

2015-2023 Yılları Arasında Kadıköy Barajı Su Yüzey Alanının OTSU Yöntemiyle Sentinel-2 Multispektral Görüntülerinden Operasyonel Olarak Belirlenmesi

Operational Estimation of Kadıköy Dam Surface Water Extent from Sentinel-2 Multispectral Imagery Using OTSU Method between 2015 and 2023

Suphi Öztürk¹, Ali Levent Yağcı^{1*}

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

ARAŞTIRMA MAKALESİ

*Sorumlu yazar:

Ali Levent Yağcı
alyagci@gtu.edu.tr

doi: 10.48123/rsgis.1508139

Yayın süreci

Geliş tarihi: 01.07.2024
Kabul tarihi: 26.09.2024
Basım tarihi: 26.09.2024

Özet

Bu çalışmada, Kadıköy Barajı'nın 2015-2023 yılları arasındaki su yüzey alanı değişimleri, Sentinel-2 uydu görüntüleri kullanılarak otomatik bir şekilde belirlenmesi amaçlanmıştır. Çalışma kapsamında, yaygın olarak kullanılan Normalleştirilmiş Fark Su İndeksi (NDWI) ve Modifiye Edilmiş Normalleştirilmiş Fark Su İndeksi (MNDWI) kullanılmıştır. NDWI ve MNDWI sonuçlarındaki mekânsal çözünürlük farkını ortadan kaldırmak için 20m çözünürlüğündeki kısa dalga kızılötesi bandı (SWIR-1), evrişimli sinir ağları yöntemiyle 10m çözünürlüğe yükseltilmiştir. Su alanlarını diğer alanlardan ayırmak için MNDWI ile hem sabit (MNDWI_0) hem de OTSU (MNDWI_OTSU) dinamik eşikleme yöntemleri kullanılmıştır. Daha sonra, elde edilen sonuçlar, Kadıköy Barajını NDWI OTSU dinamik eşikleme yöntemi ile operasyonel olarak takip eden Global Water Watch (GWW) gözlemleri ve Level-2 Sentinel-2 sınıflandırma katmanındaki (SCL) su olarak etiketlenen piksellerden hesaplanan baraj alanı ile bulutluluk oranının %1'in altında olduğu günlerde karşılaştırılmıştır. Sonuçlara göre, en düşük bağıl hata MNDWI_OTSU ile MNDWI_0 yöntemleri arasında görülmesine rağmen, MNDWI_OTSU ile GWW yöntemleri arasında en düşük ortalama bağıl hata görülmüştür. Bunun nedeni, GWW gözlemlerinde bazı günlerde fiziksel olarak mümkün olmayan ani değişimler ortalama bağıl hatayı yükseltmiştir.

Anahtar kelimeler: MNDWI, OTSU, Su yüzey alanı, Su kaynakları yönetimi

Abstract

The objective of this study is to automatically estimate the surface water extent of Kadıköy Dam between 2015 and 2023 using Sentinel-2 satellite imagery. In this regard, widely used indices such as the Normalized Difference Water Index (NDWI) and the Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) were employed. The shortwave infrared band (SWIR-1) in 20m spatial resolution was upscaled to 10m resolution using a convolutional neural network method to eliminate the resolution discrepancy in NDWI and MNDWI results. A fixed (MNDWI_0) and OTSU dynamic thresholding (MNDWI_OTSU) scheme applied to MNDWI results to delineate water surface from land surfaces. The results obtained from MNDWI_0 and MNDWI_OTSU methods were compared to the observations downloaded from Global Water Watch (GWW) website and the counting of the water pixels in the scene classification layer (SCL) during the days when cloud cover is below 1%. The OTSU thresholding scheme applied to NDWI maps to derive the water extent estimates on the GWW website. The results indicated that even though the lowest average relative error was observed between MNDWI_0 and MNDWI_OTSU methods, the lowest median relative error was observed between GWW and MNDWI_OTSU water extent results because several physically impossible sudden changes or outliers seen in GWW water extent time series inflated the average relative error of GWW results.

Keywords: MNDWI, OTSU, Surface water extent, Freshwater management

1. Giriş

Günümüzde tatlı su kaynakları, tarımsal faaliyetlerin sürdürülebilirliği için gerekli olduğundan bu kaynakların yönetimi büyük bir öneme sahiptir. Su kaynaklarının etkin bir şekilde yönetilmesi, ekosistemlerin ve toplumların su ihtiyaçlarını karşılamayı hedeflerken aynı zamanda tarım alanlarının sulanması için gereken suyun teminini sağlamaktadır (Aggarwal vd., 2009; OECD, 2010). Dünya genelinde tarımın büyük bir su tüketicisi olduğu göz önünde bulundurulduğunda, suyun verimli ve adil bir şekilde yönetilmesi, tarımsal üretim ve gıda güvenliği açısından hayati öneme sahiptir. Aynı zamanda, su kaynaklarının izlenmesi, hidrolojik kuraklığın takibine olanak sağlamaktadır. Dolayısıyla, su kaynaklarının sürdürülebilirliği ve etkin bir şekilde yönetilmesi için bu kaynakların operasyonel olarak izlenmesi gereklidir (Katusiime & Schütt, 2020; Senay vd., 2015).

Bu bağlamda, yüksek mekânsal ve zamansal çözünürlükteki kutupsal yörüngeli uydulardan elde edilen uzaktan algılanmış görüntüler, su kaynaklarının operasyonel olarak izlenmesinde önemli bir araç haline gelmiştir (Huang vd., 2023; Liu vd., 2022). Su kaynaklarının izlenmesi, yoğunlukla Sentinel-2 ve Landsat uydu misyonlarından elde edilen görüntülerden hesaplanan su yüzey alanı hesaplamaları ile yapılmaktadır (Albarqouni vd., 2022; Atiz vd., 2023; Bai vd., 2011; Firatli vd., 2022; Tottrup vd., 2022; Yılmaz, 2023). Örneğin, Çanakkale'deki Atikhisar Baraj Gölü'nün yüzey alanı Landsat 8 uydu görüntülerinden hesaplanan Normalleştirilmiş Fark Su İndeksi (NDWI) ile belirlenmiş ve 1984-2018 yılları arasındaki yüzey alanının yıllık değişimi ile meteorolojik kuraklık arasında ilişkisi araştırılmıştır (Özelkan, 2019). Bir diğer çalışmada, 1988-2021 arasında Yunnan Platosundaki dokuz gölün yüzey su alanlarının mekânsal ve zamansal analizi, Google Earth Engine (GEE) platformu üzerinde Landsat uydu görüntüleri ve NDWI, Modifiye Edilmiş Normalize Fark Su İndeksi (MNDWI), Otomatik Su Çıkarma İndeksi (AWEI), Normalleştirilmiş Su İndeksi (NWI) ve Su İndeksi (WI) indeksleri kullanarak yapılmıştır (Lu & Sun, 2023). Çukurova, Köyceğiz, Burdur, Hazar ve Çıldır göllerini baz alarak yapılan bir çalışmada, Sentinel-2 uydu görüntüleri kullanılarak farklı su yüzey belirleme indekslerinin performans analizi yapılmıştır (Yılmaz, 2023). Benzer şekilde Bafa Gölü'nün 1984-2022 yılları arasındaki uzun vadeli değişimlerinin Landsat 5 ve 8 uydu görüntüleri ve GEE platformu kullanılarak yıllık su alanları NDWI, MNDWI ve AWEI indeksleriyle hesaplanmıştır (Atiz vd., 2023). Landsat 5 ve 8 uydu görüntüleri kullanılan bir diğer çalışmada, Türkiye'nin Göller Bölgesi'nde bulunan Burdur, Eğirdir ve Beyşehir göllerinin 2000 – 2021 yılları arası su yüzey alanı ve göl yüzey suyu sıcaklığı (LSWT) analizlerini içeren bir diğer çalışmada, NDWI kullanılarak su alanları çıkarılmıştır (Albarqouni vd., 2022). Küçük ve orta ölçekli barajlar ile göllere yönelik yapılan çalışmada, yapay su rezervlerinin 35 yıllık yüzey su alanlarına dair zaman serileri oluşturulmuştur. Türkiye'deki doğal göllerin genel özellikleri ve zaman içindeki yüzey su alanlarındaki değişimler ele alınmıştır. Her iki çalışmada, Landsat ve Sentinel-2 uydu görüntüleri ile NDWI kullanılmıştır (Donchyts vd., 2022; Firatli vd., 2022). Kuzeybatı Çin'de yapılan bir çalışmada, 2000 ile 2020 yılları arasındaki dönemi kapsayacak şekilde Xinjiang'daki göllerin su depolama değişikliklerini incelenmiştir. Global Surface Water Monthly Historical dataset (JRC GSW) ve Hydroweb'den elde edilen uydu verileri kullanılarak göl alanı, su seviyesi ve su depolama değişiklikleri analiz edilmiştir (Huang vd., 2023). Aral Denizi Havzası'ndaki yüzey su alanındaki değişiklikler JRC GSW veri seti ve GEE bulut platformu kullanılarak incelenmiştir. 1992 ile 2020 arasındaki, göl ve barajların su alanlarının değişimleri belirlenmiştir (Huang vd., 2023). Üç milyon Landsat uydu görüntüsü kullanarak son 32 yılda küresel yüzey suyu değişikliklerini incelendiği bir başka çalışmada, 1984-2015 arasında, kalıcı su yüzeyleri ve yeni su yüzeyleri raporlanmıştır (Pekel vd., 2016). 2010-2020 yılları arasını kapsayan bir başka çalışmada, Sentinel-1, Sentinel-2 ve Landsat 8 uyduları kullanılarak 14 farklı uydulara dayalı yaklaşımlar karşılaştırmalı olarak incelenmiştir (Tottrup vd., 2022). Son olarak, 2001-2019 yılları arasındaki Landsat 5, 7 ve 8 uydu görüntüleri ile GEE platformu kullanılarak yüzey su alanı dinamiklerini incelenmiştir (Zhou vd., 2021).

Su yüzey alanları, sayısal yükseklik modelleri veya batimetri haritaları ile birleştirildiğinde barajlardaki su miktarı ve su yüksekliği takip edilebilmektedir (Khattab vd., 2017; Yue & Liu, 2019). Örneğin, 2015-2017 yılları arası Sentinel-2A uydu misyonundan elde edilen uydu görüntülerinden hesaplanmış NDWI ile dijital yükseklik modeli verileri karşılaştırılarak barajdaki su miktarının tahminleri yapılmıştır (Karaman & Özelkan, 2022). Benzer bir şekilde, Avustralya ve ABD'nin çeşitli göllerinin yüzey su alanları, Landsat 5 uydu görüntüleri kullanılarak denetimli sınıflandırma yöntemi ile belirlenmiştir. Su yüksekliğini belirlemek için dijital arazi modeli verileri kullanılmış ve su hacmi hesaplanmıştır (Fuentes vd., 2019). 2016 yılında gerçekleştirilen başka bir çalışmada, göllerin dağılımı, hacmi ve kalma süresi gibi önemli özelliklerini anlamak için bir jeostatistik model geliştirilmiştir. Araştırmada, göllerin yüzey alanı ve diğer hidrografik bilgilerini içeren HydroLAKES veri seti kullanılmıştır. Batimetrik ve derinlik verileri, 12150 doğal gölden elde edilmiş ve yüksek çözünürlüklü küresel hidrolojik modelden alınan debi tahminleri ile işlenmiştir (Messenger vd., 2016).

