



2020

Turkish Journal of
Remote Sensing and GIS

Turkish Journal of Remote Sensing and GIS

Türk Uzaktan Algılama
ve CBS Dergisi



Baş Editör / Editor in Chief

Prof. Dr. Halil AKINCI, Artvin Çoruh Üniversitesi, Artvin, Türkiye.

Yardımcı Editörler / Associate Editors

Doç. Dr. Mustafa ZEYBEK, Selçuk Üniversitesi, Konya, Türkiye.
Doç. Dr. Volkan YILMAZ, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Trabzon, Türkiye.

Yabancı Dil Editörü / Language Editor

Doç. Dr. Volkan YILMAZ, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Trabzon, Türkiye.

Sorumlu Yazı İşleri Müdürü / Managing Editor

Prof. Dr. Ayşe YAVUZ ÖZALP, Artvin Çoruh Üniversitesi, Artvin, Türkiye.

Yayın Kurulu / Publishing Board

Prof. Dr. Çetin CÖMERT, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Trabzon, Türkiye.
Prof. Dr. Dursun Zafer ŞEKER, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye.
Prof. Dr. İbrahim Öztuğ BİLDİRİCİ, Konya Teknik Üniversitesi, Konya, Türkiye.
Prof. Dr. Mustafa TÜRKER, Hacettepe Üniversitesi, Ankara, Türkiye.
Prof. Dr. Oğuz GÜNGÖR, Ankara Üniversitesi, Ankara, Türkiye.
Doç. Dr. Sedat DOĞAN, Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Samsun, Türkiye.

Editör Kurulu / Editorial Board

Prof. Dr. Ali Melih BAŞARANER, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye.
Prof. Dr. Arzu ÇÖLTEKİN, University of Applied Sciences and Arts Northwestern Switzerland.
Prof. Dr. Arzu ERENER, Kocaeli Üniversitesi, Kocaeli, Türkiye.
Prof. Dr. Bülent BAYRAM, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye.
Prof. Dr. Çetin CÖMERT, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Türkiye.
Prof. Dr. Çiğdem GÖKSEL, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye.
Prof. Dr. Derya ÖZTÜRK, Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Samsun, Türkiye.
Prof. Dr. Dursun Zafer ŞEKER, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye.
Prof. Dr. Fevzi KARSLI, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Türkiye.
Prof. Dr. Füsün Balık ŞANLI, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye.
Prof. Dr. İbrahim Öztuğ BİLDİRİCİ, Konya Teknik Üniversitesi, Konya, Türkiye.
Prof. Dr. İsmail Rakıp KARAS, Karabük Üniversitesi, Türkiye.
Prof. Dr. Mehmet ALKAN, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye.
Prof. Dr. Mehmet Devrim AKÇA, Işık Üniversitesi, İstanbul, Türkiye.
Prof. Dr. Mustafa TÜRKER, Hacettepe Üniversitesi, Ankara, Türkiye.
Prof. Dr. Nesibe Necla ULUĞTEKİN, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye.
Prof. Dr. Oğuz GÜNGÖR, Ankara Üniversitesi, Ankara, Türkiye.
Prof. Dr. Sultan KOCAMAN GÖKÇEOĞLU, Hacettepe Üniversitesi, Ankara, Türkiye.
Prof. Dr. Süleyman Savaş DURDURAN, Necmettin Erbakan Üniversitesi, Konya, Türkiye.
Prof. Dr. Tarık TÜRK, Sivas Cumhuriyet Üniversitesi, Sivas, Türkiye.
Prof. Dr. Umut Güneş SEFERCİK, Gebze Teknik Üniversitesi, Gebze, Kocaeli, Türkiye.
Doç. Dr. Ahmet Özgür DOĞRU, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye.
Doç. Dr. Caner GÜNEY, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye.
Doç. Dr. Ekrem SARALIOĞLU, Artvin Çoruh Üniversitesi, Artvin, Türkiye.
Doç. Dr. Esra TUNÇ GÖRMÜŞ, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Türkiye.
Doç. Dr. İsmail Ercüment AYAZLI, Sivas Cumhuriyet Üniversitesi, Sivas, Türkiye.
Doç. Dr. Mehmet Ali YÜCEL, Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi, Çanakkale, Türkiye.



Editör Kurulu / Editorial Board

- Doç. Dr. Krzysztof STERENCZAK, Instytut Badawczy Leśnictwa, Poland.
Doç. Dr. Nusret DEMİR, Akdeniz Üniversitesi, Antalya, Türkiye.
Doç. Dr. Özlem AKAR, Erzincan Binali Yıldırım Üniversitesi, Erzincan, Türkiye.
Doç. Dr. Saygın ABDİKAN, Hacettepe Üniversitesi, Ankara, Türkiye.
Doç. Dr. Uğur ALGANCI, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye.
Dr. Öğr. Üyesi Deniztan ULUTAŞ KARAKOL, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Türkiye.
Dr. Öğr. Üyesi Gülten KARA, Karadeniz Teknik Üniversitesi, Türkiye.
Dr. Öğr. Üyesi Hasan Tahsin BOSTANCI, Gümüşhane Üniversitesi, Gümüşhane, Türkiye.
Dr. Öğr. Üyesi Mustafa ÜSTÜNER, Artvin Çoruh Üniversitesi, Artvin, Türkiye.
Dr. Öğr. Üyesi Resul ÇÖMERT, Eskişehir Teknik Üniversitesi, Eskişehir, Türkiye.
Dr. Öğr. Üyesi Ziya USTA, Artvin Çoruh Üniversitesi, Artvin, Türkiye.
Dr. Abdulla M. AL-RAWABDEH, Yarmouk University, Irbid, Jordan.
Dr. Aikaterini KARAGIANNI, Aristotle University of Thessaloniki, Greece.
Dr. Davod POREH, University of Napoli Federico II, Napoli, Italy.
Dr. Manohar YADAV, Motilal Nehru National Institute of Technology (MNNIT) Allahabad Prayagraj, India.
Dr. Mohammed DABBOOR, Environment and Climate Change Canada.
Dr. Serkan URAL, ETH Zurich- Computational Physics, Switzerland.
Dr. Yasemin KUZU SINRAM, Hexagon Geospatial Ltd. USA.



İÇİNDEKİLER / CONTENTS

ARAŞTIRMA MAKALELERİ RESEARCH ARTICLES

- Kadastro Parsel Sınırlarının Obje Olarak Kullanılarak Arpa ve Buğday Ürünlerinin Çok Zamanlı Sentinel-2 Uydu Görüntüleri ile Belirlenmesi
Mapping Barley and Wheat Crops Using Cadastral Parcel Boundaries as Objects and Multi-Temporal Sentinel-2 Satellite Images
Oğuzhan Yaşar, Ali Levent Yağcı.....1 - 14
- Bartın'daki Sahil Çamu (Pinus pinaster Ait.) Ağaçlandırma Alanlarında Sentinel-1 ve Sentinel-2 Uydu Görüntüleri Kullanılarak Toprak Üstü Biyokütleinin Kestirilmesi
Estimation of Aboveground Biomass of Maritime Pine (Pinus pinaster Ait.) Plantations Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Satellite Images in Bartın
Eren Gürsoy Özdemir, Aziz Demiralay, Batuhan Şahin.....15 - 27
- Evrışimli Sinir Ağı ile Uzaktan Algılamada Hiperspektral Görüntülerin Sınıflandırılması
Classification of Hyperspectral Images in Remote Sensing with Convolutional Neural Network
Ali Gündüz, Zeynep Orman.....28 - 40
- FUTA'da Sürdürülebilir Su Yönetimi için Mini Baraj Yerleşiminin Optimize Edilmesi: Bir CBS-ÇKKA Yaklaşımı
Optimizing Mini Dam Placement for Sustainable Water Management in FUTA: A GIS-MCDA Approach
Herbert Tata, Lukumon Olaitan Lateef, Ifechukwu Ugochukwu Nzelibe.....41 - 53
- Kenar Koruyan Filtreler İçeren Geliştirilmiş Aktif Derin Öğrenme Çerçevesini Kullanan Hiperspektral Görüntü Sınıflandırılması
Hyperspectral Image Classification Using Improved Active Deep Learning Framework Including Edge Preserving Filters
Zainab Dheyaa AL-sammarraie, Ali Can Karaca.....54 - 68
- Google Earth Engine ile Türkiye'de Yanmış Alanların MODIS ve FireCCI51 Küresel Yanmış Alan Uydu Gözlem Verileriyle Karşılaştırmalı Değerlendirilmesi
Comparative Assessment of Burned Areas in Turkey with MODIS and FireCCI51 Global Burned Area Satellite Observation Data using Google Earth Engine
Hasan Tonbul.....69 - 82
- İzmit Körfezi Doğu Kıyısındaki Doğal ve Antropojenik Kökenli Değişimlerin DSAS Aracı İle Analizi
Analysis of Natural and Anthropogenic Changes on the Eastern Coast of the Gulf of Izmit Using DSAS Tool
Murat Uzun.....83 - 101
- İklim Değişikliğinin Türkiye Üzerindeki Etkilerinin Google Earth Engine Platformunda İncelenmesi
Examination of the Effects of Climate Change on Türkiye through the Google Earth Engine Platform
Eren Erdoğan, Volkan Yılmaz.....102 - 116
- Geometrik Cebir: Etkin Bir Modelleme ve Analiz Yaklaşımı
Geometric Algebra: An Effective Modelling and Analysis Approach
Sedat Doğan.....117 - 124
- Object Based Classification in Google Earth Engine Combining SNIC and Machine Learning Methods (Case Study: Lake Köyceğiz)
Google Earth Engine Platformunda SNIC ve Makine Öğrenimi Yöntemlerini Birleştiren Nesne Tabanlı Sınıflandırma (Örnek Olay: Köyceğiz Gölü)
Pınar Karakuş.....125 - 137

Kadastro parsel sınırlarının obje olarak kullanılarak arpa ve buğday ürünlerinin çok zamanlı Sentinel-2 uydu görüntüleri ile belirlenmesi

Mapping barley and wheat crops using cadastral parcel boundaries as objects and multi-temporal Sentinel-2 satellite images

Oğuzhan Yaşar¹, Ali Levent Yağcı^{1*}

¹Gebze Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Harita Mühendisliği Bölümü, 41400, Kocaeli/Türkiye.

ARAŞTIRMA MAKALESİ

*Sorumlu yazar:

Ali Levent Yağcı
alyagci@gtu.edu.tr

doi: 10.48123/rsgis.1309618

Yayın süreci

Geliş tarihi: 04.06.2023
Kabul tarihi: 16.10.2023
Basım tarihi: 28.03.2024

Özet

Ülkemizde buğday ve arpa sırasıyla en önemli iki tahıl ürünüdür ve her yıl arpa ve buğday eken çiftçiler T.C. Tarım ve Orman Bakanlığı tarafından çiftçi beyanları temel alınarak maddi olarak desteklenmektedir. Ancak çiftçilerin bu destekleri amacına uygun kullanıp kullanmadığının kontrolü, klasik yöntemler ile mümkün değildir. Bu nedenle, bu çalışmada Sentinel-2-tabanlı Normalize Edilmiş Bitki Fark İndeksi (NDVI) zaman serileri ve Tapu Kadastro Genel Müdürlüğü (TKGM) parsel sorgu uygulamasından indirilen parsel sınırları kullanılarak tam otomatik bir kontrol sistemi kurulması amaçlanmıştır. Elde edilen sonuçlar, tahıl üretimini yoğun olduğu Yozgat ilinin Merkez ilçesinde toplanan yersel kalan çalılık, otluk, çorak alan, toprak yol, sulama kanalı ve ağaç gibi arazi kullanımı ve örtüsü sınıfları arpa ve buğday parsellerin NDVI eğrilerine genellikle küçük etki yarattığı için sonuçların doğruluğunu etkilememiştir. Ancak, bir parselde iki farklı ürün dikildiğinde yöntem hatalı sonuçlar vermektedir.

Anahtar kelimeler: Uzaktan algılama, Python, TKGM parsel sınırları, NDVI

Abstract

Wheat and barley are the most important two grains in Türkiye. The wheat and barley farmers are annually funded through agricultural support programs by the Ministry of Agriculture and Forestry based on their declaration. However, control of these farmers' declarations is not possible with classical methods. Therefore, this study aimed to establish a fully automated control system using the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) images acquired by Sentinel-2 satellites and official parcel boundaries distributed via the Parcel Inquiry Application by the General Directorate of Land Registry and Cadastre. The results were compared to the ground validation data collected in the Central District of Yozgat Province. The results indicated that although NDVI curves of wheat and barley fields were somewhat changed due to the land use and land cover classes such as scrubs and shrubs, barren areas, unpaved roads, irrigation canals and trees within the parcel boundaries, it didn't impact the accuracy of classification results. However, the method produced inaccurate results when wheat and barley were planted together with other crop types in the same field.

Keywords: Remote sensing, Python, TKGM parcel boundaries, NDVI

1. Giriş

Tarım sektörü, artan dünya nüfusunun gıda talebini karşılamak için tarımsal üretimi sürekli arttırmak zorundadır. Bundan dolayı ülkeler kendi içlerindeki tarımsal üretimi canlandırmak için çiftçilere düzenli olarak finansal destekler vermektedir. Böylece tarım alanındaki finansal desteklerin amacına uygun kullanıldığının kontrolü önem kazanmaktadır.

Son yıllarda birçok tarımsal uygulamalarda uzaktan algılama teknolojisi sıklıkla kullanılmaya başlanmıştır. Uzaktan algılama teknolojisinin tarım alanında kullanılmasıyla iş gücü, maliyet ve zaman tasarrufu sağlanarak tarımsal alanların daha etkin biçimde yönetilmesi mümkün olabilmektedir.

Ülkemizde daha önce uydu görüntüleri kullanılarak tarım ürün desenlerinin belirlenmesi, ürün rekolte tahmini ve ürünlerin büyüme evrelerinin takip edilmesi gibi tarım üzerine birçok çalışma yapılmıştır (Weiss vd., 2020). Tarım ürün desenlerinin belirlenmesi üzerine yapılan bir çalışmada IKONOS uydu görüntülerinin kullanılmasıyla Bursa ilinin Karacabey ilçesinde bulunan bir alandaki pirinç, biber, şeker pancarı, buğday ve mısır ürünleri çoklu-çözünürlük segmentasyon yöntemiyle sınıflandırılmıştır (Tavus vd., 2019). Farklı bir çalışmada ise Kahramanmaraş ili Kartalkaya Sol Sahil Sulama Birliği sahasını kapsayan Landsat-8, Spot-5 ve Spot-6 uydu görüntülerinin kullanılmasıyla alandaki mısır, mera, sarımsak, ayçiçeği ve hububat ürünleri kontrollü ve kontrolsüz olarak sınıflandırılmıştır (İspir & Aybek, 2022). Kırklareli ilinde yapılan bir diğer çalışmada ise ayçiçeği ekili alanları kapsayan Sentinel-2A uydu görüntülerinden üretilen Normalize Edilmiş Fark Bitki Örtüsü (NDVI) indeksinin kullanımıyla zaman serileri oluşturulmuş, sonrasında parsel bazında nesne tabanlı sınıflandırma yöntemiyle erken ve geç ekim olarak iki sınıfa ayrılan ayçiçeği ürünleri sınıflandırılmıştır (Karabulut vd., 2021). Büyüme evrelerin incelenmesi ve ürün rekolte tahmini üzerine yapılan bir çalışmada ise Şanlıurfa'da bulunan Tarım İşletmeleri Genel Müdürlüğü'ne (TİGEM) ait alanda buğday ekili parseller için tahmini rekolte hesabı Landsat-8 uydu görüntülerinden üretilen vejetasyon indeksleri kullanılarak hesaplanmış ve buğday ekilen parsellerin fenolojik evreleri incelenmiştir (Kaya & Polat, 2021). Ürün rekolte tahmini üzerine yapılan farklı bir çalışmada ise Malatya ili Battalgazi ve Yeşilyurt ilçelerinde bulunan kayısı bahçelerinin Sentinel-2 uydu görüntülerinden üretilen NDVI indeksinin kullanılmasıyla 2018 ve 2019 yıllarına ait rekolte tahmini yapılmış, mayıs ayındaki NDVI değerlerinin kayısı ürünü için rekolte tahmininde kullanılabileceği tespit edilmiştir (Şentürk, 2020).

Dünya genelinde tarımsal üretimin önemli bir kısmını tahıl üretimi içermektedir. Amerika Birleşik Devletleri Tarım Bakanlığı (USDA) verilerine göre 2020/2021 üretim döneminde dünya genelindeki tahıl üretimi 2,7 milyar ton olmuştur (United States Department of Agriculture, 2021). Ton cinsinden en çok üretilen 1. tahıl 775 milyon ile buğday ve en çok üretilen 4. tahıl ise 159 milyon ile arpa olmuştur. Bu iki ürünün toplam tahıl üretimindeki payı %34 olmuştur. Türkiye'de ise 2020/2021 üretim dönemi dikkate alındığında, 20,5 milyon ton buğday ve 8,3 milyon ton arpa üretilmiştir. Bu iki ürünün toplam tahıl üretimindeki payı %73 olmuştur ve en çok üretilen tahıllar arasında ilk iki sırada yer almıştır (Türkiye İstatistik Kurumu, 2021a). Aynı dönemde, Türkiye'de en fazla buğday üretimi sırasıyla Konya, Şanlıurfa ve Tekirdağ'da, arpa üretimi de sırasıyla Konya, Ankara ve Afyonkarahisar illerinde gerçekleşmiştir (Eğilmez, 2022; Polat, 2022).

T.C. Tarım ve Orman Bakanlığı, Türkiye'de çiftçilere sertifikalı tohum desteği, gübre desteği, mazot desteği ve fark ödeme desteği gibi başlıklarla tarımsal destek ödemeleri yapmaktadır (Eğilmez, 2022; Polat, 2022). Tarımsal destekler, tarım sektörünün sürdürülebilirliğini ve kalkınmasını amaçlarken, üretimde verimliliğinin artırılması ve çiftçilerin üretim maliyetlerini düşürmeyi de hedeflemektedir. Destek ödemeleri, çiftçi ürün beyanları temel alınarak çiftçilere yapılmaktadır. 2021 yılı için arpa ve buğday bitkilerinin sertifikalı tohum desteği dekar başına 16 TL, gübre desteği dekar başına 20 TL, mazot desteği dekar başına 22 TL ve fark ödeme desteği kilogram başına 10 TL olmuştur (Eğilmez, 2022; Polat, 2022). Beyan edilen ürün için verilen maddi desteklerin kontrolü çiftçi sayısının fazlalığı, personel eksikliği ve ekim alanların çok büyük bir alana yayılması nedeniyle mümkün değildir.

Ancak, uzaktan algılama uyduları ile toplanan görüntüler kullanılarak tarımsal desteklerin kontrolü daha az iş gücü ve zaman harcanarak sağlanabilir. Örneğin, literatürde Çiftçi Kayıt Sistemi'ne (ÇKS) beyan edilen ürünlerin uydu görüntüleriyle incelenmesi üzerine çeşitli çalışmalar yapılmıştır. IKONOS uydu görüntüleri ile Trabzon ili Akçaabat ilçesi Işıklar Beldesi ve Trabzon ili Merkez ilçesi Bengisu Köyü'nde yapılan bir çalışmada ÇKS sisteminin tutarlılığı incelenmiş ve bazı beyan edilen parsellerin tarımsal amaç dışında kullanıldığı, bazı parsellerde ise tarım ürünü yetiştirilmesine rağmen ÇKS sisteminde kaydedilmediği tespit edilmiştir (İnan & Yomralıoğlu, 2006). Farklı bir çalışmada Denizli ilinde bulunan Çivril-Baklan Ovası'ndaki ÇKS beyanlı parsellerde bulunan her tarım ürünü için Sentinel-2 uydu görüntülerinden üretilen NDVI değerlerinin kullanılmasıyla zaman serileri oluşturulmuş ve uyumsuzluk olduğu belirlenen 16021 adet ÇKS parseli çalışma öncesinde referans verisinden çıkarılmış, sonrasında sınıflandırma işlemi yapılmıştır (Şimşek & Durduran, 2023). Mardin ili Kızıltepe ilçesinde yapılan farklı bir çalışmada ise 2018 yılına ait Sentinel-2 uydu görüntüleri ve ÇKS parsellerinin kullanılmasıyla ürün deseni belirlenmiş, çalışma sonucunda beyan edilen ürünlerin kontrolünün uydu görüntülerinin kullanımı ile mümkün olabileceği ortaya konmuştur (Altun & Türker, 2021). Şanlıurfa ili Harran ilçesinde yapılan başka bir çalışmada ise ÇKS'ye kayıtlı mısır ve pamuk parselleri için yapılan tarımsal destek ödemelerinin kontrolü Landsat TM uydu görüntüleri ile gerçekleştirilmiştir (Aydoğdu vd., 2011).

Ülkemizde tarımsal destek alan çiftçilerin beyanlarının tamamıyla sahada kontrolü geleneksel yöntemlerle mümkün olmaması nedeniyle bahsedilen bu çalışmada uydu görüntüleri ve görüntü işleme teknikleri kullanılarak yanlış ya da eksik beyanda bulunan ÇKS parsellerinin tespit edilebileceği ortaya konmuştur. Çiftçi beyanlarının kontrolünün uydu görüntüleri ile gerçekleştirilebilmesi için çiftçilerin ekim yaptığı alanların sınırları bilinmelidir. Bu sınırlar ÇKS verilerinde bulunmasına rağmen bu veriye erişim mümkün değildir. Ayrıca ÇKS parselleri eksik bilgi ve veri uyumsuzluğu içermesi nedeniyle manuel düzenlemeler yapıldıktan sonra çalışmada kullanılabilmektedir (Altun & Türker, 2021; Şimşek & Durduran, 2023).

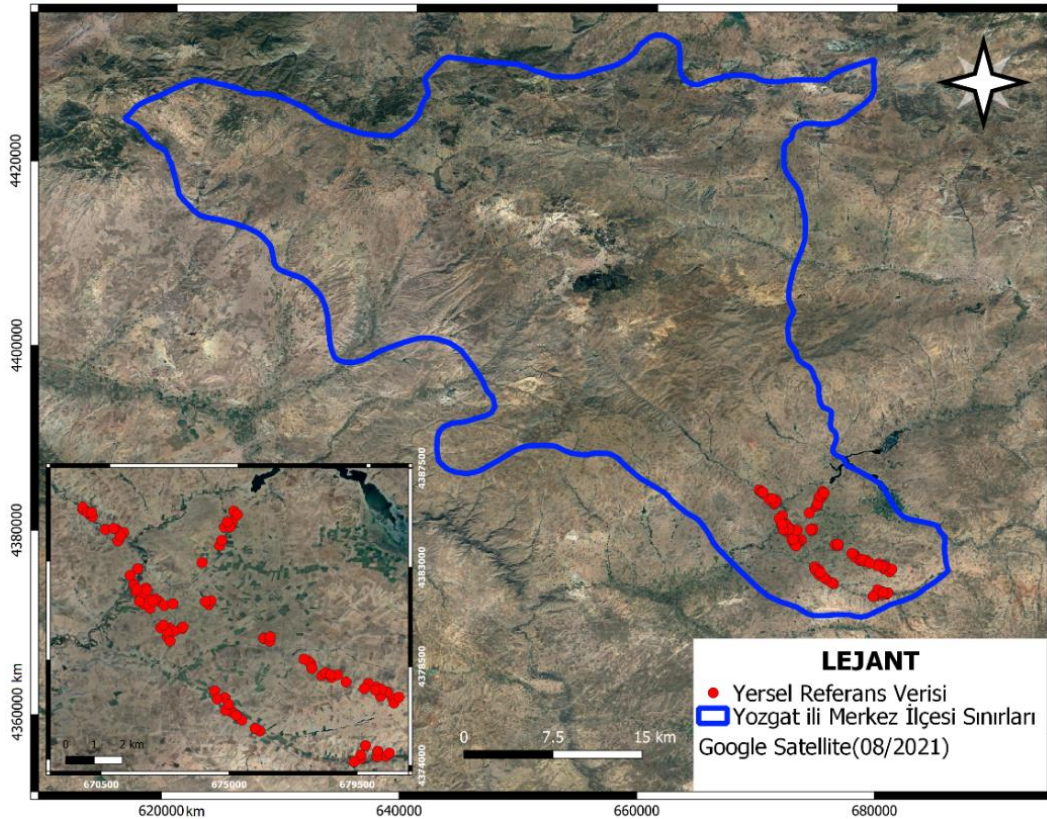
Çiftçi sayısının fazla olması ve geniş tarım alanlarının bulunması nedeniyle arazi çalışmaları yapılarak alan sınırlarının tespit edilebilmesi zamansal olarak mümkün değildir. Segmentasyon yöntemlerinin kullanılmasıyla tarım alanı sınırlarının yüksek çözünürlüklü uydu görüntüleriyle çıkarımı (Li, 2022) mümkündür fakat bu görüntüler ücretli temin edildiğinden dolayı geniş alanlarda yapılacak çalışmalar için sürdürülebilir değildir. Ücretsiz servis edilen Sentinel-2 uydu görüntülerinin mekânsal çözünürlüğünün düşük olması nedeniyle obje tabanlı segmentasyon sonucunda üretilen parsel sınırlarının bazı alanlarda yetersiz olduğu görülmüştür (Zhang vd., 2021). Yukarıda bahsedilen yöntemlerin yetersiz olmasından dolayı erişime açık ve ücretsiz olan kadastro parsel sınırlarının çiftçi beyan kontrolü için kullanılması maliyet, zaman ve doğruluk açısından daha avantajlı olabileceği düşünülmektedir.

Bu çalışmada, Sentinel-2 uydu görüntüleri kullanılarak çiftçilerin arpa ve buğday ürünleri için beyanlarını tam otomatik olarak kontrol eden bir yöntem geliştirilmesi amaçlanmıştır. Ayrıca, bu yöntemde kadastro parsel sınırlarının obje olarak kullanılabilirliği test edilmiştir. Çalışma kapsamında elde edilen sonuçlar, Yozgat ilinin Merkez ilçesinde, özel bir firma tarafından saha çalışmaları sonucunda toplanmış arpa ve buğday ürünlerini içeren yersel veriler ile doğrulanmıştır. Özetle, çiftçi beyanlarının kontrolünün tam otomatik olarak nasıl gerçekleştirilebileceği ortaya konmuştur.

2. Çalışma alanı, Materyal ve Yöntem

2.1 Çalışma Alanı

Çalışma alanı Yozgat ili Merkez ilçesine bağlı Battal, Bayatören, Osmanpaşa, Özlüce, Sarınınören ve Yudan köylerinde yer alan arpa ve buğday ekili bazı tarım alanlarını kapsamaktadır (Şekil 1). Merkez ilçesinde ton cinsinden en çok yetiştirilen ilk iki tahıl ürünü arpa ve buğdaydır (Türkiye İstatistik Kurumu, 2021b). Köppen – Geiger iklim sınıflandırmasına göre Merkez ilçesinde arpa ve buğday parsellerinin bulunduğu köyler “Bsk” tipi iklime sahiptir (Beck vd., 2018). Kurak iklim alt tipi olan Bsk iklim tipi, yıllık ortalama sıcaklığın 18°C’den küçük olduğu bölgelerde hâkim olan yarı kurak step bir iklimidir. Bu iklim türünde yazları sıcak ve kurak, kışları soğuk ve kar yağışlı geçmektedir.

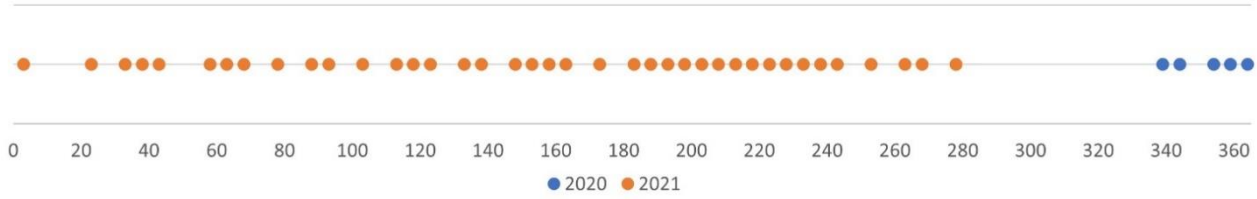


Şekil 1. Çalışma alanı (Merkez, Yozgat, Türkiye)

2.2 Materyal

2.2.1 Uydu görüntüleri

Sentinel-2 uydu misyonu, 5 günde bir yeryüzü gözlemi toplayan iki uydudan oluşmaktadır. Avrupa Uzay Ajansı (ESA) tarafından yürütülen bu program kapsamında toplanan veriler, Copernicus servisi aracılığıyla ücretsiz olarak kullanıcılara sunulmaktadır. Bu çalışmada, çalışma alanını kapsayan T36SXJ çerçeve numaralı Level-2 Sentinel-2 uydu görüntüleri temin edilmiştir. Görüntü tarihleri, arpa ve buğday bitkilerinin ekim ile hasat tarihleri göz önüne alınarak belirlenmiştir. Yozgat ilinde arpa ve buğday ekimi ekim-kasım aylarında tamamlanırken, ürünlerin hasat edilmesi ise temmuz ayının ikinci haftasına kadar sürmektedir (Yozgat İl Tarım ve Orman Müdürlüğü, 2021). Bu nedenle 4 Aralık 2020 – 5 Ekim 2021 tarihleri arasında, bulutluluk oranı %'90'dan az olan 47 adet görüntü Copernicus Open Access Hub aracılığıyla temin edilmiştir. Görüntülerin tarihsel dağılımı Şekil 2'de verilmiştir.



Şekil 2. Çalışma için temin edilen günlerin dağılımı (sayılar yılın gününü ifade etmektedir)

2.2.2 Yersel referans verileri

Çalışma kapsamında kullanılan yersel referans veriler, saha çalışmaları ile veri toplayan özel bir firmadan temin edilmiştir. 2021 yılı mayıs ayının son haftası ile haziran ayının ilk haftası arasında saha çalışmalarında gözlem yapılan parsellerin içine nokta atılarak bilgi toplanmıştır. Her nokta, enlem ve boylam bilgisini, parselin bulunduğu il, ilçe ve mahalle bilgisini, gözlem tarihini ve parsel ekilen ürün bilgisini içermektedir. Ayrıca her nokta verisi kendine özgü bir numara ile veri setinde temsil edilmektedir. Yersel veri setinin içinde toplamda 98 tane nokta verisi bulunmaktadır. Ancak, 5 tane parsel için iki kere nokta atıldığı tespit edilmiştir ve bu noktaların bir tanesi silinmiştir. Bundan dolayı, bu çalışmada 39 adet arpa ve 54 adet buğday olmak üzere toplamda 93 adet nokta verisi kullanılmıştır.

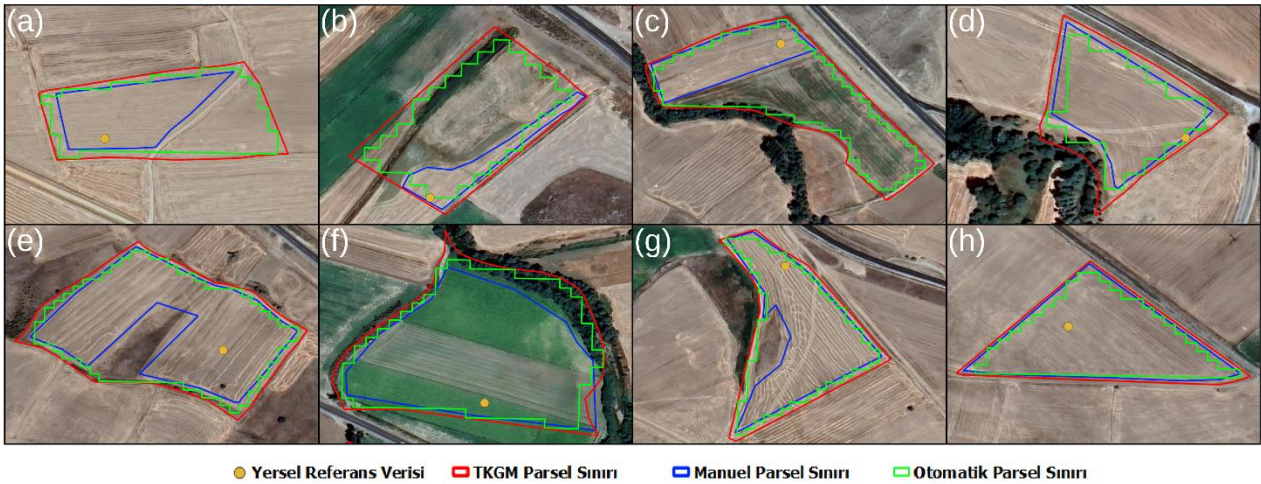
2.2.3 Parsel sınırları

Yersel referans verileri nokta formatında toplandığından dolayı analiz yapılabilmesi için parsellerin sınırlarına ihtiyaç duyulmaktadır. Uydu görüntüsü kullanılarak bu parsel sınırlarının bir operatör tarafından elle çizilmesi çok zaman alıcı ve sürdürülebilir bir yöntem değildir. Ayrıca, bu yöntemde operatörün parsel sınırlarını hatalı belirleme riski de bulunmaktadır. Ancak, yersel referans verilerinin coğrafi koordinatları kullanılarak kesiştiği parselin sınırları Tapu Kadastro Genel Müdürlüğü (TKGM) parsel sorgu uygulaması ile temin edilmesi mümkündür. Bu yöntem ile çok kısa bir zamanda tüm parsellerin sınırları TKGM parsel sorgu sitesinden (<https://parselsorgu.tkgm.gov.tr/>) otomatik olarak indirilebilir. Bu çalışma kapsamında, yersel referans verilerinin coğrafi koordinatları kullanılarak yapılan parsel sorgu işlemleri sonucunda toplam 93 adet kadastro parseli poligon formatında vektör verisi olarak indirilmiştir.

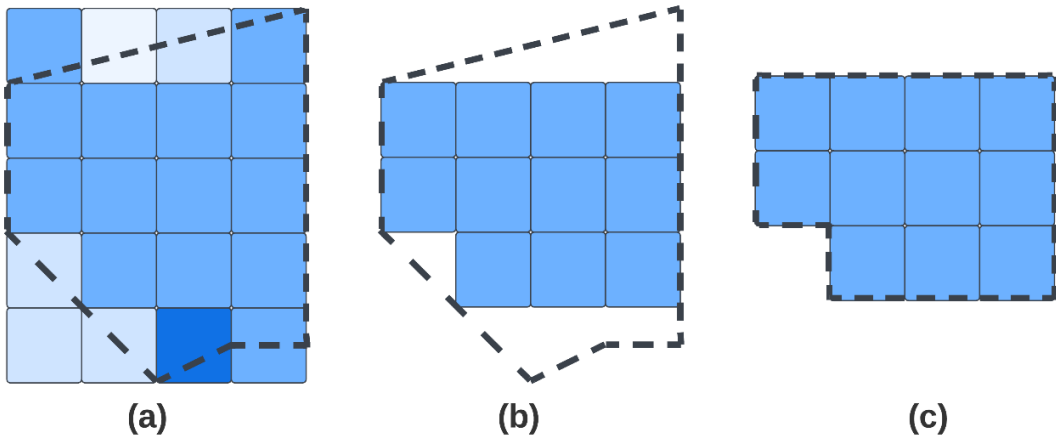
Parsel sınırları, mülkiyet sınırlarını temsil eden poligon formatında olan vektör verilerdir. Parsel sınırları içerisindeki alanlar, tarım dışında farklı amaçlar için kullanılabilir. Örneğin, tarım amacıyla kullanılan parselin sınırları içinde traktör yolu, su kanalı, kulübe gibi yapılar olabilmektedir. Ayrıca, Türkiye'de çiftçiler tüm parseli yayılacak şekilde ekim yapmayabilirler ya da parseli parçalara ayırarak birden fazla ürün ekimi yapabilirler (Yaşar & Yağcı, 2023). Ek olarak, parsel sınırlarının daha belirgin olması amacıyla Türkiye'de parseller arasında ağaç ve çalılık dikimi veya duvar ve çit örülmesi yaygın bir uygulamadır. Bu nedenlerden dolayı parsel sorgudan indirilen parsel sınırları tarım ürünü dışındaki ağaç, çalılık, yol, bina, duvar, çit ve su kanalı gibi farklı arazi kullanımı ve arazi örtüsü sınıflarının sinyallerini içerebileceği için yapılan analizlerin sonuçlarını etkilememesi adına sınırların düzenlenmesi gerekebilmektedir. TKGM parsel sorgu uygulamasından indirilen kadastro parselleri Sentinel-2 NDVI ve Google Earth uydu görüntüleri yardımıyla görsel olarak incelendiğinde yukarıda bahsedilen durumlar tespit edilmiştir. Örneğin, Şekil 3a'da bulunan 11 numaralı parselin tam ortasından yol geçtiği ve parseli ikiye ayırdığı, Şekil 3b'de bulunan 63 numaralı parselin içinde ekili olmayan büyük bir çorak alan olduğu, Şekil 3c'de bulunan 101 numaralı parsel bölünerek iki parçaya ayrıldığı ve her parçada farklı ürünler yetiştirildiği görülmektedir. Ayrıca, bu parselin güney sınırlarında ağaçlar da bulunmaktadır.

Benzer şekilde, Şekil 3d’de bulunan 105 numaralı parcel sınırları içinde ağaçlar olduğu, Şekil 3e’de bulunan 109 numaralı parcelin orta kısmında ekim yapılmayan çukur bir bölgenin olduğu, Şekil 3f’de bulunan 119 numaralı parcel sınırları içinde hem su kanalı hem de ağaçlar bulunduğu, Şekil 3g’de bulunan 133 numaralı parcelin bir kısmında ekim yapılmayan çorak bir bölgenin olduğu ve Şekil 3h’de bulunan 156 numaralı parcel sınırından toprak yol geçtiği görülmektedir.

Parcel içindeki tarım dışı alanların modele ve NDVI zaman serilerine etkisini araştırmak amacıyla kadastro parcel sınırları ile ilk aşamada tarım dışı alanlar dışarıda kalacak şekilde elle düzenlenmiştir. Elle düzenlenmiş parcel sınırları, NDVI ve Google Earth uydu görüntüleri yardımıyla çizilmiştir. İkinci aşamada, parcel sınırı ile çakışan Sentinel-2 10 m çözünürlüğündeki pikselleri %100 olarak içermeyen kısımların çıkarıldıktan sonra oluşan alanın sınırları, parcel sınırı olarak alınmıştır (Şekil 4). Çalışma kapsamında, bu sınırlar otomatik düzenlenmiş parcel sınırları olarak isimlendirilmiştir ve Python dilinde geliştirilen bir program ile kullanıcının herhangi bir elle müdahalesi olmadan oluşturulabilmektedir. Bu program, TKGM Parcel Sorgu sitesinden indirilen parcel sınırları ve herhangi bir tarihli Sentinel-2 uydu görüntüsü kullanarak yeni bir sınır verisi oluşturmaktadır (Şekil 4). Programda öncelikle parcel sınırlarıyla örtüşen pikseller görüntüden kesilmektedir. Sonrasında bu piksellerin alanları tek tek hesaplanmaktadır. Eğer piksel alansal olarak tamamiyle parcel sınırları içinde bulunmuyorsa görüntüden çıkarılmaktadır. Son aşamada ise, parcel sınırlarıyla örtüşen ve alansal olarak tamamiyle parcel sınırları içerisinde bulunan bu pikseller kullanılarak parcel sınırı tekrardan çizilmektedir. Bu yöntemin aşamalarının örnek gösterimi Şekil 4’te verilmiştir. İlk olarak, parcel sınırıyla örtüşen tüm pikseller kesilmektedir (Şekil 4a). İkinci olarak, alansal olarak tamamiyle parcel sınırları içerisinde yer almayan pikseller çıkarılmaktadır (Şekil 4b). En son aşamada, geriye kalan piksellerden parcel sınırı oluşturulmaktadır (Şekil 4c). Burada, parcelin sınır bölgesinde bulunan karışık piksellerin NDVI zaman serilerine olan etkisini azaltmak amaçlanmıştır. Özetle, bu çalışmada TKGM’den indirilen parcel sınırları (TKGM), elle çizilen parcel sınırları (manuel) ve otomatik olarak yeniden düzenlenen TKGM parcel sınırları (otomatik) olmak üzere 3 çeşit parcel sınırı kullanılmıştır.



Şekil 3. Çalışmada kullanılan veri setlerinin Google Earth uydu görüntüsü üzerinde gösterimi



Şekil 4. Tarla parcel sınırlarından otomatik olarak yeni parcel sınırı oluşturma aşamaları

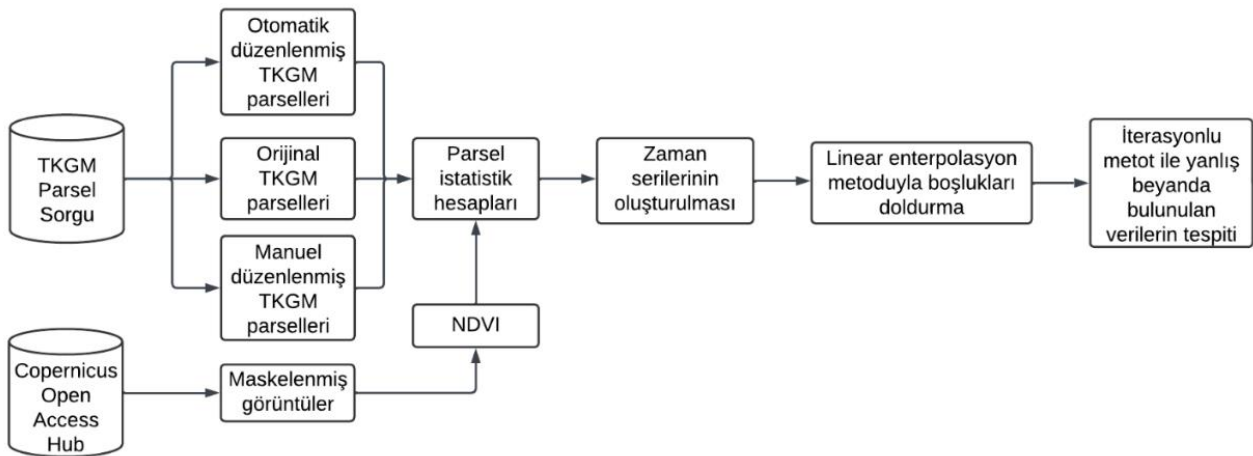
2.3 Yöntem

Bu çalışmada zamansal çözünürlüğü arttırmak adına %90'dan az bulutlu tüm Sentinel-2 uydu görüntüleri kullanılmıştır. Bundan dolayı, görüntülerindeki bulutlu kısımların analizi etkilememesi için hesaplamalardan çıkarılması gerekmektedir. Çalışma kapsamında NDVI bitki indeksi kullanılacağı için kırmızı (4.) ve yakın kızılötesi (8.) bantlardan sınıflandırma katmanı kullanılarak bitki örtüsü ve çıplak arazi dışındaki tüm pikseller maskelenmiştir. Böylelikle bulutlu, bulut gölgeli ve kar veya buz olarak işaretlenmiş pikseller analizden çıkarılmıştır. Daha sonra maskelenmiş 4. ve 8. bantlar kullanılarak her görüntü için NDVI verisi üretilmiştir.

Çalışmanın ikinci aşamasında TKGM, manuel ve otomatik düzenlenmiş parsel sınırları kullanılarak 47 adet NDVI görüntüsünden her parsel için NDVI zaman serileri oluşturulmuştur. Ancak hem bulut maskeleymesi hem de çalışma zamanı (4 Aralık 2020 – 5 Ekim 2021) içinde bulutluluk oranı %90'dan fazla olan uydu görüntüleri kullanılmadığı için zaman serilerinde boşluklar bulunmaktadır. Bundan dolayı, parsel zaman serileri her 5 günde bir NDVI değeri olacak şekilde lineer enterpolasyon yöntemiyle doldurulmuştur.

Çalışmanın son aşamasında ise hatalı etiketlenen arpa ve buğday parselleri, NDVI zaman serilerinin iteratif olarak karşılaştırılması ile bulunmuştur. İterasyonlu metot, parselin NDVI zaman serisi ile ortalama ürün NDVI zaman serisi arasındaki Pearson korelasyon katsayısı (r) ve ortalama en yakın mesafe (d) hesabına dayanmaktadır (Yaşar & Yağcı, 2023). Bu metotta, iterasyonun ne zaman biteceğini belirlemek için r ve d için eşik değerler kullanılmaktadır. Her iterasyonda, ilgili ürünün ortalama NDVI eğrisine göre en küçük r değerini alan parsel veri setinden çıkarılmaktadır. Benzer şekilde, ilgili ürünün ortalama NDVI eğrisine göre en büyük d değeri alan parsel veri setinden çıkarılmaktadır. Örneğin, ilk aşamada, arpa parsellerinden ortalama arpa NDVI eğrisi oluşturulmaktadır. İlk iterasyonda her arpa parselinin NDVI eğrisi ile ortalama NDVI eğrisi arasındaki r değeri hesaplanır ve en düşük r değerine sahip olan parsel veri setinden çıkarılmaktadır. İkinci iterasyona geçmeden, geriye kalan arpa parsellerinden tekrar ortalama NDVI eğrisi oluşturulmaktadır. İkinci iterasyonda, her parsel ile ortalama NDVI eğrisi arasındaki r değerleri tekrar hesaplanmaktadır ve en düşük r değerini alan parsel veri setinden çıkarılmaktadır. Eğer eşik değerinin altında r değeri kalmayınca iterasyon r değeri için bitirilmektedir. Daha sonra, benzer şekilde d değeri için de iterasyon yapılmaktadır. Bu iterasyonda, ortalama arpa NDVI eğrisine göre en büyük d değeri alan parseller çıkarılmaktadır. Her iki iterasyonda veri setinden atılmayan parseller gerçek arpa parselleri olarak değerlendirilmektedir. Aynı iki iterasyon, buğday parselleri içinde yapılmaktadır. Bu eşik değerler, r ve d için sırasıyla 0,60 ve 0,02 olarak belirlenmiştir (Yaşar & Yağcı, 2023).

Uydu görüntülerinin temin edilme aşaması dışındaki tüm aşamalar, Python programa dili üzerinde yazılan programlar ve ücretsiz kütüphaneler ile gerçekleştirilmiştir. Görüntülerin maskelenmesi ve NDVI bantlarının üretilmesi aşamalarında Numpy (Harris vd., 2020) ve Rasterio (Gillies, 2013) kütüphaneleri kullanılmıştır. Toplamda 47 dakikada (47 görüntü x 1 dakika) tüm görüntüler için maskeleyme ve NDVI hesabı işlemi tamamlanmıştır. Şekil 4'te verilen yöntem ile otomatik düzenlenmiş kadastral parsel sınırlarının üretilmesi aşaması, Rasterio, Shapely (Gillies vd., 2022), Geopandas (Jordahl vd., 2022) ve Numpy kütüphaneleri kullanılarak yazılan program ile tamamlanmıştır. NDVI bantları kullanılarak parsel ortalama değerlerinin çıkarılma işlemi Rasterstats (Perry, 2015) kütüphanesinde, zaman serilerinin oluşturulması ve enterpolasyon metoduyla doldurulması ise Pandas (The Pandas Development Team, 2023) kütüphanesinde yapılmıştır. İterasyonlu metot ile r ve d değerlerinin hesaplanması ve eşik değerler kullanılarak parsellerin elenmesi, Numpy, Pandas ve SciPy (Virtanen vd., 2021) kütüphaneleri kullanılarak yapılmıştır. Çalışmanın iş akışı Şekil 5'de verilmiştir.



Şekil 5. Çalışmanın iş akışı

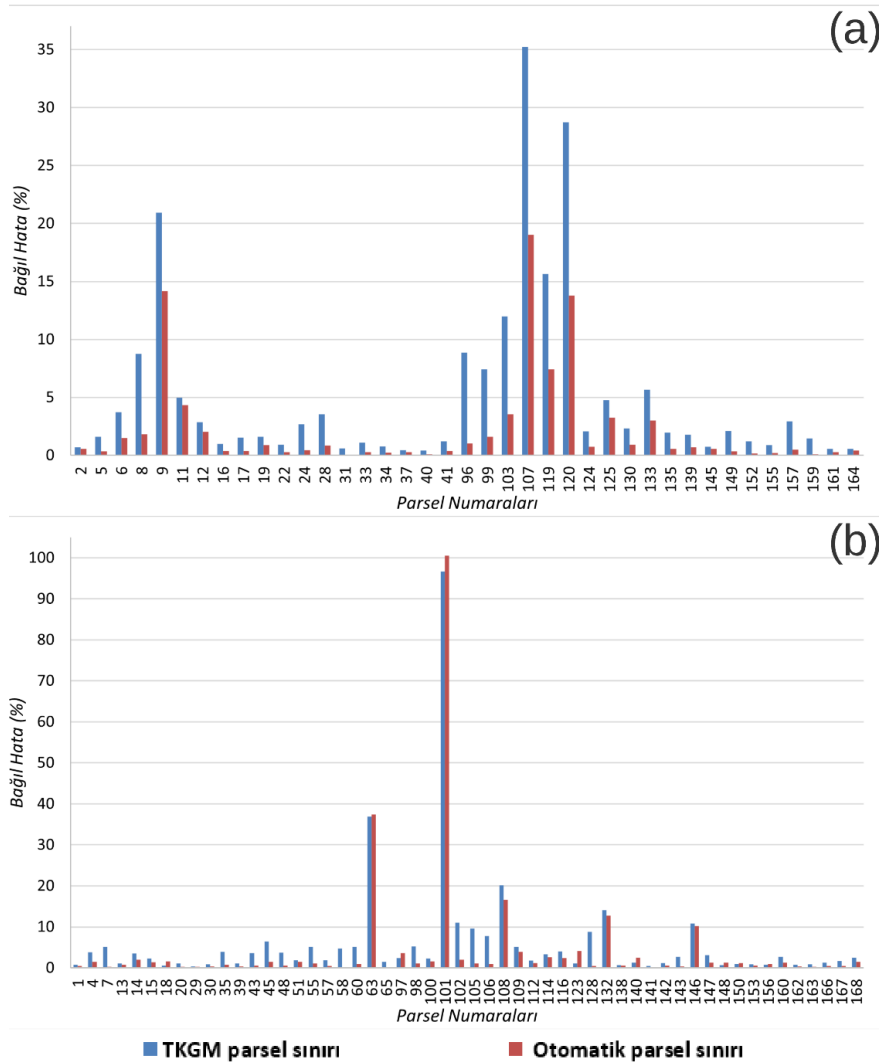
3. Bulgular

Çalışma kapsamında elde edilen bulgular iki başlık altında anlatılmıştır. İlk bölümde, elle çizilen parcel sınırlarından oluşturulan NDVI zaman serileri diğer iki parcel sınırlarından elde edilen NDVI zaman serileri ile karşılaştırılmıştır. İkinci bölümde, yöntem ile 3 farklı NDVI zaman serilerinden elde edilen sonuçlar ortaya koyulmuş ve parcel sınırlarının yöntemin doğruluğuna etkisi araştırılmıştır.

3.1 NDVI zaman serilerindeki değişim

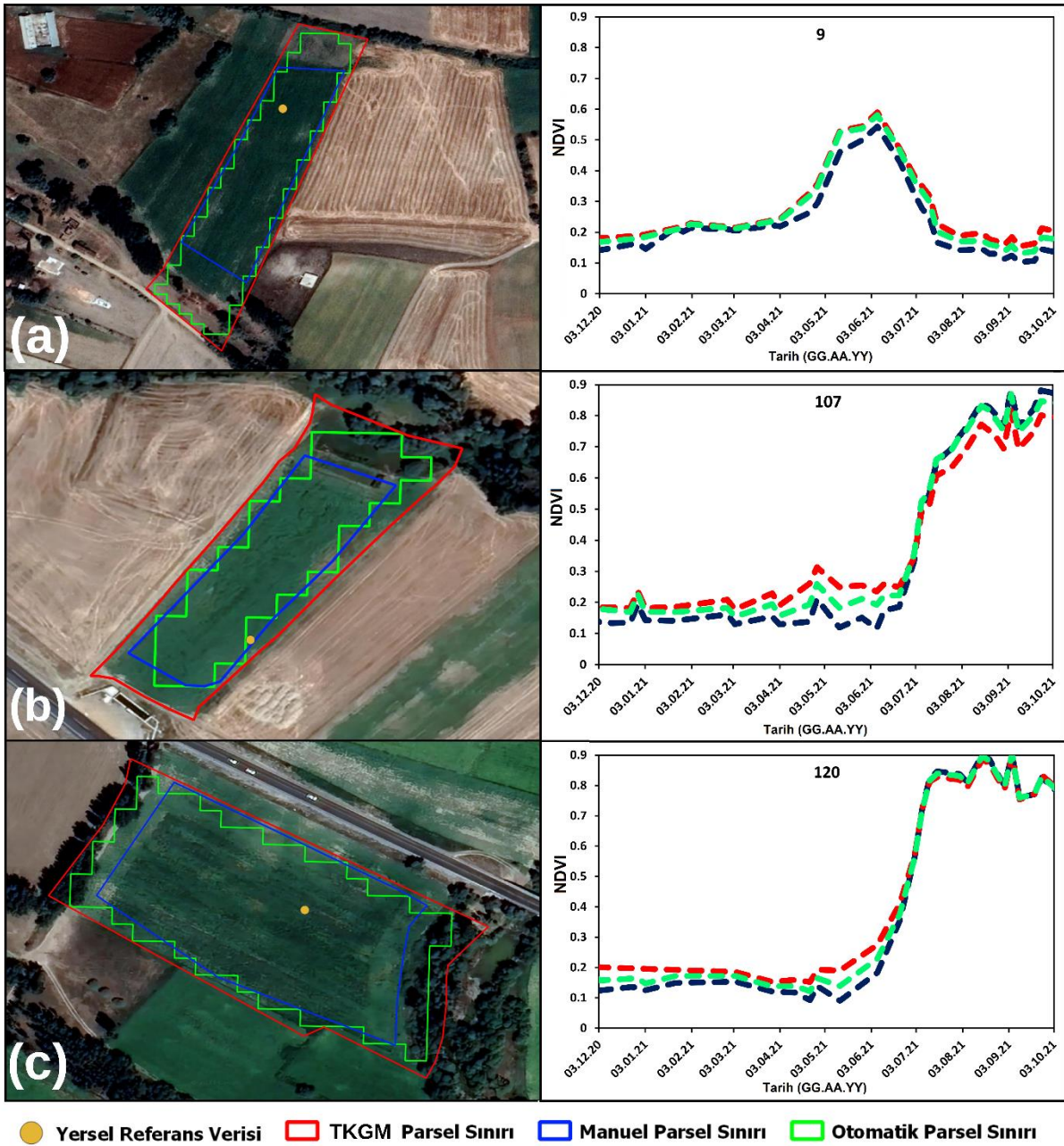
Çalışma kapsamında 39'u arpa ve 54'ü buğday ekili olduğu belirtilen toplam 93 adet parcel için TKGM, manuel ve otomatik parcel sınırları kullanılarak 3 adet NDVI zaman serileri oluşturulmuştur. Daha sonra, TKGM ve otomatik parcel sınırlarından elde edilen NDVI zaman serileri, manuel parcel sınırlarından elde edilen NDVI zaman serileri ile karşılaştırılmıştır ve her parcel için bağıl hata hesabı denklem (1) kullanılarak hesaplanmıştır. Denklemde gerçek değer, manuel parcel sınırlarına göre elde edilen NDVI zaman serileri olurken, gözlenen değer ise otomatik veya TKGM parcel sınırlarına göre elde edilen NDVI zaman serileri olmuştur. Manuel parcel sınırlarının gerçek değer seçilmesinin nedeni, sınırların elle ve hassas biçimde tekrardan çizilerek oluşturulmasından dolayıdır. Her arpa ve buğday parseli için elde edilen bağıl hatalar sırasıyla Şekil 6a ve Şekil 6b'de verilmiştir.

$$\text{Bağıl Hata} = \left| \frac{\text{NDVI}_{\text{TKGM/OTOMATİK}} - \text{NDVI}_{\text{MANUEL}}}{\text{NDVI}_{\text{MANUEL}}} \right| \times 100 \quad (1)$$



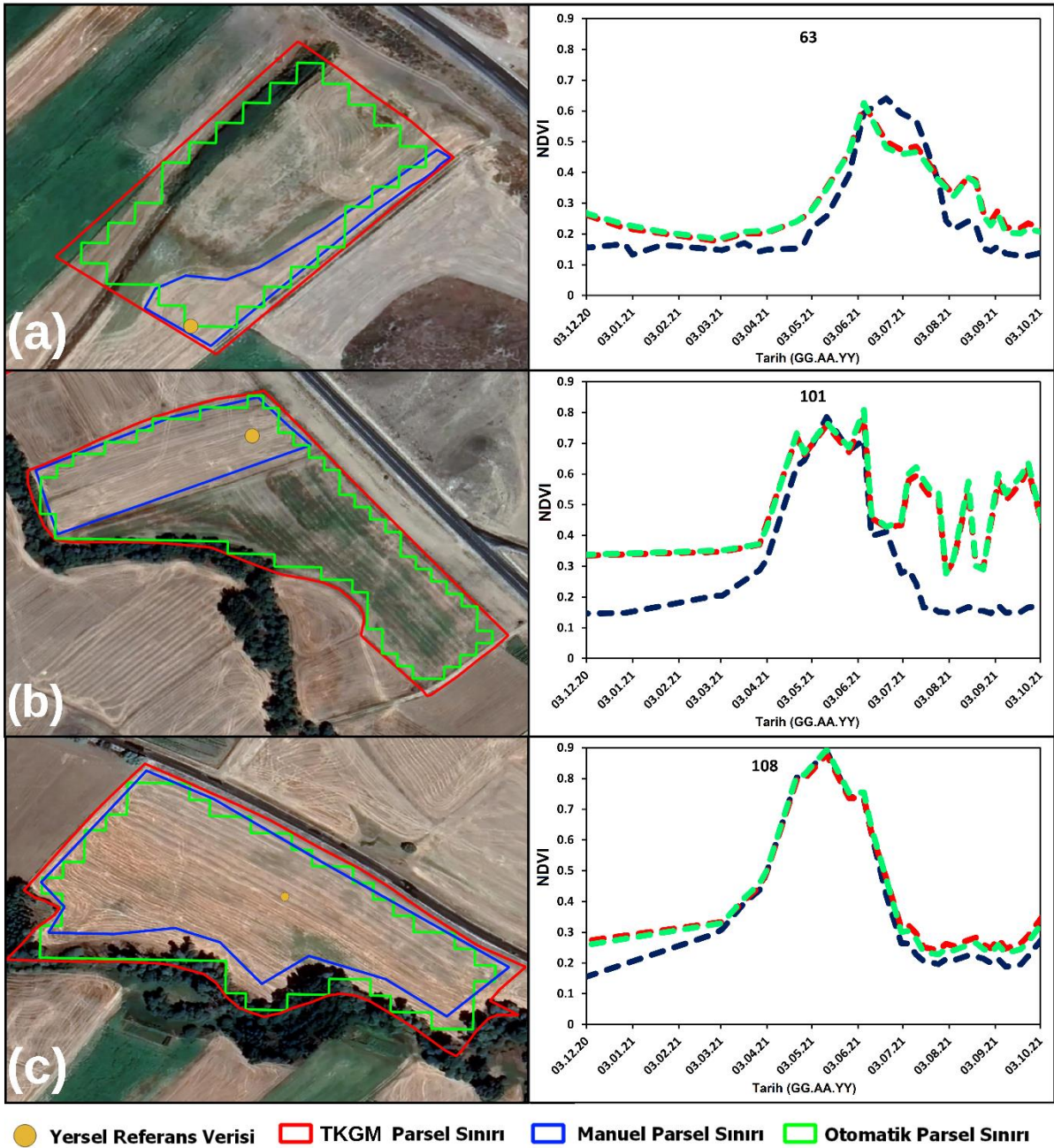
Şekil 6. Referans veride arpa (a) ve buğday (b) olarak etiketlenen parsellerde elde edilen bağıl hatalar

Şekil 6a’da arpa ekildiği belirtilen parsellerin zaman serileri incelendiğinde, 9, 107 ve 120 numaralı parsellerin diğer arpa parsellerine göre daha yüksek bağıl hataya sahip olduğu görülmüştür. Bu parsellerin bağıl hataları incelendiğinde, TKGM parcel sınırlarına göre sırasıyla %20, %35 ve %28, otomatik parcel sınırlarına göre sırasıyla %14, %19 ve %13 olmuştur. Geriye kalan 36 parseldeki değişim oranı %15’i aşmamıştır. Çoğunluk olarak arpa parselleri arasında çok küçük farklar mevcuttur. Parseller ayrıntılı olarak incelendiğinde, 9 numaralı parselin bazı alanlarına ekim yapılmadığı (Şekil 7a), 107 numaralı parselin sınırları içerisinde ağaçlar olduğu ve bir kısmına ise ekim yapılmadığı (Şekil 7b) ve 120 numaralı parselin sınırları içerisinde de ağaçlar olduğu (Şekil 7c) görülmüştür. Buna göre zaman serileri arasındaki en büyük farkı yaratan nedenin ağaçlar görülmüştür. Otomatik çizilen parcel sınırından elde edilen NDVI zaman serilerinde bağıl hata oranı TGKM parcel sınırından elde edilen NDVI zaman serilerine göre daha düşüktür. Bağıl hata dışında, tüm parsellerin zaman serileri görsel olarak incelendiğinde zaman serileri arasında çok büyük değişiklik görünmemektedir. Özetle, arpa olarak etiketlenen parsellerin NDVI zaman serilerinde TKGM parcel sınırı kullanıldığında %35’e varan ve otomatik üretilen sınırlar kullanıldığında ise %19’a varan değişim oluşmuştur.



Şekil 7. 9, 107 ve 120 numaralı parsellerin NDVI zaman serileri ve Google Earth uydu görüntüsü üzerinde gösterimi

Şekil 6b’de buğday ekildiği belirtilen parsellerin zaman serileri incelendiğinde, diğer parsellere göre 63, 101 ve 108 numaralı parsellerin en yüksek bağıl hataya sahip parseller olduğu tespit edilmiştir. Bu parsellerin bağıl hataları incelendiğinde, TKGM parcel sınırlarına göre sırasıyla %36, %96 ve %20, otomatik parcel sınırlarına göre sırasıyla %37, %100 ve %16 olmuştur. Geriye kalan 51 parseldeki değişim oranı %15’i aşmamıştır. Parseller ayrıntılı olarak incelendiğinde, 63 numaralı parselin büyük bir bölümüne (yaklaşık %80) ekim yapılmadığı (Şekil 8a), 101 numaralı parselin farklı kullanım amacıyla ikiye bölündüğü ve farklı çeşitlerde ürünler yetiştirildiği (Şekil 8b) ve 108 numaralı parselin sınırlarında sıralı ağaçlar olduğu (Şekil 8c) görülmüştür. 101 numaralı parsel hariç, otomatik parcel sınırına göre hesaplanan bağıl hata, TKGM parcel sınırına göre hesaplanan bağıl hatadan daha düşük çıktığı görülmüştür. Bağıl hata dışında, tüm parsellerin zaman serileri görsel olarak incelendiğinde 101 numaralı parsel hariç zaman serileri arasında çok büyük değişiklik görünmemektedir. 101 numaralı parseldeki büyük değişikliğin nedeni parselin ikiye bölünerek iki farklı tarım ürünü dikilmesidir. Özetle, 101 numaralı parsel dikkate alınmadığında, buğday olarak etiketlenen parsellerin NDVI zaman serilerinde, TKGM parcel sınırı kullanıldığında %35’e varan ve otomatik üretilen sınırlar kullanıldığında ise %36’a varan değişim oluşmuştur.



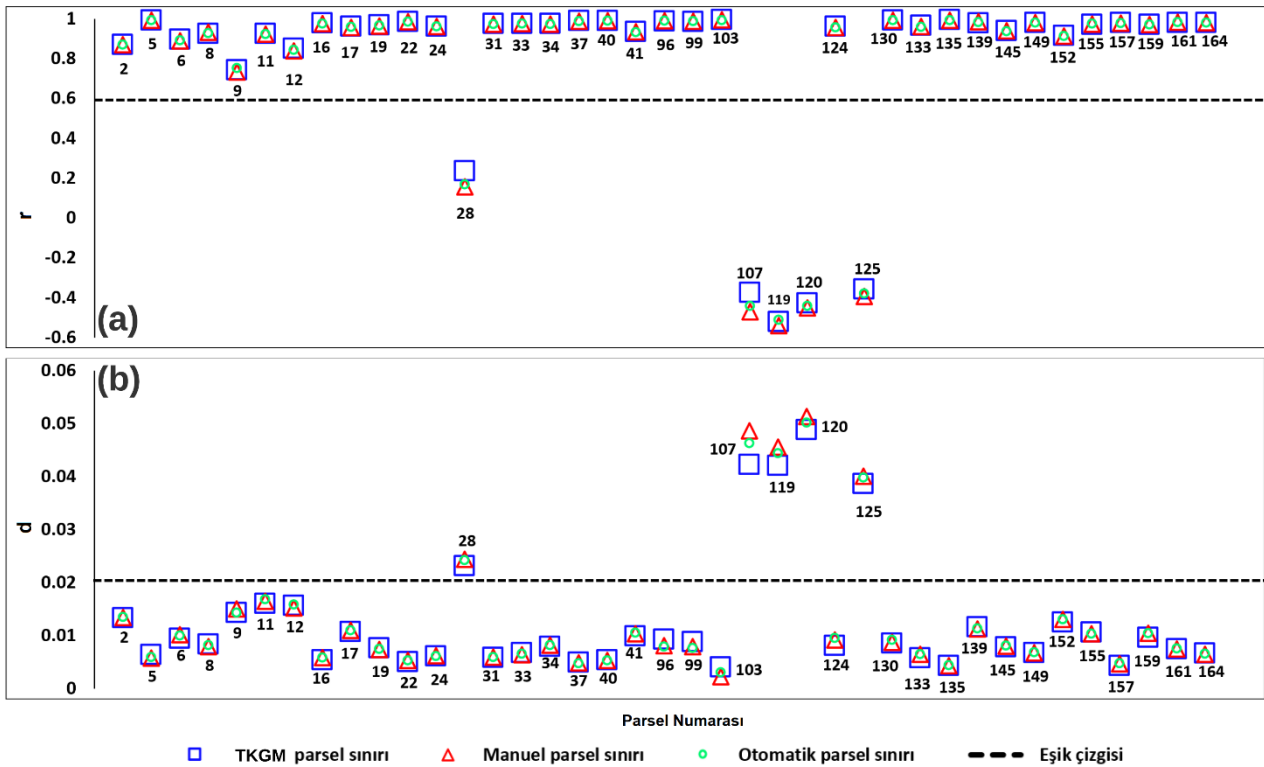
Şekil 8. 63, 101 ve 108 numaralı parsellerin NDVI zaman serileri ve Google Earth uydü görüntüsü üzerinde gösterimi

3.2 Model sonuçlarının karşılaştırılması

Çalışma kapsamında, 3 çeşit parcel sınırları kullanılarak oluşturulan parcel NDVI zaman serilerinden referans veride hatalı olarak etiketlenen arpa ve buğday parseller iterasyonlu yöntem ile bulunmuştur. Her bir parcelin r ve d değerleri ortalama arpa (Şekil 9) ve buğday (Şekil 10) NDVI eğrisine göre bulunmuştur. Bu çalışmada, r ve d için sırasıyla 0.6 ve 0.02 eşik değerleri kullanılmıştır (Yaşar & Yağcı, 2023).

Bir önceki yapılan çalışmada, 107, 119, 120 ve 125 numaralı parseller referans veride arpa ve 4, 35, 43, 45, 48, 51, 55, 57, 58, 60, 63, 65, 102, 112, 114 ve 123 numaralı parseller referans veride buğday olarak etiketlenmesine rağmen NDVI zaman serilerine bakıldığında gerçekte arpa ve buğday ekilmediği belirlenmiştir (Yaşar & Yağcı, 2023). Sonuçlara göre, bu parsellere ya hiçbir ekim yapılmadığı ya da kış döneminin pas geçilerek yaz ürünleri dikildiği belirlenmiştir (Yaşar & Yağcı, 2023).

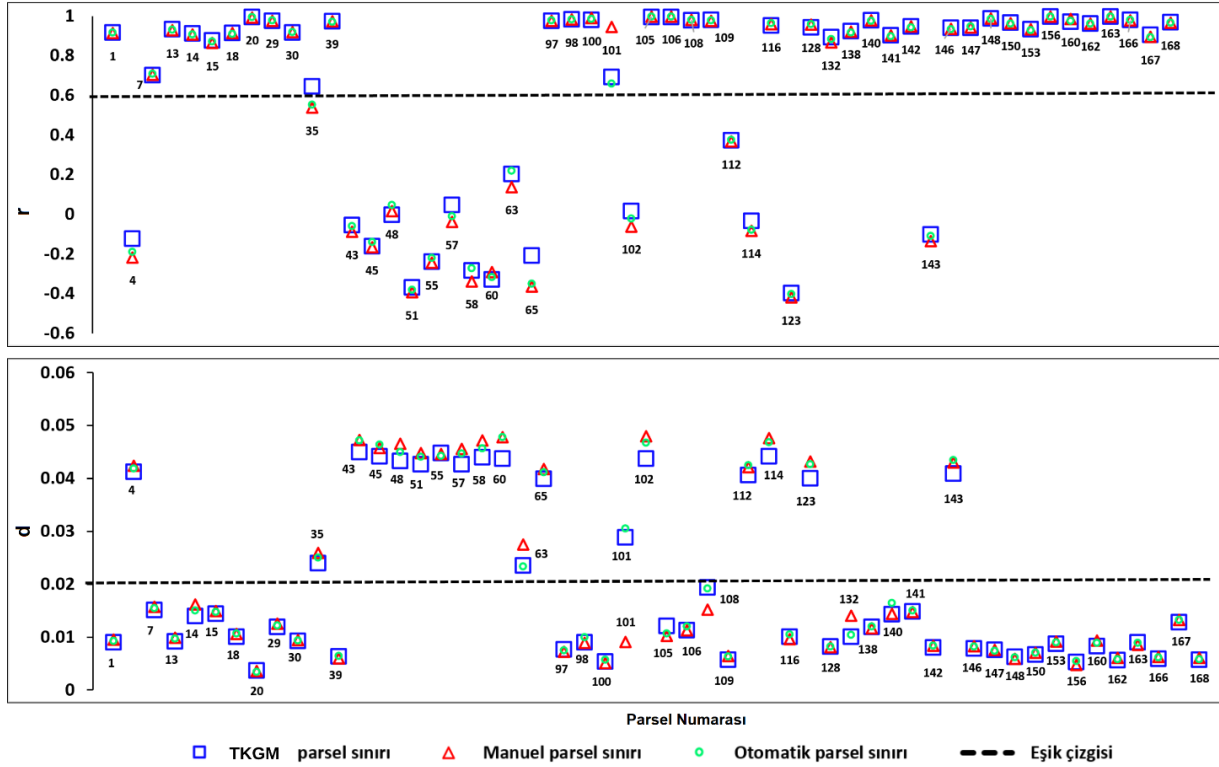
Arpa olarak etiketlenen parsellerin sonuçlarına göre, TKGM, otomatik ve manuel parcel sınırları kullanılarak elde edilen NDVI zaman serileri iterasyonlu yöntem ile kullanıldığında aynı sonuçları verdiği görülmüştür (Şekil 9). Tüm sonuçlarda, 107, 119, 120 ve 125 numaralı parsellerin başarılı bir şekilde arpa olmadığı belirtilmiştir ve hatalı arpa olarak tespit edilen parsellerin r değeri 0,60'tan düşük, d değeri ise 0,02'den yüksek çıkmıştır. TKGM parcel sınırlarının elle veya otomatik bir şekilde düzeltilerek ekim yapılmayan yerlerin veya sınırdaki karışık piksellerin çıkarılması, iterasyonlu yöntemde r ve d değerlerinde küçük oynamalara neden olmasına rağmen sonuçlara bir etkisi olmamıştır. Özetle, parcel sınırlarının seçiminin sonuçlara herhangi bir etkisi olmadığı görülmüştür.



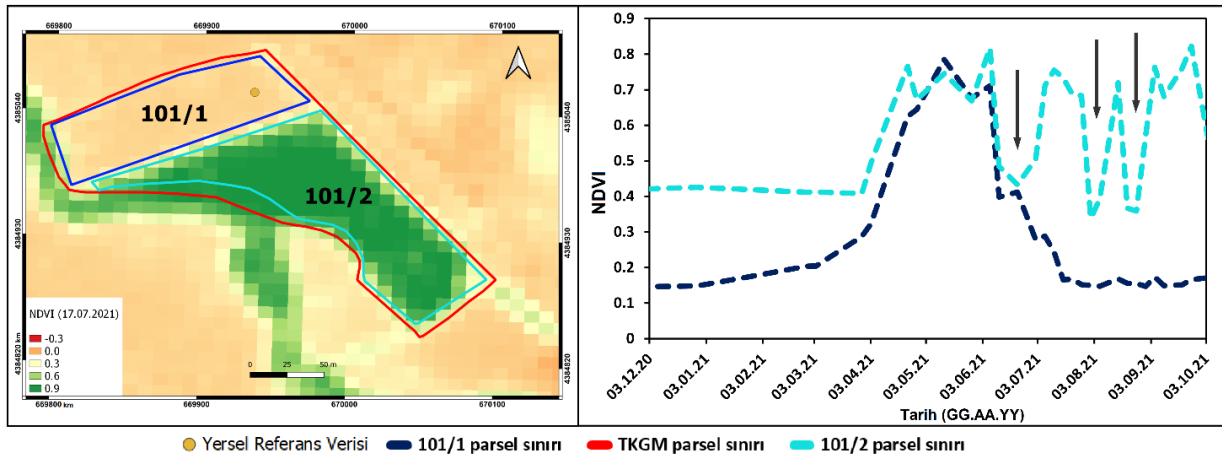
Şekil 9. Arpa olarak belirtilen parsellerin veri türüne göre korelasyon katsayısı (r) (a) ve ortalama yakın mesafe (d) (b) değerleri

Buğday olarak etiketlenen parsellerin sonuçlarına göre, TKGM, otomatik ve manuel parcel sınırları kullanılarak elde edilen NDVI zaman serileri iterasyonlu yöntem ile kullanıldığında 101 numaralı parcel hariç aynı sonuçları verdiği görülmüştür (Şekil 10). TKGM ve otomatik parcel sınırlarında elde edilen NDVI zaman serileri iterasyonlu yöntemde kullanıldığında 4, 35, 43, 45, 48, 51, 55, 57, 58, 60, 63, 65, 101, 102, 112, 114, 123 ve 143 numaralı parseller hatalı buğday olarak tespit edilmiştir. Manuel parcel sınırlarından elde edilen sonuçlarda ise 101 numaralı parselde buğday ekildiği, diğer parsellerde ise ekili olmadığı belirtilmiştir. 101 numaralı parcel hariç, parcel sınırlarının düzeltilmesi iterasyonlu yöntemde elde edilen r ve d değerleri arasında küçük farklar yaratmasına rağmen sonuçları etkilememiştir. İterasyonlu yöntemde hangi parcel sınırları kullanılırsa kullanılsın 92 parselde aynı sonuçları vermesine rağmen 101 numaralı olarak belirtilen bir tane parselde sonuçların birbiri ile uyuşmadığı görülmüştür. Bu parsel, çalışmada kullanılan bütün parcel sınırları ile 17 Temmuz 2021 tarihli NDVI görüntüsü karşılaştırılarak görsel olarak incelenmiştir (Şekil 11).

Ayrıca, çalışmada kullanılan bütün parsel sınırlarının, Ağustos 2021 tarihindeki Google doğal renkli kompozit görüntüsü de incelenmiştir (Şekil 8b). Bu iki şekle göre, parselin ikiye ayrılarak her bölümüne farklı bir ürün ekildiği görülmüştür. Bu iki bölüm 101/1 ve 101/2 adlandırılarak bölümlerin NDVI zaman serileri oluşturulmuştur (Şekil 11). 101/1 olarak adlandırılan bölümün parsel sınırları 101 numaralı parselin manuel sınırı ile aynıdır. Daha sonra, bu NDVI zaman serileri ile ortalama buğday NDVI zaman serisi arasında r ve d değerleri hesaplanmıştır. 101/1 numaralı bölümün r değeri (0.93) 0.6 eşik değerinden yüksek, d değerinin ise (0.007) 0.02 eşik değerden düşük olduğu görülmüştür. Bu sonuçlara 101 numaralı parselin bu bölümünde buğday ekildiği tespit edilmiştir. Buna nazaran, 101/2 numaralı bölümün r değeri (0.41) 0.6 eşik değerinden düşük, d değerinin ise (0.035) eşik değerden yüksek olduğu görülmüştür. Ayrıca 101/2 numaralı bölümün zaman serileri incelendiğinde Şekil 11’de okla gösterilen bölgelerden 3 kez hasat edildiği görülmüştür. Bir büyüme evresinde yonca gibi yem bitkileri birden fazla hasat edildiği için bu bölüme yem bitkisi dikildiği düşünülmektedir.



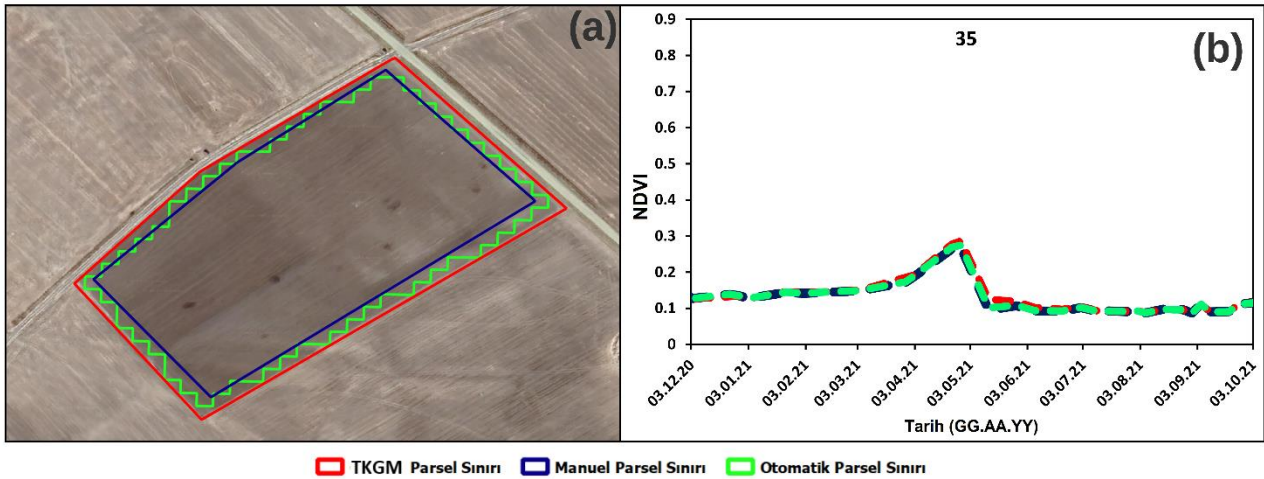
Şekil 10. Buğday olarak belirtilen parsellerin veri türüne göre korelasyon katsayısı (r) (a) ve ortalama en yakın mesafe (d) (b) değerleri



Şekil 11. 101 numaralı parselin 17 Temmuz 2021 Sentinel-2 NDVI görüntüsü ile gösterilmesi (solda) ve 101/1 ve 101/2 alanların NDVI zaman serileri (sağda)

4. Tartışma

Referans verinin doğruluğunu iterasyonlu yöntem ile araştırırken iki tane (r ve d) istatistik değerinin kullanılması önemlidir. Örneğin, referans veride buğday ekili olduğu belirtilen 35 numaralı parsel için hesaplanan r değeri, otomatik ve manuel parsel sınırlarına göre eşik değerinin altında kalmış fakat TKGM parsel sınırına göre eşik değerinin üstünde değer almıştır (Şekil 10). Bu parsel için hesaplanan d değerlerinin üç veri seti için de eşik değerden yüksek çıktığı görülmüştür (Şekil 10). Şekil 12b’de verilen NDVI zaman serisi incelendiğinde, 35 numaralı parselin Mayıs ayının ilk haftasında otlarının kesilerek nadasa bırakıldığı görülmektedir. Referans veride buğday ekildiği belirtilen bu parsel, buğday olarak kabul edilebilmesi için hem r değerinin 0.6’dan yüksek hem de d değerinin 0.02’den düşük olması gerekmektedir. Bundan dolayı bu parsel, üç veri seti için ayrı ayrı yapılan iterasyonlu değerlendirme sonrasında hatalı beyan edilen parsel olarak etiketlenmiştir. Eğer sadece r karar vermede kullanılsaydı iterasyonlu metod ile hatalı olarak 35 numaralı parselde buğday ekimi yapıldığı sonucunu verecektir.



Şekil 12. 35 numaralı parselin sınırları ve NDVI zaman serileri

Ayrıca çalışma kapsamında her parsel için hesaplanan bağıl hata hesapları sonucunda arpa parselleri arasında en yüksek 3. bağıl hataya sahip olan 9 numaralı parsel, iterasyonlu yöntem sonrasında güvenilir parsel olarak bulunmuştur. Şekil 7a’da 9 numaralı parselin sınırları incelendiğinde, parselin bir bölümünde ekilmeyen çorak aralar olduğu görülmüştür. Ekim yapılmayan alanlardan dolayı parselin bağıl hatası yüksek çıkmıştır. Ancak bağıl hatanın yüksek çıkması, parselin yanlış beyan edildiğini göstermemektedir. Şekil 7a’da verilen NDVI zaman serileri incelendiğinde, manuel parsel sınırına göre hesaplanan zaman serisi ile diğer iki parsel sınırına göre hesaplanan zaman serisinin benzer eğilimde olduğu görülmüştür. Buğday parselleri arasında ise en yüksek 3. bağıl hataya sahip olan 108 numaralı parsel de iterasyonlu yöntem sonrasında güvenilir parsel olarak bulunmuştur. Şekil 8c’de parselin sınırları incelendiğinde, parsel sınırları boyunca ağaçlar olduğu görülmüştür. Ayrıca parselin zaman serileri, üç veri seti için de benzer eğilim göstermiştir. Özetle, bağıl hatası çok yüksek çıkmasına rağmen bu parseller iterasyonlu yöntem sonucunda güvenilir parsel olarak belirlenmiştir.

Kutupsal yörüngeli Sentinel-2 ve Landsat gibi uydu misyonlarının artması ile dünya üzerindeki uydu görüntüsü toplanma sıklığı artmıştır. Bununla birlikte çok zamanlı uydu görüntülerinden tarım ürünlerinin belirlenmesinde mekânsal bilgi yerine tek başına bitki indeksi zaman serileri tercih edildiği görülmüştür. Örneğin, aynı çalışma alanında yersel referans tarım ürün deseni verilerinin doğruluğu çok zamanlı Sentinel-2 NDVI zaman serileri ile belirlenmiştir (Yaşar & Yağcı, 2023). Benzer bir çalışmada, tarım ürünlerinin fenolojik evreleri ve yeryüzünün topografik özellikleri, Sentinel-2-tabanlı NDVI zaman serileriyle beraber kullanılarak çeşitli tarım ürünlerinin deseni bulunmuştur (Luo vd., 2023). Aynı şekilde, Sentinel-2 görüntülerinden elde edilen NDVI ve 4 farklı bitki indeksinin zaman serileri kullanılarak tarım ürünleri belirlenmiştir ve bu çalışmada olduğu gibi zaman serilerini birbirinden ayırırken eşik değerler kullanılmıştır (Zhang vd., 2023). Bu çalışmada kullanılan NDVI bitki indeksinden farklı olarak Sentinel-2 görüntülerinden elde edilen Geliştirilmiş Bitki İndeksi (EVI) zaman serileri çeşitli tarım ürünlerini belirlemek için kullanılmıştır (Snevaş vd., 2022). Özetle, Landsat uydu misyonu ile karşılaştırıldığında Sentinel-2 uydu misyonundan elde edilen bitki indeksi zaman serileri tarım ürünü deseni çıkarma çalışmalarında tercih edildiği görülmüştür.

5. Sonuçlar

Bu çalışmada, saha çalışmaları ile arpa ve buğday olarak belirtilen referans verinin doğruluğu iterasyonlu yöntemle araştırılmıştır. Parsel sınırlarının elle çizilmesi aşamasının otomasyonu yapılmadığı için böyle bir çalışmada tüm işlem adımlarının baştan sonra otomasyonu engellemektedir. Ancak yöntemle birlikte orijinal TKGM parsel sınırları veya TKGM parsel sınırlarından otomatik çizilen parsel sınırları kullanılırsa tüm işlem adımlarının baştan sonra otomasyonu mümkündür. Bundan dolayı farklı parsel sınırlarının modele etkisi de araştırılmıştır. Uydu görüntülerinin temin edilmesi aşaması dışındaki tüm aşamalar Python programlama dilinde yazılan programlarla gerçekleştirilmiştir.

Çalışma kapsamında 39'u arpa ve 54'ü buğday olmak üzere toplamda 93 adet yersel referans verisinin beyan doğruluğu farklı parsel sınırları kullanılarak araştırılmıştır. Çalışma TKGM, manuel ve otomatik olmak üç farklı parsel sınır verisi kullanarak yapılmıştır. Çalışma sonucunda 5 adet arpa ve 16 adet buğday verisi, üç parsel sınırı için de iterasyonlu yöntem sonucunda hatalı beyan edilen parsel olarak belirlenmiştir. Parsel içinde veya sınırlarında yol bulunması, parsel sınırlarında ağaçların veya çalılıkların bulunması, parselin tümüne yayılacak şekilde ekim yapılmaması ve parsel içinde çukur bulunması gibi etkenlerin sonuçlara etkisi olmadığı görülmüştür. Bundan dolayı sadece TKGM ya da otomatik parsel sınırları kullanılarak hatalı beyan edilen parsellerin tespit edilebilmesi mümkündür.

Çalışmada, sadece 101 numaralı parselde üç farklı sınır verisi için de farklı sonuçlar elde edilmiştir. Bunun nedeni olarak parselin iki bölüme ayrılarak iki farklı ürün ekildiği görülmüştür. Sonuçlara göre parselin bir bölümünde buğday ekildiği, diğer bölümünde periyodik olarak hasat edilen yonca gibi bir yem bitkisinin ekildiği düşünülmektedir. Manuel düzeltilen parsel sınırı ile yöntemin doğru bir şekilde parselde buğday ekildiğini belirtmesine rağmen, TKGM veya otomatik parsel sınırları kullanıldığında yöntem parselde buğday ekilmediği belirtmiştir. Böylelikle modelin birden fazla ürün ekilen parsellerde hatalı sonuçlar verebileceği görülmüştür. İleride yapılacak çalışmalarda, bu konu üzerine yoğunlaşılması planlanmaktadır.

