



Modeling of vegetation cover and spatio-temporal variations

Buket İşler* , Zafer Aslan 

Istanbul Aydın University, Department of Computer Engineering, Graduate School, 34295, Florya, İstanbul, Turkey

Highlights:

- Design of hybrid forecasting model
- Generating feasible solution for regional planning authorities in remote sensing data
- Prediction of Çatalca vegetation index for 2030

Keywords:

- Remote Sensing
- Urbanization
- EVI
- ANN
- W-ANN

Article Info:

Received: 20.07.2020

Accepted: 15.03.2021

DOI:

10.17341/gazimmfd.772082

Acknowledgement:

The authors would like to express their thanks to Istanbul Aydın University (IAU) Graduate Institute, Prof. Dr. Ali GÜNEŞ (IAU), Prof. Dr. Filiz SUNAR (ITU) and Turkish State Meteorological Service (TSMS) for their comments and support for the study. Authors also thank to ICTP Simons Associateship program and IAU Scientific Research Foundation.

Correspondence:

Author: Buket İşler
e-mail: buketkili1@stu.aydin.edu.tr
phone: +90 538 979 6657

Graphical/Tabular Abstract

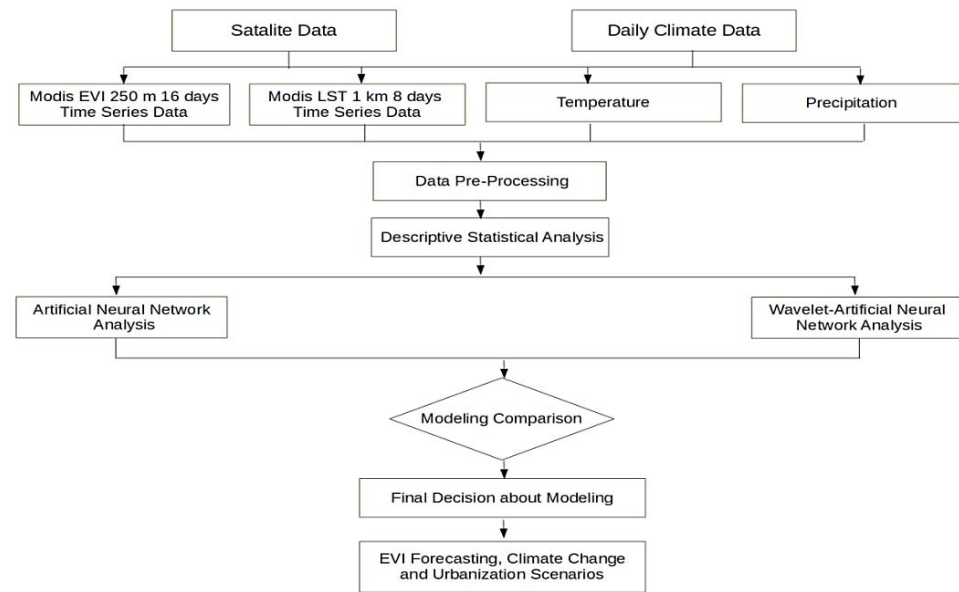


Figure A. Flowchart of the EVI analysis

Purpose: The main purpose of this study is to design and develop a hybrid-forecasting model by using artificial neural networks and discrete wavelet transformation for long-term vegetation index estimation processes in regional management systems.

Theory and Methods:

The proposed hybrid prediction model has been used to estimate EVI until 2030. The hybrid forecast model starts with normalizing the LST temperature and precipitation raw data to the range of 1 and -1. Then, all data values were subdivided into wavelets with Discrete Wavelet Transform (DWT). Attributes of the data were obtained with the statistical procedures applied on the obtained data and the new data were given as input parameters to the NARX model. The estimation performances of the NARX model and the hybrid model were compared.

Results:

The proposed hybrid model provides around 4.3% improvement compared to forecast data obtained by using only NARX model. Result of hybrid analysis, EVI values will decrease by a ratio of 0.047 until 2030 in Çatalca.