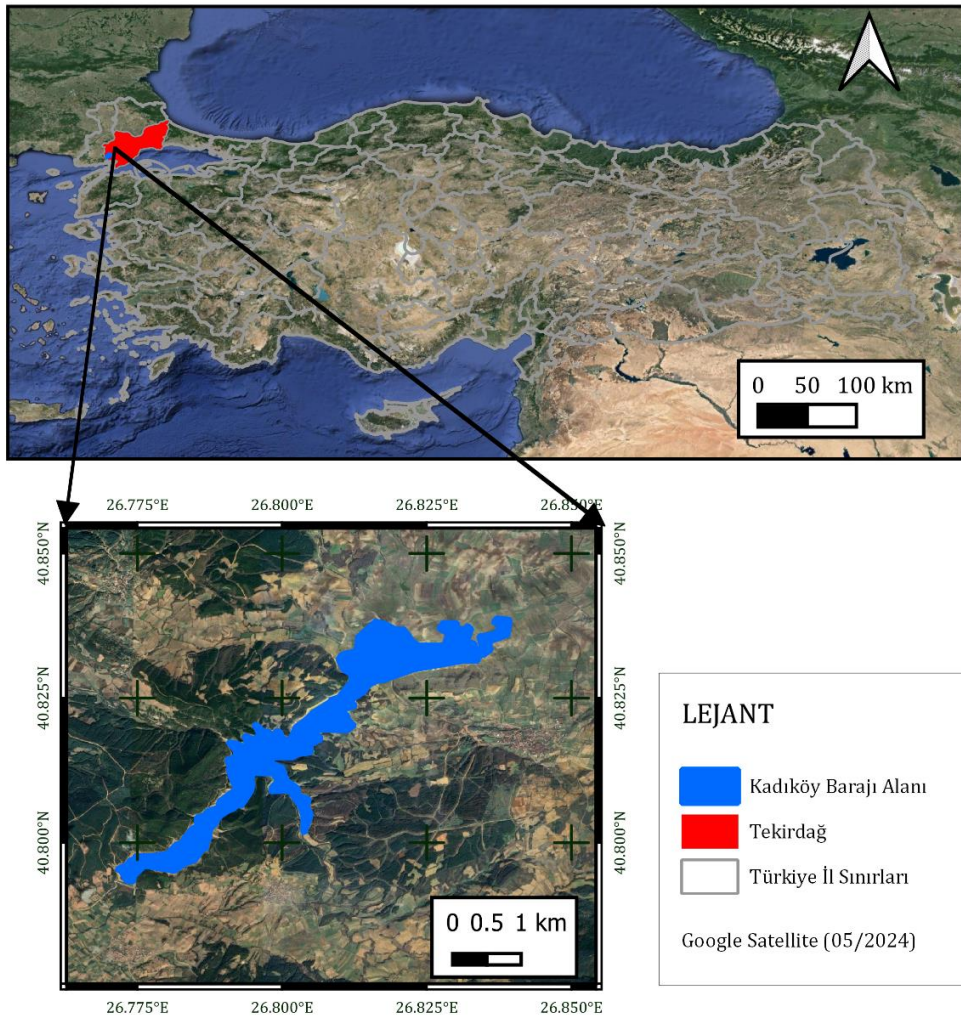
Bu çalışmada, yukarıda anlatılan çalışmalardan farklı olarak baraj yüzey alanının kullanıcıdan bir eşik değeri almadan operasyonel olarak hesaplanması amaçlanmıştır. Bu kapsamda geliştirilen metodoloji Tekirdağ'ın Malkara ilçesinde yer alan Kadıköy Barajında 2015-2023 yılları arasında Level-2 Sentinel-2 uydu görüntüleri test edilmiştir. İlk olarak, 20 m çözünürlüğündeki kısa dalga kızılötesi bandı (SWIR-1), evrişimli sinir ağları yöntemi ile 10m çözünürlüğe yükseltilmiştir. Daha sonra, yeşil ve kısa dalga kızılötesi bantları kullanılarak MNDWI hesaplanmış ve OTSU eşikleme yöntemi ile su pikselleri belirlenmiştir. Son olarak, baraj alanı dışında kalan su pikselleri ve hatalı olarak etiketlenen su pikselleri, su yüzey haritalarından arındırılarak su yüzey alanları hesaplanmıştır.

Tüm işlem adımlarının otomasyonu Python programlama diliyle sağlanmıştır. Ayrıca, geliştirilen yöntem ile elde edilen sonuçlar, Global Water Watch (GWW) gözlemleri, MNDWI sabit eşik değeri yöntemi ve Level-2 Sentinel-2 sınıflandırma katmanındaki su olarak etiketlenen piksellerden hesaplanan baraj alanı ile karşılaştırılmıştır.

2. Materyal ve Yöntem

2.1 Çalışma Alanı

Bu çalışma kapsamında, Türkiye'nin Tekirdağ ilinin Malkara sınırları içinde bulunan Kadıköy Barajı'nın (Şekil 1) su yüzey alanı değişimleri incelenmiştir. Baraj, Derbent Deresi üzerine 1967-1973 yılları arasında inşa edilmiş bir yapay barajdır. Barajın sulak alanı 223,21 hektar büyüklüğündedir. Sulama, taşkın kontrolü, içme-kullanma ve sanayi suyu temini gibi çeşitli amaçlarla kullanılmaktadır (Doğa Koruma ve Milli Parklar Genel Müdürlüğü, 2023). Barajın yer aldığı bölgede kışları ılıman ve nemli, yaz aylarında ise sıcak ve kurak iklim hakimdir ve Köppen – Geiger iklim sınıflandırmasına göre Csa iklim tipine sahiptir. Bu iklim tipinde kışlar ılık geçerken yazlar ise oldukça sıcak bir seyir izlemektedir (Öztürk vd., 2017).



Şekil 1. Kadıköy Barajı'nın konumu. Barajın alanı Hydrolakes veri tabanından alınmıştır

2.2 Materyal

2.2.1 Sentinel-2 uydu görüntüleri

Sentinel-2, Avrupa Uzay Ajansı (ESA) tarafından geliştirilen bir uydu misyonudur. Bu misyonun amacı, Dünya'nın yüzeyini geniş bir spektral aralıkta 10m-60m çözünürlükte gözlemlemektir. Sentinel-2 uydu görüntüleri elektromanyetik spektrumun kırmızı, yeşil, mavi ve yakın-kızılötesi gibi bölgelerinde gözlem toplamaktadır.

Bu spektral bantlar, tarım, ormancılık, su yönetimi ve çevre izleme gibi birçok uygulama için geniş bir kullanım sunmaktadır (Drusch vd., 2012; Filipponi, 2019; Segarra vd., 2020; Vasilakos vd., 2020).

Tablo 1. Çalışma kapsamında toplanan Sentinel-2 uydu görüntülerinin yıllara ve aylara göre sayısı

Ay / Yıl	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
Ocak		3	5	13	13	12	12	12	12
Şubat		4	6	10	11	11	11	11	11
Mart		3	6	12	12	13	13	13	13
Nisan		4	6	12	12	12	12	12	12
Mayıs		5	6	13	12	11	12	12	12
Haziran		6	7	12	12	12	12	12	12
Temmuz	2	6	12	12	12	13	13	13	13
Ağustos	6	6	13	13	13	12	12	11	11
Eylül	4	6	12	11	11	12	12	12	12
Ekim	3	6	12	12	12	12	12	12	12
Kasım	3	5	12	12	12	12	12	12	12
Aralık	3	6	11	12	12	13	12	13	13

Çalışma kapsamında Sentinel-2 misyonu kapsamında 2015-2023 tarihleri arasında toplanmış 1054 tane Level 2 Sentinel-2A ve -2B uydusu görüntüleri kullanılmıştır (Tablo 1). Kadıköy barajı konum olarak iki farklı Sentinel-2 yörüngesinin (R007 ve R050) kesişme alanında bulunmaktadır. Çalışma alanı üzerinde iki farklı yörüngeden görüntü toplandığı için, görüntü sayısı aylık 11-13 arasında değişmiştir (Tablo 1). NDWI ve MNDWI gibi su indeksleri hesaplarında kullanılan spektral bantların özellikleri Tablo 2’de verilmiştir. Yeşil ve Yakın kızılötesi (NIR) bantları NDWI hesabında kullanılırken, Yeşil ve kısa dalga kızılötesi bantları MNDWI hesabında kullanılmaktadır.

Tablo 2. Çalışmada kullanılan Sentinel-2 bantlarının özellikleri

Bant No	Bant Adı	Dalga boyu (nm)	Mekânsal çözünürlük (m)
B3	GREEN	543-578	10
B8	NIR	785-899	10
B11	SWIR-1	1565-1655	20

2.2.2 Sentinel-2 Sınıflandırma Katmanı (SCL)

Her Level-2 Sentinel-2 uydu görüntüsü bir sınıflandırma katmanı (SCL; Scene Classification Layer) ile gelmektedir. Bu katman, arazi kullanımı/örtüsünü sınıflandırmak için oluşturulmuştur. SCL katmanı, veri yok değeri (No data value) dışında, doymuş ya da hasarlı, gölgeler, bulut gölgeleri, bitki örtüsü, bitki örtüsü olmayan alanlar, su, sınıflandırılmamış alanlar, orta olasılıklı bulutlar, yüksek olasılıklı bulutlar, ince cirrus bulutları ve kar olmak üzere 11 farklı sınıf içermektedir (Tablo 3) (Main-Knorn vd., 2017).

Bu çalışmada SCL bandı iki amaç için kullanılmıştır. İlk olarak bulutlu günlerin tespiti için kullanılmıştır. Bu günlerde uydu, bulutlardan dolayı yeryüzü üzerinde veri toplayamayacağı için baraj su yüzey alanının uydu görüntüleri ile tespit edilmesi mümkün değildir. Ondan dolayı, eğer baraj yüzeyi üzerinin %1’den fazla bulutlu olduğu günlerde baraj yüzeyi alanı hesabı yapılmamaktadır. İkinci olarak, bu katmanın içerisinde su yüzeyleri sınıflandırıldığı için baraj yüzey alanı bu katmandan bulunabilmektedir. Ondan dolayı, çalışma kapsamında SCL bandındaki su pikselleri sayılarak baraj alan hesabı yapılmıştır ve çalışma kapsamında elde edilen diğer baraj su yüzey alanları ile karşılaştırılmıştır.

2.2.3 Global Water Watch (GWW) verileri

Global Water Watch (GWW) platformu, dünya genelindeki en az 10 hektarlık yüzeye sahip göl ve barajların dağılımı, yüzey alanı değişimleri ve su ikamet süresi gibi kritik coğrafi ve ekolojik süreçlerin ana bileşenlerini anlamak için geliştirilen bir veri tabanıdır. Bu veri tabanında Kadıköy Barajının su yüzey alanı, 80978 kimlik numarası ile periyodik olarak hesaplanmaktadır (Deltares, 2024). GWW platformunda çalışan algoritma, ilk aşamada bulutsuz level-1 Landsat ve Sentinel-2 uydu verilerine Canny Edge filtresi uygulayarak baraj sınırları belirlemektedir. İkinci aşamada, eşitlik (1) kullanılarak NDWI görüntülerini oluşturmaktadır.

Son aşamada ise su ile su olmayan alanları ayırt edecek eşik değer her NDVI görüntüsü için Otsu yöntemi bulunmaktadır (Otsu, 1979). Daha sonra baraj su yüzey alanı hesaplanmaktadır ve zaman serileri oluşturulmaktadır (Donchyts vd., 2022).

$$NDWI = \frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR} \quad (1)$$

Yukarıdaki formülde, "GREEN" terimi yeşil bandı, "NIR" terimi ise yakın kızılötesi bandını ifade etmektedir. NDWI ile hesaplanan görüntünün piksel değerleri -1 ile +1 arasında değişmektedir. Kabaca, su içeren pikseller 0'dan büyük değer alırken, su olmayan piksellerin negatif değer almaktadır (McFeeters, 1996).

Tablo 3. SCL bandının piksel etiketleri ve karşılıkları

Piksel No	Sınıf
0	Veri yok
1	Doymuş ya da hasarlı
2	Gölgeler
3	Bulut gölgeleri
4	Bitki örtüsü
5	Bitki örtüsü olmayan
6	Su
7	Sınıflandırılmamış
8	Orta bulut olasılığı
9	Yüksek bulut olasılığı
10	İnce sirus bulutu
11	Kar

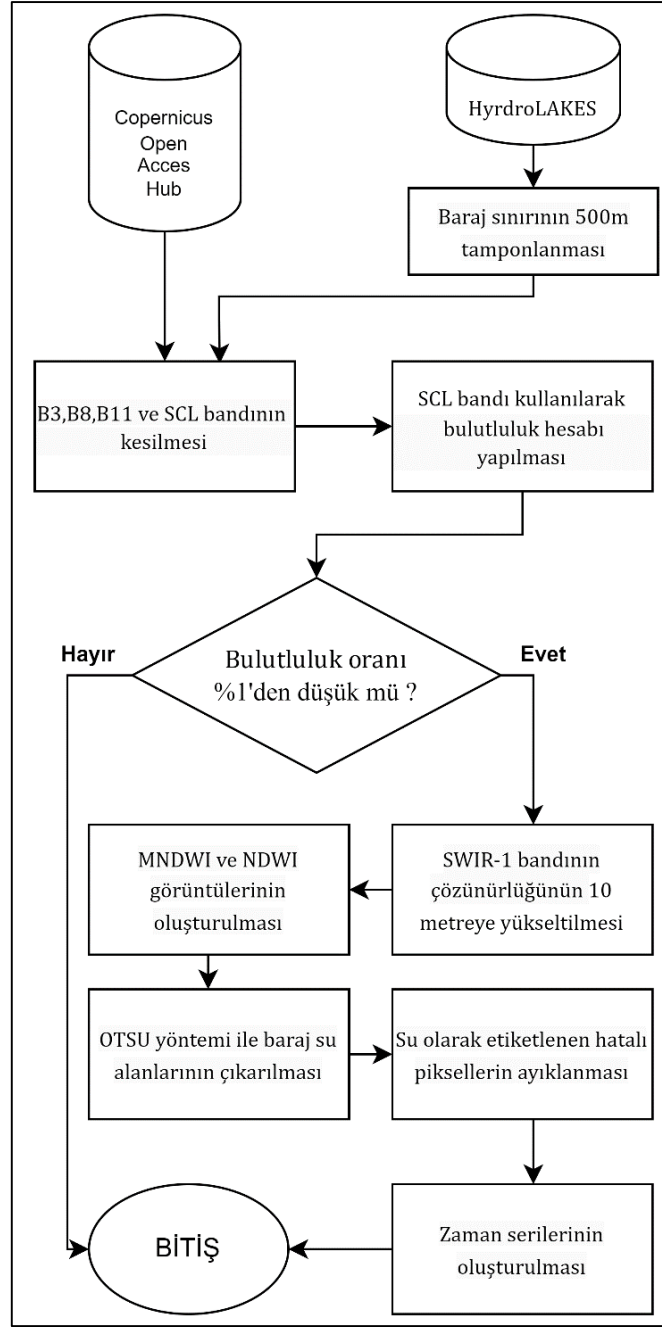
2.2.4 HydroLAKES veri tabanı

HydroLAKES en az 10 hektarlık yüzeye sahip göl alanlarının sınır verileri içeren global bir veri tabanıdır. Bu veri tabanında her göl için sınır uzunluğu, ortalama derinlik, su hacmi, suyun kalma süresi ve öznelik bilgileri mevcuttur (HydroSHEDS, 2024). Bu veri tabanından Kadıköy Barajının sınır vektör verisi indirilmiştir ve bu sınır verisine 500 m tampon uygulanmıştır.