Çalışma kapsamında, geliştirilen yöntem ile görüntü sınıflandırma yöntemleri kullanılmadan arpa ve buğday için çiftçilerin ürün beyan kontrolü yapılabileceği, kullanıcı tarafından test verisi seçimi olmaksızın tam otomatik bir şekilde Python programlama dilinde yapılabileceği gösterilmiştir. TKGM Parsel Sorgu uygulaması üzerinden indirilen parsel sınırlarının herhangi bir düzeltme yapılmaksızın kullanılabilmesi öngörülmektedir. Ancak Şekil 6'da verilen bağıl hata sonuçları incelendiğinde, otomatik parsel sınırına göre hesaplanan bağıl hata değerlerinin TKGM parsel sınırına göre hesaplanan bağıl hata değerinden daha düşük çıktığı görülmüştür. Parsel sınırlarının otomatik olarak düzeltilmesi ile sınır piksellerinde bulunan yol, ağaç, su kanalı ve çalılık farklı arazi örtüsü gruplarının çıkarılmasından dolayı bağıl hatada düşüş görülmüştür. Bundan dolayı TKGM parsel sınırı yerine otomatik parsel sınırlarının beyan kontrolünde kullanılması daha hassas sonuçlar vereceği düşünülmektedir. Ancak, yöntemin güvenilirliğini pekiştirmek ve eşik değerlerinin genel geçerliliğini test etmek için farklı yıllarda ve iklim bölgelerinde yeni çalışmalar yapılması gerekmektedir. Benzer şekilde, daha büyük bir veri seti ile de yöntemi test etmek gerekmektedir. Ayrıca, aynı yöntem ile bölgesel bir çalışma yapılması durumunda bölgeler arası fenolojik evre ve hasat zamanı farklılıklarının dikkat edilmesi gerekmektedir.

Teşekkür

Projede kullanılan yersel referans verileri, Gebze Teknik Üniversitesi Harita Mühendisliği Bölümü öğrencisi Yüsrarur Tanrıverdi'nin "Arpa ve Buğday Parsellerinin Uzaktan Algılama Veri ve Metotlarıyla Haritalanması" adlı TÜBİTAK 2209A projesi kapsamında (Proje danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi Ali Levent Yağcı) temin edilmiştir.

Kaynaklar

- Altun, M., & Türker, M. (2021). Çoklu Zamanlı Sentinel-2 Görüntülerinden Tarımsal Ürün Tespiti: Mardin – Kızıltepe Örneği. *Afyon Kocatepe University Journal of Science and Engineering*, 21(4), 881–899.
- Aydoğdu, M., Akçar, H. T., & Çullu, M. A. (2011). Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS) ve Uzaktan Algılama (UA) Kullanılarak Çiftçi Kayıt Sistemi (ÇKS) Verilerinin Analizi ile Pamuk ve Mısır Primlerinin Ödenmesi (Şanlıurfa-Harran İlçesi Örneği). *Jeodezi ve Jeoinformasyon Dergisi*, 104(Özel Sayı 1), 47–52.
- Beck, H. E., Zimmermann, N. E., McVicar, T. R., Vergopolan, N., Berg, A., & Wood, E. F. (2018). Present and future Köppen-Geiger climate classification maps at 1-km resolution. *Scientific Data*, 5(1), 180214. <https://doi.org/10.1038/sdata.2018.214>
- Eğilmez, S. (2022). *Tarım Ürünleri Piyasaları- Arpa*. Tarımsal Ekonomi ve Politika Geliştirme Enstitüsü (TEPGE).
- Gillies, S. (2013). *Rasterio: Geospatial raster I/O for Python programmers*. Mapbox. 12 Aralık 2022'de <https://github.com/rasterio/rasterio> adresinden erişildi.
- Gillies, S., van der Wel, C., Van den Bossche, J., Taves, M. W., Arnott, J., Ward, B. C., & Others. (2022). *Shapely*. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.7428463>

- Harris, C. R., Millman, K. J., Van Der Walt, S. J., Gommers, R., Virtanen, P., Cournapeau, D., ... Oliphant, T. E. (2020). Array programming with NumPy. *Nature*, 585, 357-362. <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2>
- İnan, H. İ., & Yomralıoğlu, T. (2006). Türkiye’de Tarım Reformu Uygulamalarının Konumsal Veri ve Bilgi İhtiyacı Açısından İrdelenmesi: Trabzon Örneği. *Tarım Bilimleri Dergisi*, 12(4), 313–322.
- İspir, M. A., & Aybek, A. (2022). Kahramanmaraş İli Kartalkaya Sol Sahil Sulama Birliği Sahasında Uzaktan Algılama (UA) ve Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS) Teknikleri Kullanılarak Ürün Sınıflandırılması. *International Journal of Eastern Mediterranean Agricultural Research*, 5(1), 37–57.
- Jordahl, K., Van Den Bossche, J., Fleischmann, M., McBride, J., Wasserman, J., Richards, M., ... Mesejo-León, D. (2022). *geopandas/geopandas: v0.12.1 (v0.12.1)*. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.7262879>
- Karabulut, A. A., Ceylan, N., Bahar, E., & Kurşun, İ. (2021). Crop Phenology-Based, Object-Oriented Classification Approach Using SENTINEL-2A and NDVI Time Series: Sunflower Crops in Kırklareli TURKEY. *International Journal of Environment and Geoinformatics*, 8(3), 316–327. doi:10.30897/ijegeo.858456
- Kaya, Y., & Polat, N. (2021). Bitki indeksleri kullanarak buğday bitkisinin rekolte tahmini. *Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi*, 12(1), 99–110. <https://doi.org/10.24012/dumf.860325>
- Li, B. (2022). Farm parcel extraction in high resolution remote sensing image based on hierarchical spectrum and shape features. Research Square. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-1218962/v1>
- Luo, K., Lu, L., Xie, Y., Chen, F., Yin, F., & Li, Q. (2023). Crop type mapping in the central part of the North China Plain using Sentinel-2 time series and machine learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 205, 107577. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107577>
- Perry, M. T. (2015). *Rasterstats*. <https://pythonhosted.org/rasterstats/> adresinden alındı.
- Polat, K. (2022). *Tarım Ürünleri Piyasaları- Buğday*. Tarımsal Ekonomi ve Politika Geliştirme Enstitüsü (TEPGE).
- Snevajs, H., Charvat, K., Onckelet, V., Kvapil, J., Zadrazil, F., Kubickova, H., Seidlova, J., & Batrlova, I. (2022). Crop Detection Using Time Series of Sentinel-2 and Sentinel-1 and Existing Land Parcel Information Systems. *Remote Sensing*, 14(5), 1095. <https://doi.org/10.3390/rs14051095>
- Şentürk, Ü. G. (2020). *Uzaktan Algılama Teknikleri Kullanılarak Kayısı Bahçelerinin Tespiti ve Rekolte Tahmini; Malatya Battalgazi Örneği* [Yüksek lisans tezi, Necmettin Erbakan Üniversitesi]. YÖK Ulusal Tez Merkezi. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>.
- Şimşek, F. F., & Durduran, S. S. (2023). Açık kaynak kodlu Eo-learn kütüphanesi ve çok zamanlı Sentinel-2 görüntüleri ile tarımsal ürün sınıflandırması. *Journal of Geodesy and Geoinformation*, 10(1), 45-62. <https://doi.org/10.9733/JGG.2023R0004.T>
- Tavus, B., Karataş, K., & Türker, M. (2019). Tarımsal alanlarda yüksek çözünürlüklü IKONOS uydu görüntüsünden nesne-tabanlı ürün deseni tespiti. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 25(5), 603–614.
- The Pandas Development Team. (2023). *pandas-dev/pandas: Pandas*. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/ZENODO.3509134>
- Türkiye İstatistik Kurumu. (2021a). *Bitkisel Üretim İstatistikleri, 2021*. Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK). 19 Ekim 2021’de <https://data.tuik.gov.tr/Bulten/Index?p=Bitkisel-Uretim-Istatistikleri-2021-37249> adresinden alındı.
- Türkiye İstatistik Kurumu. (2021b). *Merkezi Dağıtım Sistemi*. Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK). 14 Kasım 2022’de <https://biruni.tuik.gov.tr/medas/?locale=tr> adresinden alındı.
- United States Department of Agriculture. (2021). *Grain: World Markets and Trade*. United States Department of Agriculture Foreign Agricultural Service. <https://downloads.usda.library.cornell.edu/usda-esmis/files/zs25x844t/h702r804t/02871x159/grain.pdf>
- Virtanen, P., Gommers, R., Burovski, E., Oliphant, T. E., Weckesser, W., Cournapeau, D., ... Striega, K. (2021). *scipy/scipy: SciPy 1.6.3*. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.4718897>
- Weiss, M., Jacob, F., & Duveiller, G. (2020). Remote sensing for agricultural applications: A meta-review. *Remote Sensing of Environment*, 236, 111402. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111402>
- Yaşar, O., & Yağcı, A. L. (2023). Yersel referans verilerinin doğruluğunun çok zamanlı Sentinel-2 uydu görüntüleri ile araştırılması: Arpa ve Buğday örneği. *Geomatik*, 8(3), 277–292. <https://doi.org/10.29128/geomatik.1210252>
- Yozgat İl Tarım ve Orman Müdürlüğü. (2021, 19 Eylül). *Yozgat’ta hububat ekimi*. 6 Ekim 2021’de <https://yozgat.tarimorman.gov.tr/Menu/18/Tarim-Takvimi> adresinden alındı.
- Zhang, H., Liu, M., Wang, Y., Shang, J., Liu, X., Li, B., Song, A., & Li, Q. (2021). Automated delineation of agricultural field boundaries from Sentinel-2 images using recurrent residual U-Net. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 105, 102557. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102557>
- Zhang, S., Yang, J., Leng, P., Ma, Y., Wang, H., & Song, Q. (2023). Crop type mapping with temporal sample migration. *International Journal of Remote Sensing*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1080/01431161.2023.2192881>

Bartın'daki Sahil Çamı (*Pinus pinaster* Ait.) Ağaçlandırma Alanlarında Sentinel-1 ve Sentinel-2 Uydu Görüntüleri Kullanılarak Toprak Üstü Biyokütlenin Kestirilmesi

Estimation of Aboveground Biomass of Maritime Pine (*Pinus pinaster* Ait.) Plantations Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Satellite Images in Bartın

Eren Gürsoy Özdemir^{1*}, Aziz Demiralay¹, Batuhan Şahin¹

¹Bartın Üniversitesi, Ulus Meslek Yüksekokulu, Tapu ve Kadastro Programı, 74600, Ulus, Bartın/Türkiye.

ARAŞTIRMA MAKALESİ

***Sorumlu yazar:**

Eren Gürsoy Özdemir
eozdemir@bartin.edu.tr

doi: 10.48123/rsgis.1327406

Yayın süreci

Geliş tarihi: 14.07.2023
Kabul tarihi: 01.11.2023
Basım tarihi: 28.03.2024

Özet

Ormanlar, yaklaşık olarak yeryüzünün üçte birini kaplayan, gezegendeki biyoçeşitliliğin yarısından fazlasına ev sahipliği yapan, atmosfere salınan karbonun önemli bir miktarını tutan, iklim değişimi konusunda da güçlü bir etkiye sahip dünya ekosistemindeki çok önemli bir bileşendir. Ormanlık alanların biyokütlesinin doğru bir şekilde kestirilmesi, karbon salınımlarının azaltılması ve karbon yutak alanlarının artırılması kapsamında büyük önem taşımaktadır. Uydu teknolojilerinin ve uzaktan algılama sistemlerinin gelişmesiyle birlikte aktif ve pasif sistemler ile Toprak Üstü Biyokütlenin (TÜB) kestiriminin yapılması mümkün hale gelmiştir. Bu çalışmada, Bartın'daki sahil çamı (*Pinus pinaster* Ait.) ağaçlandırmalarında, Avrupa Uzay Ajansı (ESA) tarafından araştırmacılara ücretsiz sunulan Sentinel-1 radar, Sentinel-2 optik uydu verileri ile Çoklu Doğrusal Regresyon (ÇDR) ve Rastgele Orman (RO) yöntemlerinden yararlanılarak bant ve bitki örtüsü indeksi değerlerinin TÜB kestirimine etkileri ve yersel örnekleme alan verilerinden elde edilen TÜB değerleri ile ilişkileri araştırılmaktadır. 16 modelin geliştirildiği çalışmada, Sentinel-1 VH geri saçılım değeri, Sentinel-2'den türetilmiş normalize edilmiş fark bitki örtüsü indeksi değeri (NDVI) füzyonu ve RO yöntemi kullanıldığı model ile TÜB kestiriminde en iyi sonuç elde edilmiştir ($R^2=0.61$, $RMSE= 49.412$ t/ha).

Anahtar kelimeler: Biyokütle, Toprak üstü biyokütle, Sentinel-1, Sentinel-2, Sahil çamı

Abstract

Forests are a crucial component in the world ecosystem, covering approximately one-third of the earth's surface, hosting more than half of the biodiversity on the planet, holding a significant amount of carbon released into the atmosphere, and strongly impacting climate change. Accurate forest biomass estimation is essential in reducing carbon emissions and increasing carbon sink areas. With the development of satellite technologies and remote sensing systems, estimating the Above Ground Biomass (AGB) with active and passive systems has become possible. In this study, the effects of band and vegetation index values on Above Ground Biomass (AGB) estimation were investigated in Maritime pine (*Pinus pinaster* Ait.) reforestation areas in Bartın using data from the Sentinel-1 radar and Sentinel-2 optical satellite provided free of charge to researchers by the European Space Agency (ESA), along with the Multiple Linear Regression (MLR) and Random Forest (RF) methods. The relationships between AGB values obtained from ground sample plot data and the satellite data were examined, and 16 models were developed. The best results for AGB estimation were achieved using the model that incorporated the Sentinel-1 VH backscatter value, the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) derived from Sentinel-2, and the RF method ($R^2=0.61$, $RMSE= 49.412$ t/ha).

Keywords: Biomass, Above ground biomass, Sentinel-1, Sentinel-2, Maritime pine

1. Giriş

Dünya'nın kara yüzeyinin yaklaşık üçte birini kaplayan ormanlar, biyoçeşitliliği destekleyen ve karbon-su-enerji döngüleri yoluyla iklim sistemini etkileyen modern toplumların temel sosyo-kültürel bir unsurudur (Bonan, 2008). Dünya genelinde ormansızlaşma ve endüstrileşme hızla artmaktadır. Atmosfere yayılan karbondioksit miktarının endüstri öncesi döneme göre artış gösteren ivmede olması, Dünyamız için büyük bir tehlikenin habercisidir (Cox vd., 2000). Ormanların karbon tutucu ve iklim değişikliğinin yarattığı tahribatı engelleme adına önemli bir bileşen olma özelliği, canlı yaşamı için büyük önem arz etmektedir (Cheng vd., 2009). Ekosistemdeki organik karbonun %76-98'ini depolama özelliğine sahip ormanlar, atmosferdeki karbondioksit artışının neden olduğu küresel ısınmanın azaltılmasında yeri doldurulamaz bir rol oynamaktadır (Wang vd., 2013).

Ormanlık alanların biyokütlesinin doğru bir şekilde kestirilmesi, karbon salınımlarının azaltılması ve karbon yutak alanlarının artırılması kapsamında büyük önem taşımaktadır (Dixon, 1994). Toprak üstü biyokütlenin (TÜB) belirlenmesinde sıklıkla kullanılan metot, yersel çalışmalardır. TÜB belirlemenin en doğru sonuç veren yöntemi olan yersel metot, örnek alanlarda kesilen ağaçların ibrelerinin, yapraklarının, dallarının, gövdelerinin, köklerinin ayrılması, çap ve yüksekliklerinin, ağırlıklarının ölçülmesi prensibine dayanır. Saha çalışmaları neticesinde elde edilen biyokütle denklemleri kullanılarak, örnekleme alanlarındaki ağaçların göğüs yüksekliğindeki çap ($d_{1.3m}$) ve boy ölçmeleri ile TÜB miktarı belirlenebilir (Vickers vd., 2012).

Geleneksel yöntemlerin kullanıldığı arazi çalışmaları ile biyokütle ve karbon kestiriminin yapılması maliyetli, zaman alıcı ve laboratuvarında analizlerle birlikte yoğun emek gerektirmesi, alternatif yöntem olan uzaktan algılama sistemlerine olan ilgiyi gün geçtikçe artırmıştır (Vafaei vd., 2018). Optik ve Sentetik Açıklı Radar (SAR) uzaktan algılama sistemleri ile orman yapısının belirlenmesi, sınıflandırılması, TÜB'ün kestirilmesi mümkün olmaktadır (Lu vd., 2016).

Önceki çalışmalarda, optik uydu verilerinden üretilen Normalize Edilmiş Fark Bitki Örtüsü ve Gelişmiş Bitki İndeksleriyle (NDVI, EVI) çeşitli regresyon yöntemleri kullanılarak TÜB kestirimi yapıldığı görülmektedir (Wang vd., 2019). Ancak optik uydu verilerinin genellikle yaprak biyokütle bileşenlerinin tahmininde iyi olduğu, hava koşullarından etkilenmesi ve yoğun orman örtüsünde ağaç gövdesine erişemediğinden dolayı TÜB kestirimi için tek başına uygun olmadığı belirtilmektedir (Dobson vd., 1992; Foody vd., 2003; Ghasemi vd., 2013). SAR ise her türlü hava koşullarında, gece ve gündüz görüntü elde edebilir ve biyokütle kestiriminde dalga boyu özellikleri sayesinde ağacın tepe tacı ile gövdesine de nüfuz edebilir (Santoro vd., 2019). Radar görüntüleri farklı dalga boylarına göre biyokütle tahmininde farklı duyarlılıklar gösterir. Dalga boyu arttıkça radar geri saçılımı ile biyokütle arasındaki korelasyon artar (Li vd., 2020; Vatandaşlar & Abdikan, 2022). SAR uydu görüntülerinin kullanıldığı TÜB kestirimi çalışmalarında topografik koşulların da önemli bir etken olduğu yadsınmaz. Bu durumun olumsuzluklarını gidermek adına, SAR görüntü işleme ve değerlendirme aşamaları için farklı teknik ve yardımcı veri kullanımı söz konusu olmaktadır (Flores-Anderson vd., 2019; Guerra-Hernández vd., 2022).

Uydu görüntülerinin füzyonunun kullanıldığı çalışmalarda, yoğun bitki örtüsüne sahip alanlarda bitki örtüsünün biyokütlesini doğru bir şekilde tahmin etmede uydu sensörlerinin sınırlamalarıyla ilgili uzaktan algılama ve ekolojik çalışmalarda kullanılan bir kavram olan saturation (doygunluk) probleminin büyük ölçüde çözüldüğü ve biyokütle kestiriminde doğruluğu artırdığı görülmektedir (Bao vd., 2019; Nuthammachot vd., 2022). Bu doygunluklar orman bileşenleri, çalışma alanları ve sensör özellikleriyle de ilişkilidir (Vaglio Laurin vd., 2017).

Yapılan çalışmalarda TÜB kestiriminde kullanılan modellerin önemine de vurgu yapılmaktadır. Çoklu Doğrusal Regresyon (ÇDR) yöntemi, TÜB çalışmaları için en sık kullanılan algoritmalarından biridir (Li vd., 2019). Destek Vektör Makinesi (DVM), karar ağaçları, K-en yakın komşu ve yapay sinir ağları (YSA) gibi makine öğrenme yöntemleri de TÜB kestiriminde başvurulan algoritmalarından olmaktadır (Nelson vd., 2009; Monnet vd., 2011). Son zamanlarda, Aşırı Gradyan Artırma (AGA) ve Rastgele Orman (RO) gibi makine öğrenme yöntemlerinin kullanıldığı TÜB kestirimi çalışmalarında da önemli sonuçlar elde edildiği görülmektedir (Pham vd., 2020; Tavasoli & Arefi, 2021).

Karbon salınımı ve iklim değişikliğinin canlı yaşamına etkisinin konuşulduğu şu günlerde, orman alanlarının çoğaltılması, korunması, ormansızlaşmaya karşı önlemler alınması önemli bir konudur. Dünya'da, SAR ve optik uydu veri füzyonu ile farklı teknik ve modeller kullanılarak TÜB kestirimi çalışmaları gerçekleştirilmektedir (Schmidt vd., 2016; Santoro vd., 2019; Wang vd., 2019; George-Chacón vd., 2022; Georgopoulos vd., 2022; David vd., 2022). Ülkemizde ise SAR ve optik uydu görüntülerinin birlikte kullanıldığı TÜB kestirimi çalışmaları bakımından sınırlıdır (Keleş vd., 2021; Güverçin & Günlü, 2023). Bu çalışmanın, Küresel iklim değişikliği özelinde orman varlığının ekosisteme olan etkilerinin, karbon tutma miktarlarının uzaktan algılama teknikleriyle tespit edilebilmesi çalışmaları için SAR verisi kullanımının ve biyokütle hesaplarına yönelik bilgi birikim kapasitesinin artırılması bakımından literatüre katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

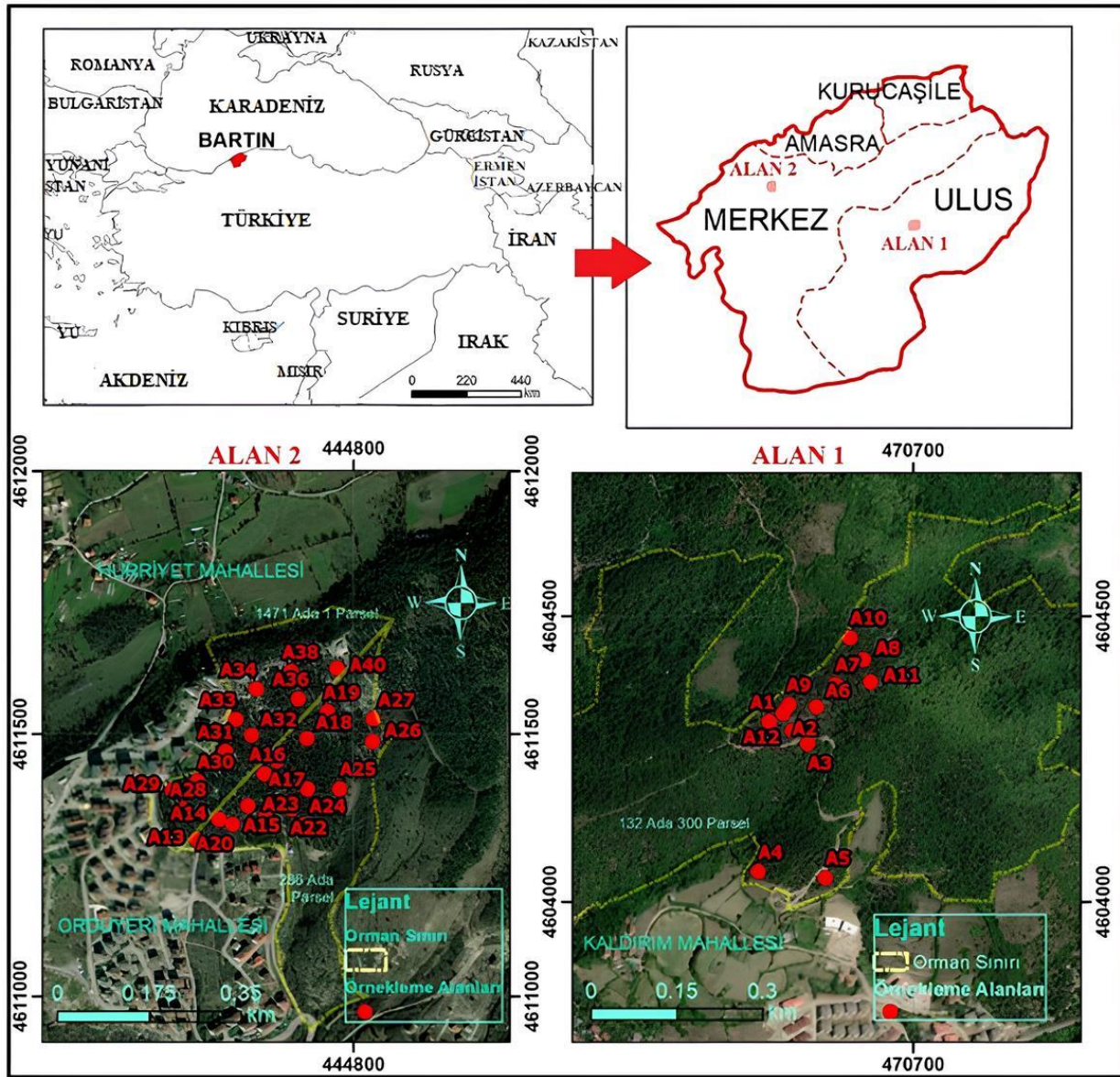
2. Materyal ve Yöntem

2.1 Çalışma alanı

Çalışma alanı, Batı Karadeniz Bölgesinde yer alan Bartın ili, Ulus ilçesi, Kaldırım Mahallesi 130 ada 300 parseldeki 44 hektarlık alanda yaklaşık 35 yıl önce tesis edilen sahil çamı (*Pinus pinaster Ait*) ağaçlandırmalarının olduğu (36T 0444820 D – 4611800 K) ve Merkez ilçesi, Orduyeri mahallesinde 36 yıl önce tesis edilen, 286 ada 1 parselde 11 hektar (ha), Hürriyet Mahallesi 1471 ada 1 parselde 7 ha olmak üzere toplamda 18 ha yüzölçümüne sahip sahil çamı ağaçlandırmalarından oluşmaktadır (36T 0460396 D – 4604750 K) (Şekil 1).

Araştırma alanının topografik durumu incelendiğinde Alan 1'in yükseltisi 200-400 m, genel bakışı güney, batı ve doğudur. Araştırma alanı 2'in yükseltisi 90-180 m, genel bakışı güney, batı ve doğudur. Bartın meteoroloji istasyonunun (30 m) 50 yıllık (1961-2021) verilerine göre yıllık yağış 1049 mm, yıllık ortalama sıcaklık 12,8 °C, yıllık ortalama yüksek sıcaklık 18,7 °C'dir (Meteoroloji Genel Müdürlüğü, 2023).

Çalışma, 2022 yılı temmuz ayı Ulus sınırları içerisinde sahil çamı ağaçlandırma sahasının olduğu Alan 1'de 12 adet ve Ekim ayında ise Merkez ilçe sınırlarında sahil çamı ağaçlandırma sahasının olduğu Alan 2'de 28 adet olmak üzere toplamda 40 adet örneklem alanında gerçekleştirilmiştir. Örneklemelerin yapıldığı alanlar b ($d_{1,3}=8,0-19,9$ cm) ve c ($d_{1,3}=20,0-35,9$ cm) gelişim çağında olup, normal kapalılığa (0,7-1,0) sahiptir.



Şekil 1. Çalışma alanlarının konumu



Şekil 2. Örnek alanları 1 saha fotoğrafları



Şekil 3. Örnek alanları 2 saha fotoğrafları

2.2 Örnek alanı seçimi ve meşcere parametrelerinin elde edilmesi

Kuzey yarım kürede yayılış gösteren ve Dünya’da 109 farklı türe sahip *Pinus* cinsinin bir türü olan Sahil çamı (*Pinus pinaster* Ait.) Güneybatı Avrupa’da, Batı Akdeniz’de ve Kuzeybatı Afrika’da doğal olarak bulunmaktadır (Kandemir & Mataracı, 2018). Ülkemizde doğal bir tür olmayan Sahil çamındaki yapılan çalışmalarda, Korsika orijinine ülkemizin özellikle Batı ve Orta Karadeniz kesimleri ile Marmara Bölgelerindeki ağaçlandırmalarda denizden 500 m yükseltiye kadar olan alanlarda kullanılabileceği bildirilmektedir (Ürgenç, 1972; Şimşek vd., 1985). Sahil çamının Türkiye’de yaklaşık %83’ü Marmara Bölgesi’nde, %15’i Karadeniz Bölgesi’nde, %2’si Ege ve Akdeniz Bölgelerinde yer almaktadır (Güner vd., 2019). Çalışma alanında, sahil çamı türü özelinde örnek alanlarından veriler toplanırken aşağıdaki adımlar uygulanmıştır:

1. Örnek alanı, içerisine en az 15 adet fert girecek büyüklükte (Çepel vd., 1977; Güner vd., 2022) belirlenmiştir.
2. TÜB kestiriminde gerçekleştirilen çalışmalarda farklı ebatlarda ve farklı geometrik şekillerle (kare, dikdörtgen, daire) 10x10 m (Yadav vd., 2021), 50x50 m (Hamdan vd., 2011), 10x50 m (Eckert, 2012), 30 m çapında (Naik vd., 2021) örnek alanları kullanılmıştır. Çalışmamızda örnek alanı, fertlerin yayılışı da göz önünde bulundurularak 28 adet 20x20 m, 11 adet 20x30 m ve 1 adet 30x30 m genişliğinde olmak üzere, bu alanlardaki tüm fertlerin, çapları ($d_{1.3m}$) ve boyları (h_m) ölçülmüştür. Uydu görüntülerinin mekânsal çözünürlüklerinin de 10x10m olarak yeniden örneklendirilmesi ile yersel alanlar ile olan ilişkileri irdelenmiştir.

3. Biyokütlenin hesaplanmasında birim alan yöntemi kullanılmıştır (Günel, 1981). Örnek alandaki tüm ağaçların TÜB değerleri, Türkiye’de tür ile ilgili yersel metotlarla İstanbul Durusu Kumul alanlarında Tolunay vd. (2017), gerçekleştirdiği çalışmada üretilen biyokütle denkleminde, örnekleme alanlarından ölçülen ($d_{1.3m}$) ve h_m değerleri kullanılarak elde edilmiş olup hektara çevirme katsayısı kullanılarak da hektar alandaki ağaç kütlesi stoku (t/ha) hesaplanmıştır.
4. Yersel çalışmalar kapsamında örnekleme alanlarından ölçülecek ($d_{1.3m}$) ve h_m değerlerinin yanında merkez konum, arazi yükseltisi, eğimi, bakı ve yamaç konumu gibi veriler de elde edilmiştir.
5. Örnekleme alanlarında elde edilecek merkez koordinatları, Garmin Oregon marka metre altı GPS ile WGS84-UTM Zone 36T koordinat sisteminde kaydedilmiştir. Ağaç boyu ve arazi eğimi Haglöf marka elektronik klizimetre ile ölçümü gerçekleştirilecek, örnekleme alanları belirlerken çelik şerit metre kullanılmış, arazi durumundan kaynaklı metre çekilemeyen alanlarda Leica Disto D8 marka lazer metre cihazından yararlanılmıştır.

$$K_{TÜ} = 10,4909 + (0,0222 \times d_{1,3}^2 h) \quad (R^2=0.958; SH=37.276) \quad (1)$$

Denklemlerde $K_{TÜ}$: toprak üstü ağaç kütlesini (kg/ağaç), $d_{1,3}$: göğüs yüksekliğindeki çapı (cm), h : ağaç boyunu (m), R^2 : belirtme katsayısını, SH: tahmini standart hatayı ifade etmektedir.



Şekil 4. Örnekleme alanlarındaki veri toplama ekipmanları

2.3 Uydu görüntülerinin elde edilmesi, ön işleme adımları

Çalışma kapsamında, alana ait örnekleme alanlarını kapsayan 23.09.2022 tarihli Sentinel-1 GRD IW SAR ve 18.09.2022 tarihli Sentinel-2 (Seviye 2A Atmosfer Altı (BOA)) optik uydu görüntüleri, Avrupa Uzay Ajansı (ESA) tarafından ücretsiz sağlanan (<https://browser.dataspace.copernicus.eu/>) adresinden elde edilmiştir.

Temin edilen optik görüntü 2A işleme seviyesinde olduğundan geometrik ve atmosferik düzeltmeleri hâlihazırda gerçekleştirilmiş olup bantlar yüzey yansıtım değerlerini içermektedir. Bu görüntünün 10 m ve 20 m mekânsal çözünürlüğe sahip bantları, 10 m çözünürlüğe yeniden örnekleme çalışması gerçekleştirilmiştir. Bant değerlerinden yararlanılarak NDVI ve NDI45 bitki indeksleri hesaplanmıştır (Tablo 1).

Sentinel-1 SAR görüntüleri sırasıyla, yörünge dosyası ekleme, termal gürültü silme, kalibrasyon, görüntü benek filtreleme, arazi düzeltmesi aşamaları gerçekleştirildikten sonra geri saçılım katsayısına (dB) dönüştürülmüştür. Radar görüntüler için dikey-dikey (VV), dikey-yatay (VH) polarimetri geri saçılım değerleri biyokütle kestirimi için test edilmiştir. Geri saçılım değerlerine çevirme adımında, Eşitlik 2’ de verilen logaritmik dönüşüm kullanılarak herhangi bir birim değeri olmayan geri saçılım katsayıları dB birimine çevrilmiştir.

$$\sigma^{\circ}_{dB} = 10 \times \log(\sigma^{\circ}) \quad (2)$$

Ayrıca bu iki geri saçılım verisi kullanılarak radar bitki örtüsü indeksi (RVI) de test edilmiştir (Nasirzadehdizaji vd., 2019). Uydu görüntüleri ön-işleme çalışmaları ESA’nın SNAP yazılımı ile gerçekleştirilmiştir. Çalışmada kullanılan indeks eşitlikleri Tablo 1 ve çalışma iş akışı Şekil 5’ deki gibidir.

Tablo 1. Çalışmada kullanılan bitki indeksleri

Bitki İndeksleri	Eşitlikler	Referans
Normalize Edilmiş Fark Bitki Örtüsü İndeksi (NDVI)	$(B8 - B4) / (B8 + B4)$	(Tucker, 1979)
Normalize Edilmiş Fark İndeksi 45 (NDI45)	$(B5 - B4) / (B5 + B4)$	(Ghosh vd., 2018)
Radar Bitki Örtüsü İndeksi (RVI)	$4 * \sigma^{VH} / (\sigma^{VV} + \sigma^{VH})$	(Nasirzadehdizaji vd., 2019)

Çalışmada, örnekleme alanlarının metre altı GPS ile elde edilmesinden kaynaklı koordinat hatalar olabileceği düşüncesiyle örnekleme alanı koordinatı merkez olacak şekilde 5x5 m kare oluşturularak QGIS 3.28 programı ile kare alanı kesen piksellerde bant yansıma değerlerinin aritmetik ortalamaları alınmış olup, eşitliklerden yararlanılarak da bitki indeks değerleri hesaplanmıştır.

2.4 Örnekleme alan verileri ile uydu verilerinin irdelenmesi

Örnekleme alanları saha çalışmalarında toplanan verilerden ve tür özelinde üretilen biyokütle denkleminde faydalanarak hesaplanan toprak üstü ağaç kütleleri ile uydu verilerinden elde edilen bant değerleri ilişkileri, t testi ve varyans analizi ile incelenmiştir. Analizler öncesinde veri setlerinin normal dağılım gösterip göstermediği Shapiro-Wilk testi, varyansların homojenliği ise Leneve testi ile kontrol edilmiş ve tüm bant değerlerinin normal dağılıma sahip olduğu belirlenmiştir. Sonuçlar $\alpha = 0,05$ düzeyinde istatistiki olarak farklı kabul edilmiş, Sentinel-1, Sentinel-2 uydu görüntüleri ve kombinasyonları kullanılarak, geri saçılım değerleri ve bitki indeks değerleri, çalışma alanları içinde biyokütle kestirimi için test edilmiştir. Analizlerde SPSS (<https://www.ibm.com/support/pages/spss-statistics-220-available-download>) paket programı kullanılmıştır.

Çalışmada, Python scikit-learn kütüphanesi (<https://scikit-learn.org/>) paketlerinden ÇDR, RO modelleri kullanılarak, 40 adet örnekleme alanı verisi rastgele (random) olarak eğitim verisi (%75) modellenmiş ve test verisinin (%25) biyokütle kestirimi gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar ile yersel veriler ile kestirilen değerler karşılaştırılarak analizler ve modellerin performanslarını ve biyokütle kestirimi doğruluklarını ölçmek için optik, radar ve her ikisinin olduğu seçenekler değerlendirilerek pearson korelasyon katsayısı (r), belirtme katsayısı (R^2) ve karesel ortalama hata (RMSE) gibi metrikler hesaplanmıştır. Yüksek korelasyon ve belirtme katsayısı, düşük karesel ortalama hata biyokütle kestirimi doğrulukları için önemli sonuçlardır.

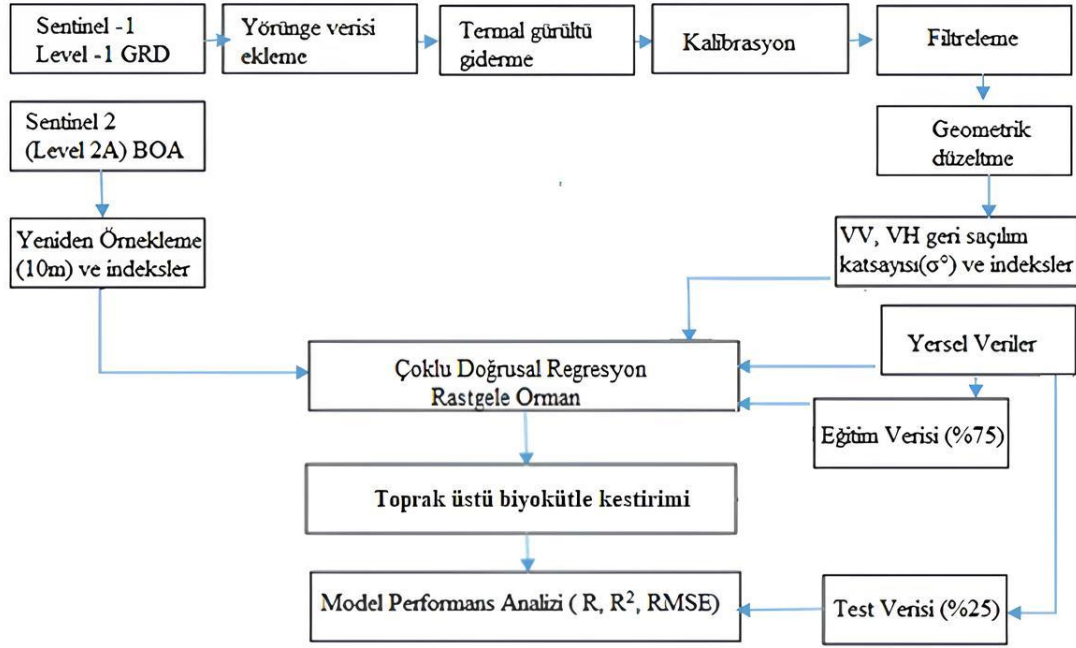
Yersel veriler ve biyokütle denklemleri kullanılarak elde edilen TÜB değerleri ve uydu görüntüsü bileşenlerinden oluşan 30 adet örnekleme alanı eğitim verisi ilk olarak ÇDR ile modellenmiştir (Eşitlik 3). Elde edilen denklemlerden yararlanılarak, 10 adet örnekleme alanı test verisi olarak kullanılıp sonuçları irdelenmiştir.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip} + \epsilon_i \quad (3)$$

Burada β sabit değeri ve x modeldeki değişkenlerin katsayılarını gösterirken, ϵ ise tesadüfi hatayı (rezidüeli) göstermektedir. Doğrusal regresyon modelinde birden fazla değişken olduğunda p tane bağımsız olduğu varsayılır.

Rastgele Orman (RO) olarak bilinen başka bir yöntem ise bir karar ağacı algoritmasıdır. Karar ağaçları, veri madenciliğinde yaygın olarak kullanılan bir tekniktir. Veri setini gruplara ayırmak için karar ağaçları kullanılır; bu gruplar, verileri benzer özelliklere sahip olanlar arasında böler. Bu algoritma, Breiman tarafından (2001) yılında geliştirilmiştir ve tek bir karar ağacı oluşturmak yerine birçok farklı eğitim kümesinde eğitilmiş çok sayıda çok değişkenli ağacın kararlarını birleştirmeyi amaçlar. Her veri seti, orijinal veri setinden önyükleme yöntemiyle oluşturulur ve ardından rastgele seçilen özelliklerle ağaçlar geliştirilir. RO algoritması için kullanıcı tarafından tanımlanması gereken iki önemli parametre vardır: her düğümde kullanılan değişken sayısı (mtry), ve geliştirilecek ağaçların sayısı (n). İlk olarak, eğitim veri setinin 2/3'ü önyükleme örnekleri oluşturmak için kullanılır. Geriye kalan 1/3'lük kısım ise hataları değerlendirmek için out-of-bag (OOB) verisi olarak adlandırılır. Ardından, her bir önyükleme örneği için karar ağaçları oluşturulur. Her düğümde, m değişken rastgele seçilir ve bu değişkenler arasından en iyi dal seçilir.

Çalışma iş akış diyagramı Şekil 5’ de verilmiştir.



Şekil 5. Çalışmanın iş akışı

3. Bulgular ve Tartışma

Çalışmada, sahi çamı türüne ait 40 adet örnekleme alanı (mxm) belirlenerek her bir alan için sahadan bilgiler toplanmıştır. Alanların yükselti (m), eğim, bakı bilgileri, hektardaki ağaç sayıları, fertlerin çap ($d_{1.3m}$) ve boy (h_m) ortalamaları ve biyokütle denklemi (Tolunay vd., 2017) kullanılarak alanlarda hesaplanan toplam ağaç kütleleri Tablo 2’de gösterilmiştir.

Tablo 2. Örnekleme alanlarına ilişkin parametreler

Örnek Alan No	Örnekleme Alanı (mxm)	Yükselti (m)	%Eğim	Bakı	Ağaçlar (sayı/ha)	Çap (cm) (ortalama)	Ağaç Boyu (m) (ortalama)	Toplam Ağaç Kütleleri (t/ha)
A1	20x20	309.47	16	GB	375	27.6	13.8	98.33
A2	20x20	315.98	19	G	475	25.3	13.1	100.06
A3	20x20	289.88	16	G	375	28.3	13.7	108.89
A4	20x20	301.13	22	G	225	30.2	12.7	61.87
A5	20x20	298.81	18	G	525	28.2	13.0	140.86
A6	20x20	257.14	13	B	350	27.2	12.3	75.71
A7	20x20	256.55	20	GD	325	29.5	13.1	87.83
A8	20x20	315.20	23	G	375	23.5	9.9	58.79
A9	20x20	327.10	23	G	500	20.5	10.4	68.45
A10	20x20	349.66	13	G	800	18.0	10.1	82.75
A11	20x20	320.71	18	G	575	20.4	10.1	78.76
A12	20x20	356.82	11	G	1300	18.5	11.2	157.69
A13	20x20	91.05	9	GB	625	20.3	9.1	73.48
A14	20x20	92.11	11	G	300	25.1	9.9	71.28
A15	20x20	92.72	8	G	400	25.1	9.9	70.40
A16	20x20	93.44	8	G	400	32.0	14.6	148.10
A17	20x20	99.78	9	G	375	33.1	16.9	165.07
A18	20x20	101.77	9	G	375	34.6	17.5	178.30
A19	20x20	111.67	9	G	375	34.7	17.2	184.52
A20	20x30	119.72	8	GD	250	36.9	17.3	135.90

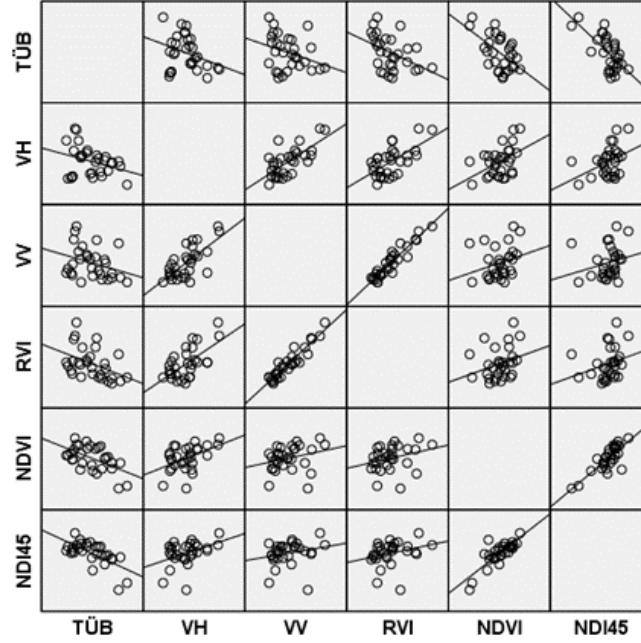
Tablo 2'nin devamı

Örnek Alan No	Örnekleme Alanı (mxm)	Yükselti (m)	%Eğim	Bakı	Ağaçlar (sayı/ha)	Çap (cm) (ortalama)	Ağaç Boyu (m) (ortalama)	Toplam Ağaç Kütlesi (t/ha)
A21	20x30	118.93	8	GD	300	32.8	15.3	123.50
A22	20x20	91.22	8	G	400	30.4	14.0	128.46
A23	20x20	96.5	9	G	375	32.2	15.8	148.45
A24	20x30	96.57	10	G	267	32.7	16.0	112.14
A25	30x30	95.31	11	G	178	38.3	18.6	110.52
A26	20x30	92.22	13	G	250	37.3	16.5	134.16
A27	20x30	99.51	13	GD	300	31.8	15.3	121.83
A28	20x30	109.24	9	GD	283	29.2	14.8	89.69
A29	20x30	119.54	12	G	250	31.8	14.6	86.20
A30	20x20	102.18	6	GB	375	32.4	16.2	152.45
A31	20x30	99.43	8	B	267	31.1	15.1	90.30
A32	20x20	105.54	5	B	475	32.9	15.7	189.23
A33	20x20	111.48	7	G	450	31.2	15.0	158.04
A34	20x20	115.33	6	GB	425	32.4	14.9	161.63
A35	20x20	120.47	6	GB	425	32.3	15.0	160.36
A36	20x20	127.95	6	GB	375	31.1	12.7	118.40
A37	20x30	127.15	10	G	425	34.3	16.2	126.48
A38	20x20	128.64	6	G	450	32.0	15.3	169.65
A39	20x30	133.68	5	GB	317	32.5	14.7	116.26
A40	20x30	133.09	10	G	250	34.4	14.4	105.63

S1 ve S2 uydu görüntüleri geri saçılım, indeks değerleri ve kombinasyonlarının yersel veriler ile elde edilen TÜB değerleri korelasyon ilişkileri incelendiğinde, korelasyon katsayısı değerleri 0.31 ile 0.66 aralığında ters (negatif) yönde değişirken, bileşenler arası farklılıklar önemli bulunmuştur. TÜB değerleri ile en yüksek korelasyonu NDI45 ve NDVI indeksleri göstermiştir (Tablo 3 ve Şekil6).

Tablo 3. TÜB değerleri ve Uydu Görüntüleri Bileşenleri Korelasyon Değerleri ve Anlamlılık Düzeyleri

	TÜB	VH	VV	RVI	NDVI	NDI45	
Pearson Korelasyon Katsayısı (r) TÜB= Toprak Üstü Biyokütle	TÜB	1	-0.319	-0.315	-0.428	-0.549	-0.664
	VH	-0.319	1	0.705	0.634	0.465	0.409
	VV	-0.315	0.705	1	0.941	0.272	0.227
	RVI	-0.428	0.634	0.941	1	0.289	0.275
	NDVI	-0.549	0.465	0.272	0.289	1	0.813
	NDI45	-0.664	0.409	0.227	0.275	0.8126	1
	p<0.05	TÜB		.033	.035	.009	.001
VH		.033		.000	.000	.005	.013
VV		.035	.000		.000	.030	.014
RVI		.009	.000	.000		.040	.007
NDVI		.001	.005	.030	.040		.000
NDI45		.000	.013	.014	.007	.000	



Şekil 6. TÜB değerleri ve Uydu Görüntüleri Bileşenleri Korelasyon Grafikleri

Çalışma kapsamında 16 farklı model oluşturularak her bir model için sadece radar, optik ve füzyonunda kestirilen toprak üstü biyokütle kestirimi sonuçları irdelenmiştir.

Sonuçlar incelendiğinde optik görüntü bant değerlerinden elde edilen NDVI ve NDI45 indekslerinin, diğerlerine göre yüksek korelasyon ve daha düşük RMSE değerlerine sahip olduğu görülmektedir. Radar bantlarından elde edilen RVI indeksinin en düşük korelasyonda ve en yüksek RMSE değerinde olduğu görülmektedir. Model 1, 2, 3 ve 6 dışında tüm modellerde RMSE değerleri yaklaşık 55 ile 74 t/ha aralığında değişmektedir. S1 ve S2 kombinasyonunda RO yöntemi ile en yüksek korelasyon ters yönde (-0.780) ve en düşük RMSE değeri (49.412 t/ha) ile Model 8 ile en iyi sonuçlar elde edilmiştir. Radar bantları tek başına düşük korelasyon ve yüksek RMSE olmasına karşın, NDVI ve NDI45 gibi indekslerle füzyonunda, değerleri arttırdığı görülmektedir. Ayrıca S1 VH geri saçılım değeri ile optik görüntü bitki indeksleri ile füzyonunda sonuçların daha iyi olduğu gözlenmektedir. Tablo 4' de modeller, görüntü bileşenleri ÇDR ve RO model sonuçları gösterilmektedir.

Önceki çalışmalarda, Li vd. (2020), Çin'de tropik orman alanında Sentinel-1A ve Landsat-8 uydu verileri ile ÇDR ve iki makine öğrenme modeli olan RO ve AGA tekniğini kullanmış, Çin Ulusal Orman envanter verileri ile karşılaştırılmış, sonuç olarak AGA tekniği ve uydu füzyonundan en iyi sonuçlar ürettiğini belirtmişlerdir. Theofanous vd. (2021), Yunanistan'ın kuzeydoğusunda bulunan kısa orman bitkilerinde TÜB kestirimi çalışmasında, S2 uydu verileri için farklı spektral indeksler ve biyokütle denklemlerine uygulanan saha verileri kullanılarak RO modeli geliştirilmiş ve Normalize Edilmiş Su İndeksi (NDWI) TÜB kestirimi için yüksek korelasyon göstermiştir.

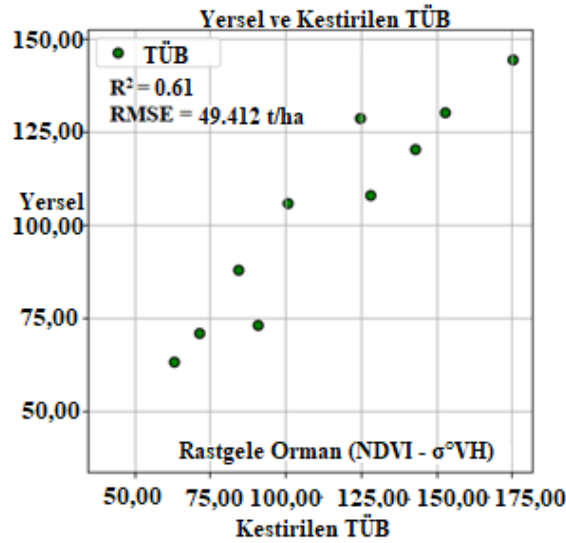
Georgopoulos vd. (2022), S1 ve S2 görüntüleri ile ibrelili yapraklı orman alanında TÜB kestirimi çalışmasında, sadece radar görüntüsü kullanıldığında en yüksek belirtme katsayısı elde edildiği ($R^2 = 0.74$), bu değer optik görüntüde $R^2 = 0.63$ olduğu ve iki görüntü füzyonunda $R^2 = 0.73$ değerinin elde edildiği ayrıca çalışmamıza benzer nitelikte NDVI ve VH geri saçılım değerinin yüksek korelasyon sonucu verdiğini belirtmişlerdir.

David vd. (2022), S1 ve S2 görüntüleri ve 11 bitki örtüsü indeksini ÇDR ve RO yöntemleriyle kullandığı TÜB kestirimi çalışmalarında, Normalize Edilmiş Farklılık Kırmızı Kenar bandı (NDRE1) ve NDVI bandının TÜB ile yüksek ilişkileri olduğunu ($R^2 = 0.71$ ve $R^2 = 0.56$), füzyon verisinin, VV geri saçılım bileşeninin ve RO yönteminin daha yüksek sonuçlar ürettiğini açıklamıştır. Benzer özellikte Omar vd. (2017) ve Pham vd. (2020) çalışmalarında VV geri saçılım değerinin TÜB kestiriminde VH değerine göre performansı artırdığı sonuçlarını elde etmişlerdir. Nuthammachot vd. (2022) tarafından yapılan çalışmada ise S1 ve S2 uydu görüntüleri ile 45 örnekleme alanında gerçekleştirdiği çalışmasında, TÜB ile sadece radar görüntüsü geri saçılım değerlerinde belirtme katsayısı $R^2 = 0.34$ iken S2 de bu değer $R^2 = 0.82$ ve iki görüntü, NDI45 bitki örtüsü indeksi, bant 6 ve VH geri saçılım füzyonunda bu değer $R^2 = 0.84$ olduğunu, çalışmasında sadece C bant radar geri saçılım değerlerinin biyokütle kestiriminde iyi sonuç vermediği, radar ve optik görüntü füzyonunun iyi sonuçlar ürettiğini belirtmişlerdir. Yine çalışmamız ile benzer özellikte, Liu vd. (2019)'ün çalışma sonucunda, TÜB kestiriminde, VH geri saçılım değerinin VV'ye göre daha iyi değerler elde ettiğini belirtmişlerdir ($R^2 = 0.43$ ve $R^2 = 0.09$). Keleş vd. (2021) tarafından gerçekleştirilen sarıçam türünü içeren 86 örnekleme alanında, S1 ve S2 uydu görüntülerinin birlikte kullanıldığı modelde başarılı sonuçlar elde edilmiştir. (DVM' de $R^2 = 0.88$, derin öğrenme modelinde $R^2 = 0.86$).

Güverçin ve Günlü, (2023) 22 farklı regresyon modeli geliştirdiği çalışmalarında, Landsat 8 OLI uydu görüntüsünün bant parlaklık, bitki indisi ve tekstür özellikleri, Sentinel-1A aktif uydu görüntüsünün her iki polarizasyona (VV ve VH) ilişkin parlaklık değerleri, yükselti ve bakı değişkenlerinin yer aldığı model ile en başarılı sonucu elde etmişlerdir ($R^2 = 0.51$, $Sy.x = 28.39$). Her iki çalışmada da optik ve SAR uydu görüntü bileşenlerinden oluşturulan modellerin çalışmamızda olduğu gibi daha başarılı sonuçlar elde ettiği görülmektedir.

Tablo 4. Test verileri için r , R^2 ve RMSE değerleri

Model	Bileşen	ÇDR			RO		
		r	R^2	RMSE	r	R^2	RMSE
S1	$\sigma^{\circ}VH$	-0.229	0.052	92.147	-0.278	0.077	83.124
S2	$\sigma^{\circ}VV$	-0.180	0.032	97.545	-0.230	0.053	85.343
S3	RVI	-0.179	0.128	98.504	-0.199	0.040	86.131
S4	NDVI	-0.626	0.392	66.074	-0.660	0.436	55.008
S5	NDI45	-0.562	0.316	67.385	-0.590	0.348	57.765
S6	$\sigma^{\circ}VH - \sigma^{\circ}VV$	-0.206	0.042	96.868	-0.240	0.058	88.772
S7	NDVI - $\sigma^{\circ}VV$	-0.619	0.383	66.750	-0.710	0.504	48.872
S8	NDVI - $\sigma^{\circ}VH$	-0.645	0.416	65.343	-0.780	0.608	49.412
S9	NDVI - RVI	-0.575	0.331	67.200	-0.670	0.449	55.538
S10	NDVI - NDI45	-0.567	0.321	68.565	-0.650	0.423	56.002
S11	NDI45 - $\sigma^{\circ}VV$	-0.524	0.275	71.074	-0.630	0.397	56.011
S12	NDI45 - $\sigma^{\circ}VH$	-0.547	0.299	70.835	-0.610	0.372	56.356
S13	NDI45 - RVI	-0.566	0.320	69.829	-0.630	0.397	55.898
S14	NDI45 - RVI - $\sigma^{\circ}VV$	-0.436	0.190	73.505	-0.580	0.336	57.887
S15	NDI45 - RVI - $\sigma^{\circ}VH$	-0.466	0.217	72.433	-0.610	0.372	56.443
S16	NDVI - NDI45 - $\sigma^{\circ}VV - \sigma^{\circ}VH$	-0.529	0.280	71.041	-0.670	0.449	55.406



Şekil 7. Yersel ve kestirilen TÛB değerleri (t/ha)

4. Sonuçlar

Orman alanlarında gerçekleştirilen uzaktan algılama çalışmalarında çoğunlukla piksel değerleri, yansıma değeri ve bu değerlerden hesaplanan bitki indeks değerleri ile meşcere hakkında bilgiler edinmek mümkündür. Bu çalışmada, sahil çamı ağaçlandırma alanlarında saha çalışmaları ve ESA'nın ücretsiz olarak sağladığı Sentinel-1A C bant SAR ve Sentinel-2A optik uydu görüntülerinden yararlanarak TÛB değerlerinin kestirimi gerçekleştirilmektedir. 16 farklı modelde gerçekleştirilen araştırma sonuçlarına göre, optik ve radar görüntüleri füzyonunun biyokütle kestiriminde sonuçları iyileştirdiği gözlenmektedir. S1 ve S2 kombinasyonunda ve RO modelinde ters yönde en yüksek korelasyon (-0.780) ve en düşük RMSE değerine (49.412 t/ha) sahip NDVI ve VH geri saçılım füzyonu en başarılı performansı göstermektedir. S1 geri saçılım bileşenleri tek başına düşük korelasyon ve yüksek RMSE değerlerine sahip olmasına karşın, NDVI ve NDI45 gibi indeksleriyle füzyonunda, değerleri arttırdığı görülmektedir.

Gelecek çalışmalarda, çoklu zamansal ve farklı frekansta (X, L, P) bant SAR uydu görüntüleri ile optik görüntülerin füzyonu ile örnekleme alanı sayısının artırılması ve ÇDR, RO dışında farklı makine öğrenme yöntemleri (DVM, Extreme Gradient Boosting (XgBoost) vb.) de kullanılarak TÜB'nin kestirimine yönelik model başarıları artırılabilir. Sürdürülebilir kalkınma amaçlarından "İklim Eylemi" kapsamında hayati önemi olan ormanlarımız için elde edilecek bu sonuçların, ormanlarda yersel yöntemler dışında, uydu teknolojileri ile biyokütle bilgilerinin elde edilmesi açısından önem arz etmektedir.

Teşekkür

Bu araştırma, TÜBİTAK 2209-A Üniversite Öğrencileri Araştırma Projeleri Destekleme Programı tarafından "Sentinel-1 (Sentetik Açıklı Radar) ve Sentinel-2 Optik uydu görüntüleri kombinasyonundan yararlanılarak Ulus (Bartın) sınırlarında bulunan ağaçlandırma alanındaki Sahil Çamı (*Pinus pinaster* Ait.) türünün toprak üstü biyokütle miktarının kestirilmesi (1919B012106792)" isimli proje kapsamında desteklenmiştir. Desteklerinden dolayı TÜBİTAK BİDEB'e, uydu görüntülerinin ücretsiz olarak temin edilmesinde sağladığı imkânlardan dolayı Avrupa Uzay Ajansına (ESA) ve makalenin değerlendirme süreçlerinde kıymetli görüş ve önerileri için hakemlere teşekkür ederiz.

Kaynaklar

- Bao, N., Li, W., Gu, X., & Liu, Y. (2019). Biomass Estimation for Semiarid Vegetation and Mine Rehabilitation Using Worldview-3 and Sentinel-1 SAR Imagery. *Remote Sensing*, 11(23), 2855. <https://doi.org/10.3390/rs11232855>
- Bonan, G.B. (2008). Forests and climate change: forcings, feedbacks and the climate benefits of forests. *Science*, 320, 1444–1449. <https://doi.org/10.1126/science.1155121>
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45, 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Çepel, N., Dündar, M., & Günel, A. (1977). *Türkiye'nin önemli yetiştirme bölgelerinde saf sarıçam ormanlarının gelişimi ile bazı edafik ve fizyografik etmenler arasındaki ilişkiler* (Proje No: TOAG 154). TÜBİTAK, Tarım ve Ormanlık Araştırma Grubu, TÜBİTAK Yayınları No:354, TOAG Seri No: 65, Ankara.
- Cheng, W., Yang, C., Zhou, J., Zhou, W., & Liu, Y. (2009). Research summary of forest volume quantitative estimation based on remote sensing technology. *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 37, 7746–7750.
- Cox, P., Betts, R., & Jones, C. (2000). Erratum: Acceleration of global warming due to carbon-cycle feedbacks in a coupled climate model. *Nature*, 408, 750. <https://doi.org/10.1038/35047138>
- David, R. M., Rosser, N. J., & Donoghue Daniel, N. M. (2022). Improving above ground biomass estimates of Southern Africa dryland forests by combining Sentinel-1 SAR and Sentinel-2 multispectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, 282, 113232. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113232>
- Dixon, R. K., Brown, S. A., Houghton, R. A., Solomon, A. M., Trexler, M. C., & Wisniewski, J. (1994) Carbon Pools and Flux of Global Forest Ecosystems. *Science*, 263, 185-190. <http://dx.doi.org/10.1126/science.263.5144.185>
- Dobson, M. C., Ulaby, F. T., LeToan, T., Beaudoin, A., Kasischke, E. S., & Christensen, N. (1992). Dependence of radar backscatter on coniferous forest biomass. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2), 412–415. <https://doi.org/10.1109/36.134090>
- Eckert, S. (2012). Improved Forest Biomass and Carbon Estimations Using Texture Measures from WorldView-2 Satellite Data. *Remote Sensing*, 4(4), 810–829. <http://dx.doi.org/10.3390/rs4040810>
- Flores-Anderson, A. I., Herndon, K. E., Thapa, R. B., & Cherrington, E. (2019). *The SAR handbook: Comprehensive methodologies for forest monitoring and biomass estimation* (No. MSFC-E-DAA-TN67454). https://gis1.servirglobal.net/TrainingMaterials/SAR/SARHB_FullRes.pdf
- Foody, G. M., Boyd, D. S., & Cutler, M. E. J. (2003). Predictive relations of tropical forest biomass from Landsat TM data and their transferability between regions. *Remote Sensing of Environment*, 85(4), 463–474. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00039-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00039-7)
- George-Chacón, S. P., Milodowski, D. T., Dupuy, J. M., Mas, J.-F., Williams, M., Castillo-Santiago, M. A., & Hernández-Stefanoni, J. L. (2022). Using satellite estimates of aboveground biomass to assess carbon stocks in a mixed-management, semi-deciduous tropical forest in the Yucatan Peninsula. *Geocarto International*, 37(25), 7659–7680. <https://doi.org/10.1080/10106049.2021.1980619>
- Georgopoulos, N., Sotiropoulos, C., Stefanidou, A., & Gitas, I. Z. (2022). Total Stem Biomass Estimation Using Sentinel-1 and -2 Data in a Dense Coniferous Forest of Complex Structure and Terrain. *Forests*, 13, 2157. <https://doi.org/10.3390/f13122157>
- Ghasemi, N., Sahebi, M. R., & Mohammadzadeh, A. (2013). Biomass Estimation of a Temperate Deciduous Forest Using Wavelet Analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(2), 765–776. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2012.2205260>

- Ghosh, P., Mandal, D., Bhattacharya, A., Nanda, M. K., & Bera, S. (2018). Assessing Crop Monitoring Potential of Sentinel-2 in A Spatio-Temporal Scale. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII-5, 227–231. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-5-227-2018>
- Guerra-Hernández, J., Narine, L. L., Pascual, A., Gonzalez-Ferreiro, E., Botequim, B., Malambo, L., Neuenschwander, A., Popescu, S. C., & Godinho, S. (2022). Aboveground biomass mapping by integrating ICESat-2, SENTINEL-1, SENTINEL-2, ALOS2/PALSAR2, and topographic information in Mediterranean forests. *GIScience & Remote Sensing*, 59(1), 1509–1533. <https://doi.org/10.1080/15481603.2022.2115599>
- Günel, A. (1981). *Orman Hasılat Bilgisi*. İstanbul Üniversitesi Yayınları.
- Güner, Ş. T., Özel, C., Türkkkan, M. & Akgül, S. (2019). Türkiye'deki sahilçamı ağaçlandırmalarında ağaç bileşenlerine ait karbon yoğunluklarının değişimi. *Ormanlık Araştırma Dergisi*, 6(2) , 167-176.
- Güner, Ş. T., Diamantopoulou, M. J., Poudel, K. P., Çömez, A., & Özçelik, R. (2022). Employing artificial neural network for effective biomass prediction: An alternative approach. *Computers and Electronics in Agriculture*, 192, 106596. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106596>
- Güverçin, İ., & Günlü, A. (2023). Saf Kızılcım (Pinus brutia Ten.) Meşcerelerinde Aktif ve Pasif Uydu Görüntüleri Kullanılarak Topraküstü Biyokütlenin Tahmin Edilmesi (Anamur Orman İşletme Şefliği Örneği). *Bartın Orman Fakültesi Dergisi*, 25(1), 177–191. <https://doi.org/10.24011/barofd.1261299>
- Hamdan, O., Aziz, H. K., & Rahman, K. A. (2011). Remotely Sensed L-Band SAR Data for Tropical Forest Biomass Estimation. *Journal of Tropical Forest Science*, 23(3), 318–327.
- Kandemir, A., & Mataracı T. (2018). Pinus L. In A. Güner, A. Kandemir, Y. Menemen, H. Yıldırım, S. Aslan, G. Ekşi, I. Güner & A. Ö. Çimen (Eds.), *Illustrated Flora of Turkey 2* (pp. 324–354). Nezahat Gökyiğit Botanical Garden Press.
- Keleş, S., Günlü, A., & Ercanlı, I. (2021). Estimating aboveground stand carbon by combining Sentinel-1 and Sentinel-2 satellite data: A case study from Turkey. In P. K. Shit, H. R. Pourghasemi, P. P. Adhikary, G. S. Bhunia & V. P. Sati (Eds.), *Forest Resources Resilience and Conflicts* (pp. 117–126). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-822931-6.00008-3>
- Li, C., Li, Y., & Li, M. (2019). Improving Forest Aboveground Biomass (AGB) Estimation by Incorporating Crown Density and Using Landsat 8 OLI Images of a Subtropical Forest in Western Hunan in Central China. *Forests*, 10(2), 104. <http://dx.doi.org/10.3390/f10020104>
- Li, Y., Li, M., Li, C., & Liu, Z. (2020). Forest aboveground biomass estimation using Landsat 8 and Sentinel-1A data with machine learning algorithms. *Scientific Reports*, 10, 9952. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-67024-3>
- Liu, Y. A., Gong, W. S., Xing, Y. Q., Hu, X. Y., & Ong, J. Y. (2019). Estimation of the forest stand mean height and aboveground biomass in Northeast China using SAR Sentinel-1B, multispectral Sentinel-2A, and DEM imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 151, 277–289. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.03.016>
- Lu, D., Chen, Q., Wang, G., Liu, L., Li, G., & Moran, E. (2016). A survey of remote sensing-based aboveground biomass estimation methods in forest ecosystems. *International Journal of Digital Earth*, 9(1), 63–105. <https://doi.org/10.1080/17538947.2014.990526>
- Meteoroloji Genel Müdürlüğü. (2023, 20 Haziran). *Resmi İstatistikler*. Meteoroloji Genel Müdürlüğü (MGM). 20 Haziran 2023'de <https://www.mgm.gov.tr/veridegerlendirme/il-ve-ilceler-istatistik.aspx?m=BARTIN> adresinden alındı.
- Monnet, J. M., Chanussot, J., & Berger, F. (2011). Support Vector Regression for the Estimation of Forest Stand Parameters Using Airborne Laser Scanning. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 8(3), 580-84. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2010.2094179>
- Naik, P., Dalponte, M., & Bruzzone, L. (2021). Prediction of forest aboveground biomass using multitemporal multispectral remote sensing data. *Remote Sensing*, 13(7), 1282. <https://doi.org/10.3390/rs13071282>
- Nasirzadehdizaji, R., Balik Sanli, F., Abdikan, S., Cakir, Z., Sekertekin, A., & Ustuner, M. (2019). Sensitivity Analysis of Multi-Temporal Sentinel-1 SAR Parameters to Crop Height and Canopy Coverage. *Applied Sciences*, 9(4), 655. <https://doi.org/10.3390/app9040655>
- Nuthammachot, N., Askar, A., Stratoulas, D., & Wicaksono, P. (2022). Combined use of Sentinel-1 and Sentinel-2 data for improving above-ground biomass estimation. *Geocarto International*, 37(2), 366-376.
- Nelson, R., Ranson, K. J., Sun, G., Kimes, D. S., Kharuk, V., & Montesano, P. (2009). Estimating Siberian Timber Volume Using MODIS and ICESat/GLAS. *Remote Sensing of Environment*, 113(3), 691-701.
- Omar, H., Misman, M., & Kassim, A. (2017). Synergetic of PALSAR-2 and Sentinel-1A SAR Polarimetry for Retrieving Aboveground Biomass in Dipterocarp Forest of Malaysia. *Applied Sciences*, 7(7), 675. <http://dx.doi.org/10.3390/app7070675>
- Pham, T. D., Yokoya, N., Xia, J., Ha, N. T., Le, N. N., Nguyen, T. T. T., Dao, T. H., ... Takeuchi, W. (2020). Comparison of Machine Learning Methods for Estimating Mangrove Above-Ground Biomass Using Multiple Source Remote Sensing Data in the Red River Delta Biosphere Reserve, Vietnam. *Remote Sensing*, 12(8), 1334. <http://dx.doi.org/10.3390/rs12081334>

- Santoro, M., Cartus, O., Fransson, J. E. S., & Wegmüller, U. (2019). Complementarity of X-, C-, and L-band SAR Backscatter Observations to Retrieve Forest Stem Volume in Boreal Forest. *Remote Sensing*, 11, 1563. <https://doi.org/10.3390/rs11131563>
- Schmidt, M., Carter, J., Stone, G., & O'Reagain, P. (2016). Integration of Optical and X-Band Radar Data for Pasture Biomass Estimation in an Open Savannah Woodland. *Remote Sensing*, 8(12), 989. <http://dx.doi.org/10.3390/rs8120989>
- Şimşek, Y., Tubukçu, M., Toplu, F., Akkan, A., & Avcioğlu, E. (1985). *Türkiye'de ithal edilen hızlı büyüyen yabancı türlerin büyümeleri üzerine araştırmalar*. Ormançılık Araştırma Enstitüsü Yayınları.
- Tavasoli, N., & Arefi, H. (2021). Comparison of Capability of SAR and Optical Data in Mapping Forest above Ground Biomass Based on Machine Learning. *Environmental Sciences Proceedings*, 5(1), 13. <https://doi.org/10.3390/IECG2020-07916>
- Theofanous, N., Irene, C., Giorgos, M., Christos D., Natalia, V., & Sofia, S. (2021). Aboveground Biomass Estimation in Short Rotation Forest Plantations in Northern Greece Using ESA's Sentinel Medium-High Resolution Multispectral and Radar Imaging Missions. *Forests*, 12(7), 902. <https://doi.org/10.3390/f12070902>
- Tolunay, D., Makineci, E., Şahin, A., Özturba, A. G., Pehlivan, S., & Abdelkaim, M. A. (2017). *İstanbul-Durusu Kumul Alanlarındaki Sahil Çamı (Pinus pinaster Ait.) ve Fıstık Çamı (Pinus pinea L.) Ağaçlandırmalarında Karbon Birikimi* (TÜBİTAK TOVAG Proje No: 1140797).
- Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8(2), 127–150. [https://dx.doi.org/10.1016/0034-4257\(79\)90013-0](https://dx.doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0)
- Ürgeç. S. (1972). *Hızlı gelişen bazı egzotik (yabancı) iğne yapraklı ağaç türlerinin Türkiye'ye ithali ve yetiştirilmesi imkânları üzerine araştırmalar* (Yayın No. 1750/188). İ.Ü. Orman Fakültesi Yayınları.
- Vaglio Laurin, G., Pirotti, F., Callegari, M., Chen, Q., Cuzzo, G., Lingua, E., Notarnicola, C., & Papale, D. (2016). Potential of ALOS2 and NDVI to Estimate Forest Above-Ground Biomass, and Comparison with Lidar-Derived Estimates. *Remote Sensing*, 9(1), 18. <http://dx.doi.org/10.3390/rs9010018>
- Vafaei, S., Soosani, J., Adeli, K., Fadaei, H., Naghavi, H., Pham, T., & Tien Bui, D. (2018). Improving Accuracy Estimation of Forest Aboveground Biomass Based on Incorporation of ALOS-2 PALSAR-2 and Sentinel-2A Imagery and Machine Learning: A Case Study of the Hyrcanian Forest Area (Iran). *Remote Sensing*, 10(2), 172. <http://dx.doi.org/10.3390/rs10020172>
- Vatandaşlar, C., & Abdikan, S. (2022). Carbon stock estimation by dual-polarized synthetic aperture radar (SAR) and forest inventory data in a Mediterranean forest landscape. *Journal of Forestry Research*, 33, 827–838. <https://doi.org/10.1007/s11676-021-01363-3>
- Vickers, D., Thomas, C., Pettijohn, J., Martin, J., & Law, B. (2012). Five years of carbon fluxes and inherent water-use efficiency at two semi-arid pine forests with different disturbance histories. *Tellus B: Chemical and Physical Meteorology*, 64(1), 17159. <https://doi.org/10.3402/tellusb.v64i0.17159>
- Wang, X., Shao, G., Chen, H., Lewis, B. J., Qi, G., Yu, D., Zhou, L., & Dai, L. (2013). An Application of Remote Sensing Data in Mapping Landscape-Level Forest Biomass for Monitoring the Effectiveness of Forest Policies in Northeastern China. *Environmental Management*, 52, 612–620. <https://doi.org/10.1007/s00267-013-0089-6>
- Wang, J., Xiao, X., Bajgain, R., Starks, P., Steiner, J., Doughty, R. B., & Chang, Q. (2019). Estimating leaf area index and aboveground biomass of grazing pastures using Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 154, 189-201. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.06.007>
- Yadav, S., Padalia, H., Sinha, S. K., Srinet, R., & Chauhan, P. (2021). Above-ground biomass estimation of Indian tropical forests using X band Pol-InSAR and Random Forest. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 21, 100462. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100462>

Evrişimli Sinir Ağı ile Uzaktan Algılamada Hiperspektral Görüntülerin Sınıflandırılması

Classification of Hyperspectral Images in Remote Sensing with Convolutional Neural Network

Ali Gündüz^{1*}, Zeynep Orman¹

¹İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 34320, İstanbul/Türkiye.

ARAŞTIRMA MAKALESİ

*Sorumlu yazar:

Ali Gündüz
ali.gunduz@iuc.edu.tr

doi: 10.48123/rsgis.1344194

Yayın süreci

Geliş tarihi: 16.08.2023
Kabul tarihi: 27.12.2023
Basım tarihi: 28.03.2024

Özet

Makine öğrenmesi ve derin öğrenme yöntemleri, hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasında yüksek bir performans sergileyerek, görüntülerin daha hassas ve etkin bir şekilde sınıflandırılmasına olanak tanımaktadır. Bu çalışmada, hiperspektral görüntü sınıflandırması için 1-D ve 2-D evrişimli sinir ağları teknolojilerinin birleşimini kullanan bir yaklaşım önerilmektedir. Önerilen modelde veri ön işleme olarak temel bileşen analizi kullanılmıştır ve devamında elde edilen veri, mekansal ve spektral olmak üzere ikiye ayrılmıştır. İki güçlü ağ yapısının birleştirilmesi, hiperspektral görüntülerin karmaşıklığını yönetme ve daha etkili ve düşük kaynak tüketimli bir sınıflandırma yeteneği sunmuştur. Hibrit olarak kullanılan evrişimli sinir ağı katmanlarının çıktılarını birleştirdikten sonra dikkat mekanizması kullanılarak modelin sınıflandırma başarısı artırılmıştır. Aşırı öğrenme sorununun çözümü için bir dizi bırakma ve normalizasyon katmanları kullanımının yanı sıra ideal öğrenme oranı değeri 0,001 olarak belirlenmiştir. Önerilen modelin performansı, Indian Pines, Pavia Üniversitesi ve Salinas veri kümelerinde denenmiş ve kappa doğruluk değerleri sırasıyla yaklaşık olarak %97, %99, %99 olarak ölçülmüştür. Önerilen modelin sınıflandırma doğruluğunun, literatürde öne çıkan yöntemlerle elde edilen sonuçlara göre daha üstün olduğu gösterilmiştir.

Anahtar kelimeler: Hiperspektral görüntü, Hiperspektral görüntü sınıflandırması, Evrişimli sinir ağları, Dikkat mekanizması, Uzaktan algılama

Abstract

Machine learning and deep learning methods exhibit high performance in classifying hyperspectral images, enabling more accurate and efficient classification of the images. In this study, an approach is proposed that utilizes a combination of 1-D and 2-D convolutional neural networks (CNN) technologies for the classification of hyperspectral images. In the proposed model, principal component analysis is used for data preprocessing, and the obtained data is divided into spatial and spectral parts. The proposed model utilizes a combination of 1-D and 2-D CNN technologies. The integration of two powerful network structures has provided the ability to manage the complexity of hyperspectral images and offer a more effective classification capability with lower resource consumption. After combining the outputs of the hybrid CNN layers, the classification success is increased with an attention mechanism. For the solution of the overfitting problem, in addition to the use of a series of dropout and normalization layers, the ideal learning rate value is determined as 0.001. The performance of the proposed model was tested on the Indian Pines, University of Pavia, and Salinas datasets, and the kappa accuracy values were measured as approximately 97%, 99%, and 99%, respectively. The suggested model was compared with well-known approaches introduced in recent years, and it demonstrated superior performance in terms of classification accuracy.

Keywords: Hyperspectral image, Hyperspectral image classification, Convolutional neural networks, Attention mechanism, Remote sensing

1. Giriş

Hiperspektral görüntüleme, modern çağın en ileri ve etkileyici uzaktan algılama teknolojilerinden bir tanesidir. Bu teknoloji, elektromanyetik spektrumun geniş bir aralığını kapsayarak, her bir pikselde yüzden fazla spektral bant içeren görüntüler oluşturabilmektedir. Bu sayede, hiperspektral görüntüler, nesnelerin ve malzemelerin özelliklerini daha derinlemesine analiz edebilme potansiyeli barındırmaktadır (Goetz vd., 1985).

Hiperspektral görüntüler, çoğunlukla uzaktan algılama uygulamalarında tercih edilir ve bu görüntülerin elde edilmesi, çeşitli sensör ve ekipmanların kullanımı ile mümkün hale gelir. Bu sensörler, uydular, İnsansız Hava Araçları (İHA) veya hava taşıtları gibi farklı platformlarda konumlandırılabilir. İleri düzey optik ve algılama teknolojileri aracılığıyla, bu sensörler yeryüzü üzerinde geniş bir elektromanyetik spektrumda yüksek çözünürlüklü görüntüler elde eder. Elde edilen görüntüler, detaylı spektral özellik analizleri için yüzlerce spektral bant içerir, bu sayede çeşitli materyaller ve nesnelerin spektral karakteristikleri detaylıca incelenebilir. Ancak, hiperspektral görüntü veri setlerinin oluşturulması ve işlenmesi, beraberinde bazı teknik zorlukları ve sınırlılıkları getirir. Öncelikle, bu tür veri setlerinin elde edilmesi genellikle yüksek maliyetli ve zaman alıcıdır. Hiperspektral sensörlerin yüksek maliyeti, bu teknolojiyi kamu ve özel sektör için büyük bir yatırım kılar, bu da verilerin etkili bir şekilde işlenmesi ihtiyacını doğurur.

Hiperspektral görüntü sınıflandırması, bu teknolojinin evriminin başlangıcından beri merkezi bir araştırma odak noktası olmuştur. 2000'li yılların başlarına kadar, hiperspektral görüntülerin sınıflandırılması ve analizi önemli bir zorluk olarak kalmıştır. Bu zorlukların üstesinden gelmek için, araştırmacılar, hiperspektral görüntüleri analiz etmek ve anlamlı bilgiler elde etmek için çeşitli teknikler ve yaklaşımlar geliştirmiştir.

Başlangıçta, pikselleri sınıflandırmak için istatistiksel ve spektral özellik tabanlı yaklaşımlar kullanılmıştır. piksel tabanlı yaklaşımlar, hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasında kullanılan bir metodolojidir. Bu yaklaşım, her bir pikselin spektral imzasını, yani farklı dalga boylarında ışığı nasıl emdiği veya yansıttığı üzerine dayanır. Her tür nesne veya materyal, kendi benzersiz spektral imzasına sahip olduğundan, bu özelliklerin analizi, görüntülerdeki pikselleri birbirinden ayırmak için kullanılabilir. Bunlar içerisinde, en çok bilinen ve uygulanan yöntemler maksimum olabilirlik (Maximum Likelihood) ve minimum uzaklık (Minimum Distance) sınıflandırıcılarıdır (Landgrebe, 2002). Bu metodolojiler genellikle, önceden belirlenmiş bir eğitim kümesi üzerinde çalışarak her bir sınıfın dağılımını modeller. Bu klasik yaklaşımlar, hiperspektral görüntü analizinde önemli bir adımı temsil ederek yüksek boyutlu verinin karmaşıklığını işlemek için önemli bir temel oluşturmuştur. Bu alanda gerçekleştirilen ilk sınıflandırma çalışmaları, süregelen araştırma ve geliştirmenin temelini atmıştır.

Ancak, geleneksel yöntemler, hiperspektral veri kümelerinin yüksek boyutlu karmaşıklığı ve iç içe geçmiş sınıfların varlığı gibi zorluklarla baş etmekte yetersiz kalmıştır. 2000'li yılların başlarından itibaren, makine öğrenmesi algoritmaları, özellikle destek vektör makineleri (DVM) ve yapay sinir ağları (YSA) hiperspektral görüntü sınıflandırmasında yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır (Ahmad vd., 2021). Bu yöntemler, daha karmaşık ve yüksek boyutlu veri kümelerinin sınıflandırılması konusunda önemli bir ilerleme sağlamıştır. Bu algoritmalar, model karmaşıklığı ve genelleştirme kapasitesi konusunda, veri kümelerinin sınıflandırılmasında daha etkili bir yaklaşım sunar.

Son yıllarda, derin öğrenme tekniklerinin hiperspektral görüntü sınıflandırması alanında kullanılması büyük bir ilgi görmüştür (Benediktsson vd., 2019). Bu teknikler, çok katmanlı yapay sinir ağları kullanarak karmaşık özellik hiyerarşilerini öğrenme yeteneği ile ön plana çıkmaktadır. Bu, hiperspektral veri kümelerinin karmaşıklığını ve yüksek boyutluluğunu daha iyi işlemek için bir potansiyel sunmaktadır (Benediktsson vd., 2019). Bununla birlikte, derin öğrenme modellerinin eğitilmesi, genellikle büyük miktarda veri ve hesaplama kaynağı gerektirir, bu da mevcut zorluklardan biridir.

2000'lerin başından beri, derin öğrenme algoritmalarıyla ilişkili birçok görüntü işleme tekniği hiperspektral veri sınıflandırmasında uygulanmıştır. Bu çalışmalar arasında öne çıkan ilgili çalışmalar aşağıda özetlenmiştir.

Örneklemeler için çekirdek yöntemler kullanarak yüksek boyutlu özellik alanlarında marjı maksimize eden DVM, hiperspektral verilerin sınıflandırılması için kullanılmıştır. DVM tabanlı sınıflandırma yöntemleri, hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasında uzun süre boyunca en gelişmiş yöntemler arasındaki yerini korumuştur (Melgani & Bruzzone, 2004).

Spektral modeller yalnızca 1-D spektral bilgiyi giriş olarak kullanır. Aşırı öğrenme sorununu azaltmak ve genelleştirme kapasitesini artırmak için 1x1 evrişimli çekirdekleri ve geliştirilmiş bırakma oranları olan bir evrişimli sinir ağı (ESA) yapısı Yu vd. (2017) tarafından önerilmiştir. Ağın parametrelerini daha da azaltmak için, tamamen bağlı bir katman global ortalama havuzlama katmanı ile değiştirilir. 1-D spektral vektörü, 2-D özellik matrisine dönüştürerek ve 1x1 ve 3x3 evrişim katmanlarından oluşan bileşik katmanları birleştiren bir yapı, Hiperspektral görüntü (Hiperspektral Image - HSI) bantları arasındaki yüksek korelasyonu azaltırken özellik yeniden kullanma yeteneğini elde edebilmiştir. Yu vd. (2017) tarafından önerilen modele benzer şekilde, Li vd. (2012), ağın eğitim parametrelerini düşürürken yüksek boyutlu özellikleri çıkarmak için global ortalama havuzlama katmanını kullanmıştır. Mekansal modeller yalnızca mekansal bilgileri dikkate alır ve orijinal HSI verilerinin boyutsallığını azaltmak için spektral alan üzerinde boyut azaltma yöntemleri kullanır.

Örneğin Li vd. (2018), sadece mekansal bilgi içeren ilk temel bileşeni ayıklamak için temel bileşen analizi (TBA) kullanmıştır ve elde edilen mekansal bilgiyi sınıflandırmak için ESA kullanmıştır. Benzer şekilde, Haut vd. (2019) bir temel bileşen katmanı ile mekansal tabanlı bir 2D-ESA kullanmıştır. Bununla birlikte, oldukça benzer spektral özelliklere sahip sınırlı eğitim örnekleri, derin öğrenme modellerini aşırı öğrenmeye eğilimli hale getirir. Chen vd. (2017), sınırlı eğitim örnekleri nedeniyle aşırı öğrenme sorununun üstesinden gelmek için Gabor filtreleme tekniğini 2D-ESA ile birleştirmiştir. Gabor filtreleme, fazla öğrenme sorununu etkili bir şekilde azaltan kenarlar ve dokular dahil olmak üzere mekansal özellikleri çıkarır. Makantasis vd. (2015), hiperspektral veriyi üç kanallı bir tensöre yansıtmak için TBA kullanmıştır ve daha sonra standart bir 2D-ESA mimarisi kullanarak sınıflandırmayı gerçekleştirmiştir.

Spektral-mekansal hiperspektral görüntü sınıflandırması, hem mekansal özellikleri hem de spektral özellikleri dikkate alır. Hiperspektral verilerin sınıflandırılmasında hem mekansal hem spektral özelliklerin kullanılmasının büyük avantajları vardır. Her iki tür bilginin kullanılması, verinin daha kapsamlı bir şekilde analiz edilmesini sağlar. Hem spektral hem de mekansal bilgileri kullanan modeller genellikle daha yüksek sınıflandırma doğruluğuna sahiptir (Ahmad vd., 2021). Mimaride sırayla evrişimler ve boyut indirgeme işlemleri gerçekleştirilir. Belirli bir pikselin hem mekansal hem de spektral komşuluklarını göz önünde bulunduran, yani bir 3D yamanın girdi olarak alındığı bir ESA, Hamida vd. (2018) tarafından yapılan çalışmada tanıtılmıştır. İlk katmanlar, $1 \times 1 \times n$ boyutlu çekirdek kullanarak spektral boyutu azalttıktan sonra $k \times k \times 1$ boyutlu çekirdekler kullanılarak mekansal boyut azaltılmıştır. Sonunda, iki tam bağlantılı katman nihai sınıflandırma adımını gerçekleştirir. Roy vd. (2020) tarafından önerilen HybridSN isimli modelde bir 2D-ESA ve 3D-ESA birleştirilmiştir. Bu bağlamda, 3D-ESA ilk olarak spektral-mekansal özellikleri çıkarır ve bu özellikler daha sonra 2D-ESA kullanılarak işlenir. HybridSN, kullanılan parametre sayısı yüksek olması sebebiyle yüksek kaynak tüketimi gerektirmesine karşın yüksek sınıflandırma başarısıyla dikkat çekmektedir.