Conclusion:

It is seen that the proposed model gives the best prediction performances than using only NARX model. This study will be of benefit for giving notice to regional planning authorities and the establishment of an efficient system.



Bitki örtüsü ve mekansal ve zamansal varyasyonların modellenmesi

Buket İşler*^{ID}, Zafer Aslan^{ID}

İstanbul Aydın Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 34295 Florya, İstanbul, Türkiye

Ö N E Ç İ K A N L A R

- Hibrit tahmin modeli tasarımı
- Uzaktan algılama verileriyle bölgesel planlama yetkilileri için uygulanabilir çözüm üretmek
- 2030 Çatalca vejetasyon indeks tahmini

Makale Bilgileri

Araştırma Makalesi
Geliş: 20.07.2020
Kabul: 15.03.2021

DOI:

10.17341/gazimmfd.772082

Anahtar Kelimeler:

Uzaktan algılama,
kentleşme,
EVI,
YSA,
D-YSA

ÖZ

Batı ülkelerinde 19. yüzyılda başlayan sanayileşme süreci, sonraki yıllarda kentleşme sorununu da beraberinde getirmiştir. Kentsel nüfus, kırsal nüfusa kıyasla hızla artmaktadır. Bugün, hemen hemen her ülkede sanayileşme ve hızlı kentleşme temel ekosistemimiz, bölgesel iklim farklılıkları ve küresel çeşitlilik gibi çevresel değerlerin çoğunu olumsuz etkilemektedir. Bu çalışmada, bölgesel kentleşmenin vejetasyon üzerindeki etkileri uydu verileri ve atmosferik değişkenler kullanılarak incelenmiştir. Bitki örtüsü analizinde 2005-2018 yılları arasında TERRA-MODIS uydusundan elde edilen, EVI (Geliştirilmiş Bitki Örtüsü İndeksi) ve LST (Kara Yüzey Sıcaklığı) çoklu zaman indeks değerleri kullanılmıştır. Analiz de sıcaklık ve yağış atmosferik değişkenler olarak seçilmiştir. İstanbul'un nüfus artış hızı en yüksek ilçelerinden olan Çatalca bölgesi için EVI değerinin 2030 yılına kadar beklenen varyasyonları tahmin edilmiştir. Analiz için doğrusal olmayan veri setlerinin tahmininde başarılı sonuçlar veren NARX (Nonlinear Otoregresif Eksojen) yapay sinir ağı kullanılmıştır. Ayrıca, tahmin performansını artırmak için NARX ve ADD (Ayrık Dalgacık Dönüşümü) modelleri kullanılarak hibrit bir D-YSA (Dalgacık-Yapay Sinir Ağı) modeli geliştirilmiştir. Elde edilen bilgiler ışığında, D-YSA modeli, sadece NARX modeli ile yapılan tahmin verilerine göre % 4,3 oranında bir iyileşme sağlanmıştır.

Modeling of vegetation cover and spatio-temporal variations

H I G H L I G H T S

- Design of hybrid forecasting model
- Generating feasible solution for regional planning authorities in remote sensing data
- Prediction of Çatalca vegetation index for 2030

Article Info

Research Article
Received: 20.07.2020
Accepted: 15.03.2021

DOI:

10.17341/gazimmfd.772082

Keywords:

Remote Sensing,
urbanization,
EVI,
LST,
ANN,
W-ANN

ABSTRACT

The industrialization process which began in Western countries in the 19th century has brought about the problem of urbanization in the following years. Urban population is increasing rapidly in comparison to the rural population. Today, in almost any country industrialization and rapid urbanization adversely affect many of our environmental values, such as our core ecosystem, regional climate variations and global diversity. In this study, the effects of regional urbanization on vegetation were examined by using satellite data and atmospheric variables. In the vegetation analysis, 2005-2018 multi-time index values obtained from TERRA-MODIS satellite, EVI (Enhanced Vegetation Index) and LST (Land Surface Temperature) were taken into account. In the analysis, temperature and precipitation were chosen as atmospheric variables. The expected variations of EVI values of Çatalca, one of the districts of Istanbul with the highest rates of population increase, until the year 2030 were estimated. NARX (nonlinear autoregressive exogenous) neural network, which gives successful results in the estimation of nonlinear data sets, was used for analysis. In addition, a hybrid W-ANN (Wavelet-Artificial Neural Network) model was developed using NARX and DWT (Discrete Wavelet Transform) models to increase estimated performance. In the light of the information obtained, W-ANN estimates improved by %4.3 compared to the prediction conditions made only with the NARX model.