2.3 Yöntem

Çalışmada ilk olarak Sentinel-2 uydu misyonunun Level 2A görüntüleri, Sentinel uydu programı API web hizmeti kullanılarak indirilmiştir ve tüm görüntüler iş akışına koyulmuştur (Copernicus Data Space Ecosystem, 2024). Bu görüntülerdeki Bant 3, Bant 8, Bant 11 ve SCL bandı, tamponlanmış Kadıköy Baraj alanının sınırlarına göre kesilmiştir. Daha sonra, SCL bandında bulut olarak işaretlenmiş pikseller sayılarak baraj üzerindeki bulutluluk oranı hesaplanmıştır. Eğer bulutluluk oranının %1'den fazla çıktığı durumda ilgili gün bulutlu sayılarak baraj yüzey alanı algoritmasının iş akışı bir sonraki aşamaya geçmeden sonlandırılmaktadır. Eğer bulutluluk oranı %1'den az ise bir sonraki aşamaya geçerek 20 m çözünürlüğündeki SWIR-1 bandı evrişimli sinir ağı yöntemiyle 10 m çözünürlüğe yükseltilmektedir. Ardından Yeşil (GREEN) ve SWIR-1 bantlar ile eşitlik (2) kullanılarak MNDWI hesaplanmaktadır. MNDWI görüntülerinden OTSU yöntemiyle su ile su olmayan piksellerini ayıran eşik değer bulunmuştur. Bu eşik değer kullanılarak baraj su yüzey alanı haritaları elde edilmiştir. Ancak, bu baraj su yüzey haritalarındaki hatalı etiketlen su pikselleri "bağlantılı bileşen etiketleme algoritması" ile ayıklanmaktadır (Fiorio & Gustedt, 1996; Walt vd., 2014; Wu vd., 2005). En son oluşan baraj su yüzey haritasından baraj su yüzey alanı hesap edilerek zaman serileri oluşturulmaktadır.

Çalışmanın iş akışı Şekil 2'de sunulmuştur ve bu iş akışının baştan sonra otomasyonu, Rasterio, NumPy, GeoPandas ve scikit-image gibi çeşitli ücretsiz ve açık kaynaklı kütüphaneler kullanılarak Python programlama dilinde yazılan program ile gerçekleştirilmektedir. Sentinel-2 SWIR-1 bandının çözünürlük artırma kısmı ise Lanaras tarafından (2024) geliştirilen Python kodu ile sağlanmıştır.



Şekil 2. Çalışmanın iş akışı

2.3.1 Modifiye edilmiş normalize fark su indeksi (MNDWI)

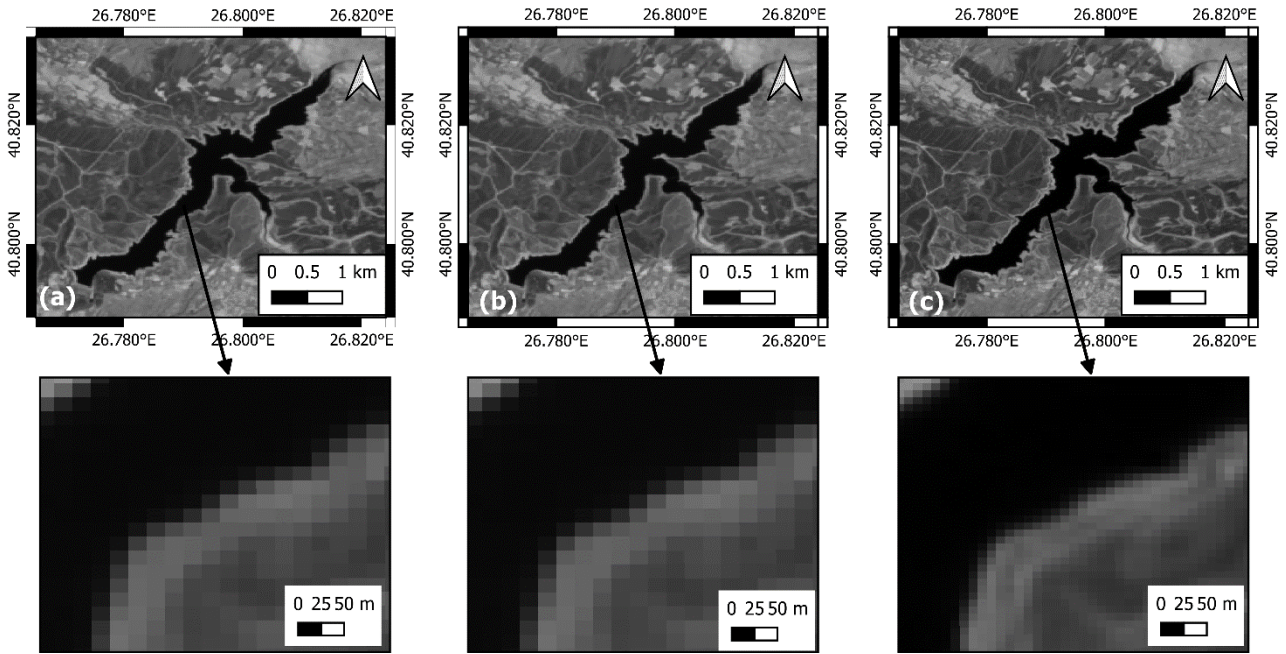
McFeeters (1996) tarafından geliştirilen NDWI indeksi, uydu görüntülerinde su yüzey alanlarını bulmak amacıyla geliştirilmiştir. Ancak, yapılaşma olan bölgelerde bu indeksin performansının düşük olduğu için Xu (2006) tarafından alternatif bir indeks olan MNDWI geliştirilmiştir (Li vd., 2013; Xu, 2006). Formül (2)'de verilen MNDWI, uydu görüntülerindeki su yüzey alanlarının belirlenmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Davranche vd., 2010; Duan & Bastiaanssen, 2013; Feyisa vd., 2014; Hui vd., 2008; Pan vd., 2020).

$$MNDWI = \frac{GREEN - SWIR1}{GREEN + SWIR1} \quad (2)$$

Formüldeki "GREEN" terimi yeşil bandı, "SWIR" terimi ise kısa dalga kızılötesi bandını ifade etmektedir. Pozitif ve negatif MNDWI değerleri sırasıyla su ve su olmayan sınıfları göstermektedir (Xu, 2006).

2.3.2 SWIR-1 bandının mekânsal çözünürlüğünün iyileştirilmesi

MNDWI hesabında GREEN ve SWIR-1 bantları kullanılmaktadır. Ancak, Sentinel-2 görüntülerindeki yeşil bantı 10 m'lik mekânsal çözünürlüğünde olmasına rağmen, kısa dalga kızılötesi bantın mekânsal çözünürlüğü 20 m'dir. Bundan dolayı NDWI'dan 10 m çözünürlüğünde baraj su yüzey alanı haritaları oluşturulabilmesine rağmen MNDWI'dan 20 m çözünürlüğünde haritalar oluşturulmaktadır. MNDWI'dan da 10 m çözünürlüğünde baraj su yüzeyi haritaları oluşturulabilmesi için SWIR bantının çözünürlüğü iyileştirilmelidir. Bu amaçla, Lanaras vd. (2018) tarafından evrişimli sinir ağları (CNN; Convolutional Neural Network) derin öğrenme yöntemi kullanılarak geliştirilen DSen2 adlı algoritma ile SWIR-1 bantı 10 m mekânsal çözünürlüğe indirilmiştir. CNN, karmaşık veri yapılarını analiz ederek öğrenebilmektedir ve böylece kısa dalga kızılötesi bantlarının düşük çözünürlüklerini yüksek çözünürlüğe çevirebilmektedir. CNN tabanlı DSen2 dünyanın farklı iklim bölgelerinde bulunan farklı arazi örtüsü sınıflarına göre eğitildiği için dünyanın her yerinde tüm arazi örtüsü sınıfları ile hızlı ve verimli çalışabilen bir genel çözünürlük yükseltme algoritmasıdır. DSen2 metodunda 20 m'lik ve 60 m'lik Sentinel-2 bantlarını 10 m'ye yükselten iki tane CNN algoritması eğitilmiştir. DSen2 yöntemi literatürde bulunan diğer çözünürlük artırma yöntemlerine göre %50 ve üzeri daha düşük karesel ortalama hata vermiştir (Lanaras vd., 2018). DSen2 yönteminin Python programlama dilinde geliştirilen çözünürlük iyileştirme iş akışının kodu github'da sunulmaktadır (Lanaras, 2024) ve bu kod iş akışına dahil edilerek SWIR bantının çözünürlüğü artırılmıştır. SWIR-1 bantının DSen2 ve en yakın komşu yöntemi 10 m'ye çözünürlüğü yükseltilmiş örnekleri Şekil 3'te gösterilmiştir.



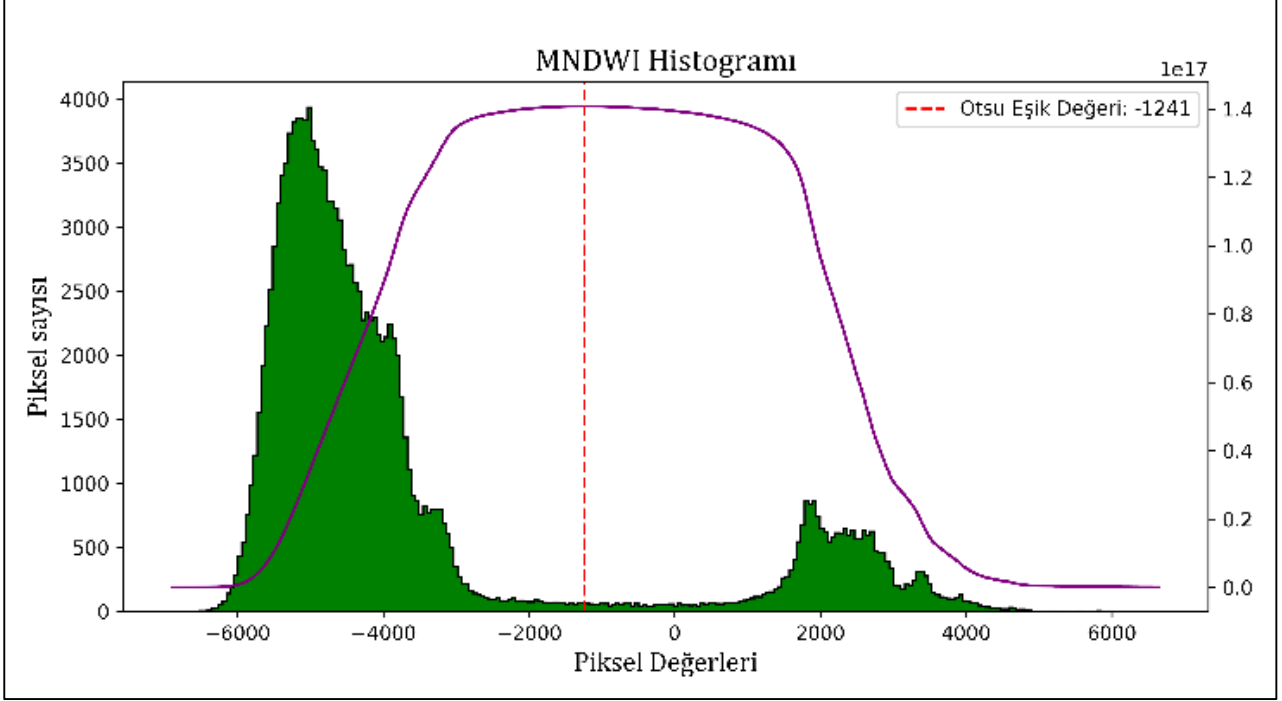
Şekil 3. a) 20 m çözünürlüklü orijinal SWIR-1 bandı, b) en yakın komşu ile yeniden 10 m'ye örneklenen SWIR-1 bandı ve c) DSen2 yöntemi ile 10 m'ye yükseltilen SWIR-1 bandı üzerinde Kadıköy Barajının genel görünümü. Alt görüntülerde baraj sınırına yaklaştırılmış bir kesit verilmiştir

2.3.3 OTSU eşikleme yöntemi

McFeeters (1996) ve Xu (2006) tarafından yapılan çalışmalara göre, NDWI ve MNDWI görüntülerinde yüzey su alanlarının belirlenmesinde 0 sabit eşik değeri kullanılmaktadır ve bu eşikten büyük değerler su olarak değerlendirilmektedir (McFeeters, 1996; Xu, 2006). Ancak, bu eşik değerinin sabit kalmadığı ve görüntülerin toplanma zamanına ve spektral değişimlere bağlı olarak değiştiği görülmüştür (Du vd., 2016; Li vd., 2013).