Markov Rastgele Alan modeli mekansal ve spektral özellikleri birleştirerek hiperspektral veri sınıflandırması için kullanılmıştır (Tarabalka vd., 2010; Li vd., 2011). Hem spektral hem de mekansal bilgiyi eşzamanlı olarak kullanmayı sağlayan verimli bir derin 3D-ESA modeli, Paoletti vd. (2018) tarafından hiperspektral görüntü sınıflandırma için önerilmiştir. Jiao vd. (2017), yüksek mekansal çeşitliliğe sahip görüntülerden ayırıcı özellikler öğrenebilen, hiperspektral görüntü sınıflandırma için derin, çok ölçekli spektral-mekansal özellik çıkarımı yaklaşımını önermiştir. Bu yaklaşım, mekansal bilgiyi çıkarmak için Tam Konvolüsyonel Ağ kullanır ve ardından, bu özellikler, ağırlıklı bir birleştirme stratejisi kullanarak spektral bilgiyle birleştirilir. Son olarak, bu birleştirilmiş özellikler üzerinde piksel bazında sınıflandırma gerçekleştirilir. Derin Evrişimli Sinir Ağları, evrişim katmanları ve alt örnekleme katmanlarından oluşan ve görüntü sınıflandırması gibi görevlerde üstün performans sağlayabilen bir derin öğrenme mimarisidir. Bu mimari, el yazısı karakterleri ve trafik işaretlerinin tanınması gibi alanlarda en gelişmiş performanslardan birini elde etmiştir (Chen vd., 2014). Evrişimli Sinir Ağı mimarisinde, Hubel ve Wiesel (1962) tarafından sunulan biyolojik görsel sistemden ilham alınmıştır. ESA mimarisi iki ana bölüme ayrılabilir: Birincisi Özellik Çıkarma ağı, diğeryse ilk aşamada çıkarılan özellik haritalarına dayalı bir sınıflandırmadır. Tam bağlantılı katmanlar ve bir SoftMax aktivasyon fonksiyonundan oluşan sınıflandırma aşaması, FE aşamasında çıkarılan özellik haritalarına dayanarak, giriş örüntüsünün belirli bir sınıfa ait olma olasılığını verir. Tam bağlantılı katman, önceki katmandaki her nöronu mevcut katmandaki her nörona bağlar. Lin vd. (2013) ve Gao vd. (2018), tam bağlantılı katmanın, global ortalama havuzlama katmanı kullanılarak göz ardı edilebileceğini öne sürmüştür. Softmax genellikle sınıflandırma görevleri için kullanılır (Zhao vd., 2017; Alhichri vd., 2018). Ancak, birçok çalışma bu amaçla DVM'yi kullanmıştır (Md Noor vd., 2017; Leng vd., 2016).

Hiperspektral görüntü sınıflandırmasında dikkat modülü, modelin giriş verilerindeki en alakalı özelliklere odaklanması için kullanılan bir mekanizmadır. Bir dikkat modülünü kullanmanın amacı, modelin yüksek boyutlu hiperspektral verilerden önemli bilgileri öğrenmesini ve çıkarmasını kolaylaştırarak hiperspektral görüntü sınıflandırma modelinin performansını iyileştirmektir.

HSI sınıflandırması için Wang vd. (2021), olasılık temelli bir komşuluk birleştirme dikkat ağı önermiştir. Dong vd. (2019), çalışmalarında HSI'deki bant fazlalığını ve gürültüyü azaltmak amacıyla geleneksel ESA yapısına bir dikkat modülü ekleyerek hiperspektral görüntü sınıflandırma için yeni bir mimari ortaya atmıştır. Fang vd. (2019), spektral düzlemde dikkat mekanizması olan yeni bir uçtan uca 3-D yoğun evrişim ağı önermiştir. Önerilen yaklaşım, farklı ölçeklerde eşzamanlı olarak spektral ve mekansal özellikleri yakalamak için 3-D evrişimler kullanır ve tüm 3-D özellik haritalarını yoğun bir şekilde birbirine bağlar. Spektral özelliklerin ayırt edilebilirliğini artırmak için de bir spektral düzlemde dikkat mekanizması eklenmiştir, bu da eğitilmiş modellerin sınıflandırma performansını artırır. Hang vd. (2020), hiperspektral görüntülerin spektral-mekansal sınıflandırılması için dikkat destekli bir ESA modeli önermiştir. Sırasıyla spektral ve mekansal sınıflandırmalar için bir spektral dikkat alt ağı ve bir mekansal dikkat alt ağı kullanılması önerilmiştir. ESA, mekansal ve spektral özellikleri belirleme yeteneğinin yüksek olması nedeniyle diğer yaklaşımlara göre bir avantaja sahiptir ve HSI sınıflandırması alanında önemli bir yaklaşımdır. Ön işleme aşaması, sınıflandırma modellerinin doğruluğunda hayati derecede önemli bir rol oynar ve TBA, HSI sınıflandırma modellerinde sıkça kullanılan bir ön işleme yöntemidir. TBA, görüntünün doğrusal olmayan özelliklerini ortadan kaldırır. Tek başına 2-D ESA, spektral boyutlardan ayırt edici özellik haritaları çıkaramaz. Benzer şekilde, 3-D ESA, hesaplama açısından daha karmaşıktır ve sınıflandırma başarısı da tek başına yeterli seviyelere çıkamamaktadır.

Hiperspektral görüntülerin mekansal kısmı için 2-D-ESA ve spektral kısmı için ise 1-D-ESA'nın birlikte kullanılması, spektral ve mekansal özellik haritalarından tam olarak yararlanabilmeleri için maksimum sınıflandırma başarısını sağlar.

Bu çalışmada ortaya konulan modelin literatürdeki çalışmalardan farklı olarak ön plana çıkan özellikleri aşağıda özetlenmiştir:

- 1-D ve 2-D ESA kullanılarak, mekansal ve spektral kısımları ayrı ayrı işleyerek iki farklı bilgi türünden maksimum verim alınmıştır.
- Düşük parametre sayısına sahip bir model oluşturulmuştur. Bu da yüksek boyutlu hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasındaki performans problemleri için önemlidir.
- Mekansal ve spektral özellikler ayrı ayrı işlendikten sonra dikkat mekanizması kullanılarak sınıflandırma performansı artırılmıştır.

2. Materyal ve Metot

2.1 Veri Kümeleri

Hiperspektral görüntü sınıflandırma veri kümeleri, diğer görüntü sınıflandırma veri kümelerine göre daha sınırlı sayıdadır. Bu kısmen, hiperspektral verilerin toplanması için özel sensörler ve hava platformlarına ihtiyaç duyulması, bu sürecin zorlukları ve maliyetiyle ilgilidir. Bununla birlikte, sınırlı veri kümesi, hiperspektral görüntü sınıflandırma algoritmalarının ve tekniklerinin geliştirilmesini engellemez. Araştırmacılar, hiperspektral görüntü sınıflandırmasının doğruluğunu artırmak için yeni yöntemler keşfetmeye devam etmektedirler.

Sınırlı sayıdaki veri kümelerine rağmen, bu veri kümeleri birçok araştırma makalesinde kullanılmaktadır ve hiperspektral görüntü sınıflandırmasında son teknolojiyi iletmede önemli bir rol oynamaktadır. Ayrıca, yeni hiperspektral görüntü veri kümeleri periyodik olarak geliştirilmekte ve yayınlanmaktadır. Bu çalışmada kullanılan veri kümeleri aşağıdaki gibidir:

Indian Pines (Indian Pines - IP): AVIRIS sensörü tarafından Indiana, ABD'deki bir tarım alanı üzerinde toplanmıştır ve 145x145 piksel ile 224 spektral bant içerir.

Pavia Üniversitesi (Pavia University - PU): ROSIS sensörü tarafından Pavia, İtalya'daki bir kentsel alan üzerinde toplanmıştır ve 610x340 piksel ile 103 spektral bant içerir.

Salinas (Salinas - SA): AVIRIS sensörü tarafından Kaliforniya, Salinas Vadisi'ndeki bir tarım alanı üzerinde toplanmıştır ve 512x217 piksel ile 204 spektral bant içerir.

Tablo 1'de, bu çalışmada kullanılan veri kümeleri verilmiştir. Tabloda kullanılan veri kümelerinin hangi yılda elde edildiği, hangi sensör tarafından elde edildiği, boyutları, çözünürlüğü, spektral menzili, bant sayısı ve sınıf sayısı verilmiştir.

Tablo 1. IP, SA, PU veri kümelerinin özellikleri

No.	Indian Pines	Salinas	Pavia Üniversitesi
Yıl	1992	-	2003
Sensörler	AVIRIS	AVIRIS	RODIS
Boyut	145x145	512x217	610x340
Mekansal	20	3.7	1.3
Spektral Menzil (nm)	400 ~ 2500	-	430 ~ 860
Bant	200	204	103
Kategori Sayısı	16	16	9

Çalışmalarda kullanılan IP, PU ve SA veri kümelerinin arazi örtüsü sınıfları Tablo 2'de sırasıyla gösterilmiştir. IP veri kümesi, hiperspektral görüntü sınıflandırma algoritmalarının geliştirilmesi ve performansının değerlendirilmesi için bir performans metriği olarak sıklıkla kullanılmaktadır. Veri kümesi, sınırlı sayıda örnekleme verisine sahip olmasına rağmen, farklı sınıfların spektral özelliklerini ve mekansal dağılımlarını temsil etmektedir. Bu nedenle, IP veri kümesi, hiperspektral görüntü sınıflandırma çalışmalarında yaygın bir şekilde kullanılan bir örnekleme haline gelmiştir. IP veri kümesindeki 10249 pikselin 2000 tanesi eğitim için her bir sınıftan rastgele olarak seçilmiştir. Geri kalan 8249 piksel test amacıyla kullanılmıştır. PU veri kümesinde 42776 pikselin 6844 tanesi eğitim için her bir sınıftan rastgele olarak seçilmiştir. Geri kalan 35932 piksel test amacıyla kullanılmıştır. SA veri kümesinde toplam 54129 pikselin 9743 tanesi eğitim için her bir sınıftan rastgele olarak seçilmiştir. Geri kalan 44386 piksel test amacıyla kullanılmıştır.

Tablo 2. Sırasıyla IP, PU ve SA veri kümelerinin arazi örtüsü sınıfları

Sınıf No.	Sınıf Adı	Sınıf No.	Sınıf İsmi	Sınıf No.	Sınıf İsmi
1	Mısır-İşlenmemiş	1	Asfalt	1	Brokoli Yeşil Yabani Otlar 1
2	Mısır-Az İşlenmiş	2	Çayırlar	2	Brokoli Yeşil Yabani Otlar 2
3	Mısır	3	Çakıl	3	Nadas
4	Çayır/Mera	4	Ağaçlar	4	Kaba Sürülmüş Tarla
5	Çim/Ağaçlar	5	Metal Levhalar	5	Düzensiz Sürülmüş Nadas
6	Saman	6	Çıplak Toprak	6	Anız Tarlası
7	Soya Fasulyesi-İşlenmemiş	7	Bitüm	7	Kereviz
8	Soya Fasulyesi-Az İşlenmiş	8	Tuğlalar	8	Budanmamış Asma
9	Temiz Soya Fasulyesi	9	Gölgeler	9	Gelişen Bağ Toprağı
10	Buğday			10	Solgun Mısır-Yeşil Yabani Otlar
11	Ormanlar			11	4 Yapraklı Romen Marulu
12	Binalar-Çim-Ağaçlar-Yollar			12	5 Yapraklı Romen Marulu
13	Taş-Çelik Kuleler			13	6 Yapraklı Romen Marulu
14	Alfalfa			14	7 Yapraklı Romen Marulu
15	Biçilmiş Çayır/Mera			15	Eğitimsiz Bağ
16	Yulaf			16	Dikey Trellis Bağ

Yukarıda bahsedilen ve bu çalışmada kullanılan veri kümeleri hiperspektral görüntü sınıflandırma alanında yaygın olarak kullanılan açık veri kümeleridir (https://www.ehu.es/ccwintco/index.php/Hyperspectral_Remote_Sensing_Scenes).

2.2 Veri Ön İşleme

Veri ön işleme, hiperspektral verilerin yönetilebilir ve anlamlı hale getirilmesinde kritik bir rol oynar. Hiperspektral veriler, büyük miktarda bant içerdiği için, boyut indirgeme teknikleri oldukça önemlidir. Bu, genellikle Öz Sıralı Kümeleme, Temel Bileşen Analizi veya Bağımsız Bileşen Analizi gibi yöntemler kullanılarak gerçekleştirilir.

TBA hiperspektral görüntülerde boyut azaltma için yaygın olarak kullanılan bir tekniktir. TBA, veri kümesindeki en fazla varyansı açıklayan temel bileşenleri belirleyerek veriyi daha düşük boyutlu bir kümeye dönüştürür. Elde edilen temel bileşenler, sınıfları daha iyi temsil eden öznelikler bulundurur. TBA çok boyutlu bir veri kümesini daha az boyutlu bir veri kümesine indirgeme prosedürüdür. Bu çalışmada kullanılan hiperspektral görüntülere uygulanan veri ön işleme adımları şu şekildedir:

Verinin Yüklenmesi: İlgili veri kümesi yüklenir. Veri kümesi ve etiketler iki ayrı değişkene atanır.

Temel Bileşen Analizi Uygulanması: Bu, veri boyutunu azaltmaya yardımcı olur. Bu değer veri kümesinin boyutunu ve spektral katman sayısına göre farklılık gösterebilmektedir.

Verinin Hazırlanması: Boyutu azaltılan veri bir takım işlemlerden geçirilir. Bu işlemler aşağıdaki adımları içerir:

- *Küp Çıkarımı:* Hiperspektral görüntülerden belirli boyutlarda küpler çıkarılır. Bu küplerin boyutları küçüldükçe daha detaylı ve başarılı sonuçlar alınabilmektedir. Ancak aynı zamanda bu hiperspektral verilerin büyüklüğü göz önüne alındığında dikkatli karar verilmesi gereken bir değerdir. Bu çalışmada sınıflandırma sonuçları ve kaynak tüketimini dengeleyecek en uygun değer 27x27 olarak belirlenmiştir.
- *Normalizasyon:* Elde edilen veri kümesi, verinin en büyük değeriyle bölünerek 0-1 aralığına normalleştirilir.
- *Verinin spektral ve mekansal bileşenlere ayrılması:* Spektral bileşenler, küplerin tüm piksellerinin spektral bantları boyunca ortalamasını alarak bulunur. Mekansal bileşenler, orijinal görüntü verisi ile aynıdır.

Eğitim ve test setlerine bölünmesi: Son olarak, veri eğitim ve test setlerine bölünür.

2.3 Evrişimli Sinir Ağları ve Dikkat Mekanizması

Evrişimli sinir ağı, genellikle görüntü sınıflandırma, görüntü işleme ve doğal dil işleme gibi alanlarda kullanılan bir tür derin öğrenme modelidir. ESA'lar, çok boyutlu verileri giriş verisi olarak işleyebilecek şekilde tasarlanmıştır. ESA'ların bu özelliği hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasında ESA yapısının kullanılmasının avantajlarından bir tanesidir. ESA, evrişim katmanları, havuzlama katmanları ve tam bağlantılı katmanlar olmak üzere 3 temel katmandan oluşur. Bu çalışmada önerilen modelde spektral ve mekansal bilginin işlenmesi için 1-D ve 2-D ESA kullanılarak hibrit bir yapı önerilmiştir.

Dikkat mekanizması, derin öğrenme modellerine, öğrenme sürecinde hangi bilgilere odaklanmaları gerektiğini belirleme yeteneği kazandırmak için kullanılan bir tekniktir. Dikkat mekanizması, bir dizi skor hesaplar (bu skorlar genellikle giriş dizisi üzerinde bir softmax aktivasyon fonksiyonu kullanılarak hesaplanır), ve bu skorlar, modelin giriş dizisindeki her öğeye ne kadar 'dikkat etmesi' gerektiğini belirler.

Modelin spektral ve mekansal katmanlarından elde edilen çıktılar birleştirme modülünde bir araya getirilir. Bu işlem her iki modülden gelen özellik vektörlerinin bir araya getirilmesini sağlar. Bir araya getirilen özellik vektörleri çıktısı bir yoğun katmana girdi olarak verilir. Aktivasyon fonksiyonu olarak 'tanh' kullanılır. Sonra dikkat ağırlıklarını hesaplamak için 'softmax' fonksiyonu kullanılır. Softmax aktivasyonu, çıktılar arasında bir olasılık dağılımı oluşturur, bu da modelin hangi özelliklere dikkat etmesi gerektiğini belirler. Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu (tanh) denklem 1'de gösterilmiştir:

$$\tanh(x) = \frac{(e^x - e^{-x})}{e^x + e^{-x}} \quad (1)$$

Bu fonksiyon -1 ile 1 arasında bir çıktı verir ve bu nedenle genellikle sinir ağlarında kullanılır. Bu çalışmada kullanılan dikkat mekanizması 3 ana adımdan oluşur:

Skor Hesaplama: Her bir girişe bir skor atanır. Skor bir öğrenilebilir ağırlık matrisi ile girişin çarpımı olarak hesaplanır. Skor hesaplama formülü denklem 2'de gösterilmiştir:

$$\text{Skor}(t) = v^t * \tanh(W_1 * h_t + W_2 * s_{t-1}) \quad (2)$$

Bu formülde h_t mevcut girdi, s_{t-1} önceki durum, v , W_1 , W_2 öğrenilebilir ağırlıklar ve \tanh aktivasyon fonksiyonudur.

Softmax: Skorlar bir softmax fonksiyonuna sokulur, böylece skorlar olasılıklara dönüşür. Bu, dikkat ağırlıkları olarak adlandırılır. Denklem 3'te softmax fonksiyonunun genel formülü verilmiştir.

$$da = \frac{e^{\text{Skor}(t)}}{\sum e^{\text{Skor}(t)}} \quad (3)$$

Bu formülde 'da' dikkat ağırlığıdır.

Ağırlıklı Toplam Hesaplama: Her bir giriş, ilgili dikkat ağırlığı ile çarpılır ve sonra ağırlıklı girişler toplanır. Bu toplam, girişlerin ağırlıklı bir kombinasyonunu oluşturur ve dikkat mekanizmasının çıktısını oluşturur. Bu yapı 4 numaralı denklemde formülize edilmiştir.

$$\text{Çıktı} = \sum (da * h_t) \quad (4)$$

Burada 'da' dikkat ağırlığıdır, h_t ise t sayılı giriş değeridir.

Dikkat Ağırlıklarının Uygulanması: Daha sonra, dikkat ağırlıkları özellik vektörleri ile çarpılır. Bu, modelin belirli adımlara daha fazla "dikkat etmesini" sağlar, çünkü bu adımlar daha büyük bir ağırlığa sahip olacaktır. Dikkat mekanizması uygulanmış çıktı, bir dizi yoğun katman ve sönümlenme katmanı tarafından işlenir.

2.4 Çalışma Kapsamında Önerilen Model

Yüzlerce hatta binlerce olabilen spektral bantları hem verimli hem az kaynak tüketerek işleyebilmek için spektral kısımda 1-D ESA kullanılmıştır. 1-D ESA'lar, hiperspektral görüntülerin spektral bantlarının özelliklerini tanımlayabilir. ESA'lar, bir hiperspektral görüntünün spektral özelliklerini çıkarabilir ve bu özellikler genellikle nesne türünün tanımlanmasında yardımcı olur. Her bir görüntüyü bir dizi spektral bant olarak ele almak, verinin daha hızlı işlenmesini sağlar. 1-D ESA'lar, bu veriyi hızlı ve verimli bir şekilde işleyebilir ve bu da genel işlem süresini azaltır. 1-D ESA'lar, 2-D veya 3-D ESA'lardan daha az parametreye sahip olma eğilimindedir. Bu, modelin daha hızlı eğitilmesine ve daha az hesaplama kaynağı kullanılmasına yardımcı olur. Hiperspektral görüntüler gibi yüksek boyutlu veri setlerinde derin öğrenme modelinin daha az parametre kullanması önemli bir ölçüttür.

Mekansal bilgi, görüntünün genel yapısı ve objelerin birbirine olan konumunu temsil eder. Mekansal bilginin işlenmesi konusunda, ESA genellikle öne çıkar. ESA, yerel özelliklerin çıkarılması ve daha yüksek seviyeli özelliklerin oluşturulması için oldukça uygundur. Ayrıca, yerel mekansal ilişkilerde veri kaybını minimumda tutarken, yüksek boyutlu verilerin boyutunu azaltabilme yetenekleri, hiperspektral görüntülerin işlenmesi açısından çok önemli bir özelliktir. Mekansal modülün işlenmesinde ise önerilen modelde 2-D ESA kullanılmıştır.

Birinci 2-D ESA katmanı: Girdi olarak alınan mekansal veri, 2-D ESA katmanına girdi olarak verilir. Katman 32 filtre kullanır, her filtrenin boyutu 3x3'tür ve doğrultulmuş lineer birim (DLB) aktivasyon fonksiyonu kullanılır.

DLB aktivasyon fonksiyonunun matematiksel formülü 5 numaralı denklemde gösterilmiştir:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (5)$$

Bu formül, eğer x pozitifse x' 'in kendisini, eğer x negatifse 0'ı döndürür. Bu, ReLU'nun en önemli özelliği olan 'doğrultma' işlemini gerçekleştirir, yani negatif değerler 0'a çekilir.

DLB aktivasyon fonksiyonu, özellikle derin öğrenme modellerinde kullanılır çünkü doğrusallığı ve hesaplama verimliliği sayesinde modelin eğitim sürecini hızlandırır.

İkinci 2-D ESA katmanı: Bir önceki evrişim katmanının çıktısı, 2D-ESA katmanına girdi olarak verilir. Katman 64 filtre kullanır, her filtrenin boyutu 3×3 'tür ve DLB aktivasyon fonksiyonu kullanılır.

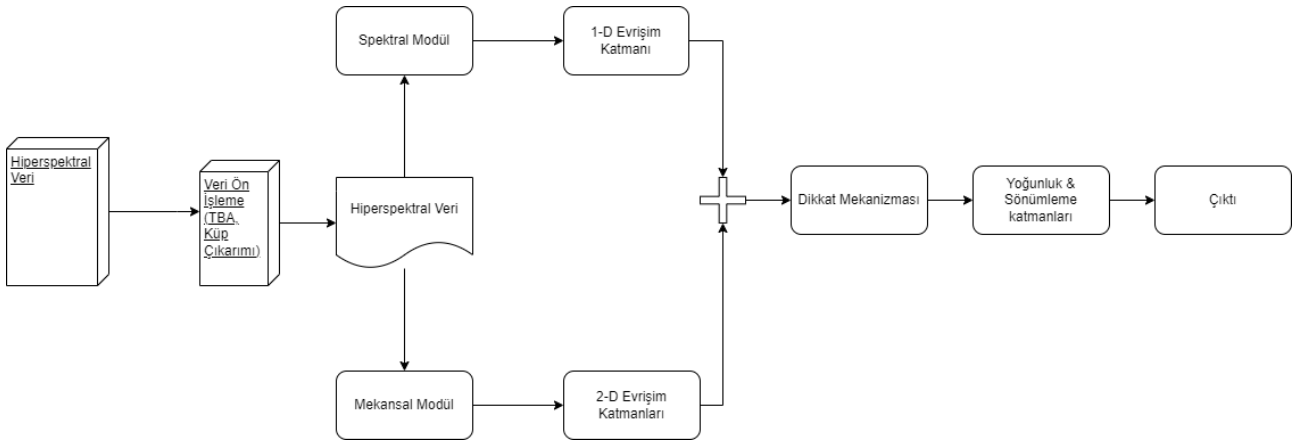
Bu aşamalar sonucunda, mekansal modül, hiperspektral görüntülerin mekansal özelliklerini çıkarır ve bu özelliklerin birleşimini sağlar. Bu bileşenler daha sonra spektral modülün çıktısıyla birleştirilir.

İlk yoğun katman 512 nöron içerir ve DLB aktivasyon fonksiyonunu kullanır. Bu katmandan elde edilen çıktı, aşırı öğrenmenin önlenmesi için bırakma katmanına sokulur. %40 oranda nöronları "kapatır", yani bu nöronların ağırlıklarını geçici olarak sıfırlar. Bırakma katmanının değerinin normalde kullanılan %50 değerinden %40'a çekilmesinin başlıca sebebi daha hızlı eğitim ve daha az bilgi kaybıdır. Daha az nöronun kapatılması, daha az bilginin yok olması demektir ve ayrıca daha az işlem ve kaynak tüketimi sağlar. %40 değeri bir çok veri kümesinde çeşitli değerlerin kullanıldıktan sonra en verimli değer olarak belirlenmiştir.

Bu işlem, ikinci yoğun katman ve bırakma katmanı ile tekrarlanır. İkinci yoğun tabaka 256 nöron içerir.

Son olarak, modelin çıktı katmanı bir yoğun katmandır ve çıktı boyutuna karşılık gelen sayıda nöron içerir. Çıktı boyutu veri kümesinden veri kümesine değişiklik göstermektedir. Bu katmanda softmax aktivasyon fonksiyonu kullanılır.

Şekil 1'de önerilen modelin genel yapısı gösterilmiştir.



Şekil 1. Önerilen modelin genel yapısı

Bu model, spektral ve mekansal girdileri alır ve çıktı olarak sınıflandırma sonuçlarını verir. Her iki modülün çıktılarının birleştirilmesi, modelin hem spektral hem de mekansal bilgileri eşzamanlı olarak işlemesini ve hiperspektral görüntülerin daha kapsamlı bir analizini sağlar. Bu, modelin genel sınıflandırma performansını iyileştirir.

3. Deneysel Sonuçlar

Önerilen modelin hiperspektral veri kümeleri üzerindeki çalışma detayları, test verileri, test sırasında kullanılan metrikler ve test sonuçları incelenmiştir. Bu çalışmada, 27×27 'lik mekansal bölümler, ele alınan 3 veri kümesi için ağırlıklı olarak kullanılmıştır. Deneysel epokların sayısı 100 ve öğrenme oranı değeri 0,001 olarak belirlenmiştir. Kayıp fonksiyonu 0,06 olarak seçilmiştir. Ayrıca, yapılan deneylerde optimizasyon yöntemi olarak Adam Optimizasyon Algoritması kullanılmıştır. Karşılaştırma için son yıllarda yoğun ilgi gören derin öğrenme tabanlı HSI sınıflandırma yöntemleri seçilmiştir. Nicel analiz için F1 puanı (F1 Score), genel doğruluk (OA), ortalama doğruluk (AA) ve Kappa katsayısı olmak üzere aşağıda tanımlanan dört değerlendirme metriği kullanılmıştır:

F1 Puanı: F1 puanı, bir sınıflandırma modelinin performansını ölçen bir metriktir. F1 puanı, hassasiyet (precision) ve geri çağırma (recall) değerlerinin harmonik ortalamasını temsil eder. 6 numaralı denklemde F1 puanının denklemi verilmiştir:

$$F1 = 2 * (h * g) / (h + g) \quad (6)$$

Formüldeki h , doğruluğu; g ise doğru tahmin edilen örnekleri gösterir. $F1$ değeri 0'dan 1'e kadar değişir; 1 mükemmel sonucu, 0 ise en düşük sonucu ifade eder. $F1$ değeri arttıkça, modelin kategorilendirme yeteneği de artar.

Genel Doğruluk: Bu metrik, bir modelin tüm tahminlerinin ne kadar doğru olduğunu gösterir. 7 numaralı denklemde genel doğruluk formülize edilmiştir:

$$OA = T/S \quad (7)$$

Bu formülde T doğru sınıflandırılan örnekleri temsil eder, S ise toplam örnek sayısını temsil eder.

Ortalama Doğruluk: Ortalama doğruluk, her sınıf için doğruluk oranını hesaplar ve bu değerlerin ortalamasını alır. 8 numaralı denklemde ortalama doğruluk formülize edilmiştir:

$$AA = \frac{1}{C} * \sum_{i=1}^C \frac{T_i}{S_i} \quad (8)$$

8 numaralı denklemde, C , toplam sınıf sayısını, T_i , i. sınıfın doğru sınıflandırılan örneklerinin sayısını, S_i , i sayılı sınıfa ait toplam örnek sayısını temsil etmektedir.

Kappa Katsayısı: kategorik maddelerin değerlendirilmesinde iki gözlemci arasındaki uyumu ölçen istatistik. 9 numaralı denklemde kappa katsayısının denklemi verilmiştir:

$$\kappa = (P_o - P_e) / (1 - P_e) \quad (9)$$

Bu bağlamda,

- P_o , iki değerlendirici arasında tespit edilen uyum yüzdesidir.
- P_e , rastgele seçim sonucunda olması muhtemel olan uyum oranını belirtir.

Bu çalışmanın performansını test etmek ve karşılaştırmak adına, son yıllarda yapılan başlıca çalışmalarda kullanılan DVM, 2D-ESA, 3D-ESA ve HybridSN yöntemleri dikkate alınmıştır ve deneysel sonuçları karşılaştırmak için kullanılmıştır. Karşılaştırma yapılan modeller şunlardır; Hiperspektral Uzaktan Algılama Görüntülerinin DVM ile Sınıflandırılması (Melgani ve Bruzzone, 2004), DVM, Hiperspektral Veri Sınıflandırması için Konvolüsyonel Sinir Ağları ile Derin Gözetimli Öğrenme (Makantasis vd. 2015) (2D-ESA), Uzaktan Algılama Görüntü Sınıflandırması için 3-D Derin Öğrenme Yaklaşımı (Hamida vd. 2018) (3D-ESA), Hiperspektral görüntü sınıflandırması için 3-D,2-D ESA özellik hiyerarşisini keşfetme (Roy vd. 2020) (HybridSN).

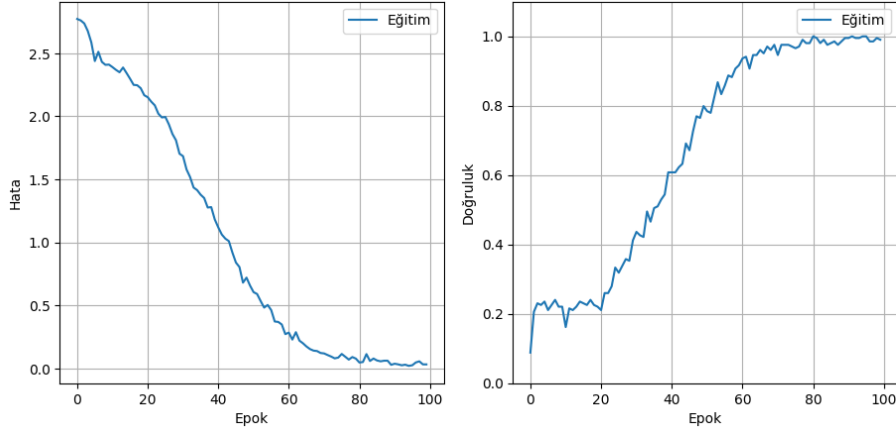
Karşılaştırma yapılan çalışmalar DVM hariç, ESA yapısına dayalıdır ve üç temel HSI veri kümesi olan IP, PU ve SA veri kümesi üzerinde değerlendirilmiştir. Bu karşılaştırma, önerilen modelin popüler derin öğrenme metodlarıyla karşılaştırılması için yapılmıştır. Karşılaştırma yapılan modellerin eğitim oranı %20 olarak belirlenmiştir. Dağıtılmış eğitim ve test örneklerine yönelik elde edilen sınıflandırma başarıları IP, PU ve SA veri kümelerinde karşılaştırılmıştır. Sırasıyla Tablo 3, 4 ve 5'te karşılaştırma sonuçları gösterilmiştir. Bu çalışmada önerilen modelin sonuçları, F1 skoru, OA, AA ve kappa (κ) doğruluk oranları kullanılarak karşılaştırılmıştır. Her bir arazi sınıfı için F1 skorları ayrı ayrı verilmiştir.

Tablo 3. IP veri kümesi için F1 skorları karşılaştırma sonuçları

Sınıf	DVM	2D-ESA	3D-ESA	HybridSN	Önerilen Model
1	88.0	73.64	48.18	85.05	93.67
2	80.0	83.12	85.12	94.73	95.49
3	69.55	81.98	77.22	97.85	97.08
4	48.48	46.39	85.11	93.80	96.91
5	87.23	89.11	80.28	99.69	97.00
6	96.33	95.02	89.81	98.96	98.51
7	50.0	0.0	0.0	75.20	88.89
8	100.0	99.96	95.96	99.84	99.89
9	50.0	26.66	77.78	72.88	96.97
10	76.54	77.44	77.9	98.13	94.77
11	87.7	89.4	82.73	98.88	98.20
12	77.3	87.72	82.64	97.19	96.33
13	97.5	95.28	89.72	98.13	98.15
14	91.38	98.84	98.32	99.10	99.22
15	80.81	82.02	55.17	99.42	93.04
16	97.73	80.0	82.5	88.92	97.04
OA	77.8	92.99	93.8	97.09	97.19
AA	86.12	92.98	92.68	96.82	96.32
K (x100)	72.06	90.98	91.69	94.96	96.80

Tablo 3'te IP veri kümesi için önerilen modelin diğer modeller ile karşılaştırılması yapılmıştır ve her bir arazi sınıfı için ayrı ayrı F1 skorları dahil olmak üzere, OA, AA ve kappa doğruluk oranları verilmiştir. Tablo 3'te sunulan karşılaştırmalarda bazı arazi sınıflarında çok düşük ortalamalar alındığı görülmektedir. Bunun en belirgin örneği 7 numaralı arazi sınıfı olan 'Soya Fasülyesi-İşlenmemiş' arazi sınıfıdır. Bunun temel sebebi bu veri kümesinde söz konusu arazi sınıfının etiketli veri sayısının diğer sınıflara göre çok düşük olmasıdır. IP veri kümesi için önerilen model, karşılaştırılan modellere göre çok daha iyi bir sınıflandırma performansı sağlamıştır.

Şekil 2'de IP veri kümesi için önerilen modelin eğitimi sırasında epoklara göre hata ve doğruluk grafikleri verilmiştir. %20'lik bir eğitim oranıyla modelin IP veri kümesinde doğruluk oranı yaklaşık 60 epokta %90'nın üzerinde doğruluk değerlerine ulaşmıştır.



Şekil 2. IP veri kümesi için epoklara göre hata ve doğruluk grafikleri

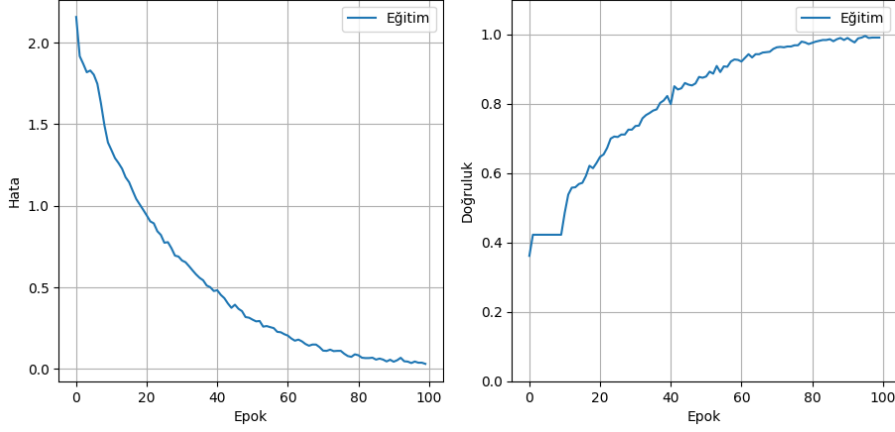
Tablo 4'te PU veri kümesinde karşılaştırmalı sonuçlar verilmiştir. Bu veri kümesinde, oluşturulan model, sırasıyla %99.78, %99.63 ve %99.71 olan en yüksek ortalama, genel ve kapa (κ) doğruluk değerleri ile diğer yöntemlerden daha yüksek bir başarı oranına sahiptir.

Tablo 4. Pavia Üniversitesi veri kümesi için F1 skorları karşılaştırma sonuçları

Sınıf	DVM	2D-ESA	3D-ESA	HybridSN	Önerilen Model
1	82.23	93.40	85.66	97.58	99.89
2	65.81	96.84	95.88	98.80	99.93
3	66.72	65.48	68.11	96.06	99.32
4	97.77	95.55	97.02	97.39	98.76
5	99.37	98.03	98.90	100.0	99.96
6	91.62	80.52	68.85	99.70	99.99
7	87.36	89.29	73.09	99.91	100.00
8	90.46	94.50	95.21	96.41	99.53
9	93.71	95.80	93.54	99.57	99.76
OA	77.80	92.55	89.43	98.39	99.78
AA	86.12	89.94	86.25	97.83	99.63
K(x100)	72.06	89.90	85.61	98.38	99.71

Tablo 4'te benzer mekansal yapıya sahip arazi sınıflarındaki başarı oranlarının düşük çıktığı görülmektedir. PU veri kümesinde 2 ve 6 numaralı arazi sınıfları buna örnek olarak verilebilir. Buna rağmen, bu çalışmada önerilen model bu alanlarda %90 üzerinde sınıflandırma başarısına erişebilmiştir. Bu durum önerilen modelin benzer yapıdaki sınıfları birbirinden ayırt etme konusunda diğer yaklaşımlardan daha başarılı olduğunu göstermektedir.

Şekil 3'te PU veri kümesi için önerilen modelin epoklara göre hata ve doğruluk grafikleri verilmiştir. IP veri kümesi gibi PU veri kümesinde de %90 civarında doğruluk oranlarına 60. epok civarı ulaşılmıştır. Bu durum hem modelin aşırı öğrenmeye karşı dayanıklı olduğunu hem de düşük oranda ve sayıda eğitim ile yüksek sınıflandırma başarısına çıkabildiğini göstermektedir.



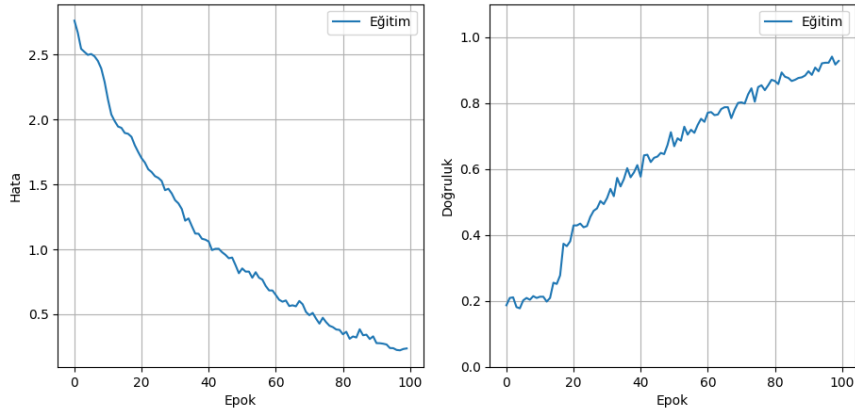
Şekil 3. PU veri kümesi için epoklara göre hata ve doğruluk grafikleri

Tablo 5'te Salinas veri kümesi için önerilen model ile diğer modellerin her bir arazi sınıfı için F1 skoru ve OA, AA ve kappa doğruluk oranları verilmiştir. Salinas veri kümesinin arazi sınıfları PU veri kümesindeki 'Çayırılar' ve 'Çıplak Toprak' arazi sınıflarının birbirine benzemesi gibi çok sayıda arazi sınıfının birbirine benzerlik gösterdiği bir veri kümesidir. Buna rağmen, bu çalışmada önerilen model %99'lara ulaşan doğruluk oranlarına çıkmayı başarmıştır.

Tablo 5. Salinas veri kümesi için F1 skorları karşılaştırma sonuçları

Sınıf	DVM	2D-ESA	3D-ESA	HybridSN	Önerilen Model
1	82.34	100.0	99.99	100.0	100.00
2	83.36	99.99	99.97	100.0	100.00
3	99.80	99.91	99.91	99.87	100.00
4	98.96	99.61	99.50	99.65	99.76
5	98.77	98.67	99.69	99.47	99.88
6	97.90	99.97	99.99	99.83	100.00
7	77.43	99.96	100.0	100.0	100.00
8	60.30	90.43	92.83	95.11	100.00
9	76.77	99.43	100.0	100.0	100.00
10	61.29	99.72	98.64	99.47	100.00
11	80.55	99.99	100.0	100.0	100.00
12	79.92	99.74	99.94	100.0	100.00
13	70.88	99.84	99.98	99.95	100.00
14	100.0	98.92	99.89	99.50	100.00
15	96.41	92.71	95.10	96.77	99.99
16	81.45	99.60	99.89	99.94	100.00
OA	81.86	96.76	97.68	98.41	99.85
AA	84.31	96.39	97.41	98.23	99.97
K(x100)	80.43	98.66	99.08	99.35	99.98

Şekil 4'te SA veri kümesi için önerilen modelin epoklara göre hata ve doğruluk grafikleri verilmiştir. SA, ele alınan diğer veri kümelerine göre daha büyük ve iç içe geçmiş ve benzer özellikteki arazi sınıflarını barındıran daha karmaşık bir veri kümesidir. Bu veri kümesinin zorlu yapısına rağmen önerilen model %90 üzerinde bir sınıflandırma başarısı elde etmiştir.

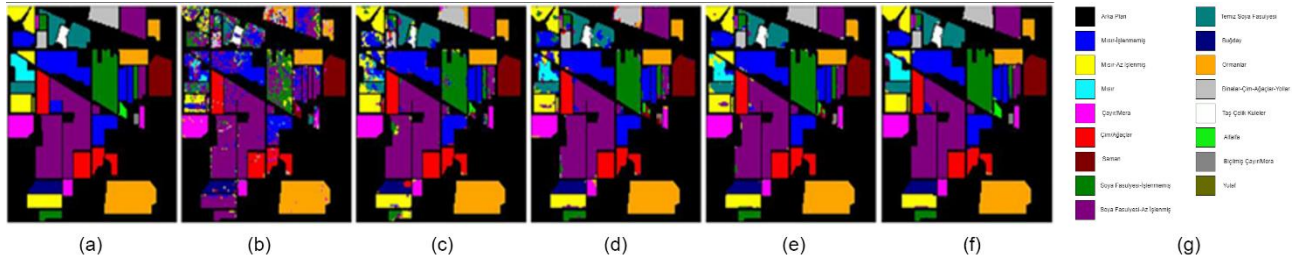


Şekil 4. SA veri kümesi için epoklara göre hata ve doğruluk grafikleri

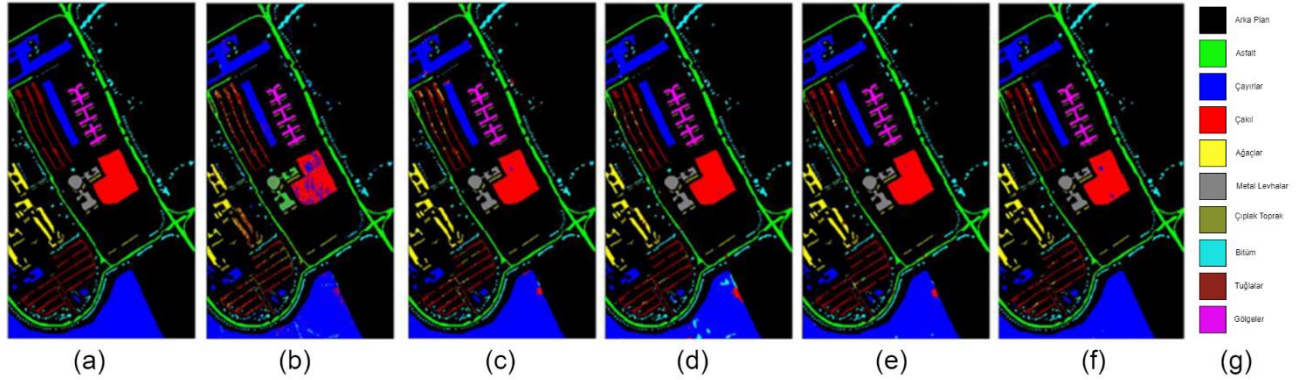
Tablo 3, 4 ve 5'teki sonuçlara göre bu çalışmada önerilen modelin düşük boyutlu veriler, az etiketli yer örnekleri, ve az korelasyonlu toprak yapılarında dahi her zaman %90'ların üzerinde sonuç verdiği görülmüştür. Görüntü işleme ve sınıflandırma alanlarındaki tutarlılık kriterinin önemi göz önünde bulundurulduğunda bu çalışmada önerilen modelin kayda değer bir başarı elde ettiği görülmektedir.

Önerilen modelin sınıflandırma başarısı bakımından karşılaştırılan modellere göre daha başarılı olduğu Tablo 3, 4 ve 5'te gösterilmiştir. Bunun yanında, eğitim ve test süreleri göz önüne alındığında da sınıflandırma başarısı yüksek modeller arasında en hızlı model olduğu görülmektedir. Bunun başlıca sebebi spektral ve mekansal verinin işlenmesi için hibrit olarak kullanılan 1D-ESA ve 2D-ESA yaklaşımları ve iki kısım için ayrı ayrı uygulanan ve verinin sadece sınıflandırma açısından önem arz eden kısımlarına odaklanılmasını sağlayan dikkat mekanizmalarıdır. PU veri kümesinde test ve eğitim süreleri önerilen model için sırasıyla 9,29 ve 160,71 saniyeyken, sınıflandırma başarısı bakımından önerilen modele en yakın model olan HybridSN için bu değerler sırasıyla 47,36 ve 367,91 saniyedir. SA veri kümesi için ise test ve eğitim süreleri önerilen model için sırasıyla 7,41 ve 128,38 iken HybridSN modeli için ise 35,73 ve 281,43 saniyedir.

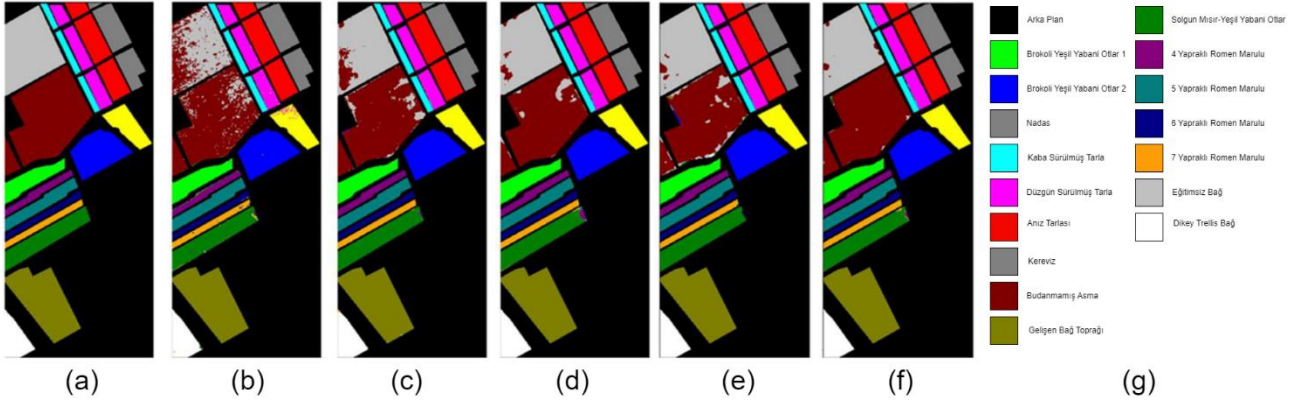
Bu karşılaştırmaların yanı sıra şekil 5, 6 ve 7'de farklı sınıflandırma metodlarıyla önerilen modelin sınıflandırma haritaları görsel olarak da karşılaştırılmıştır. Genel olarak, piksel tabanlı sınıflandırma yaklaşımları sınıflandırma haritalarında tuz ve biber gürültüsü oluşturur. Beklendiği üzere, önerilen model, diğer modellerle kıyaslandığında daha düzgün ve daha detaylı haritalar elde eder.



Şekil 5. Indian Pines veri kümesi için sınıflandırma haritası: a) zemin referansı, b) Destek Vektör Makinesi, c) 2-D ESA, d) 3-D ESA, e) HybridSN, f) önerilen model, g) renk kodları



Şekil 6. Pavia Üniversitesi veri kümesi için sınıflandırma haritası: a) zemin referansı, b) Destek Vektör Makinesi, c) 2-D ESA, d) 3-D ESA, e) HybridSN, f) önerilen model, g) renk kodları



Şekil 7. Salinas veri kümesi için sınıflandırma haritası: a) zemin referansı, b) Destek Vektör Makinesi, c) 2-D ESA, d) 3-D ESA, e) HybridSN, f) önerilen model, g) renk kodları

Bu çalışmada önerilen model, spektral ve mekansal bilgileri ayrı ayrı işleyebilen ve her birine odaklanan özel dikkat mekanizmaları ile donatılmış az parametrelili bir hibrit ağıdır. Bu yapı, modelin, her bir veri kümesinin benzersiz karakteristiklerini daha etkili bir şekilde öğrenmesini sağlar. Önerilen mimarimiz, 1D-ESA ile spektral özellikleri ve 2D-ESA ile mekansal özellikleri ayrı ayrı ele alarak, spektral-mekansal özellik birlikteliğini derinlemesine öğrenir. Bu yaklaşım, DVM'nin karşılaştığı doğrusal ayrılabilirlik sınırlamalarının ötesine geçer ve karmaşık özellik ilişkilerini daha etkili bir şekilde modellememize olanak tanır. 2D-ESA ve 3D-ESA'ların aksine, modelimiz, azaltılmış hesaplama karmaşıklığına ve hızlı eğitim özelliklerine sahiptir, bu da onu büyük veri kümeleri üzerinde daha uygulanabilir kılar. HybridSN yöntemi, özellik hiyerarşisini birleştirirken, önerilen modelimiz, dikkat mekanizmaları aracılığıyla bu özellikler arasında seçicilik sağlar; bu da sadece en bilgilendirici özelliklerin kullanılmasına ve böylece daha yüksek sınıflandırma doğruluğuna yol açar. Sonuç olarak, önerilen model, hiperspektral görüntülerin sınıflandırılması için mevcut yöntemler arasında, özellikle küçük nesne tanıma ve ayrıntılı sınıflandırma gerektiren durumlarda dikkate değer bir performans sunmaktadır.

4. Sonuç ve Değerlendirme

Hiperspektral görüntüler, bir nesne ya da sahnenin geniş bir dalga boyu spektrumunda çok sayıda spektral bandın elde edilmesi sonucu ortaya çıkan, üç boyutlu bir veri kümesi şeklinde tanımlanabilir. Bu 'çok boyutluluk', hiperspektral görüntüler ile gerçekleştirilen çeşitli uygulamalarda önemli bir rol oynar. Ancak, bu tür verilerin analizi ve işlenmesi büyük miktarda veri ve karmaşık algoritmalar gerektirdiği için oldukça zordur. Bu çalışmada, hiperspektral görüntülerin sınıflandırılmasında derin öğrenme yöntemlerinin etkinliğinin ve potansiyelinin gösterilmesi amaçlanmıştır. Son yıllarda popüler bir çalışma alanı olan hiperspektral görüntü sınıflandırma konusunda yaşanan mevcut zorluklardan yola çıkılarak hiperspektral verilerin spektral ve mekansal bölümlerini ayrı ayrı değerlendiren, 1-D ESA, 2-D ESA ve dikkat mekanizması içeren bir model önerilmiştir. Spektral ve mekansal özelliklerin ayrı ayrı ele alınması, hiperspektral görüntülerin daha doğru ve etkin bir şekilde sınıflandırılmasını sağlamıştır. Farklı özellikteki veri kümelerinden alınan tüm sonuçlarda sınıflandırma başarısı oranı %90'ların üzerinde seyretmiştir. Karşılaştırma için kullanılan başarımların metrikleri F1 skoru, OA, AA ve kappa katsayısıdır. Ayrıca, hiperspektral görüntülerdeki düşük etiketli veri oranı da göz önünde bulundurulup, önerilen modelin düşük eğitim oranlarıyla alınan sonuçları da değerlendirilmiştir.

Hiperspektral görüntülerin bant sayılarının, mekansal çözünürlüklerinin ve boyutlarının artacağı göz önünde bulundurulduğunda hiperspektral görüntü sınıflandırması alanında ileride yapılacak çalışmalarda sınıflandırma başarımların oranları kadar düşük kaynak tüketimi ve hızlı sınıflandırma gibi özelliklerin öneminin artacağı düşünülmektedir.

Kaynaklar

- Ahmad, M., Shabbir, S., Roy, S. K., Hong, D., Wu, X., Yao, J., ... Chanussot, J. (2021). Hyperspectral image classification—Traditional to deep models: A survey for future prospects. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15, 968–999.
- Alhichri, H., Alajlan, N., Bazi, Y., & Rabczuk, T. (2018). Multi-scale convolutional neural network for remote sensing scene classification. *Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Electro/Information Technology, Rochester, MI, USA*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/EIT.2018.8500107>.
- Chen, X., Xiang, S., Liu, C.-L., & Pan, C.-H. (2014). Vehicle Detection in Satellite Images by Hybrid Deep Convolutional Neural Networks. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(10), 1797–1801.

- Chen, Y., Zhu, L., Ghamisi, P., Jia, X., Li, G., & Tang, L. (2017). Hyperspectral images classification with Gabor filtering and convolutional neural network. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(12), 2355–2359.
- Dong, H., Zhang, L., & Zou, B. (2019). *Band attention convolutional networks for hyperspectral image classification*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1906.04379>
- Fang, B., Li, Y., Zhang, H., & Chan, J. C. W. (2019). Hyperspectral images classification based on dense convolutional networks with spectral-wise attention mechanism. *Remote Sensing*, 11(2), 159. <https://doi.org/10.3390/rs11020159>
- Gao, H., Yang, Y., Li, C., Zhou, H., & Qu, X. (2018). Joint alternate small convolution and feature reuse for hyperspectral image classification. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(9), 349. <https://doi.org/10.3390/ijgi7090349>
- Goetz, A. F., Vane, G., Solomon, J. E., & Rock, B. N. (1985). Imaging spectrometry for earth remote sensing. *Science*, 228(4704), 1147–1153.
- Hamida, A. B., Benoit, A., Lambert, P., & Amar, C. B. (2018). 3-d deep learning approach for remote sensing image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(8), 4420–4434.
- Hang, R., Li, Z., Liu, Q., Ghamisi, P., & Bhattacharyya, S. S. (2020). Hyperspectral image classification with attention-aided CNNs. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(3), 2281–2293.
- Haut, J. M., Paoletti, M. E., Plaza, J., Plaza, A., & Li, J. (2019). Hyperspectral image classification using random occlusion data augmentation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(11), 1751–1755.
- Hubel, D. H., & Wiesel, T. N. (1962). Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex. *The Journal of Physiology*, 160(1), 106–154.
- Jiao, L., Liang, M., Chen, H., Yang, S., Liu, H., & Cao, X. (2017). Deep fully convolutional network-based spatial distribution prediction for hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(10), 5585–5599.
- Landgrebe, D. (2002). Hyperspectral image data analysis. *IEEE Signal Processing Magazine*, 19(1), 17–28.
- Leng, J., Li, T., Bai, G., Dong, Q., & Dong, H. (2016). Cube-CNN-SVM: a novel hyperspectral image classification method. *Proceedings of the 28th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), San Jose, CA, USA*, 1027–1034. <https://doi.org/10.1109/ICTAI.2016.0158>
- Li, J., Bioucas-Dias, J. M., & Plaza, A. (2011). Spectral–spatial hyperspectral image segmentation using subspace multinomial logistic regression and Markov random fields. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(3), 809–823.
- Li, J., Bioucas-Dias, J. M., & Plaza, A. (2012). Spectral–spatial classification of hyperspectral data using loopy belief propagation and active learning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(2), 844–856.
- Li, J., Zhao, X., Li, Y., Du, Q., Xi, B., & Hu, J. (2018). Classification of hyperspectral imagery using a new fully convolutional neural network. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 15(2), 292–296.
- Lin, M., Chen, Q., & Yan, S. (2013). *Network in network*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1312.4400>
- Makantasis, K., Karantzalos, K., Doulamis, A., & Doulamis, N. (2015). Deep supervised learning for hyperspectral data classification through convolutional neural networks. *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Milan, Italy*, 4959–4962. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2015.7326945>
- Md Noor, S. S., Ren, J., Marshall, S., & Michael, K. (2017). Hyperspectral image enhancement and mixture deep-learning classification of corneal epithelium injuries. *Sensors*, 17(11), 2644. <https://doi.org/10.3390/s17112644>
- Melgani, F., & Bruzzone, L. (2004). Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(8), 1778–1790.
- Paoletti, M. E., Haut, J. M., Plaza, J., & Plaza, A. (2018). A new deep convolutional neural network for fast hyperspectral image classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 145, 120–147.
- Roy, S. K., Krishna, G., Dubey, S. R., & Chaudhuri, B. B. (2020). HybridSN: Exploring 3-D-2-D CNN feature hierarchy for hyperspectral image classification. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 17(2), 277–281.
- Tarabalka, Y., Fauvel, M., Chanussot, J., & Benediktsson, J. A. (2010). SVM-and MRF-based method for accurate classification of hyperspectral images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 7(4), 736–740.
- Wang, Y., Song, T., Xie, Y., & Roy, S. K. (2021). A probabilistic neighbourhood pooling-based attention network for hyperspectral image classification. *Remote Sensing Letters*, 13(1), 65–75.
- Yu, S., Jia, S., & Xu, C. (2017). Convolutional neural networks for hyperspectral image classification. *Neurocomputing*, 219, 88–98.
- Zhao, W., Jiao, L., Ma, W., Zhao, J., Zhao, J., Liu, H., Cao, X., & Yang, S. (2017). Superpixel-based multiple local CNN for panchromatic and multispectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(7), 4141–4156.

Optimizing Mini Dam Placement for Sustainable Water Management in FUTA: A GIS-MCDA Approach

FUTA'da Sürdürülebilir Su Yönetimi için Mini Baraj Yerleşiminin Optimize Edilmesi: Bir CBS-ÇKKA Yaklaşımı

Herbert Tata¹, Lukumon Olaitan Lateef^{1*}, Ifechukwu Ugochukwu Nzelibe¹

¹Department of Surveying and Geoinformatics, Federal University of Technology, Akure, Ondo State, Nigeria.

ORIGINAL PAPER

*Corresponding author:

Lukumon Olaitan Lateef
svg148908lateef@futa.edu.ng

doi: 10.48123/rsgis.1366317

Article history:

Received: 02.12.2023

Accepted: 05.03.2024

Published: 28.03.2024

Abstract

Addressing the increasing demand for water resources at the Federal University of Technology, Akure (FUTA) due to the growing population requires a data-driven solution. This study determined the suitable locations for the siting of mini-dams as an alternative solution to the problem of water scarcity in FUTA using a Geographical Information Systems (GIS)-based Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) approach by integrating five thematic factors: drainage density, slope, elevation, land cover and soil texture. Preference values were assigned to the criteria based on their importance to a dam. Analytical Hierarchy Process (AHP) was used to assign weights to these criteria, and they were combined using a weighted sum to produce a mini dam suitability map within the study area. The suitable areas were divided into five classes: highly suitable (9%), suitable (18%), marginally suitable (30%), least suitable (26%) and not suitable (17%). The suitability map was validated against the locations of existing dams in the study area. This study contributes to the efforts to manage water resources for a growing population in FUTA and to evaluate the GIS-AHP approach for dam siting for a small study area.

Keywords: Dam, Multi-criteria decision analysis (MCDA), Analytical hierarchy process (AHP), Geographical information systems (GIS), Site selection

Özet

Artan nüfus nedeniyle Akure Federal Teknoloji Üniversitesi'nde (FUTA) su kaynaklarına yönelik artan talebin karşılanması, veri odaklı bir çözüm gerektirmektedir. Bu çalışmada, beş tematik faktör (drenaj yoğunluğu, eğim, yükseklik, arazi örtüsü ve toprak dokusu) ve Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS) tabanlı Çok Kriterli Karar Analizi (ÇKKA) yaklaşımı kullanılarak FUTA'daki su kıtlığı sorununa alternatif bir çözüm olarak mini barajlar için uygun yerler belirlenmiştir. Kriterlere baraj için önemlerine göre tercih değerleri atanmıştır. Kriterlerin ağırlıklarını belirlemek için Analitik Hiyerarşi Proses (AHP) yöntemi kullanılmış ve çalışma alanında bir mini baraj uygunluk haritası üretmek için ağırlıklı toplam yöntemi uygulanmıştır. Uygun alanlar beş sınıfa ayrılmıştır: çok uygun (%9), uygun (%18), marjinal olarak uygun (%30), en az uygun (%26) ve uygun değil (%17). Uygunluk haritası, çalışma alanındaki mevcut barajların konumlarına göre doğrulanmıştır. Bu çalışma, FUTA'da artan nüfus için su kaynaklarını yönetme çabalarına ve küçük bir çalışma alanı için baraj yerleşimi için CBS-AHP yaklaşımının değerlendirilmesine katkıda bulunmaktadır.

Anahtar kelimeler: Baraj, Çok kriterli karar analizi (ÇKKA), Analitik hiyerarşi proses (AHP), Coğrafi bilgi sistemleri (GIS), Yer seçimi

1. Introduction

Water plays a crucial role in the survival of humans and the sustainability of communities around the world. Its immeasurable benefits as renewable resources include providing shelters for people and serving as a means of livelihood. Water serves other purposes such as agricultural, recreational, and industrial uses, but domestic usage of water takes precedence over other uses. Water can be grouped into surface water, which includes oceans, rivers, lakes, reservoirs, and streams; lagoons; and groundwater. Groundwater is considered purer water and is the most common source of water in Nigeria (Egbinola & Amanambu, 2014). Despite the large expanse of area of the Earth's surface covered by water, there is a growing demand for water resources because of the increasing world population, uneven distribution of fresh water, and climate change that is affecting the hydrologic cycle (Cosgrove & Loucks, 2015). Limited water resources and ineffective policies for managing water supply are major barriers responsible for water scarcity in developing countries (Gallego-Ayala & Juárez, 2011; Aldaya et al., 2010).

The need for water supply in an academic institution cannot be over-emphasized. The scarcity of potable water and unstable electricity are major challenges facing students in Nigerian higher education institutions (Amadi et al., 2015). The establishment of new departments and construction of new halls of residence in the Federal University of Technology, Akure (FUTA) campus comes with a rise in population and, as a result, an increase in demand for water resources. FUTA is faced with the problem of water supply shortages and the untapped potential of water supply strategies due to a lack of knowledge of water resources available within the campus. The present sources of water in the university community are boreholes and hand-dug wells, which are not sufficient. The construction of a mini dam is a way to augment the existing sources of water in the university community and solve the problem of water scarcity (Akeju et al., 2021). Roof Top Rainwater Harvest (RTRWH) has been proposed as a means of augmenting the water supply in FUTA (Nzelibe et al., 2022). However, this is very dependent on the number and structure of buildings in the university. This study investigated the suitability of mini dam sites to further provide solutions to water demand in FUTA.

Dam construction and groundwater potential delineation are the most economical ways to explore groundwater resources for optimum benefit (Etikala et al., 2019; Abushandi & Alatawi, 2015). Dams can either be artificial constructions or naturally formed obstacles positioned across rivers, exerting control over water flow to increase water levels. The selection of suitable sites for dam construction requires the consideration of both environmental and socio-economic factors. While there are pivotal criteria to be considered in selecting a dam site, the number of criteria for dam site selection cannot be universally uniform. The selection of criteria will depend on factors like literature review, the capacity and intended purpose of the dam, data availability, and the peculiar environmental and social conditions of the study area (Wang et al., 2021). Topographical condition, geological and geomorphological structure, foundation condition, physiographic unit, availability of construction materials, spillway size and location, climatic hazards, earthquake hazards, length and height of the dam, life of the dam, and runoff capacity of streams are the most utilized factors in dam site selection (Luís & Cabral, 2021; Al-Ruzouq et al., 2019a; Noori et al., 2019; Abushandi & Alatawi, 2015).

The challenges in locating suitable sites and integrating different environmental factors are major problems in constructing reservoirs for water storage (Winter et al., 1998). Conventional approaches have been used to select suitable locations for dam sites (Jozaghi et al., 2018). There are now improved tools to create dam site suitability maps because of the recent advancements in geospatial technologies and machine learning (Wang et al., 2021; Al-Ruzouq et al., 2019a). Geospatial data in the form of remote sensing and GIS largely contributes to decision-making processes like the selection of suitable sites for the construction of dams. The improved spatial and temporal resolutions of remote sensing data with advanced geospatial tools and techniques have enhanced the process of water resource management. Several approaches have been used for dam site selection, which include statistical rational method and GIS multi-criteria analysis (Abushandi & Alatawi, 2015), AHP (Yasser et al., 2013), GIS-AHP and weighted overlay analysis (Luís & Cabral, 2021; Shao et al., 2020), AHP and fuzzy logic (Noori et al., 2019), AHP and machine learning (Al-Ruzouq et al., 2019a). Other approaches to dam site selection are summarized in Al-Ruzouq et al. (2019b) and Wang et al. (2021). Integrating GIS and Analytical Hierarchical Process (AHP), which provides a consistent ranking of potential mini-dam locations based on a variety of criteria provides suitable sites for mini dam placement.

MCDA combined with GIS has been employed to solve geospatial problems. The development of user-oriented GIS technology is responsible for the increased and wide integration of GIS and MCDA for addressing spatial decision problems (Malczewski, 2006). The benefit of AHP is that it allows a hierarchical structure of the criteria that enables users to have a better focus on specific criteria and sub-criteria when assigning the weights (Ouma & Tateishi, 2014; Saaty, 2008). AHP is applied in the site selection process to aid the decision-making process by allowing decision-makers to organize the criteria and alternative solutions for a problem in a hierarchical decision model. Determining the importance of parameters is the principal task in AHP. Of all the MCDA techniques, the Analytical Hierarchy Process (AHP) has gained wide application in site suitability research in recent years. Several GIS software such as the ESRI's ArcGIS products have toolboxes and extensions like weighting overlay and map algebra, which can be used for a GIS-based MCDA (Borouhaki & Malczewski, 2008).

GIS-based AHP has been used in several studies on the selection of suitable sites for dam construction, such as Luís & Cabral (2021), Shao et al. (2020), Njiru & Siriba (2018), Al-shabeeb (2016), and Dai (2016). These studies were carried out on relatively larger study regions with different numbers of physical, climatic, and hydrological criteria. The efficacy of this approach for dam site selection has not been tested in a relatively small study area with little variation in topography and environmental conditions like FUTA. Furthermore, the selection of suitable locations for a mini-dam construction in FUTA will provide valuable information to help in spatial planning to mitigate the perennial problem of water scarcity faced by students and members of staff on campus and serve as a source of irrigation and boost the institution's agricultural production. Apart from the increasing demand for water resources, the potential adverse environmental effects such as dam breakage that may arise from dam construction cause the need to select a suitable site for siting dams FUTA.

2. Materials and Method

2.1 Study Area

The study area is the Federal University of Technology, Akure (FUTA) campus, as shown in Figure 1. It is between latitudes 7° 18' 53.38"N & 7° 17' 33.47"N and longitudes 5° 6' 35.31"E & 5° 9' 17.02"E in Akure South Local Government Area, Ondo State. It lies along the Akure-Ilesha expressway, with Awule and Ibule as its neighbouring villages. About 5.401 km² (540.108 hectares) of landmass was covered in this study. The average annual rainfall is 1500 mm, and the average elevation is about 374 m. The rainy season is often between April to October, while the dry season is between November to March (Nzelibe et al., 2022; Olujumoke et al., 2016). The mean annual temperature ranges from 24 °C to 27 °C. Lowlands and a few rugged hills characterized the topography of FUTA, and it is within the sub-equatorial climatic belt with tropical rainforest vegetation (Akeju et al., 2021). The population of staff and students in FUTA rose from 21,462 in 2017 to 28,419 in 2019, while the current population of students and staff now stands at 25, 867 (<https://www.futa.edu.ng/>). The average daily water demand of FUTA was estimated to be 1,475.83 m³/day in 2021, which is projected to increase to 2,995.74 m³/day by the year 2049. The present sources of water in the university community are boreholes and hand-dug wells. The amount of water supply from these boles is estimated at 1,198.07 m³/day, which is not sufficient for the FUTA population (Akeju et al., 2021).

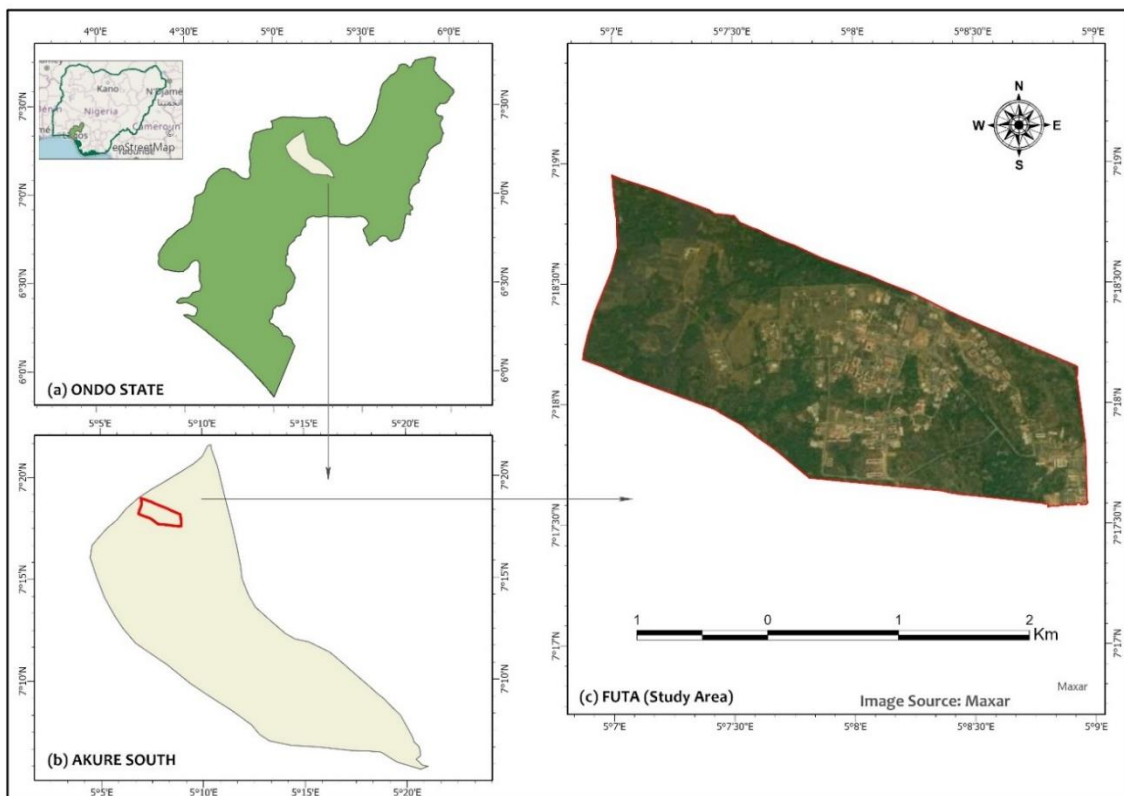


Figure 1. Study area map

2.2 Data and Sources

The intended use of a dam is crucial in selecting criteria for dam site selection. The quality of water is important in selecting a dam for irrigation purpose while the geological structure is paramount for flood control (Wang et al., 2021). Based on previous studies (Luís & Cabral, 2021; Al-Ruzouq, 2019a; Njiru & Siriba, 2018; Dai, 2016), local knowledge/peculiar attributes of the study area, and the available data for the study area, five criteria were considered for this study. These criteria are drainage density, slope, elevation, soil texture, and land cover. Precipitation was not used in this study because the study area is very small with very little variation in rainfall distribution. The data used to achieve the objectives of this study and their respective sources are contained in Table 1.

Table 1. Data used and sources

S/N	Criteria	Data	Source	Year
1	Elevation, Slope and Drainage Density	Shuttle Radar Topographic Mission (SRTM)	USGS	2014
2	Soil texture	Soil texture layer	Geology Department, FUTA	
3	Land cover	Sentinel-2 MSI	Copernicus	2023
4	Study Area	Base Map	Google, Maxar	2018, 2022
5	Administrative boundaries	Vector boundaries of Nigeria	Diva GIS	
6	Dam locations	Coordinates and pictures	Authors	2023

2.3 Research Methodology

2.3.1 Generating Thematic Layers

The elevation layer was generated directly from the Digital Elevation Model (DEM). The slope map and drainage density were derived from the DEM using the spatial analyst tools in ArcGIS Pro (Figure 2).

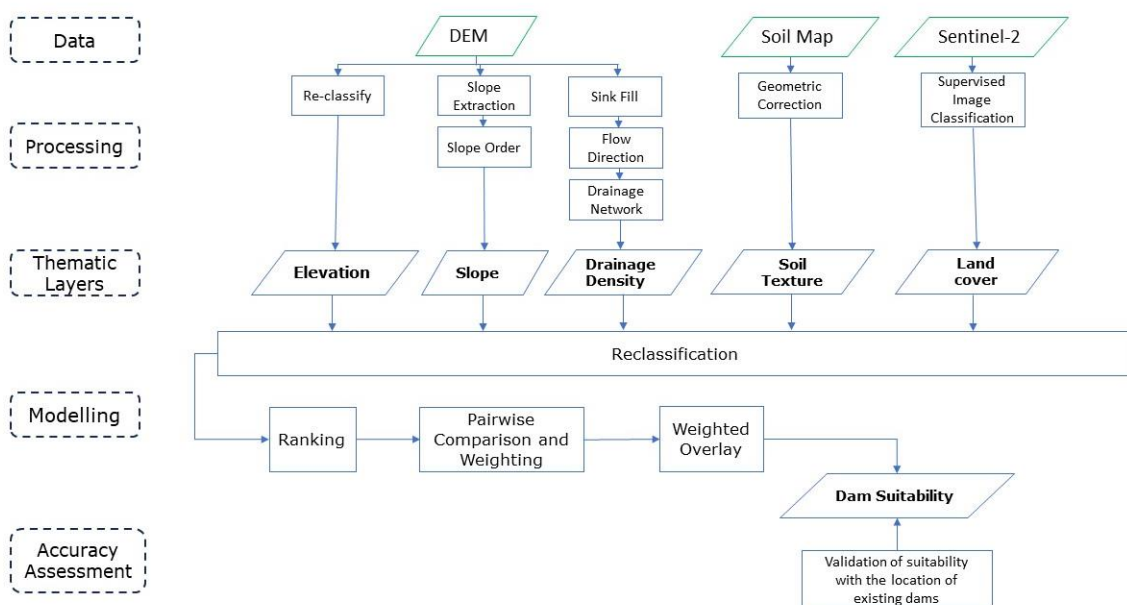


Figure 2. Methodology framework

For the land cover map, the optical (B, G, R) and NIR bands of the sentinel-2 image were used to make a composite image, training signatures were created using authors’ knowledge of the study area and Google Earth imagery, and maximum likelihood classification algorithm was used for the supervised land cover classification. To ensure uniformity across layers and enable subsequent Weighted Overlay Analysis (WOA), the initial soil texture layer, initially presented as a vector, was transformed into a raster format. Concurrently, all thematic layers were subjected to reprojection using the WGS84 UTM 31N projected coordinate system, and they were re-sampled to a 10 m resolution to generate seamlessly clipped layers encompassing the complete study area.

2.3.2 Criteria Ranking

Each of these five layers was reclassified into discrete classes (1-5) using the reclassify tool in ArcGIS Pro. For the continuous surfaces, the intervals for the thematic layers were determined using the natural breaks jenk as used by (Luís & Cabral, 2021). The preference values correspond to the levels of the suitability of the sub-criterion of each layer for mini dam selection. The higher the class value, the more suitable for a mini dam site selection; the maximum preference value (5) was ranked highly suitable for the location of a dam site, and the minimum preference value (1) was ranked least suitable for the location of a dam site (Table 2). These five levels of suitability have also been used in previous studies on dam site selection to rank criteria (Luís & Cabral, 2021; Njiru & Siriba, 2018).

Table 2. Ranking explanation

Preference Value	Suitability
1	Not Suitable
2	Least Suitable
3	Marginally Suitable
4	Suitable
5	Highly Suitable

2.3.3 Pairwise Comparison Matrix and Weighting

The steps in AHP involve stating the problem, developing a hierarchical structure, determining the relative importance of attributes (pair-wise comparison) using Saaty’s scale, calculating the relative weights, checking the consistency, and obtaining the total weights and overall rating (Saaty, 1990). A pairwise comparison matrix was created based on the relative importance of each thematic layer to the selection of a dam site. Each layer was ranked against the other layers on a scale of 1 to 9. 1 represents equal importance of two layers and 9 means uppermost importance of a layer over another layer (Saaty, 1987). The ranking and pairwise comparison of the criteria in this study was done using rankings from previous studies (Karakuş & Yıldız, 2022; Shao et al., 2020; Njiru & Siriba, 2018) where experts’ opinions were used. The AHP analysis was done using the AHP calculator (Goepel, 2018) and the validity of the AHP was evaluated by calculating the consistency ratio (CR) (equation 2) using the consistency index (CI) (equation 1). The consistency ratio (CR) is a measure of the consistency of the square matrix. To compute the CR, the consistency index (CI), a measure of departure from consistency, was calculated using equation 1. Then CR was computed using equation 2.

$$CI = (\lambda - n) / (n - 1) \tag{1}$$

n = number of criteria. λ = average value of the consistency vector (Principal Eigen value). λ = Relative criteria weights / weighted sum vector. RI = Random Index.

$$CR = CI / RI \tag{2}$$

2.3.4 Mini dam Suitability

Weighted Sum (a spatial analyst tool) in ArcGIS Pro was used to multiply the weights with each raster layer and combine all the resulting layers to produce a suitability map depicting areas suitable for sitting mini dams within the study area. The suitable areas were divided into five classes: highly suitability, suitable, marginally suitability, least suitability, and not suitability.

2.3.5 Result Validation

For the validation of the dam suitability map, the location of the existing dams, which are located at the university's research farms, were overlaid on the suitability map. Furthermore, the existing dams were digitized from Google Earth Imagery as polygons. Twenty random points were created for each polygon and the corresponding values of the suitability layer were extracted for these points using the "Extract Values to Points" tool in ArcGIS Pro. The location of existing dams for validating suitability maps has been used in previous studies (Jozaghi et al., 2018; Luís & Cabral, 2021).

3. Results and Discussion

The results of the geoprocessing operations, reclassifications, weighting of the criteria, AHP ranking, and the overall weighted overlay operation are presented with explanations.

3.1 Thematic Layers and Mini Dam Site Suitability Criteria

3.1.1 Drainage Density

Drainage density reveals information about permeability and surface runoff of areas. The dry areas are those areas with low values of drainage density, while areas with high drainage density values are wet areas (Figure 3a). The preference values for drainage density are shown in Table 3 and the reclassified map is shown in Figure 3a. Areas with high drainage density have a high groundwater potential and are most suitable for the location of a mini dam site. Drainage density has been given high priority in dam-site selection because it is crucial for dam water storage capacity (Hagos et al., 2022; Karakuş & Yıldız, 2022).

3.1.2 Slope

The slope significantly influences the speed of water flow or velocity within both the drainage channel and the watershed (Rincón et al., 2018). Thus, dams are preferably located on gentle slopes with relatively flat topography because of the high chances of accumulating water and they are less susceptible to flooding or landslides (Njiru & Siriba, 2018). Figure 3b shows the reclassified slope map. In this study, areas with the lowest degree of slope (0–2.142) were given the highest preference value for the location of dam sites, while areas with the highest degree of slope (7.373–16.067) were ranked lowest (Table 3).

3.1.3 Elevation

Elevation is crucial to a dam site selection because of water accumulation. The variation of the elevation in the study area is shown in Table 3. The elevation ranges from 346.001 – 403.0 meters. The higher values are in the northern part. The preference values for the sub-criteria of the elevation layer are shown in Figure 3c. Areas with lower elevations are most suitable for a mini dam site because of natural water accumulation, simplified construction, sediment trapping and catchment area advantages (Al-Ruzouq et al., 2019b). Therefore, lower elevations were ranked 5, which is the highest preference value for the location of a mini dam site. Conversely, areas with high elevation values were ranked least suitable.

3.1.4 Soil Texture

Particle sizes in the soil affect the soil water-holding capacity and soil plays a significant role in the linkage between surface water features and groundwater recharge. Preference values were assigned to soil types based on their infiltration rates (Dai, 2016), which have a strong relationship with their water holding capacity, groundwater movement and recharge potential. As shown in Table 3, the clay soil ranked highest in the unified preference value table because it has the lowest infiltration rate, and the location of each preference value of soil texture within FUTA is shown in Figure 3d.

3.1.5 Land Cover

The land cover map is grouped into 5 classes, which are bare soil, light vegetation, forest/bushland, built-up environment, and water (Table 3). Bare soil and vegetation are the preferred land cover classes for dam site selection (Karakuş & Yıldız, 2022). Because of safety and avoiding economic loss from the potential destruction of existing structures and properties, the built environment was considered not suitable. Also, the bare soil such as unpaved roads are mainly located within the built-up areas, so they were also considered not suitable. Water bodies, which are mainly the existing dams were ranked highest with a score of 5 as highly suitable for dam site location (Figure 3e).

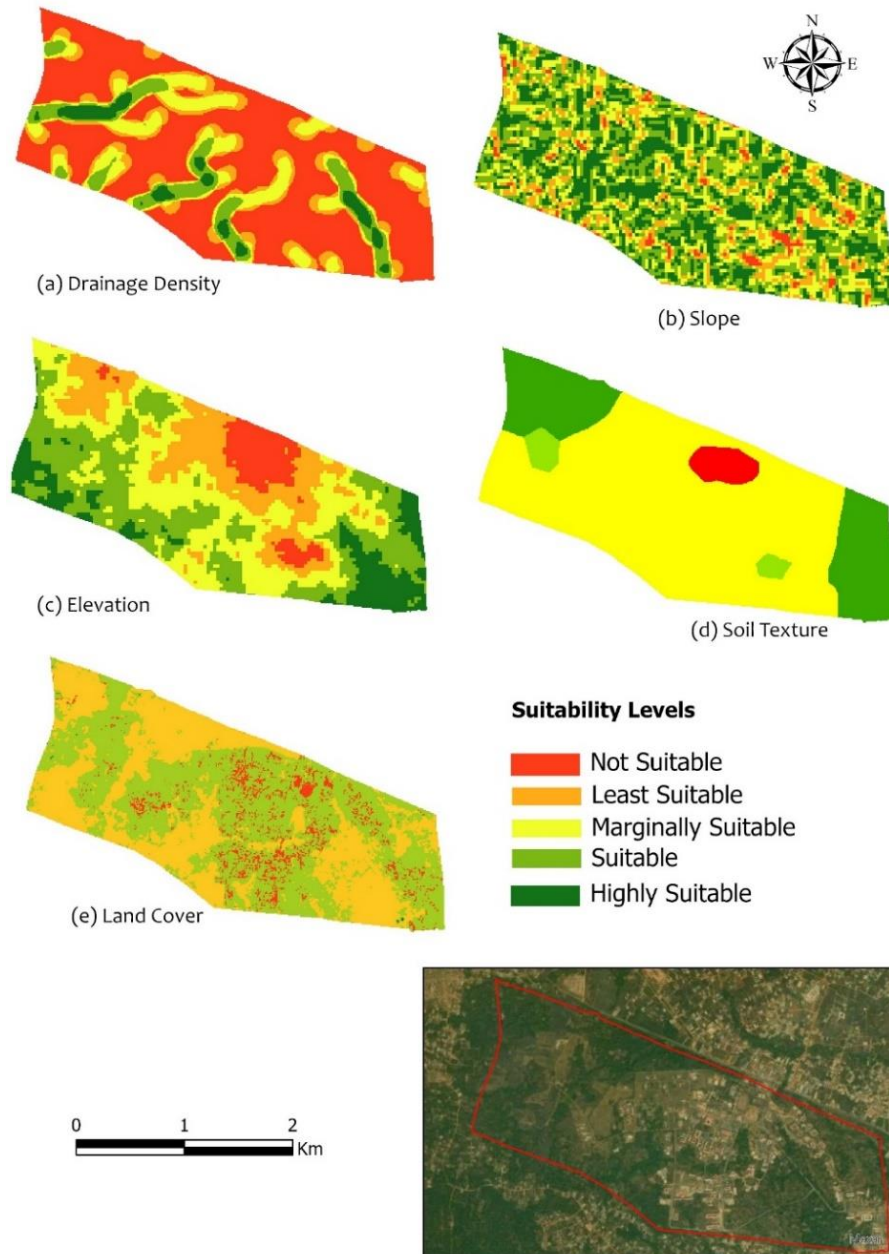


Figure 3. Reclassified thematic layers

3.2 Analytical Hierarchy Process (AHP)

The criteria weights are shown in Table 3 and Pairwise Comparison Matrix is shown in Table 4. The normalized pair-wise matrix is computed by dividing all the elements of the column by the sum of the columns. The Relative Criterion Weights (RCW) is calculated by averaging all the elements in the rows of the normalized matrix.

Table 3. Criteria ranking and weighting

Criteria	Weight (%)	Rank	Sub-Criterion	Preference Value
Drainage Density	34.0	1	0.001 – 1.811	1
			1.812 – 5.433	2
			5.434 – 10.362	3
			10.363 – 16.398	4
			16.399 – 25.654	5
Elevation (m)	28.0	2	346.001 – 364	5
			364.001 – 371	4
			371.001 – 378	3
			378.001 – 387	2
			387.001 – 403	1
Slope (°)	15.1	3	0.001 – 2.142 (Gentle)	5
			2.143 – 3.591 (Moderate)	4
			3.592 – 5.167 (Steep)	3
			5.168 – 7.372 (Very Steep)	2
			7.373 – 16.067	1
Soil Texture	14.2	4	Sandy Clay	3
			Clay	4
			Sand	1
			Clayey Sand	2
LULC	8.6	5	Bare Soil	1
			Light Vegetation	4
			Bushland / Forest cover	2
			Built-up / Road	1
			Water	5

Table 4. Pairwise Comparison Matrix

	Drainage Density (C1)	Slope (C2)	Elevation (C3)	Soil Texture (C4)	Land Cover (C5)
Drainage Density (C1)	1	2	2	3	3
Slope (C4)	0.50	1	2	3	3
Elevation (C3)	0.50	0.50	1	1	2
Soil Texture (C4)	0.50	0.33	1	1	2
Land Cover (C5)	0.33	0.33	0.50	0.50	1

The consistency ratio (CR), a measure of the consistency of the square matrix, should be less than 10% for the judgment to be considered valid (Saaty, 2008).

Table 5. Random index (RI) used to compute CR (Saaty, 2008)

Number of criteria	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Random Index (RI)	0	0	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49

Sum of consistency vector = 25.62

$$\lambda = 25.62 / 5 = 5.12$$

In this study, n = number of criteria = 6. λ = average value of the consistency vector. Using the formula in equation (1)

$$CI = \frac{5.12 - 5}{5 - 1} = 0.031$$

The Consistency Ratio (CR) was calculated using equation (2). RI is the random inconsistency index. The value of RI (1.12) is determined from Table 5.

$$CR = \frac{0.031}{1.12} = 0.0278$$

Thus, the square matrix is consistent because the computed CR is less than 10% i.e. ($0.0278 < 0.1$). So, the criteria weights can be used for the selection of the mini dam sites.

3.3 Dam Suitability Map and Selection of Mini Dam Sites

A suitability map showing areas with five levels of suitability and a chart showing the area of coverage of each suitability level are shown in Figure 4 and Figure 5, respectively. The highly suitable areas are mainly in the eastern part and partly in the western parts, where the existing dams are located. The northern and central parts of the study area are not suitable for a dam site and the southern part has a very low suitability level for a mini dam site (Figure 4). The lack of suitability of the northern and central parts of the study area can be attributed to the dominance of built-up areas with high elevation and low drainage density. 90.16 ha (17%) of the study area are “not suitable” for a mini dam at all, a larger part of the study area 142.40 ha (26%) “least suitable” for a mini dam, closely followed by “marginally suitable” areas with 163.43 ha (30%). The “suitable” areas cover 95.68 ha (18%), and only 47.71 ha (9%) of the study area is highly suitable for mini dam location (Figures 6a & 6b). The suitable areas have high drainage density and are in the runoff receiving places characterized by low elevation and gentle slope and mainly covered with clay soil. This result is consistent with the findings of Hagos et al. (2022) and Karakuş & Yıldız (2022), where areas with high drainage/stream density were found to be most suitable for a dam site.

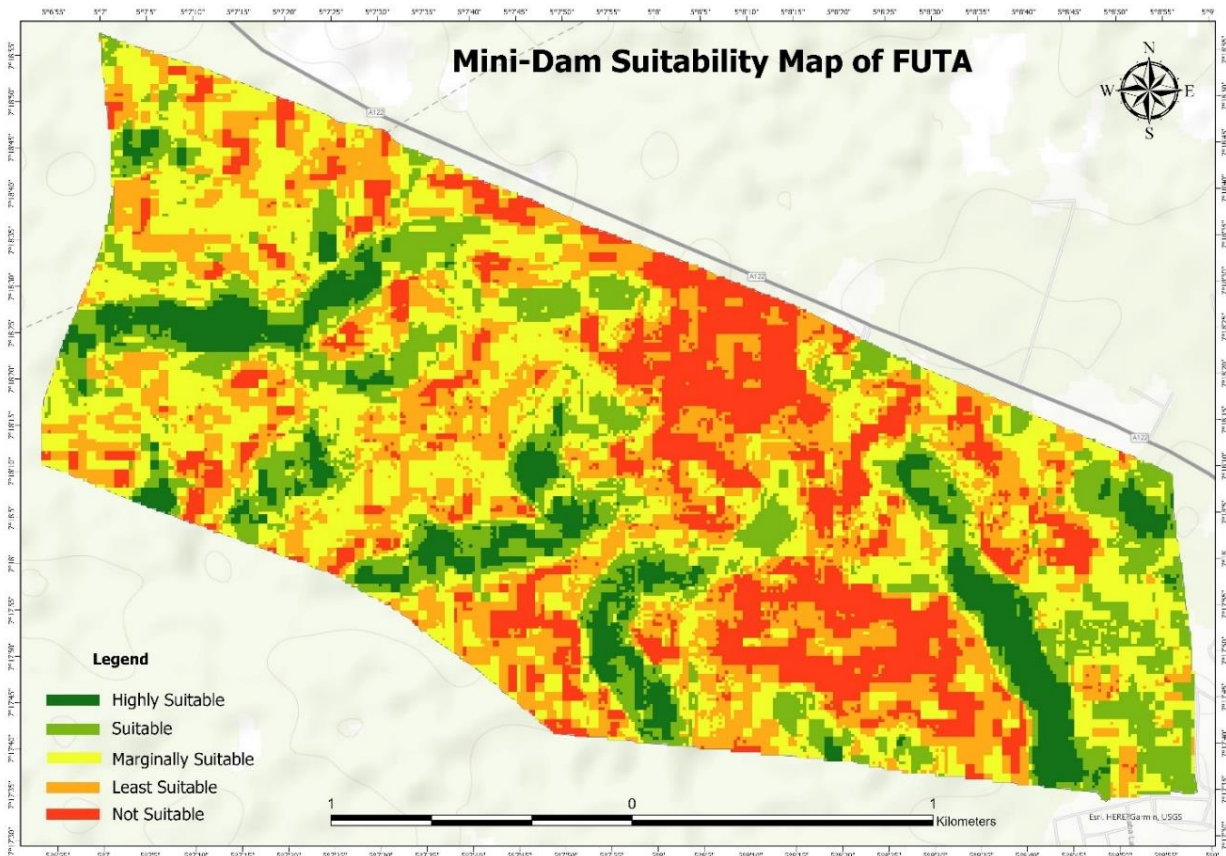


Figure 4. Mini dam suitability map

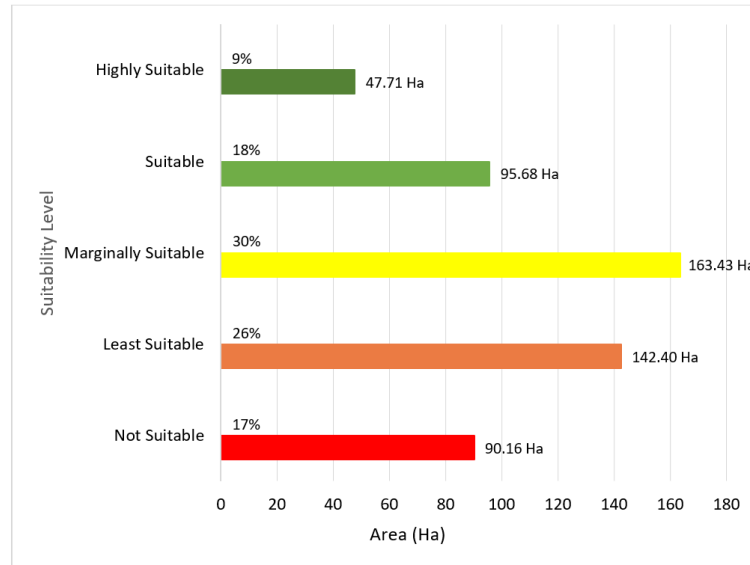


Figure 5. Areas of suitability levels for min-dam location in FUTA

3.4 Validation of the Result

The locations of the two existing dams in the study area, which are located at the university’s research farms (Obakekere and Obanla) are overlaid on the suitability map (Figure 6). The existing dam site at the Obanla farm is located at longitude 5.122951° and latitude 7.306256°, while the geographical location of the dam at the Obakekere area is 5.145496°, 7.293657°. The dam in Obakekere has two segments, so two polygons were created for this dam (Figure 6b-d & 8). All the 20 points in Obakekere dam1 fall in “highly suitable” areas while 18 out of the 20 points inside Obakekere dam2 fall in “highly suitable” areas (Figure 7). The presence of water in Obakekere dam has remained relatively the same from 2018-2022 (Figure 6b & c). For the other existing dam, which is the Obanla dam, only 1 point falls in the “highly suitable” area while the remaining points are “suitable” or “marginally suitable” area (Figure 7), this explains the reason why the dam shrank extremely in 2022 and almost going into extinction (Figure 6e-f & 8).

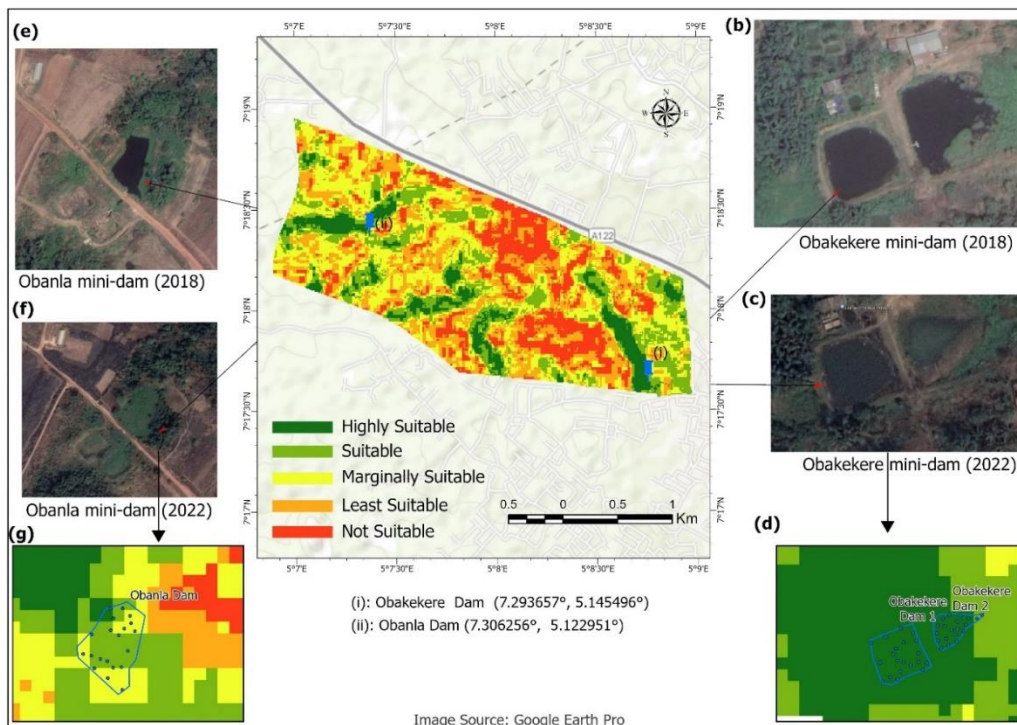


Figure 6. Validation of the suitability of mini dam locations

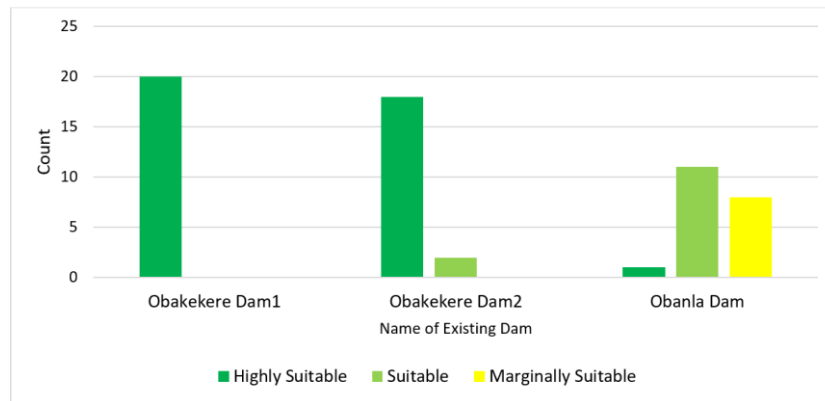


Figure 7. Validation of dam site suitability map using random points inside existing dams



Figure 8. a) Obanla mini dam, and b) Obakekere mini dam (Source: Authors, 18/10/2023)

4. Conclusion and Recommendation

Locating optimum mini dam sites involves consideration of different criteria. Thus, AHP was used in this study to provide a suitable location for a mini dam site for a relatively small study area using five criteria. The results of this process and the standardized thematic layers of the criteria were integrated using ArcGIS to generate a map that shows the potential mini dam sites with five levels of suitability. The suitability map revealed that the area with the highest suitability for locating a mini dam is the eastern and western parts of the university, which covers just 9% of the study area. Most of the potential areas for mini dams are in downstream areas, the runoff receiving places of the study area, which is mainly covered with clay soil. It is worth noting that the weighted overlay result is highly influenced by the drainage density, and a similar result was observed in a study by Karakuş & Yıldız (2022).

The GIS-based MCDA employed in this research for a relatively small study region provides an objective result to indicate areas suitable for locating a mini-dam, it is important to state that a few parts of the built-up areas were adjudged to be fit for siting a mini dam. Thus, there is a need for more defined ground investigation and on-site geophysical surveys on suitable sites when the decision to construct a mini dam in the study area is made in the future. With the growing population at the Federal University of Technology, Akure, the construction of a mini dam is crucial. The result of this study is a valuable contribution towards improving water resources and future development planning as it will serve as a fundamental guide for mini dam construction in FUTA. Further study could include more criteria to improve the judgment of the methodology used in this study.

Acknowledgements

No funding was received for this research. This research study is self-funded.

References

- Abushandi, E., & Alatawi, S. (2015). Dam Site Selection Using Remote Sensing Techniques and Geographical Information System to Control Flood Events in Tabuk City. *Hydrology Current Research*, 6(1), 1000189. <https://doi.org/10.4172/2157-7587.1000189>
- Akeju, S. B., Ojo, O. M., & Adewumi, J. R. (2021). Current and Future Potable Water Demand and Supply at the Federal University of Technology, Akure, Nigeria. *FUOYE Journal of Engineering and Technology*, 6(3), 77–81. <https://doi.org/10.46792/fuoyejt.v6i3.669>
- Aldaya, M. M., Allan, J. A., & Hoekstra, A. Y. (2010). Strategic importance of green water in international crop trade. *Ecological Economics*, 69(4), 887–894. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2009.11.001>
- Al-Ruzouq, R., Shanableh, A., Yilmaz, A. G., Idris, A., Mukherjee, S., Khalil, M. A., & Gibril, M. B. A. (2019a). Dam Site Suitability Mapping and Analysis Using an Integrated GIS and Machine Learning Approach. *Water*, 11, 1880. <https://doi.org/10.3390/w11091880>
- Al-Ruzouq, R., Shanableh, A., Merabtene, T., Siddique, M., Khalil, M. A., Idris, A., & Almulla, E. (2019b). Potential groundwater zone mapping based on geo-hydrological considerations and multi-criteria spatial analysis: North UAE. *Catena*, 173, 511–524. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2018.10.037>
- Al-shabeeb, A. R. (2016). The Use of AHP within GIS in Selecting Potential Sites for Water Harvesting Sites in the Azraq Basin—Jordan. *Journal of Geographic Information System*, 8(1), 73–88. <https://doi.org/10.4236/jgis.2016.81008>
- Amadi, A. N., Olasehinde, P. I., Ameh, I. M., okunlola, I. A., & Dan-Hassan, M. A. (2015). Investigating the Groundwater Potential at The Boys Hostel, Bosso Campus, Federal University of Technology Minna, Using Electrical Resistivity Method. *Water Resources*, 25, 92–107.
- Borouhaki, S., & Malczewski, J. (2008). Implementing an extension of the analytical hierarchy process using ordered weighted averaging operators with fuzzy quantifiers in ArcGIS. *Computers & Geosciences*, 34(4), 399–410. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2007.04.003>
- Cosgrove, W. J., & Loucks, D. P. (2015). Water management: Current and future challenges and research directions. *Water Resources Research*, 51(6), 4823–4839. <https://doi.org/10.1002/2014WR016869>
- Dai, X. (2016). *Dam site selection using an integrated method of AHP and GIS for decision making support in Bortala, Northwest China* [Master's thesis, Lund University]. <http://lup.lub.lu.se/student-papers/record/8886448>
- Egbinola, C. N., & Amanambu, A. C. (2014). Groundwater contamination in Ibadan, South-West Nigeria. *SpringerPlus*, 3, 448. <https://doi.org/10.1186/2193-1801-3-448>
- Etikala, B., Golla, V., Li, P., & Renati, S. (2019). Deciphering groundwater potential zones using MIF technique and GIS: A study from Tirupati area, Chittoor District, Andhra Pradesh, India. *HydroResearch*, 1, 1–7. <https://doi.org/10.1016/j.hydres.2019.04.001>
- Gallego-Ayala, J., & Juárez, D. (2011). Strategic implementation of integrated water resources management in Mozambique: An A'WOT analysis. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 36(14–15), 1103–1111. <https://doi.org/10.1016/j.pce.2011.07.040>
- Goepel, K. D. (2018). Implementation of an Online Software Tool for the Analytic Hierarchy Process (AHP-OS). *International Journal of the Analytic Hierarchy Process*, 10(3), 469–487. <https://doi.org/10.13033/ijahp.v10i3.590>
- Hagos, Y. G., Andualem, T. G., Mengie, M. A., Ayele, W. T., & Malede, D. A. (2022). Suitable dam site identification using GIS-based MCDA: A case study of Chemoga watershed, Ethiopia. *Applied Water Science*, 12(4), 69. <https://doi.org/10.1007/s13201-022-01592-9>

- Jozaghi, A., Alizadeh, B., Hatami, M., Flood, I., Khorrami, M., Khodaei, N., & Ghasemi Tousi, E. (2018). A Comparative Study of the AHP and TOPSIS Techniques for Dam Site Selection Using GIS: A Case Study of Sistan and Baluchestan Province, Iran. *Geosciences*, 8(12), 494. <https://doi.org/10.3390/geosciences8120494>
- Karakuş, C. B., & Yıldız, S. (2022). GIS-multi criteria decision analysis-based land suitability assessment for dam site selection. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 19(12), 12561–12580. <https://doi.org/10.1007/s13762-022-04323-4>
- Luís, A. D. A., & Cabral, P. (2021). Small dams/reservoirs site location analysis in a semi-arid region of Mozambique. *International Soil and Water Conservation Research*, 9(3), 381–393. <https://doi.org/10.1016/j.iswcr.2021.02.002>
- Malczewski, J. (2006). GIS-based multicriteria decision analysis: A survey of the literature. *International Journal of Geographical Information Science*, 20(7), 703–726. <https://doi.org/10.1080/13658810600661508>
- Njiru, F. M., & Siriba, D. N. (2018). Site Selection for an Earth Dam in Mbeere North, Embu County—Kenya. *Journal of Geoscience and Environment Protection*, 06(07), 113–133. <https://doi.org/10.4236/gep.2018.67009>
- Noori, A. M., Pradhan, B., & Ajaj, Q. M. (2019). Dam site suitability assessment at the Greater Zab River in northern Iraq using remote sensing data and GIS. *Journal of Hydrology*, 574, 964–979. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.05.001>
- Nzelibe, I. U., Akinboyewa, T. E., Nzelibe, T. N., & Inekwe, G. G. (2022). Geospatial Assessment of The Potentials of Rooftop Rainwater Harvest at The Federal University of Technology, Akure, Nigeria. *FUOYE Journal of Engineering and Technology*, 7(2), 249–256. <https://doi.org/10.46792/fuoyejt.v7i2.839>
- Olujumoke, A. O., Folorunso, M. A., Valerie, G., & Christian, B. (2016). Descriptive analysis of rainfall and temperature trends over Akure, Nigeria. *Journal of Geography and Regional Planning*, 9(11), 195–202. <https://doi.org/10.5897/JGRP2016.0583>
- Ouma, Y., & Tateishi, R. (2014). Urban Flood Vulnerability and Risk Mapping Using Integrated Multi-Parametric AHP and GIS: Methodological Overview and Case Study Assessment. *Water*, 6(6), 1515–1545. <https://doi.org/10.3390/w6061515>
- Rincón, D., Khan, U., & Armenakis, C. (2018). Flood Risk Mapping Using GIS and Multi-Criteria Analysis: A Greater Toronto Area Case Study. *Geosciences*, 8(8), 275. <https://doi.org/10.3390/geosciences8080275>
- Saaty, R. W. (1987). The analytic hierarchy process—What it is and how it is used. *Mathematical Modelling*, 9(3–5), 161–176. [https://doi.org/10.1016/0270-0255\(87\)90473-8](https://doi.org/10.1016/0270-0255(87)90473-8)
- Saaty, T. L. (1990). How to make a decision: The analytic hierarchy process. *European Journal of Operational Research*, 48(1), 9–26. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(90\)90057-I](https://doi.org/10.1016/0377-2217(90)90057-I)
- Saaty, T. L. (2008). Decision making with the analytic hierarchy process. *International Journal of Services Sciences*, 1(1), 83. <https://doi.org/10.1504/IJSSCI.2008.017590>
- Shao, Z., Jahangir, Z., Muhammad Yasir, Q., Atta-ur-Rahman, & Mahmood, S. (2020). Identification of Potential Sites for a Multi-Purpose Dam Using a Dam Suitability Stream Model. *Water*, 12(11), 3249. <https://doi.org/10.3390/w12113249>
- Wang, Y., Tian, Y., & Cao, Y. (2021). Dam Siting: A Review. *Water*, 13(15), 2080. <https://doi.org/10.3390/w13152080>
- Winter, T. C., Harvey, J. W., Franke, O. L., & Alley, W. M. (1998). *Ground water and surface water: A single resource* (Report 1139; Circular). U.S. Geological Survey; USGS Publications Warehouse. <https://doi.org/10.3133/cir1139>
- Yasser, M., Jahangir, K., & Mohmmad, A. (2013). Earth dam site selection using the analytic hierarchy process (AHP): A case study in the west of Iran. *Arabian Journal of Geosciences*, 6(9), 3417–3426. <https://doi.org/10.1007/s12517-012-0602-x>

Hyperspectral Image Classification Using Improved Active Deep Learning Framework Including Edge Preserving Filters

Kenar Koruyan Filtreler İçeren Geliştirilmiş Aktif Derin Öğrenme Çerçevesini Kullanan Hiperspektral Görüntü Sınıflandırılması

Zainab Dheyaa AL-Sammarraie^{1*}, Ali Can Karaca¹

¹Yıldız Technical University, Electrical-Electronics Faculty, Department of Computer Engineering, 34100, Istanbul/Turkey.

ORIGINAL PAPER

*Corresponding author:

Zainab Dheyaa AL-Sammarraie
zainabdh8219@gmail.com

doi: 10.48123/rsgis.1402066

Article history:

Received: 08.12.2023

Accepted: 04.03.2024

Published: 28.03.2024

Abstract

To extract valuable information from satellite data for applications such as agriculture, geological research, and environmental monitoring, the classification of hyperspectral images is an essential task. Labeling each pixel in this process is time-consuming and requires financial resources. To this end, working with a small number of samples is very important. In order to provide high classification performances with a limited number of samples, this paper aims to enhance the performance with an active learning framework. The framework incorporates dimensionality reduction, an edge-preserving filter, and active learning steps. From this perspective, we investigated different edge-preserving filter methods to analyze the effects on performance. By combining edge-preserving filters with dimensionality reduction, the study presents a unique method that improves classification performance while maintaining image quality and reducing noise. The following five edge-preserving smoothing filters are evaluated: weighted least squares (WLS), Joint-Histogram weighted median filter (Joint WMF), fast global image smoother (FGS), bilateral filter (BF), and static/dynamic (SD). Our experiments demonstrate that compared to the reference research (CNN+AL+MRF), the proposed framework increased overall and average accuracies about 2-5% for Indian Pines, Pavia University, and Salinas datasets.

Keywords: Active learning, Edge preserving filters, Hyperspectral imaging

Özet

Tarım, jeolojik araştırma ve çevresel izleme gibi uygulamalar için uydu verilerinden değerli bilgiler elde etmek amacıyla hiperspektral görüntünün sınıflandırılması önemli bir görevdir. Bu süreçte her pikselin etiketlenmesi zaman alıcıdır ve mali kaynak gerektirmektedir. Bu amaçla az sayıda örnekle çalışmak çok önemlidir. Sınırlı sayıda örnek altında yüksek sınıflandırma performansı sağlamak için bu makale, performansı aktif bir öğrenme çerçevesiyle geliştirmeyi amaçlamaktadır. Çerçeve, boyut azaltma, kenar koruma filtresi ve aktif öğrenme adımlarını içermektedir. Bu açıdan bakıldığında performans üzerindeki etkilerini analiz etmek için farklı kenar koruyucu filtre yöntemlerini araştırılmıştır. Kenar koruyucu filtreleri boyut azaltmayla birleştiren çalışma, görüntü kalitesini korurken ve gürültüyü azaltırken sınıflandırma performansını artıran benzersiz bir yöntem sunmaktadır. Ağırlıklı En Küçük Kareler (WLS), Ortak Histogram Ağırlıklı Ortanca Filtre (Joint WMF), Hızlı Global Görüntü Yumuşatma (FGS), Bilateral Filtre (BF), and Static/dynamic (SD) olmak üzere toplam beş kenar koruyan filtre değerlendirilmiştir. Deneylerimiz referans araştırma (CNN+AL) karşılaştırıldığında önerilen çerçevenin Indian Pines, Pavia Üniversitesi ve Salinas veri kümeleri için genel ve ortalama doğruluğu yaklaşık %2-5 artırdığını göstermektedir.

Anahtar kelimeler: Aktif öğrenme, Kenar koruyan filtreler, Hiperspektral görüntüleme

1. Introduction

Classification of hyperspectral images involves identifying various forms of information on Earth's surface using hyperspectral satellite data (Wang et al., 2021). This is achieved through the classification of satellite images, utilizing machine learning and deep learning techniques to identify areas containing various types of living organisms and objects (He et al., 2017). High-accurate hyperspectral image classification requires a comprehensive understanding of the electromagnetic spectrum and its relationship to living beings and objects on Earth's surface (Hong et al., 2019). This data is utilized to generate precise maps of the environment, soil, forests, agriculture, nature, water, and other resources (Alcolea et al., 2020; Hong et al., 2019). These maps play a vital role in scientific and commercial applications, including geological research, natural resource management, and environmental, medical, and agricultural investigations.

The hyperspectral image (HSI) is a crucial type of remote sensing image where each pixel possesses a unique spectral signature, allowing the detection of terrestrial objects invisible to the naked eye. Over the past decade, hyperspectral image analysis has become one of the most sophisticated and rapidly advancing technologies in remote sensing. Thanks to advancements in hyperspectral imaging technology, hyperspectral sensors can now capture substantial data across a wide range of electromagnetic spectrum bands. HSI classification, which is a challenging task in hyperspectral remote sensing (Chen et al., 2018), utilizes a designated discriminant function and a defined set of spectral and spatial image attributes. The process entails the allocation of a distinctive label to each pixel vector. The challenge in HSI arises mainly from the time-consuming and expensive nature of the data annotation, which frequently calls for specific knowledge that may not be easily accessible.

To address the cost and limitations of manual labeling, a solution is proposed, leveraging relevant unlabeled data and employing a convolutional neural network (CNN) to enhance classification performance by extracting crucial spectral-spatial properties (Hu et al., 2020). Image identification and image segmentation extensively employ CNNs, considering the spatial correlation between pixels. By strategically incorporating unlabeled training samples, this technique improves robustness against overfitting with minimal labeled data and enhances generalization capabilities by merging spatial and spectral information from the original hyperspectral image (Haut et al., 2018). Active learning (AL) is a method of machine learning in which the algorithm chooses which data sample to label from a pool of data that has not been labeled. The algorithm selects the samples that are the most informative to label in an iterative manner. The goal of the algorithm is to maximize learning efficiency by concentrating on the data points that are most useful. Because of this, Active learning assumes that certain training samples are more valuable than others when it comes to improving the performance of the classifier system.

By carefully choosing which samples to annotate, AL dramatically lowers the required number of labeled samples. The implementation of active learning aims to select the uncertain samples and ask the expert repeatedly during the iteration, resulting in increasing the number of samples for each round. It improves the effectiveness and affordability of active learning for hyperspectral image categorization (Joshi et al., 2009). Numerous efforts have been made to integrate the classification of HSI with deep learning and AL (Liu et al., 2016). To mitigate the impact of this problem, spatial information should be taken into consideration (Li, 2015). For example, (Kang et al., 2013) applied edge-preserving filtering (EPF) to the postprocessing of classification maps. Propose (Zhang et al., 2019) a model that uses CNN to classify the HSI image and maintain edge information in the picture. Although all these techniques achieve good accuracy, there are still certain issues with them. Chen et al. (2016) employed 1 dimensional (1D), 2 dimensional (2D), and 3 dimensional (3D) CNN for the classification of hyperspectral images. In another work, (Santara et al., 2017) proposed a neural network architecture for spectral and spatial feature learning that is band adaptive.

Principal Component Analysis (PCA) and Minimum Noise Fraction (MNF) have proven to enhance image quality and extract valuable information. Additionally, a trilateral filter has been employed for edge information extraction, contributing to improved model accuracy without introducing complexity; this is achieved by leveraging edge information to distinguish between distinct objects (Gupta et al., 2020).

In a method based on the Bilateral Filter (BF) within the multispectral domain (MBF), PCA is utilized to extract spatial information (Hu et al., 2021). Subsequently, edge-preserving filter techniques in the multispectral domain are applied to filter spectral information after feature extraction (Hu et al., 2021). Utilized a graph cut algorithm to address the labeling problem on Markov Random Field (MRF), constructed on the image grid (Jia et al., 2015). Approach (Kang et al., 2013) prioritizes local optimization of pixel classification maps, placing more emphasis on spectral information than spatial context. The significant advantage lies in preserving the original appearance of probability maps, ensuring the retention of pixel-related information. The proposed method introduces an edge-preserving image smoothing benchmark capable of producing competitive results across a diverse range of image contents (Zhu et al., 2019). This benchmark (Zhu et al., 2019), supported by real image smoothing results within an accompanying image dataset, undergoes verification for contrast enhancement tasks through additional related work.

CNN+AL+MRF method uses the full spectrum method without applying additional preprocessing steps (Cao et al., 2020). In our work, we extend this methodology by introducing a new framework that includes preprocessing steps as dimensionality reduction techniques and edge-preserving techniques as step-by-step spatial information, which is considered preprocessing for HSI classification. Not only does it enable increased complexity during the training process, but it also delivers outstanding classification performance and keeps it sharp and unstabilized. In the smoothing/pruning process, edge-preserving filters preserve edge information. In other words, edge-preserving filters smooth the image while reducing edge blurring effects such as halos and so on. Moreover, they are non-linear in nature. Examples of edge-preserving anti-aliasing filter techniques are WLS, JointWMF, FGS, BF, and SD. This optimization not only reduces complexity during training but also improves feature extraction by incorporating spatial neighborhoods with edge-preserving filters. As a result, this family of filters is very useful in reducing image noise, which makes it highly sought after in computer vision and increases the quality and accuracy of classification. The five edge-preserving smoothing filter techniques:

1. Weighted least square (WLS)
2. JointWMF - Joint-Histogram Weighted Median Filter
3. Fast global image smoother (FGS)
4. Bilateral Filter (BF)
5. Static/Dynamic (SD)

The objective of the experiments was to evaluate the effectiveness of applying dimensionality reduction (DR) processes and edge-preserving filter techniques to enhance accuracy. The combination of both DR and these techniques was hypothesized to yield superior results compared to alternative approaches. Our approach involved employing image processing techniques using five smoothing-based filters. The study aims to achieve dimensionality reduction and eliminate noise from smooth and deformed images or textures while preserving sharp edges. Utilize image processing to enhance or manipulate images, striking a balance between preserving sharp edges and managing noise or texture. Additionally, we sought to investigate whether Markov Random Fields (MRF) improves the overall quality and relevance of the final product to the assigned task. Our method includes a comparison of processing times among various approaches, with a specific emphasis on computational efficiency. The primary focus is to compare the results of overall accuracy (OA), average accuracy (AA), and stratified accuracy of PCA and averaging (AVG) processes with the five filter techniques. Implementation times are also considered to analyze the impact of dimensionality reduction and edge-preserving filtering on improving classification efficiency.

2. Methodology

A block diagram of the proposed active learning framework is given in Figure 1. CNN+AL method first chooses very small samples that are limited in number and reduces the dimension of bands by using either AVG or PCA with the five edge-preserving filter techniques. In order to observe the effectiveness of the proposed framework, we used three datasets, namely, Indian Pines, Pavia University, and Salinas. In literature, edge-preserving filtering is considered a form of post-processing (Wan & Chen 2023), but we use edge-preserving filtering as pre-processing. Its purpose is to reduce noise and smooth an image while preserving fine edges, details, and features. These filters are especially useful when you want to improve image quality by removing noise or reducing unwanted artifacts while maintaining the sharpness and clarity of the boundaries of objects, textures, and structures. The most well-known edge-preserving filters are:

1. Weighted Least Square (WLS) Filter is a popular edge-preserving image smoother that is particularly useful for detail enhancement and HDR tone mapping. Nevertheless, it has a high computational cost and a limited ability to preserve edges (Yang et al. 2024). The WLS framework's current deep learning-based filters are primarily supervised learning-based. They raise productivity but not quality (Yang et al., 2024).
2. Joint-Histogram Weighted Median (JointWMF) Filter is a filter technique that performs weighted median filtering on both the input image and its related histogram. It's useful for preserving image edges and structures. And eliminating outlier noise in data matrices, especially if a high percentage of the matrix points are contaminated with outlier noise (Kilik, 2021).
3. Fast Global Image Smoother (FGS) Filter is an efficient edge-preserving smoothing method based on the WLS formulation called Fast Global Smoother. The linear system has an inhomogeneous Laplacian matrix (Min et al., 2014). This technique is for smoothing images globally. It is a two-stage procedure that consists of a corrective step after the first smoothing run.
4. Bilateral Filter (BF) By modifying the bilateral filter parameters, <text> provides flexibility in the fusion process. With the bilateral filter being a noniterative filter and an efficient implementation scheme being available, the fusion process is faster and computationally simple (Kotwal & Chaudhuri, 2010). It smooths an image while maintaining edges and small features by considering both spatial and intensity similarity.

5. Static/Dynamic (SD) Filtering combines responsive parameter adjustments based on changes in input with fixed parameters. Image processing frequently applies this technique to tasks such as feature extraction and noise reduction, aiming to utilize predefined knowledge while maintaining flexibility in response to a variety of input characteristics (Ham et al., 2015).

Dimension reduction methods reduce the number of features by retaining the most informative bands and discarding redundant or less relevant ones. The specific number of bands retained after dimension reduction would depend on factors such as the chosen method, the variance, and the characteristics of the hyperspectral dataset. The number of bands used after dimension reduction may be determined through experimentation or predefined criteria to preserve sufficient information for classification while reducing computational complexity. After dimensionality reduction and edge-preserving filters, an active learning process is started that focuses on uncertainty samples, and according to the type of data that is being utilized, the number of training examples that are selected at random is determined. For instance, when working with Indian Pines data, the training set consists of only 2% of each class, while the remaining classes are used for testing. Following the training phase in the labeled set, assess all of the unlabeled set's pixels and actively choose the most ambiguous pixels using the Best-Versus-Second Best (BvSB) technique. If the sample's BvSB value is low during this phase, it indicates a confused pixel. After labeling, the algorithm adds these pixels to the labeled set and continues iterating until the predetermined number of iterations is reached. In this way, the AL process adds the most uncertain samples round and round until the number of iterations is reached. By giving priority to the samples that contain the most information for labeling, the AL process aims to successfully maximize learning efficiency. The max-pooling layer follows each convolutional layer, with 500 units in the first fully linked layer and K in the second. Because the training data is limited, the augmentation of data involves the application of translation, rotation, flipping, and cropping techniques. As a classifier, we used an eight-layered CNN architecture, which is proposed in (Cao et al., 2020) the CNN network classifies HSI using an 8x8xD patch with 20 filters in the first convolutional layer and 20 filters in the second. In the last stage, MRF is applied similarly to rectify misclassification in the spatial domain (Cao et al., 2020). For more details, step by step explanation of the algorithm is shared in the Algorithm 1.

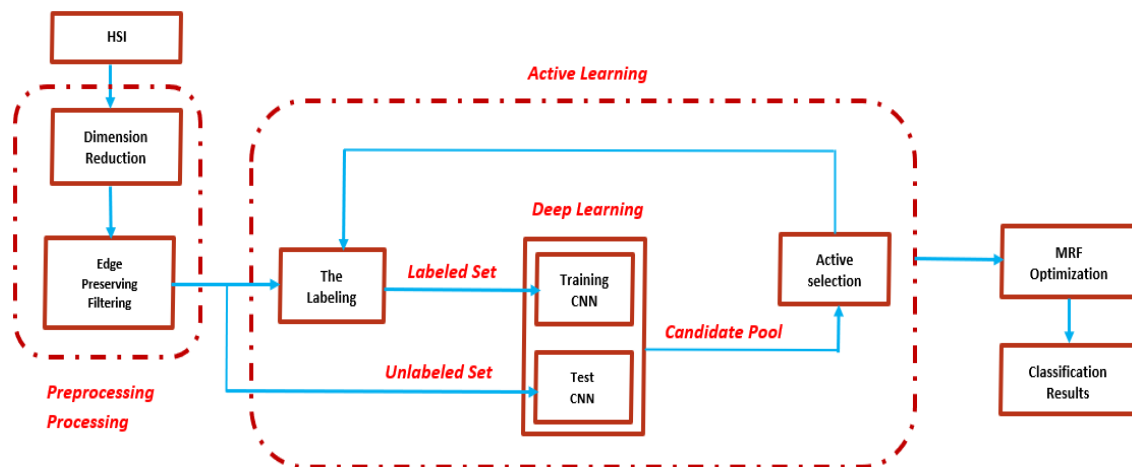


Figure 1. Block diagram of the proposed framework including DR, EPF, CNN+AL, and MRF stages

Algorithm 1. Algorithm of the Proposed Framework

Input: Number of training samples D , unlabeled pixel set U , maximum number of iterations R , number of pixels actively selected in each round B , flag of using MRF, edge-preserving filter type and its parameters, dimensionality reduction method. r is current iteration number.

Initialization: initialize iteration number r as 0.

Main Loop:

While $r < R$ or terminating conditions which are not met:

1. Dimensionality Reduction:
 - Perform dimensionality reduction method to D and reduce the dimension to $DimR$.
2. Augmentation of the Dataset:
 - Create a new training set DA by augmenting D using $DimR$ and D .
3. Edge-Preserving Filtering:
 - Apply an edge-preserving filter to the hyperspectral image data in D and U . This filter helps enhance image details, preserve sharp edges, and manage noise. You can choose filter parameters (e.g., bilateral filter, guided filter) to suit your needs.
4. CNN Training/Fine-Tuning:
 - Train from the scratch or fine-tune a CNN using DA .

5. Definition of Uncertain Samples:

- Use the trained CNN to estimate class probabilities for pixels in the unlabeled candidate pool U.
- Actively choose the top B informative pixels from U based on class probabilities.

6. Extend Training Set:

- Add patches corresponding to adding the chosen B pixels to the existing training set D, using it as the new training set for the following iteration.

7. Increment Round:

- Increment r by 1.

8. MRF Utilization (Optional):

- If Use MRF is false, go to Labeled.

End of Main Loop

This approach is particularly advantageous when dealing with low sample numbers and diverse ranges, minimal memory usage, simplicity, rapid training durations, avoiding the dimensionality curse, and lowering the complexity of hyperspectral data. AVG and PCA play pivotal roles in simplifying the data representation, making it more manageable for subsequent analysis. Averaging helps reduce noise and smooth out variations, contributing to a cleaner dataset. PCA, on the other hand, identifies and retains the most significant features, discarding less relevant information. The integration of these techniques with edge-preserving filtering enhances model performance by emphasizing the essential dimensions of the data while eliminating less critical ones. When coupled these techniques (DR) with Edge-Preserving Filtering, collectively contribute to an optimized and refined dataset, laying a robust foundation for subsequent classification.

The advantages of employing such pre-processing techniques extend beyond improved model performance. They address practical challenges associated with hyperspectral data, ensuring efficient use of computational resources, and mitigating issues related to limited samples. As a result, this approach not only enhances classification accuracy but also offers practical benefits in terms of resource efficiency and effectiveness. The challenge of analyzing hyperspectral data stems from the dimensionality curse. As an initial step prior to classification, researchers conduct dimensionality reduction. AVG decreases dimensionality by simply averaging successive spectral bands. By averaging the band values, this approach reduces the overall number of spectral bands. AVG does a particularly good job of mitigating the influence of noisy or less distinct bands, which may be common in hyperspectral data (Thilagavathi et al., 2021). In this method the spectral bands are divided into a number of sequential groups after providing the low dimensionality of the data set. For example, when the number of bands is 200 and the reduced dimension is 10, the first group will have spectral band indices ranging from 1 to 20. Later, we implement the AVG technique for every group. To examine and reduce the dimensions of the data into a predetermined number of primary components, employed PCA on a 3D data set as the second technique in DR (Hu et al., 2020). PCA is a popular technique that aims to catch the most significant variations in data (Hu et al., 2020). Transforming the original spectral bands creates a new set of uncorrelated variables, effectively reducing the dimensionality of the data through PCA. The edge-preserving filters are an image processing technique that aim to reduce noise and smooth an image while preserving the sharpness of edges and fine details in the image. In other words, it is a filter designed to enhance image quality by removing noise or unwanted artifacts without blurring key features and boundaries present in the image. Additionally, edge preserving filtering approaches increase interclass variances whereas reduces the intra-class variances. This helps to decrease spectral variability in any class. Our comprehensive approach leverages the synergy between DR techniques for example PCA, and AVG and a suite of advanced edge-preserving filters. These filters, including the Weighted Least Squares (WLS) Filter, Joint Histogram Weighted Mean Filtering (JWMF) Filter, Fast Global Smoothing (FGS) Filter, Bilateral Filter, and Static/Dynamic (SD) Filter, play pivotal roles in improving the precision of classification.

The major feature is that significant information and everything that is not necessary or the ineffectual bands are removed, noise is reduced, and hyperspectral images are smoothed while preserving the sharpness of the images. Additionally, it preserves fine details, which generally correspond to class borders in the hyperspectral image classification process. This algorithm is well suited for situations with a small amount of labeled data. Specifically, we use dimensionality reduction techniques such as PCA and AVG along with five different edge-preserving filter methods. In addition to these preprocessing operations, we improve classification performance by including Markov Random Field (MRF) post-processing methods.

3. Experimental Results

To show the effectiveness of the proposed method, three well-known datasets—Indian Pines, Pavia, and Salinas—were used in the hyperspectral image. We measured the effects of various stages from three different perspectives: i) dimensionality reduction techniques, ii) edge preserving filters, and iii) using post processing (MRF).

All different combinations are compared with the original CNN+AL method. In the dimensionality reduction phase, we used AVG, which reduces the number of bands by calculating the average value of the bands. Alternatively, we used PCA to remove all redundant or ineffective ranges. These last two methods are dimensionality reduction techniques utilized to improve the accuracy results and increase the efficiency of the classifier. During all experiments, we used the number of reduced bands as 10 for PCA and AVG methods. Additionally, in the edge-preserving filter phase, we considered different edge-preserving filters, including Weighted Least Squares (WLS), JointWMF, Fast Global Smoothing (FGS), Bilateral Filter (BF), and Static/Dynamic (SD). The study looks at several parameter configurations and scenarios to gauge the quality and accuracy of the classification. Tables display the method's efficiency on a range of data sets. This thorough study contributes to a deeper comprehension of the usefulness and adaptability of the suggested visualization technique in the context of hyperspectral imaging. Third, the use of MRF has proven to be a successful method to improve classification accuracy. Multiple rounds are conducted in the process, starting with the initial training dataset (D) and a collection of unlabeled pixel data (U).

To ensure a clear ablation study, we carefully assign names to the experimental groups. For example, if CNN-AL is used with PCA, in addition to using with MRF (w MRF) or without MRF (wo MRF) in addition to a specified bilateral edge-preserving filter (BF), the name will be "PCA+BL+CNN-AL w/ MRF." Concatenating the abbreviations of the methods in related combinations effectively highlights the experimental setting. To evaluate the proposed approach's effectiveness, we conducted multiple tests on three benchmark datasets sourced from different regions globally. We executed the method on a PC equipped with an NVIDIA GeForce RTX 3060 graphics card and 64 GB of memory, utilizing the MATLAB environment with the MatConvNet package. Assessed the results for each method, including dimension reduction and technique five filters. The following metrics are numerically compared in terms of:

- Overall Accuracy (OA): It measures the general classification performance in %.
- Average Accuracy (AA): It evaluates average of classwise accuracies in %.
- Computation Time (s): Computation time of each method in second.

Figure 2 depicts a detailed visual comparison of the five unique filtering approaches (WLS, JWMF Filter, FGS, BF, and SD) on three distinct datasets. The figure shows five images, each corresponding to a different filter technique, allowing for a thorough evaluation of their separate effects. There are noticeable variances in noise reduction, smoothing, distortion, and feature enhancement. The distinct differences highlight the importance of filter selection and parameter adjustment in determining the visual quality of hyperspectral images. All methods filter the band images and fuse the spatial information for the related band image. Preserving the edges and smoothing the homogenous region reduces the class variability and simply transforms the spectral signatures of any classes into more similar signatures. In general, SD and BF smooth the images more than the other methods.

Note that hyperparameters about both active learning process and different edge preserving filters are shared in Table 1 and Table 2, respectively. More information can be found from the related references (Yang et al., 2024; Kilik, 2021; Min et al., 2014; Kotwal & Chaudhuri, 2010; Ham et al., 2015).

Table 1. Hyperparameters about active learning during different experiments

Type Data	Learning Rate	Epochs	Number Times Iteration	Number of samples
Indian Pines	0.002	300	5	15
Pavia University	0.001	300	4	5
Salinas	0.002	300	5	15

Table 2. Hyperparameters about different EPF methods

Filter Type	Parameter 1 & Its Value	Parameter 2 & Its Value	Parameter 3 & Its Value
WLS	Smoothness term, 1	Degree of control over the affinities, 1.2	-
JointWMF	Window radius, 10	Standard deviation of kernel, 50	Iteration, 1
FGS	Standard deviation, 0.005	Lambda, 100	-
BF	Window size, 5	Standard deviation, 3	-
SD	Static guadiance, 100	Dynamic guadiance, 400	Step, 3

3.1 Indian Pines

Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) sensor captured the Indian Pines dataset over the Indian Pines test site in northwest Indiana. The dataset consists of a 145 by 145-pixel grid with 220 spectral reflectance bands ranging from 0.4 to 2.5 micrometers.

The environment of Indian Pines has a complex blend of natural perennial flora, cultivated areas, constructed structures, transit infrastructure, and residential areas. Given the mismatch in sample numbers, 16 separate classes pose a unique categorization difficulty. We randomly pick 2% of the samples from each class for training and the rest part of the data is determined as test set. Note that these samples are only for the beginning stage of AL. For each iteration, actively selected 15 samples are added to the training set as is seen from Table 3. Due to randomness, we repeated the experiments for five rounds and the averages of the scores are shared during the experiments. The number of training and test samples are shared in Table 3.

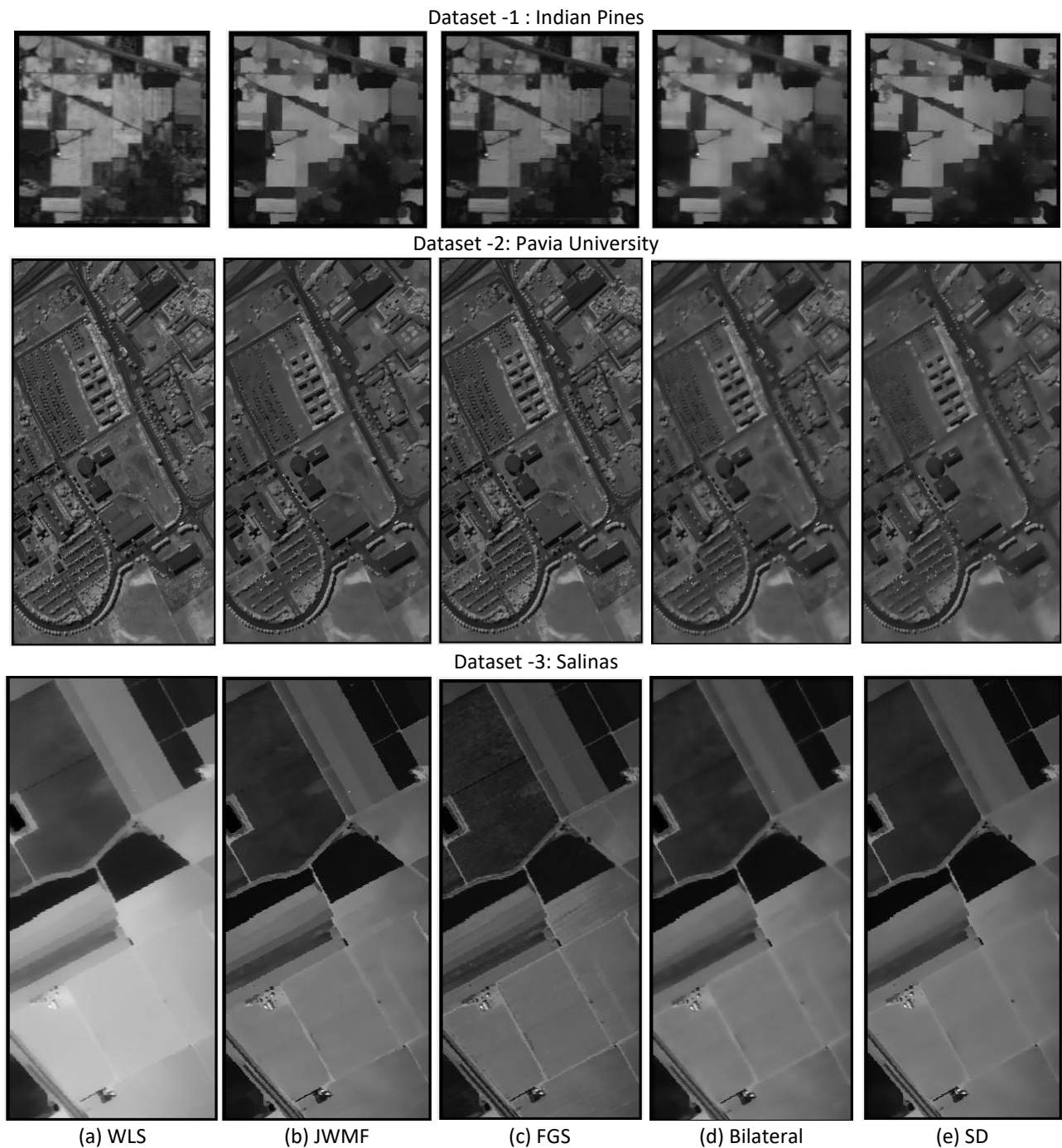


Figure 2. The images show the effect of the filter techniques on the Data Sets with Five filter techniques

Table 3. Number of test and train samples (2%) in Indian Pines (IP) dataset

No	Classes	Train	Test	Total Samples
1	Alfalfa	1	45	46
2	Corn-notill	29	1399	1428
3	Corn-mintill	17	813	830
4	Corn	5	232	237
5	Grass-pasture	10	473	483
6	Grass-trees	15	715	730
7	Grass-pasture-mowed	1	27	28
8	Hay-windrowed	10	468	478
9	Oats	1	19	20
10	Soybean-notill	20	952	972
11	Soybean-mintill	50	2405	2455
12	Soybean-clean	12	581	593
13	Wheat	4	201	205
14	Woods	26	1239	1265
15	Buildings-Grass-Trees	8	378	386
16	Stone-Steel-Towers	2	91	93
	Total	211	10038	10249

The initial training round has 300 epochs, and future rounds have the same length. The selection of 15 samples aids each round for training. Our system is based on a comprehensive pipeline that includes dimensionality reduction techniques as well as edge-preserving filter techniques. In Table 4, we shared the classification accuracy and computation times of the methods using with and without MRF and different edge-preserving filters (WLS, JWMF, FGS, BF, and SD). We also give the results of the original CNN+AL method in the first row. Note that this table does not include any dimension reduction algorithm to measure the effect of edge-preserving filters. It is seen that applying edge-preserving filters generally result in higher overall accuracy than the original version. However, WLS gives lower AA values than the original one when MRF is active. FGS, BF, and SD filters achieved a higher than AA score of 95% both with and without MRF versions. The highest accuracy was measured for SD+CNN+AL, with scores of OA 99.00% and AA 98.62%. Table 5 includes the AVG dimensionality reduction method, while Table 6 includes the PCA dimensionality reduction method. Here, it is seen that using dimensionality reduction has a significant impact. AVG and PCA methods use the five-filter technique, and the effect of this combination is noticeably clear on the classification results, which are measured numerically by overall accuracy (OA), average accuracy (AA), and execution or computation time. Thus, all the filters exceeded the original CNN+AL performance, and SD is the best technique that gives a high accuracy result in these three tables, as AVG+CNN+AL and PCA+CNN+AL obtain OA scores of 99.03 and 99.02, respectively.

Table 4. Classification performances (%) and computation times of the methods without DR for IP

Classes	CNN+AL		CNN+AL+ WLS Filter		CNN+AL+ JWMF Filter		CNN+AL + FGS Filter		CNN+AL + Bilateral Filter		CNN+AL + SD Filter	
	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF
Alfalfa	97.43	93.69	98.34	92.37	97.55	90.55	97.67	97.16	97.65	81.34	97.67	85.41
Corn-notill	98.15	81.03	98.27	87.08	98.13	82.45	98.11	96.97	98.35	98.61	98.47	95.03
Corn-mintill	99.56	93.83	100.00	71.62	100.00	67.70	100.00	100.00	100.00	92.73	100.00	96.33
Corn	98.14	92.36	98.55	93.61	96.88	93.37	96.88	100.00	96.88	97.09	97.48	96.86
Grass-pasture	99.04	97.93	98.90	96.70	99.31	97.79	99.31	99.17	99.31	99.72	99.31	99.45
Grasstrees	100.00	98.05	100.00	99.16	100.00	97.89	96.88	100.00	100.00	97.22	100.00	99.79
Grass-pasture-mowed	97.86	88.42	98.19	87.06	98.69	85.56	98.81	98.05	98.72	98.07	98.81	97.07
Hay-windrowed	97.61	94.52	99.38	92.09	99.58	92.12	99.53	97.61	99.57	96.30	99.58	95.36
Oats	96.47	92.06	98.65	90.88	99.14	85.88	98.80	96.58	98.81	96.08	98.80	95.38
Soybean-notill	99.52	99.52	100.00	94.20	100.00	96.17	100.00	99.51	100.00	99.52	100.00	99.02
Soybean-mintill	99.60	99.44	99.84	99.04	100.00	99.04	100.00	99.60	100.00	99.68	100.00	99.60
Soybean-clean	98.65	79.45	100.00	70.03	100.00	74.05	100.00	99.16	100.00	96.91	100.00	97.73
Wheat	81.72	80.65	85.87	98.91	87.64	93.55	91.11	82.22	90.00	88.89	89.89	91.01
Woods	96.00	67.31	98.08	73.08	98.00	73.08	97.96	93.88	97.96	89.80	97.78	88.89
Buildings-Grass-Trees	76.00	92.00	73.08	0.00	100.00	0.00	100.00	78.26	100.00	36.00	100.00	64.00
Stone-Steel-Towers	89.47	91.99	60.00	20.00	100.00	36.84	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	89.47
Overall Accuracy (OA)	95.33	92.70	98.78	91.17	98.92	90.19	98.94	97.93	98.95	95.11	99.00	95.26
Average Accuracy (AA)	95.00	90.15	94.20	89.11	98.43	89.13	98.64	96.02	98.58	91.75	98.61	93.15
Computation Time (s)	252.54	166.64	196.22	194.63	195.37	189.10	192.78	189.27	202.66	200.03	210.95	202.98

Table 5. Classification performances (%) and computation times of the methods with averaging for IP

Classes	CNN+AL + AVG		CNN+AL + AVG+WLS Filter		CNN+AL + AVG+JWMF Filter		CNN+AL + AVG+FGS Filter		CNN+AL + AVG+ Bilateral Filter		CNN+AL + AVG+SD Filter	
	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	Without MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF
Alfalfa	97.64	97.42	97.64	96.35	97.20	92.33	97.71	97.57	97.62	85.58	97.42	87.08
Corn-notill	98.64	97.40	98.64	97.27	93.18	92.44	98.64	97.29	98.64	98.27	98.64	94.20
Corn-mintill	100.00	100.00	100.00	99.56	100.00	97.3	100.00	100.00	100.00	93.01	100.00	95.61
Corn	98.97	98.14	98.76	98.35	91.30	98.14	99.18	98.14	98.96	97.72	98.76	96.4
Grass-pasture	99.32	99.04	99.31	99.31	99.72	99.31	99.45	99.03	99.4	99.72	99.31	99.45
Grasstrees	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	99.79	100.00	100.00	100.00	97.06	100.00	99.79
Grass-pasture-mowed	98.41	97.99	98.40	98.61	98.72	97.86	98.49	97.96	98.61	98.40	98.40	97.65
Hay-windrowed	99.25	98.13	99.58	98.87	99.62	94.69	99.25	97.74	99.54	94.64	99.75	93.38
Oats	98.83	96.33	99.15	96.11	98.31	95.28	98.82	96.64	98.65	95.79	98.89	95.44
Soybean-notill	100.00	99.03	100.00	99.03	100.00	99.52	100.00	99.03	100.00	99.52	100.00	99.04
Soybean-mintill	100.00	99.68	100.00	99.60	100.00	99.68	100.00	99.60	100.00	99.44	100.00	99.12
Soybean-clean	100.00	98.65	100.00	97.55	100.00	99.46	100.00	98.65	100.00	97.30	100.00	98.64
Wheat	88.17	81.74	89.01	83.52	89.25	73.12	88.17	81.72	88.17	87.10	89.01	86.81
Woods	98.11	98.11	98.08	98.08	96.00	90.00	98.04	96.08	98.00	86.00	98.04	90.20
Buildings-Grasstrees	75.00	83.33	73.08	76.92	100.00	66.67	72.00	76.00	73.08	38.46	100.00	61.54
Stone-Steel-Towers	100.00	95.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	90.00	100.00	100.00	100.00	90.00
Overall Accuracy (OA)	98.09	96.25	98.98	98.13	98.20	95.93	98.92	97.97	98.97	95.25	99.03	94.90
Average Accuracy (AA)	96.25	94.21	96.98	96.20	97.71	93.48	96.86	95.34	96.92	91.75	98.64	92.78
Computation Time (s)	165.46	161.04	179.53	114.52	188.95	152.53	204.74	189.99	205.78	190.46	202.78	190.47

Table 6. Classification performances (%) and computation times of the methods with PCA for IP

Classes	CNN+AL + PCA		CNN+AL + PCA+WLS Filter		CNN+AL + PCA+JWMF Filter		CNN+AL + PCA+FGS Filter		CNN+AL + PCA+ Bilateral Filter		CNN+AL + PCA+SD Filter	
	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	Without MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF
Alfalfa	97.43	93.36	97.64	96.49	97.64	92.05	97.63	97.35	97.63	85.40	97.63	89.81
Corn-notill	98.15	83.50	98.15	98.03	98.27	91.46	98.15	97.65	98.15	98.02	98.15	94.31
Corn-mintill	99.56	77.33	100.00	99.13	100.00	97.39	100.00	100.00	100.00	93.39	100.00	96.51
Corn	98.14	93.35	96.89	98.34	96.90	98.35	96.90	98.14	96.90	97.52	97.70	97.08
Grass-pasture	99.04	96.28	99.31	99.45	99.31	99.31	99.31	99.17	99.31	99.7	99.31	99.45
Grasstrees	100.00	98.95	100.00	100.00	100.00	99.58	100.00	100.00	100.00	97.27	100.00	100.00
Grass-pasture-mowed	97.86	84.53	98.71	98.29	98.72	97.87	98.71	97.96	98.72	98.40	98.72	97.54
Hay-windrowed	97.61	91.41	99.54	98.58	99.54	94.93	99.54	97.49	99.58	94.78	99.54	92.47
Oats	96.47	89.04	98.82	95.78	98.82	94.94	98.82	96.63	98.82	95.79	98.82	94.60
Soybean-notill	99.52	94.23	100.00	99.04	100.00	99.49	100.00	100.00	100.00	99.52	100.00	99.04
Soybean-mintill	99.60	98.81	100.00	99.52	100.0	99.52%	100.00	99.68	100.00	99.44	100.00	98.96
Soybean-clean	98.65	74.86	100.00	97.83	100.00	98.65%	100.00	98.64	100.00	97.57	100.00	98.92
Wheat	81.72	96.74	89.13	83.70	88.17	73.12	88.17	81.72	88.17	88.17	90.04	85.87
Woods	96.00	74.51	98.00	98.00	98.04	96.08	98.04	98.04	98.00	86.00	97.96	87.76
Buildings-Grass-Trees	76.00	0.00	100.00	76.00	100.00	69.23	100.00	76.92	100.00	38.46	100.00	73.08
Stone-Steel-Towers	89.47	26.32	100.00	95.00	100.00	100.00	100.00	95.00	100.00	100.00	100.00	90.00
Overall Accuracy (OA)	97.97	90.72	98.92	98.08	98.92	95.82	98.91	95.90	98.92	93.29	99.02	95.07
Average Accuracy (AA)	95.33	88.91	98.51	95.82	98.46	93.84	98.46	94.83	98.46	91.84	98.62	93.46
Computation Time (s)	151.76	144.40	179.46	177.59	193.35	192.70	190.77	189.96	199.90	198.57	203.90	200.02

Note that, among all the results, the accuracy percentages show how well different techniques can classify several types of land cover. For example, some categories, such as "grass trees" and "soybeans," achieved close to 100% accuracy, while others, such as "wheat" and "buildings, grass, and trees," were less accurate, which showed a variance in data classification performance. But in general, we conclude that the best result and the shortest time were obtained using the technique (CNN + AL + AVG + SD w/ MRF), where (OA = 99.03, AA = 98.64). In general, using dimensionality reduction methods not only increases performance but also decreases computation time.

3.2 Pavia University

A popular hyperspectral remote sensing dataset for image analysis and classification applications is the University of Pavia dataset. The Imaging Spectrometer with Reflective Optics System, an aerial hyperspectral sensor, gathers the dataset over the Pavia campus of the University of Pavia. As Table 6 illustrates, the Pavia dataset has nine distinct classifications. Its dimensions are 610 pixels wide by 340 pixels high, with 103 spectral bands. Consequently, it is a 3D data cube. These data provide a number of difficulties arising from the high dimensionality of hyperspectral data.

As shown in Table 7, select 1% of the samples from each class. The training runs consist of 300 epochs repeated five times, and we effectively select five samples as configured for the training set.

Table 7. Number of test and train samples (1%) in Pavia University (PU) dataset

No	Classes	Train	Test	Total Samples
1	Asphalt	67	6564	6631
2	Meadows	187	18462	18649
3	Gravel	21	2078	2099
4	Trees	31	3033	3064
5	Painted metal sheets	14	1331	1345
6	Bare Soil	51	4987	5029
7	Bitumen	14	1316	1330
8	Self-Blocking Bricks	37	3645	3682
9	Shadows	10	947	947
Total		432	42344	42776

Table 8, Table 9, and Table 10 show the experimental results of the five filtering techniques, with the same order of Indian Pines results. When the dimensionality reduction method is not used in the framework, applying an edge-preserving filter generally increases overall accuracy, and average accuracy scores for MRF preprocessing are active. Using MRF as a postprocess always provides better accuracy because it adapts spatial relationships. Note the accuracy results through the OA and AA values of SD filter for all three tables, where the results appeared as follows: OA scores of 94.99, 98.00, and 97.00 and AA scores of 92.25, 92.54, and 91.38 in Table 8, Table 9, and Table 10, respectively. Despite these outcomes, certain classes—such as Self-Blocking bricks—give lower individual results than the remaining classes for the Pavia University data.

According to the results, CNN+AL+AVG+SD Filter w/ MRF technique produced the highest accuracies in terms of classification accuracy, with an OA value of 98.00 and an AA value of 92.54, which is significantly higher than the original CNN+AL method. On the other hand, SD filter has the highest computational complexity at all. In general, we can see that each edge-preserving filtering strategy can assist increase efficiency and achieve great classification, even with the difficulties brought on by the large dimensionality of the hyperspectral data in the Pavia University dataset.

CNN+AL obtains accuracy of “self-blocking bricks” class as 39.56 and 40.24 by applying with and without MRF, respectively. Here, in some DR and EPF combinations such as CNN+AL+AVG+WLS, the relevant classwise accuracy reached to more than 90%. This case is generally seen when AVG and any EPF method is combined. Additionally, AVG achieves the best results compared to PCA and standard results.

Table 8. Classification performances (%) and computation times of the methods without DR for PU

Classes	CNN+AL		CNN+AL+ WLS Filter		CNN+AL+ JWMF Filter		CNN+AL + FGS Filter		CNN+AL + Bilateral Filter		CNN+AL + SD Filter	
	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	Without MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF
Asphalt	99.26	96.63	99.32	91.78	99.36	80.22	99.36	94.61	99.39	67.01	99.92	52.37
Meadows	94.70	91.28	95.03	99.83	95.17	98.07	94.73	94.71	94.95	98.14	95.12	98.51
Gravel	99.76	98.52	99.96	86.08	99.76	99.67	99.78	96.64	99.78	99.71	99.76	99.87
Trees	97.22	98.01	98.90	85.95	99.04	89.95	97.92	97.29	97.22	84.31	98.01	73.94
Painted metal sheets	99.93	99.93	99.98	99.03	99.93	99.85	99.93	98.21	99.94	99.93	100.00	99.33
Bare Soil	100.0	96.95	100.00	81.58	100.00	94.92	100.00	91.96	100.00	96.70	100.00	96.16
Bitumen	97.52	96.46	98.03	94.73	97.63	96.84	97.59	96.73	98.13	96.70	98.03	74.72
Self-Blocking Bricks	39.56	40.24	42.20	37.88	44.07	40.15	42.66	40.13	41.99	26.11	40.62	23.98
Shadows	98.84	99.26	99.24	98.31	99.24	97.67	98.85	97.36	98.93	96.73	98.83	65.20
Overall Accuracy (OA)	92.06	90.81	93.29	90.00	94.02	89.26	94.22	90.13	94.10	86.24	94.99	83.30
Average Accuracy (AA)	91.86	89.83	92.52	88.35	92.69	88.59	92.31	89.74	92.26	85.04	92.25	76.01
Computation Time (s)	398.3	371.09	420.03	410.22	498.46	436.25	419.33	400.91	5817	522.80	573.13	514.97

Table 9. Classification performances (%) and computation times of the methods with averaging for PU

Classes	CNN+AL + AVG		CNN+AL + AVG+WLS Filter		CNN+AL + AVG+JWMF Filter		CNN+AL + AVG+FGS Filter		CNN+AL + AVG+ Bilateral Filter		CNN+AL + AVG+SD Filter	
	With MRF	Without MRF	With MRF	Without MRF	With MRF	Without MRF	With MRF	Without MRF	With MRF	Without MRF	With MRF	Without MRF
Asphalt	98.73	86.65	98.98	81.27	98.97	83.02	99.30	87.41	98.73	86.03	99.27	94.69
Meadows	99.07	95.31	99.59	98.42	100.00	98.39	99.99	98.33	99.08	97.86	99.98	98.54
Gravel	72.32	68.31	75.21	90.27	80.87	82.64	81.12	85.54	79.24	81.06	80.02	72.84
Trees	93.24	68.93	94.12	89.06	95.02	89.78	94.73	89.19	95.22	91.31	94.60	93.45
Painted metal sheets	99.85	98.88	100.00	97.83	99.99	97.46	100.00	96.79	100.00	98.29	99.99	99.78
Bare Soil	99.12	78.57	99.98	91.94	99.98	92.56	99.12	94.71	99.99	96.71	100.0	87.83
Bitumen	94.80	53.54	95.07	58.14	97.21	83.79	95.99	78.58	95.15	84.05	95.90	58.30
Self-Blocking Bricks	92.00	66.65	93.08	48.11	94.52	70.84	93.21	70.75	93.89	81.07	93.03	88.57
Shadows	62.16	65.22	63.02	97.57	64.96	96.61	66.99	98.31	70.01	97.78	70.10	97.67
Overall Accuracy (OA)	95.76	84.47	96.86	88.31	97.13	91.03	97.99	91.89	97.10	92.73	98.00	92.97
Average Accuracy (AA)	90.14	75.78	91.01	83.63	92.39	88.34	92.27	88.85	92.37	90.46	92.54	87.96
Computation Time (s)	356.7	332.8	411.23	395.26	410.81	411.01	402.28	395.92	458.83	458.83	536.6	509.26

Table 10. Classification performances (%) and computation times of the methods with PCA for PU

Classes	CNN+AL + PCA		CNN+AL + PCA+WLS Filter		CNN+AL + PCA+JWMF Filter		CNN+AL + PCA+FGS Filter		CNN+AL + PCA+ Bilateral Filter		CNN+AL + PCA+SD Filter	
	With MRF	Without MRF	With MRF	Without MRF	With MRF	Without MRF	With MRF	Without MRF	With MRF	Without MRF	With MRF	Without MRF
Asphalt	99.26	85.35	96.32	79.50	97.24	81.27	98.73	84.01	98.73	80.31	98.26	80.32
Meadows	97.58	96.51	99.46	98.90	99.39	98.42	99.07	97.93	99.07	98.27	99.62	99.31
Gravel	99.62	33.35	53.46	48.44	72.71	90.27	72.38	84.98	72.33	71.98	80.88	73.61
Trees	97.88	91.30	88.99	91.35	89.66	89.06	93.24	91.18	93.24	85.78	94.78	87.54
Painted metal sheets	99.78	95.09	100.0	99.85	100.00	97.83	99.85	99.03	99.85	98.30	99.32	97.94
Bare Soil	96.32	87.57	93.57	71.98	95.30	91.94	99.12	94.29	99.12	88.09	99.69	88.41
Bitumen	96.68	76.02	89.15	47.35	92.81	58.14	94.80	63.36	94.80	60.39	94.81	69.44
Self-Blocking Bricks	43.88	78.63	93.95	66.03	78.52	48.11	92.08	60.79	91.99	82.99	92.06	82.59
Shadows	97.99	40.49	98.84	99.26	98.62	97.57	62.22	97.57	62.16	98.96	62.99	98.62
Overall Accuracy (OA)	93.24	86.80	94.48	85.42	95.57	88.31	95.77	89.98	95.76	90.10	97.00	90.69
Average Accuracy (AA)	92.10	76.03	90.41	78.07	91.58	83.63	90.17	85.90	90.14	85.01	91.38	86.42
Computation Time (s)	350.73	319.99	429.9	410.2	403.25	382.24	375.74	331.96	487.17	441.96	355.72	340.0

3.3 Salinas

224-band AVIRIS sensor was used to obtain this high-spatial-resolution (3.7-meter) picture over the Californian Salinas Valley. The covered region consists of 512 lines, with 217 samples distributed among them. In a similar manner to Indian Pines, the twenty water-absorbing bands were discarded. For this image, only at-sensor radiance measurements were available. Vegetable fields, wine farms, and arid soils are all part of it. The training and testing experiments are performed on Salinas data similar to that in Indian data, with the same scenario in the last data mention set where 2% of samples are selected from each class and with the same training rounds and size, so they are identical to those in Indian data in mechanism. Table 11 exhibits the total volume of training and test samples for every class. The Salinas dataset is distinct from others in its rich spectral information and large dimensions.

The results of the Salinas dataset are shared in Tables 12, 13, and 14 in the same order as the previous experiments. Similar to the previous experiment outputs, using edge-preserving filters increases the effectiveness of the active learning method. When both DRs are coupled with edge-preserving filters, the methods obtain at least an OA score of 98%, which is at least 3% higher than the original CNN+AL. The best result found in Table 10 is CNN + AL + SD w/MRF with an OA score of 97.16 and an AA score of 97.16. The best results found in AVG and PCA are obtained in CNN+AL + FGS w/MRF with OA scores of 98.06 and 99.33, respectively. It is evident that the best dimensionality reduction technique can vary depending on the dataset. Therefore, classification increases its efficiency in several ways and techniques, including filtering techniques that remove noise or texture from the data while preserving sharp edges, thus improving performance.

Table 11. Number of test and train samples (2%) in Salinas (SA) dataset

No	Classes	Train	Test	Total Samples
1	Brocoli green weeds 1	41	1968	2009
2	Brocoli green weeds 2	38	3688	3726
3	Fallow	40	1936	1976
4	Fallow rough plow	28	1366	1394
5	Fallow smooth	54	2624	2678
6	Stubble	80	3879	3959
7	Celery	72	3507	3579
8	Grapes untrained	226	11045	11271
9	Soil vinyard develop	125	6078	6203
10	Corn senesced green weeds	66	3212	3278
11	Lettuce romaine 4wk	22	1046	1068
12	Lettuce romaine 5wk	39	188	1927
13	Lettuce romaine 6wk	19	897	916
14	Lettuce romaine 7wk	22	1048	1070
15	Vinyard untrained	146	7122	7268
16	Vinyard vertical trellis	37	1770	1807
Total		1055	53074	54129

In contrast, applying edge preservation filters to HSI with many spectral bands is computationally intensive, especially in scenarios where maintaining fine details is critical. This processing requires algorithms for each band or layer of the spectrum. This data is often processed individually, resulting in a significant increase in processing time compared to alternative methods. For example, in the Indian data set, CNN+AL + AVG took 165.46 seconds while CNN+AL + AVG + WLS took 179.53 seconds. So, the balance between computational complexity and the need to maintain an accurate edge remains a challenge in processing spatial spectrum images.

In Salinas dataset, selection of different EPF types does not generally affect on the accuracies compared to Indian Pines and Pavia University datasets. For example, when AVG is used as DR method with MRF, all EPF methods perform nearly 98% score of OAs and AAs which are at least 2% higher than CNN+AL method. However, in without MRF versions, WLS gets the lowest accuracies among these five EPF methods. This shows that MRF is a promising technique and needed to be applied as a post processing step.

Table 12. Classification performances (%) and computation times of the methods without DR for SA

Classes	CNN+AL		CNN+AL+ WLS Filter		CNN+AL+ JW MF Filter		CNN+AL + FGS Filter		CNN+AL + Bilateral Filter		CNN+AL + SD Filter	
	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF
Brocoli green weeds 1	99.33	98.82	100.0	98.48	100.0	100.0	100.0	99.95	100.00	98.83	100.0	100.00
Brocoli green weeds 2	99.50	99.75	100.0	99.81	100.0	99.89	100.0	99.89	100.00	99.53	100.0	99.78
Fallow	87.19	86.45	89.09	87.13	86.42	86.50	89.24	93.39	89.82	88.94	90.11	91.78
Fallow rough plow	93.48	93.26	93.48	93.78	94.24	96.19	94.10	94.65	94.21	92.83	94.42	75.39
Fallow smooth	99.37	99.14	99.96	99.81	99.96	99.85	99.96	99.43	99.96	99.69	99.96	99.81
Stubble	98.39	97.99	100.0	99.92	100.0	99.92	100.0	99.95	100.00	99.92	100.0	99.87
Celery	98.21	97.27	99.37	98.20	99.32	98.54	99.37	98.06	99.37	97.38	99.37	98.46
Grapes untrained	91.77	83.75	92.13	82.56	94.04	76.04	91.45	75.98	92.05	76.42	91.97	73.90
Soil vinyard develop	98.19	99.67	99.79	98.92	99.79	99.77	99.79	99.75	99.79	99.77	99.77	99.77
Corn senesced green weeds	96.47	95.20	96.69	95.01	96.66	94.11	96.67	95.08	97.12	94.27	97.23	94.60
Lettuce romaine 4wk	98.22	96.92	100.0	98.18	100.0	98.09	100.0	98.18	100.00	97.80	100.0	96.65
Lettuce romaine 5wk	99.25	98.09	99.95	98.25	100.0	98.09	99.95	97.99	99.95	97.82	100.0	97.67
Lettuce romaine 6wk	97.61	97.77	97.97	97.77	97.66	97.77	98.37	97.66	98.37	98.33	97.66	98.11
Lettuce romaine 7wk	96.66	96.61	98.38	95.04	98.38	97.33	98.37	97.23	98.37	98.38	98.38	96.47
Vinyard untrained	84.29	77.29	87.86	80.38	85.20	91.84	88.18	88.33	88.18	93.33	87.02	93.05
Vinyard vertical trellis	98.02	96.32	98.59	95.81	98.59	96.15	98.47	96.21	98.53	98.02	98.47	96.78
Overall Accuracy (OA)	95.56	92.58	97.04	93.59	96.50	93.11	97.02	93.24	97.02	94.01	97.16	92.86
Average Accuracy (AA)	96.00	94.65	97.08	94.94	96.89	95.63	97.12	95.73	97.23	95.70	97.16	94.51
Computation Time (s)	869.0	869.07	1001.1	987.57	1000	971.1	959.2	935.23	1045.70	1000.11	1089.6	1023.56

Table 13. Classification performances (%) and computation times of the methods with averaging for SA

Classes	CNN+AL + AVG		CNN+AL + AVG+WLS Filter		CNN+AL + AVG+JWMF Filter		CNN+AL + AVG+FGS Filter		CNN+AL + AVG+ Bilateral Filter		CNN+AL + AVG+SD Filter	
	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	Without MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF
Brocoli green weeds 1	100.00	100.00	100.0	98.20	100.00	97.76	100.00	99.75	100.0	99.95	100.0	99.75
Brocoli green weeds 2	99.88	99.72	100.0	99.97	100.00	99.41	100.00	99.92	100.0	99.52	100.0	96.23
Fallow	100.00	99.95	99.54	99.90	99.64	100.00	99.56	99.80	99.54	100.0	99.54	100.00
Fallow rough plow	99.86	98.99	99.64	83.61	99.55	93.52	99.64	99.86	99.64	99.07	99.64	97.26
Fallow smooth	98.66	97.46	98.65	100.0	98.55	99.96	98.65	99.25	98.65	98.99	98.65	99.59
Stubble	99.95	98.99	99.99	98.65	99.30	98.66	99.21	98.66	99.19	98.53	99.19	98.45
Celery	98.68	98.15	99.78	92.61	99.78	98.26	99.98	99.56	99.78	98.91	99.78	96.64
Grapes untrained	94.95	88.12	96.82	68.11	95.93	84.88	96.84	91.48	96.33	85.01	95.81	37.17
Soil vinyard develop	99.80	99.45	99.79	99.79	99.79	99.68	99.80	99.79	99.79	99.79	99.79	99.79
Corn senesced green weeds	89.63	83.11	98.50	85.11	98.53	95.41	98.72	95.36	98.50	93.82	98.53	94.00
Lettuce romaine 4wk	94.26	89.44	98.11	2.17	98.72	90.57	98.13	94.73	98.11	95.39	98.11	65.82
Lettuce romaine 5wk	95.86	90.92	97.81	97.65	97.71	96.78	97.71	97.24	97.76	94.44	97.71	94.99
Lettuce romaine 6wk	96.68	93.47	96.61	98.14	96.61	97.59	96.60	96.38	97.20	97.59	96.60	97.26
Lettuce romaine 7wk	97.28	95.50	97.38	97.85	97.38	90.63	97.47	97.66	97.38	96.25	97.38	92.96
Vinyard untrained	89.92	78.00	87.48	96.46	88.39	97.90	88.36	84.51	88.40	93.03	89.32	97.10
Vinyard vertical trellis	99.06	97.39	98.23	98.28	98.28	94.23	98.23	93.95	98.23	95.34	98.22	95.11
Overall Accuracy (OA)	97.06	94.28	98.01	88.34	98.01	95.82	98.05	96.53	98.01	95.39	98.00	91.21
Average Accuracy (AA)	97.15	94.29	98.02	88.53	98.01	95.95	98.06	96.74	98.03	96.60	98.02	91.38
Computation Time (s)	859.63	853.10	885.6	870.0	934.59	984.26	842.73	803.2	848.5	827.2	840.1	823.95

Table 14. Classification performances (%) and computation times of the methods with PCA for SA

Classes	CNN+AL + PCA		CNN+AL + PCA+WLS Filter		CNN+AL + PCA+JWMF Filter		CNN+AL + PCA+FGS Filter		CNN+AL + PCA+ Bilateral Filter		CNN+AL + PCA+SD Filter	
	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	Without MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF	With MRF	With out MRF
Brocoli green weeds 1	100.00	99.65	100.0	100.00	100.00	99.25	100.00	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
Brocoli green weeds 2	98.81	99.87	100.0	99.97	100.00	99.46	100.00	100.0	100.0	99.89	100.0	99.78
Fallow	99.23	100.00	100.0	100.00	100.00	100.00	100.00	99.95	100.0	100.0	100.0	100.0
Fallow rough plow	98.16	98.16	99.35	80.61	99.42	92.41	99.35	99.35	99.35	99.06	99.35	96.39
Fallow smooth	98.25	98.34	99.17	100.00	99.32	97.30	99.40	99.47	99.36	99.25	99.32	99.29
Stubble	98.24	98.13	100.0	100.00	100.00	99.21	100.00	100.0	100.0	99.97	100.0	99.87
Celery	98.97	98.51	99.97	99.78	99.97	99.44	100.00	99.75	100.0	100.0	99.97	99.83
Grapes untrained	98.78	96.98	98.77	84.31	99.99	92.41	99.52	94.79	99.78	93.19	99.88	89.72
Soil vinyard develop	99.32	98.84	99.79	99.79	99.79	99.79	99.81	99.77	99.79	99.77	99.81	99.77
Corn senesced green weeds	99.71	98.44	99.79	99.88	99.66	99.26	99.69	99.17	99.66	99.14	99.69	99.23
Lettuce romaine 4wk	100.00	99.71	100.0	7.99	100.00	89.55	100.00	99.62	100.0	99.81	100.0	95.36
Lettuce romaine 5wk	98.12	98.59	99.95	99.63	99.53	97.70	99.63	99.84	99.53	99.48	99.58	99.37
Lettuce romaine 6wk	98.70	96.60	100.0	99.12	99.89	99.23	100.00	99.01	100.0	99.67	100.0	99.23
Lettuce romaine 7wk	98.81	95.21	99.91	98.87	100.00	96.05	99.91	96.32	99.91	98.59	99.91	99.15
Vinyard untrained	84.02	68.51	97.91	99.65	83.00	96.90	93.75	93.52	89.36	95.03	86.65	97.23
Vinyard vertical trellis	98.10	97.66	98.89	99.50	98.89	99.56	98.89	97.89	98.89	99.05	98.94	98.55
Overall Accuracy (OA)	97.47	96.41	99.33	94.27	98.09	97.05	98.92	97.74	98.32	97.68	98.04	97.06
Average Accuracy (AA)	97.95	96.45	99.59	91.82	98.72	97.34	99.37	98.65	99.10	98.87	98.94	98.30
Computation Time (s)	854.07	849.23	968.0	952.00	882.62	825.99	864.70	821.3	817.2	799.8	933.6	903.4

In summary, the experiments show the effectiveness of pre-processing techniques when applied to the data set, achieving superior performance in classifying hyperspectral images, and one of the best techniques that contributed effectively was the static/dynamic filter technique, which had the highest score in most of the data results.

4. Conclusion

Hyperspectral image classification performance is essential, for applications such as agriculture, geological research, and environmental monitoring, improving. In the past ten years, active learning frameworks have gained a lot of popularity as a way to overcome the difficulties associated with limited labeled samples. CNN+AL has proven to be effective in this particular field among these methods. However, CNN+AL does not preprocess the HSI spectral signatures. In our paper, we proposed using preprocessing techniques, such as different dimensionality reduction techniques and edge-preserving filters, to improve the CNN+AL method. Dimensionality reduction methods help prevent dimensionality and remove redundant and unnecessary information from the data. In this context, dimensionality reduction aids in preventing data duplication, extracting useful features, and reducing resources and training time. While edge-preserving filters aim to reduce noise and smooth the image while preserving the clarity of HSI class boundaries and their information, they also support high classification performances.

We performed different combinations of DR and EPF methods on the three reference datasets used in the methodology: Indian Pines, University of Pavia, and Salinas. Each of these datasets represents a different scenario and set of distinct characteristics. The framework uses five distinct edge-preserving filters while employing PCA and AVG as dimensionality reduction techniques. The proposed method proved that the pre-processing step in active learning is significant and that it outperforms the CNN+AL method in terms of overall and average accuracy. The highest percentage was in Indian Pines and Pavia University when AVG technology was combined with SD Filter, where it gave a result of (99.03%, 98.00%), respectively, while Salinas had the highest result when PCA was combined with WLS, where the result was (99.33%). Although dimensionality reduction methods contribute to reducing the amount of time required to train a CNN, filtering algorithms contribute to increasing the total amount of time required for the CNN+AL framework through their use of computational time.

References

- Alcolea, A., Paoletti, M. E., Haut, J. M., Resano, J., & Plaza, A. (2020). Inference in supervised spectral classifiers for on-board hyperspectral imaging: An overview. *Remote Sensing*, 12(3), 534. <https://doi.org/10.3390/rs12030534>
- Cao, X., Yao, J., Xu, Z., & Meng, D. (2020). Hyperspectral image classification with convolutional neural network and active learning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(7), 4604–4616.
- Chen, M., Wang, Q., & Li, X. (2018). Discriminant analysis with graph learning for hyperspectral image classification. *Remote Sensing*, 10(6), 836. <https://doi.org/10.3390/rs10060836>
- Chen, Y., Jiang, H., Li, C., Jia, X., & Ghamisi, P. (2016). Deep feature extraction and classification of hyperspectral images based on convolutional neural networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(10), 6232–6251.
- Gupta, V., Sastry, S., & Mitra, S. K. (2020). Hyperspectral image classification using trilateral filter and deep learning. In *2020 IEEE International Symposium on Sustainable Energy, Signal Processing and Cyber Security (iSSSC)* (pp. 1-6). IEEE.
- Ham, B., Cho, M., & Ponce, J. (2015). Robust image filtering using joint static and dynamic guidance. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 4823-4831). IEEE.
- Haut, J. M., Paoletti, M. E., Plaza, J., Li, J., & Plaza, A. (2018). Active learning with convolutional neural networks for hyperspectral image classification using a new Bayesian approach. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(11), 6440–6461.
- He, L., Li, J., Liu, C., & Li, S. (2017). Recent advances on spectral–spatial hyperspectral image classification: An overview and new guidelines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(3), 1579–1597.
- Hong, D., Yokoya, N., Chanussot, J., & Zhu, X. X. (2019). CoSpace: Common subspace learning from hyperspectral–multispectral correspondences. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(7), 4349–4359.
- Hong, D., Yokoya, N., Ge, N., Chanussot, J., & Zhu, X. X. (2019). Learnable manifold alignment (LeMA): A semi-supervised cross-modality learning framework for land cover and land use classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 147, 193–205.
- Hu, L., Luo, X., & Wei, Y. (2020). Hyperspectral image classification of convolutional neural network combined with valuable samples. *Journal of Physics: Conference Series*, 1549(5), 052011. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1549/5/052011>
- Hu, Q., Xu, W., Liu, X., Cai, Z., & Cai, J. (2021). Hyperspectral image classification based on bilateral filter with multispatial domain. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19, 1–5. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2021.3058182>
- Jia, S., Zhang, X., & Li, Q. (2015). Spectral–Spatial Hyperspectral Image Classification Using $\ell_{1/2}$ Regularized Low-Rank Representation and Sparse Representation-Based Graph Cuts. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(6), 2473–2484.

- Joshi, A. J., Porikli, F., & Papanikolopoulos, N. (2009). Multi-class active learning for image classification. In *2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 2372–2379). IEEE.
- Kang, X., Li, S., & Benediktsson, J. A. (2013). Spectral–spatial hyperspectral image classification with edge-preserving filtering. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *52*(5), 2666–2677.
- Kilik, R. (2021). Histogram-based weighted median filtering used for noise reduction of digital elevation model data. *Acta Geodaetica et Geophysica*, *56*(4), 743–764. <https://doi.org/10.1007/s40328-021-00356-2>
- Kotwal, K., & Chaudhuri, S. (2010). Visualization of hyperspectral images using bilateral filtering. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *48*(5), 2308–2316.
- Li, J. (2015). Active learning for hyperspectral image classification with a stacked autoencoders based neural network. In *2015 7th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)* (pp. 1–4). IEEE.
- Liu, P., Zhang, H., & Eom, K. B. (2016). Active deep learning for classification of hyperspectral images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, *10*(2), 712–724.
- Min, D., Choi, S., Lu, J., Ham, B., Sohn, K., & Do, M. N. (2014). Fast global image smoothing based on weighted least squares. *IEEE Transactions on Image Processing*, *23*(12), 5638–5653.
- Santara, A., Mani, K., Hatwar, P., Singh, A., Garg, A., Padia, K., & Mitra, P. (2017). BASS net: Band-adaptive spectral-spatial feature learning neural network for hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *55*(9), 5293–5301.
- Thilagavathi, K., Nagendran, R., & Mary, I. T. B. (2021). Hyperspectral image classification using ensemble average method. In *2021 International Conference on Advancements in Electrical, Electronics, Communication, Computing and Automation (ICAECA)* (pp. 1–6). IEEE.
- Wang, Q., Chen, M., Zhang, J., Kang, S., & Wang, Y. (2021). Improved active deep learning for semi-supervised classification of hyperspectral image. *Remote Sensing*, *14*(1), 171. <https://doi.org/10.3390/rs14010171>
- Wan, X., & Chen, S. (2023). Hyperspectral image classification using improved multi-scale block local binary pattern and bi-exponential edge-preserving smoother. *European Journal of Remote Sensing*, *56*(1), 2237654. <https://doi.org/10.1080/22797254.2023.2237654>
- Yang, Y., Wu, D., Zeng, L., & Li, Z. (2024). Weighted least square filter via deep unsupervised learning. *Multimedia Tools and Applications*, *83*, 31361–31377. <https://doi.org/10.1007/s11042-023-16844-2>.
- Zhang, D., Kang, J., Xun, L., & Huang, Y. (2019). Hyperspectral image classification using spatial and edge features based on deep learning. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, *33*(09), 1954027. <https://doi.org/10.1142/S0218001419540272>
- Zhu, F., Liang, Z., Jia, X., Zhang, L., & Yu, Y. (2019). A benchmark for edge-preserving image smoothing. *IEEE Transactions on Image Processing*, *28*(7), 3556–3570.