Bu nedenle, su yüzey alanlarının bulunması dinamik olarak eşik değerlerinin hesaplanması gerektiği ortaya konmuştur (Bai vd., 2011; Donchyts vd., 2022; Ji vd., 2009). Bu çalışmada, yukarıdaki çalışmalara paralel olarak OTSU algoritması ile optimal eşik değerler dinamik olarak bulunmuştur. OTSU yöntemi, sınıf içi varyansı minimum, sınıflar arası varyansı ise maksimum yapan eşik değerini belirlemektedir. Bu sayede, pikseller arasındaki ayrımı en üst düzeye çıkarıp, iki farklı sınıfa yerleştirmektedir (Otsu, 1979).

16.11.2023 tarihinde toplanan Sentinel-2 görüntüsünden hesaplanan MNDWI histogramı Şekil 4'te verilmiştir. Bu histograma göre, MNDWI değerleri iki tepeli dağılım göstermektedir. Bu histogramın sol tarafındaki tepe ve etrafında su olmayan pikseller ve sağ tarafındaki tepe ve etrafında su olan pikseller toplanmıştır. Mor eğri iki sınıf arasındaki varyans eğrisini ifade etmektedir. OTSU metodu bu iki sınıf arasındaki varyansın en yüksek değere ulaştığındaki MNDWI değerini seçmektedir. Bu tarihte su piksellerini su olmayan piksellerden ayıran eşik değeri -1241 olarak bulunmuştur.



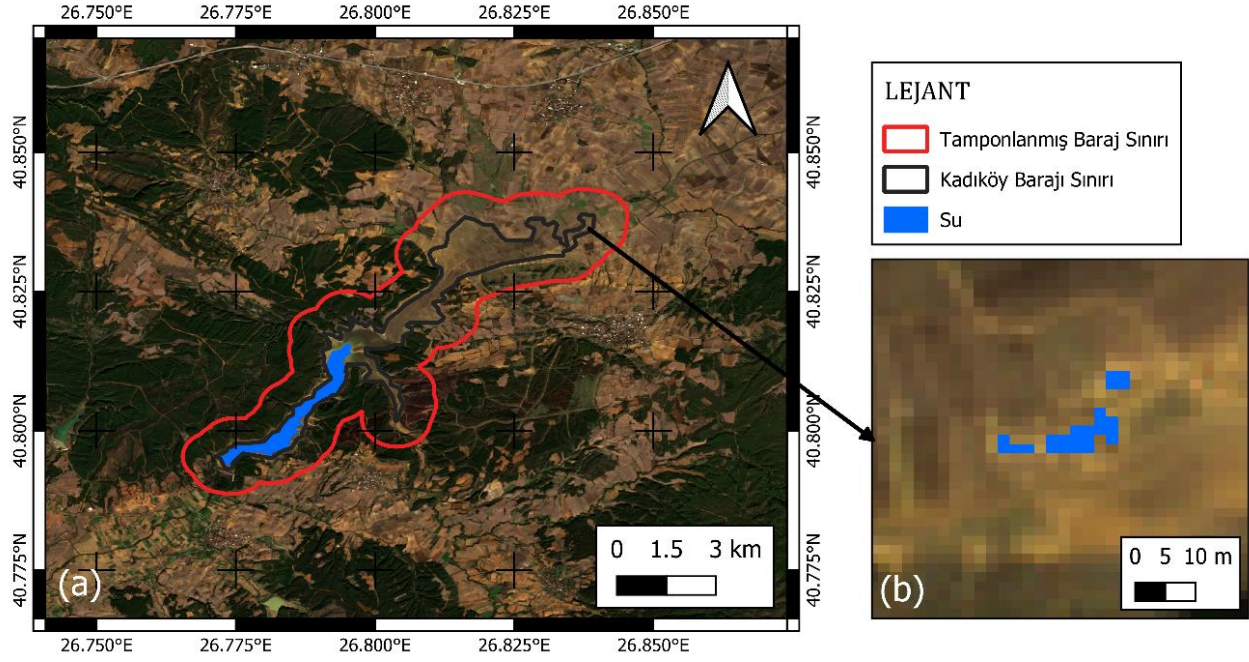
Şekil 4. 16.07.2015 tarihindeki Sentinel-2 görüntülerinden oluşan MNDWI histogramı. Mor eğri iki sınıf arasındaki varyans eğrisini ifade etmektedir

3. Bulgular

Elde edilen bulgular dört başlıkta sunulmuştur. İlk olarak oluşturulan yüzey su haritalarından hatalı su piksellerinin ayrıştırılması gösterilecektir. Daha sonra çalışma kapsamında iki farklı eşik değeri yöntemi kullanılarak elde edilen su yüzey alanları, GWW platformu ve SCL bandından elde edilen su yüzey alanları ile karşılaştırılacaktır. Üçüncü olarak, OTSU yöntemi ile bulunan MNDWI eşik değerlerinin frekans dağılımı incelenecektir. Son olarak ta 4 farklı yöntem ile elde edilen Kadıköy Barajı su yüzey alanları arasındaki bağıl hata hesapları gösterilecektir.

3.1 Su Yüzey Haritalarının Hatalı Piksellerden Arındırılması

Çalışma kapsamında üretilen baraj su yüzeyi haritaları görsel olarak incelendiğinde 500m tamponlanmış baraj sınırları ile kesilen bölgede baraj ile ilgili olmayan ve su olarak etiketlenmiş pikseller sıklıkla görülmüştür (Şekil 5). Bu haritadan baraj su yüzey alanı su olarak etiketlenen pikseller sayılarak elde edildiği için baraj yüzey alanı hatalı hesaplanmaktadır. Genel olarak bakıldığında, hatalı etiketlenen su pikselleri baraj alanına göre çok küçük bir alan kapsamaktadır. Bağlantılı bileşen etiketleme algoritması otomatik olarak su yüzey alanı haritasındaki birbiri ile bağlantılı en büyük objeyi, diğer bir deyişle baraj su yüzey alanını, bulduktan sonra diğer küçük objeleri, diğer bir deyişle baraj ile ilgili olmayan küçük su bölgelerini, "su değil" diyerek işaretlemektedir. Bundan dolayı, baraj su yüzeyi alanı, OTSU ile elde edilen su yüzey haritasına bağlantılı bileşen etiketleme algoritması uygulandıktan sonra hesaplanmaktadır ve baraj ile ilgili olmayan ancak su olarak etiketlenen pikseller baraj su yüzey alanı hesabına katılmamaktadır.



Şekil 5. 16.11.2023 tarihinde OTSU eşikleme yöntemiyle elde edilen su yüzey haritası: a) hatalı etiketlenen su pikselleri, b) barajın sınır verisi Hydrolakes veri tabanından alınmıştır

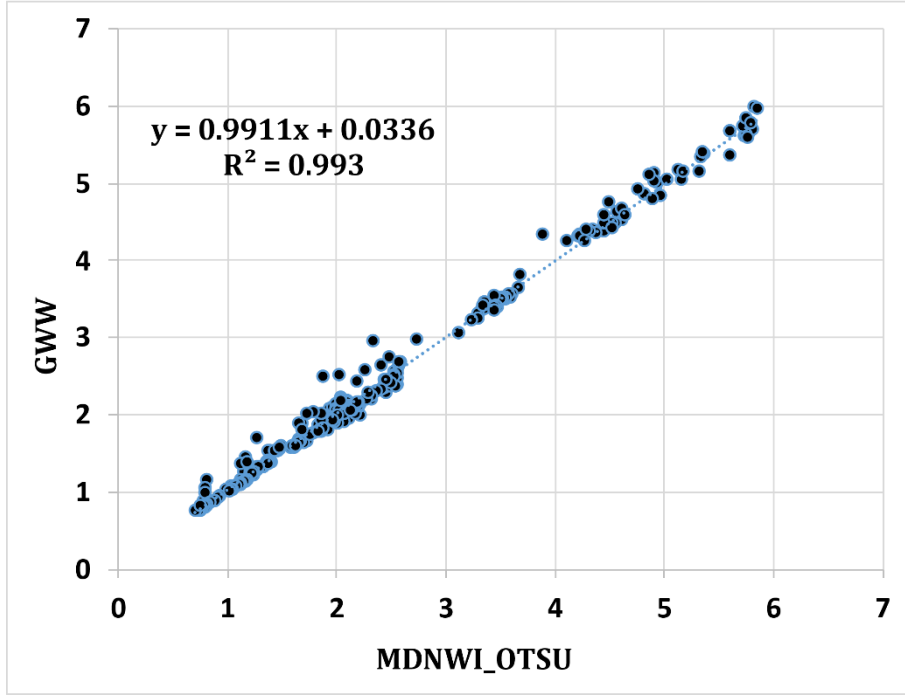
3.2 Su Yüzey Alanı Sonuçlarının Karşılaştırılması

2015-2023 yılları arasında GWW platformundaki Kadıköy Barajı'nın su yüzey alanları ile çalışma kapsamında geliştirilen MNDWI_OTSU modeliyle üretilen su yüzey alanları karşılaştırılmıştır (Şekil 6). Sonuçlara göre iki farklı yöntemden üretilen su yüzey alanları arasında doğrusal ($m=0.991$) ve çok güçlü bir ilişki görülmektedir ($R^2=0.993$). Baraj alanı düşük, orta ve yüksek seviyede olduğunda her iki yöntem birbirine çok yakın sonuçlar vermektedir. Ancak, baraj alanı 2-3 km² arasında olduğunda GWW barajın yüzey alanın daha fazla hesapladığı görülmektedir.

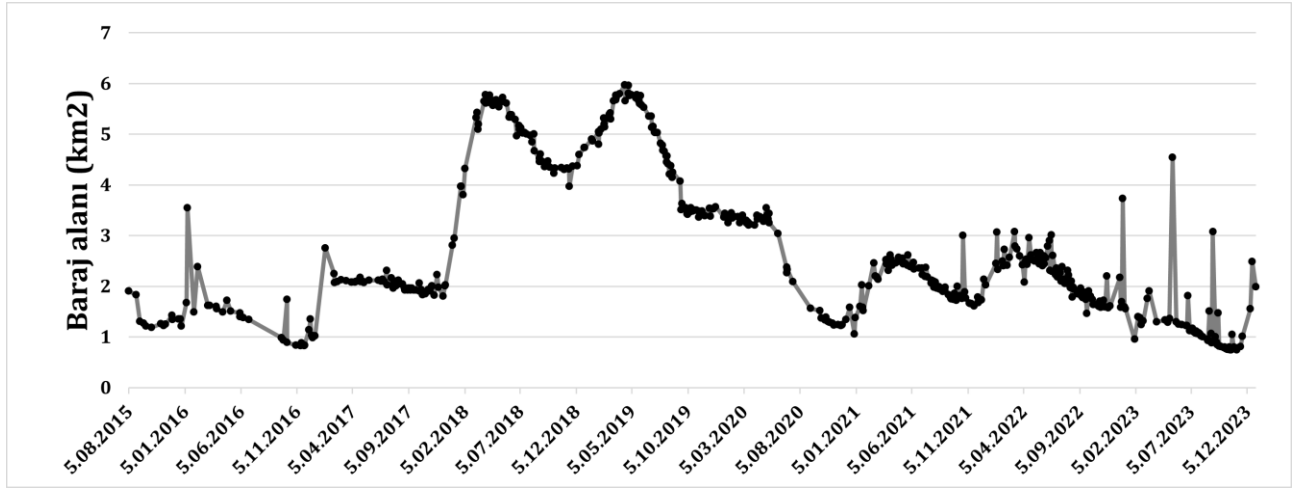
GWW (Şekil 7) ve MNDWI_OTSU (Şekil 8) baraj su yüzey alanı değişimleri zamansal olarak incelenmiştir. Her iki yüzey alanı zaman serilerinde benzer mevsimsel dalgalanmalar görülmektedir. Örneğin, 2015-2023 yılları arasında barajın su yüzey alanı her yılın Mayıs ayında en yüksek değere ulaşmıştır. Aynı şekilde, baraj yüzey alanı en düşük değere her yılın Aralık ayında ulaşmıştır.

GWW ve MNDWI_OTSU baraj su yüzey alanı zaman serileri görsel olarak benzer değişimler gösterse de GWW sonuçlarında (Şekil 7) bazı ani değişimler gözlemlenmektedir. Örneğin, 2016 yılının Ocak ayında baraj yüzey alanı beş gün içinde 1.5 km²'den 3.5 km² fırladığı görülmekte ve daha sonraki beş günde içinde tekrar 1.5 km² seviyesine gerilediği gözlemlenmiştir. Aynı şekilde, 2023 Mayıs ayında baraj su yüzey alanının çok kısa bir sürede 1.5 km²'den 4.5 km² arttığı gözlemlenmekte ve daha sonra tekrar 1.5 km² seviyesine düştüğü görülmektedir. Böyle ani artış ve düşüşler, 2015-2023 yılı arasındaki GWW sonuçlarında 10'dan fazla görülmektedir. Baraj su yüzey alanında böyle %100'den fazla ani değişimlerin fiziksel olarak görülmesi mümkün olmadığı için GWW platformunda kullanılan algoritmada bazı sıkıntılar olduğu görülmektedir.

GWW sonuçlarına kıyasla, MNDWI_OTSU (Şekil 8) yöntemi ile üretilen baraj su yüzey alanı zaman serilerinde ani değişimler görülmemiştir. Her iki yöntemde baraj su yüzey alanlarında benzer mevsimsel eğilimleri görülmesine karşın, MNDWI_OTSU yönteminde baraj su yüzey alanı zamansal olarak beklendiği gibi yavaş değişim göstermektedir. GWW sonuçlarında görülen ani değişimlerin yaşandığı tarihlerde MNDWI_OTSU yöntemi baraj su yüzey alanı hesabı yapılmadığı görülmüştür. MNDWI_OTSU yönteminde %1'den fazla bulutlu günlerde hesap yapılmadığı düşünüldüğünde, GWW yönteminde, bulutlar ile su yüzeyinin birbirine karıştırıldığı düşünülmektedir. Örneğin, baraj yüzey alanı ani artış gösterdiği günlerde, GWW bulutlu pikselleri su pikseli olarak etiketlemekte ve suni olarak baraj yüzey alanını arttırmaktadır.



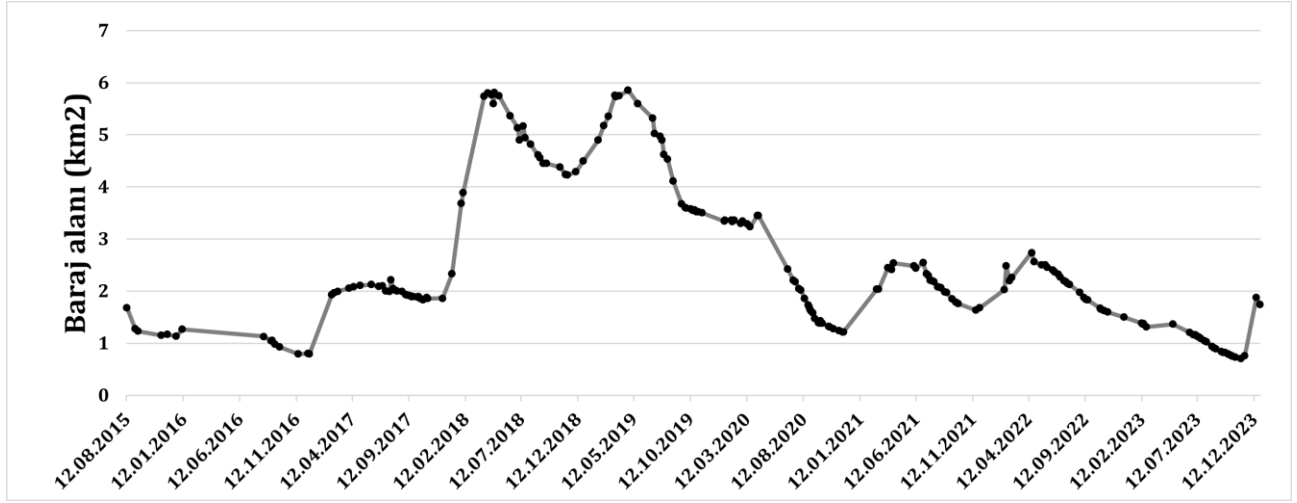
Şekil 6. GWW ile MNDWI_OTSU su yüzey alanları arasındaki saçılım grafiği



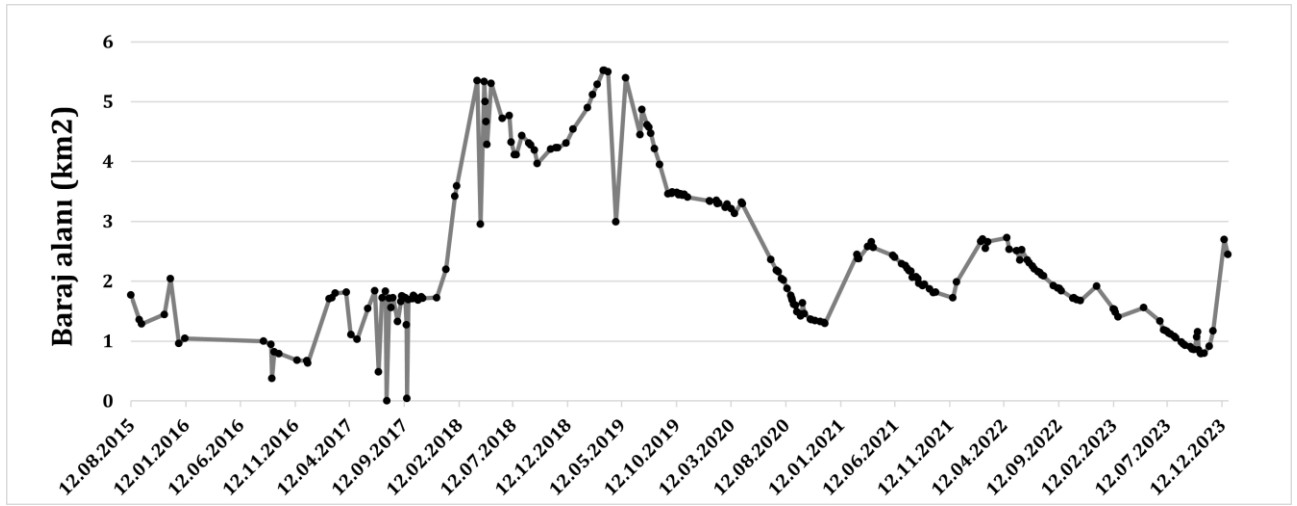
Şekil 7. 2015-2023 yılları arasındaki Global Water Watch (GWW) tarafından hesaplanan Kadıköy Barajı su yüzey alanı değişimleri

SCL katmanında su olarak etiketlenen piksellerden hesaplanan (SCL_SU) Kadıköy Barajı su yüzey alanları (Şekil 9), MNDWI_OTSU yöntemi (Şekil 8) ile hesaplanan alanlar ile karşılaştırılmıştır. Sonuçlara göre SCL_SU ve MNDWI_OTSU yöntemiyle üretilen su yüzey alanları arasında güçlü bir ilişki (Şekil 10) görülmesine rağmen ($R^2=0.8355$), GWW ile MNDWI_OTSU arasında görülen ilişki kadar çok güçlü değildir. Bazı günlerde SCL_SU ile hesaplanan baraj su yüzey alanları, MNDWI_OTSU ile hesaplanan baraj su yüzey alanlarına göre çok daha düşüktür. Genel olarak SCL_SU sonuçlarında negatif bir bias ($m=0.836$) görülmektedir (Şekil 10).

MNDWI_OTSU (Şekil 8) ve SCL_SU (Şekil 9) yoluyla elde edilen baraj su yüzey alanları zamansal olarak incelenmiştir. Eğer ani değişimlerin yaşandığı tarihler dikkate alınmadığında, her iki yüzey alanı zaman serilerinde benzer mevsimsel dalgalanmalar görünmektedir. Genel olarak baraj su yüzey alanı 2015-2023 tarihleri arasında en yüksek değere her yılın mayıs ayında en düşük değere ise aralık ayında ulaştığı görülmektedir. Ancak, SCL_SU bandıyla elde edilen baraj su yüzey alanlarındaki ani değişimler barajın mevsimsel değişim analizini olumsuz etkilemektedir.



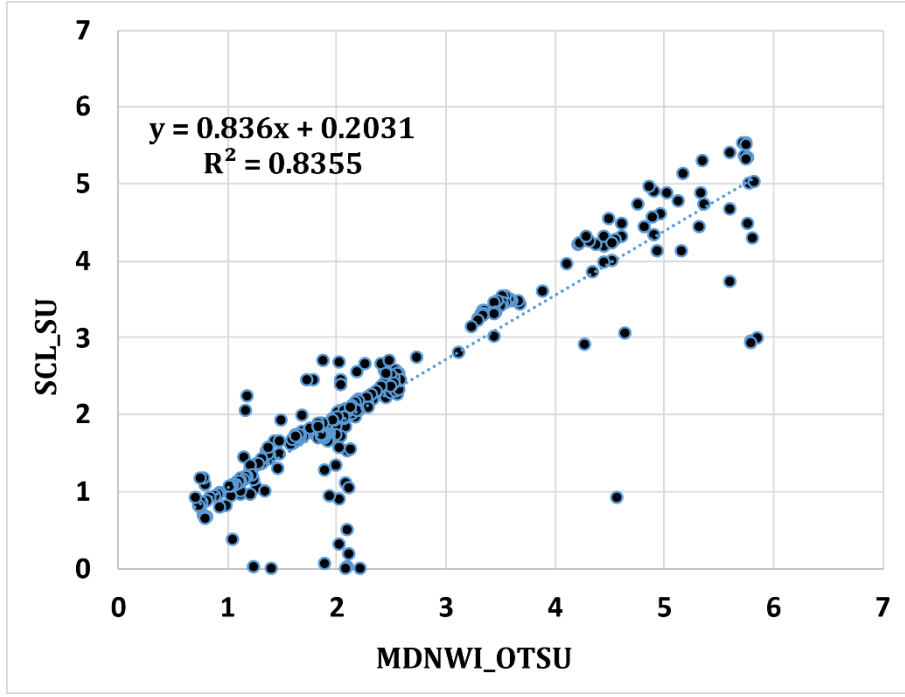
Şekil 8. 2015-2023 yılları arasında MNDWI_OTSU yöntemi kullanılarak hesaplanan Kadıköy Barajı su yüzey alanı değişimleri



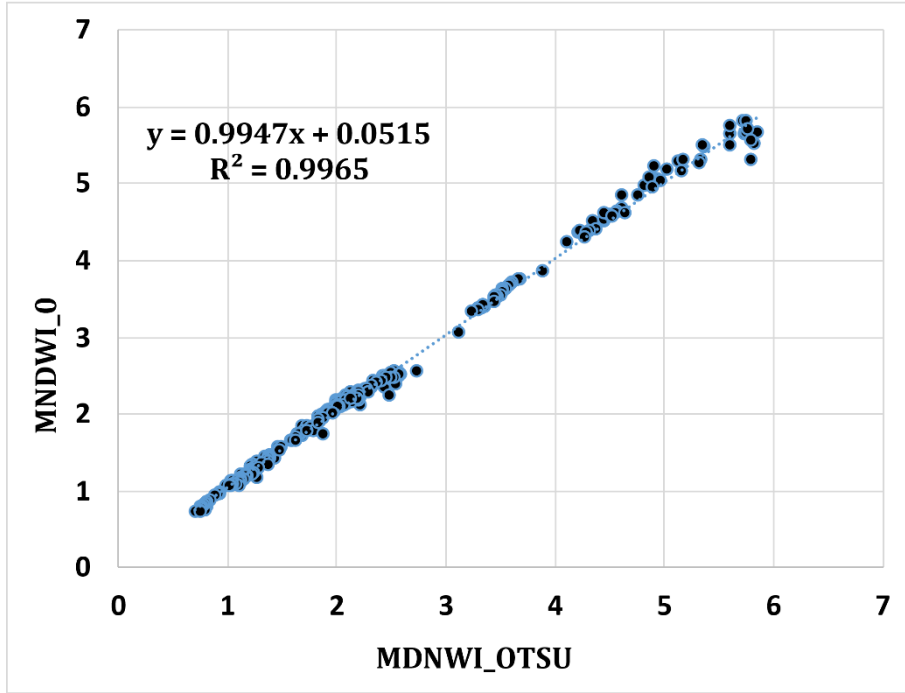
Şekil 9. 2015-2023 yılları arasında SCL bandındaki su pikselleri sayılarak (SCL_SU) elde edilmiş Kadıköy Barajı su yüzey alanı değişimleri

SCL_SU ve MNDWI_OTSU baraj su yüzey alanı zaman serileri görsel olarak incelendiğinde benzer görülsede SCL_SU sonuçlarında (Şekil 9) sıklıkla ani değişimler gözlemlenmektedir. Örneğin, SCL_SU bandı 2017 yılının Ağustos ve Eylül aylarında barajda hiç su kalmadığını göstermektedir. Ancak baraj alanı 0 km² düştükten sonra kısa sürede (5 gün) tekrardan 1.75 km² çıktığını göstermektedir. Aynı şekilde, 2018 yılının haziran ayında baraj alanı kısa sürede 5.75 km²'den 3 km² düştükten sonra 5.5 km²'ye çıktığı görülmektedir. İlaveten, 2019 yılının mayıs ayında baraj su yüzey alanı 10 gün içinde yaklaşık 5.5 km²'den 3km² düştükten sonra tekrardan 5.5 km²'ye çıktığı gözlenmiştir. GWW yöntemine göre SCL_SU sonuçlarında ani değişimler daha çok ve daha yüksek olduğu görülmüştür. Baraj su yüzey alanında böyle %100'den fazla ani değişimlerin fiziksel olarak görülmesi mümkün olmadığı için SCL_SU bandındaki su piksellerini işaretleyen algoritma sıklıkla hatalı sonuçlar ürettiği görülmektedir.