Google Earth Engine ile Türkiye'de Yanmış Alanların MODIS ve FireCCI51 Küresel Yanmış Alan Uydu Gözlem Verileriyle Karşılaştırmalı Değerlendirilmesi

Comparative Assessment of Burned Areas in Turkey with MODIS and FireCCI51 Global Burned Area Satellite Observation Data using Google Earth Engine

Hasan Tonbul^{1*} 

¹Gebze Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Harita Mühendisliği Bölümü, 41400, Gebze-Kocaeli/Türkiye.

ARAŞTIRMA MAKALESİ

*Sorumlu yazar:

Hasan Tonbul
htonbul@gtu.edu.tr

doi: 10.48123/rsgis.1410382

Yayın süreci

Geliş tarihi: 26.12.2023
Kabul tarihi: 09.03.2024
Basım tarihi: 28.03.2024

Özet

Bu çalışmada, Google Earth Engine (GEE) platformunda MODIS MCD64A1 ve European Space Agency (ESA) Fire_cci v. 5.1 (FireCCI51) küresel yanmış alan gözlem verileri kullanılarak Türkiye'de 2015-2020 yılları arasında meydana gelen yanmış alanların konumsal ve zamansal dağılımları belirlenmiştir. Elde edilen sonuçlar, Avrupa Orman Yangınları Bilgi Sistemi (EFFIS) verileriyle karşılaştırılarak yanmış alanların doğruluğu ve kapsamı değerlendirilmiştir. Çalışma kapsamında incelenen dönem boyunca, FireCCI51'in MCD64A1'e göre daha yüksek konumsal çözünürlüğe sahip olması ve küçük yanmış alanları daha hassas bir şekilde belirleme kapasitesine sahip olması daha fazla yanmış alan miktarları hesaplamasını sağlamıştır. Ayrıca, yanmış alanlardaki arazi örtüsü türlerinin belirlenmesinde MODIS MCD12Q1 arazi örtüsü sınıflandırma ürünü kullanılmıştır. 2015-2020 yılları arasında Türkiye'de meydana gelen yangınlar sonucunda yanmış bölgeler içerisinde, her iki veri setine göre de, arazi örtüsü türlerinde ekili alanlar en yüksek yanma oranına sahiptir. MODIS MCD64A1 verileri, ekili alanlardaki yanmış alan oranını % 88,93 ile % 91,80 arasında, FireCCI51 ise % 78,23 ile % 89,53 arasında belirlemiştir. Ülkemizde yanmış alanların konumsal dağılımı, özellikle Akdeniz, Ege ve Güneydoğu Anadolu bölgelerinde yoğunlaşmıştır.

Anahtar kelimeler: Arazi örtüsü, EFFIS, GEE, Küresel yanmış alan veriseti, Yanmış alan haritalama

Abstract

In this study, the spatial and temporal distributions of burned areas in Turkey between 2015 and 2020 were identified using MODIS MCD64A1 and European Space Agency (ESA) FireCCI51 global burned area observation data on the Google Earth Engine platform. The results obtained were compared with EFFIS data to evaluate the accuracy and comprehensiveness of burned areas. During the period examined in the study, FireCCI51's higher spatial resolution compared to MCD64A1 and its ability to determine small burned areas more precisely enabled it to calculate higher burned area amounts. Additionally, MODIS MCD12Q1 land cover classification product was used to determine land cover types in burned areas. Among the areas burned by fires in Turkey between 2015 and 2020, cultivated areas have the highest burn rate in land cover types according to both datasets. MODIS MCD64A1 data determined the burned area rate in cropland between 88.93% and 91.80%, and FireCCI51 determined the burned area rate between 78.23% and 89.53%. The spatial distribution of burnt areas in our country is concentrated especially in the Mediterranean, Aegean and Southeastern Anatolia regions.

Keywords: Land cover, EFFIS, GEE, Global Burned area dataset, Burned area mapping

1. Giriş

Orman yangınları, her yıl küresel ölçekte yaklaşık olarak Avrupa'nın büyüklüğüne eşit bir alanı etkilemekte ve dünya çapında önemli çevresel problemlere neden olmaktadır (Giglio vd., 2018). Yangınlar, birçok ekosistemde doğal bir bozulma sonucu meydana gelmesine rağmen özellikle belirli bölgelerde insan yaşamı için öngörülemeyen tehditler oluşturmaktadır. Aynı zamanda, dünya çapında devasa orman yangınlarının neden olduğu binlerce hektarlık yanmış alan doğal ekosistemlerin bozulması ve tahribatı noktasında ciddi problemler yaratmaktadır (Yıldız vd., 2023). Bitki örtüsünün ortadan kalkması ve bitki örtüsü yapısının değişmesi, yanma olaylarından sonra ekosistemler için zararlı etkilere neden olmaktadır (Tonbul vd., 2022). Orman yangınları sonucu atmosfere büyük miktarlarda karbondioksit salındığı ve iklim değişikliğini tetikleyen sera etkisi gazlarının arttığı tahmin edilmektedir (Amos vd., 2019). Buna ek olarak, iklim değişikliği orman yangını davranışını tetiklemekte ve birçok bölgede yaz aylarında uzun süreli kuraklıklara neden olmaktadır (Liu vd., 2010). Kuraklık dönemleri ve sıcak hava dalgaları gibi hava koşullarına bağlı tehlikeleri etkileyen öngörülemeyen iklim değişiklikleri nedeniyle, orman yangınlarının meydana gelmesi ihtimalinin önümüzdeki yıllarda da artış göstereceği tahmin edilmektedir (Katagis & Gitas, 2022).

Yanan orman alanları hakkında doğru ve güvenilir bilgiye sahip olmak, yangın olayının tüm yönleriyle anlaşılmasında ve etkili afet yönetimi planlamasında sürdürülebilir ve etkili bir orman yangını yönetimi için oldukça önemlidir (Tonbul vd., 2019; Kavzoğlu vd., 2021). Yangın yönetiminin tutarlı ve sağlam bir şekilde karakterize edilmesi, yangınlara karşı bitki örtüsünün direncini artırmaya, yakıt yönetimini iyileştirmeye, ekosistemleri korumaya, yangın emisyonlarını ölçmeye ve yanan alandaki küresel eğilimleri değerlendirmeye yardımcı olmaktadır (Moreno vd., 2014). Öte yandan, uzaktan algılama teknolojileri, orman yangınları hasar tespiti ve değerlendirilmesi hususunda bölgesel, kıtasal ve küresel ölçekte bilgi sunarak yangın yönetimi ve yangın politikalarına oldukça önemli katkılar sağlamaktadır (Chuvieco vd., 2019a).

Uzaktan algılama, uydu kaynaklı sensörler tarafından sağlanan sistematik gözlem özelliğiyle, özellikle küresel ölçekte mevcut yangın rejimlerini belirleme noktasında oldukça etkili bir araçtır. Uydu gözlemlerinin ve uzaktan algılamanın orman yangını bilimi ve yönetimi konusunda kullanılan en belirgin uygulamalarından biri, yanmış alanların analiz edilerek yangın etkilerinin tahmin ve analiz edilmesi üzerinedir (Akyürek, 2023; Demirel & Türk, 2023). Uzaktan algılama teknolojilerinin, dünya çapında geniş alanların düşük maliyetle sistematik olarak izlenmesine yönelik bilgi çıkarımına olanak sağlaması, özellikle son 20 yıllık süreçte yanmış alan bilgilerinin üretilmesini önemli ölçüde kolaylaştırmıştır (Chuvieco vd., 2019a; Katagis & Gitas, 2022).

Günümüzde, küresel yanmış alan ve aktif yangın gözlem sistemleri, yanan alan ve duman bulutlarının konsantrasyonu ve bileşimi de dahil olmak üzere birçok yangının özelliğini araştırmak için kullanılmaktadır (Kaufman vd., 2002; Giglio vd., 2018). Bu bağlamda, Avrupa Uzay Ajansı'nın İklim Değişikliği Girişimi Programı tarafından tasarlanan ve küçük yangınları tespit etmeyi amaçlayan MODIS tabanlı FireCCI51 ve/veya MODIS MCD64A1 yanmış alan gözlem verileri literatürdeki birçok çalışmada kullanılmıştır (Chuvieco vd., 2018; Campagnolo vd., 2021; Demir & Dursun, 2023; Humber vd., 2019). Bu çalışmalarda esas olarak, iki hibrit yanmış alan algoritmasının aktif yangın verilerini kullanım şekillerindeki farklılıklar ve bu farklılıkların sebepleri araştırılmıştır (Hall vd., 2021). Örneğin, Katagis ve Gitas (2022) tarafından Akdeniz ekosistemlerinde MODIS MCD64A1 ve FireCCI51 yanmış alan verilerinin doğruluk değerlendirmesi gerçekleştirilmiştir. Bu çalışma, söz konusu verilerin orman ve yarı doğal alanlarda meydana gelen yangınları tespit etme performanslarına dair önemli bilgiler sunarak bölgesel yangın izleme uygulamalarında kullanılabilir potansiyellerini vurgulamıştır. Zhang vd. (2022) tarafından yapılan bir başka çalışmada ise 2015-2019 yılları arasındaki yanmış alanlar MCD64A1 ve FireCCI51 gözlem verileri kullanılarak belirlenmiş ve bu iki veri seti arasındaki konumsal ve zamansal korelasyonlar araştırılmıştır.

Küresel ölçekli uydu sensörlerine ait yanmış alan belirleme gözlem verileri, yangın olaylarını inceleme ve izleme noktasında sundukları zamansal ve konumsal tutarlılıkları nedeniyle çeşitli ulusal ve uluslararası kurumlar tarafından günümüzde yaygın olarak kullanılmaya devam etmektedirler. ABD ve Avrupa Birliği'ne bağlı birçok ülkenin küresel aktif yangın uydu gözlem ve yanmış alan tespit uydu gözlem ürünlerini (örneğin, MODIS, VIIRS, Landsat, Sentinel-2) kullanarak yangın izleme sistemleri çerçevesinde işlevsel olarak yanmış alan haritalama ürünleri geliştirdikleri ve kullanıcılara sundukları bilinmektedir. Bu bağlamda özellikle Google Earth Engine (GEE) platformunun kullanımı, MODIS ve VIIRS gibi küresel aktif yangın ve yanmış alan tespit uydu gözlem verilerinin işlenmesi ve analiz edilmesinde önemli bir role sahiptir. GEE'nin yüksek işlem gücü ve geniş veri kütüphanesi, uzun dönemli zaman serileri ve geniş konumsal kapsamda yangın olaylarının etkin bir şekilde incelenmesini mümkün kılmakta ve konumsal veri bütünlüğü ve erişilebilirliği açısından benzersiz avantajlar sunmaktadır (Rasul vd., 2021; Gholamrezaie vd., 2022).

Ülkemizde yanmış alanların tespit edilmesi ve envanterinin tutulması, Orman Genel Müdürlüğü (OGM) tarafından geleneksel yersel ölçümlere dayalı olarak yapılmakta ve güncel teknolojiler kullanılarak servis edilen uzaktan algılama esaslı küresel aktif yangın uydu gözlem veri servislerinden elde edilen verilerden yararlanılmamaktadır. Ayrıca, OGM tarafından servis edilen yanmış alanların çevre uzunluğunun ve yanmış alan miktarlarının güvenilirliği ve doğruluğunun nasıl elde edildiğiyle alakalı standart bir prosedür olmadığı bilinmektedir.

Özellikle, ülkemizin sahip olduğu ormanların büyük bir kesiminin yangın riski altında olması göz önünde bulundurulduğunda, ülkemiz için orman yangını hasar değerlendirilmesi, önlenmesi, erken tespiti ve orman yangını yönetim kararlarının desteklenmesi oldukça önemlidir.

Bu çalışma kapsamında, ülkemizde geçmiş yıllara dayalı (2015-2020 yıllarını kapsayan) yanmış alanların alansal büyüklüklerini kapsayan verilerin uzaktan algılama tabanlı çeşitli küresel yanmış alan gözlem ürünleri kullanılarak elde edilmesi ve buna bağlı olarak konumsal ve zamansal eğilimlerinin GEE platformu kullanılarak analiz edilmesi amaçlanmıştır. Bu bağlamda, bu çalışmanın öncelikli hedefleri şu şekildedir; i) MODIS MCD64A1 ve European Space Agency (ESA) Fire_cci v. 5.1 (FireCCI51) yanmış alan gözlem verileri arasındaki farklılıkları ve benzerlikleri belirlemek, ii) yanmış alan gözlem verileri arasındaki konumsal alan farklılıklarını, Avrupa Orman Yangınları Bilgi Sistemi (EFFIS) verilerini referans alınarak karşılaştırmak, iii) yanmış alanlardaki arazi örtüsü sınıflarını belirlemek ve arazi örtüsü değişimlerinin konumsal ve zamansal dağılımını incelemektir.

2. Materyal ve Metotlar

2.1. Çalışma Alanı

Türkiye, Afrika, Asya ve Avrupa'nın kesiştiği noktada, jeopolitik açıdan öne çıkan bir konumda bulunmaktadır. Mevcut coğrafi konumu, Türkiye'yi farklı canlı türlerinin kıtalararası geçişleri için önemli bir geçiş noktası haline getirmektedir. Bu durum, Türkiye'nin biyolojik ve ekolojik çeşitliliğinin zenginleşmesinde önemli bir faktör olarak görev almaktadır. Türkiye'nin toplam yüzölçümü yaklaşık 783.562 km² olup bu alanın önemli bir kısmı ormanlarla kaplıdır. OGM 2020 yılı Türkiye Orman Varlığı raporuna göre Türkiye'nin toplam orman alanı 229.330 km² olup bu oran ülkenin genel yüzölçümünün yaklaşık %29,4'üne denk gelmektedir (Orman Genel Müdürlüğü, 2020). Ülkemizdeki ormanların genel dağılımı ve yapısı, ülkenin coğrafi konumu ve çeşitli iklim koşulları nedeniyle büyük çeşitlilik göstermektedir. Karadeniz Bölgesi'nde yoğun yağışlar sonucu oluşan ormanlar, Türkiye'nin en verimli orman alanlarını oluştururken, Akdeniz ve Ege Bölgesi'nde ise makilik alanlar yaygındır. İç Anadolu ve Doğu Anadolu Bölgeleri ise, daha az ormanlık alanlara sahip olup, bu bölgelerde step ve yarı kurak arazi şartları hakimdir.

2.2. Veri Kaynakları

2.2.1. Küresel Yanmış Alan Gözlem Verileri

Yanmış alan verileri, bitki örtüsü olan bir yüzeyden kömür, kül ve çıplak toprak yüzeyine geçişi algılayarak yangından etkilenen alanları tanımlar (Roy, 1999). Yanmış alan haritalama esas olarak kalıcı olmayan bir arazi örtüsü değişikliğinin tespit edilmesi problemidir ve çeşitli algoritmalar uygulanarak konumsal/zamansal ölçekte farklı sonuçlar elde edilebilmektedir. 2000'li yılların başından itibaren, görünür ve yakın kızılötesi spektrumlar kullanılarak uydu esaslı yanmış alan analizleri küresel ölçekte yapılmaktadır. Ek olarak, yanmış alan verileri, dinamik küresel bitki örtüsü modellerine gömülü yangın modüllerinin kalibrasyonunun ve doğruluğunun belirlenmesine katkıda bulunmaktadır (Moreno vd., 2021).

Küresel yanmış alan gözlem verileri, düşük konumsal çözünürlüklerine (250-1000 m arası) rağmen, erken tespit, yangın söndürme ve hasar tespiti değerlendirilmesi gibi operasyonel faaliyetler için kullanılabilir günlük görüntü elde edebilme avantajı sağlarlar (Mouillot vd., 2014). Ayrıca, bu sensörlere ait gözlem verileri, yangın aktivitesinin analizi, ortalama yanmış alan ve yanmış alan eğilimlerinin zamansal sürekliliği ve konumsal varyasyonları gibi yangın rejimlerinin özelliklerinin belirlenmesi için de yaygın olarak tercih edilirler. Bu çalışmada, küresel ölçekte servis edilen MODIS MCD64A1 ve ESA FireCCI51 yanmış alan gözlem verilerine GEE platformu kullanılarak erişilmiştir.

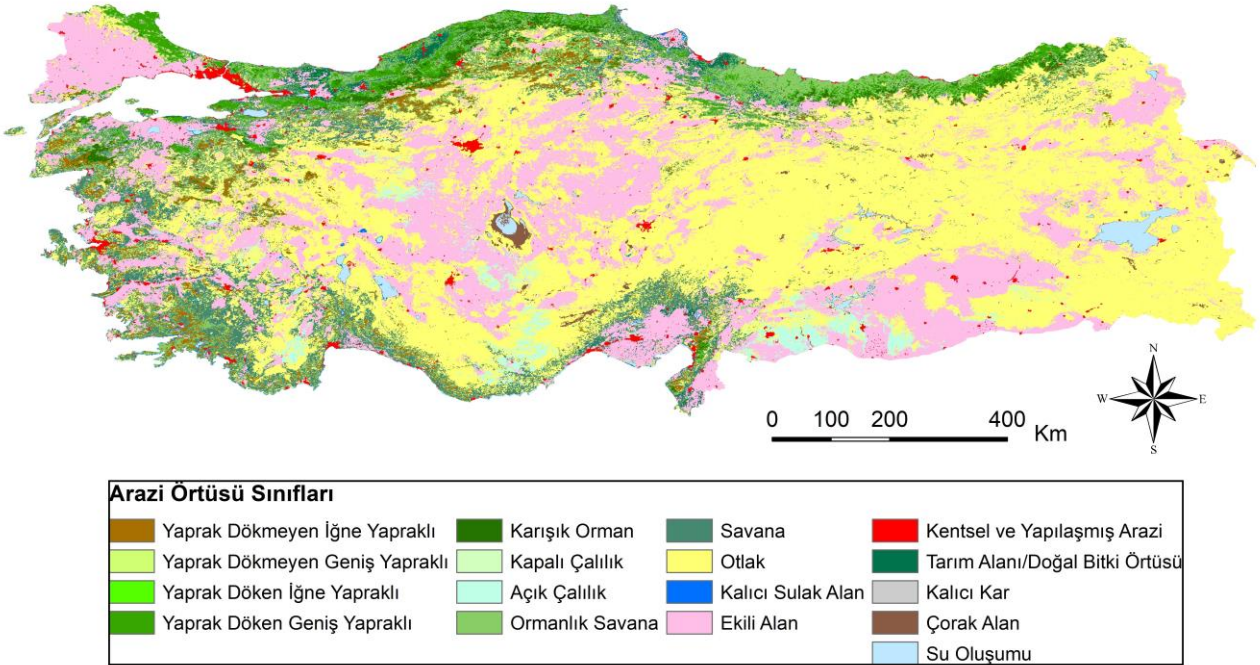
MODIS sensörüne ait MCD64A1 isimli yanmış alan haritalama ürünü, günlük MODIS yüzey reflektans görüntülerini 1 km konumsal çözünürlüklü MODIS aktif yangın verileriyle birleştirilerek 500 m konumsal çözünürlüklü yanmış alan haritaları üretmektedir. Bu ürün, MODIS sensörünün Terra ve Aqua bantlarının 1240 ve 2130 nanometredeki yansımalarından türetilen spektral bilgiyi kullanarak yanmaya duyarlı bir spektral bant indeksi oluşturur ve aynı zamanda MODIS Terra ve Aqua görüntülerine dinamik eşikler ve zamansal değişkenlik ölçütü uygular (Humber vd., 2019). 2000 yılından günümüze kadar olan süreci kapsayacak şekilde yanmış alan verisi servis eden bu sistem, yanmış ve yanmamış eğitim örneklerinin seçimine rehberlik etmek içinde ayrıca kullanılabilir. Ücretsiz olarak kullanıcılara sunulan ve MODIS sensörüne ait üretilen en güncel yanmış alan ürünü olan MODIS MCD64A1 ürünlerine NASA'ya ait olan LP DAAC (Land Processes Distributed Active Archive Center) kurumunun web sitesinden ulaşılabilir (LP DAAC, 2023).

ESA FireCCI51 yanmış alan gözlem verisi, 250 m konumsal çözünürlük sağlayarak mevcut yanmış alan ürünlerine katkıda bulunmak üzere geliştirilmiştir. Bu ürün, ESA'nın İklim Değişikliği Girişimi programı kapsamında finanse edilmekle birlikte önceki yanmış alan ürünleri olan FireCCI50 ve FireCCI41 ürünlerinin iyileştirilmiş versiyonudur.

Veri algoritması, yanmış alanları belirlemek ve haritalamak için günlük Terra MODIS kırmızı ve yakın kızılötesi yansıma ölçümlerini (MODIS MOD09GQ ürünü) ve MODIS aylık aktif yangın verilerini (MODIS MCD14ML) birleştirmek üzerine kurulmuştur. Bu iki aşamalı algoritma, başlangıçta aday yanmış pikselleri tanımlar ve ardından yangından sonraki on günlük süreci kapsayan bir pencere içinde bir bölge büyütme algoritması uygular (Humber vd., 2019). 2001 ve 2020 yılları arasında kapsayacak şekilde ücretsiz küresel ölçekli yanmış alan verisi servis eden FireCCI51 yanmış alan ürünlerine ESA'ya ait olan Fire CCI (Fire Disturbance Climate Change Initiative) projesinin web sayfasından ulaşılabilmektedir (Chuvieco vd., 2019b).

2.2.2. Arazi Örtüsü Verisi

Yanmış alanlardaki arazi örtüsü sınıflarını belirlemek ve arazi örtüsü değişimlerinin konumsal ve zamansal dağılımını belirlemek amacıyla, 500 metrelik konumsal çözünürlüğe sahip MODIS MCD12Q1 arazi örtüsü sınıflandırma ürünü kullanılmıştır. Bu ürün, rastgele orman sınıflandırıcısı ile türetilmiş 13 veri katmanı ve beş farklı sınıflandırma şemasını kapsamaktadır (Sulla-Menashe & Friedl, 2018). Bu çalışmada, Uluslararası Jeosfer-Biyosfer Programı (Annual International Geosphere-Biosphere Programme-IGBP) arazi örtüsü sınıflandırma şemasını ait sınıf kategorileri kullanılmıştır (Şekil 1).



Şekil 1. 2020 yılına ait çalışma alanı için MODIS MCD12Q1 arazi örtüsü sınıflandırma ürününe dayalı IGBP sınıflandırma şemasına göre belirlenen sınıf kategorileri

IGBP sınıflandırması, 17 farklı arazi örtüsü sınıfına sahiptir (Friedl & Sulla-Menashe, 2022). Bu çalışmada, MODIS MCD12Q1 arazi örtüsü tipi ürün koleksiyonu, IGBP sınıflandırma şeması kullanılarak beş toplu bitki örtüsü sınıfına ayrılmıştır (Zhou vd., 2019). IGBP sınıflandırmasına göre, tüm orman türleri tek bir sınıfta (orman) toplanmıştır. Çalılık ve otlak alanları kapsayan sınıflar da tek bir sınıfta birleştirilmiştir. Ekili alan ve savana sınıfları ise ayrı sınıflar olarak tanımlanmıştır. Şehirleşme ve yapılaşma, kar ve buz ile seyrek veya az bitki örtüsü gibi kalan bitki örtüsü türleri ise "diğer" adı altında toplu bir bitki örtüsü sınıfında birleştirilmiştir. Sonuç olarak, arazi örtüsü sınıfları beş ana sınıf (orman, çalılık ve otlak alan, ekili alan, savana ve diğer) altında oluşturulmuştur (Tablo 1).

Tablo 1. IGBP sınıflandırmasına ait arazi türlerine göre gruplandırılmış beş arazi örtüsü sınıfı

Arazi Örtüsü Sınıfı	Arazi Örtüsü Türü
Orman	Yaprak Dökmeyen İğne Yapraklı
	Yaprak Dökmeyen Geniş Yapraklı
	Yaprak Döken İğne Yapraklı
	Yaprak Döken Geniş Yapraklı
	Karışık Orman
Çalılık ve Otlak alan	Kapalı Çalılık
	Açık Çalılık
	Otlak
Ekili Alan	Ekili alan
	Tarım Alanı/Doğal Bitki Örtüsü
Savana	Ormanlık Savana
	Savana
Diğer	Kalıcı Sulak Alan
	Kentsel ve Yapılaşmış Arazi
	Kalıcı Kar
	Çorak Alan
	Su Oluşumu

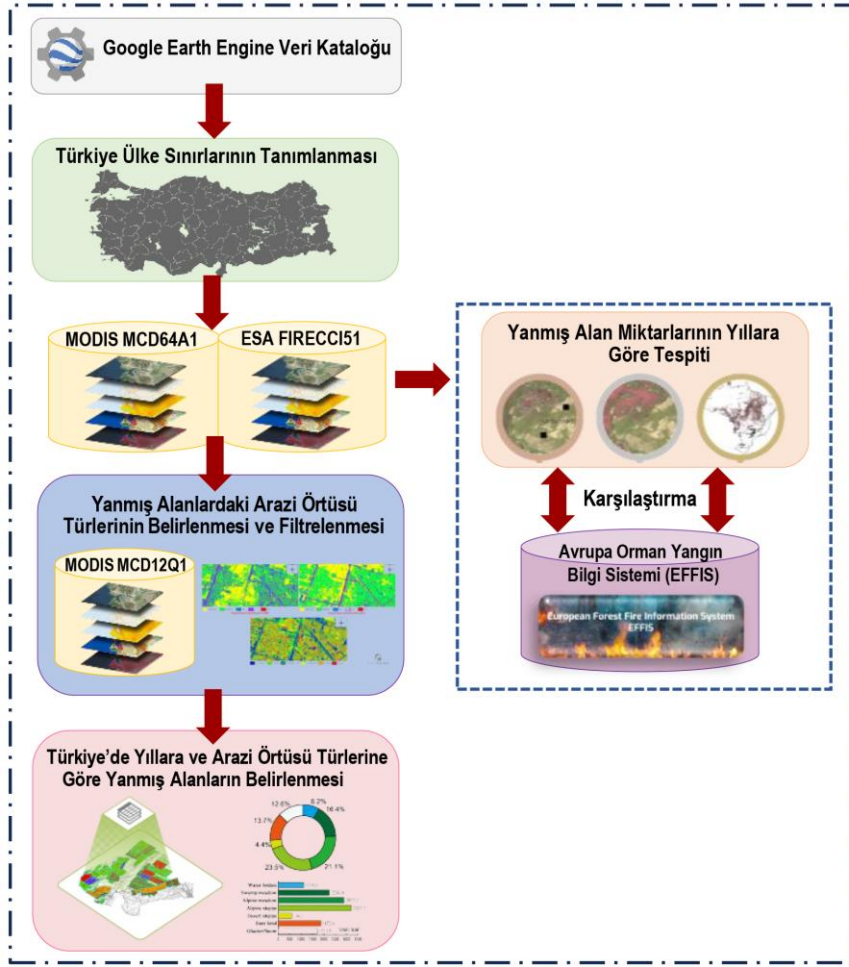
2.2.3. Avrupa Orman Yangın Bilgi Sistemi (EFFIS)

Avrupa Orman Yangın Bilgi Sisteminin kısaltması olan EFFIS (European Forest Fire Information System), Avrupa kıtasındaki ormanların yangınlardan korunmasıyla görevlendirilmiş tüm kurum ve kuruluşlara destek olmak üzere tasarlanmıştır (EFFIS, 2023). EFFIS, kullanıcılara orman yangınları hakkında bilgi sağlamak amacıyla çeşitli mekansal çözünürlüklerde ve doğruluk derecelerinde veri setleri kullanmaktadır. EFFIS yanmış alan verileri, MODIS VNIR ve SWIR verilerinin (sırasıyla 250 m ve 500 m) ve MODIS'in 1 km aktif yangın ürününün (Giglio vd., 2003) yanı sıra çeşitli yardımcı verilerin kombinasyonundan elde edilmektedir (Petropoulos vd., 2010). Söz konusu konumsal çözünürlükler, bazı diğer uydu görüntülerine kıyasla daha düşük olmakla birlikte, bölgesel ve kıtasal ölçekte orman yangınlarını izlemek ve değerlendirmek için değerli bilgiler sağlar. Ayrıca, MODIS yanmış alan ürününün doğruluğu, diğer yanmış alan tahminleriyle yapılan karşılaştırmalar sonucunda değerlendirilmiş ve yangın izleme amaçları için güvenilir olduğu ifade edilmiştir (Kalivas vd., 2013). Bunun yanı sıra, EFFIS optik ve termal uydu verilerine dayanarak, Avrupa Birliği ülkelerindeki orman koruma hizmetlerine, orta ile düşük mekansal çözünürlükte güncel ve güvenilir gerçek zamanlı yangın bilgileri sunmaktadır. Bu durum, mekansal çözünürlüğün bazı diğer uydu verileri kadar yüksek olmamasına rağmen, yangın yönetimi ve müdahale süreçleri için değerli ve zamanında bilgilerin sağlandığını göstermektedir (Filipponi, 2019).

Avrupa Komisyonu'nun ilgili birimlerine ve Avrupa Parlamentosu'na, Avrupa'daki orman yangınlarına dair güncel ve güvenilir bilgiler sunmaktadır. On yılı aşkın bir süredir, kırk farklı Avrupa, Ortadoğu ve Kuzey Afrika ülkesinden oluşan bir uzmanlar ağı tarafından desteklenmektedir. EFFIS, 2015 yılından bu yana Copernicus programının bir parçası olarak faaliyet göstermekte ve özellikle acil durum yönetim hizmetleri içerisinde önemli bir bileşen olarak yer almaktadır. Ayrıca, bu sistem aktif yangın vakalarına ilişkin güncellemelerle hizmet verirken, geçmişte gerçekleşen yangınlar hakkında tarihsel bilgileri de sunar. Kullanıcılar, interaktif haritalar aracılığıyla mevcut veya geçmiş yangınları inceleyebilirler. Bu kapsamlı veri seti, web sitesi üzerinden interaktif hizmetler ya da çeşitli uygulama programlama arayüzleri aracılığıyla sorgulanarak doğrudan erişilebilir ve kullanılabilir durumdadır (EFFIS Fuel Map, 2023).

2.2.4. Metodoloji

Bu çalışmanın amacı, 2015-2020 yılları arasındaki Türkiye'deki yanmış alanların alansal büyüklüklerini uzaktan algılama teknikleri kullanarak elde etmek ve GEE platformu aracılığıyla bu verilerin konumsal ve zamansal analizlerini gerçekleştirmektir. Çalışmanın ana bileşenlerini ve süreç akışını özetleyen iş akış şeması, Şekil 2'de sunulmuştur.



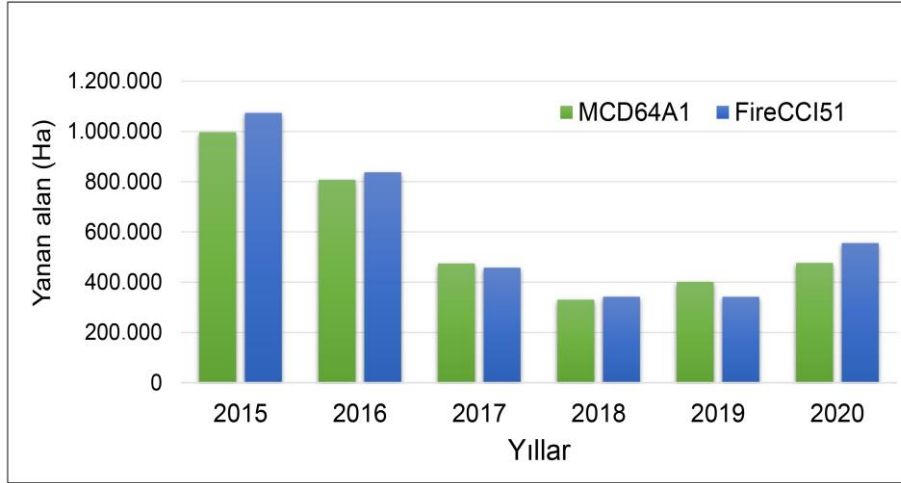
Şekil 2. Çalışma kapsamında izlenen iş akış şeması

Çalışma kapsamında, 2015-2020 yılları arasında Türkiye'deki yanmış alanların analizinde, MODIS MCD64A1 ve ESA FireCCI51 küresel yanmış alan gözlem verileri başlıca veri kaynağı olarak kullanılmıştır. Ardından, yanmış alanlardaki bitki örtüsü türlerinin belirlenmesi amacıyla MODIS MCD12Q1 arazi örtüsü sınıflandırma ürününden faydalanılmıştır. Bu ürün, yanmış bölgelerdeki bitki örtüsü çeşitliliğinin analiz edilmesinde ve yangınların farklı bitki örtüsü türleri üzerindeki etkilerinin belirlenmesinde önemli bir rol oynamıştır. GEE programı kullanılarak, her bir yıl için yanmış alanların toplam büyüklüğü hektar cinsinden hesaplanmış ve yanmış alanlardaki bitki örtüsü türleri tespit edilmiştir. Elde edilen veriler, daha sonra EFFIS tarafından sağlanan vektör verileriyle karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırma hem konumsal hem de zamansal açıdan gerçekleştirilerek, MODIS MCD64A1 ve ESA FireCCI51 küresel yanmış alan ürünleri ile EFFIS verileri arasındaki uyumluluğu ve farklılıkları detaylı bir şekilde analiz etmiştir. Bu analiz süreci, yanmış alan tespitlerinin doğruluğunu ve mevcut veri setlerinin kapsamı ve güvenilirliğini değerlendirmek açısından kritik öneme sahiptir.

3. Bulgular

3.1. Küresel Yanmış Alan Gözlem Verilerine Dayalı Yanmış Alan Miktarları

Bu çalışmada, Türkiye'deki yanan alanların tespit edilmesi amacıyla ücretsiz olarak servis edilen MODIS MCD64A1 ve ESA FireCCI51 küresel yanmış alan gözlem verilerinden yararlanılmış ve yıl bazlı toplam yanmış alan miktarları Şekil 3'te sunulmuştur.



Şekil 3. MODIS MCD64A1 ve ESA FireCCI51 yanmış alan miktarlarının karşılaştırmalı analizi

Şekil 3 incelendiğinde, her iki gözlem verisinin de tespit ettiği toplam yanmış alan miktarlarının yıllara göre değişiklik gösterdiği tespit edilmiştir. MCD64A1 verisi, 2015-2020 yıllarında sırasıyla 996.539, 807.574, 474.635, 330.289, 401.216 ve 476.688 hektar yanmış alan tespit etmiştir. Buna karşılık, FireCCI51, aynı zaman aralığında yanmış alanları her yıl için sırasıyla 1.073.645, 837.343, 457.746, 342.110 ve 555.664 hektar olarak belirlemiştir. Her iki gözlem verisi arasındaki toplam yanmış alan miktarı farkı, 2020 yılında en büyük olmuştur. Bu dönemde, FireCCI51 gözlem verisi, MCD64A1 gözlem verisinden 78.976 hektar daha fazla yanmış alan tespit etmiştir. Her iki gözlem verisi arasındaki toplam yanmış alan miktarı farkının en küçüğü ise, 2018 yılında gerçekleşmiş ve FireCCI51 gözlem verisi, MCD64A1 gözlem verisinden 11.821 hektar daha fazla yanmış alan tespit etmiştir.

3.2. Arazi Örtüsü Türlerine Göre Yanmış Alan Miktarları

Farklı orman türleri, çeşitli düzeylerde biyoçeşitliliğe ev sahipliği yapmakta olup, bu alanların restorasyonu genel orman ekosistem sağlığının sürdürülmesi açısından kritik öneme sahip olmaktadır. Bu nedenle, yangından etkilenen orman türlerine dair bilgi edinilmesi biyolojik çeşitliliğin korunması bakımından ve sürdürülebilir orman yönetimi açısından oldukça önemlidir (Stephens vd., 2013). 2015-2020 yılları arasında Türkiye’de yangınlar sonucu oluşan yanmış alanların bitki örtüsü türlerine dayalı analizi, MODIS MCD12Q1 arazi örtüsü sınıflandırma ürünü kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu sınıflandırma, belirlenen yıllarda yangın etkisine maruz kalan orman, çalılık ve otlak alan, ekili alan, savana ve diğer kategorilerindeki arazi türlerinin ayrıntılı bir envanterini sağlamıştır (Tablo 2).

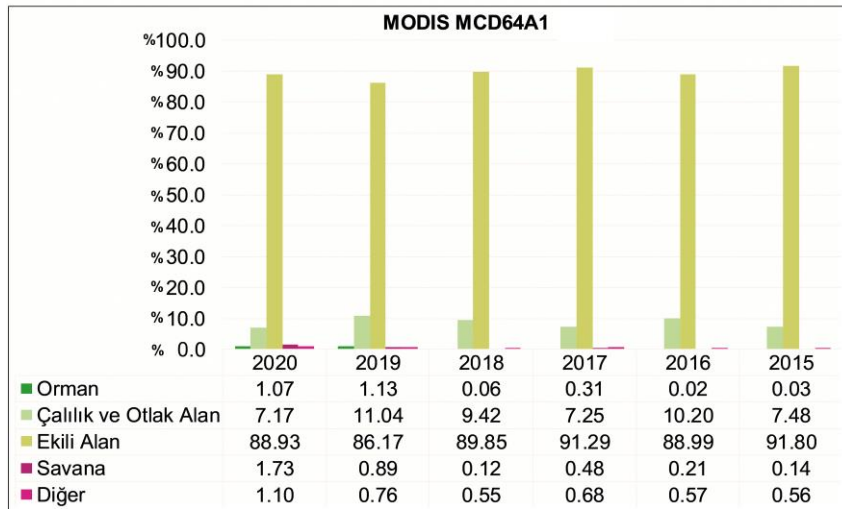
Tablo 2. Türkiye’de 2015-2020 Yılları arasında yanmış alanların hektar cinsinden arazi örtüsü türlerine göre dağılımı

Yıl		Arazi Örtüsü Türleri					Toplam (ha)
		Orman (ha)	Çalılık ve Otlak Alan (ha)	Ekili Alan (ha)	Savana (ha)	Diğer (ha)	
2020	MCD64A1	5.107	34.165	423.901	8.250	5.265	476.688
	FireCCI51	6.439	50.033	485.653	8.056	5.483	555.664
2019	MCD64A1	4.518	44.307	345.747	3.578	3.066	401.216
	FireCCI51	4.856	62.952	267.479	4.650	1.977	341.914
2018	MCD64A1	192	31.126	296.764	387	1.820	330.289
	FireCCI51	188	42.180	296.384	1.153	2.205	342.110
2017	MCD64A1	1.458	34.414	433.271	2.263	3.229	474.635
	FireCCI51	1.633	51.426	396.088	3.442	5.157	457.746
2016	MCD64A1	196	82.379	718.672	1.727	4.600	807.574
	FireCCI51	214	133.744	693.227	3.840	6.318	837.343
2015	MCD64A1	292	74.502	914.839	1.365	5.541	996.539
	FireCCI51	2.016	99.088	961.217	3.318	8.006	1.073.645

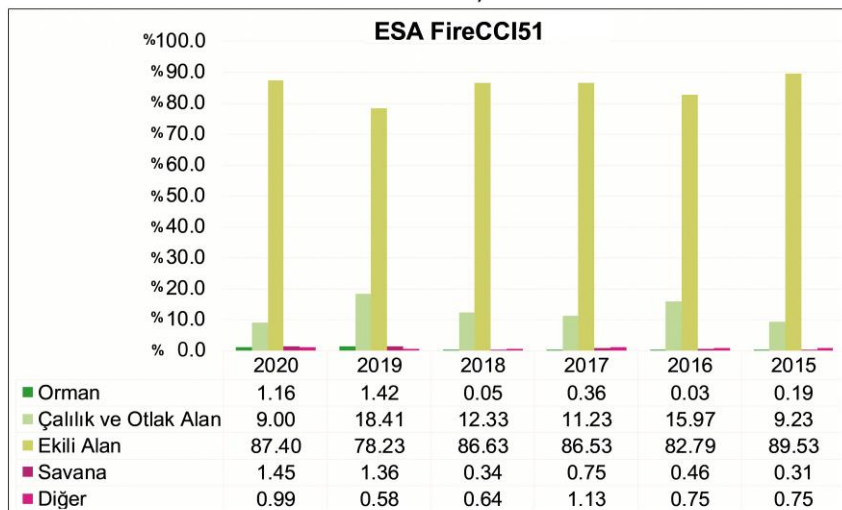
Tablo incelendiğinde, ele alınan tüm yıl aralıklarında yangınlardan en çok etkilenen arazi örtüsü türünün ekili alanlar oldukları görülmektedir. Ekili alanların en çok etkilendiği yıl olarak 2015 yılı ön plana çıkmaktadır. Söz konusu yılda MCD64A1 ve FireCCI51 yanmış alan gözlem verileri kullanılarak elde edilen sonuçlar ekili alanlardaki yanmış alan miktarını sırasıyla 914.839 ve 961.217 ha olarak hesaplamışlardır. Öte yandan, orman sınıfının yangınlardan en çok etkilendiği yıl 2020 yılı olarak belirlenirken; bu yılda MCD64A1 ve FireCCI51 yanmış alan gözlem verileri ormanlık alanlardaki yanmış alan miktarını sırasıyla 5.107 ve 6.439 ha olarak tespit etmişlerdir.

Yıllık ve arazi örtüsü türlerine göre yanmış alanların karşılaştırması detaylı olarak incelendiğinde; 2020 yılında, ormanlık alanlarda FireCCI51, MCD64A1'e göre yaklaşık 1.332 ha daha fazla yanmış alan tespit etmiştir. Çalılık ve otlak alanlarda FireCCI51, MCD64A1'den yaklaşık 15.868 ha daha fazla; ekili alanlarda ise 61.752 ha daha fazla alan bildirmiştir. 2019 yılında, ormanlık alanlarda FireCCI51'in tespiti MCD64A1'e göre 338 ha fazla olurken, çalılık ve otlak alanlarda bu fark 18.645 ha, ekili alanlarda ise 78.268 ha'dır. 2018 yılında, ormanlık alanlarda her iki yanmış alan gözlem verisi benzer sonuçlar verdiği görülürken çalılık ve otlak alanlarda FireCCI51, MCD64A1'e göre 11.054 ha daha fazla, ekili alanlarda ise 380 ha daha az yanmış alan tespit etmiştir. 2017 yılında, ormanlık alanlarda FireCCI51, MCD64A1'e göre 175 ha daha fazla; çalılık ve otlak alanlarda 17.012 ha daha fazla; ekili alanlarda ise 37.183 ha daha az yanmış alan belirlemiştir. 2016 yılında, ormanlık alanlarda FireCCI51, MCD64A1'e kıyasla 18 ha daha fazla; çalılık ve otlak alanlarda ise 51.365 ha daha fazla; ekili alanlarda ise 25.445 ha daha az yanmış alan tespit etmiştir. 2015 yılında, ormanlık alanlarda FireCCI51, MCD64A1'e göre 1724 ha daha fazla; çalılık ve otlak alanlarda ise 24586 ha daha fazla; ekili alanlarda ise 46378 ha daha fazla yanmış alan bildirmiştir (Tablo 2).

Şekil 4'te MODIS MCD64A1 ve ESA FireCCI51 küresel yanmış alan gözlem verilerinin yıllık ve arazi örtüsü sınıflarına göre yüzdesel yanmış alan karşılaştırması gösterilmiştir.



a)



b)

Şekil 4. Yanmış alanlardaki arazi örtüsü sınıflarının yüzdesel dağılımları: (a) MODIS MCD64A1 ve (b) ESA FIRECCI51

Her iki gözlem verisi içinde 2015 ve 2020 yılları arasında ekili alanlar oransal olarak en yüksek yanmış alan yüzdelere sahiptir. Yüzdesel olarak bakıldığında, her yıl ekili alanlarda meydana gelen yanmış alanların oranı % 85-90 arasında değişmektedir. Örneğin, 2020 yılında MCD64A1 ve FireCCI51 veri setlerinde ekili alanlarda meydana gelen yanmış alanların oranları sırasıyla % 88,93 ve % 87,40'tır. Her iki veri setinde de ekili alanlar ile çalılık ve otlak alanlara göre ormanlık alanlar, savanalar ve diğer sınıfına ait yanmış alanların nispeten daha az olduğu tespit edilmiştir.

3.3. EFFIS, MCD64A1 ve FireCCI51 Yanmış Alan Verilerinin Karşılaştırmalı Analizi

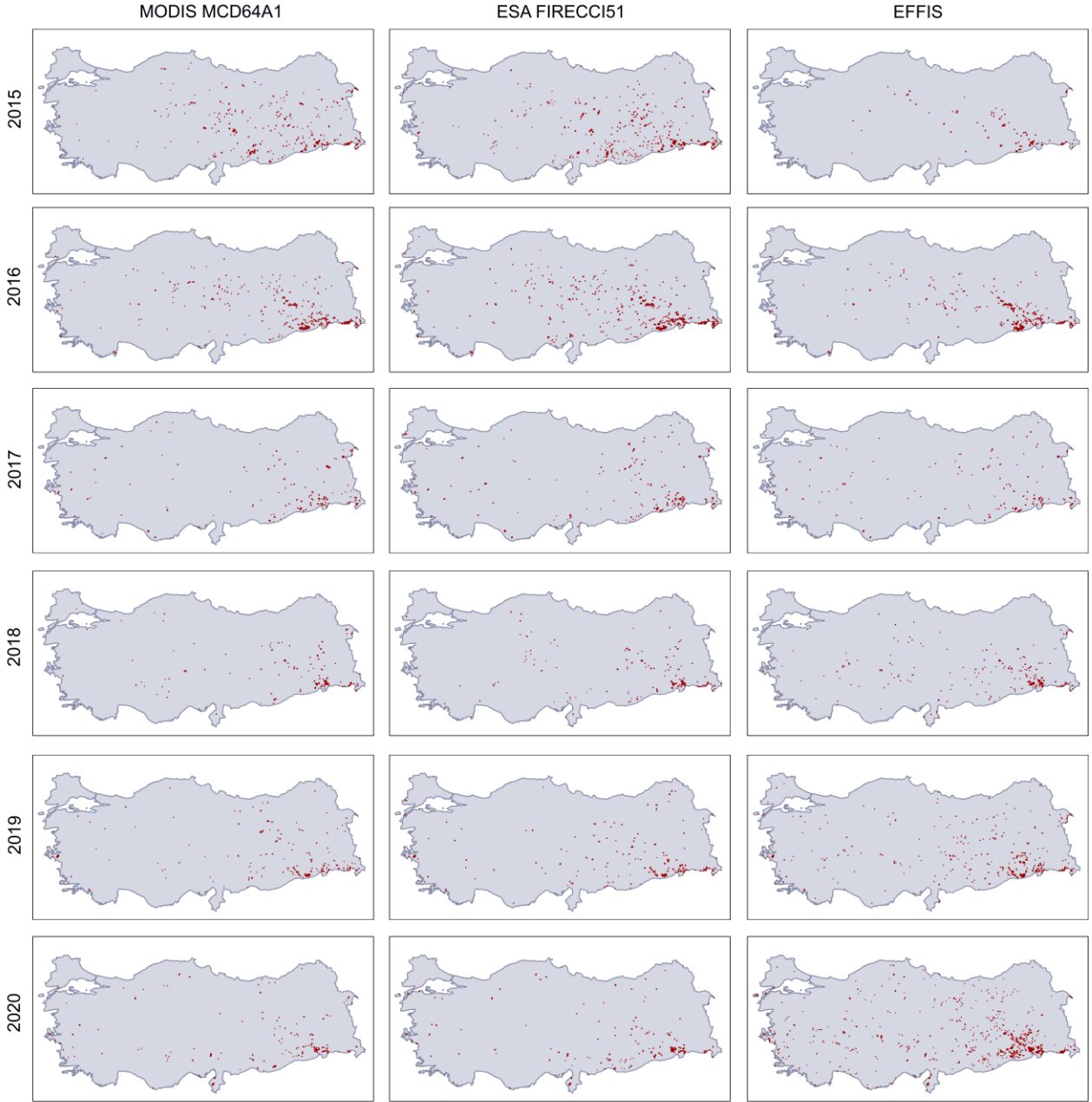
Bu çalışma kapsamında, MODIS MCD64A1 ve ESA FireCCI51 yanmış alan gözlem verileri ile 2015-2020 yılları arasında Türkiye'de belirlenen yanmış alan miktarları, Avrupa Orman Yangınları Bilgi Sisteminden (EFFIS) elde edilen veriler ile karşılaştırılmıştır. EFFIS veri tabanında yanmış alan bilgileri vektör veri formatında web ortamında kullanıcılara ücretsiz olarak sunulmaktadır (EFFIS Fuel Map, 2023). Orman yangınlarının izlenmesi ve raporlanması amacıyla geliştirilen EFFIS sistemi, yanmış alan verilerini esas olarak ormanlardan elde etmektedir. Bu nedenle, ekili alanlar, tarım alanları gibi diğer alanlarda meydana gelen yanmış alanlar bu sistemin kapsamı dışında kalmaktadır (San-Miguel-Ayanz vd., 2012; Turco vd., 2019). Bu bağlamda, EFFIS verilerinin orman yangınlarına odaklanması göz önünde bulundurularak, MCD64A1 ve FireCCI51 verilerinden elde edilen yanmış alan bilgileriyle adil bir karşılaştırma yapabilmek için, ekili alanlar ve diğer arazi örtüsü türlerine ilişkin yanmış alan verileri analiz dışı tutulmuştur. Tablo 3'te, 2015-2020 yılları arasında Türkiye'deki yanmış alanların MCD64A1, FireCCI51 ve EFFIS veri setleri tarafından tespit edilen miktarları ha cinsinden sunulmuştur.

Tablo 3. MODIS MCD64A1, ESA FireCCI51 ve EFFIS veri setleri kullanılarak tespit edilen yıllık yanmış alan miktarlarının karşılaştırmalı analizi

YIL	Yanmış Alan Miktarları (ha)		
	MCD64A1	FireCCI51	EFFIS
2020	47.522	64.528	99.857
2019	52.403	72.458	81.246
2018	31.705	43.521	41.039
2017	38.135	56.501	47.738
2016	84.302	137.798	124.684
2015	76.159	104.422	55.728

Üç veri kaynağından elde edilen yanmış alanların karşılaştırmalı analizi, EFFIS, MCD64A1 ve FireCCI51 veri setlerinin yanmış alan tespitlerinde önemli farklılıklar sergilediğini ortaya koymuştur. EFFIS veri seti, 2019 ve 2020 yıllarında diğer iki veri setine kıyasla daha yüksek yanmış alan miktarları tespit etmiştir. Bu eğilim özellikle 2020 yılında dikkat çekici olup, EFFIS'in bu yılda tespit ettiği yanmış alan miktarı (99.857 ha), MCD64A1 (47.522 ha) ve FireCCI51'in (64.528 ha) tespitlerine göre Tablo 3'te gösterildiği gibi önemli ölçüde yüksek bulunmuştur. Öte yandan, MCD64A1 ve FireCCI51 arasında da farklılıklar gözlemlenmiştir. FireCCI51, genel olarak MCD64A1'e kıyasla daha yüksek yanmış alan miktarları belirlemiş olup, bu durum yanmış alanların algılanmasında kullanılan farklı yöntemlerin, sensör özelliklerinin ve veri işleme tekniklerinin bir sonucudur.

Türkiye'de 2015-2020 yılları arasında MODIS MCD64A1, ESA FireCCI51 ve EFFIS veri setlerine dayalı olarak tespit edilen yanmış alanların konumsal dağılımı Şekil 5'te gösterilmiştir. Şekil incelendiğinde, yanmış alanların Türkiye'nin çeşitli bölgelerine dağıldığı; ancak en yüksek yoğunluğa Akdeniz, Ege ve Güneydoğu Anadolu bölgelerinde rastlandığı belirlenmiştir. Akdeniz ve Ege bölgelerindeki ormanlık alanların genişliği ve yaz aylarındaki yüksek sıcaklık değerleri, bu bölgelerde yanmış alan oluşumunu arttıran faktörler arasındadır. Bunun yanı sıra, ormanlık alanların daha az olduğu Güneydoğu Anadolu Bölgesi, kurak iklim koşulları nedeniyle otlak alanlarında sık sık yangınların meydana geldiği bir bölge olarak gözlemlenmektedir.



Şekil 5. 2015-2020 yılları arasında çalışma bölgesindeki MODIS MCD64A1, ESA FIRECCI51 ve EFFIS veri setlerine ait yangın verilerinin coğrafi dağılımı

3.4 MODIS MCD64A1 ve FireCCI51 Veri Setlerinin Doğruluk Analizi

MODIS MCD64A1 ve FireCCI51 uydu veri setlerinin yanmış alanları tespit etme doğruluğunu değerlendirmek için Avrupa Orman Yangını Bilgi Sistemi (EFFIS) verileri yer doğrulama verisi olarak kullanılarak karşılaştırmalı bir analiz gerçekleştirilmiştir. Amaç, her veri setinin gerçek yanmış alanları yanlış alarmlara karşı doğru bir şekilde tanımlama güvenilirliği ve etkinliğini değerlendirmek için kesinlik, duyarlılık ve F1 skorunu hesaplamaktır. Bu, uydu veri setleri tarafından yanmış olarak bildirilen ve EFFIS verileri ile doğrulanmış alanların gerçek tespitler olarak kabul edildiği, farklılıkların ise potansiyel yanlış alarmları veya kaçırılan tespitleri işaret ettiği varsayımı üzerine gerçek pozitifler (TP), yanlış pozitifler (FP) ve yanlış negatifler (FN) hesaplanmasını içermiştir.

Analiz, 2015 yılından 2020 yılına kadar MCD64A1, FireCCI51 ve EFFIS tarafından hektar bazında hesaplanan yıllık yanmış alan verilerinin kullanılmasıyla başlamıştır. Kesinlik, TP'nin TP ve FP toplamına oranı olarak hesaplanmış, uydu veri setlerinin pozitif tahminlerinin doğruluğu hakkında bilgi sağlamıştır. Duyarlılık ise TP'nin TP ve FN toplamına oranı ile belirlenmiş, veri setlerinin yanmış alanların tüm ilgili örneklerini tanımlama yeteneğini yansıtmıştır.

Kesinlik ve duyarlılığın harmonik ortalaması olan F1 skoru, testin doğruluğunun bir ölçüsü olarak kullanılmış ve veri setlerinin genel performansına dengeli bir bakış sağlamıştır.

Elde edilen bulgular, FireCCI51 veri setinin % 90,20 duyarlılık oranı sergilediğini, EFFIS tarafından belirlenen yanmış alanları yüksek bir hassasiyetle tespit ettiğini göstermiştir. Fakat % 84,76'lık kesinlik oranı, yanlış alarmların varlığını öne sürmüştür. Buna karşın, MCD64A1 veri seti, % 93,81 ile daha yüksek bir kesinlik oranı göstererek tespitlerinde daha büyük bir doğruluk göstermiş, ancak % 68,80 ile daha düşük bir duyarlılık oranıyla bazı tespitleri kaçırdığını işaret etmiştir. FireCCI51 ve MCD64A1 için F1 skorları sırasıyla % 87,39 ve % 79,38 olarak belirlenmiş ve veri setlerinin performansındaki kesinlik ve duyarlılık arasındaki dengeyi vurgulamıştır. Bu karşılaştırma, MCD64A1 ve FireCCI51 veri setlerinin yanmış alanları belirleme konusundaki detaylı kapasitelerini ve kısıtlılıklarını ortaya koymaktadır. FireCCI51'in daha yüksek duyarlılığı, kapsamlı yanmış alan tespiti gerektiren uygulamalar için daha etkili olabileceğini öne sürmekte, ancak daha yüksek yanlış pozitifler riskiyle birlikte gelmektedir. Buna karşılık, MCD64A1'in üstün kesinliği, tespit edilen yanmış alanların doğruluğunun önemli olduğu senaryolarda kullanımının önemini göstermektedir, ancak bazı etkilenen alanları göz ardı edebilir.

4. Tartışma ve Sonuçlar

Bu çalışmada, iki küresel yanmış alan gözlem verisinin sistematik bir karşılaştırması gerçekleştirilmiş ve 2015-2020 yılları arasında Türkiye'de meydana gelen yanmış alanların konumsal ve zamansal benzerlikler ile farklılıkları belirlenmiştir. ESA FireCCI51 ve MODIS MCD64A1 verileri arasındaki farklar büyük ölçüde kullanılan metodoloji ve konumsal ve zamansal çözünürlük farklılıklarından kaynaklanmaktadır (Zhang vd., 2022). FireCCI51 gözlem verisi, dünya çapında yangın olayları hakkında uzun vadeli, tutarlı ve güvenilir veriler sağlamak üzere tasarlanmıştır. İki aşamalı bir yaklaşıma dayanan FireCCI51 algoritması, günlük MODIS yakın kızılötesi reflektans ve termal anomali verilerini kullanmaktadır. İlk olarak, yalnızca yanma olasılığı yüksek pikseller tohum piksel olarak seçilmekte ve ardından, tüm yanmış alan tespit ederek ihmal hatalarını azaltmaya yönelik tohum piksellerden başlayarak bağlamsal büyüme algoritması uygulanmaktadır. Her iki aşamada da yangın koşullarına göre uyarlanmış algılama eşikleri kullanılmakta ve aktif yangın pikselleri tespit edilmektedir (Vetrina vd., 2021; Lizundia-Loiola vd., 2020; Zhang vd., 2022). Öte yandan, hibrit bir yaklaşıma dayanan MCD64A1, aktif yangın ve MODIS bulutsuz yüzey reflektans görüntüleri kullanılarak üretilmektedir. MCD64A1 algoritması, termal anomaliler ve yüzey yansımadaki değişiklikleri bütünleştirerek küresel ölçekte yanmış alanları belirlemektedir (Fornacca vd., 2017).

Literatürdeki bazı çalışmalar, MCD64A1 ve FireCCI51 arasındaki performans farklılıklarının, tarım arazileri içinde her algoritma tarafından kullanılan arazi örtüsü verisiyle ilişkili olabileceğini belirtmiştir (Hall vd., 2021). MCD64A1 ve FireCCI51 algoritmaları, tarım ve ekili alan arazileri için farklı kural setleri uygulamaktadır. Bu bağlamda, bu kurallar altındaki arazi örtüsü verisindeki herhangi bir hata, algoritmaların performansını doğrudan etkileyebilmektedir. Giglio vd. (2018), yangın tespit ve izleme algoritmalarının sağlamlığını ve hassasiyetini artırmak için, özellikle tarım ve ekili alanlarda doğru ve güvenilir arazi örtüsü bilgilerinin önemini vurgulamıştır. Öte yandan, Campagnolo vd. (2019) gerçekleştirdiği çalışmada Rusya'daki tarım arazileri içinde MCD64A1 verisine ait hata değerlerinin yüksek bulunmasının, bu verinin kullandığı arazi örtüsü ürünü içindeki parçalı tarım arazisi alanlarıyla ilişkilendirilebileceğini ifade etmiştir.

Bu çalışmada, Türkiye'de 2015-2020 yılları arasında yanmış alanların konumsal ve zamansal dağılımları, MODIS MCD64A1 ve ESA FireCCI51 yanmış alan gözlem ürünleri kullanılarak belirlenmiştir. Ayrıca, yanmış alanlardaki arazi örtüsü türleri MODIS MCD12Q1 arazi örtüsü sınıflandırma ürünü kullanılarak tespit edilmiştir. Elde edilen sonuç ve bulgular, EFFIS verileriyle karşılaştırılarak yanmış alanların doğruluğu ve kapsamlılığı değerlendirilmiştir. Çalışmanın temel bulguları şu şekilde özetlenebilir:

- Ele alınan zaman aralığı içerisinde, MCD64A1, FireCCI51 ve EFFIS toplam yanmış alanı sırasıyla 330.226 ha, 479.228 ha ve 450.292 ha olarak hesaplamıştır. Bu sonuçlar, EFFIS ve FireCCI51 verilerinin tespit ettiği yanmış alan miktarının birbirlerine oldukça yakın olduğunu, ancak MCD64A1 veri setinin bu iki veri setine kıyasla daha düşük yanmış alan miktarı hesapladığını göstermiştir.
- MODIS MCD64A1 ve ESA FireCCI51 yanmış alan gözlem verileri arasındaki karşılaştırma, iki ürünün genel olarak benzer sonuçlar ürettiğini göstermiştir. Bununla birlikte, FireCCI51 ürünü, MODIS MCD64A1 ürününe göre daha yüksek yanmış alan miktarları üretmiştir. Bu farklılık, FireCCI51 ürününün, küçük yanmış alanları daha etkin bir şekilde belirleyebilen gelişmiş bir algoritma kullanmasıyla ilişkilidir, bu da genel olarak daha yüksek yanmış alan tespitlerine neden olmaktadır.
- 2015-2020 yılları arasında MODIS MCD64A1 ve EFFIS FireCCI51 verilerine göre yanmış alanların arazi örtüsü sınıflarına göre yüzdesel dağılımına bakıldığında, her iki veri seti içinde ekili alanların en büyük paya sahip olduğu görülmektedir. MODIS MCD64A1 verileri, ekili alanlardaki yanmış alan oranını %88,93 ile %91,80 arasında, FireCCI51 ise %78,23 ile %89,53 arasında tespit etmiştir. Orman, çalılık ve otlak alanların yanı sıra savana arazi türlerinin yanmış alanlardaki oranları ise her iki veri setinde de ekili alanlara kıyasla daha düşüktür.

- Türkiye'de 2015-2020 yılları arasında yanmış alanların konumsal dağılımı, Akdeniz, Ege ve Güneydoğu Anadolu bölgeleri olmak üzere üç ana bölgede yoğunlaştığını göstermektedir. Bu bölgelerde, ormanlık alanların genişliği, yaz aylarındaki yüksek sıcaklık değerleri ve kurak iklim koşulları gibi faktörler, yanmış alan oluşumunu arttıran etkenler olarak öne çıkmaktadır.

Çalışmanın bulguları, Türkiye'de küresel uydu yanmış alan veri kullanımının önündeki engelleri aşmada ve çok kaynaklı uydu veri entegrasyonunun önünü açmada önemli bir adım teşkil etmektedir. Bu gözlem verileri, yanmış alanların boyutunu ve yayılma şeklini anlamamıza yardımcı olmak için önemli bir araçtır. Ancak, uygulama kısmında kullanıcılar uydu ürünlerinin (EFFIS dahil olmak üzere) sınırlamalarını dikkatlice göz önünde bulundurmalıdırlar. Bu bağlamda, yanmış alanların tam boyutunu ve yayılma şeklini doğru bir şekilde ölçmek zor olabilir. Bu durum, yangınların karmaşıklığı ve değişkenliği ile uydu görüntülerinin çözünürlüğü ve doğruluğunun sınırlamalarından kaynaklanmaktadır. Bu sınırlamaların üstesinden gelmek için, farklı arazi örtüsü sınıfları üzerinde bu yanmış alan ürünlerinin performansını araştırmak ve zamansal/konumsal belirsizliklerini analiz etmek gibi ek çalışmalara ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışmalar, uydu yanmış alan ürünlerinin doğruluğunu ve güvenilirliğini arttırmaya yardımcı olacaktır. Bu veri setleri bazı sınırlamaları olsa da yanmış alanları anlama ve yönetme konusunda oldukça değerli bir araçlardır. Gelecekteki çalışmalar, uydu yanmış alan gözlem verilerinin doğruluğunu ve güvenilirliğini arttırmaya ve yangın etkilerini daha iyi anlamamıza yardımcı olacaktır.

Teşekkür

Bu çalışmanın gerçekleştirilmesinde önemli bir rol oynayan Google Earth Engine veri kataloğu ve EFFIS yangın verisi erişimine, çalışmaya sağladıkları değerli katkılar için teşekkür ederim.

Kaynaklar

- Akyürek, Z. (2023). Türkiye'deki 2000 – 2021 yılları arasındaki bitki örtüsü yangınlarının mekânsal analizi. *Turkish Journal of Remote Sensing and GIS*, 4(1), 33–46. <https://doi.org/10.48123/rsgis.1179051>
- Amos, C., Petropoulos, G. P., & Ferentinis, K. P. (2018). Determining the use of Sentinel-2A MSI for wildfire burning & severity detection. *International Journal of Remote Sensing*, 40(3), 905–930. <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1519284>
- Campagnolo, M., Oom, D., Padilla, M., & Pereira, J. (2019). A patch-based algorithm for global and daily burned area mapping. *Remote Sensing of Environment*, 232, 111288. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111288>
- Chuvieco, E., Lizundia-Loiola, J., Pettinari, M. L., Ramo, R., Padilla, M., Tansey, K., ... Plummer, S. (2018). Generation and analysis of a new global burned area product based on MODIS 250 m reflectance bands and thermal anomalies. *Earth System Science Data*, 10(4), 2015–2031. <https://doi.org/10.5194/essd-2018-46>
- Chuvieco, E., Mouillot, F., van der Werf, G. R., San Miguel, J., Tanase, M., Koutsias, N., ... Giglio, L. (2019a). Historical background and current developments for mapping burned area from satellite Earth observation. *Remote Sensing of Environment*, 225, 45–64. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.02.013>
- Chuvieco, E., Pettinari, M. L., Lizundia Loiola, J., Storm, T., & Padilla Parellada, M. (2019b). *ESA Fire Climate Change Initiative (Fire_cci): MODIS Fire_cci Burned Area Grid product, version 5.1* [Data set]. Centre for Environmental Data Analysis. <https://dx.doi.org/10.5285/3628cb2fdb443588155e15dee8e5352>
- Demir, S. & Dursun, I. (2023). Determining burned areas using different threshold values of NDVI with sentinel-2 satellite images on gee platform: a case study of Muğla province. *International Journal of Sustainable Engineering and Technology*, 7(2), 117-130.
- Demirel, Y., & Türk, T. (2023). Türkiye'de 2015 ile 2022 yılları arasında meydana gelen orman yangınlarının coğrafi bilgi sistemleri ile zamansal ve mekânsal analizi. *Journal of Geodesy and Geoinformation*, 10(2), 136–150. <https://doi.org/10.9733/JGG.2023R0010.T>
- EFFIS Fuel Map. (2023). *EFFIS Data and Services*. <https://effis.jrc.ec.europa.eu/applications/data-and-services>
- EFFIS. (2023). *European Forest Fire Information System*. <http://effis.jrc.ec.europa.eu/>
- Filipponi, F. (2019). Exploitation of Sentinel-2 time series to map burned areas at the national level: A case study on the 2017 Italy wildfires. *Remote Sensing*, 11(6), 622. <https://doi.org/10.3390/rs11060622>
- Fornacca, D., Ren, G., & Xiao, W. (2017). Performance of three MODIS Fire products (MCD45A1, MCD64A1, MCD14ML), and ESA Fire_CCI in a mountainous area of Northwest Yunnan, China, characterized by frequent small fires. *Remote Sensing*, 9(11), 1131. <https://doi.org/10.3390/rs9111131>
- Friedl, M., & Sulla-Menashe, D. (2022). *MODIS/Terra+Aqua Land Cover Type Yearly L3 Global 500m SIN Grid V061* [Data set]. NASA EOSDIS Land Processes Distributed Active Archive Center. <https://doi.org/10.5067/MODIS/MCD12Q1.061>

- Gholamrezaie, H., Hasanlou, M., Amani, M., & Mirmazloumi, S. M. (2022). Automatic Mapping of Burned Areas Using Landsat 8 Time-Series Images in Google Earth Engine: A Case Study from Iran. *Remote Sensing*, 14(24), 6376. <https://doi.org/10.3390/rs14246376>
- Giglio, L., Boschetti, L., Roy, D. P., Humber, M. L., & Justice, C. O. (2018). The Collection 6 MODIS burned area mapping algorithm and product. *Remote Sensing of Environment*, 217, 72–85. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.08.005>
- Giglio, L., Descloitres, J., Justice, C. O., & Kaufman, Y. J. (2003). An enhanced contextual fire detection algorithm for MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 87(2–3), 273–282. [https://doi.org/10.1016/s0034-4257\(03\)00184-6](https://doi.org/10.1016/s0034-4257(03)00184-6)
- Hall, J. V., Argueta, F., & Giglio, L. (2021). Validation of MCD64A1 and FireCCI51 cropland burned area mapping in Ukraine. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102, 102443. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102443>
- Humber, M. L., Boschetti, L., Giglio, L., & Justice, C. O. (2019). Spatial and temporal intercomparison of four global burned area products. *International Journal of Digital Earth*, 12(4), 460–484. <https://doi.org/10.1080/17538947.2018.1433727>
- Kalivas, D., Petropoulos, G. P., Athanasiou, I., & Kollias, V. J. (2013). An intercomparison of burnt area estimates derived from key operational products: the Greek wildland fires of 2005–2007. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 20(3), 397–409. <https://doi.org/10.5194/npg-20-397-2013>
- Katagis, T., & Gitas, I. Z. (2022). Assessing the Accuracy of MODIS MCD64A1 C6 and FireCCI51 Burned Area Products in Mediterranean Ecosystems. *Remote Sensing*, 14(3), 602. <https://doi.org/10.3390/rs14030602>
- Kaufman, Y. J., Tanré, D., & Boucher, O. (2002). A satellite view of aerosols in the climate system. *Nature*, 419(6903), 215–223. <https://doi.org/10.1038/nature01091>
- Kavzoğlu, T., Çölkesen, İ., Tonbul H., & Öztürk M. Y. (2021). Uzaktan Algılama Teknolojileri ile Orman Yangınlarının Zamansal Analizi: 2021 Yılı Akdeniz ve Ege Yangınları. In T. Kavzoğlu (Ed.) *Orman yangınları sebepleri, etkileri, izlenmesi, alınması gereken önlemler ve rehabilitasyon faaliyetleri* (pp. 219–251). Türkiye Bilimler Akademisi.
- Liu, Y., Stanturf, J., & Goodrick, S. (2010). Trends in global wildfire potential in a changing climate. *Forest Ecology and Management*, 259(4), 685–697. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2009.09.002>
- Lizundia-Loiola, J., Otón, G., Ramo, R., & Chuvieco, E. (2020). A spatio-temporal active-fire clustering approach for global burned area mapping at 250 m from MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 236, 111493. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111493>
- LP DAAC, (2023). *MODIS MCD64A1: MODIS/Terra+Aqua Burned Area Monthly L3 Global 500 m SIN Grid*. USGS. <https://lpdaac.usgs.gov/products/mcd64a1v006/>
- Moreno, M. V., Conedera, M., Chuvieco, E., & Pezzatti, G. B. (2014). Fire regime changes and major driving forces in Spain from 1968 to 2010. *Environmental Science & Policy*, 37, 11–22. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2013.08.005>
- Moreno, M. V., Laurent, P., & Mouillot, F. (2021). Global intercomparison of functional pyrodiversity from two satellite sensors. *International Journal of Remote Sensing*, 42(24), 9523–9541. <https://doi.org/10.1080/01431161.2021.1999529>
- Mouillot, F., Schultz, M. G., Yue, C., Cadule, P., Tansey, K., Ciais, P., & Chuvieco, E. (2014). Ten years of global burned area products from spaceborne remote sensing—A review: Analysis of user needs and recommendations for future developments. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 26, 64–79. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.05.014>
- Orman Genel Müdürlüğü. (2020). *Türkiye Orman Varlığı 2020*. <https://www.ogm.gov.tr/tr/ormanlarimiz-sitesi/TurkiyeOrmanVarligi/Yayinlar/2020%20T%C3%BCrkiye%20Orman%20Varl%C4%B1%C4%9F%C4%B1.pdf>
- Petropoulos, G. P., Knorr, W., Scholze, M., Boschetti, L., & Karantounias, G. (2010). Combining ASTER multispectral imagery analysis and support vector machines for rapid and cost-effective post-fire assessment: A case study from the greek wildland fires of 2007. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 10(2), 305–317. <https://doi.org/10.5194/nhess-10-305-2010>
- Rasul, A., Ibrahim, G. R. F., Hameed, H. M., & Tansey, K. (2020). A trend of increasing burned areas in Iraq from 2001 to 2019. *Environment, Development and Sustainability*, 23(4), 5739–5755. <https://doi.org/10.1007/s10668-020-00842-7>
- Roy, D. P. (1999). Multi-temporal active-fire based burn scar detection algorithm. *International Journal of Remote Sensing*, 20(5), 1031–1038. <https://doi.org/10.1080/014311699213073>
- San-Miguel-Ayanz, J., Schulte, E., Schmuck, G., Camia, A., Stroh, P., Liberta, G., ... Amatulli, G. (2012). Comprehensive monitoring of wildfires in Europe: The European forest fire information system (EFFIS). In J. Tiefenbacher (Ed.), *Approaches to managing disaster-Assessing hazards, emergencies and disaster impacts* (pp. 87–108). IntechOpen.
- Stephens, S. L., Agee, J. K., Fulé, P. Z., North, M. P., Romme, W. H., Swetnam, T. W., & Turner, M. G. (2013). Managing Forests and Fire in Changing Climates. *Science*, 342(6154), 41–42. <https://doi.org/10.1126/science.1240294>
- Sulla-Menashe, D., & Friedl, M. A., (2018, May 14). *User Guide to Collection 6 MODIS Land Cover (MCD12Q1 and MCD12C1) Product*. USGS. https://lpdaac.usgs.gov/documents/101/MCD12_User_Guide_V6.pdf

- Tonbul, H., Colkesen, I., & Kavzoglu, T. (2019, 7–9 Kasım). *Forest fire and burn severity analysis in Cefalu region of Italy using Sentinel-2 imagery* [Conference presentation]. International Symposium on Applied Geoinformatics (ISAG-2019), Istanbul, Turkey.
- Tonbul, H., Colkesen, I., & Kavzoglu, T. (2022). Pixel- and Object-Based ensemble learning for forest burn severity using USGS FIREMON and Mediterranean condition dNBRs in Aegean ecosystem (Turkey). *Advances in Space Research*, 69(10), 3609–3632. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2022.02.051>
- Turco, M., Herrera, S., Tourigny, E., Chuvieco, E., & Provenzale, A. (2019). A comparison of remotely-sensed and inventory datasets for burned area in Mediterranean Europe. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 82, 101887. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.05.020>
- Vetrita, Y., Cochrane, M. A., Suwarsono, Priyatna, M., Sukowati, K. A. D., & Khomarudin, M. R. (2021). Evaluating accuracy of four MODIS-derived burned area products for tropical peatland and non-peatland fires. *Environmental Research Letters*, 16(3), 035015. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/abd3d1>
- Yıldız, C., Cömert, R., Tanyaş, H., Yılmaz, A., Akbaş, A., Akay, S. S., ... Görüm, T. (2023). The effect of post-wildfire management practices on vegetation recovery: Insights from the Sapadere fire, Antalya, Türkiye. *Frontiers in Earth Science*, 11, 1174155. <https://doi.org/10.3389/feart.2023.1174155>
- Zhang, S., Zhao, H., Wu, Z., & Tan, L. (2022). Comparing the ability of burned area products to detect crop residue burning in China. *Remote Sensing*, 14(3), 693. <https://doi.org/10.3390/rs14030693>
- Zhou, L., Wang, Y., Chi, Y., Wang, S., & Wang, Q. (2019). Contrasting Post-Fire Dynamics between Africa and South America based on MODIS Observations. *Remote Sensing*, 11(9), 1074. <https://doi.org/10.3390/rs11091074>

İzmit Körfezi Doğu Kıyısındaki Doğal ve Antropojenik Kökenli Değişimlerin DSAS Aracı İle Analizi

Analysis of Natural and Anthropogenic Changes on the Eastern Coast of the Gulf of Izmit Using DSAS Tool

S. Murat Uzun^{1*} 

¹Marmara Üniversitesi, İnsan ve Toplum Bilimler Fakültesi, Coğrafya Bölümü, İstanbul/Türkiye.

ARAŞTIRMA MAKALESİ

*Sorumlu yazar:

S. Murat Uzun
murat.uzun@marmara.edu.tr

doi: 10.48123/rsgis.1410923

Yayın süreci

Geliş tarihi: 27.12.2023
Kabul tarihi: 05.03.2024
Basım tarihi: 28.03.2024

Özet

Bu çalışmada, jeomorfolojik olarak çeşitlilik sunan, yoğun antropojenik baskının olduğu İzmit Körfezi doğu kıyılarındaki 1975-2023 arası kıyı değişimleri DSAS aracı ile incelenmiştir. Çalışmada, Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS) ve Uzaktan Algılama (UA) teknikleri etkin şekilde kullanılmıştır. Araştırmada 1975-2020 arası 5'er yıllık arayla ve 2023 yılına ait Landsat uydu görüntüleri üzerinden NDWI ve MNDWI analizleri ile kıyı çizgileri belirlenmiştir. Daha sonra kıyı çizgileri DSAS aracındaki NSM, SCE, EPR ve LRR analizlerine tabi tutulmuş, kıyı çizgisi değişiminin zamansal açıdan mekânsal ve kantitatif verileri saptanmıştır. Çalışmada, NSM analizine göre ortalama 4,53 m, maksimum 510,6 m ve minimum -833,6 m'lik kıyı çizgisi değişimleri saptanmıştır. LRR istatistiğine göre İzmit Körfezi doğu kıyılarında yıllık 0,3 m, maksimum 13,1 m, minimum -20,8 m'lik değişimler hesaplanmıştır. Geniş alanlı kıyı değişimleri, Çuhane Deresi deltasının ortadan kalktığı, Kiraz Dere deltasının oluştuğu sahalarda, İzmit sahil şeridi dolgu alanında, Başiskele-Gölcük arası sanayi, tersane kıyı şeridinde gözlemlenmiştir. Meydana gelen kıyı değişimlerine, kıyı jeomorfolojisi dinamik koşullarının yanında doğrudan ve dolaylı olarak kıyıya yapılan antropojenik müdahalelerin neden olduğu tespit edilmiştir.

Anahtar kelimeler: DSAS, Kıyı değişimleri, Uzaktan algılama (UA), Coğrafi bilgi sistemleri (CBS), İzmit körfezi

Abstract

In this study, coastal changes between 1975-2023 on the eastern coast of Izmit Bay, which offers geomorphological diversity and has intense anthropogenic pressure, were examined with DSAS tool. In the study, Geographic Information Systems (GIS) and Remote Sensing (RS) techniques were used effectively. In the study, coastlines were determined by NDWI, MNDWI analysis on Landsat satellite images of 1975-2020 at 5-year intervals and 2023. Then, the coastlines were subjected to NSM, SCE, EPR and LRR analyses in the DSAS tool, and spatial and quantitative data of the coastline change in terms of time were determined. According to the NSM analysis, the mean shoreline change was 4.53 m, the maximum was 510.6 m and the minimum was -833.6 m. According to LRR statistics, annual changes of 0.3 m, maximum 13.1 m and minimum -20.8 m were calculated on the eastern shores of Izmit Bay. Large area coastal changes were observed in the areas where the Çuhane Stream delta disappeared and the Kiraz Stream delta was formed, in the Izmit coastline filling area, in the industrial, shipyard coastline between Başiskele-Gölcük. It has been determined that the coastal changes are caused by the dynamic conditions of coastal geomorphology as well as direct and indirect anthropogenic interventions to the coast.

Keywords: DSAS, Shoreline change, Remote sensing, Geographic information systems (GIS), Gulf of Izmit

1. Giriş

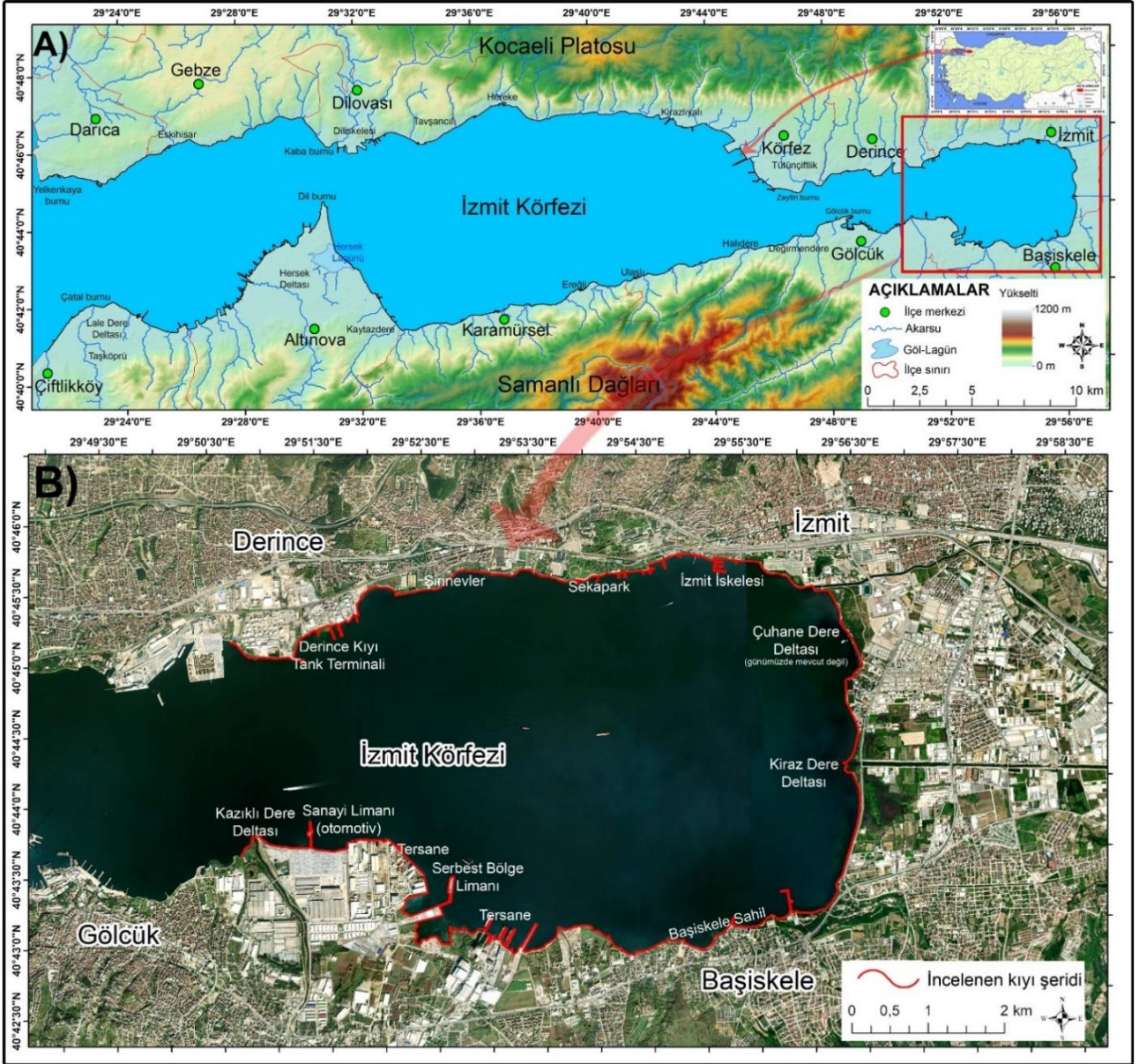
Doğal ve beşerî unsurlar arasındaki etkileşimde doğal ortam özellikleri, istisnai faaliyetler dışında, uzun bir zaman dilimi boyunca insanlığın faaliyetlerinin dağılışı ve boyutlarında etkili olmuştur. Geçmişte mikro ölçekli olsa da sanayi devriminden itibaren insanlığın doğal ortam koşullarına etkisi her geçen gün artmış ve artmaya devam etmektedir (Cuff, 2008). Artan dünya nüfusu, gelişen tarım teknikleri, sanayi ve teknolojik imkanlar ile talep ve ihtiyaçların artması doğal unsurların daha fazla kullanılmasına neden olmaktadır (Ellis, 2017). Dolayısıyla antropojenik faaliyetler doğrudan ya da dolaylı olarak bütün döngüler ve dinamik işleyiş süreçlerine etki etmektedir (Uzun, 2021). Bu durum jeolojik anlamda da artık insan etkisinin doğal koşullar üzerinde değişim ve şekillendirici boyuta geldiği döneme ithafen antroposen kavramı ile isimlendirilmektedir (Crutzen & Stoermer, 2000; Szabó vd., 2010; Steffen vd., 2011). Antroposen kavramının geçmişi 1800'lü yılların sonuna gelse de özellikle iklim değişikliği ve etkileri ile 2000 yıllar itibarıyla bilim dünyasında rol almış, tartışılmış ve artık birçok bilimsel çalışmanın konusu olmuştur (Li vd., 2017; Cao vd., 2020; Hoelle & Kawa, 2021).

Dinamik yapısı, değişen, gelişen ve çok çeşitli unsurlarla gözlemlenen jeomorfolojik süreç ve yapılar da antropojenik faaliyetlerden etkilenmiştir (Goudie, 1993; Tarolli vd., 2019). Bu durumdan hareketle rölyef, topografya, morfolojik birimler ve jeomorfik süreçlerde ki antropojenik etkinin arttığı, doğrudan ve dolaylı olarak rölyefe müdahalenin olduğu, değişimler yaşandığı ve topografyanın yeniden tanzim edildiği ortaya çıkmaktadır (Brown vd., 2013; Goudie, 2020). Bu kapsamda jeomorfolojik unsur ve süreçler üzerinde antropojenik etkenlerle meydana gelen değişimler, etkiler ve değişen morfolojik unsurların analizi antropojenik jeomorfoloji alanında incelenmektedir (Rózsa & Novák, 2011; Brown vd., 2017; Price vd., 2011). Jeomorfolojik unsur ve süreçler arasında da antropojenik etkinin müdahalesine en kısa zamanda değişim ve yeniden şekillenme olarak tepki veren kıyı jeomorfolojik unsurlarıdır (Pouye vd., 2023). Kıyı jeomorfolojik birimleri, kara ve hidrografik unsurlar arasındaki etkileşimden kaynaklanan, farklı parametrelerin süreç ve yapı üzerinde etkili olduğu aynı zamanda değişimlerin çok kısa periyotta meydana geldiği birimlerdir (Bird, 2008). Bu durumda antropojenik etkenlerin kıyıların jeomorfolojik değişim sürecinde rol almasına neden olmaktadır (Turoğlu, 2019; Song vd., 2021).