Su yüzey alanları, her görüntüden OTSU yöntemi ile dinamik eşik değeri bulunarak ayırt edilmesine karşın, 0 sabit eşik değeri kullanılarak da bulunmaktadır (Feyisa vd., 2014; Xu, 2006; Yağmur vd., 2020). Çalışma kapsamında üretilen MNDWI sonuçlarında 0'dan büyük pikseller su olarak etiketlenerek (MNDWI_0), 2015-2023 yılları arasında Kadıköy Barajı su yüzey alanı hesabı yapılmıştır. Sonuçlara göre (Şekil 11), GWW yönteminde olduğu gibi iki farklı yöntemden üretilen su yüzey alanları arasında doğrusal ($m=0.995$) ve çok güçlü bir ilişki görülmektedir ($R^2=0.9965$). Diğer iki yöntemde göre (GWW ve SCL_SU), en yüksek ilişki MNDWI_0 ve MNDWI_OTSU yöntemlerinde görülmüştür.



Şekil 10. SCL bandındaki su pikselleri sayılarak (SCL_SU) elde edilmiş zaman serisi ile MNDWI_OTSU zaman serisinin saçılım grafiği

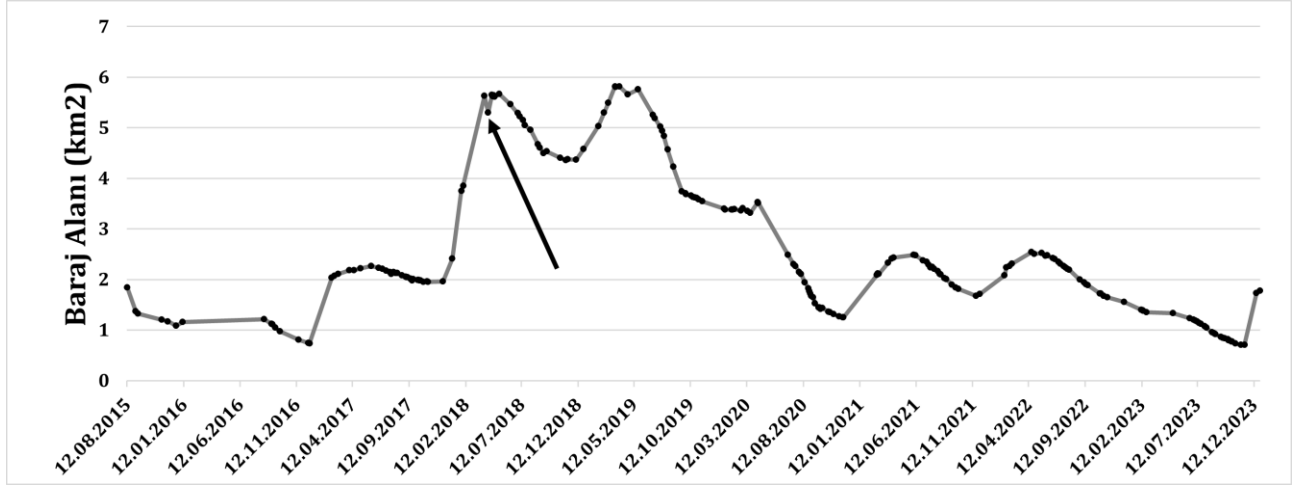


Şekil 11. MNDWI_0 ve MNDWI_OTSU zaman serilerinin saçılım grafiği

MNDWI_OTSU (Şekil 8) ve MNDWI_0 (Şekil 12) yöntemleri ile elde edilen baraj su yüzey alanları zamansal olarak incelenmiştir. Her iki yüzey alanı zaman serilerinde benzer mevsimsel dalgalanmalar görülmektedir. Örneğin, 2015-2023 yılları arasında barajın su yüzey alanı her yılın Mayıs ayında en yüksek değere ulaşmıştır. Aynı şekilde, baraj yüzey alanı en düşük değere her yılın Aralık ayında ulaşmıştır. Diğer iki yöntemin (GWW ve SCL_SU) sonuçlarında görülen aykırı değerler MNDWI_0 yöntemi sonuçlarında görülmediği için baraj su yüzey alanındaki mevsimsel değişimler kolaylıkla ayırt edilmektedir.

MNDWI_0 yöntemi ile elde edilen baraj su yüzey alanı sonuçları (Şekil 12) incelediğinde, GWW ve SCL_SU sonuçlarına göre çok daha az aykırı değerler görülmüştür. Örneğin, 13.04.2018 tarihinde (Şekil 12’de ok ile gösterilen tarih) baraj su yüzey alanı %10’luk bir düşüş gösterdikten sonra tekrardan 10 gün önceki değere geri gelmiştir. 10 gün içerisinde baraj su yüzey alanında bu kadar büyük bir değişim mümkün olmadığı için bu tarihteki sonuçlar güvenilir olmadığı düşünülmektedir.

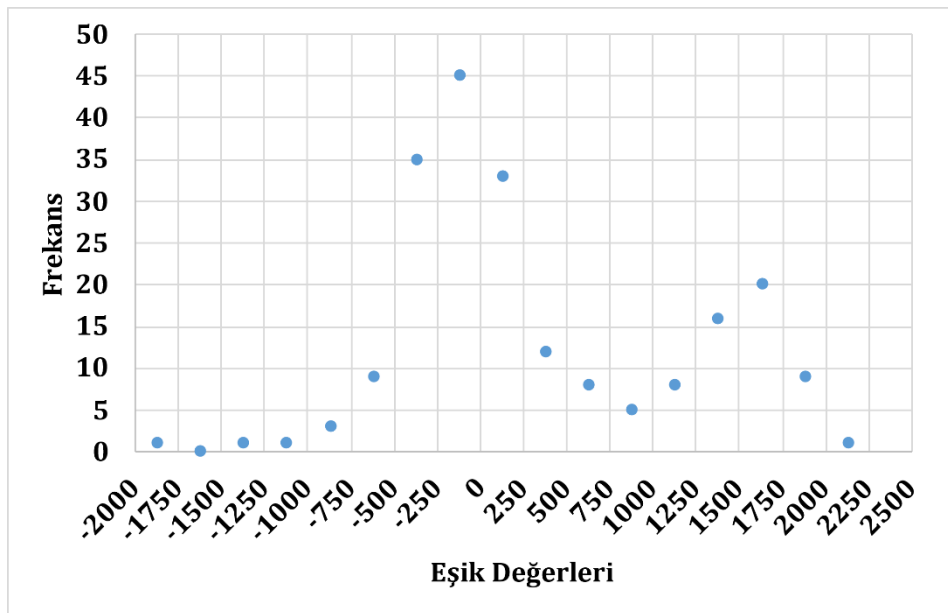
Özetle, 2015-2023 yılları arasındaki Kadıköy Barajı su yüzey değişimleri (Şekil 7, Şekil 8, Şekil 9 ve Şekil 12) ani değişim veya aykırı değer görülme sayısına göre değerlendirildiğinde, MNDWI_OTSU yöntemi en güvenilir sonuçlar ürettiği bulunmuştur. İkinci olarak MNDWI_0 yöntemi, üçüncü olarak GWW ve en kötü SCL_SU sonuçları olduğu görülmüştür.



Şekil 12. 2015-2023 yılları arasında MNDWI ve 0 sabit eşik değeri kullanılarak (MNDWI_0) elde edilen Kadıköy Barajı su yüzey alanı

3.3 Eşik değerlerinin incelenmesi

2015-2023 yılları arasında MNDWI_OTSU yöntemi su piksellerini bulmak için her görüntüde dinamik olarak eşik değeri hesaplamaktadır. Hesaplanan bu eşik değerlerinin frekans grafiği Şekil 13’de verilmiştir. Eşik değerlerin en çok -250 ile 0 aralığında olduğu görülmektedir. İkinci olarak -500 ile -250 ve üçüncü olarak 0 ile 250 aralığında olduğu gözlemlenmiştir. Özetle, MNDWI görüntülerinde su piksellerini diğer arazi sınıfı piksellerinden ayırmak için kullanılan eşik değerinin her zaman MNDWI_0 sabit eşik değerinde kullanılan 0 veya 0'a yakın değerler almadığını göstermektedir.



Şekil 13. MNDWI_OTSU eşik değerlerine göre piksel değerlerinin dağılımı

3.4 Bağlı hata hesapları

2015-2023 yılları arasındaki Kadıköy Barajı su yüzey alanı değişimleri, 4 farklı yöntem kullanılarak hesaplanmıştır (Şekil 7, Şekil 8, Şekil 9 ve Şekil 12). Bu sonuçlar arasında fiziksel olarak mümkün olmayan ani değişimler veya aykırı değerler MNDWI_OTSU yöntemi sonuçlarında en az görülmüştür (Şekil 8). Ondan dolayı, MNDWI_OTSU yöntemi sonuçları ile diğer 3 yöntemden (GWW, SCL_SU, MNDWI_0) elde edilen sonuçlar arasında bağlı hata değerleri aşağıdaki formülle (3) hesaplanmıştır.

$$\text{Bağlı hata} = \left| \frac{e - o}{o} \right| \times 100 \quad (3)$$

e ve o sırasıyla GWW, SCL_SU, MNDWI_0 yöntemlerinden biri ile hesaplanmış Kadıköy Barajı su yüzey alanını ve MNDWI_OTSU yöntemi ile hesaplanmış Kadıköy Barajı su yüzey alanını ifade etmektedir. GWW, SCL_SU, MNDWI_0 yöntemlerinin MNDWI_OTSU yöntemine göre 2015-2023 yılları arası ortalama ve 2015-2023 yılları arasında görülen ortalama, minimum ve maksimum bağlı hata miktarları 'te sunulmuştur.

Tablo 4. 2015-2023 yılları arasında GWW, SCL_SU, MNDWI_0 yöntemlerinin MNDWI_OTSU yöntemine göre ortalama, ortalama, minimum ve maksimum bağlı hata (%) miktarları

Yöntem	Ortalama (%)	Ortanca (%)	Minimum (%)	Maksimum (%)
MNDWI_0	3.103	2.746	0.017	9.890
SCL_SU	12.862	6.157	0.020	100.000
GWW	3.721	2.132	0.016	39.774

Su yüzey alanı değişimleri görsel sonuçlarında olduğu gibi, MNDWI_OTSU yöntemi ile MNDWI_0 yöntemi arasında en düşük ortalama bağlı hata (%3.103) görülmüştür. İkinci en düşük ortalama hata, MNDWI_OTSU ile GWW (%3.721) ve en yüksek bağlı hata MNDWI_OTSU ile SCL_SU (%12.862) sonuçlarında görülmüştür. Her üç yöntemin MNDWI_OTSU yöntemine göre minimum hataları birbirine benzer olmasına rağmen, maksimum hatalarında büyük farklar vardır. Bazı günlerde baraj su alanı hesaplarında MNDWI_OTSU ile SCL_SU arasında %100'e varan farklar görülmektedir. MNDWI_OTSU ile MNDWI_0 arasındaki en yüksek fark %9.89 olmasına karşın, MNDWI_OTSU ve GWW arasındaki en yüksek fark %39.774 olarak görülmüştür.