Kıyı jeomorfolojik birimleri temel olarak kıyı çizgisi, kıyı bölgesi ve kıyının bölümleri belirlenerek ortaya çıkmaktadır (Erinç, 1986; Erol, 1989). Kıyılardaki unsurlar jeolojik devirlerde meydana gelen, iklim salınımları, östatik, tektonik hareketler ve diğer unsurların etkisi ile büyük değişimlere uğramış, bu değişim günümüzde doğal koşulların yanında antropojenik koşulların etkisiyle de devam etmektedir (Bird, 2008; Turoğlu, 2017). Kıyılardaki değişimler çizgisel ve alansal olarak meydana gelebileceği gibi uzun ve kısa periyotlarda da zamansal olarak da meydana gelebilmektedir (Davidson-Arnott, 2010). Meydana gelen değişimlerin zamansal, mekânsal ve boyutsal olarak değerlerinin tespit edilmesi, kıyı yönetimi, jeomorfolojik süreç analizi, kent planlama, ekolojik analizler gibi çok farklı alanlara etki etmektedir (Turoğlu, 2009). Bu büyük etki aynı zamanda ekosistem değişimlerinin de kıyı ve kıyının deniz ile kara tarafındaki bölümlerinde yaşanmasına sebebiyet vermektedir (Grottoli vd., 2023). Meydana gelen değişimlerde antropojenik etkinin artması farklı sorunlarında ortaya çıkabilmesine neden olmaktadır (Kale, 2019). Bu nedenden dolayı yaşanması muhtemel sorunların önüne geçilmesi, kıyının dinamik işleyiş yapısının tahmin edilmesi ve diğer çalışma alanlarında kullanılmak üzere Dünya'da ve Türkiye'de kıyı değişimleri kapsamında çok farklı teknikler kullanılarak çalışmalar yapılmaktadır (Tağlı & Cürebal, 2005; Kuleli, 2010; Darwish vd., 2017; Çoban vd., 2020; Samra & Ali, 2021; Alevkayalı vd., 2023; Kazı & Karabulut, 2023; Öztürk & Uzun, 2023). Yapılan çalışmalarda farklı çözünürlükteki uydu görüntüleri Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS) ve Uzaktan Algılama (UA) teknikleri kullanılarak incelenmekte ve kıyının farklı değişimleri analiz edilmektedir (Ataol vd., 2019; Hu & Wang, 2020; Gómez-Pazo vd., 2022; Lazuardi vd., 2022; Siyal vd., 2022; Wu vd., 2022; Kılar, 2023; Uzun, 2023; Tağlı vd., 2023). Bu analizlerden biri de Amerika Birleşik Devletler Jeoloji Araştırma Kurumu (United States Geological Survey - USGS) ürünü olan ve ArcGIS yazılımına eklenti sağlayan Sayısal Kıyı Çizgisi Analiz Sistemi'dir (DSAS - Digital Shoreline Analysis System). Sistem içerisinde yer alan farklı istatistikler ile kıyıların geçmişten günümüze değişimi mekânsal açıdan analiz edilebilmekte ve sayısal olarak değişim verileri ortaya konmaktadır (Kale, 2019; Öztürk & Uzun, 2023). Belirtilen bütün kapsamlar dahilinde bu çalışmada yoğun nüfus, sanayi, yerleşim ve ulaşım baskısı altında kalmış olan, doğal ve antropojenik değişimlerin odaklandığı İzmit Körfezi doğu havzası kıyı şeridinin 1975-2023 yılları arasındaki kıyı değişimi DSAS aracı ile analiz edilmiştir.

Çalışma sahası Marmara Denizi'nin doğusunda kara içine doğru sokulmuş olan İzmit Körfezi kıyılarının doğu baseni olarak adlandırılan havzanın kıyı şerididir (Şekil 1). Kıyının kuzey kesimindeki sınırını Derice limanı, güneydeki sınırını Kazıklı Dere ağız kesiminin hemen batısı oluşturmaktadır.

Kıyı şeridi idari açıdan Kocaeli iline bağlı Derince, İzmit, Başiskele ve Gölcük ilçe sınırları içerisinde yer almaktadır. Coğrafi koordinat sistemine göre İzmit Körfezi doğu kıyı sahası 40° 43' 0'' - 40° 45' 30'' kuzey enlemleri ile 29° 50' 30'' - 29° 56' 30'' doğu boylamları arasında yer alır (Şekil 1).



Şekil 1. İnceleme sahasının lokasyon haritası

İzmit Körfezi kıyıları, neo-tektonik hareketlerle depresyon alanı olan sahanın östatik hareketler ve iklim salınımları sonucu deniz haline geçmesi ile meydana gelmiştir (Hoşgören, 1995). Kıyıların güney cephesini oluşturan Samanlı Dağları (Kartepe bloğu) kuzeydeki Kocaeli platosuna göre tektonizma sonucu daha fazla yükselmiş ve kıyıların drenaj şebekesinin genişlemesini sağlamıştır. Oluşan drenaj ağı erozif faaliyetler, sedimantasyon ile birlikte özellikle İzmit Körfezi-Sapanca oluşunu alüvyal birimlerle doldurmuş ve bu kıyılarda delta, lagüner alanlar meydana gelmiştir (Turoğlu, 1993). Yine güneyden eğimi yüksek, havza alanı geniş olan konsekant akarsular materyal taşıyarak Kazıklı Dere deltası başta olmak üzere diğer mikro deltaları oluşturmuştur. Kuzeyde, havza alanı küçük olan akarsular daha düşük materyal taşınımı, topografik durum nedeniyle kıyıda geniş deltalar oluşturamamıştır. Jeolojik iklim salınımları, değişen kıyı kademe seviyesi nedeniyle İzmit Körfezi kıyıları gerisinde denizel taraçalar da mevcuttur. İzmit Körfezi doğu kıyı şeridinin tamamı alçak kıyı özelliği göstermektedir. İncelenen kıyı şeridini drene eden su toplama havzası 866 km²lik alan kaplamaktadır.

Çalışmada, İzmit Körfezi Doğu kıyılarında 1975-2023 yılları arasında belirlenen periyotlardaki kıyı çizgilerinin tespit edilmesi, meydana gelen değişimlerin saptanması, DSAS araçlarındaki analizlerle değişimlerin kantitatif boyutunun ortaya konması ve meydana gelen kıyı değişimindeki doğal ve antropojenik kökenli nedenlerin açıklanması amaçlanmıştır.

Bu kapsamda coğrafi bakış açısı, araştırma yöntemleri ile Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS) ve Uzaktan Algılama (UA) tekniklerinin etkin kullanımı sonucu meydana gelen kıyı değişimlerin bütüncül olarak analiz edilmesi diğer amacı oluşturmaktadır. Bu doğrultuda ortaya konacak bulguların çalışma sahası ve alan yazını ile ilgili yeni soruları, hipotezleri açığa çıkarma ve tekrar sorgulama imkânı sağlaması da hedeflenmiştir.

2. Materyal ve Yöntem

Çalışmada altlık malzeme olarak, araştırma sahası kapsamında Harita Genel Müdürlüğünden alınan 1:25.000 ölçekli topografya paftaları, Amerika Birleşik Devletler Jeoloji Araştırma Kurumu (United States Geological Survey- USGS)'ndan Landsat uydu görüntüleri (1975-2023 arası), Google Earth Pro'dan (GEP) son 10 yıla ait uydu görüntüleri, arazi çalışmalarındaki bulgular, belediyelerden temin edilen fotoğraflar ve daha önce yapılmış çalışmalarda kullanılan görüntülerdir.

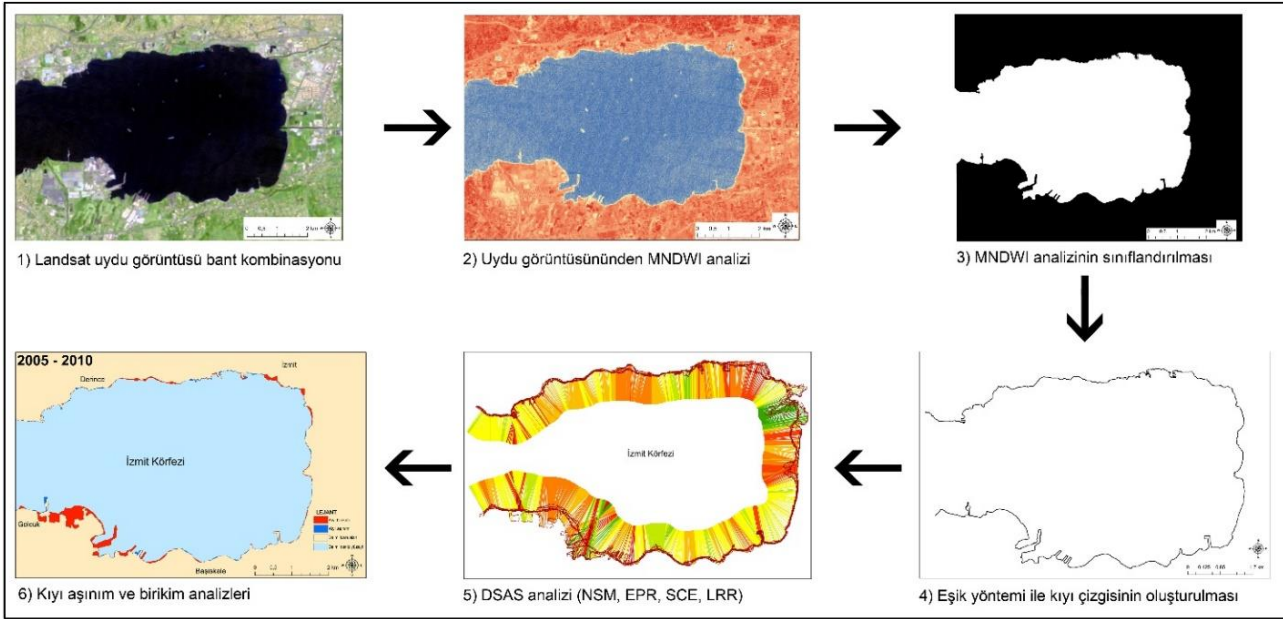
Araştırmada ilk olarak İzmit Körfezi doğu kıyılarının sınırları belirlenmiş, drenaj havzasının Sayısal Yükselti Modeli (SYM) oluşturulmuştur. Daha sonra Landsat üzerinden 1975, 1980, 1985, 1990, 1995, 2000, 2005, 2010, 2015, 2020 ve 2023 yıllarına ait uydu görüntüleri temin edilmiştir (Tablo 1). Kıyı çizgisi değişim analizi için uydu görüntülerinin bant kombinasyonları su yüzeyine uygun hale getirilmiştir. Daha sonra kıyı çizgisinin tam olarak saptanabilmesi için her bir uydu görüntüsünün bant verileri kullanılarak Normalleştirilmiş Fark Su İndisi (NDWI) ve Modifiye Edilmiş Normalize Su Farkı İndeksi (MNDWI) analizleri uygulanmıştır (McFeeters, 1996; Xu, 2006). NDWI ve MNDWI analizlerinde aşağıdaki formüller kullanılmaktadır.

$$NDWI = \frac{(P_{green} - NIR)}{(P_{green} + NIR)} \quad MNDWI = \frac{(P_{green} - P_{SWIR2})}{(P_{green} + P_{SWIR2})} \quad (1)$$

NDWI analizinde yeşil (P_{green}) ve yakın kızılötesi (NIR), MNDWI analizinde yeşil (P_{green}) ve ikinci kısa dalga kızılötesi (P_{SWIR2}) bantlar üzerinden analizler yapılır (Gao, 1996; McFeeters, 1996). NDWI ve MNDWI sonuçları 1 ve -1 arasında değişmektedir. Çalışmada 0,2 ve daha fazla değere sahip alanlar su yüzeyi olarak kabul edilmiş, eşik analizi ile kıyı çizgisi çıkarımı otomatik olarak yapılmıştır (Singh vd., 2015; Hossain vd., 2021). Daha sonra GEP üzerinden tekrar kontrol edilen kıyı çizgilerinde manuel düzenlemeler yapılarak DSAS analizleri için uygun hale getirilmiştir.

Tablo 1. Çalışmada kullanılan Landsat uydu görüntülerinin özellikleri

Tarih	Uydu	Çözünürlük (m)	Bulutluluk (%)
17.06.1975	Landsat 2-MSS	60	2,4
10.08.1980	Landsat 2-MSS	60	1,3
27.08.1985	Landsat 5-TM	30	0
24.07.1990	Landsat 5-TM	30	0
6.07.1995	Landsat 5-TM	30	0,1
4.08.2000	Landsat 5-TM	30	0
1.07.2005	Landsat 7-ETM	30	0,2
31.07.2010	Landsat 7-ETM	30	0
14.08.2015	Landsat 8-OLI-TIRS	15	0
26.07.2020	Landsat 8-OLI-TIRS	15	0
4.08.2023	Landsat 9-OLI-TIRS	15	0

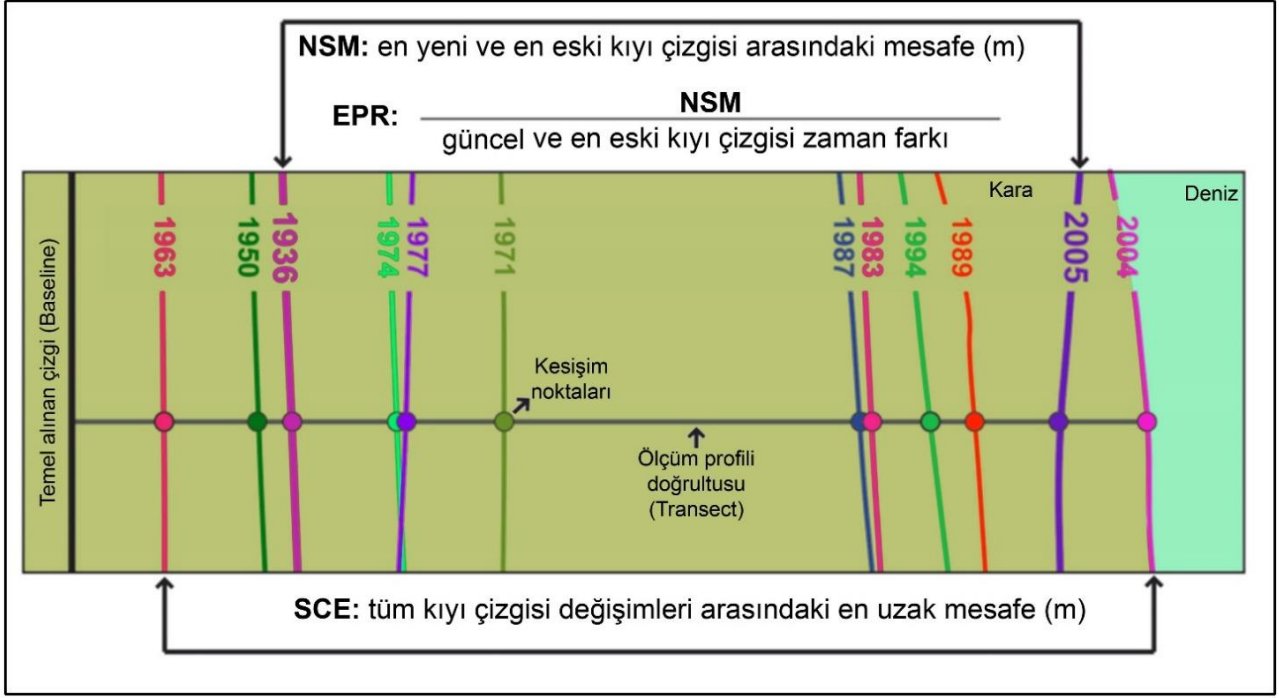


Şekil 2. Çalışmanın iş-akış şeması

Elde edilen kıyı çizgileri verileri ArcGIS 10.8 yazılımına eklenti olan Digital Shoreline Analysis System-DSAS V5.1 aracı kullanılarak analiz edilmiştir (Şekil 2). Araştırmada DSAS aracı içerisindeki istatistikler kullanılarak İzmit Körfezi Doğu kıyılarındaki çizgisel değişimlerin zamansal ve mekânsal boyutu tespit edilmiştir. DSAS aracında Net Kıyı Çizgisi Değişimi (Net Shoreline Movement-NSM), Son Nokta Oranı (End Point Rate-EPR), Kıyı Çizgisi Değişim Limiti (Shoreline Change Envelope - SCE) ve Doğrusal Regresyon Oranı (Linear Regression Rate-LRR) analiz istatistikleri kullanılmıştır.

NSM istatistiği kıyı çizgisi belirlenen periyotlardaki eski ve yeni kıyı çizgilerinin mesafesini analiz etmekte kullanılmaktadır (Himmelstoss, 2018; Kılar & Çiçek, 2018). NSM istatistiği ile kıyı çizgilerinin belirlenen dönemlerdeki değişim değerinin ortalaması, maksimum ve minimum miktarı saptanabilmektedir. EPR istatistiği incelenen dönemlerdeki eski ve yeni kıyı çizgisi değişim mesafesinin zamana bölünmesi ile hesaplanmaktadır (Öztürk & Uzun, 2023) (Şekil 3). EPR sonuçları yıllık kıyı aşınım ve birikim miktarını açıklamakta kullanılır (Himmelstoss, 2018). SCE analizi, belirli bir transect üzerinden zamansal olarak tüm kıyı şeritleri arasındaki en büyük mesafeyi temsil eder (Himmelstoss, 2018; Kazı & Karabulut, 2023). Zamansal olarak iki kıyı şeridi arasındaki toplam mesafenin işareti olmadığından, SCE değeri her zaman pozitifdir ve metre cinsinden ifade edilir. LRR, belirlenen profildeki bütün kıyı şeritlerinin zamana bölünmesi ile hesaplanır (Himmelstoss, 2018). LRR analizi kıyı çizgisi değişiminde hatayı en aza indirerek hesaplama yapılmasını sağlar.

Çalışmada ArcGIS eklentisi olarak kurulan DSAS V5.1 aracında İzmit Körfezi doğu kıyı çizgisi değişiminin belirlenmesi için ilk olarak deniz tarafında baseline çizilmiş, sonra kıyı çizgisi tarihleri ve belirsizlik (uydu görüntülerinin çözünürlüğüne göre) değerleri veri olarak sayısallaştırılmıştır (Himmelstoss vd., 2018). Çalışmada kıyı çizgisi değişimi için belirlenen transect (profil) aralığı 10 metre olarak temel alınmıştır.



Şekil 3. DSAS aracı analiz sistematığının gösterimi (Himmelstoss vd., 2018'den faydalanılarak üretilmiştir)

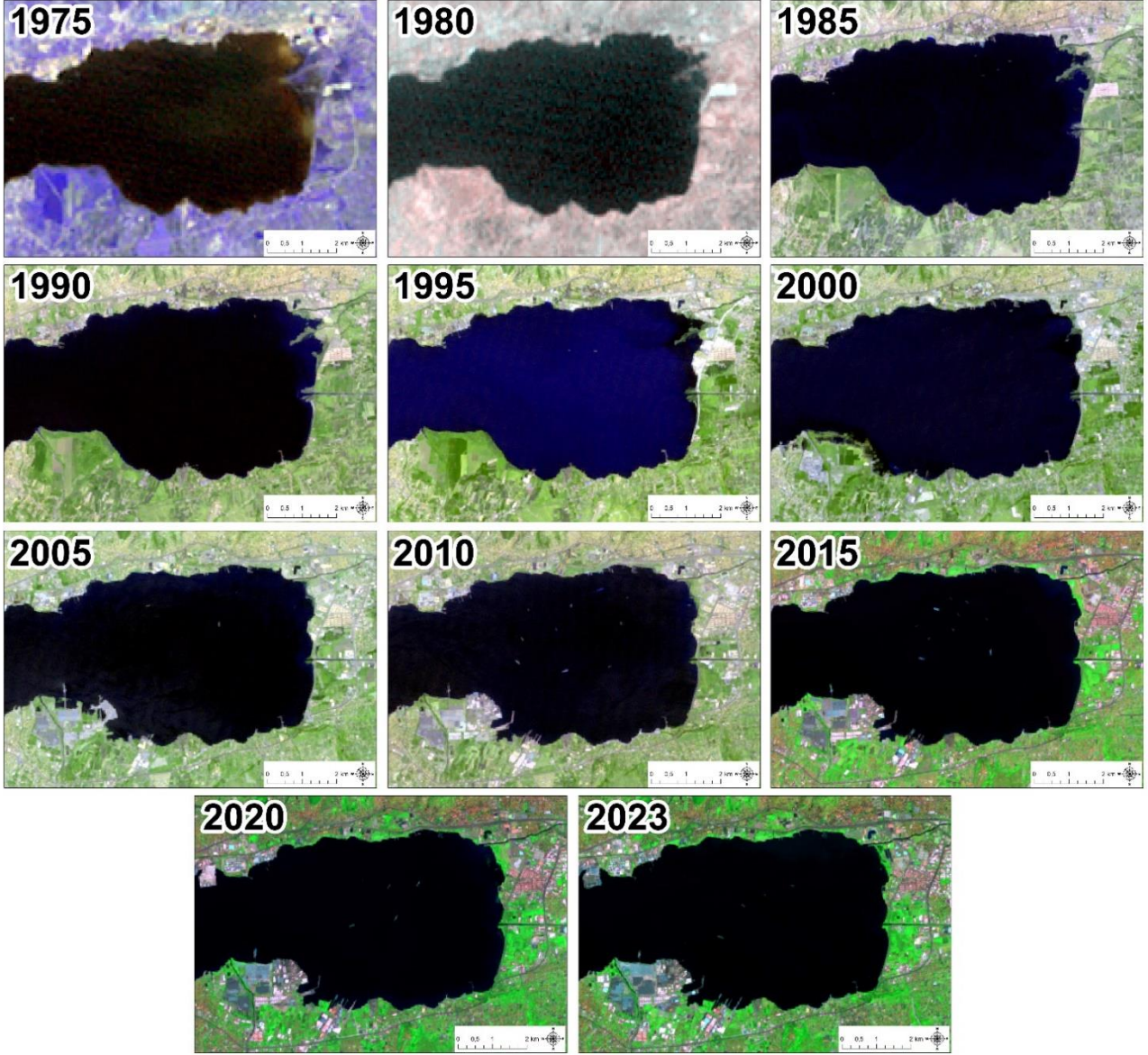
İzmit Körfezi doğu kıyı çizgisi değişim analizlerinden sonra incelenen her tarihteki kıyı çizgisi daha sonra ArcGIS yazılımında poligona çevrilmiştir. ArcGIS-geoprocessing-union özelliği kullanılarak ardışık dönemler arasında ve uzun dönemli olarak (1975-2023) kıyı aşınımı ve kıyı birikim sahaları tespit edilmiştir.

Elde edilen bütün analiz, istatistik ve kartografik bulgular coğrafi bakış açısıyla incelenerek çalışma sahasında zamansal ve mekânsal olarak meydana gelen kıyı değişimlerinin nedenleri ortaya konmuştur.

3. Bulgular

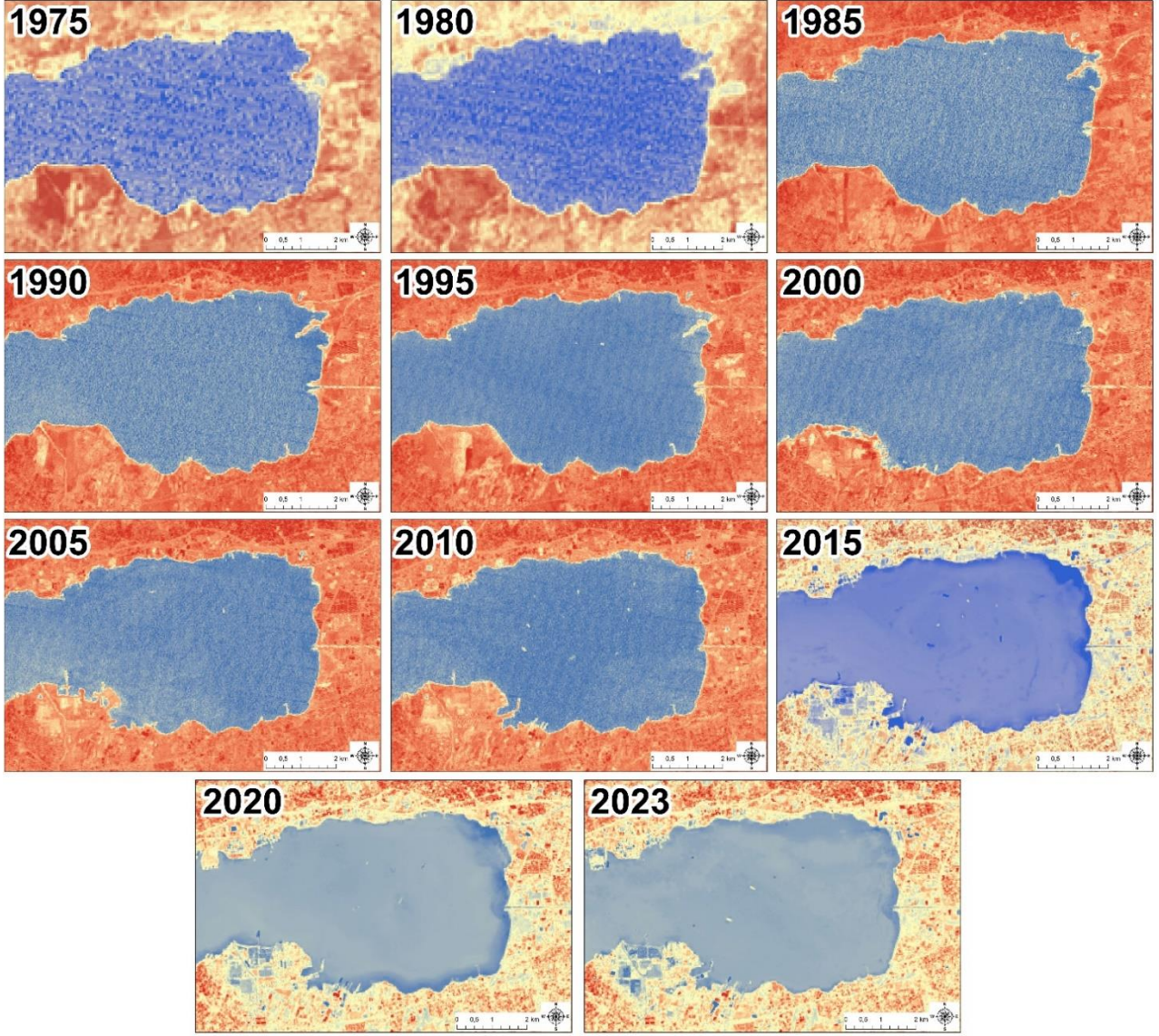
3.1 İzmit Körfezi Doğu Kıyı Çizgilerinin Zamansal Olarak Değişim Analizi

İzmit Körfezi doğu kıyıları, 1975-2023 yılları arasında Landsat uydu görüntüleri ve görüntülerin MNDWI analizi sonuçları, farklı lokasyonlarda alansal ve çizgisel olarak değişimlerin yaşandığı göstermektedir (Şekil 4 ve 5). Ayrıca meydana gelen değişimler 1975, 1980, 1985, 1990, 1995, 2000, 2005, 2010, 2015, 2020 ve 2023 yıllarında mekânsal olarak farklılıklar göstermektedir. Bu durum İzmit Körfezi doğu kıyısında periyotlar halinde mekânsal, zamansal, çizgisel ve geometrik değişimlerin çeşitlilik göstermesine ve değişime neden olan doğal ve antropojenik faktörlerinde farklılaşmasına neden olmuştur.



Şekil 4. Çalışmada kullanılan İzmit Körfezi doğu kıyılarının Landsat uydu görüntüleri

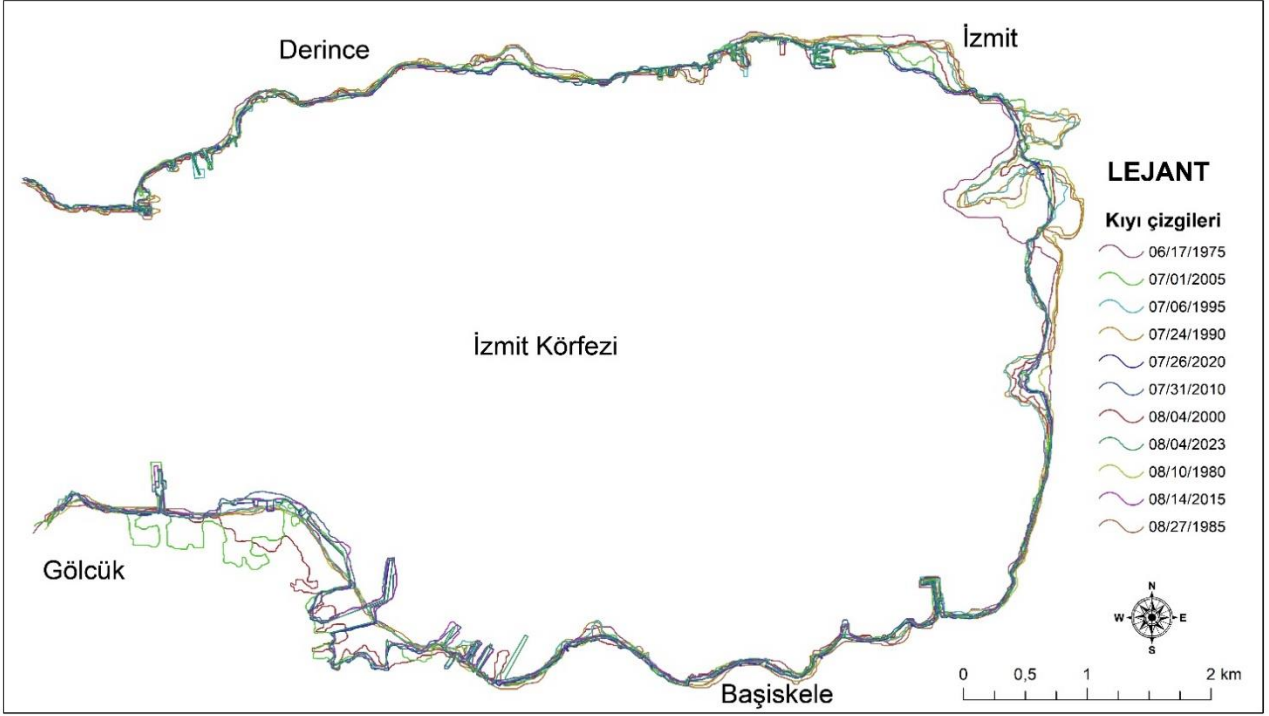
İzmit Körfezi doğu kıyılarının NDWI ve MNDWI analizleri sonuçları incelendiğinde, 1975 yılından 2023 yılına özellikle körfezin doğu kıyısında Çuhane Dere (Büyük Azmak) deltasının kıyı erozyonuna uğradığı, belli alanlarda antropojenik faaliyetlerle değişimlerin yaşandığı hemen dikkat çekmektedir (Şekil 5). Ayrıca İzmit ve Derince sahil şeridinde kıyının ilerlediği ve antropojenik dolgu çalışmalarının olduğu uydu ve MNDWI analizinden anlaşılmaktadır. İnceleme sahasının güney kıyılarında ise dönemsel olarak doğal ve antropojenik faktörlerin ortak etkisinde farklı kökenli kıyı değişimleri yaşanmıştır. Özellikle Kazıklı Dere deltası ve doğusunda 17 Ağustos 1999 depreminin etkisi ile zemin sıvılaşmaya uğramış, çökmüş ve deniz ilerlemesi gerçekleşmiştir (Özmen, 2000; Efe & Demirci, 2001) (Şekil 4 ve 5). Daha sonra belirtilen saha antropojenik etkenlerle yeniden tanzim edilmiş, tersane, sanayi, liman sahalarına dönüştürülmüş ve antropojenik kökenli kıyı dolgu alanları meydana gelmiştir.



Şekil 5. Belirlenen tarihlerdeki uydu görüntülerin NDWI ve MNDWI analizi sonuçlarına göre İzmit Körfezi doğu kıyıları

İzmit Körfezi doğu kıyılarında uydu görüntüleri ve NDWI, MNDWI analizleri sonuçları göstermektedir ki kıyı çizgilerinde farklı lokasyonlarda önemli değişimler yaşanmıştır. Değişimler, kıyı ilerlemesi ve kıyı gerilmesi şeklinde gerçekleşirken, doğal ve beşerî faktörler meydana gelen değişimlerin nedenlerini oluşturur. Kıyı da zamansal ve mekânsal olarak meydana gelen değişimler kıyı çizgisinin uzunluğunun da değişmesine neden olmuştur (Şekil 6). İzmit Körfezi doğu kıyısının uzunluğu 1975 yılında 25,3 km iken, 1980’de 27,2 km, 1985’de 29,7 km, 1990’da 30,7 km, 1995’de 31,7 km, 2000’de 31,2 km, 2005’de 33,9 km, 2010’da 32,7 km 2015’de 33,6 km, 2020’de 34,3 km ve 2023 yılında 35,6 km olarak hesaplanmıştır. Kıyı çizgisi uzunluğunun 1975 yılından 2023 yılına kadar 10,3 km artmasının nedenlerini, liman, tersane gibi antropojenik unsurların kıyıyı yeniden tanzim etmesi, kıyıda deprem nedenli değişimlerin yaşanması, flüvyal süreçlerin etkisi ile kıyıya materyal taşınımı ve delta gelişimleri oluşturmaktadır.

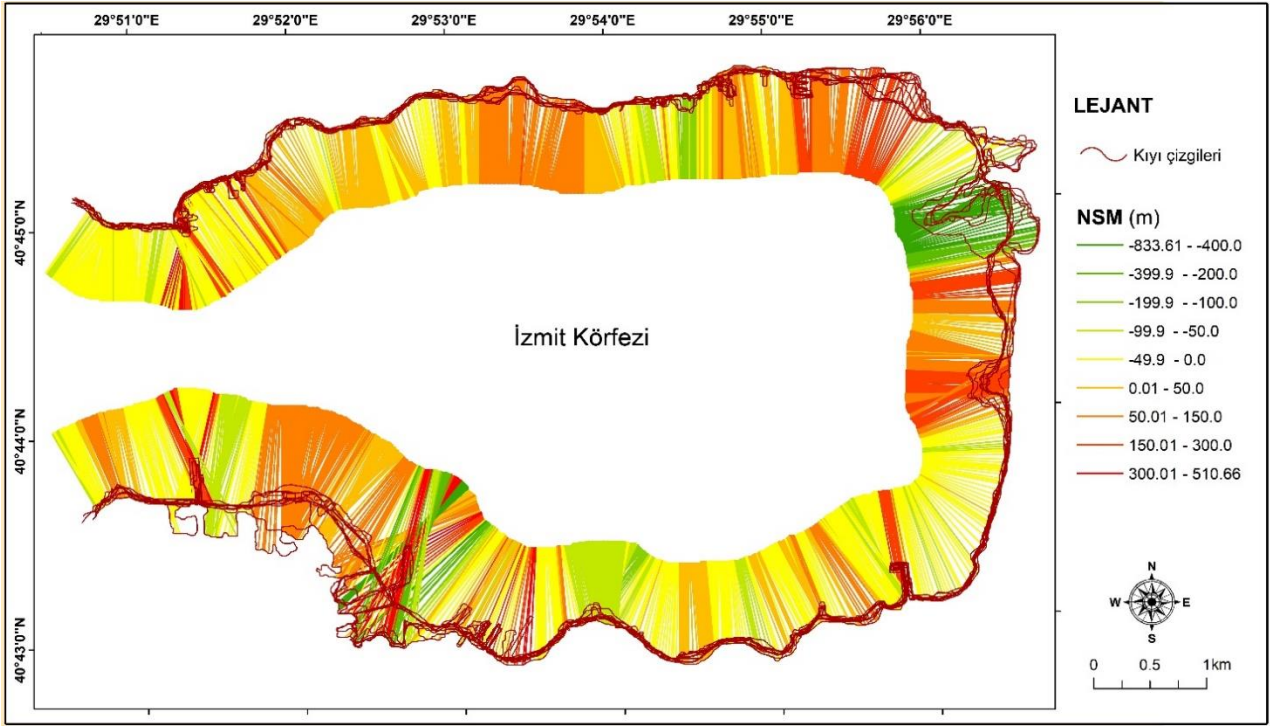
Kıyı çizgisi uzunluğu inceleme sahasının kuzey kıyılarında antropojenik müdahaleler sonucu değişime uğramıştır. Doğü kıyılarda ise doğal ve antropojenik kökenli olarak doğrudan ve dolaylı yollarla kıyının dinamik yapısı değişmiş ve kıyı çizgisi uzunluğu değişmiştir. Çuhane Dere deltası doğrudan ve dolaylı antropojenik etkenler ile jeomorfolojik süreçlerdeki doğal dinamizmin devam etmesi ile delta yok olmuş, güneydeki sahada ise sulak alana Kiraz Dere’nin kanal vasıtasıyla bağlanması sonucu yeni delta sahası meydana gelmiştir. İnceleme sahasının güney kıyılarında ise doğal ve antropojenik etkenler kıyının jeomorfolojik yapısında ortak etken olmuş, kıyının girinti-çıkıntı yapısı artarak kıyı çizgisi uzunluğu da artmıştır (Şekil 6).



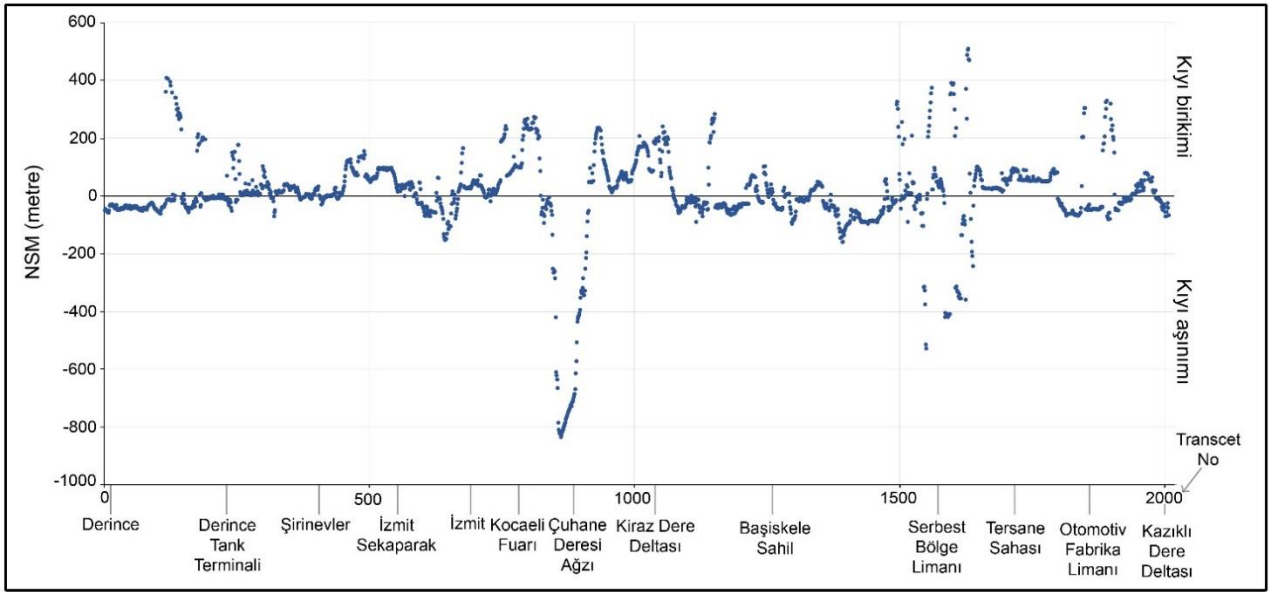
Şekil 6. İzmit Körfezi doğu kıyılarının belirlenen tarihlerdeki kıyı çizgileri

3.2. İzmit Körfezi Doğu Kıyısındaki Değişimlerin DSAS Aracı ile Analizi

İzmit Körfezi doğu kıyısı çizgilerinin tüm inceleme yıllarına ait verileri, DSAS aracında yer alan NSM, EPR, SCE ve LRR istatistikleri ile ayrı ayrı analiz edilmiştir. İzmit Körfezi doğu kıyılarında 1975-2023 yılları arasında NSM istatistiğine göre ortalama 4,53 m, maksimum 510,6 m ve minimum -833,6 m'lik kıyı çizgisi değişimi tespit edilmiştir (Tablo 2). NSM analizinde pozitif yönlü olarak kıyı ilerlemesinin görüldüğü maksimum alanlar, İzmit fuar alanından batıya doğru kıyı şeridinin birkaç alan hariç tamamında gözlemlenmektedir (Şekil 7). Bu alanda antropojenik faktörlerle yapılan kıyıya müdahale, dolgu alanları, kıyı peyzaj düzenlemesi kıyının ilerlemesine neden olmuştur. Diğer kıyı birikimi sahası ise Kiraz Dere deltasının jeomorfolojik olarak oluşmasıyla meydana gelmiştir. Ancak deltanın ortaya çıkmasına Çuhane Dere yatağının yapay kanala alınması, güneyden geniş bir havzadan gelen Kiraz Dere'nin İzmit Körfezi sulak alana yönelmesi ile doğrudan ve dolaylı olarak antropojenik şeklinde de değişimler neden olmuştur. Bu etken Kiraz Dere Deltası kuzeyindeki Çuhane Dere deltasının ise 1975-2023 yılları kapsamında erozyona uğramasına ve ortadan kalmasına da sebebiyet vermiştir (Şekil 7 ve 8). Bu saha aynı zamanda NSM istatistiği içerisinde negatif yönlü pik değerlerin görüldüğü kıyıyı oluşturmaktadır. NSM istatistiğine göre Gölcük-Kazıklı Dere deltası-Başiskele kıyı şeridinde ise doğal ve antropojenik etkenlerle hem kıyı erozyonu hem de kıyı birikimi meydana gelmiştir (Şekil 7 ve 8). 17 Ağustos 1999 Gölcük depremi nedeniyle Gölcük-Başiskele arasındaki Kazıklı Dere deltasında meydana gelen sıvılaşma ve zemin çökmesi ile kıyı erozyona uğramış, kara deniz haline geçmiştir. 2005 yılından sonra bu kıyıya sanayi, tersane ve liman odaklı antropojenik müdahale yapılmış ve kıyıda dolgu alanları oluşturulmuştur. Bu durum NSM istatistiğinde Gölcük-Başiskele arasında pozitif ve negatif yönlü değerlerin birlikte görülmesine neden olmuştur (Şekil 7 ve 8).

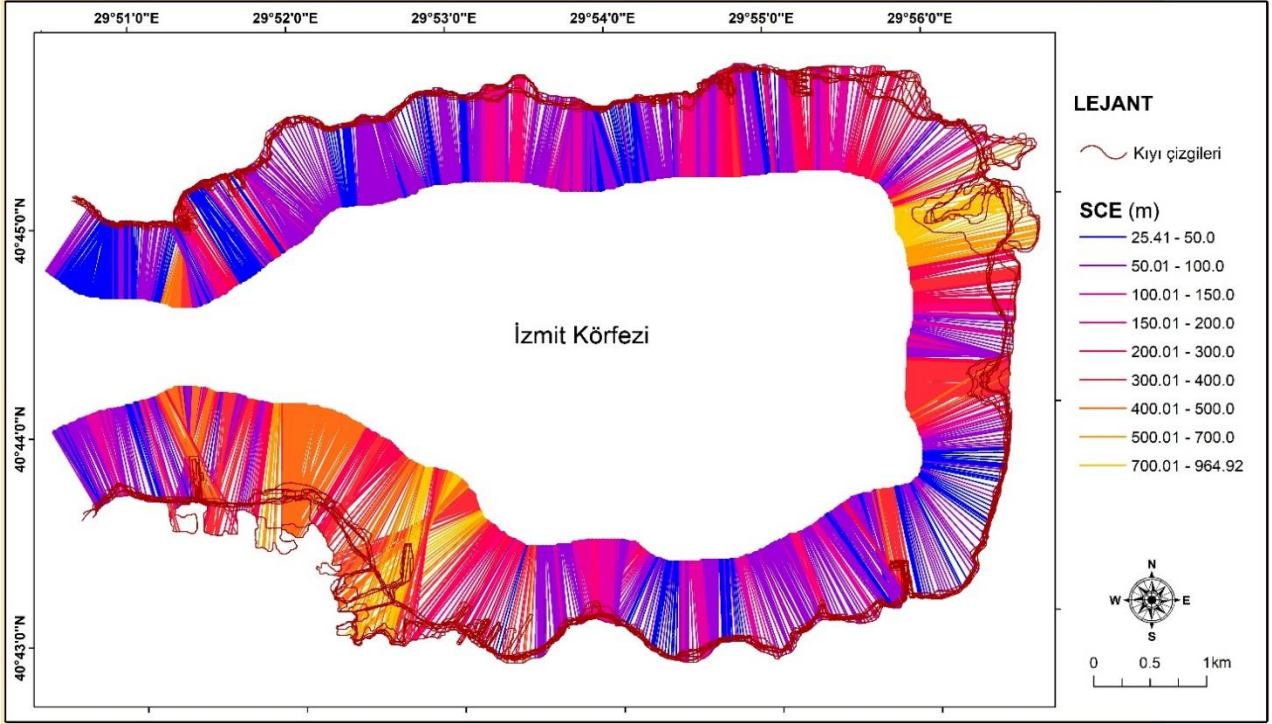


Şekil 7. İzmit Körfezi doğu kıyılarının NSM istatistiği analizi

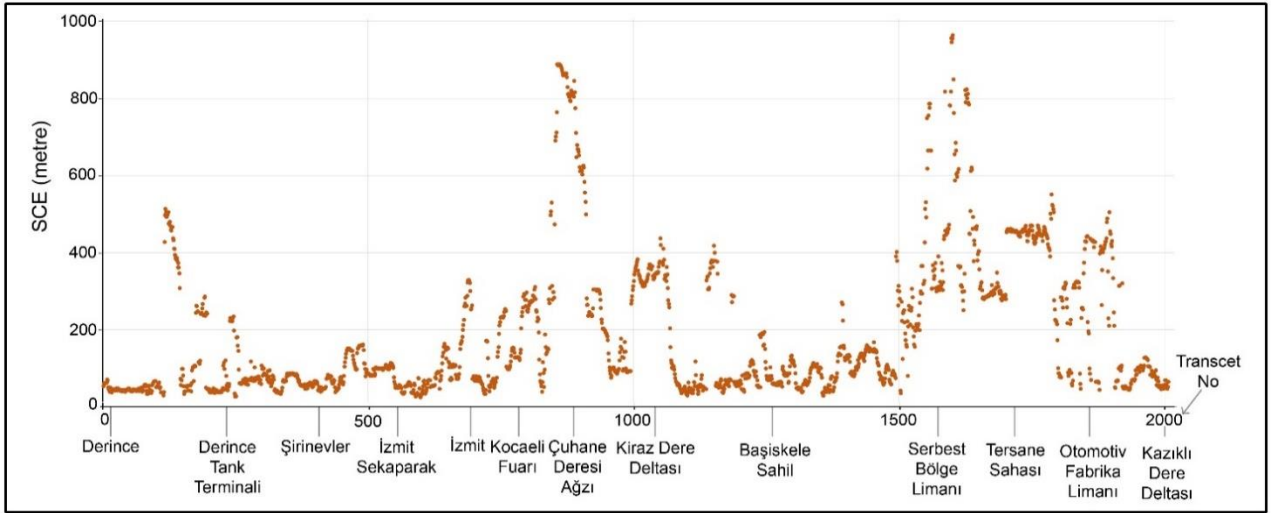


Şekil 8. İzmit Körfezi doğu kıyılarının NSM istatistiksel analiz grafiği

İzmit Körfezi doğusunda 1975-2023 yılları arasında SCE istatistiğine göre kıyı çizgisinde, ortalama 191,5 m, maksimum 964,9 m ve minimum 25,4 m'lik değişim saptanmıştır (Tablo 2). SCE tüm kıyı çizgileri arasındaki en uzak mesafeyi ortaya koyduğu için değer daima pozitiftir. İzmit Körfezi doğu kıyılarının mesafe açısından en büyük değişimi, geçmişten günümüze jeomorfolojik olarak yok olan Çuhane Dere'si deltasında ve Başiskele serbest bölge limanında meydana geldiği tespit edilmiştir (Şekil 9 ve 10). İzmit Sekapark kıyılarından batıya doğru Derince kıyılarına kadar değişimin mesafe boyutu muhtelif alanlar hariç 200 m altında kalmaktadır (Şekil 9 ve 10). Aynı değişim süreci ve mesafe boyutu Başiskele sahil şeridinden tersane-serbest bölge limanına kadar da görülebilmektedir.



Şekil 9. İzmit Körfezi doğu kıyılarının SCE istatistiği analizi



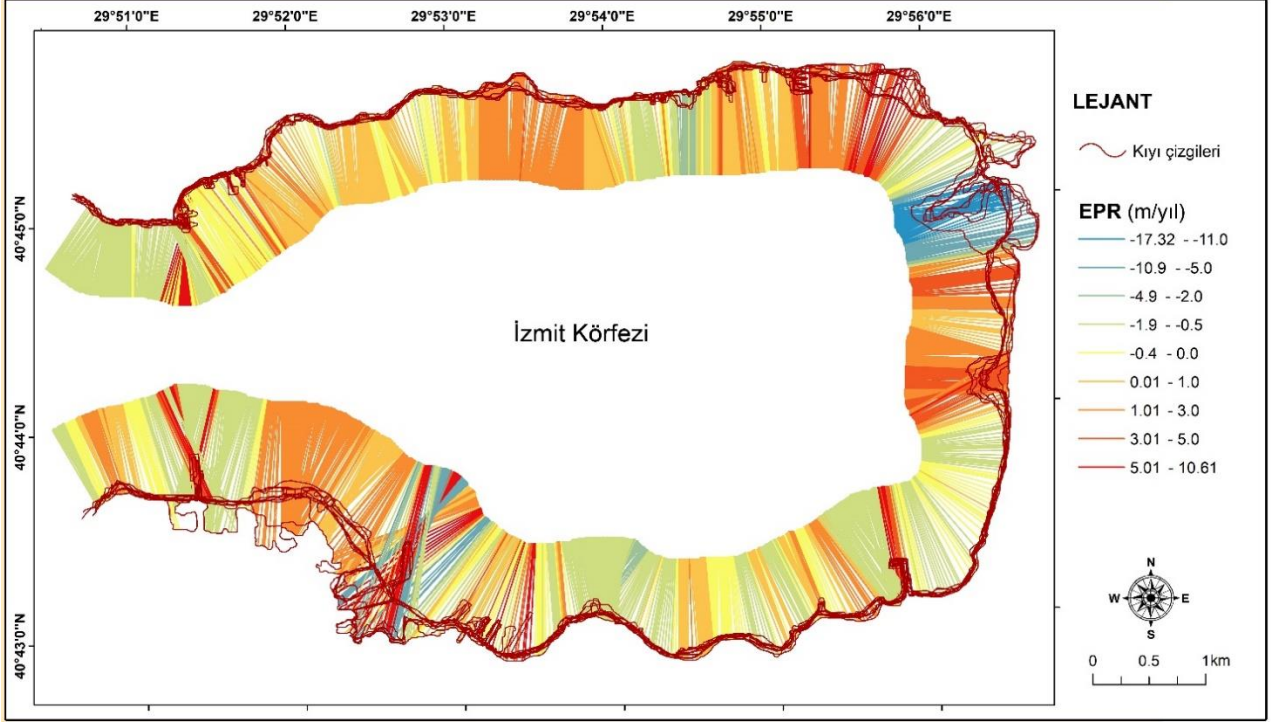
Şekil 10. İzmit Körfezi doğu kıyılarının SCE istatistiksel analiz grafiği

Tablo 2. İzmit Körfezi doğu kıyılarının NSM, EPR, SCE ve LRR istatistikleri ortalama, maksimum ve minimum değerleri

	Ortalama	Maksimum	Minimum
NSM (m)	4,53	510,6	-833,6
EPR (m/yıl)	0,09	10,6	-17,32
SCE (m)	191,5	964,9	25,4
LRR (m/yıl)	0,3	13,1	-20,8

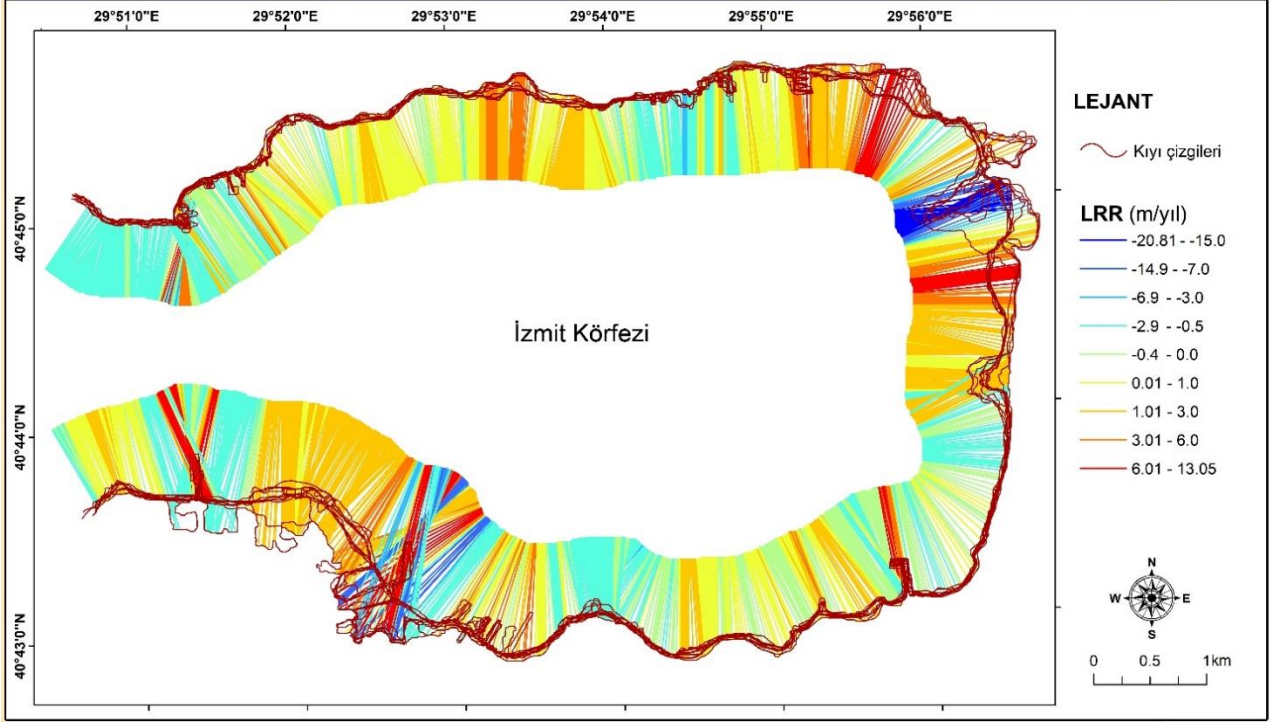
EPR istatistik analizi sonucuna göre İzmit Körfezi doğu kıyılarında 1975-2023 yılları arasında ortalama 0,09 m/yıl, maksimum 10,6 m/yıl ve minimum -17,31 m/yıl değerinde kıyı çizgisi değişimleri saptanmıştır (Tablo 2). EPR analiz sonuçlarına göre yıllık değişimin pozitif yönlü olarak en yüksek mesafede meydana geldiği alanları, İzmit ilçe merkezi sahil şeridi, Başiskele tersane sahası ve Kiraz Dere deltası oluşturmaktadır (Şekil 11).

Kıyı gerilemesinin görüldüğü ve negatif değerlerle temsil edilen alanları, yok olan Çuhane Dere deltası ve serbest bölge liman alanında 17 Ağustos 1999 depreminden sonra çöken kıyı şeridi oluşturmaktadır (Şekil 11). Diğer kıyı şeritlerinde ortalama değerlerin 0-1 m/yıl olduğu ve değişimin kıyı dolgu alanları şeklinde görüldüğü tespit edilmiştir.



Şekil 11. İzmit Körfezi doğu kıyılarındaki EPR istatistiksel analizi

LRR istatistik analizi sonucuna göre İzmit Körfezi doğu kıyılarındaki kıyılarda 1975-2023 yılları arasında ortalama 0,3 m/yıl, maksimum 13,1 m/yıl ve minimum -20,8 m/yıl değerinde kıyı çizgisi değişimleri saptanmıştır (Tablo 2). Doğrusal regresyon analizi sonuçları İzmit Körfezi doğu kıyısında yaşanan değişimin yıllık mesafe boyutunu kantitatif veriler üzerinden en doğru şekilde ortaya koymaktadır. Bu durumdan dolayı kıyıdaki ortalama değişimin yıllık olarak 0,3 m/yıl olması, incelenen kıyı şeridinde mesafe olarak büyük değerde ilerleme-gerilemenin olmadığını ortaya koyar. Ancak kıyı şeridinde spesifik lokasyonlarda çok büyük değişimler yaşanmıştır. Günümüzde deniz haline geçen Çuhane Dere deltası 1975-2023 arasında yıllık -17,32 m mesafe ile kıyı gerilemesine uğramıştır (Şekil 12). Kazıklı Dere deltasının doğusu ve batısında 17 Ağustos 1999 Gölçük depremi nedeniyle çöken sahalarda ise kıyı gerilemesi yıllık -7 ve -10 m arasında değişmektedir (Şekil 12). İzmit kıyı şeridinde otopark alanı olarak kıyının doldurulması bu sahada kıyı ilerlemesinin yıllık 10 m'nin üzerinde değerde olmasına neden olmuştur. Diğer kıyı şeritlerinde de değişim kıyı ilerlemesi şeklinde olup pozitif yönlüdür. Ancak değişimin yıllık mesafe boyutu 0-3 m arasındadır.

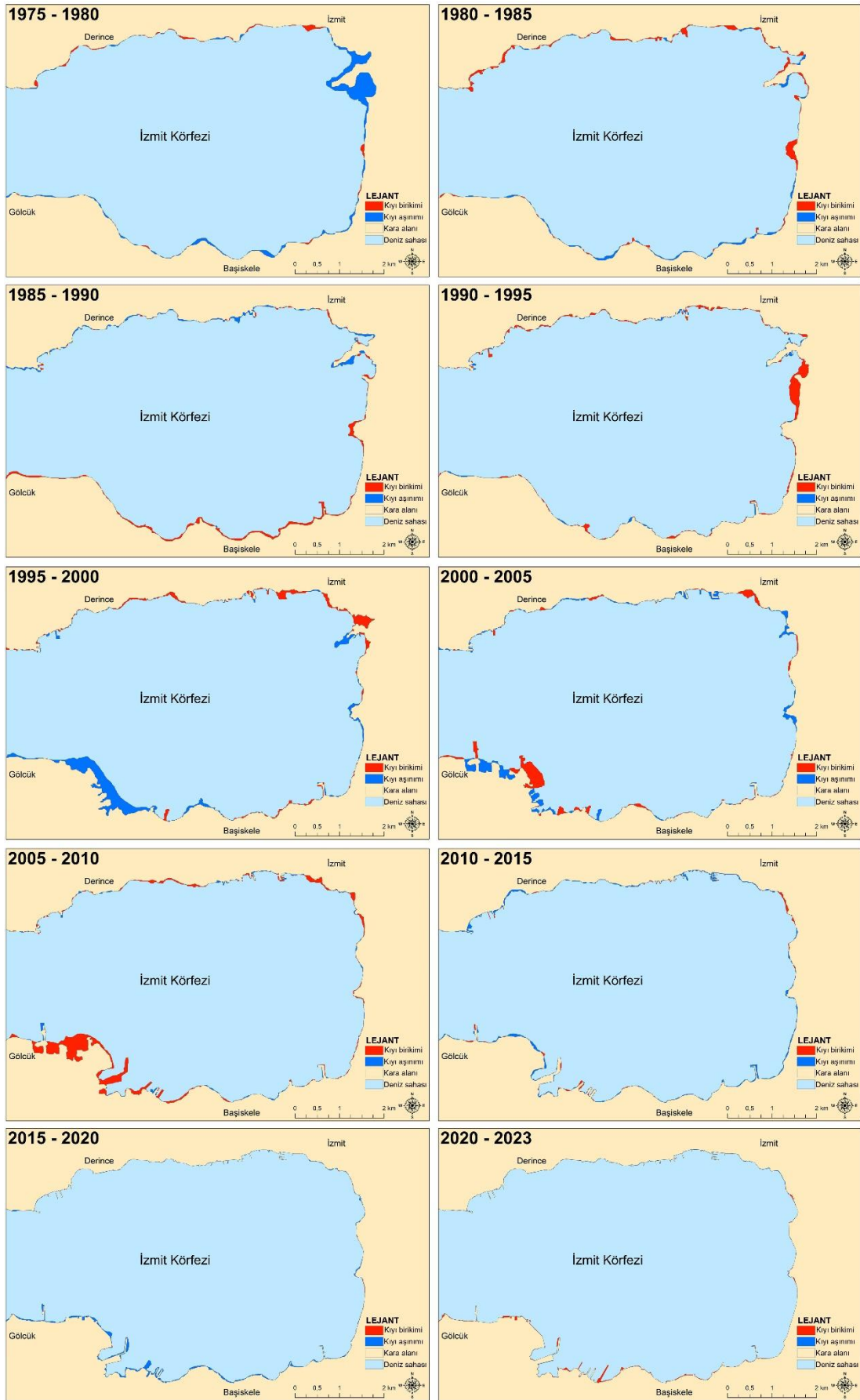


Şekil 12. İzmit Körfezi doğu kıyılarının LRR istatistiği analizi

3.3. İzmit Körfezi Doğusunda Kıyı Birikimi ve Aşınımın Zamansal ve Mekânsal Analizi

İzmit Körfezi doğu kıyılarında yaşanan kıyı çizgisi değişimi sonucu kıyı birikimi ve kıyı aşınımı sahaları meydana gelmiştir. Bu alanlar uzun periyotta (1975-2023) ve ardışık dönemler olarak farklı kantitatif değerler göstermekte ve mekânsal açıdan da değişimler gözlemlenmektedir.

1975-1980 arası dönemde Çuhane Deresi deltasının büyük bölümü, kıyılara drenaj sağlayan akarsu ağı sistemine yapılan antropojenik müdahaleden etkilenmiştir. Bu bakımdan delta sahasında kıyı erozyonu meydana gelmiştir (Şekil 13). Belirtilen periyot içerisinde meydana gelen kıyı değişiminin % 85'ini kıyı aşınımı oluşturur (Tablo 3). Bu durumun oluşmasında delta gerilemesinin payı oldukça büyüktür. İzmit Körfezi doğu kıyılarında 1980-1985 arası dönemde oluşan kıyı değişiminin % 65'i kıyı birikimi, % 35'i kıyı aşınımı şeklinde gerçekleşmiştir (Tablo 3). Kuzey kıyılarda kıyı şeridindeki antropojenik düzenlemelerle kıyı dolgu alanları oluşmuştur (Şekil 13). Çuhane Deresi deltasının güneyinde Kiraz Dere'nin yatak kanalının sulak alan kısmına alınmasından dolayı yeni bir delta oluşumu meydana gelmiştir. 1985-1990 yılları arası dönemde meydana gelen kıyı değişiminin % 37'sini kıyı birikimi, % 63'ünü kıyı aşınımı oluşturur (Tablo 3). Bu dönemde İzmit Körfezi doğu kıyılarında Çuhane Dere deltasında gerilme, Kiraz Dere deltasında ilerleme süreci devam etmiştir. Bu dönemde İzmit Körfezi doğu kıyılarının güney kesiminde kıyı birikim alanları gözlemlenir. İzmit Körfezi doğu kıyılarında 1990-1995 döneminde kıyıda meydana gelen değişimin % 77'si kıyı birikimi, % 23'ü kıyı aşınımı şeklindedir (Tablo 3). Bu dönemde İzmit Körfezi doğu kıyılarında kıyı ilerlemesi belirgin şekilde gözlemlenmektedir. Kuzey ve güney kıyılarda ise değişim boyutu oldukça dar alanlı olarak meydana gelmiştir (Şekil 13). 1995-2000 yılları arasında İzmit Körfezi kıyılarında toplam kıyı değişim miktarı 1,26 km²'ye yüklemiştir (Tablo 3). Bu değer incelenen periyotlar arasındaki en yüksek değişim alanını ortaya koyar. Meydana gelen değişimin temel nedenini 17 Ağustos 1999 depreminin etkisiyle Kazıklı Dere deltası kıyılarındaki sivilaşma ile çökme oluşturmaktadır. Bu dönemde kıyıdaki değişimin % 33'ü kıyı birikimi, % 67'si kıyı erozyonu şeklindedir. Birikim alanları İzmit sahil şeridi boyunca gözlemlenmektedir (Şekil 13).



Şekil 13. İzmit Körfezi doğu kıyılarında zamansal olarak meydana gelen değişim ile oluşan kıyı birikim ve aşınım alanları

Tablo 3. İzmit Körfezi doğu kıyılarında zamansal periyot bazında kıyı birikim ve aşınımının sayısal değerleri

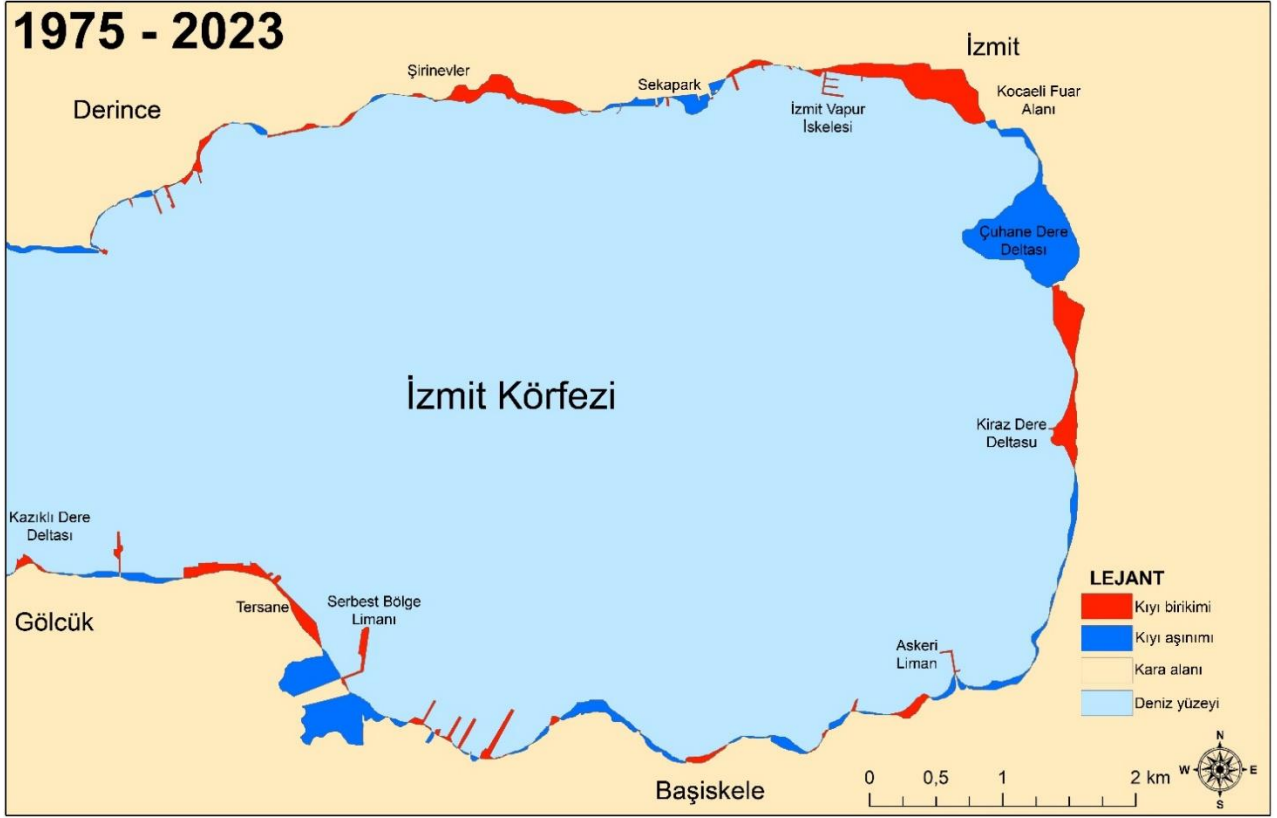
Dönemler	Kıyı birikimi (km ²)	Kıyı aşınımı (km ²)	Kıyı birikimi (%)	Kıyı aşınımı (%)	Toplam değişen kıyı alanı (km ²)
1975-1980	0,14	0,82	15	85	0,96
1980-1985	0,42	0,23	65	35	0,65
1985-1990	0,24	0,41	37	63	0,65
1990-1995	0,48	0,14	77	23	0,62
1995-2000	0,42	0,84	33	67	1,26
2000-2005	0,5	0,54	48	52	1,04
2005-2010	0,85	0,14	86	14	0,99
2010-2015	0,1	0,34	23	77	0,44
2015-2020	0,02	0,31	6	94	0,33
2020-2023	0,13	0,06	68	32	0,19
1975-2023	0,72	0,97	43	57	1,69

2000-2005 yılları arası dönemde İzmit Körfezi doğu kıyılarında meydana gelen değişimin % 48'i kıyı birikimi, % 52'si kıyı erozyonu şeklindedir (Tablo 3). Belirtilen dönem içerisinde Kazıklı Dere deltasında meydana gelen çökme alanında antropojenik müdahalelerle kıyı dolgu alanı oluşturulmuştur. Aynı alana tersane ve sanayi alanı için düzenlemeler yapılmış, bu durum kıyı birikimi ve aşınım sahalalarının birlikte görülmesine neden olmuştur. Çuhane Deresi deltasında da kıyı aşınımı bu dönemde de devam etmiştir (Şekil 13). 2005-2010 yılları arası dönemde inceleme sahası kıyılarında meydana gelen değişimin % 86'sı kıyı birikimi, % 14'ü kıyı aşınımı şeklinde olmuştur (Tablo 3). 17 Ağustos 1999 depreminden dolayı çökmenin ve kıyı aşınımının meydana geldiği sahaya yapılan antropojenik müdahaleler bu dönemde de devam etmiştir. Bundan dolayı belirtilen periyot içerisinde kıyı birikim sahası oransal olarak oldukça fazla olmuştur.

İzmit Körfezi doğu kıyılarında 2010-2015, 2015-2020 ve 2020-2023 yılları arasındaki dönemler diğer dönemlere göre kıyı değişim miktarında alansal olarak düşüş görülmektedir (Tablo 3) Bu durumun oluşmasında kıyının peyzaj açısından tamamen düzenlenmesi ve antropojenik kaynaklı kıyı alanlarının sahil şeridini kaplaması, Kiraz Dere'ye Yuvcak Barajı kaynaklı materyal taşınımının azalması, kıyı drenaj ağının tamamen kanallara (dere ıslah çalışmaları ile) alınması ve kıyıda doğal jeomorfolojik süreçlerin yavaşlaması etkili olmuştur.

1975-2023 yılları arasındaki uzun dönemde İzmit Körfezi doğu kıyılarında 0,72 km²'lik kıyı birikimi, 0,97 km²'lik kıyı aşınımı toplam 1,69 km²'lik alansal kıyı değişimi meydana gelmiştir (Tablo 3). Oluşan değişimin % 43'ü kıyı birikimi, % 57'si ise kıyı erozyonu süreci olduğu gözlemlenir. Uzun periyot içerisinde kıyı erozyonu, yok olan Çuhane Dere deltası, güneydeki küçük delta alanları, Kazıklı Dere deltasında deprem nedeniyle meydana gelen çökme alanında gözlemlenmektedir (Şekil 14). Kıyı birikim alanları ise İzmit Körfezi doğu kıyısı genelinde antropojenik müdahale ile kıyı dolgu alanı olarak meydana gelmiştir. Kiraz Dere deltasındaki kıyı birikimi ise doğal jeomorfolojik süreç ile akarsu yatağına yapılan antropojenik müdahalenin etkisinde meydana gelmiştir. Kıyı birikim alanlarının kıyı dolgu alanı şeklinde meydana geldiği sahaları, İzmit sahil şeridindeki otopark ve rekreasyon alanları ile doğuya doğru olan kıyılardaki rekreasyon alanları oluşturur. İzmit Körfezi sulak alan sahasında ve hemen kuzeyindeki alanda doğal jeomorfolojik süreçler ile antropojenik müdahalelerin ortak etkisinde kıyı birikimi gözlemlenmiştir (Şekil 14). Gölcük ve Başiskele sahil şeridinde ise liman ve kıyı rekreasyon alanı düzenlemesi ile kıyı dolgu alanları meydana gelmiştir.

İzmit Körfezi doğu kıyı sahasında meydana gelen değişimlerin kökenini doğal jeomorfolojik süreçler ile antropojenik etkiler oluşturmaktadır. Dünya'da ve Türkiye'deki birçok körfez kıyısında, doğal jeomorfolojik süreçler, antropojenik etkenler, deprem ve tsunamiler, deltalardaki sel-taşkın sonrası etkenler gibi faktörler kökeninde değişimler yaşanmaktadır (Tağil & Cürebal, 2005; Aouiche vd., 2016; Ataol, 2019; Nassar vd., 2019; Ciritci & Türk, 2020; Uzun, 2021; Tağil, 2023). İzmit Körfezi doğu kıyılarında 1975-2023 yılları arasında meydana gelen kıyı değişimlerinin polijenik (çok kökenli) ve polisiklik (çok zamanlı) özellikte olması, inceleme sahasını Dünya ve Türkiye ölçeğindeki körfezlerde süregelen kıyasal değişimlerden ayırmaktadır. Bu nedenle incelenen kıyı şeridinde kıyı jeomorfoloji süreçleri sonucu aşınım ve birikimler meydana gelerek değişimler yaşanmıştır. Ayrıca tektonik olarak Kuzey Anadolu Fay hattının kıyıya direkt etkisi ve 17 Ağustos 1999 Gölcük depremi de kıyıda doğrudan değişimleri meydana getirmiştir. Son yıllarda artan antropojenik baskılarda İzmit Körfezi doğu havzası kıyılarının değişimlerinde rol oynamıştır. Bütün etmenler farklı zamansal döngülerde polijenik olarak İzmit Körfezi doğu havzası kıyısında değişimlerin yaşanmasına neden olmuştur.



Şekil 14. 1975-2023 yılları arası İzmit Körfezi doğu kıyısında oluşan kıyı birikimi ve kıyı aşınımı sahaları

4. Sonuç

Araştırmada, İzmit Körfezi doğu kıyılarının 1975, 1980, 1985, 1990, 1995, 2000, 2005, 2010, 2015, 2020 ve 2023 yıllarına ait Landsat uydu görüntülerinin NDWI ve MDNWI analizleri üzerinden kıyı çizgileri üretilmiştir. Daha sonra kıyı çizgileri DSAS aracında yer alan NSM, SCE, EPR ve LRR istatistiksel analizleri ile test edilmiş ve kıyı değişimlerinin zamansal, mekânsal ve boyutsal durumu ortaya konmuştur. Elde edilen bulgulardan, İzmit Körfezi doğu kıyılarında 1975 yılından 2023 yılına kadar kıyı uzunluğu, kıyının jeomorfolojik yapısı ile diğer sistemler üzerinde doğal ve antropojenik etkenlerle meydana gelen değişimler olduğu tespit edilmiştir. 1975-2023 yılları arasındaki incelenen kıyı çizgilerinin tamamı üzerinden DSAS ile yapılan analizlere göre NSM istatistiği ortalama 4,53 m kıyı ilerlemesinin olduğunu, LRR istatistiğine göre ise yıllık 0,3 m kıyı birikiminin olduğu saptanmıştır. SCE istatistiğine göre kıyıdaki ortalama değişim 191 m olarak hesaplanmıştır. Kıyı çizgilerine uygulanan istatistiksel analizler, ortalama değerlerin dışında da kıyıda mekânsal olarak çok büyük oranda kıyı ilerlemesi ve kıyı gerilemesinin de olduğunu da ortaya koymuştur. NSM analizine göre maksimum 501 m, minimum -833 m değişim tespit edilirken SCE analizine göre maksimum 964,9 m'lik kıyı değişimi saptanmıştır. 1975-2023 yılları arası dönemde kıyıda alansal olarak 1,69 km²'lik saha değişime uğramıştır. Özellikle Çuhane Deresi doğal ve antropojenik etkenler neticesinde gerilemiş ve günümüzde ortadan kalkmıştır. Kiraz Dere'nin denize döküldüğü alanda ise yeni bir delta ortaya çıkmıştır. Meydana gelen delta değişimlerinde doğal süreçlerinde yanında kıyıya doğrudan müdahale ile kıyı havzasındaki akarsular üzerinde yapılan barajların dolaylı etkileri olduğu tespit edilmiştir. 17 Ağustos 1999 depremi ile Gölcük Başiskele kıyılarında sınılaşma ve çökme meydana gelmiştir. Daha sonra bu alanlara liman ve tersane amaçlı antropojenik müdahale yapılmış ve kıyılarda hem birikim hem de kıyı erozyonu meydana gelmiştir. İzmit ilçe merkezi sahil şeridinde ise kıyı dolgu alanları yapılmıştır. Bütün meydana gelen kıyı değişimleri, deniz ve kara ekosisteminde de farklı değişimlerin yaşanmasına neden olmuştur. Ayrıca meydana gelen antropojenik kökenli müdahaleler kıyının doğal jeomorfolojik dinamiğini değiştirmiştir. Yoğun antropojenik baskıların yaşandığı İzmit Körfezi doğu havzası kıyı şeridinde meydana gelen değişimlerin CBS ve UA teknolojileri ile zamansal ve mekânsal olarak tespit edilmesi ise özellikle geleceğe dönük sürdürülebilir kıyı yönetimi ve planlaması çalışmaları için oldukça önemli veriler ortaya koymuştur. Kıyıda meydana gelen değişimin yıllık olarak kantitatif verilerinin sunulması ve mekânsal değişim alanlarının ortaya konması DSAS aracı ve istatistiksel analiz verilerinin kıyı yönetiminde ve planlamasındaki faydasını göstermektedir.

Bu kapsamda araştırma sahasının kıyı yönetimi ve bütüncül bakış açısı ile havza yönetiminde, meydana gelen doğal ve antropojenik kökenli kıyı değişimlerin değerlendirilmesi ve CBS, UA teknolojilerin etkin şekilde kullanılması önerilmektedir.

Kaynaklar

- Alevkayalı, Ç., Atayeter, Y., Yayla, O., Bilgin, T., & Akpınar, H. (2023). Burdur Gölü'nde uzun dönemli kıyı çizgisi değişimleri ve iklim ilişkisi: Zamansal-mekânsal eğilimler ve tahminler. *Türk Coğrafya Dergisi*, 82(2023), 37–50. <https://doi.org/10.17211/tcd.1287976>
- Ataol, M., Kale, M. M., & Tekkanat, İ. S. (2019). Assessment of the changes in shoreline using digital shoreline analysis system: a case study of Kızılırmak Delta in northern Turkey from 1951 to 2017. *Environmental Earth Science*, 78, 579. <https://doi.org/10.1007/s12665-019-8591-7>
- Aouiche, I., Daudi, L., Anthony, E. J., Sedrati, M., Ziane, E., Harti, A., & Dussouillez, P. (2016). Anthropogenic effects on shoreface and shoreline changes: Input from a multi-method analysis, Agadir Bay, Morocco. *Geomorphology*, 254, 16–31. <http://dx.doi.org/10.1016/j.geomorph.2015.11.013>
- Bird, E. (2008). *Coastal geomorphology: An introduction* (Second edition). John Wiley & Sons Ltd.
- Brown, A. G., Tooth, S., Chiverrell, R. C., Rose, J., Thomas, D., Wainwright, J., Bullard, J. E., Thorndycraft, V. R., Aalto, R., & Downs, P. (2013). The Anthropocene: is there a geomorphological case? *Earth Surface Processes and Landforms*, 38(4), 431–434. <https://doi.org/10.1002/esp.3368>
- Brown, A. G., Tooth, S., Bullard, J. E., Thomas, D., Chiverrel, R., Plater, A., & Murton, J. (2017). The geomorphology of the Anthropocene: emergence, status and implications. *Earth Surface Processes and Landforms*, 42(1), 71–90. <https://doi.org/10.1002/esp.3943>
- Cao, W., Sofia, G., & Tarolli, P. (2020). Geomorphometric Characterisation of Natural and Anthropogenic Land Covers. *Progress in Earth and Planetary Science*, 7, 2. <https://doi.org/10.1186/s40645-019-0314-x>
- Ciritci, D., & Türk, T. (2020). Analysis of coastal changes using remote sensing and geographical information systems in the Gulf of Izmit, Turkey. *Environmental Monitoring and Assessment*, 192, 341–360. <https://doi.org/10.1007/s10661-020-08255-9>
- Çoban, H., Koç, Ş. & Kale, M. M. (2020). Shoreline changes (1984 – 2019) in the Çoruh delta (Georgia/Batumi). *International Journal of Geography and Geography Education*, 42, 589–601. <https://doi.org/10.32003/igge.741573>
- Crutzen, P. J., & Stoermer, E. F. (2000). The Anthropocene. *Global Change Newsletter*, 41, 17-18.
- Cuff, D., (2008). Anthropogeomorphology. In D. Cuff & A. Goudie (Eds.), *Oxford Companion to Global Change*. Oxford University Press.
- Darwish, K., Smith, S.E., Torab, M., Monsef, H., & Hussein, O. (2017). Geomorphological Changes along the Nile Delta Coastline between 1945 and 2015 Detected Using Satellite Remote Sensing and GIS. *Journal of Coastal Research*, 33(4), 786–794. <http://dx.doi.org/10.2112/JCOASTRES-D-16-00056.1>
- Davidson-Arnott, R., (2010). *Introduction to Coastal Processes and Geomorphology*. Cambridge University Press.
- Efe, R., & Demirci, A. (2001). Gölçük 1999 depreminde zemin ve yerçekili özelliklerinin şiddet ile hasar dağılışına etkisi. *Türk Coğrafya Dergisi*, 36, 1–15.
- Ellis, E. C. (2017). Physical Geography in the Anthropocene. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment*, 41(5), 525–532. <https://doi.org/10.1177/0309133317736424>
- Erinç, S., (1986). Kıyılardan yararlanmada hukuki düzenlemelere jeomorfolojinin katkısı. *Jeomorfoloji Dergisi*, 14, 1–5.
- Erol, O., (1989). Türkiye'de kıyıların doğal niteliği, kıyı ve kıyı varlıklarının korunmasına ilişkin Kıyı Kanunu ve uygulamaları konusunda jeomorfolojik yaklaşım. *İstanbul Üniversitesi Deniz Bilimleri ve Coğrafya Enstitüsü Bülteni*, 6, 15–46.
- Gao, B-C. (1996). NDWI-A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3), 257–266. [http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3)
- Gómez-Pazo, A., Payo, A., Paz-Delgado, M. V., & Delgadillo-Calzadilla, M. A. (2022). Open Digital Shoreline Analysis System: ODSAS v1.0. *Journal of Marine Science and Engineering*, 10(1), 26. <https://doi.org/10.3390/jmse10010026>
- Grottolli, H., Biauxque, M., Jackson, D., & Cooper, J. A. (2023). Long-term drivers of shoreline change over two centuries on a headland-embayment beach. *Earth Surface Processes and Landforms*, 48(13), 2500–2520. <https://doi.org/10.1002/esp.5641>
- Goudie, S. A. (1993). Human Influence in Geomorphology. *Geomorphology*, 7(1-3), 37–59. [https://doi.org/10.1016/0169-555X\(93\)90011-P](https://doi.org/10.1016/0169-555X(93)90011-P)
- Goudie, A., (2020). The human impact in geomorphology – 50 years of change. *Geomorphology*, 366, 106–120. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2018.12.002>
- Himmelstoss, E. A., Henderson, R. E., Kratzmann, M. G., & Farris, A. S. (2018). *Digital Shoreline Analysis System (DSAS) Version 5.0 User Guide* (No. 2018-1179). US Geological Survey.

- Hoelle, J. & Kawa, N. C. (2021). Placing the Anthropos in Anthropocene. *Annals of the American Association of Geographers*, 111(3), 655–662.
- Hossain, S. Yasir, M. Wang, P. Ullah, S. Jahan, M., Hui, S., & Zhao, Z. (2021). Automatic shoreline extraction and change detection: A study on the southeast coast of Bangladesh. *Marine Geology*, 441, 106628. <https://doi.org/10.1016/j.margeo.2021.106628>
- Hoşgören, M. Y. (1995). İzmit Körfezi Havzasının Jeomorfolojisi. In E. Meriç (Ed.), *İzmit Körfezi Kuvaterner İstifi* (pp. 343–348). Deniz Harp Okulu Komutanlığı Basımevi.
- Hu, X., & Wang, Y. (2020). Coastline Fractal Dimension of Mainland, Island, and Estuaries Using Multi-temporal Landsat Remote Sensing Data from 1978 to 2018: A Case Study of the Pearl River Estuary Area. *Remote Sensing*, 12, 2482. <https://doi.org/10.3390/rs12152482>
- Kale, M. M., Ataol, M. & Tekkanat, İ. S. (2019). Assessment of shoreline alterations using a Digital Shoreline Analysis System: a case study of changes in the Yeşilirmak Delta in northern Turkey from 1953 to 2017. *Environmental Monitoring and Assessment*, 191, 398. <https://doi.org/10.1007/s10661-019-7535-8>
- Kazı, H., & Karabulut, M. (2023). Monitoring the shoreline changes of the Göksu Delta (Türkiye) using geographical information technologies and predictions for the near future. *International Journal of Geography and Geography Education*, 50, 329–352. <https://doi.org/10.32003/igge.1304403>
- Kılar, H. & Çiçek, İ. (2018). Göksu Deltası Kıyı Çizgisi Değişiminin DSAS Aracı ile Belirlenmesi. *Coğrafi Bilimler Dergisi*, 16(1), 89–104. https://doi.org/10.1501/Cogbil_0000000192
- Kılar, H., (2023). Shoreline change assessment using DSAS technique: A case study on the coast of Meriç Delta (NW Türkiye). *Regional Studies in Marine Science*, 57, 102737. <https://doi.org/10.1016/j.rsma.2022.102737>
- Kuleli, T. (2010). Quantitative analysis of shoreline changes at the Mediterranean Coast in Turkey. *Environmental Monitoring and Assessment*, 167, 387–397. <https://doi.org/10.1007/s10661-009-1057-8>
- Lazuardi, Z., Karim, A., & Sugianto, S. (2022). Analisis Perubahan Garis Pantai Menggunakan Digital Shoreline Analysis System (DSAS) di Pesisir Timur Kota Sabang. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Pertanian*, 7(1). <http://doi.org/10.17969/jimfp.v7i1.18872>
- Li, J., Yang, L., Pu, R., & Liu, Y. (2017). A Review on Anthropogenic Geomorphology. *Journal of Geographical Sciences*, 27(1), 109–128.
- McFeeters, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7), 1425–1432. <http://doi.org/10.1080/01431169608948714>
- Nassar, K., Mahmood, W. E., Fath, H., Masria, A., Nadaoka, K., & Negm, A. (2019). Shoreline change detection using DSAS technique: Case of North Sinai coast, Egypt. *Marine Georesources & Geotechnology*, 37(1), 81–95. <https://doi.org/10.1080/1064119X.2018.1448912>
- Özmen, B., (2000). *17 Ağustos 1999 İzmit Körfezi Depreminin Hasar Durumu (Rakamsal Verilerle)*. Türkiye Deprem Vakfı.
- Öztürk, D., & Uzun, S. (2023). Kızılırmak Deltası Kıyı Çizgisinin EPR ve LRR Yöntemleriyle 1984–2022 Periyodunda Değişim Analizi ve 2030 Yılı Tahmini. *Coğrafi Bilimler Dergisi*, 21(2), 306–339. <https://doi.org/10.33688/aucbd.1310132>
- Pouye, I., Adjoussi, D. P., Ndione, J. A., Sall, A. (2023). Topography, Slope and Geomorphology's Influences on Shoreline Dynamics along Dakar's Southern Coast, Senegal. *Coasts*, 3(1), 93–112. <https://doi.org/10.3390/coasts3010006>
- Price S. J., Ford J. R., Cooper A. H., & Neal, C. (2011). Humans as major geological and geomorphological agents in the Anthropocene: the significance of artificial ground in Great Britain. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 369(1938), 1056–1084, <https://doi.org/10.1098/rsta.2010.0296>
- Rózsa P., & Novák, T. (2011). Mapping anthropogenic geomorphological sensitivity on global scale. *Zeitschrift für Geomorphologie*, 55(1), 109–117.
- Samra, R. M. A., & Ali, R. R., (2021). Applying DSAS tool to detect coastal changes along Nile Delta, Egypt. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 24(3-1), 463–470 <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2020.11.002>
- Singh, K. V., Setia, R., Sahoo, S., Prasad, A., & Pateriya, B. (2015). Evaluation of NDWI and MNDWI for assessment of waterlogging by integrating digital elevation model and groundwater level. *Geocarto International*, 30(6), 650–661. <https://doi.org/10.1080/10106049.2014.965757>
- Siyal, A. A., Solangi, G. S., Siyal, P., Babar, M. M., & Ansari, K. (2022). Shoreline change assessment of Indus delta using GIS-DSAS and satellite data. *Regional Studies in Marine Science*, 53, 102405 <https://doi.org/10.1016/j.rsma.2022.102405>
- Song, Y., Shen, Y., Xie, R., & Li, J. (2021). A DSAS-based study of central shoreline change in Jiangsu over 45 years. *Anthropocene Coasts*, 4(1), 115–128. <http://dx.doi.org/10.1139/anc-2020-0001>
- Steffen, W., Grinevald, J., & Crutzen, P. (2011). The Anthropocene: Conceptual and Historical Perspectives. *Philosophical Transactions of the Royal Society*, 369, 842–867.
- Szabó, J., David, L., & Loczy, D. (2010). *Anthropogenic Geomorphology: A Guide to Man-Made Landforms*. Springer.
- Tağıl, Ş., & Cürebal, İ. (2005). Altınova sahilinde kıyı çizgisi değişimini belirlemede uzaktan algılama ve coğrafi bilgi sistemleri. *Fırat Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 15(2), 51–68.

- Tağıl, Ş., Alevkayalı, Ç., & Aytan, B. (2023). Gediz Deltası Sulak Alanı Boyunca Kıyı Şeridi Evrimi ve Erozyon Hassasiyetinin Değerlendirilmesi. *Ege Coğrafya Dergisi*, 32(Cumhuriyet'in 100. Yılı Özel Sayısı), 127–142. <https://doi.org/10.51800/ecd.1322803>
- Tarolli, P., Cao, W., Sofia, G., Evans, D., & Ellis, E. (2019). From features to fingerprints: A general diagnostic framework for anthropogenic geomorphology. *Progress in Physical Geography*, 43(1), 95–128.
- Turoğlu, H., (1993). İzmit Körfezi doğu kıyısı dolgusunun mühendislik jeomorfolojisi açısından etüdü. *İstanbul Üniversitesi Edebiyat Fakültesi Coğrafya Dergisi*, 4, 321–343.
- Turoğlu, H., (2009). 3621 Sayılı Kıyı Kanununun ve Onun Uygulama Problemleri. *Türk Coğrafya Dergisi*, 53, 31–40.
- Turoğlu, (2017). Deniz ve Göllerde Kıyı. In H. Turoğlu & H. Yiğitbaşıoğlu (Eds.), *Yasal ve Bilimsel Boyutlarıyla KIYI* (pp. 1–30). Jeomorfoloji Derneği.
- Turoğlu, H. (2019). Yapay kıyıların jeomorfolojik tanımlaması: Diliskelesi kıyıları örneği (Kocaeli, Türkiye). *Coğrafya Dergisi*, 39, 11–27. <https://doi.org/10.26650/JGEOG2019-0015>
- Uzun, M. (2021). İzmit Körfezi Kıyılarında İnsan Kaynaklı Jeomorfolojik Değişimler ve Süreçler. *Jeomorfolojik Araştırmalar Dergisi*, 2021(7), 61–81. <https://doi.org/10.46453/jader.983465>
- Uzun, S. M. (2023). Riva (İstanbul) Kıyılarında Doğal ve Antropojenik Etkenlerle Değişen Kıyı Çizgisinin DSAS Aracı ile Analizi. *Jeomorfolojik Araştırmalar Dergisi*, 2023(11), 95–113. <https://doi.org/10.46453/jader.1335105>
- Xu, H. (2006). Modification of Normalised difference water index NDWI to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27(14), 3025–3033.
- Wu, Q., Miao, S., Huang, H., Guo, M., Zhang, L., Yang, L., & Zhou, C. (2022). Quantitative Analysis on Coastline Changes of Yangtze River Delta based on High Spatial Resolution Remote Sensing Images. *Remote Sensing*, 14, 310. <https://doi.org/10.3390/rs14020310>

Examination of the Effects of Climate Change on Türkiye through the Google Earth Engine Platform

İklim Değişikliğinin Türkiye Üzerindeki Etkilerinin Google Earth Engine Platformunda İncelenmesi

Eren Erdogan^{1*}, Volkan Yılmaz¹

¹Karadeniz Technical University, Engineering Faculty, Department of Geomatics Engineering, 61080, Trabzon/Türkiye.

ORIGINAL PAPER

*Corresponding author:

Eren Erdogan
erenerdogan.hrt@gmail.com

doi: 10.48123/rsgis.1412642

Article history:

Received: 31.12.2023

Accepted: 12.02.2024

Published: 28.03.2024

Abstract

The objective of this research is to assess the effects of climate change on Türkiye by utilizing data catalogues provided by the Google Earth Engine (GEE) cloud-computing platform. The utilized data catalogues encompassed precipitation, Land Surface Temperature (LST), EvapoTranspiration (ET), Potential EvapoTranspiration (PET), Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Enhanced Vegetation Index (EVI), Vegetation Condition Index (VCI), and Forest Area Loss (FAL). Data spanning the years 2001-2022 were collected, and analyses were conducted separately for seven geographical regions of Türkiye on both an annual and seasonal basis. Initially, trend analysis techniques were applied to the individual data sets, followed by an examination of correlations among them. Notably, significant decreasing and increasing trends were observed in annual precipitation and LST data in the Eastern Anatolia region, respectively. Furthermore, a significant increasing trend was identified in annual ET data across all regions except Eastern Anatolia. Conversely, significant increasing trends were noted in annual PET data in Eastern Anatolia and the Aegean regions. Additionally, significant increasing trends were discerned in annual NDVI, EVI, and VCI data across all regions. Experiments revealed that the ET exhibited robust correlations with the NDVI (0.77), EVI (0.79) and VCI (0.81). Furthermore, the NDVI demonstrated strong correlations with EVI (0.99) and VCI (0.96).

Keywords: Climate change, Remote sensing, Google Earth Engine

Özet

Bu çalışmanın amacı, Google Earth Engine (GEE) bulut bilişim platformu tarafından sağlanan veri katalogları kullanılarak iklim değişikliğinin Türkiye üzerindeki etkilerini değerlendirmektir. Kullanılan veri katalogları arasında yağış, kara yüzey sıcaklığı (LST), evapotranspirasyon (ET), potansiyel evapotranspirasyon (PET), normalize edilmiş fark bitki indeksi (NDVI), gelişmiş bitki indeksi (EVI), bitki durum indeksi (VCI) ve orman alanı kaybı (FAL) bulunmaktadır. Türkiye'nin tamamı için 2001-2022 yılları aralığını kapsayan veriler kullanılmış ve analizler ise Türkiye'nin yedi coğrafi bölgesi için yıllık ve mevsimsel olarak ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir. İlk olarak, her bir veri setine trend analizi teknikleri uygulanmıştır, ardından da bu veri setleri arasındaki ilişkiler incelenmiştir. Özellikle, Doğu Anadolu bölgesinde yıllık yağış ve LST verilerinde sırasıyla önemli azalma ve artış eğilimleri gözlemlenmiştir. Ayrıca, yıllık ET verilerinde Doğu Anadolu dışındaki tüm bölgelerde önemli bir artış eğilimi belirlenmiştir. Bununla birlikte, yıllık PET verilerinde Doğu Anadolu ve Ege bölgelerinde önemli artış eğilimleri gözlemlenmiştir. Ayrıca, yıllık NDVI, EVI ve VCI verilerinde tüm bölgelerde önemli artış eğilimleri gözlemlenmiştir. Öte yandan, ET verisi ile NDVI (0.77), EVI (0.79) ve VCI (0.81) verileri arasında güçlü bir korelasyon olduğu sonucuna varılmıştır. Ayrıca, NDVI verisinin EVI (0.99) ve VCI (0.96) verileriyle yüksek korelasyonlu olduğu tespit edilmiştir.

Anahtar kelimeler: İklim değişikliği, Uzaktan algılama, Google Earth Engine

1. Introduction

Climate change has become an increasingly concerning issue worldwide in recent years. Greenhouse gas emissions caused by human activities lead to an increase in temperature in the atmosphere, which adversely affects the climate system. Factors such as natural disasters, heatwaves, water scarcity, and changes in natural cycles, particularly in recent years, have prompted people to pay more attention to this issue. The global effects of climate change have brought issues such as rising temperatures, sea-level rise, negative impacts on agriculture, and changes in precipitation patterns (Aksay et al., 2005). Türkiye's intricate climatic structure renders it one of the countries most susceptible to the effects of climate change. Due to its geographical location and diverse geographic conditions, different regions of Türkiye may be affected differently by climate change (Öztürk, 2002). The effects of climate change on Türkiye include increasing temperatures, rising sea levels, increased rainfall, and the retreat of mountain glaciers (Şen et al., 2013).

To understand the impact of global climate change on a region, it is necessary to focus on multiple factors, including precipitation, surface temperature, evaporation, plant health etc. Different factors are interconnected and exhibit relationships with each other. For example, an increase in surface temperature triggers an increase in evaporation. The increased evaporation leads to a higher loss of moisture for plants, contributing to the formation of arid environments. Additionally, if the increased evaporation is not balanced by precipitation, drought and water scarcity are likely to occur. Moreover, the rising surface temperatures negatively affect plant health and contribute to the formation of arid environments. Due to these types of relationships, considering several factors at the same time is crucial for obtaining successful and accurate results when examining the effects of climate change on a region (Şen et al., 2013; Demirbaş & Aydın, 2020; Sarvia et al., 2021).

1.1 Literature Review

A detailed literature review shows that many studies investigating the effects of climate change in different countries were conducted on a country or specific regional basis (Bolch, 2007; Kundu & Dutta, 2011; Karmeshu, 2012; Hu et al., 2020; Sediqi, 2020; Dabbagh, 2021; Sarvia et al., 2021; El-Shirbeny et al., 2022) or on various lakes and rivers (Torres-Batló et al., 2020; Zhao et al., 2021). The study conducted by Bolch (2007) determined that climate change had an impact on glaciers in mountains through the use of spectral indices calculated from satellite imagery. Kundu and Dutta (2011) conducted a time-series analysis of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) using National Oceanic & Atmospheric Administration (NOAA) Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) data, revealing that certain regions in the Churu area were undergoing desertification due to climatic reasons. Karmeshu (2012) conducted trend analysis of temperature and precipitation data for the United States from 1900 to 2011. Hu et al. (2020) examined agricultural drought in Australia from 2010 to 2014 using the Temperature Rise Index (TRI) derived from Land Surface Temperature (LST) data. Sediqi (2020) investigated the impact of climate change on flood risk in Kabul city using spectral indices derived from satellite images from 2009 to 2019. The study concluded that flood risk poses a significant problem for Kabul city. Torres-Batló et al. (2020) evaluated factors affecting the water level of Lake Poopo by analysing evaporation, NDVI, and precipitation from 2002 to 2014 through MODIS and CHIRPS data. Dabbagh (2021) analysed the temporal variation of drought in the Erbil region of Iraq using indices calculated from satellite images of 2009 and 2017. The study identified moderate drought in 2009, and severe and extreme drought effects between 2011 and 2017. Sarvia et al. (2021) examined the impact of climate change on plant health in the Piedmont region of Italy from 2001 to 2019 using Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) satellite data. Zhao et al. (2021) conducted a drought analysis based on surface temperature in the Yellow River region from 2003 to 2019. The study used remote sensing data on the GEE platform and calculated drought indices, including the Temperature Condition Index (TCI), Vegetation Condition Index (VCI), Vegetation Health Index (VHI), and Temperature-Vegetation Drought Index (TVDI). It was found that the drought level was highest in the northwest and lowest in the southwest and southeast of the Yellow River basin. El-Shirbeny et al. (2022) investigated evaporation and vegetation cover in Arab countries from 2005 to 2020 using MODIS and Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS) data obtained from the Google Earth Engine (GEE) platform.

When it comes to the studies in Türkiye, it can be observed that these studies generally focused on a single factor (Ustaoğlu, 2009; Başoğlu & Telatar, 2013; Molavizadeh, 2014; Turan, 2018), specific geographical regions (Çelik, 2016; Şapolyo, 2017; Demirbaş & Aydın, 2020; Tokgöz, 2020; Başaran, 2021), and a few cities (Namkhaj, 2019; Selçuk, 2021; Kafes, 2022). Ustaoğlu (2009) investigated the influence of climate change on hazelnut fields during the period of 1993-2007. The author used MODIS data to determine the spatial distribution of hazelnut plants and also used the Global Topography 30sec (GTOPO30) digital elevation model as the meteorological data. Başoğlu and Telatar (2013) examined the effects of precipitation and temperature changes on agriculture in Türkiye. Changes in precipitation were found to have a positive effect on agriculture, while changes in temperature had a negative effect.

Molavizadeh (2014) investigated the drought conditions in Türkiye between 2004 and 2013 using the indices obtained from MODIS data. The research revealed severe drought at the meteorological level in 2007-2008 and 2013-2014, and the obtained TCI values were higher for the years 2007, 2008, and 2012, suggesting that these years could be potential drought years. Çelik (2016) performed a drought analysis for the Mediterranean region covering the years 2000-2014. The study used the NDVI, Enhanced Vegetation Index (EVI), and VCI derived from MODIS TERRA satellite data. Şapolyo (2017) analysed the temperature data obtained from stations in the Aegean region. The analysis indicated significant increases in temperatures between April and October. An increasing trend was observed in all four seasons, however, the increase observed at all stations in summer was significant. Namkhai (2019) analysed meteorological data within the Çatlayan Dam Lake basin using statistical methods. Tokgöz (2020) examined the trend of precipitation and temperature station data in the Black Sea region. For this purpose, the Innovative Sen method, Mann-Kendall test (MKT), and Spearman's rho test were applied to 16 observation stations' data from 1960 to 2015. Başaran (2021) examined the changes in forest areas in the Mediterranean region using the GEE platform. The study investigated the impact of various variables, including NDVI, precipitation, temperature, LST, aerosol optical depth, ozone, fire, and population data, on forest loss. Selçuk (2021) evaluated the effects of climate change on temperature and reference evapotranspiration (ET) using data obtained from meteorological stations in Malatya province. As a result, an increase in ET values was observed in conjunction with global changes. Kafes (2022) calculated the NDVI and performed a time-series analysis in the Longoz Forests of Kırıkkale province using the GEE platform. The calculations were based on Landsat-7 Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) and Landsat-8 Operational Land Imager (OLI) data.

1.2 Motivation

To the best of our knowledge, studies examining the effects of climate change in Türkiye mainly focused on specific regions, and there are no comprehensive studies that covered the entire country and addressed the multiple key elements of climate change at the same time. Hence, this study aimed to determine the effects of climate change in Türkiye through satellite data analysis conducted on the GEE platform. In this study, precipitation, LST, ET, potential evapotranspiration (PET), forest area loss (FAL), NDVI, EVI, and VCI data were used as important indicators in determining the effects of climate change. The relationships between these parameters were also investigated. Through these analyses, it was aimed to provide an important resource for identifying the effects of climate change.

2. Material and Methods

2.1 Study Area

Türkiye, located between the 36-42° North latitude and 26-45° East longitude, was selected as the study area in the current study. Although the aim of this study was to examine the effects of climate change throughout Türkiye, it also focused separately on each of the country's seven geographical regions. This method allowed for better understanding of the effects of climate change, as Türkiye encompasses various climatic and environmental conditions. Figure 1 illustrates Türkiye and its geographical regions. Türkiye is situated between the temperate and subtropical zones due to its three-sided border with seas, the alignment of mountains, and the diversity of its terrain. These factors have given rise to various climate types across the country.

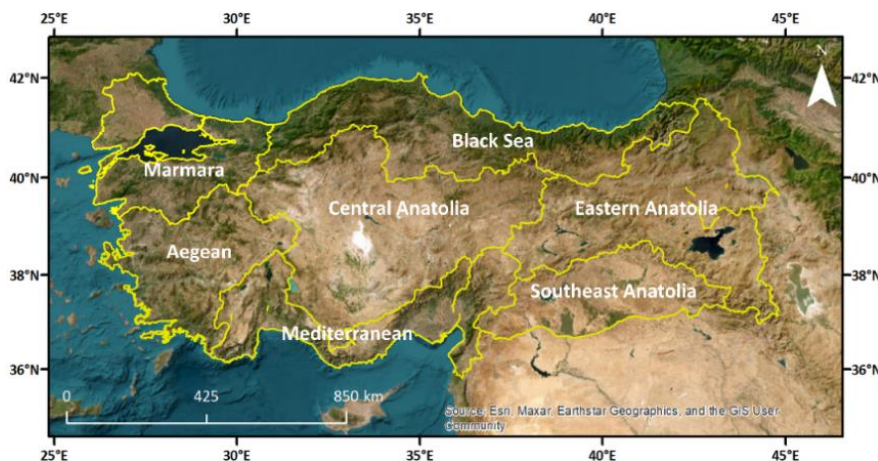


Figure 1. Türkiye and its geographical regions

Coastal areas experience milder climates influenced by the seas, while the Northern Anatolian Mountains and the Taurus Mountains act as barriers, preventing sea influences from reaching inland regions. As a result, the inland areas of Türkiye exhibit characteristics of a continental climate (Eken et al., 2008).

2.2 Google Earth Engine Platform

GEE is a web-based platform developed by Google for the examination and analysis of the Earth's surface using various satellite data. GEE enables the collection and processing of satellite imagery and other geographic data from around the world in a cloud-based platform. Its extensive data catalogue includes satellite images such as Landsat, Sentinel, MODIS, and Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER), as well as a wide range of other data such as National Agriculture Imagery Program (NAIP) data, CHIRPS climate data, precipitation, sea surface temperature, and elevation data. The processing, evaluation, and analysis of these large datasets can be done quickly in an online environment thanks to the GEE platform (Yıldız, 2022). All operations such as processing, scaling, and visualization of GEE data are performed through the API structure. The Code Editor, which is one of the components of GEE, enables algorithm development through the JavaScript API. With the developed algorithm, the data to be used can be processed, classified, scaled, and visualized.

2.3 Data Used

The ID, resolution, and available date range information of the precipitation, land surface temperature, ET, vegetation index, and global forest change data collection used in the study are summarized in Table 1.

Table 1. Information about the data collections used in the study

Category	Collection ID	Available date range	Resolution
Precipitation	UCSB-CHG/CHIRPS/DAILY	01.01.1981-31.12.2023	5566 m
Land surface temperature	MODIS/061/MOD11A1	24.02.2000-27.01.2024	1000 m
Evapotranspiration	MODIS/006/MOD16A2	01.01.2001-09.01.2024	500 m
Vegetation index	MODIS/061/MOD13Q1	18.02.2000-01.01.2024	250 m
Global forest change	UMD/hansen/global_forest_change_2022_v1_10	01.01.2000-01.01.2022	30.92 m

2.3.1 Precipitation Data Collection

This study utilized data collection with ID: UCSB-CHG/CHIRPS/DAILY for the analysis of precipitation. The CHIRPS data was produced by the United States Geological Survey (USGS) Earth Resources Observation and Science (EROS) Centre to provide up-to-date datasets for trend analysis and drought monitoring. This data collection contains various types of worldwide precipitation data such as rain, snow, and hail. It consists of daily precipitation data, which is highly valuable for examining precipitation data within a region and predicting future precipitation trends. This dataset provides precipitation data from 1981 to the present day and has a resolution of 5566 m. The characteristics of the precipitation band used in this study are presented in Table 2.

Table 2. Characteristics of the precipitation data used (Earth Engine Data Catalog, 2023a)

Name	Unit	Min	Max	Description
precipitation	mm/day	0	1444.34	Precipitation

2.3.2 Land Surface Temperature Data Collection

The data collection with ID: MODIS/061/MOD11A1 was used for the analysis of LST. This dataset, produced from NASA's MODIS satellite imagery, is an important source of data used to monitor surface temperature variations and related climate change. It provides daily LST and emission values in a grid of 1200 x 1200 km. The data set provides LST data from February 24, 2000, to January 27, 2024. Its resolution is 1000 m (Earth Engine Data Catalog, 2023b). The characteristics of the LST_Day_1km band used in the current study are presented in Table 3. Although the LST data was originally in Kelvin (as shown in Table 3), the analysis involved converting the LST values to °C.

Table 3. Characteristics of the LST_Day_1km band used (Earth Engine Data Catalog, 2023b)

Name	Unit	Min	Max	Scale	Description
LST_Day_1km	K	7500	65535	0.02	Daytime land surface temperature

2.3.3 Evapotranspiration Data Collection

The data collection with ID: MODIS/006/MOD16A2 was used in the current study for the analysis of ET. It is a dataset that includes data obtained from MODIS satellite sensor. This dataset provides information about Earth's surface water and energy cycles, and it is specifically used for monitoring hydrological processes such as surface water evaporation, plant transpiration, and surface water consumption. It is a composite product generated at a pixel resolution of 500 m for an 8-day period. It contains pixel values for two ET layers as total ET and total PET. The dataset includes evapotranspiration data spanning from January 1, 2001, to January 1, 2023. Table 4 presents information about the characteristics of the ET and PET bands used in this study.

Table 4. Characteristics of the ET and PET bands used (Earth Engine Data Catalog, 2023c)

Name	Unit	Min	Max	Scale	Description
PET	kg/m ² /8day	-32767	32700	0.1	Total potential evapotranspiration
ET	kg/m ² /8day	-32767	32700	0.1	Total evapotranspiration

2.3.4 Vegetation Indices Data Collection

The data collection with ID: MODIS/006/MOD13Q1 was used in the current study for the analysis of NDVI and EVI vegetation indices. This data collection, generated from MODIS satellite imagery, is used to monitor and analyse vegetation changes worldwide. It contains two main vegetation layers: NDVI and EVI. The dataset is a composite product produced at a pixel resolution of 250 m for a 16-day period. The dataset provides data from February 18, 2000, to January 1, 2024. The characteristics of the NDVI and EVI bands used in the study are provided in Table 5.

Table 5. Characteristics of the NDVI and EVI bands used (Earth Engine Data Catalog, 2023d)

Name	Min	Max	Scale	Description
NDVI	-2000	10000	0.0001	Normalized difference vegetation index
EVI	-2000	10000	0.0001	Enhanced vegetation index

Let R and NIR be the red and near infrared band, the NDVI and EVI bands used were calculated as (Jiang et al., 2008);

$$\begin{aligned}
 NDVI &= \frac{NIR - R}{NIR + R} \\
 EVI &= 2.5 \frac{NIR - R}{NIR + 2.4R + 1}
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

2.3.5 Global Forest Cover Change Data Collection

In the study, data collection identified as UMD/hansen/global_forest_change_2022_v1_10 was used to analyse the changes in forested areas. Having a spatial resolution of 30.92 m, this data was derived from the time-series analysis of Landsat images. The data set covers the period from January 1, 2000, to January 1, 2022 (Earth Engine Data Catalog, 2023e). The bands and features of the dataset used in the study are provided in Table 6.

Table 6. Characteristics of the global forest cover change data used (Earth Engine Data Catalog, 2023e)

Name	Unit	Min	Max	Description
treecover2000	%	0	100	Tree canopy cover in 2000, encompassing all vegetation that exceeds a height of 5 m.
loss	-	-	-	Forest loss is characterized as a disturbance involving stand replacement, which denotes a transition from a forested state to a non-forested state.
lossyear	-	0	22	The year in which a significant event of gross forest cover loss occurred.
gain	-	-	-	The increase in forest cover from 2000 to 2012 is defined as the opposite of loss.

2.3.6 Calculation of Vegetation Condition Index

The VCI is one of the most preferred indices in studies analysing drought. VCI values typically range between 0 and 100. As the values approach 0, the health of the vegetation decreases, while approaching 100 indicates an improvement in vegetation health (Çelik, 2016). VCI is computed as (Zambrano et al., 2016);

$$VCI = \frac{NDVI_s - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \quad (3)$$

where, $NDVI_s$ is the smoothed NDVI. $NDVI_{max}$ and $NDVI_{min}$ denote the multi-annual maximum and minimum, respectively.

2.4 Trend Analysis in Time-Series Data

This study used the MKT to examine the trends in time-series data. As a non-parametric statistical test used to identify trends in a data series, this test is a robust tool for detecting increasing or decreasing trends in a data series and is particularly employed in fields such as hydrology, meteorology, environmental sciences, and agriculture. In climate change studies, the MKT is especially preferred for determining long-term changes in parameters like temperature, precipitation, snow cover, vegetation, and other variables. Therefore, the MKT is considered a crucial tool for making accurate climate change predictions and foreseeing future impacts (Alhaji et al., 2018).

3. Results and Discussion

Figures 2-8 show the annual total precipitation, annual average LST, annual total ET, annual total PET, annual average NDVI-EVI, annual average VCI and total FAL in Türkiye between the years 2001-2022, respectively. Illustrated in Figure 2 is the decreasing trend in total precipitation in Türkiye from 2001 to 2022, indicating a sustained pattern of declining water availability. This trend raises concerns regarding potential impacts on agriculture, water resources, and ecosystem health in the region. Conversely, Figure 3 demonstrates an increasing trend in the annual average LST in Türkiye between 2001 and 2022. This outcome aligns with expectations driven by rising global temperatures resulting from factors like climate change and human activities, contributing to the warming of Earth's surface, encompassing both urban and natural landscapes. Figures 4 and 5 depict an increasing trend in both ET and PET from 2001 to 2022, aligning well with anticipated trends associated with global warming.

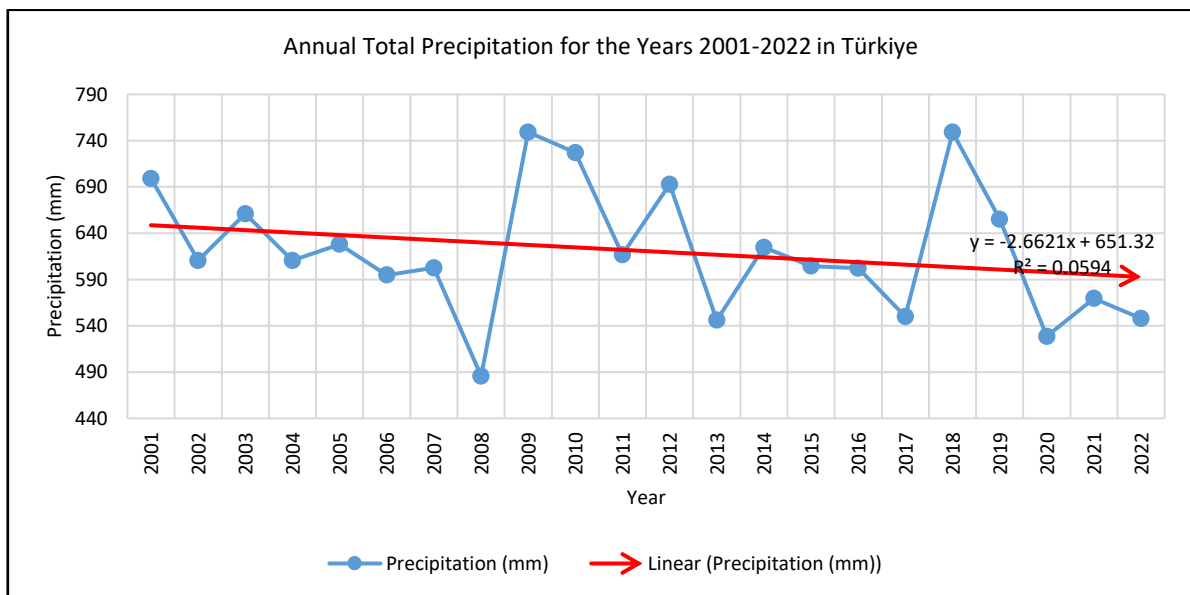


Figure 2. Annual total precipitation for the years 2001-2022 in Türkiye

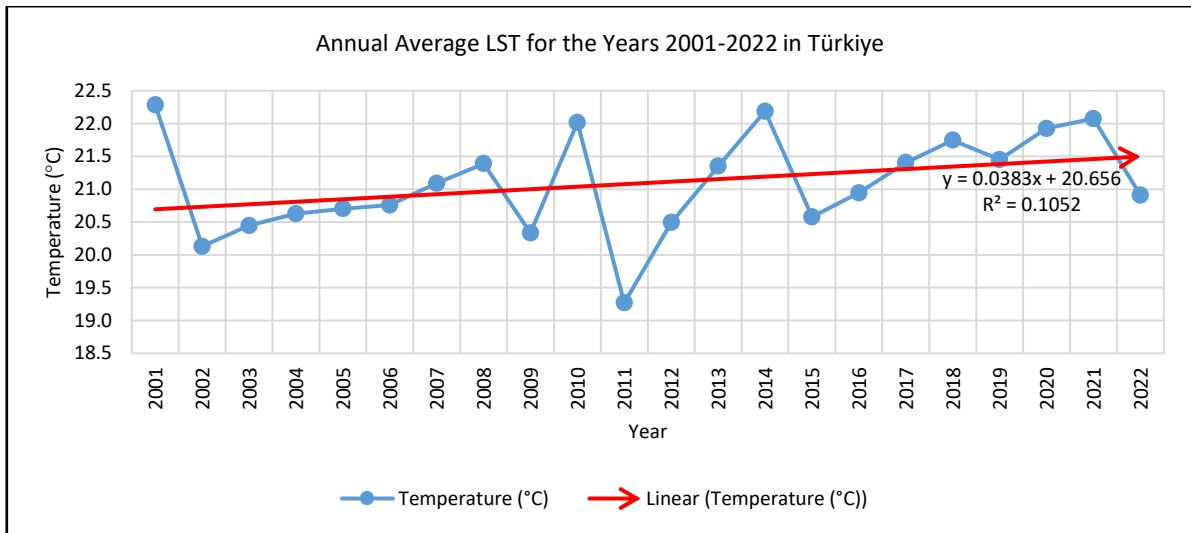


Figure 3. Annual average LST for the years 2001-2022 in Türkiye

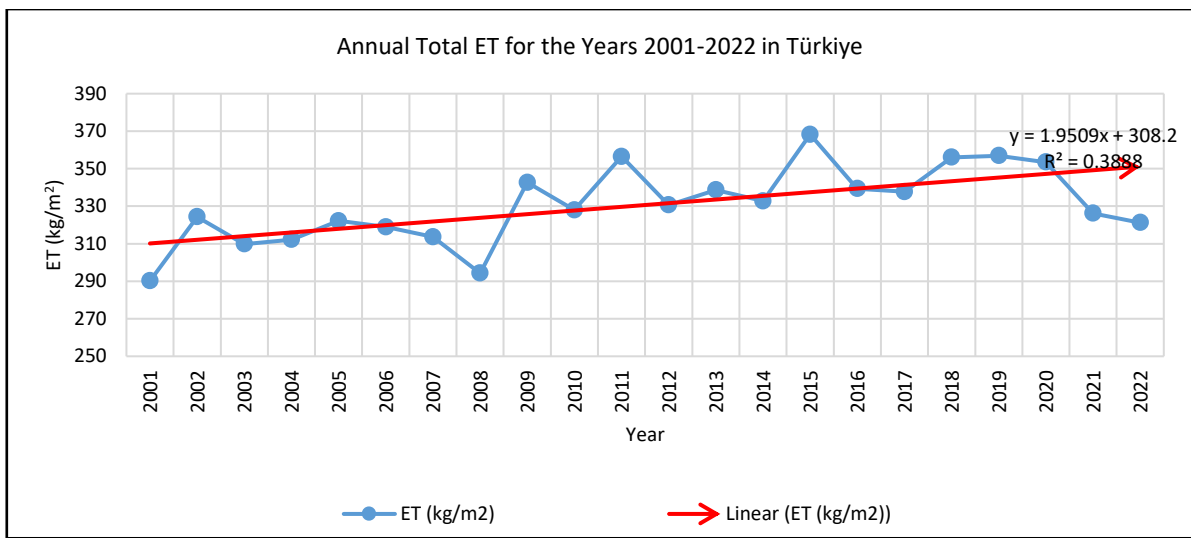


Figure 4. Annual total ET for the years 2001-2022 in Türkiye

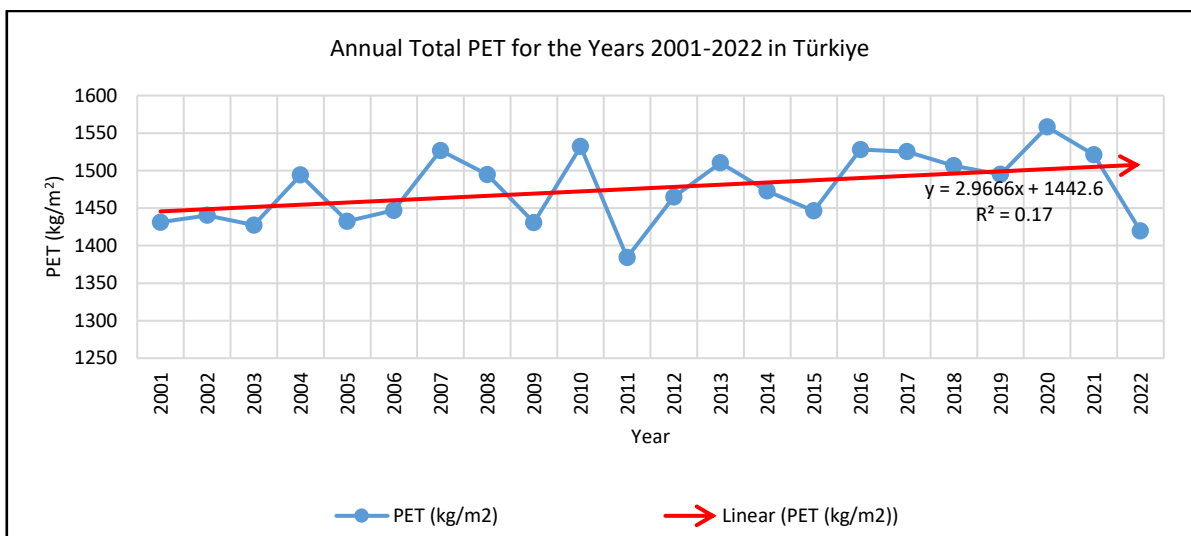


Figure 5. Annual total PET for the years 2001-2022 in Türkiye

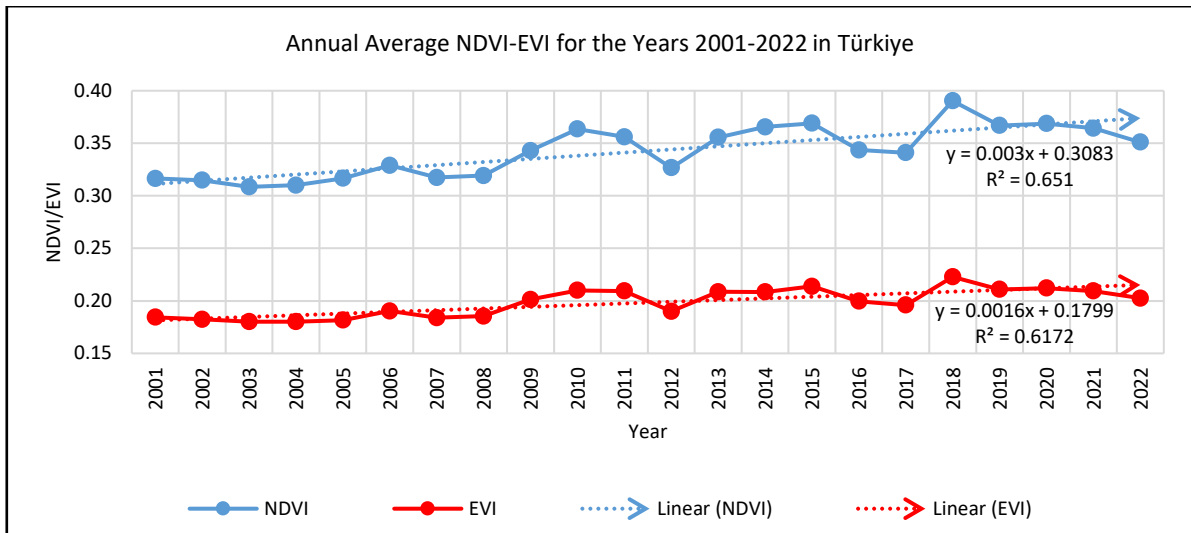


Figure 6. Annual average NDVI-EVI for the years 2001-2022 in Türkiye

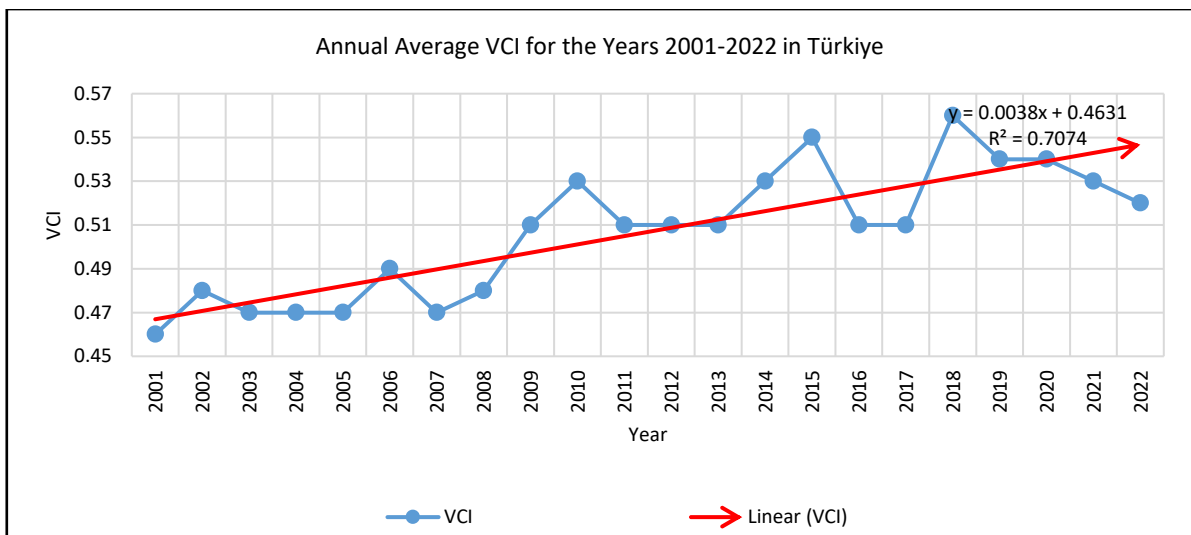


Figure 7. Annual average VCI for the years 2001-2022 in Türkiye

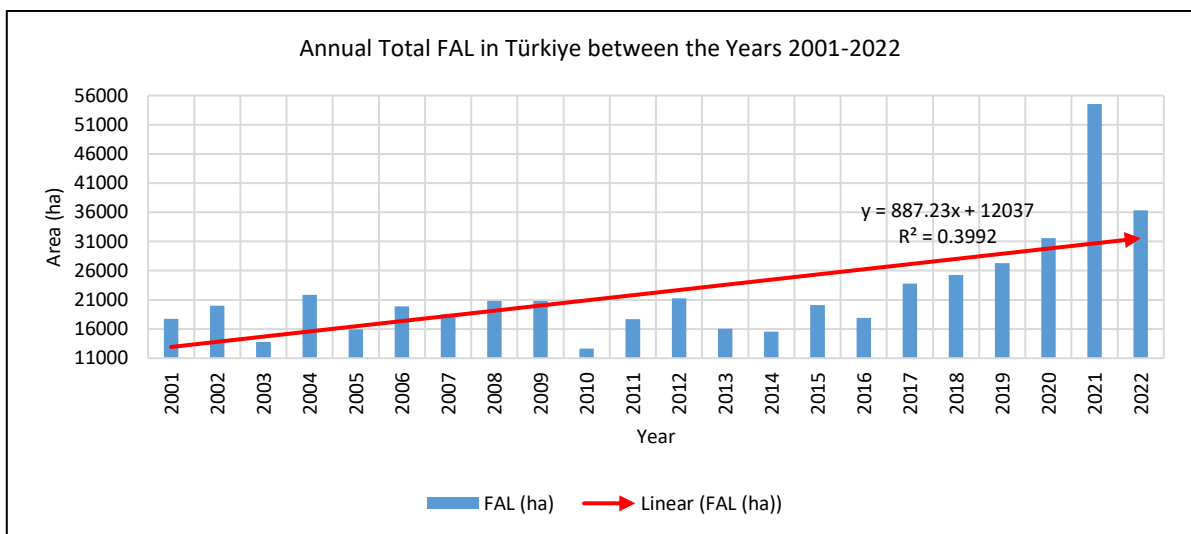


Figure 8. Annual total FAL in Türkiye between the years 2001-2022

Figure 6 illustrates an increasing trend in both the NDVI and EVI between 2001 and 2022. The steeper slope of the NDVI trend line compared to the EVI indicates a more rapid change in NDVI values over the given period, suggesting a potentially stronger vegetation response to environmental conditions captured by the NDVI, highlighting higher sensitivity or greater variability compared to the EVI. The VCI also displays an increasing trend from 2001 to 2022, evident in Figure 7. Figure 8 reveals a rise in FAL in Türkiye from 2001 to 2022, raising concerns about the state of the country's forest ecosystems. This emphasizes the imperative need for effective conservation and sustainable land management strategies in the face of these trends. Figure 9 shows the annual total PCP, annual average LST, annual total ET and annual total PET maps for the years 2001 and 2022, whereas Figure 10 shows the annual average NDVI, EVI, VCI maps as well as the forest area gain/loss map from 2001 to 2022.

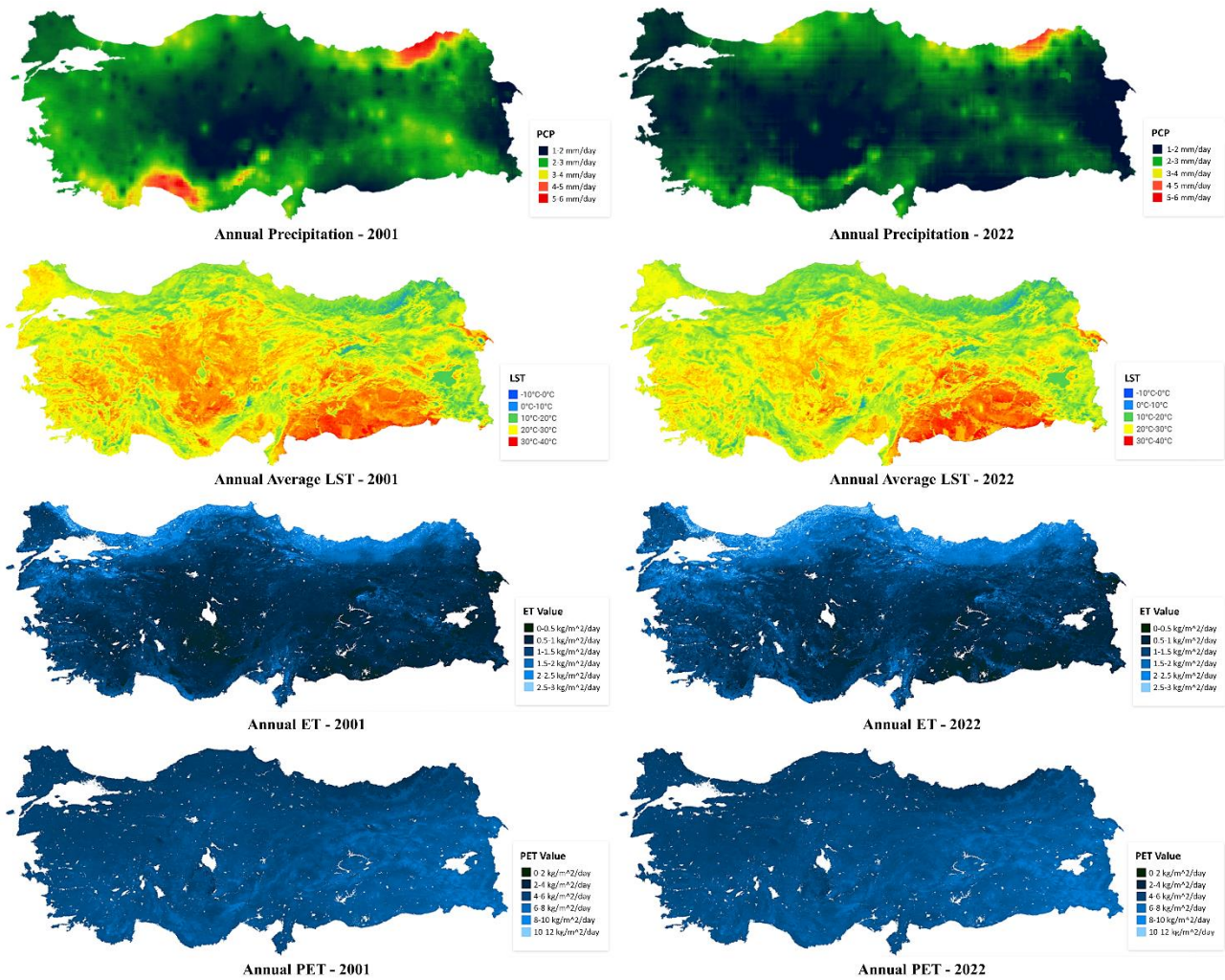


Figure 9. Annual total PCP, annual average LST, annual total ET and annual total PET maps for the years 2001 and 2022

As previously noted, this research examined variations in precipitation, LST, ET, PET, NDVI, EVI, VCI, and FAL on a regional level. Unfortunately, the graphs specific to each of Türkiye's seven regions are not featured in this article due to page limitations. Instead, the change in these factors are illustrated through graphs representing the entire country (see Figures 2-8). The MKT was applied to the data that was obtained for these factors from the GEE platform. This test was conducted separately for the data corresponding to the seven geographical regions of Türkiye, both annually and seasonally, within a 95% confidence interval. Accordingly, situations where $1.960 < Z$ indicate an increasing trend over 95% confidence interval, situations where $Z < -1.960$ indicate a decreasing trend over 95% confidence interval, and situations where $-1.960 < Z < 1.960$ indicate a decreasing or increasing trend below 95% confidence interval. Tables 7-14 show the MKT results for the precipitation, LST, ET, PET, NDVI, EVI, VCI and FAL data, respectively.

As seen in Table 7, a significant decreasing trend in annual precipitation data is observed in one geographic region (Eastern Anatolia). There is a significant increasing trend in summer precipitation data in five geographic regions (Mediterranean, Aegean, Central Anatolia, Marmara, and Black Sea). However, for autumn precipitation data, a significant decreasing trend is found in all regions except Southeast Anatolia.

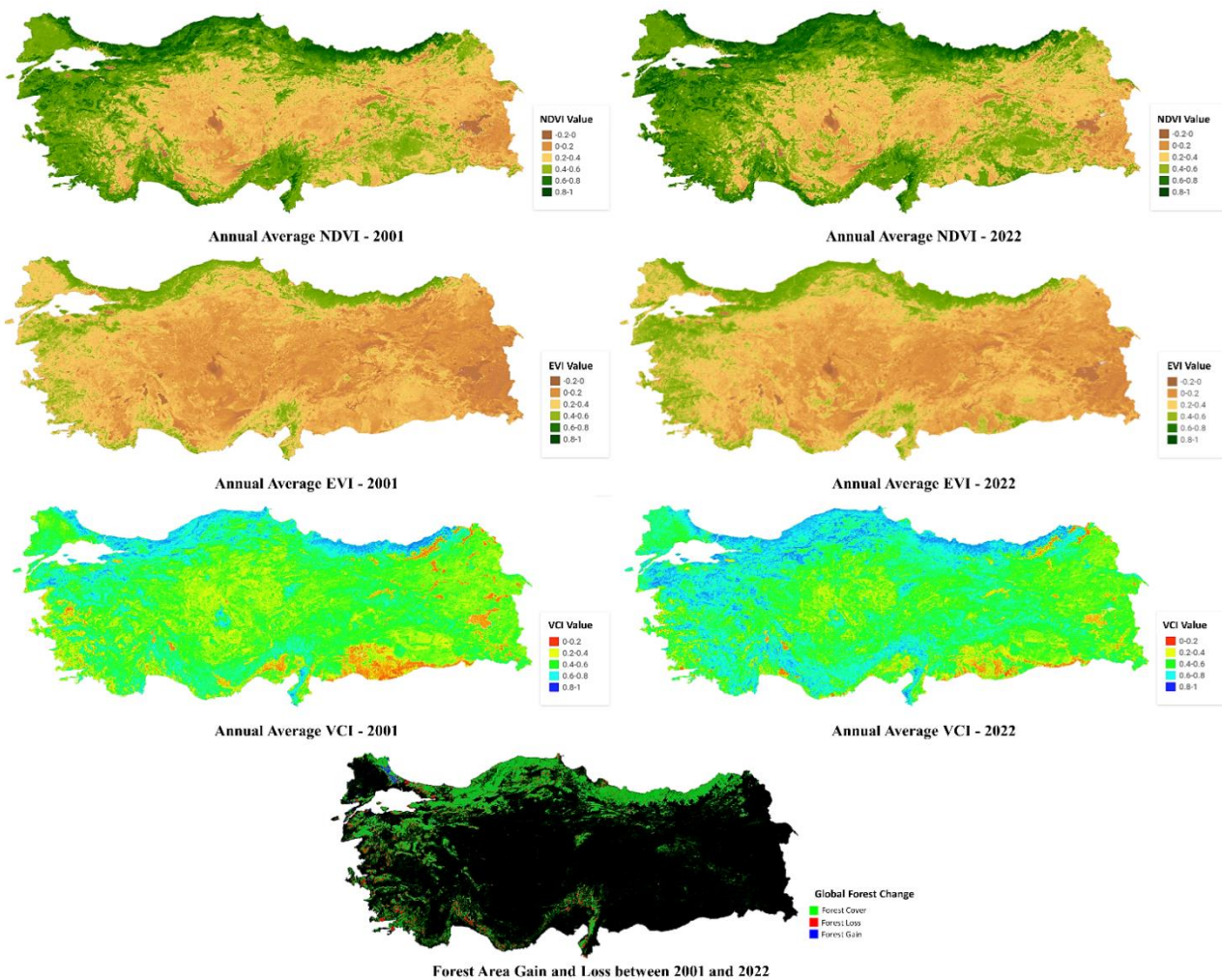


Figure 10. Annual average NDVI, EVI and VCI maps for 2001 and 2022; and forest area gain/loss map from 2001 to 2022

Table 7. MKT results for the precipitation data

		REGIONS							Increasing	Decreasing
		Mediterranean	Eastern Anatolia	Southeast Anatolia	Aegean	Central Anatolia	Marmara	Black Sea		
MKT (Z)	Annual Total	-1.523	-2.763	-1.128	-1.241	0.000	-0.338	-0.338	0	1
	Spring	0.000	-0.846	0.677	0.000	0.451	1.635	1.072	0	0
	Summer	2.989	-0.564	0.620	3.102	3.215	2.312	2.538	5	0
	Fall	-2.538	-2.312	-1.523	-2.933	-2.707	-2.425	-2.820	0	6
	Winter	-0.677	-1.128	-0.959	-1.128	0.000	-0.113	-0.282	0	0
	Increasing	1	0	0	1	1	1	1		
Decreasing	1	2	0	1	1	1	1			

As can be observed in Table 8, there is a significant increasing trend in annual LST data in one geographic region (Eastern Anatolia Region). For summer LST data, a significant decreasing trend is found in four geographic regions (Aegean, Central Anatolia, Marmara, and Black Sea). In autumn, there is a significant increasing trend in LST data in two geographic regions (Mediterranean and Eastern Anatolia). Additionally, for winter LST data, significant increasing trends are identified in two geographic regions (Eastern Anatolia and Marmara).

As depicted in Table 9, the data reveals notable trends in annual ET across different geographic regions. The findings indicate a significant increasing trend in annual ET for six regions, including the Mediterranean, Southeast Anatolia, Aegean, Central Anatolia, Marmara, and Black Sea regions. Similarly, during the summer season, there is a significant upward trend in ET for the same six regions. Additionally, in winter, a noteworthy increasing trend in ET is observed in four regions: Mediterranean, Eastern Anatolia, Southeast Anatolia, and Marmara.

Table 8. MKT results for the LST data

		REGIONS						Increasing	Decreasing	
		Mediterranean	Eastern Anatolia	Southeast Anatolia	Aegean	Central Anatolia	Marmara			Black Sea
MKT (Z)	Annual Total	1.495	2.481	0.677	0.197	1.044	0.987	0.734	1	0
	Spring	0.677	1.552	0.197	0.000	0.282	-0.338	0.395	0	0
	Summer	-1.354	1.382	-0.564	-2.763	-2.172	-2.763	-2.059	0	4
	Fall	2.738	2.481	1.184	1.664	1.608	1.777	0.790	2	0
	Winter	1.721	2.143	1.466	1.552	1.410	2.285	1.834	2	0
	Increasing	1	3	0	0	0	1	0		
	Decreasing	0	0	0	1	1	1	1		

Table 9. MKT results for the ET data

		REGIONS						Increasing	Decreasing	
		Mediterranean	Eastern Anatolia	Southeast Anatolia	Aegean	Central Anatolia	Marmara			Black Sea
MKT (Z)	Annual Total	2.312	1.805	2.481	2.763	2.651	3.891	3.666	6	0
	Spring	1.241	1.635	1.523	1.128	0.592	1.579	1.579	0	0
	Summer	3.158	0.620	2.145	3.384	2.707	3.921	2.059	6	0
	Fall	0.846	-0.169	1.748	1.297	0.395	0.733	1.552	0	0
	Winter	2.369	2.312	3.303	1.805	1.748	2.030	1.579	4	0
	Increasing	3	1	3	2	2	3	2		
	Decreasing	0	0	0	0	0	0	0		

As evident in Table 10, there is a significant increasing trend in annual potential PET data in two geographic regions, namely Eastern Anatolia and the Aegean. Additionally, for spring PET data, a meaningful upward trend is identified in one geographic region, the Aegean. Similarly, in summer, there is a significant increasing trend in PET data in one geographic region, the Southeast Anatolia.

Table 10. MKT results for the PET data

		REGIONS						Increasing	Decreasing	
		Mediterranean	Eastern Anatolia	Southeast Anatolia	Aegean	Central Anatolia	Marmara			Black Sea
MKT (Z)	Annual Total	1.861	2.651	1.128	2.199	1.805	1.410	1.297	2	0
	Spring	1.466	1.128	0.480	2.143	0.902	1.523	1.184	1	0
	Summer	-0.677	1.805	2.312	-1.072	0.169	-1.015	-0.113	1	0
	Fall	1.184	0.790	-0.451	1.579	1.015	0.902	0.790	0	0
	Winter	0.733	1.128	1.072	1.861	1.466	1.748	1.184	0	0
	Increasing	0	1	1	2	0	0	0		
	Decreasing	0	0	0	0	0	0	0		

Table 11 depicts that, there is a noteworthy ascending trend in annual NDVI data across all geographical regions. In spring, an evident upward trend in NDVI is observed in all regions except for Central Anatolia. Similarly, during the summer, a significant rising trend in NDVI is noted in all regions except for Eastern Anatolia. In the autumn season, there is a meaningful increase in NDVI data in all regions except for Marmara. As for winter NDVI data, a substantial upward trend is identified in all regions except for Central Anatolia.

Table 11. MKT results for the NDVI data

		REGIONS						Increasing	Decreasing	
		Mediterranean	Eastern Anatolia	Southeast Anatolia	Aegean	Central Anatolia	Marmara			Black Sea
MKT (Z)	Annual Total	3.821	3.311	3.572	4.127	2.975	4.259	3.946	7	0
	Spring	2.819	1.988	2.750	3.361	1.901	2.537	2.247	6	0
	Summer	3.889	1.638	4.390	4.155	3.821	3.927	4.648	6	0
	Fall	3.908	2.158	3.580	3.034	2.432	1.887	3.870	6	0
	Winter	3.035	3.180	2.963	2.948	1.646	3.629	2.576	6	0
	Increasing	5	4	5	5	3	4	5		
	Decreasing	0	0	0	0	0	0	0		

Table 12. MKT results for the EVI data

		REGIONS						Increasing	Decreasing	
		Mediterranean	Eastern Anatolia	Southeast Anatolia	Aegean	Central Anatolia	Marmara			Black Sea
MKT (Z)	Annual Total	3.477	3.554	3.364	3.430	2.889	4.151	3.874	7	0
	Spring	2.289	2.036	2.507	3.083	1.682	2.450	1.666	5	0
	Summer	3.336	1.052	4.185	3.823	3.913	4.613	3.354	6	0
	Fall	4.229	2.850	3.878	2.573	2.970	1.962	3.274	7	0
	Winter	2.440	3.348	2.830	2.319	1.313	2.862	2.486	6	0
	Increasing	5	4	5	5	3	5	4		
	Decreasing	0	0	0	0	0	0	0		

As depicted in Table 12, there is a notable upward trend in annual EVI data across all geographic regions. During the spring season, a meaningful increase in EVI is observed in five geographic regions, including the Mediterranean, Eastern Anatolia, Southeast Anatolia, Aegean, and Marmara regions. In the summer, a significant rise in EVI data is noted in all regions except for Eastern Anatolia. Likewise, for autumn EVI data, there is a substantial increasing trend across all geographic regions. Regarding winter EVI data, a significant upward trend is evident in all regions except for Central Anatolia.

Table 13 shows that, there is a significant increasing trend in annual VCI data across all geographical regions. For spring VCI data, a significant increasing trend is observed in five geographic regions (Mediterranean, Eastern Anatolia, Southeast Anatolia, Aegean, and Marmara). During the summer season, a significant increasing trend in VCI data is found in all regions except for Eastern Anatolia. Similarly, for autumn VCI data, there is a significant increasing trend in all geographical regions except for Marmara. As for winter VCI data, a significant increasing trend is identified in all geographic regions.

Table 13. MKT results for the VCI data

		REGIONS						Increasing	Decreasing	
		Mediterranean	Eastern Anatolia	Southeast Anatolia	Aegean	Central Anatolia	Marmara			Black Sea
MKT (Z)	Annual Total	4.082	3.698	4.098	3.966	3.213	4.175	4.939	7	0
	Spring	2.886	2.070	2.712	3.282	1.955	2.604	1.783	5	0
	Summer	3.954	1.357	3.779	4.064	3.808	4.326	4.418	6	0
	Fall	3.932	2.012	3.724	2.827	2.635	1.640	3.915	6	0
	Winter	3.966	2.849	3.041	3.196	2.008	3.771	2.771	7	0
	Increasing	5	4	5	5	4	4	4		
	Decreasing	0	0	0	0	0	0	0		

As seen in Table 14, there is a significant increasing trend in annual FAL data in three geographic regions (Mediterranean, Aegean, and Black Sea), and a significant decreasing trend in one geographic region (Southeast Anatolia).

Table 14. MKT results for the FAL data

		REGIONS						Increasing	Decreasing	
		Mediterranean	Eastern Anatolia	Southeast Anatolia	Aegean	Central Anatolia	Marmara			Black Sea
MKT (Z)	Annual Total	3.497	-0.677	-2.312	3.609	1.917	0.508	3.891	3	1
	Increasing	1	0	0	1	0	0	1		
	Decreasing	0	0	1	0	0	0	0		

Correlation analysis was applied to precipitation, LST, ET, PET, NDVI, EVI, VCI, and FAL data obtained from the GEE platform. The correlation analysis was conducted according to Pearson's correlation method. This analysis was performed using data representing the entire Türkiye. The correlation coefficient (CC) obtained from the analysis reveals the relationship between the two data sets examined. A CC approaching 1 indicates a strong positive relationship between the data sets, approaching -1 indicates a strong negative relationship, and approaching 0 indicates no relationship between the data sets. Table 15 shows the CCs indicating the pair-wise relationships between all the factors used in the study. The strongest correlations are highlighted with red in the table.

As seen in the table, in general, the relationships between these factors are diverse and intricate. For instance, precipitation tends to have a negative correlation with LST, PET, and FAL, but a positive weak correlation with ET, NDVI, EVI, and VCI. LST, on the other hand, exhibits negative correlations with precipitation and ET, a strong positive correlation with PET, and various weak correlations with NDVI, EVI, VCI, and FAL. ET shows a negative correlation with LST and positive, albeit weak, correlations with precipitation, PET, and FAL, along with very strong correlations with NDVI, EVI, and VCI. These interconnections highlight the interdependence and complexity of environmental variables, emphasizing the need for a comprehensive understanding of the intricate relationships within ecosystems.

Table 15. CCs computed for all the factors used

	Precipitation	LST	ET	PET	NDVI	EVI	VCI	FAL
Precipitation	1							
LST	-0.03	1						
ET	0.13	-0.17	1					
PET	-0.23	0.63	0.11	1				
NDVI	0.10	0.36	0.77	0.31	1			
EVI	0.11	0.30	0.79	0.27	0.99	1		
VCI	0.11	0.28	0.81	0.32	0.96	0.95	1	
FAL	-0.31	0.27	0.11	0.24	0.35	0.32	0.37	1

4. Conclusion

The aim of this study is to examine the impacts of climate change on Türkiye through data catalogues provided by the GEE cloud-computing platform for the years between 2000 and 2022. To this aim, trend analysis was conducted on various data sets, revealing notable patterns. In Eastern Anatolia, there were significant decreases in annual precipitation and increases in annual LST. Across all regions except Eastern Anatolia, there was a significant increase in annual ET. Conversely, Eastern Anatolia and the Aegean regions showed significant increases in annual PET. Moreover, annual NDVI, EVI, and VCI demonstrated significant upward trends across all regions. Annual FAL showed noteworthy increases in the Mediterranean, Aegean, and Black Sea regions. The experiments highlighted strong correlations among ET, NDVI, EVI, and VCI, as well as a robust correlation between PET and LST.

The GEE data catalogues play a crucial role in uncovering the global implications of climate change by granting access to an extensive collection of geospatial data. These catalogues offer researchers the ability to analyse a wide range of satellite imagery, climate data, and environmental factors, facilitating in-depth examinations of lasting patterns and changes. This data-driven method enhances our comprehension of the worldwide impact of climate change, assisting scientists, policymakers, and communities in formulating precise approaches for both mitigation and adaptation.

In order to leave a healthier and more sustainable world for future generations, it has become necessary to work on combating climate change. Therefore, it is essential to increase research efforts and generate more sustainable projects to raise public awareness on this issue. While the present study delved into examining the impacts of climate change on Türkiye, specifically exploring variables such as precipitation, LST, ET, PET, NDVI, EVI, VCI, and FAL, it is essential to acknowledge certain limitations. Notably, this study did not extensively investigate other influential variables, including urbanization, alterations in water resources (such as lakes and rivers), shifts in land use, among others. This gap in the research scope serves as a limitation, emphasizing the need for future studies to broaden their focus and encompass a more comprehensive range of factors influencing climate change dynamics. By expanding the scope to include these variables, future studies may contribute to a more holistic understanding of the intricate factors at play, thereby informing more effective strategies for climate change mitigation and adaptation.

Acknowledgements

This study was derived from the B.Sc. thesis of the first author Eren Erdogan and was also supported by the 2209-A - Research Project Support Programme for Undergraduate Students of the Scientific and Technological Research Council of Türkiye (TÜBİTAK) with application no: 1919B012208802.

References

Aksay, C. S., Ketenoğlu, O., & Latif, K. (2005). Küresel Isınma ve İklim Değişikliği. *Selçuk Üniversitesi Fen Fakültesi Fen Dergisi*, 1(25), 29–41.

- Alhaji, U. U., Yusuf, A. S., Edet, C. O., Oche, C. O., & Agbo, E. P. (2018). Trend analysis of temperature in Gombe state using Mann Kendall trend test. *Journal of Scientific Research and Reports*, 20(3), 1–9. <https://doi.org/10.9734/JSRR/2018/42029>
- Başaran, N. (2021). *Orman Alanları Değişimlerinin Google Earth Engine ile İncelenmesi: Akdeniz Bölgesi Örneği* [Yüksek lisans tezi, Eskişehir Teknik Üniversitesi]. YÖK Ulusal Tez Merkezi. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>.
- Başoğlu, A., & Telatar, O. M. (2013). İklim değişikliğinin etkileri: tarım sektörü üzerine ekonometrik bir uygulama. *Karadeniz Teknik Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 6, 7–25.
- Bolch, T. (2007). Climate change and glacier retreat in northern Tien Shan (Kazakhstan/Kyrgyzstan) using remote sensing data. *Global and Planetary Change*, 56(1-2), 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2006.07.009>
- Çelik, M. A. (2016). *Bitki indeks modelleri (NDVI, EVI, VCI) kullanılarak Akdeniz bölgesinde kuraklık analizi (2000-2014)* [Doktora tezi, Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi]. YÖK Ulusal Tez Merkezi. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>.
- Dabbagh, D. K. O. (2021). *Monitoring temporal dynamics of drought phenomenon using remote sensing satellite imagery in Erbil-Iraq-Plain districts* [Doctoral dissertation, Harran University]. Council of Higher Education Thesis Center. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>.
- Demirbaş, M., & Aydın, R. (2020). 21. Yüzyılın en büyük tehdidi: küresel iklim değişikliği. *Ecological Life Sciences*, 15(4), 163–179.
- Eken, M., Ceylan, A., Taştekin, A. T., Şahin, H., & Şensoy, S. (2008). *Klimatoloji II*. DMİ Yayınları.
- El-Shirbeny, M. A., Biradar, C., Amer, K., & Paul, S. (2022). Evapotranspiration and vegetation cover classifications maps based on cloud computing at the Arab countries scale. *Earth Systems and Environment*, 6(4), 837–849. <https://doi.org/10.1007/s41748-022-00320-2>
- Hu, T., Renzullo, L. J., van Dijk, A. I., He, J., Tian, S., Xu, Z., Zhou, J., Liu, T., & Liu, Q. (2020). Monitoring agricultural drought in Australia using MTSAT-2 land surface temperature retrievals. *Remote Sensing of Environment*, 236, 111419. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111419>
- Jiang, Z., Huete, A. R., Didan, K., & Miura, T. (2008). Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sensing of Environment*, 112(10), 3833–3845. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.06.006>
- Kafes, B. (2022). *Web tabanlı google earth engine ile normalize edilmiş bitki indeksi kullanarak zaman serisi analizi* [Yüksek lisans tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi]. YÖK Ulusal Tez Merkezi. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>.
- Karmeshu, N. (2012). *Trend detection in annual temperature & precipitation using the Mann Kendall test—a case study to assess climate change on select states in the northeastern United States* [Master's thesis, University of Pennsylvania]. ScholarlyCommons. <https://repository.upenn.edu/handle/20.500.14332/40167>
- Kundu, A., & Dutta, D. (2011). Monitoring desertification risk through climate change and human interference using remote sensing and GIS techniques. *International Journal of Geomatics and Geosciences*, 2(1), 21–33.
- Molavizadeh, N. (2014). *Determination of drought conditions in Turkey between 2004 and 2013 using indices derived from remotely sensed data* [Master's thesis, İstanbul Technical University]. Council of Higher Education Thesis Center. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>.
- Namkhai, O. (2019). *Statistical Analyses of Meteorological Spatial Data: A Case of Çatalan Dam Lake Basin* [Master's thesis, Hacettepe University]. Council of Higher Education Thesis Center. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>.
- Öztürk, K. (2002). Küresel iklim değişikliği ve Türkiye'ye olası etkileri. *Gazi Üniversitesi Gazi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 22(1), 47–65.
- Sarvia, F., De Petris, S., & Borgogno-Mondino, E. (2021). Exploring climate change effects on vegetation phenology by MOD13Q1 data: The piemonte region case study in the period 2001–2019. *Agronomy*, 11(3), 555. <https://doi.org/10.3390/agronomy11030555>.
- Sediqi, M. O. (2020). *Assessment of climate change effects on flood risk by using GIS and remote sensing (Case study: Kabul, Afghanistan)* [Master's thesis, Eskişehir Technical University]. Council of Higher Education Thesis Center. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>
- Selçuk, E. B. (2021). *Küresel ısınma ve iklim değişikliğinin sıcaklık ve referans evapotranspirasyona etkisinin değerlendirilmesi: Malatya ili örneği* [Yüksek lisans tezi, İnönü Üniversitesi]. YÖK Ulusal Tez Merkezi. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>
- Şapolyo, D. (2017). *Ege bölgesi aylık sıcaklık verilerinin bölgesel ortalama mann-kendall testi ile trend analizi* [Yüksek lisans tezi, Çukurova Üniversitesi]. YÖK Ulusal Tez Merkezi. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>
- Şen, Ö. L., Bozkurt, D., Göktürk, O. M., Dündar, B., & Altürk, B. (2013, 29–30 Nisan). *Türkiye'de iklim değişikliği ve olası etkileri* [Bildiri Sunumu]. 3. Ulusal Taşkın Sempozyumu, İstanbul, Türkiye.
- Tokgöz, S. (2020). *Karadeniz bölgesinde yağış ve sıcaklık verilerinin yenilikçi şen yöntemi ile trend analizi* [Yüksek lisans tezi, Ondokuz Mayıs Üniversitesi]. YÖK Ulusal Tez Merkezi. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>

- Torres-Batló, J., Martí-Cardona, B., & Pillco-Zolá, R. (2020). Mapping evapotranspiration, vegetation and precipitation trends in the catchment of the shrinking Lake Poopó. *Remote Sensing*, 12(1), 73. <https://doi.org/10.3390/rs12010073>.
- Turan, E. S. (2018). Türkiye'nin iklim değişikliğine bağlı kuraklık durumu. *Doğal Afetler ve Çevre Dergisi*, 4(1), 63–69. <https://doi.org/10.21324/dacd.357384>.
- Earth Engine Data Catalog. (2023a, December 25). CHIRPS Daily: Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station Data (Version 2.0 Final). Retrieved December 25, 2025, from https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/UCSB-CHG_CHIRPS_DAILY
- Earth Engine Data Catalog. (2023b, December 25). MOD11A1.061 Terra Land Surface Temperature and Emissivity Daily Global 1km. Retrieved December 25, 2025, from https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/MODIS_061_MOD11A1
- Earth Engine Data Catalog. (2023c, December 25). MOD16A2.061: Terra Net Evapotranspiration 8-Day Global 500m. Retrieved December 25, 2025, from https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/MODIS_061_MOD16A2
- Earth Engine Data Catalog. (2023d, December 25). MOD13Q1.061 Terra Vegetation Indices 16-Day Global 250m. Retrieved December 25, 2025, from https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/MODIS_061_MOD13Q1
- Earth Engine Data Catalog. (2023e, December 25). Hansen Global Forest Change v1.10 (2000-2022). Retrieved December 25, 2025, from https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/UMD_hansen_global_forest_change_2022_v1_10
- Ustaoglu, B. (2009). *Türkiye'de iklim değişikliğinin fındık tarımına olası etkileri* [Doktora tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi]. YÖK Ulusal Tez Merkezi. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>
- Yıldız, M. C. (2022). *Yer yüzeyi sıcaklığının farklı yöntemler kullanılarak google earth engine platformunda elde edilmesi ve değerlendirilmesi* [Yüksek lisans tezi, Afyon Kocatepe Üniversitesi]. YÖK Ulusal Tez Merkezi. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>
- Zambrano, F., Lillo-Saavedra, M., Verbist, K., & Lagos, O. (2016). Sixteen years of agricultural drought assessment of the BioBío region in Chile using a 250 m resolution Vegetation Condition Index (VCI). *Remote Sensing*, 8(6), 530. <https://doi.org/10.3390/rs8060530>.
- Zhao, X., Xia, H., Pan, L., Song, H., Niu, W., Wang, R., Li, R., Bian, X., Guo, Y., & Qin, Y. (2021). Drought monitoring over Yellow River basin from 2003–2019 using reconstructed MODIS land surface temperature in Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 13(18), 3748. <https://doi.org/10.3390/rs13183748>.

Geometrik Cebir: Etkin Bir Modelleme ve Analiz Yaklaşımı

Geometric Algebra: An Effective Modelling and Analysis Approach

Sedat Doğan^{1*} 

¹Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Harita Mühendisliği Bölümü 55200, Samsun/Türkiye.

ARAŞTIRMA MAKALESİ

*Sorumlu yazar:

Sedat Doğan
sedatdo@omu.edu.tr

doi: 10.48123/rsgis.1415971

Yayın süreci

Geliş tarihi: 07.01.2024

Kabul tarihi: 27.02.2024

Basım tarihi: 28.03.2024

Özet

Bu makalede, iç ve dış çarpım işlemlerini ve bunların tanımladığı iç ve dış çarpım uzaylarının birleştirilmesine olanak sağlayan yeni bir geometri ve bu geometrinin kuruluşunu sağlayan cebir anlatılmıştır. Geometrik cebir adı verilen bu yeni yaklaşım, Clifford cebri olarak da anılmaktadır. Kuaternionlardan daha etkili dönme özellikleri ve tensörlerden daha kolay anlaşılır yapısı ile geometrik cebirin mühendislik alanlarında büyük yenilikler getireceği değerlendirilmektedir. Bu yapının kolay anlaşılabilmesi için gerekli olan ilk kurucu aksiyomların anlaşılması ve bunlarla cebirin nasıl bir düşünce yapısı ile kurulduğunun ortaya konması gerekir. Bu makalede, bu ilk kurucu aksiyomlar ele alınmış ve cebirin kuruluşu anlatılmıştır. Bir kez cebir oluşturulunca, bu cebri daha üst boyutlara genellemek mümkündür. Klasik cebrik yapılarla anlaşılması güç hatta kimi zaman olanaksız olan üst boyutlardaki bazı ilişkilerin açıklanması geometrik cebir ile kolaylaşmaktadır. Örneğin projektif geometri 4-boyutlu geometrik cebrik uzayla, konformal geometri 5-boyutlu geometrik cebrik uzayla kurulabilmekte ve bu uzaylardaki tüm ilişkiler ifade edilebilmektedir. Makale bu konulara girilmeden, geometrik cebirin tanıtılmasını, aksiyomlarla cebirin kuruluşunu ve bu sayede temel mantığının kolay anlaşılmasını amaçlamıştır.

Anahtar kelimeler: Geometrik cebir, Clifford cebri, Grassmann

Abstract

In this paper algebraic construction of a novel geometry, which unifies inner and outer product spaces, as well as inner and outer product operations have been explained. This novel approach is called geometric algebra and also referred as Clifford algebra in the literature. It is expected that geometric algebra will bring novelties to engineering fields with its more effective rotation properties than quaternions and easier structures than tensor algebra. For easy understanding of the structures of the geometric algebra, its first constructive axioms and their use for constructing the algebra, should be clearly understood. In this paper, those constructive axioms are defined and explained how to use them to construct the geometric algebra. Once the algebra is constructed, it is straight to generalize it to upper dimensional spaces. With geometric algebra, it is easier to explain geometric relationships in the upper dimensions than classical algebras, also in situations that the classical approaches are insufficient. For example, the projective geometry can deeply be analyzed by compact structure of the geometric algebra in 4-dimensional algebraic space. In 5-dimensional geometric algebraic space, analysis of the conformal geometry is very effective. The paper aims at introducing geometric algebra with its constructive first axioms and explain the construction of the geometry in a tractable manner.

Keywords: Geometric algebra, Clifford algebra, Grassmann

1. Giriş

1844 yılında Hamilton, kuaternionlar adını verdiği ve karmaşık sayıları 3-boyutlu uzaya genelleme yoluyla elde ettiği keşfini yayımlamıştır. Grassmann, geliştirdiği yeni geometrik operasyonları yayımlamış ve bu operasyonlarla tanımladığı orijinal bir geometriyi önermiştir (Grassman, 1844). Bu yayınında, mevcut geometriyi genişletmiş, bunun için de "dış çarpım" adında yeni bir cebrik çarpma işlemi önermiştir. Bu "genişletme" kavramının Euclides de farkındaydı: İki uzunluğun çarpımının bir alanı, bir uzunlukla bir alanın çarpımının bir hacmi veya bu şekilde devam edildiğinde daha üst boyutlu geometrik nesnelere üretilmesi gerektiğini o da düşünmüştü (Vince, 2009; Dorst vd., 2010).

Grassmann, kendi geometrik hesabının detaylı bir şekilde tanımını yapmış ancak bunu yaparken, vektör analizi, vektörlerin toplanması, çıkarılması, çarpılması ve vektör türevleri gibi konulardaki yeni düşüncelerini, kendisinin inandığı saf düşünce ve varlık felsefesi ile tanımlamak istemesi nedeniyle anlaşılması güç bir yaklaşım ortaya koymuştur. 1864'de Grassmann, bu ilk yaklaşımına ek olarak yeni bir kitap yazmıştır ama o dönemlerde düşünceleri yine de yeterince anlayamamıştır (Hestenes & Sobczyk, 2012).

Clifford (1845-1879), Grassmann'ın parlak fikirlerini o zamanlarda anlayan tek kişi olmuş ve bu fikirleri formel (biçimsel) mantık (formal logic) diliyle ifade etmeyi başarmış ve bugün "geometrik cebir" olarak adlandırılan cebri formel (biçimsel) olarak ortaya koymuştur. Maalesef o dönemlerde Gibbs'in vektör cebri daha kolay anlaşıldığından, yaklaşık 100 yıl boyunca geometrik cebir unutulmuş ve kimsenin dikkatini çekmemiştir.

Geometrik cebir, anlaşılması çok zor kavramlar içeren ve bunun için grup teorisi, küme teorisi, matematiksel mantık, sayılar teorisi vb. birçok konuda kavrayış zenginliği gerektiren bir cebirdir. Geometrik cebir konusunun hangi ihtiyaçtan veya arayıştan ortaya çıktığını ve bunun alışlagelmiş yaklaşımlardan farklı yapısına ikna olma gücünü açıklamaya çalışmak ise çok farklı bir tartışmayı gerektiren içeriklerle dolu bir konudur. Konunun bu denli geniş olması, geometrik cebirin basitçe tanımlanmasını zorlaştırır. Bazı kaynaklar geometrik cebri sadece üst uzayları oluşturan bir cebir olarak veya geometriyi koordinatlardan bağımsız bir cebir haline dönüştüren bir yöntem olarak tanımlamaktadır. Bu tanımlar doğrudur ancak, geometrik cebir bu özelliklerden çok daha fazlasına sahiptir. Geometrik cebir, aynı zamanda bilimde "birleştirme/unification" olarak adlandırılan bir birleştirme teorisidir (Hestenes, 2003). Gerçekte aynı doğaya sahip olduğu izlenimi veren ancak hesaplamalarda farklı formel yapılar ve düşünme biçimleriyle yorumlanan olaylar, aynı formel yapıya sahip tek bir bakış açısıyla ifade edilebilmelidir. Örneğin klasik mekanik ve kuantum fiziği aynı evrenin/doğanın davranış biçimleri iken, her birisi için kullanılan matematik modeller ve bunların fiziksel yorumları ayrı ayrı ele alınmaktadır. Bunların tek bir tane ve aynı modelle ifade edilmesi işi bir "birleştirme" işidir. Einstein'ın uzay ve zamanı birleştiren özel görelilik yasası, kütle çekimi ile zamanı ve enerjiyi birleştiren genel görelilik yasası çok başarılı birleştirmelerdir. Maxwell'in elektrik ve manyetik alanları birleştirme çabası da iyi bir örnektir. Her ne kadar Maxwell elektrik ve manyetik alanları denklem sistemiyle ifade etmiş olsa da, bunları bir tek denklemle birleştirmeyi başaramamıştır. Geometrik cebir ile bunu başarmak mümkündür (Hestenes, 2003). Bu birleştirme bakış açısına göre geometrik cebir, iç çarpım ve dış çarpım işlemlerini ve bunların vektör uzaylarında temsil ettikleri büyüklükler ve o büyüklüklerin ait olduğu geometrik yapıları birleştiren bir cebirdir. Bu birleştirme, reel sayılarla sanal/imaginer sayıları birleştiren karmaşık sayılar teorisinin yaptığı birleştirmeye benzer. Sanki elma ile armudu bir araya getiren, her ne kadar elma ile armut toplanmasa da bunların ikisini birlikte yeni bir yapıymış gibi ele alıp yorumlamamızı sağlayan ve yeni özelliklerini ortaya çıkaran bir sürecin yaptığını yapar geometrik cebir.

Geometrik cebir, vektör cebrine alternatif bir cebrik yapıdır (Perwass, 2009). Bu yapıda; uzunluklar, alanlar, hacimler ve hiper-hacimler bir büyüklük ve bir de yönelime sahip yapılar olarak düşünülür. Her cebrik yapının temelinde, kendiliğinden apaçık ilkelere oluşan bir aksiyom kümesi vardır. Cebir bu ilk aksiyomlardan başlanarak ve bunlarla tutarlı bir şekilde yol alınarak oluşturulur. Aynı yöntem, geometrik cebir için de geçerlidir. Cebirsel yapıların temel aksiyomları, ilk olarak polinom denklemlerinin tamsayı katsayılarının çözümlerinin araştırılması amacıyla ortaya konan grup teorisi aksiyomlarıyla tanımlanır (Grove, 2002). Bu makalede, soyut cebirin temel grup, halka, alan vb. aksiyomlarının bilindiği varsayılarak geometrik cebirin oluşturulması anlatılacaktır. Sonraki bölümde, geometrik cebri oluşturan geometrik çarpım ilişkisi, temel aksiyomlarla birlikte anlatılmaktadır.

2. Geometrik Çarpım

1884'de Grassmann, kendisinin genişletme teorisinde üç vektörün çarpımı ile ilgili üç ayrı çarpma işlemi tanımlamıştır: iç çarpım, dış çarpım ve belirsiz çarpım (Grassmann, 1844).

İdeal dünyada, vektör çarpımları uzaydan bağımsız olmalıdır. Yani çarpımlar 2-boyutlu vektörlere de uygulanabilmelidir n-boyutlu vektörlere de. Ancak klasik vektör cebirinde durum böyle değildir. Örneğin vektörlerin çapraz/vektörel çarpımları sadece 3-boyutlu uzay için tanımlı ve anlamlıdır. Vektörel çarpım 3-boyutlu uzayda çok iyi çalışsa da 2, 4 veya daha üst boyutlu uzaylarda tanımlı ve anlamlı değildir. 4-boyutlu uzayda anlamsızdır çünkü tanımındaki sağ el kuralı, 4-boyutlu uzayda bir elin nasıl olacağını bilmediğimizden anlamsızdır.

Çarpma/toplama işlemi tanımlanmadan önce, bu işlemi oluşturacak aksiyomların var olması gerekir. Bu aksiyomlar, çarpmanın hangi kurullarla yapılacağını ifade eder. Yukarıda ifade edilen sağ el kuralı, çarpımın sonucunda elde edilecek sonuç vektörünün yönünü belirlediğinden ve bu yönün de cebrik olarak çarpılan vektörlerin çarpım sırasına bağlı olmasından dolayı, çarpımın değişme özelliğine yoğunlaşmak mantıklıdır. Diğer taraftan, ilk aksiyomlar oldukça minimum sayıda olmalıdır.

Aşağıdaki aksiyomların ilk ikisi, vektörlerin birbiriyle nasıl etkileşime gireceğini ifade eder (Vince, 2009; Hestenes & Sobczyk, 2012; Vince, 2008).

1. Aksiyom: Birleşme özelliği $\mathbf{a}(\mathbf{bc}) = (\mathbf{ab})\mathbf{c}$

2. Aksiyom: Soldan ve sağdan dağılma özelliği $\mathbf{a}(\mathbf{b} + \mathbf{c}) = \mathbf{ab} + \mathbf{ac}$ ve $(\mathbf{b} + \mathbf{c})\mathbf{a} = \mathbf{ba} + \mathbf{ca}$

Sonraki dört aksiyom ise vektörlerin skaler büyüklükler ile nasıl etkileştiğini ifade eder:

3. Aksiyom: $(\lambda\mathbf{a})\mathbf{b} = \lambda(\mathbf{ab}) = \lambda\mathbf{ab}$, $(\lambda \in \mathcal{R})$

4. Aksiyom: $\lambda\varepsilon\mathbf{a} = (\lambda\varepsilon)\mathbf{a}$, $(\lambda, \varepsilon \in \mathcal{R})$

5. Aksiyom: $\lambda(\mathbf{a} + \mathbf{b}) = \lambda\mathbf{a} + \lambda\mathbf{b}$, $(\lambda \in \mathcal{R})$

6. Aksiyom: $(\lambda + \varepsilon)\mathbf{a} = \lambda\mathbf{a} + \varepsilon\mathbf{a}$, $(\lambda, \varepsilon \in \mathcal{R})$

7. Aksiyom: $\mathbf{a}^2 = |\mathbf{a}|^2$

8. Aksiyom: $\mathbf{e}_i\mathbf{e}_j = -\mathbf{e}_j\mathbf{e}_i$ (gösterim kolaylığı bakımından $\mathbf{e}_i\mathbf{e}_j = \mathbf{e}_{ij}$ şeklinde yazalım.)

Yukarıdaki aksiyomlardan başlayarak, bir vektör uzayının cebirinin ilginç bir yapıya dönüştüğünü gösterebiliriz. Bunun için \mathcal{R}^3 vektör uzayı ile bu aksiyomlarla tanımlanan geometrik çarpma işlemi iki vektöre uygulayalım. \mathcal{R}^3 'ün üç ortogonal çatı/temel vektörü $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3$ olsun. Klasik vektör cebirine göre $\|\mathbf{e}_1\| = \|\mathbf{e}_2\| = \|\mathbf{e}_3\| = 1$ ve $\mathbf{e}_1 \cdot \mathbf{e}_2 = \mathbf{e}_2 \cdot \mathbf{e}_3 = \mathbf{e}_3 \cdot \mathbf{e}_1 = 0$ olur. Burada $(.)$ sembolü, vektörlerin skaler ya da noktalı çarpımını göstermektedir. Herhangi bir vektör, bu çatı vektörlerin lineer kombinasyonu şeklinde tek anlamlı ifade edilebilir. Buna göre, $\mathbf{a}, \mathbf{b} \in \mathcal{R}^3$ iki vektör olsun. Bu vektörler, çatı vektörlerin lineer kombinasyonu ile

$$\begin{aligned}\mathbf{a} &= a_1\mathbf{e}_1 + a_2\mathbf{e}_2 + a_3\mathbf{e}_3 \\ \mathbf{b} &= b_1\mathbf{e}_1 + b_2\mathbf{e}_2 + b_3\mathbf{e}_3\end{aligned}\quad (1)$$

şeklinde ifade edilir. \mathbf{a} ve \mathbf{b} vektörleri \mathbf{ab} ikilisi (dyadic) şeklinde aksiyomlara göre çarpılırsa aşağıdaki çarpma işlemi elde edilir.

$$\begin{aligned}\mathbf{ab} &= (a_1\mathbf{e}_1 + a_2\mathbf{e}_2 + a_3\mathbf{e}_3)(b_1\mathbf{e}_1 + b_2\mathbf{e}_2 + b_3\mathbf{e}_3) \\ &= a_1b_1\mathbf{e}_1\mathbf{e}_1 + a_1b_2\mathbf{e}_1\mathbf{e}_2 + a_1b_3\mathbf{e}_1\mathbf{e}_3 + a_2b_1\mathbf{e}_2\mathbf{e}_1 + a_2b_2\mathbf{e}_2\mathbf{e}_2 + a_2b_3\mathbf{e}_2\mathbf{e}_3 + a_3b_1\mathbf{e}_3\mathbf{e}_1 + a_3b_2\mathbf{e}_3\mathbf{e}_2 + a_3b_3\mathbf{e}_3\mathbf{e}_3\end{aligned}\quad (2a)$$

Bu aşamada, yukarıdaki çarpımı klasik vektör cebriyle eşdeğer yapacak bir geçici ek aksiyom koyalım.