Ortalama bağlı hata değerleri sonuçlarından farklı olarak, en düşük ortanca bağlı hata değeri MNDWI_OTSU ile GWW arasında görülmüştür. Daha sonra, ikinci olarak en düşük ortanca değeri MNDWI_OTSU ve MNDWI_0 arasında görülmüştür. En kötü ortanca bağlı hata değeri, ortalama bağlı hata değeri sonuçlarında olduğu gibi MNDWI_OTSU ve SCL_SU sonuçları arasında görülmüştür. Ortanca bağlı hata değerleri, MNDWI_OTSU ile GWW sonuçlarının daha yakın olduğunu göstermektedir. Ancak, GWW sonuçlarındaki bazı aykırı değerler ortalama bağlı hatayı yükselttiği için MNDWI_OTSU ile MNDWI_0 arasındaki ortalama bağlı hata daha düşük gelmiştir. GWW sonuçlarında 2016 ve 2023 yıllarında (Şekil 7'de) görülen aykırı değerler hata hesaplarından çıkarıldığında hem MNDWI_OTSU ile GWW yöntemleri arasında görülen hem ortalama hem de ortanca bağlı hata miktarları düşmektedir.

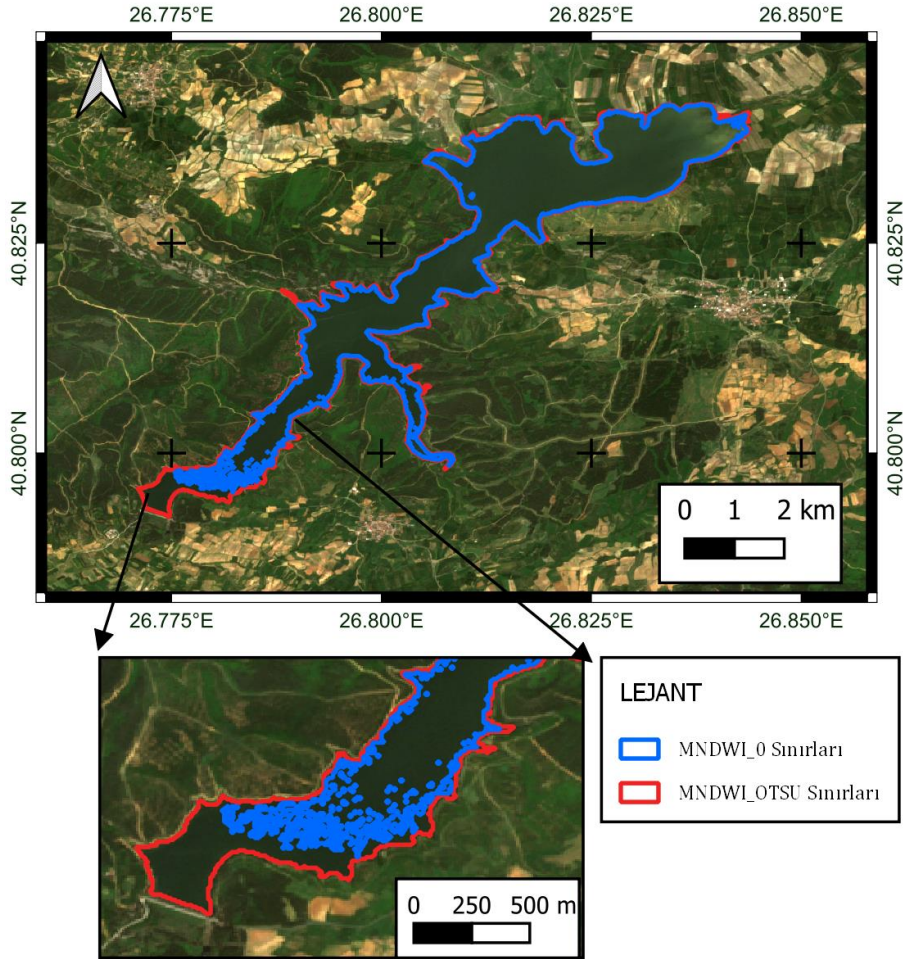
4. Tartışma

Elektromanyetik spektrumun optik bölgesinde toplanan görüntülerde en önemli sorun bulutlardır. Sensör bulutlardan yeryüzünü göremediği için bulutlar altında kalan bölgenin hangi arazi örtüsü ve kullanımı sınıfa dahil olduğunu belirlemez. Yarı bulutlu günlerde, bulutlar ve bulut gölgesi benzer spektral değerlere sahip olduğu için yanlışlıkla su olarak sınıflandırılmaktadır. Örneğin, bulutluluk dikkate alınmadan ve bulutlar maskelenmeden MNDWI_OTSU ve MNDWI_0 yöntemi ile Kadıköy Barajı su yüzey alanı değişimleri hesaplandığında, GWW yönteminde (Şekil 7) 2023 yılında görülen ani değişimler ve aykırı değerler sıklıkla görülmüştür. Ondan dolayı, SCL bandında belirtilen bulut ve bulut gölgesi pikselleri baraj su yüzey alanının %1'den fazla olduğunda hesaplama yapılmamıştır.

Doğrudan bulut filtrelemesi yapmayıp farklı yöntemlerden yararlanan çalışmalarda mevcuttur. Örneğin, GWW, Level-1 Sentinel-2 ve Landsat uydu misyonları kullandığı için parlak görüntülerin filtrelenmesi yöntemi diye adlandırdığı bir yöntem ile bulutları analizden çıkarmaya çalışmaktadır. Bu yöntemde, bulut maskesi açıkça uygulanmamış, bunun yerine global bulut sıklığı veri seti kullanılarak bölgenin üzerindeki en parlak görüntüler filtrelenmiştir. Bu süreçte, her görüntü için atmosferin üstündeki yansıma değeri (TOA) hesaplanmış ve bu değer kullanılarak parlak görüntüler filtrelenmiştir (Donchyts vd., 2022). Bu şekilde, bulutlarla tamamen kaplı görüntüler çalışma dışı bırakılmıştır.

JRC GSW veri tabanında ise uzman sistemi olarak bilinen bir algoritma kullanılarak coğrafi ve zamansal bilgi kullanarak bulut gölgeleri ve diğer optik engelleri tespit etmektedir. Bu yöntemde suyun yansımaya değerlerinin zaman içinde nasıl değiştiğini analiz edilerek bulut ve gölge etkisini minimize etmektedir (Pekel vd., 2016).

Çok yaygın kullanılan basit çözünürlük yükseltme algoritmaları en yakın komşu, çift lineer ve çift kübik yöntemlerdir ancak çalışma kapsamında SWIR-1 bandının çözünürlük iyileştirilmesi CNN tabanlı DSen2 yöntemi ile yapılmıştır. En yakın komşu ile çözünürlük artırıldığında histogram şekli değişmediği için baraj yüzey alanlarında herhangi bir değişim olmamaktadır (Şekil 3). Çift lineer ve çift kübik yöntemleri ile çözünürlük artırıldığında görüntüler bulanıklaşmaktadır ve Sentinel-2 görüntülerinin çözünürlükleri iyileştirildiğinde kullanılan yöntemler arasında en yüksek karesel ortalama değeri çift kübik yöntemi vermiştir (Lanaras vd., 2018).



Şekil 14. 13.04.2018 tarihli (Şekil 12’de ok ile gösterilen tarih) Sentinel-2 görüntülerinden MNDWI_0 ve MNDWI_OTSU yöntemleriyle üretilen Kadıköy Barajı su yüzey alanlarının sınırları

Her ne kadar MNDWI_OTSU ve MNDWI_0 yöntemi arasında ortalama bağıl hata daha düşük olmasına rağmen ortanca bağıl hata değerleri dikkate alındığında MNDWI_OTSU ve GWW yöntemi birbirine daha yakın sonuçlar vermiştir. Buna sebep olarak OTSU yönteminde bulunan eşik değerlerin her zaman 0 ve 0’ yakın değerler almayıp bazı günler negatif bazı günler pozitif değerler aldığı gösterilebilir (Şekil 13). Ek olarak, GWW’de baraj su yüzey alanları NDWI_OTSU yöntemi ile hesaplanmaktadır. Eğer GWW su yüzeyi zaman serisinde görülen aykırı değerler çıkarıldığında ortalama bağıl hata da düşmektedir.

Eşik değeri seçiminin Kadıköy Barajı su yüzey haritası etkisi incelenmiştir. Örnek olarak, MNDWI_OTSU ve MNDWI_0 yöntemleriyle elde edilen 13.04.2018 tarihli (Şekil 12’de okla gösterilen aykırı değer) yüzey su alanı haritası karşılaştırılmıştır (Şekil 14). Bu tarihte MNDWI_OTSU yöntemi -1032’yi eşik değeri olarak hesaplamıştır. MNDWI_0 yönteminde ise 0 eşik değeridir. Bundan dolayı, MNDWI_0 yöntemi su alanını 5.30 km² belirlerken, MNDWI_OTSU yöntemi su alanını 5.80 km² olarak hesaplamıştır. Bu durumda barajın sınır bölgelerinde güneybatı bölümündeki büyük bir alan, su olarak değerlendirilmemiştir. Sabit eşik değeri yöntemi bazı günlerde baraj alanını daha büyük bazı günlerde ise daha düşük bulmaktadır.

GWW yönteminde görülen aykırı değerler GWW yönteminde kullanılan bulut algoritmasının her zaman düzgün çalışmadığını göstermektedir. Ondandır, Level-1 Landsat veya Sentinel-2 görüntülerinden hesaplanacak baraj su yüzey alanlarında, farklı bulut algoritmaları kullanılması uygun olacaktır. Örneğin, Qiu vd. (2019) tarafından geliştirilen Fmask algoritması da bulut ve bulut gölgelerinin tespiti yaygın kullanılmaktadır. Fmask, Level-1 Landsat 4-9 ve Sentinel-2 görüntülerinden bulut ve bulut gölgelerinin otomatik olarak tespit edebilmektedir. Bu algoritma, yardımcı veri entegrasyonu, yeni bulut olasılıkları ve spektral-bağlamsal özellikler gibi yenilikçi iyileştirmeler içermektedir. Fmask, özellikle Sentinel-2 görüntülerinde daha yüksek doğruluk sağladığı belirtilmiştir (Qiu vd., 2019). SCL katmanı Level-2 Sentinel-2 görüntüleriyle gelmektedir. Yakın zamanlı sonuç gerektiren uygulamalarda, Sentinel-2 görüntülerinin Level-2 düzeyine çıkarılması beklemek yerine Level-1 Sentinel-2 görüntüleri ve Fmask ile bulut maskesi oluşturularak baraj su yüzey alanları daha hızlı hesaplanabilir.

5. Sonuçlar

Bu çalışmada, Kadıköy Barajı'nın 2015-2023 yılları arasındaki su yüzey alanı değişimleri, Sentinel-2 misyonu kapsamında toplanmış uydu görüntüleri kullanılarak tam otomatik bir şekilde belirlenmiştir. CNN yöntemi ile SWIR-1 bandının çözünürlüğünün artırılması sayesinde MNDWI görüntüleri 10m mekânsal çözünürlükte elde edilmiştir. MNDWI_OTSU yöntemi, diğer yöntemlere göre su yüzey alanlarını belirlemede daha tutarlı ve güvenilir sonuçlar verdiği görülmektedir. Ayrıca, SCL bandı kullanılarak %1'den fazla bulutluluk oranına sahip günlerde baraj yüzeyi alanı hesabı yapılmadığı için sonuçların güvenilirliği önemli ölçüde artmıştır. Bu yöntemde, su sınıfının diğer yeryüzü sınıflarında ayrıştırmak için kullanılan eşik değerlerinin her zaman sabit olmadığı görülmüştür. GWW ve MNDWI_0 yöntemleri ile MNDWI_OTSU yöntemi sonuçları arasında güçlü bir doğrusal ilişki bulunmuştur. En kötü sonuçlar SCL_SU sonuçlarında görülmüştür.

Baraj su yüzey alanı zaman serileri incelendiğinde Kadıköy Barajı 2018 ve 2019 yıllarında su yüzey alanının 6 km²'ye kadar çıktığı görülmektedir ve barajın tam dolu olduğu gözlemlenmiştir. 2020 yılında yaşanan kuraklıktan sonra baraj su yüzey alanı 2021 yılında 1km² kadar düşmüştür. 2020-2023 yılları arasında baraj su yüzey alanı 3 km² üzerine hiç çıkmamıştır. 2023 yılı sonu itibarıyla, 2020 yılındaki kuraklıktan sonra tekrar tam kapasite dolmadığı görülmektedir.

Bu çalışma, uzaktan algılama teknolojisinin su yüzey alanı izleme ve su kaynaklarının yönetiminde etkin ve operasyonel bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir. Ayrıca, su yüzey alanı değişimlerinden geliştirilecek indeksler ile hidrolojik kuraklık izlenmesi gibi uygulamalara zemin oluşturabileceği düşünülmektedir. Ancak, yöntemin farklı bölgelerde bulunan baraj ve göller üzerinde test edilmesi planlanmaktadır.

Teşekkür

Bu çalışma TÜBİTAK 2525 kodlu Almanya Eğitim ve Araştırma Bakanlığı (BMBF) ile İkili İşbirliği Programı (Proje No: 120R065) kapsamında desteklenmiştir.