Geçici Aksiyom: $\mathbf{e}_1\mathbf{e}_2 = \mathbf{e}_3, \mathbf{e}_2\mathbf{e}_3 = \mathbf{e}_1, \mathbf{e}_3\mathbf{e}_1 = \mathbf{e}_2$

Çatı vektörlerin normları bir olduğundan (7.) aksiyoma göre $\mathbf{e}_i\mathbf{e}_i = \mathbf{e}_i^2 = |\mathbf{e}_i|^2 = 1$ ve çatı ortogonal olduğu için de skaler çarpımları $\mathbf{e}_i \cdot \mathbf{e}_j = 0$ ($i \neq j$) olacağı için (2a) bağıntısı aşağıdaki gibi sadeleşir.

$$\mathbf{ab} = (a_1b_1 + a_2b_2 + a_3b_3) + a_1b_2\mathbf{e}_{12} + a_1b_3\mathbf{e}_{13} + a_2b_1\mathbf{e}_{21} + a_2b_3\mathbf{e}_{23} + a_3b_1\mathbf{e}_{31} + a_3b_2\mathbf{e}_{32}\quad (2b)$$

Bu ifadeye ayrıca (8.) aksiyomu da uygularsak,

$$\mathbf{ab} = (a_1b_1 + a_2b_2 + a_3b_3) + a_1b_2\mathbf{e}_{12} - a_1b_3\mathbf{e}_{31} - a_2b_1\mathbf{e}_{12} + a_2b_3\mathbf{e}_{23} + a_3b_1\mathbf{e}_{31} - a_3b_2\mathbf{e}_{23}\quad (2c)$$

elde edilir. Bu son ifade, ilk aksiyomlarla tanımlanan \mathcal{R}^3 vektör uzayının geometrik cebirdeki geometrik çarpımıdır. Geometrik cebri vektör cebirinden ayırmak için sembolik olarak $\mathcal{G}(\mathcal{R}^3)$ şeklinde veya kısaca \mathcal{G}_3 şeklinde gösterebiliriz (Perwass, 2009). Bu gösterimin anlamı şudur: n-boyutlu bir \mathcal{R}^n vektör uzayının geometrik cebri/geometrik cebir uzayı $\mathcal{G}(\mathcal{R}^n) \equiv \mathcal{G}_n$ 'dir. Artık $\mathcal{G}(\mathcal{R}^n)$ ile \mathcal{R}^n aynı değil iki farklı cebrik uzaydır. İlki geometrik cebrik uzay, ikincisi vektör cebri uzayı (vektör uzayı)'dir. (2c) bağıntısına bakılırsa, parantez içerisindeki toplama ifadesinin bir skaler sayıya eşit olduğu ve bu skaler sayının da \mathbf{a} ve \mathbf{b} vektörlerinin $\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}$ skaler çarpımını ifade ettiği açıktır. O zaman;

$$\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} = (a_1b_1 + a_2b_2 + a_3b_3) = \|\mathbf{a}\| \cdot \|\mathbf{b}\| \cdot \cos \theta_{ab}\quad (3)$$

yazabiliriz. (2c)'nin geriye kalan terimlerini yorumlamak için geçici aksiyomu (2c) bağıntısına uygularsak, \mathcal{G}_3 ile \mathcal{R}^3 arasındaki ilişkiyi görebiliriz. Geçici aksiyom aslında \mathcal{R}^3 vektör uzayında tanımlı olan vektörel/çapraz çarpım tanımının geometrik çarpımla ifadesinden başka bir şey değildir. Geçici aksiyom uygulandığında, (2c) 'nin kalan terimleri,

$$\begin{aligned} a_1 b_2 e_{12} - a_1 b_3 e_{31} - a_2 b_1 e_{12} + a_2 b_3 e_{23} + a_3 b_1 e_{31} - a_3 b_2 e_{23} &= \\ a_1 b_2 e_3 - a_1 b_3 e_2 - a_2 b_1 e_3 + a_2 b_3 e_1 + a_3 b_1 e_2 - a_3 b_2 e_1 &= \\ (a_2 b_3 - a_3 b_2) e_1 + (a_3 b_1 - a_1 b_3) e_2 + (a_1 b_2 - a_2 b_1) e_3 &= \mathbf{a} \times \mathbf{b} \\ &= \|\mathbf{a}\| \cdot \|\mathbf{b}\| \cdot \sin \theta_{ab} \end{aligned} \quad (4)$$

elde edilir. Bu ifade görüldüğü gibi \mathbf{a} ve \mathbf{b} vektörlerinin taradığı paralelkenarın alanına eşit büyüklükteki vektörel çarpım vektörü (aksiyal vektör)'dür. Başka bir ifadeyle, eğer geçici aksiyom da cebir içinkurucu aksiyom olarak kabul edilseydi, (2) bağıntılarında verilen iki tane 3-boyutlu vektörün geometrik çarpımı aşağıdaki gibi olurdu:

$$\mathbf{ab} = \mathbf{a} \cdot \mathbf{b} + \mathbf{a} \times \mathbf{b} \quad (5)$$

Bu durumda, (5) bağıntısındaki $\mathbf{a} \times \mathbf{b}$ ifadesi klasik vektörel çarpım olurdu ve bu ifade sadece \mathcal{R}^3 vektör uzayında geçerli olurdu. Ancak buradan anlaşılması gereken şey, ikinci ifadenin vektörel çarpımla ilişkili olduğunu görmektir. Geometrik cebirde geçici aksiyom yoktur (Vince, 2009). Bu geçici aksiyom olmadığında (5) bağıntısı aşağıdaki gibi gösterilebilir ve bu gösterimde ikinci terimin hala vektörel çarpımı andıran bir role sahip olduğunu söylememiz gerekir. Geçici aksiyom olmadığında geometrik çarpım,

$$\mathbf{ab} = \mathbf{a} \cdot \mathbf{b} + \mathbf{a} \wedge \mathbf{b} \quad (6)$$

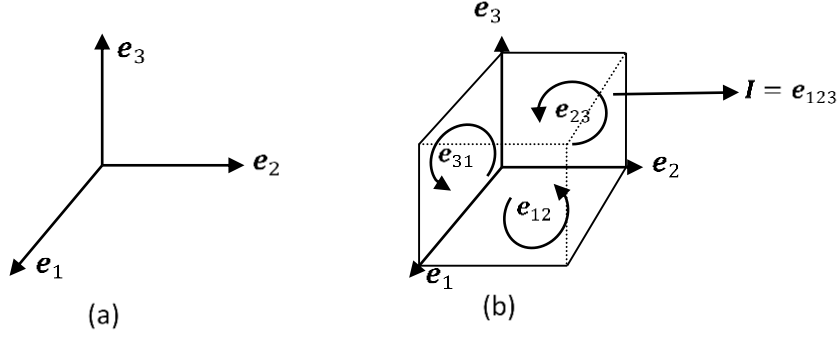
şeklinde gösterilir. Burada \wedge sembolü (wedge) sembolü olarak adlandırılır ve bu sembolle gösterilen çarpıma da *dış çarpım* adı verilir. Burada (6) bağıntısıyla verilen geometrik çarpımın bir skaler çarpım (iç çarpım) ve bir de dış çarpım terimlerinden oluştuğunu ve bu sayede geometrik çarpımın iç ve dış çarpımları birleştiren yeni bir cebrik çarpım olduğunu vurgulamak gerekir. $\mathbf{a} \wedge \mathbf{b}$ dış çarpımı $\mathbf{a}, \mathbf{b} \in \mathcal{R}^3$ vektörlerinin oluşturduğu düzlemi ifade eder ve büyüklüğü de (4) bağıntısında gösterildiği gibi, bu iki vektörün oluşturduğu paralelkenarın alanına eşittir. Bu yeni bir elemandır ancak bu yeni eleman \mathcal{R}^3 vektör uzayının değil \mathcal{G}_3 geometrik uzayının elemanıdır deriz. Bu yeni \mathcal{G}_3 elemanı, iki vektörden oluştuğu için buna *bivektör (ikivektör veya grade2-vector)* adı verilir (Vince, 2009; Hestenes & Sobczyk, 2012; Perwass, 2009; Vince, 2008; Artin, 2016).

\mathcal{R}^3 vektör uzayının temel vektörlerinin üçünün geometrik çarpımı da mümkündür. Bu geometrik çarpım aşağıdaki gibi olur:

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_1 \mathbf{e}_2 \mathbf{e}_3 &= (\mathbf{e}_1 \mathbf{e}_2) \mathbf{e}_3 = (\mathbf{e}_1 \cdot \mathbf{e}_2 + \mathbf{e}_1 \wedge \mathbf{e}_2) \mathbf{e}_3 = (\mathbf{e}_1 \wedge \mathbf{e}_2) \mathbf{e}_3 = (\mathbf{e}_1 \wedge \mathbf{e}_2) \cdot \mathbf{e}_3 + \mathbf{e}_1 \wedge \mathbf{e}_2 \wedge \mathbf{e}_3 \\ &= (\mathbf{e}_1 \cdot \mathbf{e}_3) \wedge (\mathbf{e}_2 \cdot \mathbf{e}_3) + \mathbf{e}_1 \wedge \mathbf{e}_2 \wedge \mathbf{e}_3 = \mathbf{e}_1 \wedge \mathbf{e}_2 \wedge \mathbf{e}_3 \end{aligned} \quad (7)$$

Bu son bağıntı, $\mathbf{e}_i \cdot \mathbf{e}_j = 0$ ($i \neq j$) olduğu yani ortogonal vektörlerin skaler çarpımlarının sıfır olduğu gerçeği, birleşme ve dağılma özellikleri aksiyomları (6) bağıntısındaki geometrik çarpım tanımına uygulanarak elde edilmiştir. (7) bağıntısı, $\mathbf{e}_1 \mathbf{e}_2 \mathbf{e}_3 = \mathbf{e}_1 \wedge \mathbf{e}_2 \wedge \mathbf{e}_3 = \mathbf{e}_{123}$ olduğunu gösterir. Yani, ortogonal vektörlerin geometrik çarpımları, bunların dış çarpımlarına eşit olur. Çünkü iç çarpımları sıfırdır. (7) bağıntısında elde edilen $\mathbf{e}_{123} = \mathbf{e}_1 \wedge \mathbf{e}_2 \wedge \mathbf{e}_3$ ifadesi, yeni bir elemandır. Bu yeni eleman, üç tane vektörden oluşan bir hacim elemanı olduğu için buna "*trivektör/üç-vektör veya grade 3 vektör*" adı verilir. Bu trivektör, $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3$ temel çatı vektörlerinin oluşturduğu birim hacme eşit büyüklüğe ve saatin tersi yönünde bir yönelime sahip bir temel çatı hacim elemanıdır. Bu aşamada, \mathcal{R}^3 'ün üç tane çatı vektörüne geometrik çarpım uygulandığında, sonuç olarak şu elemanların elde edilebileceğini, başka olasılıkların bulunmadığını söyleyebiliriz: $\mathcal{G}_3 = \{\alpha, \mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3, \mathbf{e}_{12}, \mathbf{e}_{23}, \mathbf{e}_{31}, \mathbf{e}_{123}\}$. Burada $\alpha \in \mathcal{R}$ şeklinde skaler bir sayıdır. Bu kümeye, \mathcal{G}_3 *cebrik uzayının temel/çatı elemanları* denir. Buradan şunu da not etmek yerindedir. 3-boyutlu \mathcal{R}^3 vektör uzayının \mathcal{G}_3 cebirinin toplam $2^3=8$ tane çatı elemanı vardır. Benzer şekilde 2-boyutlu \mathcal{R}^2 vektör uzayının \mathcal{G}_2 cebirinin toplam $2^2=4$ tane çatı elemanı vardır. Yani $\mathcal{G}_2 = \{\alpha, \mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_{12}\}$ şeklindedir.

Aynı kural daha üst ve alt boyutlara genelleştirilebilir. İlerleyen bölümde, geometrik cebir uzayının en yüksek düzeyli elemanının ilginç özelliklerini göstereceğiz. Şekil 1'de, \mathcal{R}^3 ve \mathcal{G}_3 'ün çatı elemanları gösterilmiştir (Vince, 2008; Vince, 2009).



Şekil 1: a) \mathcal{R}^3 vektör uzayının çatısı, b) \mathcal{G}_3 cebrik uzayının çatısı
Her iki uzayda da orijin noktası, skaler sayıların çatısıdır (sıfır/null alt uzayı)

$$\begin{aligned} e_{12} &= e_1 \wedge e_2, e_{23} = e_2 \wedge e_3, e_{31} = e_3 \wedge e_1, \\ I &= e_{123} = e_1 \wedge e_2 \wedge e_3. \end{aligned}$$

Şekil 1b'ye dikkat edilirse, geometrik çarpım anti-commutative değişme özelliğine sahiptir. Yani $e_{ij} = -e_{ji}$ olduğu için temel bivektörlerin dış çarpım sırası önemlidir. Saat ibresinin tersi yönü pozitif yön olarak alınır.

3. Geometrik Cebirin Temel Özellikleri

Bu bölümde, geometrik cebirin ilginç özellikleri özetle ele alınacaktır. En önemli özelliklerinden birisi, skaler sayıları, vektörleri, bivektörleri, trivektörleri, vb. lineer toplam şeklinde toplayarak "*multivector/çoklu vektör*" adı verilen yapıyı oluşturmasıdır. Bir çoklu vektör, herhangi bir cebir elemanı gibi cebrik işlemlere sokulup işlenebilir. Geometrik cebirin bir başka özelliği ise bivektörlerin ve trivektörlerin sanal sayı gibi davranmalarıdır. Bu özellik sayesinde geometrik cebrik uzaylara, karmaşık düzlemin üst uzaylara genelleştirilmiş hali olarak bakılabilir. Bu konuların anlaşılabilmesi için düzeyler (grades) ve sahte sayılar (pseudoscalars) kavramlarını incelemek gerekir.

3.1. Düzeyler (Grades) ve Sahte Sayılar (Pseudoscalars)

Geometrik cebirde cebrik elemanlar, düzeylerine (veya derecelerine/grade'lerine) göre şöyle adlandırılırlar: Skaler sayılar grade-0, vektörler grade-1, bivektörler grade-2, trivektörler grade-3 vb. şekilde adlandırılırlar. Farklı düzeylerdeki elemanların toplamından oluşan cebrik elemanlara ise *çoklu-vektör/multivector* denir (Vince, 2009; Perwass, 2009; Vince, 2008; Bayro-Corrochano & Scheuermann, 2010; Kanatani, 2015). Geometrik cebir gibi farklı düzey hiyerarşisine sahip cebirlerde cebirin en yüksek düzeyli elemanına *sahte sayı/sahte skaler/pseudoscalar* adı verilir. Buna göre \mathcal{G}_2 'nin sahte skaleri e_{12} , \mathcal{G}_3 'ün sahte skaleri e_{123} , \mathcal{G}_4 'ün ki e_{1234} olur ve daha üst boyutlar için de aynı kural geçerlidir.

Bir cebrik ifade, aşağıdaki gibi farklı düzeyli elemanların toplamından oluşan bir çoklu-vektördür:

$$A = 5 + 3e_1 + 4e_2 - 5e_{12} + 7e_{123} \quad (8)$$

Böyle bir ifadeden, istenen düzeydeki elemanları seçmek için $\langle A \rangle_{\text{düzey}}$ şeklinde bir operatör tanımlayabiliriz. Burada *düzey*, seçilecek terimin düzeyi/grade'idir. (8) bağıntısını ele alırsak $\langle A \rangle_0 = 5$, $\langle A \rangle_1 = 3e_1 + 4e_2$, $\langle A \rangle_2 = 5e_{12}$, $\langle A \rangle_3 = 7e_{123}$ olur. İki tane grade-1 elemanın iç çarpımı grade-0 yani skaler üretir. Dış çarpımları ise grade-2 eleman üretir. Başka bir ifadeyle, iki tane grade-n elemanın iç çarpımı bunları grade-(n-1) elemana, dış çarpımı ise grade-(n+1) elemana çevirir. Buna göre iç çarpım "*düzey azaltıcı işlem*", dış çarpım ise "*düzey arttırıcı işlem*" deriz. Bu özellik tüm düzeyler için geçerlidir.

3.2. Çoklu-vektörler (Multivectors)

Farklı düzeylerden elemanların kombinasyonuna/toplamına "*çoklu-vektör/multivector*" denir. Herhangi düzeye sahip bir tane eleman da çoklu-vektör olabileceği gibi, iki ya da daha fazla düzeyli elemanların toplamı da bir çoklu-vektördür. **A** ve **B** gibi iki çoklu-vektör için **A+B**, **A-B**, **AB** ve **A/B** şeklinde sırasıyla toplama, çıkarma, çarpma ve bölme işlemleri yapılabilir. Bunun için temel aksiyomları uygulamak yeterlidir.

Ancak bölme için ters/inverse hesabı gerekir ve bunu sonraki bölümlerde tanımlayacağız. Bir örnek olarak $A = 3 + e_1 + 2e_2 + 5e_{12}$ ve $B = 1 + 2e_1 + 2e_2 + 6e_{12}$ iki çoklu-vektör olsun. Buna göre bu ikisinin toplamı,

$$A + B = 4 + 3e_1 + 4e_2 + 11e_{12} \quad (9)$$

şeklinde, cebrik toplama işlemi yapılarak elde edilir. AB geometrik çarpımı ise;

$$\begin{aligned} AB &= (3 + e_1 + 2e_2 + 5e_{12})(1 + 2e_1 + 2e_2 + 6e_{12}) \\ &= 3 + 6e_1 + 6e_2 + 18e_{12} + e_1 + 2e_{11} + 2e_{12} + 6e_{112} + \\ &\quad 2e_2 + 4e_{21} + 4e_{22} + 12e_{212} + 5e_{12} + 10e_{121} + 10e_{122} + 30e_{1212} \\ &= 3 + 6e_1 + 6e_2 + 18e_{12} + e_1 + 2 + 2e_{12} + 6e_2 + 2e_2 - 4e_{12} + 4 - 12e_1 + 5e_{12} - 10e_2 + 10e_1 - 30 \\ &= -21 + 5e_1 + 4e_2 + 21e_{12} \end{aligned} \quad (10)$$

elde edilir. (10) bağıntısında işlemler, aksiyomlara göre yapılmıştır. Örneğin, $e_{112} = e_1e_1e_2 = e_{11}e_2 = e_2$ 'dir. $e_{212} = -e_{221} = -e_1$ vb. olur. Burada görüldüğü gibi çoklu-vektörlerle her türlü işlem yapılabilir.

3.3. Ters Çevirme (Reversion) İşlemi

Geometrik cebirin, elemanların işlem sırasına duyarlı olduğunu biliyoruz. Bu özellikle ilgili yararlı bir operatör tanımlanabilir. Cebrik işlem sırasını değiştiren ters çevirme (reverse) operatörü $'\dagger'$ (dagger) sembolü veya $'\sim'$ (tilde) sembolü ile gösterilir (Vince, 2008; Vince, 2009). $A = ab$ şeklinde iki vektörün çarpılması işlemine reverse operatörü uygulanırsa,

$$A^\dagger = ba \quad (11)$$

olur. Bu işlem, $\tilde{A} = ba$ şeklinde de yazılabilir. Her iki gösterim de literatürde kullanılır. Skaler elemanlar ve vektörler reverse işleminden etkilenmez. Bi-vektörler ve tri-vektörler işaret değiştirirler. Örneğin,

$$(e_1e_2e_3)^\dagger = e_{123}^\dagger = e_3e_2e_1 = e_{321} = -e_{123} \quad (12)$$

Grade-4 ve grade-5 elemanlar işaret değiştirmezler. Örneğin;

$$(e_1e_2e_3e_4)^\dagger = e_{1234}^\dagger = -e_{1243} = e_{1423} = -e_{4123} = e_{4132} = -e_{4312} = e_{4321} = e_{1234} \quad (13)$$

olur. (13) bağıntısında görüldüğü gibi, $e_{ijkl\dots}$ ifadesinde, herhangi bir tane indis bir sola ya da bir sağa kaydırıldığında işaret değişir. $e_{ijkl\dots} = -e_{jikl\dots}$ gibi. Bu durum, anti-komütatif değişme özelliği nedeniyle böyledir ve bu kuralın tensör cebri kurallarıyla aynı olduğu görülmektedir. Buna göre kolaylık olması için işaretin ne olacağını belirleyen bir formül yazılabilir. Bir elemanın düzeyi k ise (yani eleman grade- k elemanı ise),

$$(e_k)^\dagger = (-1)^{\frac{k(k-1)}{2}} e_k \quad (14)$$

Şeklinde reverse işleminin sonucunun işaretini kolayca bulabiliriz.

3.4. Bir Çoklu-vektörün Tersisi

Bir A çoklu-vektörünün tersi/inversi $A^{-1}A = AA^{-1} = 1$ şeklinde tanımlanır. $A^{-1}A$ ifadesinde ters çoklu-vektör soldan çarpıldığı için buna "sol invers", AA^{-1} ifadesindeki gibi sağdan çarpılırsa "sağ invers" adı verilir. Değişme özelliği bulunan cebirlerde sağ ve sol inversler eşittir yani simetriktir. Ancak anti-komütatif değişme özelliği bulunan cebirlerde her zaman simetrik olmayabilir.

Geometrik cebir de anti-komütatif değişme özelliğine sahiptir ancak, her durumda A çoklu-vektörünün sol inversi vardır. Çoğu durumda sağ inversi de vardır ve simetriktir ancak sağ inversin bulunmadığı durumlar da mümkündür. Çoklu vektörlerden aşağıdaki formda olan tiplere *versör* adı verilir:

$$\mathbf{A} = \mathbf{a}_1 \mathbf{a}_2 \dots \mathbf{a}_n \quad (15)$$

Burada \mathbf{A} çoklu vektörü, $\mathbf{a}_1 \dots \mathbf{a}_n$ vektörlerinin çarpımı ile oluşmuştur. Bu versörün tersini hesaplamak kolaydır. Önce \mathbf{A} versörüne ters çevirme (reverse) işlemi uygulayıp bunu kendisi ile çarpalım.

$$\mathbf{A}^\dagger = \mathbf{a}_n \mathbf{a}_{n-1} \dots \mathbf{a}_1 \quad (16)$$

$$\mathbf{A}^\dagger \mathbf{A} = (\mathbf{a}_n \mathbf{a}_{n-1} \dots \mathbf{a}_1) (\mathbf{a}_1 \mathbf{a}_2 \dots \mathbf{a}_n) \quad (17)$$

elde edilir. Çarpma işlemi içten dışa doğru gerçekleştirilirse,

$$\mathbf{A}^\dagger \mathbf{A} = (\mathbf{a}_n \mathbf{a}_{n-1} \dots (\mathbf{a}_1 \mathbf{a}_1) \mathbf{a}_2 \dots \mathbf{a}_n) \quad (18)$$

$$\mathbf{A}^\dagger \mathbf{A} = |\mathbf{a}_1|^2 (\mathbf{a}_n \mathbf{a}_{n-1} \dots (\mathbf{a}_2 \mathbf{a}_2) \dots \mathbf{a}_n) \quad (19)$$

elde edilir. Tüm elemanlar için çarpımlar benzer şekilde yapılırsa, sonuç olarak;

$$\mathbf{A}^\dagger \mathbf{A} = (|\mathbf{a}_1|^2 + |\mathbf{a}_2|^2 + \dots + |\mathbf{a}_n|^2) \quad (20)$$

olur. Ayrıca, $\mathbf{A}^\dagger \mathbf{A} = \mathbf{A} \mathbf{A}^\dagger$ olduğundan $\mathbf{A}^{-1} \mathbf{A} = 1$ olmalıdır. Yani;

$$(\mathbf{A}^{-1} \mathbf{A}) \mathbf{A}^\dagger = \mathbf{A}^\dagger \quad (21)$$

$$\mathbf{A}^{-1} (\mathbf{A} \mathbf{A}^\dagger) = \mathbf{A}^\dagger \quad (22)$$

ve buradan da,

$$\mathbf{A}^{-1} = \frac{\mathbf{A}^\dagger}{\mathbf{A} \mathbf{A}^\dagger} \quad (23)$$

Şeklinde inversi elde edilir. (23) bağıntısında, $\mathbf{A} \mathbf{A}^\dagger$ ifadesinin bir skaler sayı olduğunu biliyoruz. O zaman bir versörün tersi, ters çevrilmiş halinin $\mathbf{A} \mathbf{A}^\dagger$ veya $\mathbf{A} \mathbf{A}^\dagger$ ifadesine bölünmesine eşittir deriz. Buradan da sağdan ve soldan terslerinin eşit olduğu açıkça görülmektedir.

Bu son anlatılanlara göre şunu söylemek mümkündür: Eğer iki vektörün geometrik çarpımı $\mathbf{A} = \mathbf{a} \mathbf{b}$ verildiğinde, \mathbf{a} biliniyorsa \mathbf{b} 'yi, \mathbf{b} biliniyorsa \mathbf{a} 'yı kolayca bulabiliriz. Buna göre $\mathbf{b} = \mathbf{a}^{-1} \mathbf{A}$ ve $\mathbf{a} = \mathbf{b}^{-1} \mathbf{A}$ şeklinde \mathbf{b} ve \mathbf{a} hesaplanabilir. Bu yaklaşımla daha genel çoklu vektörlerin de tersleri hesaplanabilir. Ancak burada bu konuya girmeyecektir.

Geometrik cebirde ters alma (inverse) işlemi ile birlikte çarpmanın birim elemanı da tanımlandığı için artık geometrik cebirin aksiyomlarının tam cebir oluşturduğu görülmektedir. Bu cebirde, geometrik elemanların türevlerinin de kolayca tanımlanabileceği görülmelidir.

3.5. Sahte Skalerlerin İmajiner Özellikleri

Geometrik cebirin en yüksek düzeyli çatı elemanına sahte sayı dendiği önceki bölümlerde anlatılmıştır. 2 boyutlu geometrik cebirde \mathbf{e}_{12} bi-vektörü, 3 boyutlu geometrik cebirde \mathbf{e}_{123} tri-vektörü ve n-boyutlu cebirde de $\mathbf{e}_{12\dots n}$ çoklu vektörü sanal sayı gibi davranır. Örneğin \mathbf{e}_{12} bi-vektörünün karesi -1'e eşittir:

$$(\mathbf{e}_{12})^2 = \mathbf{e}_{12} \mathbf{e}_{12} = \mathbf{e}_{1212} = -\mathbf{e}_{1221} = -\mathbf{e}_{11} = -1 \quad (24)$$

Benzer şekilde \mathbf{e}_{123} tri-vektörünün de karesi -1'e eşittir.

$$(\mathbf{e}_{123})^2 = \mathbf{e}_{122} \mathbf{e}_{122} = \mathbf{e}_{123123} = -\mathbf{e}_{123132} = \mathbf{e}_{123312} = \mathbf{e}_{1212} = -1 \quad (25)$$

Daha üst boyutlarda bu durum değişebilir. Örneğin 4-boyutlu uzayda \mathbf{e}_{1234} 'ün karesi +1'dir. Bu özellik, pozitif ve negatif normlara sahip koordinat çatıları tanımlamayı mümkün yapar. Pozitif ve negatif normlar çok farklı alanlarda kullanılabilir.

Örneğin uzay-zaman geometrisini bir tek geometrik cebir ile ve uygun seçilen pozitif ve negatif normlu çatılarla ifade etmek mümkündür (Hestenes & Sobczyk, 2012; Hestenes, 2003; Hitzer vd., 2013). Bu sayede, üst boyutların özelliklerini geometrik cebir ile anlamak daha kolaydır. 5- boyutlu konformal geometri geometrik cebir ile eksiksiz ifade edilebildiği gibi, klasik yöntemlerle görülmesi mümkün olmayan birçok özelliğin de açıkça anlaşılır hale gelmesini sağlamaktadır (Perwass, 2009).

Sahte sayıların imajiner özelliklere sahip olmasının bir başka önemi de, karmaşık sayıların vektörleri döndürme özelliğine sahip olmasıdır. 2 ve 3 boyutlu uzaylardaki dönme olayı, bi-vektörler ve tri-vektörlerle kolayca ifade edilebilir. Hatta bu ifadeler koordinatlardan bağımsız bir şekilde bile gerçekleştirilebilir (Vince, 2009; Du Val, 1964). Bu anlamda fotogrametri, bilgisayarla görme, bilgisayar grafikleri ve daha birçok alanda kolaylıklar sağlayacağı anlaşılmalıdır.

5. Sonuç

Makalede geometrik cebir tanıtılmış, kolay anlaşılabilmesi için aksiyomlara dayalı olarak cebirin nasıl tanımlanacağı detaylıca açıklanmıştır. Geometrik cebir son 10-15 yıl içerisinde genel olarak yeniden fark edilmiş ve farklı alanlarda geometrik cebir ile klasik modellerin yeniden yorumlanması için çalışmalar başlamıştır. Geometrik cebirde henüz çözülememiş çok sayıda problem de vardır. Mühendisliğin her alanında, mevcut modeller geometrik cebir ile yeniden yorumlanabilir ve bu sayede bu zamana kadar çözülemeyen problemlerin çözümü için yeni bakış açıları sunabilir. Perwass (2009)'da mühendislik uygulamaları (özellikle bilgisayarla görme / computer vision) ile ilgili bir kitap yayımlamıştır. Doğrudan fotogrametri ve uzaktan algılama ile ilgili çalışmalar yeni başlamıştır (Khan vd., 2020). Fotogrametrik modellerin yeniden yorumlanması için çalışmalarımız devam etmektedir.

Kaynaklar

- Artin, E. (2016). *Geometric Algebra*. Dover Publications.
- Bayro-Corrochano, E., & Scheuermann, G. (2010). *Geometric Algebra Computing: in Engineering and Computer Science*. Springer London.
- Dorst, L., Fontijne, D., & Mann, S. (2010). *Geometric Algebra for Computer Science: An Object-Oriented Approach to Geometry*. Elsevier Science.
- Du Val, P. (1964). *Homographies, Quaternions, and Rotations*. Clarendon Press.
- Grassmann, H. (1844). *Die Wissenschaft der extensiven Grössen oder die Ausdehnungslehre Erster Teil, die lineale Ausdehnungslehre*. Verlag von Otto Wigand.
- Grove, L.C. (2002). *Classical Groups and Geometric Algebra*. American Mathematical Society.
- Hestenes, D., & Sobczyk, G. (2012). *Clifford Algebra to Geometric Calculus: A Unified Language for Mathematics and Physics*. Springer Netherlands.
- Hestenes, D. (2003). Oersted Medal Lecture 2002: Reforming the mathematical language of physics. *American Journal of Physics*, 71(2), 104–121. <https://doi.org/10.1119/1.1522700>
- Hitzer, E., Nitta, T., & Kuroe, Y. (2013). Applications of Clifford's Geometric Algebra. *Advances in Applied Clifford Algebras*, 23(2), 377–404. <https://doi.org/10.1007/s00006-013-0378-4>
- Kanatani, K. (2015). *Understanding Geometric Algebra: Hamilton, Grassmann, and Clifford for Computer Vision and Graphics*. CRC Press.
- Khan, P.W., Byun, Y-C., & Latif, M. A. (2020). Clifford Geometric Algebra-Based Approach for 3D Modeling of Agricultural Images Acquired by UAVs. *IEEE Access*, 8, 226297–226308.
- Perwass, C. (2009). *Geometric Algebra with Applications in Engineering*. Springer Berlin Heidelberg.
- Vince, J. (2008). *Geometric Algebra for Computer Graphics*. Springer London.
- Vince, J. (2009). *Geometric Algebra: An Algebraic System for Computer Games and Animation*. Springer London.

Object Based Classification in Google Earth Engine Combining SNIC and Machine Learning Methods (Case Study: Lake Köyceğiz)

Google Earth Engine Platformunda SNIC ve Makine Öğrenimi Yöntemlerini Birleştiren Nesne Tabanlı Sınıflandırma (Örnek Olay: Köyceğiz Gölü)

Pınar Karakuş^{1*} 

¹Osmaniye Korkut Ata University, Faculty of Engineering and Natural Sciences, Geomatics Engineering, 80000, Osmaniye/Türkiye.

ORIGINAL PAPER

*Corresponding author:

Pınar Karakuş
pinarkarakuş@osmaniye.edu.tr

doi: 10.48123/rsgis.1411380

Article history

Received: 28.12.2023
Accepted: 17.03.2024
Published: 28.03.2024

Abstract

Köyceğiz Lake is one of our country's most critical coastal barrier lakes, rich in sulfur, located at the western end of the Mediterranean Region. Köyceğiz Lake, connected to the Mediterranean via the Dalyan Strait, is one of the 7 lakes in the world with this feature. In this study, water change analysis of Köyceğiz Lake was carried out by integrating the Object-Based Image Classification method with CART (Classification and Regression Tree), RF (Random Forest), and SVM (Support Vector Machine) algorithms, which are machine learning algorithms. SNIC (Simple Non-iterative Clustering) segmentation method was used, which allows a detailed analysis at the object level by dividing the image into super pixels. Sentinel 2 Harmonized images of the study area were obtained from the Google Earth Engine (GEE) platform for 2019, 2020, 2021, and 2022, and all calculations were made in GEE. When the classification accuracies of four years were examined, it was seen that the classification accuracies(OA, UA, PA, and Kappa) of the lake water area were above 92%, F-score was above 0.98 for all methods using the object-based classification method obtained by the combination of the SNIC algorithm and CART, RF, and SVM machine learning algorithms. It has been determined that the SVM algorithm has higher evaluation metrics in determining the lake water area than the CART and RF methods.

Keywords: GEE, Simple non-iterative clustering, Object based classification, Lake surface area, Sentinel 2, Machine learning

Özet

Köyceğiz Gölü, Akdeniz Bölgesi'nin batı ucunda yer alan kükürt bakımından zengin, ülkemizin en kritik kıyı set göllerinden biridir. Dalyan Boğazı ile Akdeniz'e bağlanan Köyceğiz Gölü, bu özelliği ile de dünyadaki 7 gölden birisidir. Bu çalışmada, Nesne Tabanlı Görüntü Sınıflandırma yöntemi, makine öğrenimi algoritmalarından SRA (Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları), RO (Rasgele Orman) ve DVM (Destek Vektör Makineleri) algoritmaları ile bütünleştirilerek Köyceğiz gölünün su değişim analizi gerçekleştirilmiştir. Görüntüyü süper piksellere bölerek nesne düzeyinde ayrıntılı bir analize olanak tanıyan Basit Yinelemesiz Kümeleme (BYK) segmentasyon yöntemi kullanılmıştır. Çalışma alanına ait Sentinel 2 Harmonized görüntüleri 2019, 2020, 2021 ve 2022 yılları için Google Earth Engine (GEE) platformundan elde edilmiş ve tüm hesaplamalar GEE'de yapılmıştır. Dört yılın sınıflandırma doğrulukları incelendiğinde BYK algoritması ile SRA, RO ve DVM makine öğrenme algoritmalarının kombinasyonu ile elde edilen nesne tabanlı sınıflandırma yöntemi kullanılarak göl su alanının bütün yöntemler için sınıflandırma doğruluklarının (ÜD, KD, GD ve Kappa) %92'nin üstünde, F-score'un 0.98'in üzerinde olduğu görülmüştür. SVM algoritmasının SRA ve RO yöntemlerine göre göl su alanının belirlenmesinde daha yüksek değerlendirme metriklerine sahip olduğu belirlenmiştir.

Anahtar kelimeler: GEE, Basit yinelemeli kümeleme, Nesne tabanlı sınıflandırma, Göl yüzey alanı, Sentinel 2, Makine öğrenmesi

1. Introduction

Different types of inland waters, including lakes, ponds, rivers, reservoirs, and wetlands, are extensively dispersed across the surface of the Earth. Water is a vital component of the planet and a necessary resource for human existence and productivity. The geographic and temporal distribution of water bodies has been shifting due to climate change and human activity, and the global water resource scarcity is worsening. In conclusion, for all these reasons, monitoring water bodies is important (Li et al., 2022).

Many disciplines, such as urban management, environmental planning, precision agriculture, and monitoring of natural resources, including water bodies, largely depend on the accurate classification of satellite images (Ouchra et al., 2023). In the accurate classification of satellite images, it has been observed that more accurate results are obtained with the object-based classification method, which performs the segmentation process by dividing the image into segments and eliminates the salt and pepper effect in the image (Tassi et al., 2021; Gao & Mas, 2008; Blaschke, 2010; Kaplan & Avdan, 2017). The most important stage of object based image classification is the image segmentation. The traditional segmentation algorithm is performed based on region growth, threshold, level set, and active contours. Because of its low computation amount, quicker processing speed, and superior anti-noise features, the super pixel segmentation (Wang et al., 2017) technique is extensively relevant to image segmentation and classification in numerous sectors in the state of technology today. Based on the idea of super pixel segmentation, Achanta and Süsstrunk (2017) presented SNIC segmentation algorithms in 2017. The SNIC technique efficiently addresses these problems by calculating the spatial proximity and color relationship. This allows the user to regulate the compactness of the super pixels, reducing an image to a small collection of connected super pixels. This makes it possible to segment data in grayscale and color. The final method yields better organized, compact super pixels with sharper border characteristics and a more lifelike detail display. Besides all these, Yang et al., (2020) study confirmed that SNIC is a robust preprocessing tool when directly mapping large-scale surface water to RS data. When the literature is examined, it has been revealed that the object-based classification method using the SNIC algorithm is superior to other methods in determining water areas (Mahdianpari et al., 2019; Mahdianpari et al., 2020; Liu et al., 2022; Li et al., 2021).

The newly deployed Sentinel-2 satellite can offer high spatial resolution multispectral images. This new dataset has the potential to be very helpful for mapping regional water bodies because it is freely accessible and allows for numerous revisits. The Sentinel-2 image has been widely used in mapping studies related to surface waters (Zhou et al., 2017b; Gašparović & Singh, 2022; Jiang et al., 2021; Jiang et al., 2023; Pan et al., 2023).

GEE is an open-source cloud platform with strong data processing, analysis, storage, and visualization capabilities that has been heavily utilized in the field of planetary-scale spatial analysis that helps address high-impact societal issues like deforestation, drought, disaster, sickness, food security, water management, climate monitoring, and environmental protection in recent years (Gorelick et al., 2017). Regarding this, the GEE-based Simple Non-Iterative Clustering (SNIC) method effectively recognized probable unique objects and grouped comparable pixels (Achanta & Süsstrunk, 2017). With this, machine learning has become widespread in recent years, with GEE coming to the fore for free analysis and storage of big data (Zhou et al., 2017a). However, different combinations of object-based classification and machine learning algorithms have emerged. Specifically, it has been observed that non-parametric machine learning classifiers, like Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF), and Classification and Regression Trees (CART), produce remarkably accurate classification results from remotely sensed images (Tassi & Vizzari, 2020; Bar et al., 2020). When examining machine learning algorithms, The Random Forest (RF) is an ensemble classifier composed of many tree classifiers. Each classifier is created by randomly sampling factors from the input vector data. Each tree is voted as a unit for a popular class to categorize an input vector (Ao et al., 2019; Pal, 2005). One benefit of the RF method is its ability to manage significant variations within land cover classes and effectively mitigate noise data (Slagter et al., 2020). Furthermore, this approach does not necessitate knowledge of the data distribution, unlike parametric classification algorithms like maximum likelihood, which require knowledge of the data distribution. The Support Vector Machine (SVM) uses an advanced kernel function to categorize datasets with intricate decision boundaries. SVM has the advantage of reducing uncertainty in model structure, and, like RF, it is not dependent on the data distribution (Oommen et al., 2008). CART is a tree-based classification technique that assesses the interdependence between one variable and other factors (Simioni et al., 2020). CART has an advantage in naturally modeling non-linear boundaries due to its hierarchical structure, as noted by Shelestov et al. (2017) and Simioni et al. (2020). For all these reasons, the study used these three machine learning methods. When the literature on mapping water bodies using machine learning techniques is examined, it is seen that there are studies on random forests (Jiang et al., 2022; Wangchuk & Bolch, 2020;), SVM (Ghamisi & Höfle, 2017; Schmitt, 2020; Liu et al., 2020), CART method (Gxokwe et al., 2022). When the studies are examined in detail, Sarp and Ozelik (2017) utilized Landsat TM and ETM+ data to study the spatiotemporal variations in Lake Burdur, Turkey, from 1987 to 2011, focusing on applying machine learning methods for water area identification.

The researchers compared Support Vector Machine (SVM), a machine learning methodology, with thresholding methods such as the Normalized Difference Water Index (NDWI), modified Normalized Difference Water Index (mNDWI), and Automated Water Extraction Index (AWEI) to detect surface water. SVM yielded the best overall results among the techniques examined, whereas mNDWI showed the highest accuracy for surface water detection among all water indices. A study conducted in Nepal utilized Landsat 8 OLI pictures to create a surface water map by employing six machine learning techniques, such as RF, SVM, and NN (Acharya et al., 2019). The surface water in Nepal displays several characteristics, such as depth, turbidity, temperature variations, and vegetation coverage. The RF method had the highest overall accuracy in classifying water extraction procedures.

This study aims to prove that the GEE platform and advanced machine learning algorithms have the potential to detect and monitor the Köyceğiz Lake water surface area using the Sentinel-2 multi-year composite image. In the study, an object-based classification algorithm combining the SNIC algorithm was developed to identify spatial clusters on the GEE platform using Sentinel 2 images. Three machine learning algorithms (CART, RF, and SVM) were used to determine the water surface area of Köyceğiz Lake in 2019, 2020, 2021, and 2022 to classify water and non-water areas. The lake surface water area was observed for 4 years with annual composite images from January 1 to December 31 to capture different land cover conditions and changes over time. Accuracy values for UA, PA, OA, and Kappa and F-score were determined for the lake surface area.

2. Material and Methods

2.1 Study Area

There are two important factors in the study of Köyceğiz Lake. First, there is no study in the literature on the change in the lake's water surface area. Another important factor is the features it has. These features are as follows: Köyceğiz Lake is a sulfur-rich lake within the district's borders at the western end of the Mediterranean Region. It is in the southeast of Muğla city center, 71 km from the center, and has a surface area of 54 km². It is 8 meters above sea level. It ranges in depth from 15 to 150 meters. The Namnam, Kargıcak, and Yuvarlak Çay feed it, as seen in Figure 1 (T.C. Köyceğiz Kaymakamlığı, 2023).

Köyceğiz Lake, formed due to the closure of the mouth of a coastal bay by the alluviums brought by the Dalaman Stream, is among our country's most critical coastal barrier lakes. The canal system connecting the lake and the Mediterranean and the surrounding wetlands has a rich diversity of species. The areas outside the settlements are natural log forests, dunes, and reed areas on the lake shore, under protection. The lake environment, canals, and forests have a rich potential as a breeding and sheltering place for various animals (Ministry of Environment, Urbanisation and Climate Change, 2019).

The destination of Köyceğiz Lake is 'Dalyan Strait'. This channel, approximately 1.5 meters deep, connects Köyceğiz Lake to the Mediterranean. Such lakes are called standing lakes. There are only 7 lakes of this type in the world. In this state, the lake is protected by the state under the name "Köyceğiz-Dalyan Basin Special Environmental Protection Area". Its unique ecological structure makes the region worth protecting (Avşar & Kurtuluş, 2017; Goller.gen.tr, 2024). A typical Mediterranean climate prevails in the region. Summers are hot and dry; winters are warm and rainy (Türedi, 2006). The average annual temperature is 18.3°C, the average annual total precipitation is 1082.6 mm, and the average annual relative humidity is 61% (Selim et al., 2016).

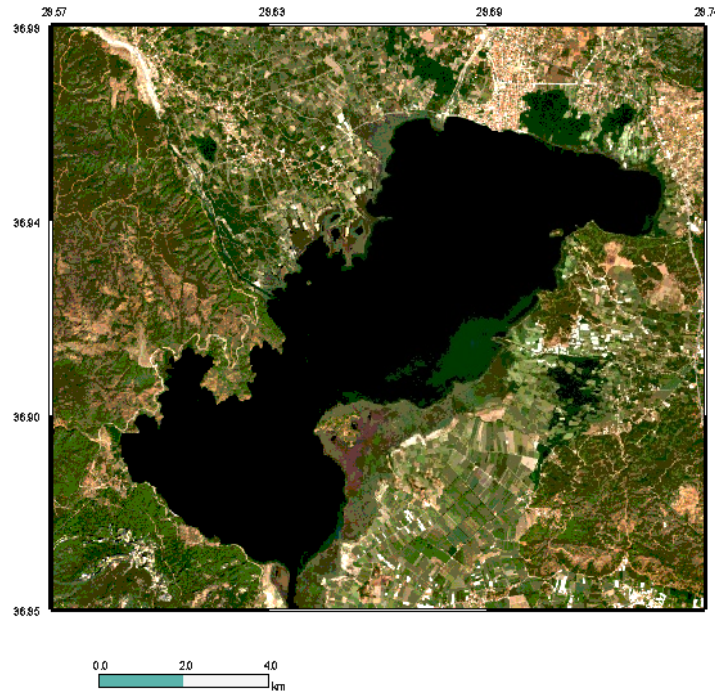


Figure 1. Study area

2.2 Data

In 2010, Google introduced GEE, a cloud computing platform that takes advantage of open-access remote sensing datasets and Google's computing resources. GEE hosts satellite imagery and archives it in a public data repository spanning four decades. The daily ingested images are then made available for data mining worldwide.

GEE integrates planetary-scale analysis capabilities with multi-petabyte geospatial datasets and a satellite image database. Earth Engine is a platform that allows academics, non-profits, businesses, and governments to analyze and visualize geographical datasets scientifically. Additionally, GEE offers tools and APIs for analyzing big datasets (Google Earth Engine, 2023).

A constellation of two similar satellites in the same orbit is the foundation for the Copernicus Sentinel-2 program. Each satellite is equipped with a cutting-edge, wide-swath, high-resolution multispectral imager with 13 spectral bands for a fresh look at our landscape and plants. Unprecedented views of Earth are made possible by the combination of high resolution, unique spectral capabilities, a 290 km swath width, and frequent revisit durations. Every five days at the equator, they collectively cover all of Earth's land surfaces, sizable islands, and inland and coastal waterways. On June 23, 2015, Sentinel-2A was launched, and on March 7, 2017, Sentinel-2B (European Space Agency, 2023).

The GEE database provided the Sentinel-2 Multispectral Instrument (MSI), level 2A (COPERNICUS/S2_SR) surface reflectance images used in this manuscript. These products include three QA bands, one of which (QA60) is a bitmask band containing cloud mask information, and the twelve spectral bands seen in Table 1 scaled to 10,000. They have already been atmospherically corrected using the Sen2cor (European Space Agency, 2023). The 2019-01-01 to 2023-01-01 was represented by the filter applied to the image stack and utilizing the codes `ee.Filter.Date ()` and `Image.filterBounds ()` to determine the region inside the chosen lake bounds.

Table 1. Band information of the Sentinel-2 Level 2A data

Band ID	Spatial resolution (m)	Band Description	Band ID	Spatial resolution (m)	Band Description
B1	60	Aerosols	B8	10	NIR
B2	10	Blue	B8A	20	Red Edge 4
B3	10	Green	B9	60	Water vapor
B4	10	Red	B11	20	SWIR 1
B5	20	Red Edge 1	B12	20	SWIR 2
B6	20	Red Edge 2	QA60	60	Cloud mask
B7	20	Red Edge 3			

2.3 SNIC (Simple Non-Iterative Clustering) Algorithm

Image segmentation is the initial phase in object based classification. According to a predetermined set of criteria, the image is divided into several distinct, non-overlapping segments as part of the procedure (Dlamini et al., 2021). Individual pixels are combined in this process to create more significant things. This reduces "salt and pepper" noise in the final classification map and improves the distinction of spectrally similar objects using texture, shape, and contextual data (Dlamini et al., 2021; Mahdianpari et al., 2020). The composite in this study was segmented using the SNIC technique. According to Achata and Sússtrunk (2017), the SNIC algorithm was selected due to its simplicity, memory efficiency, processing speed, and capacity to integrate communication between pixels once the method has been started. The SNIC technique first initializes the centroid pixels on a regular grid picture to begin image segmentation process. Next, it uses the distance in a five-dimensional space of color and spatial coordinates to establish the dependency of each pixel relative to the centroids. Specifically, the distance creates homogeneous super pixels by integrating normalized spatial and color distances (Achanta & Sússtrunk, 2017). The smallest distance from the centroid determines which candidate pixel gets chosen (Achanta & Sússtrunk, 2017).

Some main parameters must be determined in the SNIC image segmentation process in GEE. These parameters are as follows. Superpixel seeds have compactness, connectivity, and neighborhood size values. Among these parameters, the value of the seed was determined as 36 as a result of the experiments carried out to find the optimal superpixel size to obtain the best segmentation results of SNIC (Wang et al., 2024). The code `ee.Algorithms` were used to run the `SNICImage.Segmentation.SNIC()` on GEE produces an image with super pixels and computed perimeters, sizes, textures, and areas for each super pixel.

2.4 CART

Breiman et al. (1984) created CART, a binary decision regression tree, allowing simple decision-making in logical if-then scenarios. Recursively, CART divides nodes until they cross a threshold and arrive at a terminal node. This method grows a large tree and then prunes it to size with the lowest cross-validation error estimate rather than using stopping rules. The clever pruning process uses a cost-complexity parameter to index the links and is based on the principle of weakest-link cutting. CART employs a sequence of "surrogate" splits, or splits on other variables that take the place of the chosen split in cases where the latter cannot be applied due to missing values, to deal with missing data values at a node. An importance score is also provided for each X variable by surrogate splits. These scores can aid in the detection of masking because they gauge how well the surrogate splits predict the preferred divides (Breiman et al. 2017; Loh, 2014).

2.5 RF

RF is a commonly used classifier to combine multiple CART trees into an ensemble classification. RF randomly generates several decision trees from training data sets and variables. The square of the variable set is the ideal number of variables to calculate, and the ideal number of trees to calculate falls between 100 and 500 (Brieman, 2001). The classifier is trained using the training sample set, and the sample set's quality directly influences the final maps' quality. Three things are usually needed to create a high-quality training set. Firstly, all samples have good representativeness; secondly, the categorization category is uniform; and thirdly, all samples must be dispersed uniformly throughout the study region. The sample training set is constructed initially based on the previous goals. It is essential to ensure that each class of samples is spread as evenly as possible throughout the study area while simultaneously ensuring sample diversity and completeness. All of the samples from the root node can then be entered into a tree to train the classifier. A splitting criterion is inserted at each intermediate node and the root node, which divides the data into two child nodes. When all elements in a subset at a node have the same value, the attribute values are exhausted, or the decision tree reaches other predetermined stopping conditions, the training process of the decision tree is based on attribute value testing and splitting the input training set into subsets. This process is repeated recursively in each split into a subset (Xue et al., 2023).

2.6 SVM

A machine learning technique called support vector machine (SVM) was created in the middle of the 1990s and is based on statistical theory. It was first put forth by Vapnik in 1995. Using a sum function that maximizes the distance between the nearest point and this surface, it locates a hyperplane (also known as a hypersurface) of the data in a high-dimensional space. Then, building on this, the support vector machine technique to classification maximizes the distance between the categories by splitting the dataset into many discrete categories compatible with the shape of the training

samples. SVM was first developed to address binary classification issues; however, an appropriate multi classifier must be constructed to address multiclass issues. There are two approaches available at the moment: "one-versus-rest" and "one-versus-one." To generate k SVMs for k classes of data, the one-versus-rest approach (OVR SVMs) classifies samples of one class into one class and the remaining samples into another class. The unknown samples are then classified into the class with the most significant classification function value. $n*(n - 1)/2$ SVMs are constructed for n classes of samples using the one-versus-one approach (OVO SVMs, or pairwise) to design an SVM between any two classes of samples. The outcome of this categorization is the one that obtained the most votes. The one-versus-one libsvm technique is employed in the GEE (Xue et al., 2023).

2.7 Evaluation Metrics

The error matrix was used for the accuracy assessment. The error matrix's rows show the classes to which the image's pixels have been assigned, and its columns show the classes to which the pixels belong in the ground truth. The correctly identified pixels are shown on the diagonal of the error matrix. Overall Accuracy (OA) was applied to ascertain the percentage of accurately mapped reference sites. The calculation divided the total samples by the number of correctly categorized samples (Jayaswal, 2020; Heydarian et al., 2022). Computed by dividing the total correct, or the sum of the major diagonal, by the total number of pixels in the error matrix, overall accuracy is the most basic and widely used accuracy metric (Congalton, 1991). Story and Congalton (1986) developed the terms user's accuracy (UA) to denote the likelihood that a pixel identified on the map accurately represents that category on the ground and producer's accuracy (PA) to indicate the probability of a reference pixel being correctly classified (Congalton, 1991). Another evaluation metric is the F-score. The F-score is the harmonic mean of recall and precision, equivalent to PA and UA, respectively (Solano et al., 2019).

3. Results and Discussion

The water surface areas of Köyceğiz Lake were acquired between 2019-2020-2021 and 2022 years from Sentinel-2 Level-2A images for this study. Water and non-water training points are determined. The data taken from the study region-based Sentinel image segment were point-by-point compared with the composite images for water surface area maps to show the accuracy of the results. Composite images seen in Figure 3a, Figure 4a, Figure 5a, and Figure 6a were obtained using date, cloud, study area filters to create composite images. Sentinel-2 images from 1 January 2019 to 31 December 2022 were used. This date range was chosen because there were no Sentinel 2 Level 2A images before March 2018 (European Space Agency, 2023).

Since spectral indices are known to improve classification accuracy, the NDVI spectral index was used in this study (Kobayashi et al., 2020). NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) was calculated from composite images before the SNIC segmentation algorithm. Then, the SNIC segmentation algorithm was applied to the created composite images. Train polygons were selected from the points by adding the calculated NDVI values as a band. The composite images are divided into segments, as seen in Figure 3b, Figure 4b, Figure 6b, and Figure 6b. When using the SNIC method in GEE, attention should be paid to parameter settings. "Size" refers to the segmentation size, which is the pixel-wise range of superpixel kernel positions determined by the study area. It was chosen as 50 in the study. The term "compactness" describes the level of compactness. The closer the segmentation result is to a square, the higher the value. Nevertheless, the "compactness" is set to 0,1. "Connectivity" refers to the connection set at 8 in this study. The amount of image elements at the center of the segmentation process is called the "seed." The "seed" option is not set again because the spacing has already been established. The "size" parameter has the most significant impact on the categorization effect. It should be mentioned that the categorization effect improves with a greater or smaller value. The SNIC algorithm segmented the images based on the correlation between the pixels (Luo et al., 2021). Clusters were calculated as seen in the segmented images Figure 3c, Figure 4c, Figure 5c, and Figure 6c.

After the images were segmented, the optimal parameters in this study are unknown in the SVM classifier as there is no prior knowledge about the physical nature of the prediction problem. The kernel type parameter that needs to be determined in the SVM method is linear. Among the other parameters, the gamma value, which is the gamma value in the kernel function, and the cost value, which is the cost parameter, are selected by default. The number of tree parameters that must be determined in the RF method is the number of decision trees to be created. This parameter was determined to be 70 in the study. The maxNodes parameter, which must also be determined in the CART method, specifies the maximum number of leaf nodes in each tree. This parameter was determined to be 70 (GEE) in the study.

After the parameters were determined, the lake water areas shown in Figure 3 were determined by applying CART as seen in Figure 3d, Figure 4d, Figure 5d and Figure 6d, RF as seen in Figure 3e, Figure 4e, Figure 5e and Figure 6e, and SVM classification methods as seen in Figure 3f, Figure 4f, Figure 5f and Figure 6f respectively. With the CART method, the lake area was found to be 51.31 km² in 2019, 51.41 km² in 2020, 49.38 km² in 2021 and 50.26 km² in 2022.

With the RF method, the lake area was found to be 51.26 km² in 2019, 51.91 km² in 2020, 50.56 km² in 2021 and 50.62 km² in 2022. With the SVM method, the lake area was found to be 51.31 km² in 2019, 51.36 km² in 2020, 50.96 km² in 2021, and 51.11 km² in 2022, as seen in Figure 2.

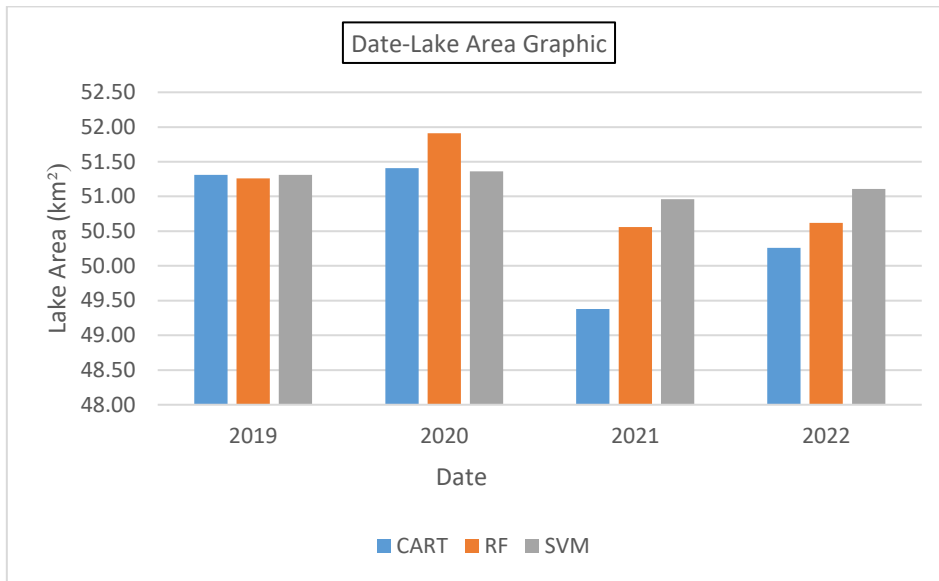


Figure 2. Lake water areas

When the result maps of the classification algorithms (CART, RF and SVM) shown in Figure 3-d-e-f, Figure 4-d-e-f, Figure 5-d-e-f and Figure 6-d-e-f are visually compared with each other; The Dalyan Strait, where the lake flows into the Mediterranean, is clearly identified on all maps. However, Namnam Stream, which feeds the lake, has not been generally determined.

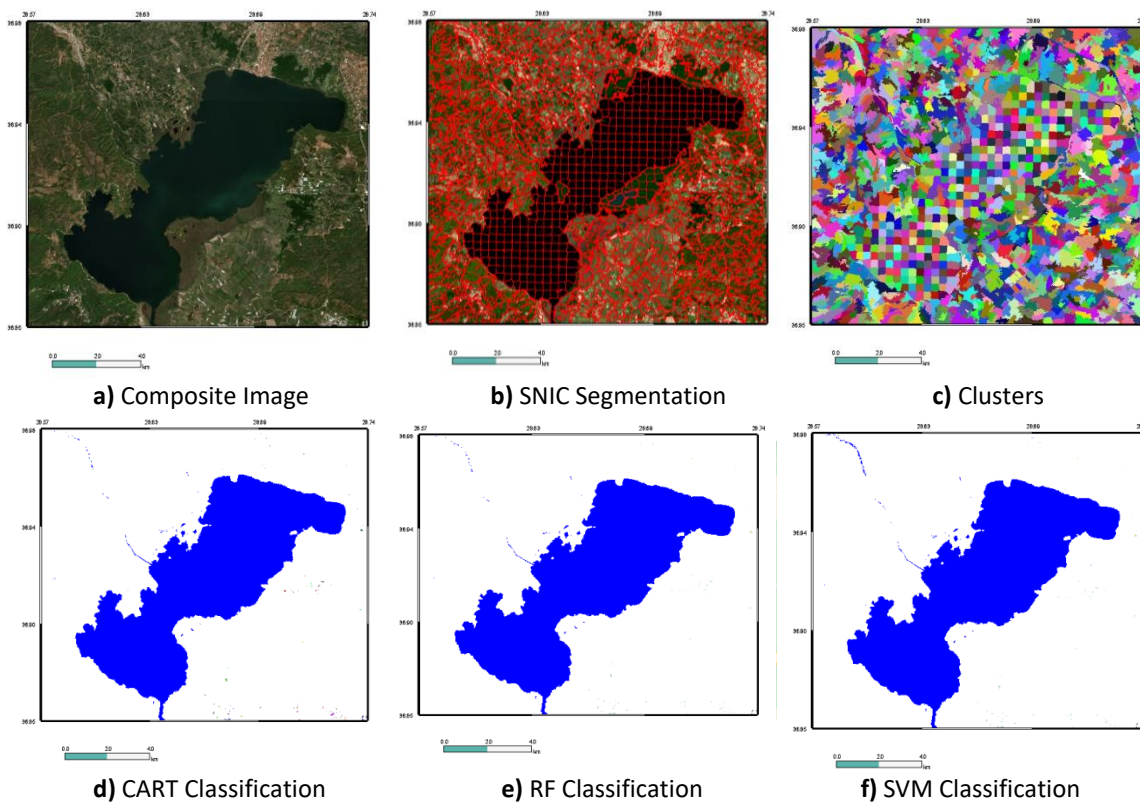


Figure 3. 2019

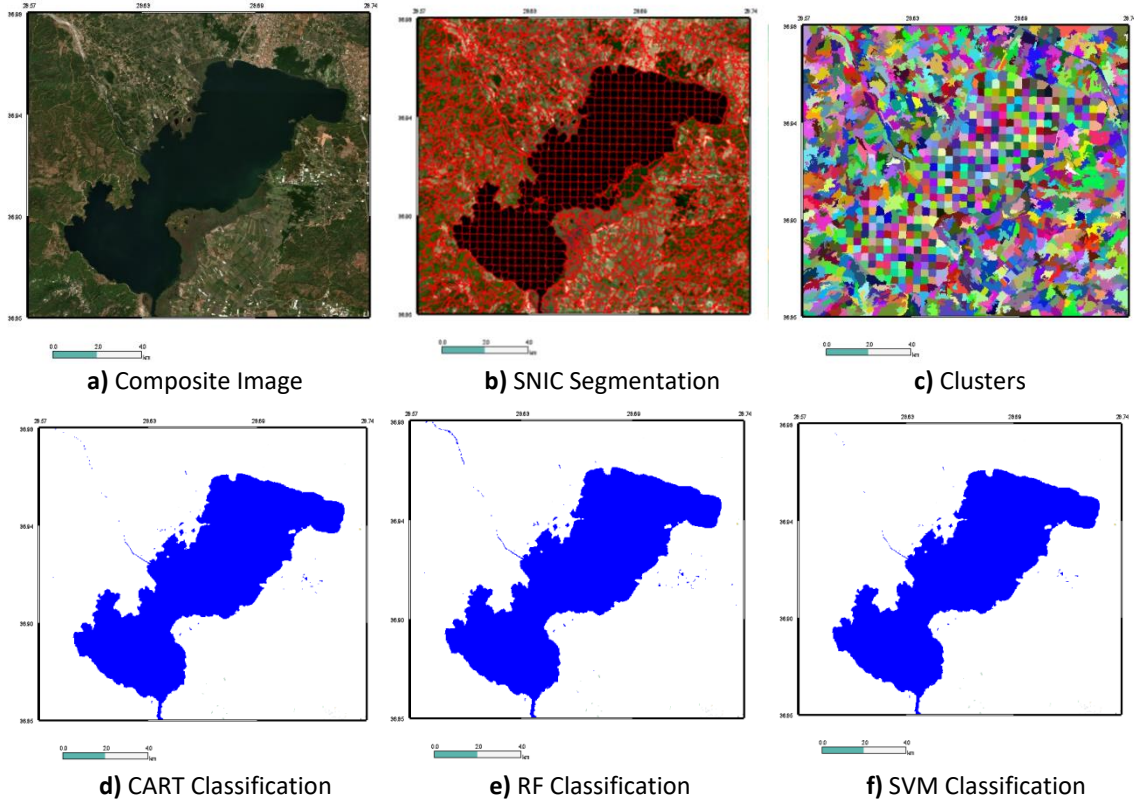


Figure 4. 2020

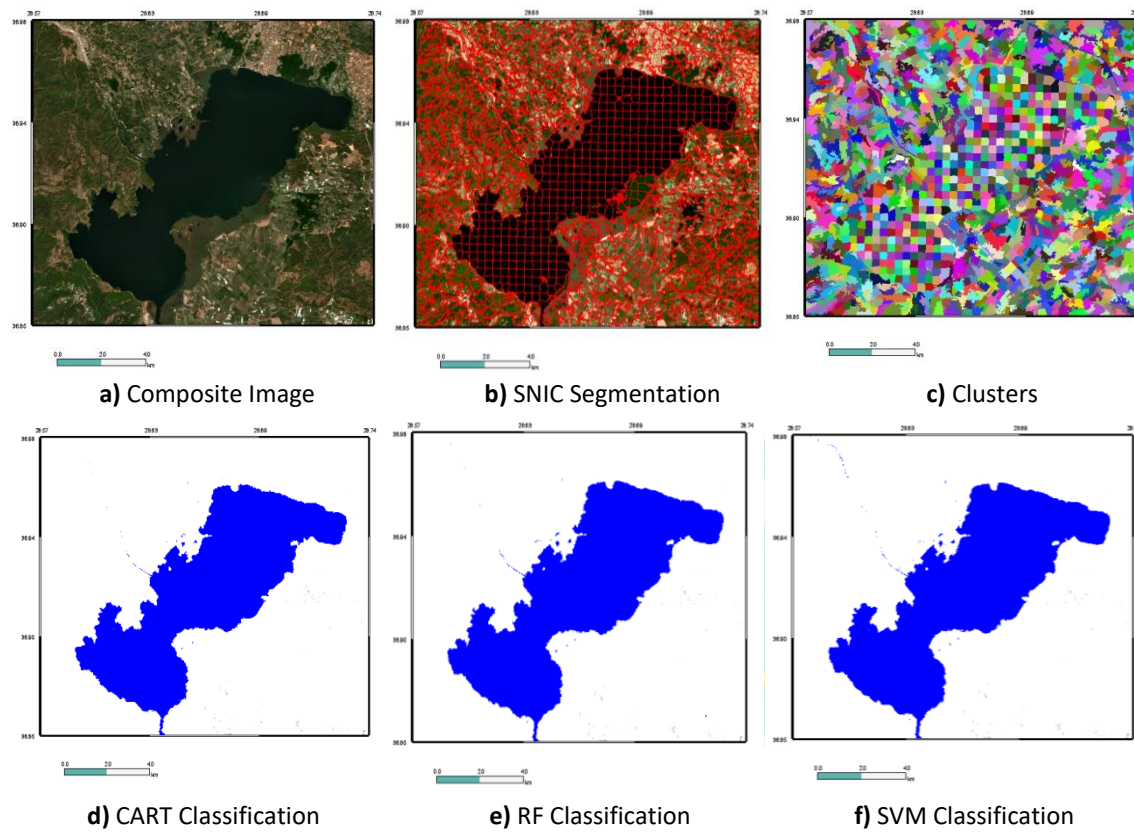


Figure 5. 2021

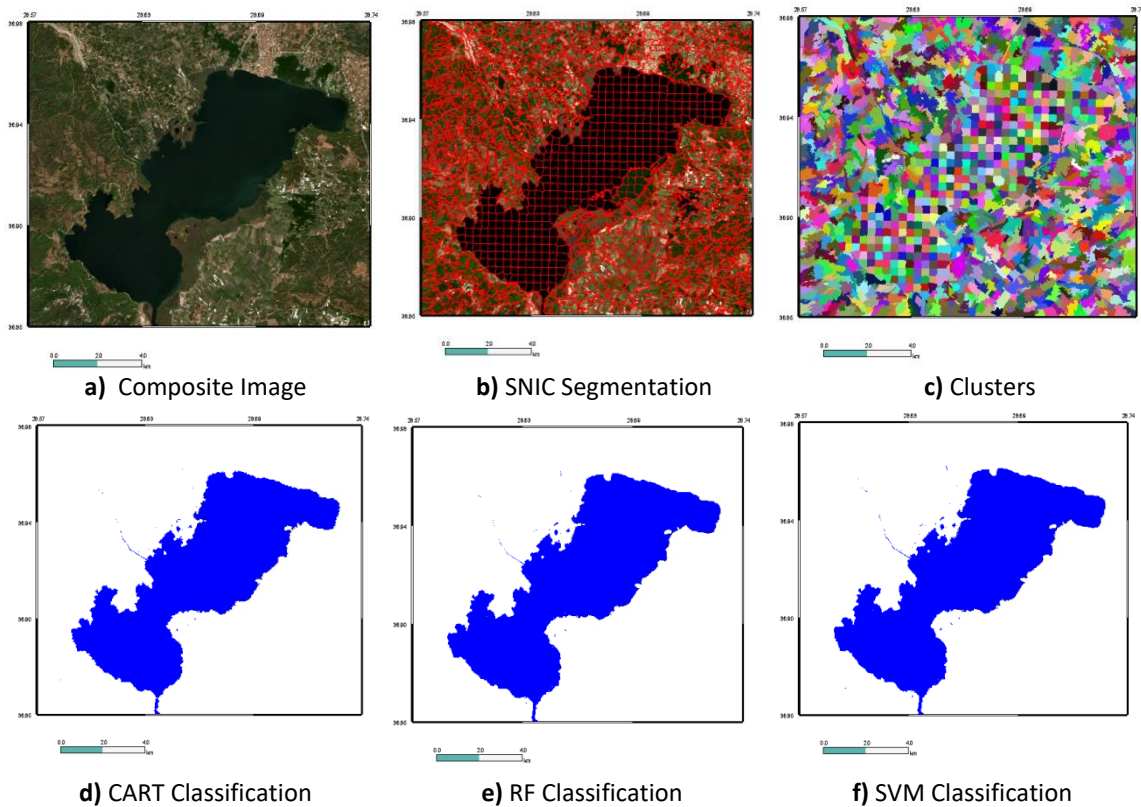


Figure 6. 2022

The accuracy values for UA, PA, OA, Kappa and F-score for the lake area are displayed in Table 2. When the accuracy of CART, RF, and SVM methods is evaluated over the years, In the CART method, the lowest OA is 97%, the lowest UA is 92%, the lowest PA is 94%, and the lowest kappa is 0.9441, and the lowest F-score is %99. In the CART method, the highest OA and UA is 98%, the highest PA is 96%, the highest kappa is 0.9658, and the highest F-score is %99. In the RF method, the lowest OA is 97%, the lowest UA is 92%, the lowest PA is 95%and the lowest F-score is %98. In the RF method, the highest OA, UA, PA is 98%, the highest kappa is 0.9738, and the highest F-score is %99. In the SVM method, the lowest OA, UA, is 98%, the lowest PA is 96%, and the lowest F-score is % 99, and the lowest kappa is 0.9712. In the SVM method, the highest OA, UA, PA are1%, the highest kappa and F-score are1.

Table 2. Four-year classification accuracies

CART	2019	2020	2021	2022
OA (%)	97.5	98.72	98.75	98,63
UA (%)	92,86	98,30	98.39	98,15
PA (%)	96,29	95.0	94.74	95
Kappa	0.9441	0.9658	0.9648	0.9650
F-score	0,9910	0,9915	0,9919	0,9906
RF				
OA (%)	98,53	97.43	97,56	98,84
UA (%)	92,31	98.24	95,24	98,27
PA (%)	98,21	95.23	95,24	96,55
Kappa	95,10	0.9348	0,9360	0.9738
F-score	0,9910	0,9824	0,9836	0,9913
SVM				
OA (%)	1	1	98,85	98,70
UA (%)	1	1	98,36	98,04
PA (%)	1	1	96,30	96,30
Kappa	1	1	0,9729	0.9712
F-score	1	1	0,9917	0,9900

The findings of the annual evaluation for the water areas showed an OA of more than 97%, UA of more than 92%, and PA of more than 94% were obtained for the lake areas after four years of computing a confusion matrix. The Kappa coefficient values are higher than 93%. The CART, RF, and SVM approaches successfully extracted the water surfaces, as evidenced by the accuracy of above 92% calculated for all the metrics utilized in the accuracy assessment. Compared with CART, SVM and RF classifiers shows the highest producer accuracy, overall accuracy, and user accuracy, as proven by other studies (Gxokwe et al., 2022; Aldiansyah & Saputra, 2023).

The findings show how well the Google Earth Engine cloud computing platform can characterize and map lake surfaces with respectable overall accuracy. Technological developments in data analytics offer rare chances to enhance the identification and tracking of lake surface areas with varying dimensions, which is impossible with conventional remote sensing methods. The advent of cloud computing platforms, like Google Earth Engine (GEE), brings benefits, including memory efficiency, quick image processing speed, sophisticated machine learning techniques, and parallel processing. In addition to evaluating the performance of GEE machine learning algorithms suitable for identifying and mapping such systems, the study aimed to assess the capabilities of the GEE cloud computing platform to characterize and map annual lake surface water fields at a site-specific scale.

Overall, the findings show that the Google Earth Engine cloud computing platform can accurately characterize and map the lake surface area with a generally acceptable degree of accuracy. All parameters used in accuracy evaluation resulted in values above 92%, and the lowest F-score is %98. The accuracy of the classification process often decreases with fewer training and validation points (Corcoran et al., 2015; Mahdianpari et al., 2020). The multi-year images utilized in the median composite computation did not account for seasonality and yearly changes which could have decreased the accuracy of the producer and user. It is important to account for seasonality and yearly changes to avoid decreasing the accuracy due to a small number of training and validation data points.

The precision with which different land cover classes are classified in GEE varies depending on the composition techniques and input image. Classification outputs have excellent accuracy values when considering temporal aggregation during median merging. According to Phan et al. (2020), this highlights the significance of temporal aggregations during the median aggregation phase. There are several restrictions related to the usage of the GEE cloud computing platform, even if the results highlight its applicability in characterizing and mapping lake surface area. These include space-related computing limits that prevent the huge training needed by sophisticated machine learning algorithms from being completed, the lack of sophisticated and precise image segmentation techniques, and the limitation of image processing tools. Additionally, the algorithms have constraints such as sluggish training and bias when handling categorical data in Random Forests, reduced performance with large datasets in Support Vector Machines, and longer training time in Classification and Regression Trees.

The findings of this study prove that the GEE platform and advanced machine learning algorithms have the potential to detect and monitor the Köyceğiz Lake water surface area using the Sentinel-2 multi-year composite image.

4. Conclusion

The findings show that the Google Earth Engine cloud computing platform, the SNIC segmentation method, and the subsequently used CART, RF, and SVM algorithms can effectively define and map lake water areas with generally acceptable levels of accuracy. When the classification accuracies of four years were examined, it was seen that the lake water area could be determined quite accurately using the object-based classification method obtained by combining the SNIC algorithm with CART, RF, and SVM machine learning algorithms. All parameters used in accuracy evaluation resulted in values above 92%. The study showed that, similar to the literature, the SVM algorithm had higher evaluation metrics for determining the lake water area (Wei et al., 2020). When the change of the lake area over the years was examined, it was seen that the largest lake area was in 2020, then in 2019, 2022, and at least in 2021. It is thought that the lake area did not pose a risk of quaking due to the streams feeding the lake during the examined period.

References

- Achanta, R., & Süsstrunk, S. (2017). Superpixels and polygons using simple non-iterative clustering. *Proceedings of the 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 4895–4904). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.520>
- Acharya, T. D., Subedi, A., & Lee, D. H. (2019). Evaluation of machine learning algorithms for surface water extraction in a Landsat 8 Scene of Nepal. *Sensors*, 19(12), 2769. <https://doi.org/10.3390/s19122769>
- Aldiansyah, S., & Saputra, R. A. (2023). Comparison of machine learning algorithms for land use and land cover analysis using Google Earth Engine (case study: Wanggu Watershed). *International Journal of Remote Sensing and Earth Sciences*, 19(2), 197-210.

- Ao, Y., Li, H., Zhu, L., Ali, S., & Yang, Z. (2019). The linear random forest algorithm and its advantages in machine learning assisted logging regression modeling. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 174, 776-789.
- Avşar, Ö., & Kurtuluş, B. (2017). Köyceğiz Gölü su ve taban sedimanlarının sıcaklık dağılımı. *Jeoloji Mühendisliği Dergisi*, 41(2), 117-136. <https://doi.org/10.24232/jmd.334546>
- Bar, S., Parida, B. R., & Pandey, A. C. (2020). Landsat-8 And Sentinel-2 based forest fire burn area mapping using machine learning algorithms on GE cloud platform over Uttarakhand, Western Himalaya. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 18, 100324. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100324>
- Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65, 2–16. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>
- Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). *Classification and Regression Trees* (1st edition). Chapman and Hall/CRC.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.
- Breiman, L. (2017). *Classification and regression trees*. Routledge.
- Corcoran, J., Knight, J., Pelletier, K., Rampi, L., & Wang, Y. (2015). The effects of point or polygon based training data on Random Forest classification accuracy of wetlands. *Remote Sensing*, 7(4), 4002-4025. <https://doi.org/10.3390/rs70404002>
- Dlamini, M., Adam, E., Chirima, G., & Hamandawana, H. (2021). A remote sensing-based approach to investigate changes in land use and land cover in the lower uMfolozi floodplain system, South Africa. *Transactions of the Royal Society of South Africa*, 76(1), 13–25. <https://doi.org/10.1080/0035919X.2020.1858365>
- European Space Agency. (2023, December 19). *Introducing Sentinel-2*. https://www.esa.int/Applications/Observing_the_Earth/Copernicus/Sentinel-2/Introducing_Sentinel-2
- Gao, Y., & Mas, J. F. (2008). A Comparison of the performance of pixel-based and object-based classifications over images with various spatial resolutions. *Online Journal of Earth Sciences*, 2(1), 27-35.
- Gašparović, M., & Singh, S. K. (2022). Urban surface water bodies mapping using the automatic k-means based approach and sentinel-2 imagery. *Geocarto International*, 38(1), 2148757. <https://doi.org/10.1080/10106049.2022.2148757>
- Ghamisi, P., & Hoefle, B. (2017). LiDAR data classification using extinction profiles and a composite kernel support vector machine. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(5), 659-663.
- Google Earth Engine. (2023, December 19). *FAQ*. <https://earthengine.google.com/faq/>
- Goller.gen.tr. (2024, January 29). *Köyceğiz Gölü*. <https://www.goller.gen.tr/koycegiz-golu.html>
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27.
- Gxokwe, S., Dube, T., & Mazvimavi, D. (2022). Leveraging Google Earth Engine Platform to characterize and map small seasonal wetlands in the semi-arid environments of South Africa. *Science of The Total Environment*, 803, 150139. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.150139>
- Heydarian, M., Doyle, T. E., & Samavi, R. (2022). MLCM: Multi-Label confusion matrix. *IEEE Access*, 10, 19083-19095. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3151048>
- Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 37(1), 35-46. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B)
- Jayaswal, V., (2020, September 14). *Performance metrics: Confusion matrix, Precision, Recall, and F1 Score*. Towards Data Science. <https://towardsdatascience.com/performance-metrics-confusion-matrix-precision-recall-and-f1-score-a8fe076a2262>
- Jiang, W., Ni, Y., Pang, Z., Li, X., Ju, H., He, G., Lv, J., Yang, K., Fu, J., & Qin, X. (2021). An effective water body extraction method with new water index for sentinel-2 imagery. *Water*, 13(12), 1647. <https://doi.org/10.3390/w13121647>
- Jiang, L., Zhou, C., & Li, X. (2023). Sub-Pixel Surface Water Mapping for Heterogeneous Areas from Sentinel-2 Images: A Case Study in the Jinshui Basin, China. *Water*, 15(8), 1446. <https://doi.org/10.3390/w15081446>
- Jiang, Z., Wen, Y., Zhang, G., & Wu, X. (2022). Water information extraction based on multi-model RF algorithm and Sentinel-2 image data. *Sustainability*, 14(7), 3797. <https://doi.org/10.3390/su14073797>
- Kaplan, G., & Avdan, U. (2017). Object-based water body extraction model using Sentinel-2 satellite imagery. *European Journal of Remote Sensing*, 50(1), 137-143.
- Kobayashi, N., Tani, H., Wang, X., & Sonobe, R. (2020). Crop classification using spectral indices derived from Sentinel-2A imagery. *Journal of Information and Telecommunication*, 4(1), 67-90.
- Li, H., Zech, J., Ludwig, C., Fendrich, S., Shapiro, A., Schultz, M., & Zipf, A. (2021). Automatic mapping of national surface water with OpenStreetMap and Sentinel-2 MSI data using deep learning. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 104, 102571. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102571>
- Li, J., Ma, R., Cao, Z., Xue, K., Xiong, J., Hu, M., & Feng, X. (2022). Satellite Detection of Surface Water Extent: A Review of Methodology. *Water*, 14(7), 1148. <https://doi.org/10.3390/w14071148>

- Liu, Q., Huang, C., Shi, Z., & Zhang, S. (2020). Probabilistic river water mapping from Landsat-8 using the support vector machine method. *Remote Sensing*, 12(9), 1374. <https://doi.org/10.3390/rs12091374>
- Liu, Q., Tian, Y., Zhang, L., & Chen, B. (2022). Urban Surface Water Mapping from VHR Images Based on Superpixel Segmentation and Target Detection. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15, 5339-5356.
- Loh, W. Y. (2014). Fifty years of classification and regression trees. *International Statistical Review*, 82(3), 329-348. <https://doi.org/10.1111/insr.12016>
- Luo, C., Qi, B., Liu, H., Guo, D., Lu, L., Fu, Q., & Shao, Y. (2021). Using time series Sentinel-1 images for object-oriented crop classification in Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 13(4), 561. <https://doi.org/10.3390/rs13040561>
- Mahdianpari, M., Salehi, B., Mohammadimanesh, F., Homayouni, S., & Gill, E. (2019). The first wetland inventory map of newfoundland at a spatial resolution of 10 m using sentinel-1 and sentinel-2 data on the Google Earth Engine cloud computing platform. *Remote Sensing*, 11(1), 43. <https://doi.org/10.3390/rs11010043>
- Mahdianpari, M., Salehi, B., Mohammadimanesh, F., Brisco, B., Homayouni, S., Gill, E., Delancey, E.R., Bourgeau-Chavez, L., (2020). Big Data for a Big Country: The First Generation of Canadian Wetland Inventory Map at a Spatial Resolution of 10-m Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Data on the Google Earth Engine Cloud Computing Platform. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 46(1), 15–33. <https://doi.org/10.1080/07038992.2019.1711366>
- Ministry of Environment, Urbanisation and Climate Change. (2019, October 12). *Köyceğiz-Dalyan Özel Çevre Koruma Bölgesi*. Retrieved October 12, 2019, from <https://ockb.csb.gov.tr/koycegiz-dalyan-ozel-cevre-koruma-bolgesi-i-2753>
- Ouchra B, H., Belangour, A., & Erraissi, A. (2023). Comparison of Machine Learning Methods for Satellite Image Classification: A Case Study of Casablanca Using Landsat Imagery and Google Earth Engine. *Journal of Environmental & Earth Sciences*, 5(2), 118-134.
- Pal, M. (2005). Random forest classifier for remote sensing classification. *International Journal of Remote Sensing*, 26(1), 217-222.
- Pan, H., Chen, H., Hong, Z., Liu, X., Wang, R., Zhou, R., ... & Ma, Z. (2023). A Novel Boundary Enhancement Network for Surface Water Mapping Based on Sentinel-2 MSI Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 16, 9207-9222. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2023.3308046>
- Phan, T. N., Kuch, V., & Lehnert, L. W. (2020). Land cover classification using Google Earth Engine and random forest classifier—The role of image composition. *Remote Sensing*, 12(15), 2411. <https://doi.org/10.3390/rs12152411>
- Sarp, G., & Ozelcik, M. (2017). Water body extraction and change detection using time series: A case study of Lake Burdur, Turkey. *Journal of Taibah University for Science*, 11(3), 381-391. <https://doi.org/10.1016/j.jtusci.2016.04.005>
- Schmitt, M. (2020). Potential of large-scale inland water body mapping from sentinel-1/2 data on the example of Bavaria's lakes and rivers. PFG – Journal of Photogrammetry, *Remote Sensing and Geoinformation Science*, 88(3-4), 271-289. <https://doi.org/10.1007/s41064-020-00111-2>
- Selim, S., Çoşlu, M., Sönmez, N., & Karakuş, N. (2016). Köyceğiz Gölü ve Dalyan Kanallarında Kıyı Kenar Çizgisinin UA ve CBS Teknikleri ile Belirlenmesi, Alanda Karşılaşılan Sorunlar. *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 20(2), 254-260. <https://doi.org/10.19113/sdufbed.78402>
- Simioni, J. P., Guasselli, L. A., de Oliveira, G. G., Ruiz, L. F., & de Oliveira, G. (2020). A comparison of data mining techniques and multi-sensor analysis for inland marshes delineation. *Wetlands Ecology and Management*, 28(4), 577-594.
- Slagter, B., Tsendbazar, N. E., Vollrath, A., & Reiche, J. (2020). Mapping wetland characteristics using temporally dense Sentinel-1 and Sentinel-2 data: A case study in the St. Lucia wetlands, South Africa. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 86, 102009. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.102009>
- Solano, F., Di Fazio, S., & Modica, G. (2019). A methodology based on GEOBIA and WorldView-3 imagery to derive vegetation indices at tree crown detail in olive orchards. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 83, 101912. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.101912>
- Tassi, A., & Vizzari, M. (2020). Object-Oriented LULC Classification in Google Earth Engine Combining SNIC, GLCM, and Machine Learning Algorithms. *Remote Sensing*, 12(22), 3776. <https://doi.org/10.3390/rs12223776>
- Tassi, A., Gigante, D., Modica, G., Di Martino, L., & Vizzari, M. (2021). Pixel-vs. Object-Based Landsat 8 Data Classification in Google Earth Engine Using Random Forest: The Case Study of Maiella National Park. *Remote Sensing*, 13(12), 2299. <https://doi.org/10.3390/rs13122299>
- T.C. Köyceğiz Kaymakamlığı. (2023, October 12). *Köyceğiz Gölü*. <http://www.koycegiz.gov.tr/koycegiz-golu>
- Türedi, M. (2006). *Köyceğiz Gölü (Limnolojik Etüt)* [Yüksek lisans tezi, Marmara Üniversitesi]. YÖK Ulusal Tez Merkezi. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>
- Vapnik, V. (1995). *The nature of statistical learning theory*. Springer.

- Wang, M., Liu, X., Gao, Y., Ma, X., & Soomro, N. Q. (2017). Superpixel segmentation: A benchmark. *Signal Processing: Image Communication*, 56, 28–39. <https://doi.org/10.1016/j.image.2017.04.007>
- Wang, G., Meng, D., Chen, R., Yang, G., Wang, L., Jin, H., ... & Feng, H. (2024). Automatic Rice Early-Season Mapping Based on Simple Non-Iterative Clustering and Multi-Source Remote Sensing Images. *Remote Sensing*, 16(2), 277. <https://doi.org/10.3390/rs16020277>
- Wangchuk, S., & Bolch, T. (2020). Mapping of glacial lakes using Sentinel-1 and Sentinel-2 data and a random forest classifier: strengths and challenges. *Science of Remote Sensing*, 2, 100008. <https://doi.org/10.1016/j.srs.2020.100008>
- Wei, X., Xu, W., Bao, K., Hou, W., Su, J., Li, H., & Miao, Z. (2020). A water body extraction methods comparison based on FengYun Satellite data: a case study of Poyang Lake Region, China. *Remote Sensing*, 12(23), 3875. <https://doi.org/10.3390/rs12233875>
- Yang, L., Wang, L., Abubakar, G. A., & Huang, J. (2021). High-resolution rice mapping based on SNIC segmentation and multi-source remote sensing images. *Remote Sensing*, 13(6), 1148. <https://doi.org/10.3390/rs13061148>
- Zhou, L., Pan, S., Wang, J., & Vasilakos, A. V. (2017a). Machine learning on big data: opportunities and Challenges. *Neurocomputing*, 237, 350-361. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.01.026>
- Zhou, Y., Dong, J., Xiao, X., Xiao, T., Yang, Z., Zhao, G., ... & Qin, Y. (2017b). Open surface water mapping algorithms: A comparison of water-related spectral indices and sensors. *Water*, 9(4), 256. <https://doi.org/10.3390/w9040256>
- Xue, H., Xu, X., Zhu, Q., Yang, G., Long, H., Li, H., ... & Li, Y. (2023). Object-Oriented Crop Classification Using Time Series Sentinel Images from Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 15(5), 1353. <https://doi.org/10.3390/rs15051353>