Kaynaklar

- Aggarwal, R., Kaushal, M., Kaur, S., & Farmaha, B. (2009). Water resource management for sustainable agriculture in Punjab, India. *Water Science and Technology*, 60(11), 2905-2911. <https://doi.org/10.2166/wst.2009.348>
- Albarqouni, M. M. Y., Yagmur, N., Bektas Balcik, F., & Sekertekin, A. (2022). Assessment of Spatio-Temporal Changes in Water Surface Extents and Lake Surface Temperatures Using Google Earth Engine for Lakes Region, Türkiye. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 11(7), Article 407. <https://doi.org/10.3390/ijgi11070407>
- Atiz, Ö. F., Alkan, T., & Durduran, S. S. (2023). Google Earth Engine Based Spatio-Temporal Changes of Bafa Lake from 1984 to 2022. *International Journal of Environment and Geoinformatics*, 10(3), 116-123.
- Bai, J., Chen, X., Li, J., Yang, L., & Fang, H. (2011). Changes in the area of inland lakes in arid regions of central Asia during the past 30 years. *Environmental Monitoring and Assessment*, 178(1), 247-256. <https://doi.org/10.1007/s10661-010-1686-y>
- Copernicus Data Space Ecosystem. (2024). *OpenSearch Catalog web service*. 16 Mayıs 2024'de <https://documentation.dataspace.copernicus.eu/APIs/OpenSearch.html> adresinden alındı.
- Davranche, A., Lefebvre, G., & Poulin, B. (2010). Wetland monitoring using classification trees and SPOT-5 seasonal time series. *Remote Sensing of Environment*, 114(3), 552-562. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.10.009>
- Deltares (2024). *Global Water Watch*. 08 Mayıs 2024'de <https://www.globalwaterwatch.earth/reservoir/80987> adresinden alındı.
- Doğa Koruma ve Milli Parklar Genel Müdürlüğü. (2023). *Ulusal Sulak Alan Envanteri Yönetim Bilgi Sistemi*. 08 Mayıs 2024'de <https://saybis.tarimorman.gov.tr/> adresinden alındı.

- Donchyts, G., Winsemius, H., Baart, F., Dahm, R., Schellekens, J., Gorelick, N., ... & Schmeier, S. (2022). High-resolution surface water dynamics in Earth's small and medium-sized reservoirs. *Scientific Reports*, 12(1), Article 13776. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-17074-6>
- Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., ... & Bargellini, P. (2012). Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services. *Remote Sensing of Environment*, 120, 25-36. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026>
- Du, Y., Zhang, Y., Ling, F., Wang, Q., Li, W., & Li, X. (2016). Water Bodies' Mapping from Sentinel-2 Imagery with Modified Normalized Difference Water Index at 10-m Spatial Resolution Produced by Sharpening the SWIR Band. *Remote Sensing*, 8(4), Article 354. <https://doi.org/10.3390/rs8040354>
- Duan, Z., & Bastiaanssen, W. G. M. (2013). Estimating water volume variations in lakes and reservoirs from four operational satellite altimetry databases and satellite imagery data. *Remote Sensing of Environment*, 134, 403-416.
- Feyisa, G. L., Meilby, H., Fensholt, R., & Proud, S. R. (2014). Automated Water Extraction Index: A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 140, 23-35. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.08.029>
- 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), Article 622. <https://doi.org/10.3390/rs11060622>
- Fiorio, C., & Gustedt, J. (1996). Two linear time Union-Find strategies for image processing. *Theoretical Computer Science*, 154(2), 165-181. [https://doi.org/10.1016/0304-3975\(94\)00262-2](https://doi.org/10.1016/0304-3975(94)00262-2)
- Firatli, E., Dervisoglu, A., Yagmur, N., Musaoglu, N., & Tanik, A. (2022). Spatio-temporal assessment of natural lakes in Turkey. *Earth Science Informatics*, 15(2), 951-964. <https://doi.org/10.1007/s12145-022-00778-8>
- Fuentes, I., Padarian, J., van Ogtrop, F., & Vervoort, R. W. (2019). Comparison of Surface Water Volume Estimation Methodologies That Couple Surface Reflectance Data and Digital Terrain Models. *Water*, 11(4), Article 780. <https://doi.org/10.3390/w11040780>
- Huang, S., Chen, X., Ma, X., Fang, H., Liu, T., Kurban, A., ... Van de Voorde, T. (2023). Monitoring Surface Water Area Changes in the Aral Sea Basin Using the Google Earth Engine Cloud Platform. *Water*, 15(9), Article 1729. <https://doi.org/10.3390/w15091729>
- Huang, Z., Xu, J., & Zheng, L. (2023). Long-Term Change of Lake Water Storage and Its Response to Climate Change for Typical Lakes in Arid Xinjiang, China. *Water*, 15(8), Article 1444. <https://doi.org/10.3390/w15081444>
- Hui, F., Xu, B., Huang, H., Yu, Q., & Gong, P. (2008). Modelling spatial-temporal change of Poyang Lake using multitemporal Landsat imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 29(20), 5767-5784.
- HydroSHEDS (2024). *HydroLAKES*. 31 Ekim 2023'de <https://www.hydrosheds.org/products/hydrolakes> adresinden alındı.
- Ji, L., Zhang, L., & Wylie, B. (2009). Analysis of Dynamic Thresholds for the Normalized Difference Water Index. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 75(11), 1307-1317. <https://doi.org/10.14358/PERS.75.11.1307>
- Karaman, M., & Özelkan, E. (2022). Comparative assessment of remote sensing-based water dynamic in a dam lake using a combination of Sentinel-2 data and digital elevation model. *Environmental Monitoring and Assessment*, 194(2), Article 92. <https://doi.org/10.1007/s10661-021-09703-w>
- Katusiime, J., & Schütt, B. (2020). Integrated Water Resources Management Approaches to Improve Water Resources Governance. *Water*, 12(12), Article 3424. <https://doi.org/10.3390/w12123424>
- Khattab, M. F. O., Abo, R. K., Al-Muqdadı, S. W., & Merkel, B. J. (2017). Generate Reservoir Depths Mapping by Using Digital Elevation Model: A Case Study of Mosul Dam Lake, Northern Iraq. *Advances in Remote Sensing*, 6(3), 161-174. <https://doi.org/10.4236/ars.2017.63012>
- Lanaras, C., Bioucas-Dias, J., Galliani, S., Baltsavias, E., & Schindler, K. (2018). Super-resolution of Sentinel-2 images: Learning a globally applicable deep neural network. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 146, 305-319. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.09.018>
- Lanaras, C. (2024). *Super-Resolution of Sentinel-2 Images: Learning a Globally Applicable Deep Neural Network*. Jupyter Notebook. <https://github.com/lanha/DSen2>
- Li, W., Du, Z., Ling, F., Zhou, D., Wang, H., Gui, Y., ... Zhang, X. (2013). A Comparison of Land Surface Water Mapping Using the Normalized Difference Water Index from TM, ETM+ and ALI. *Remote Sensing*, 5(11), 5530-5549. <https://doi.org/10.3390/rs5115530>
- Liu, C., Hu, R., Wang, Y., Lin, H., Zeng, H., Wu, D., ... Shao, C. (2022). Monitoring water level and volume changes of lakes and reservoirs in the Yellow River Basin using ICESat-2 laser altimetry and Google Earth Engine. *Journal of Hydro-environment Research*, 44, 53-64. <https://doi.org/10.1016/j.jher.2022.07.005>
- Lu, L., & Sun, H. (2023). Dynamic monitoring of surface water areas of nine plateau lakes in Yunnan Province using long time-series Landsat imagery based on the Google Earth Engine platform. *Geocarto International*, 38(1), Article 2253196. <https://doi.org/10.1080/10106049.2023.2253196>

- Main-Knorn, M., Pflug, B., Louis, J., Debaecker, V., Müller-Wilm, U., & Gascon, F. (2017). Sen2Cor for Sentinel-2. *Image and Signal Processing for Remote Sensing XXIII*, 10427, 37-48. SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.2278218>
- 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. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>
- Messenger, M. L., Lehner, B., Grill, G., Nedeva, I., & Schmitt, O. (2016). Estimating the volume and age of water stored in global lakes using a geo-statistical approach. *Nature Communications*, 7(1), Article 13603. <https://doi.org/10.1038/ncomms13603>
- OECD. (2010). *Sustainable Management of Water Resources in Agriculture*. OECD. <https://doi.org/10.1787/9789264083578-en>
- Otsu, N. (1979). A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1), 62-66. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076>
- Özelkan, E. (2019). Uzaktan Algılama ile Belirlenen Baraj Gölü Alanının Zamansal Değişiminin Meteorolojik Kuraklık ile Değerlendirilmesi: Atıkhisar Barajı (Çanakale) Örneği. *Türk Tarım ve Doğa Bilimleri Dergisi*, 6(4), 904-916.
- Öztürk, M. Z., Çetiñkaya, G., & Aydın, S. (2017). Köppen-Geiger İklim Sınıflandırmasına Göre Türkiye'nin İklim Tipleri. *Journal of Geography*, 35, 17-27. <https://doi.org/10.26650/JGEOG295515>
- Pan, F., Xi, X., & Wang, C. (2020). A Comparative Study of Water Indices and Image Classification Algorithms for Mapping Inland Surface Water Bodies Using Landsat Imagery. *Remote Sensing*, 12(10), Article 1611. <https://doi.org/10.3390/rs12101611>
- Pekel, J.-F., Cottam, A., Gorelick, N., & Belward, A. S. (2016). High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature*, 540(7633), 418-422. <https://doi.org/10.1038/nature20584>
- Qi, S., Zhu, Z., & He, B. (2019). Fmask 4.0: Improved cloud and cloud shadow detection in Landsats 4-8 and Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing of Environment*, 231, Article 111205. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.05.024>
- Segarra, J., Buchailot, M. L., Araus, J. L., & Kefauver, S. C. (2020). Remote Sensing for Precision Agriculture: Sentinel-2 Improved Features and Applications. *Agronomy*, 10(5), Article 641. <https://doi.org/10.3390/agronomy10050641>
- Senay, G. B., Velpuri, N. M., Bohms, S., Budde, M., Young, C., Rowland, J., & Verdin, J. P. (2015). Chapter 9 - Drought Monitoring and Assessment: Remote Sensing and Modeling Approaches for the Famine Early Warning Systems Network. In J. F. Shroder, P. Paron, & G. D. Baldassarre (Eds.), *Hydro-Meteorological Hazards, Risks and Disasters* (pp. 233-262). Boston: Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-394846-5.00009-6>
- Tottrup, C., Druce, D., Meyer, R. P., Christensen, M., Riffler, M., Dulleck, B., ... Paganini, M. (2022). Surface Water Dynamics from Space: A Round Robin Intercomparison of Using Optical and SAR High-Resolution Satellite Observations for Regional Surface Water Detection. *Remote Sensing*, 14(10), Article 2410. <https://doi.org/10.3390/rs14102410>
- Vasilakos, C., Kavrouidakis, D., & Georganta, A. (2020). Machine Learning Classification Ensemble of Multitemporal Sentinel-2 Images: The Case of a Mixed Mediterranean Ecosystem. *Remote Sensing*, 12(12), Article 2005. <https://doi.org/10.3390/rs12122005>
- Walt, S. van der, Schönberger, J. L., Nunez-Iglesias, J., Boulogne, F., Warner, J. D., Yager, N., ... Yu, T. (2014). scikit-image: Image processing in Python. *PeerJ*, 2, Article e453. <https://doi.org/10.7717/peerj.453>
- Wu, K., Otoo, E., & Shoshani, A. (2005). *Optimizing connected component labeling algorithms*. <https://escholarship.org/uc/item/7jg5d1zn>
- 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.
- Yağmur, N., Tanık, A., Tuzcu, A., Musaoğlu, N., Erten, E., & Bilgilioglu, B. (2020). Opportunities provided by remote sensing data for watershed management: Example of Konya Closed Basin. *International Journal of Engineering and Geosciences*, 5(3), 120-129. <https://doi.org/10.26833/ijeg.638669>
- Yılmaz, O. S. (2023). Uzaktan algılama teknikleri ile su yüzeylerinin tespit edilmesinde kullanılan su çıkarma indekslerinin performans analizi. *Türk Uzaktan Algılama ve CBS Dergisi*, 4(2), 242-261. <https://doi.org/10.48123/rsgis.1256092>
- Yue, H., & Liu, Y. (2019). Variations in the lake area, water level, and water volume of Hongjiannao Lake during 1986–2018 based on Landsat and ASTER GDEM data. *Environmental Monitoring and Assessment*, 191(10), Article 606. <https://doi.org/10.1007/s10661-019-7715-6>
- Zhou, H., Liu, S., Hu, S., & Mo, X. (2021). Retrieving dynamics of the surface water extent in the upper reach of Yellow River. *Science of The Total Environment*, 800, Article 149348. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.149348>