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Gelişen teknolojik araçlar ve yazılımlar sayesinde kapsamlı veri analizi yapmak, geleceğe yönelik tahminlerde bulunmak umut verici noktalara varmıştır. Uzaktan algılama sistemleri, pasif ve aktif algılayıcıları sayesinde atmosferik ve yeryüzü verileri hakkında bilgi sahibi olmayı mümkün hale getirmiştir [1]. Verilere ulaşım kolaylığı, verilerin güvenilirliği ve alan spektrumunun geniş olması, ilaveten incelemek istenilen parametrenin karakteristik detaylarına kadar inceleme imkânı vermesi sayesinde uzaktan algılama teknolojileriyle yapılan araştırmaların sayısı günden güne artmaktadır [2]. İnsanlığın belki de en önemli sorunlarından olan yaşamsallığın devamının sağlanması, bilim çevrelerince yıllardır araştırılan bir konudur. Doğal kaynakların bozulması, bitki örtüsü üzerindeki tahribatlar, çarpık kentleşme, artan nüfus yoğunluğu, insan faaliyetleri etkisiyle değişen iklimler, insanlığın geleceğine yönelik sinyaller vermektedir. Uydu verileri ve yapay zekâ teknolojileriyle yapılan çalışmalar durumun aciliyetini gözler önüne sermektedir. Diğer taraftan 2018 yılında yapılan Hükümetlerarası İklim Değişikliği Panelinin (IPCC) 6.000'in üzerinde bilimsel çalışmayı inceleyerek hazırladığı 1,5°C Küresel Isınma Özel Raporunda insan aktivitelerinin, sanayi devrimi öncesi döneme göre Dünya'nın 1°C ısınmasına neden olduğu bildirilmiştir [3]. Raporda insan kaynaklı faaliyetlerin sonucu olarak oluşan sera gazlarının atmosferdeki CO₂, N₂O ve CH₄ konsantrasyonunu artırmış olduğu vurgulanmıştır. Küresel ısınmanın sebep olduğu iklim değişikliği, yağışlardaki dengesizlik ve sapmalar, su baskınları, tayfun, fırtına, hortum, kuraklık, çölleşme gibi olaylar ile kendini göstermektedir. Vejetasyon küresel ekosistemin kritik bir bileşenidir. Toprak ve suyun korunmasında, kurak ve yarı kurak bölgelerde çölleşmenin önlenmesinde kilit rol oynar [4-6]. Kentlerde üretim ve tüketim ilişkisine bağlı olarak ekonomik büyümeye gerçekleşir. Ekonomik büyüme hizmet üretiminde farklılık oluşmasına yol açar. Kent yaşamının sağladığı avantajlardan dolayı kentsel nüfus hızla artmaktadır [7]. Kentleşme ve beraberinde sanayileşme atmosferdeki ısı ve su döngüsünü değiştirmekte, kırsal ve kent alanlarda iklim farklılıklarına sebep olmaktadır [8]. Konunun insan ve canlı sağlığı açısından taşıdığı önem nedeniyle kentleşmenin, arazi kullanımı/arazi örtüsü ve iklim değişimi üzerindeki etkilerini konu alan araştırmalar giderek artmakta ve önem kazanmaktadır. Literatürde arazi kullanımı/ arazi örtüsü değişimi tespiti için kullanılan en yaygın spektral indeksler, NDVI (Normalize edilmiş bitki örtüsü indeksi), BRBA (Yerleşim alanları için bant oranı), Toprak indeksi, BCI (Biyofiziksel karışım indeksi), NDBI (Normalize edilmiş yerleşim alanı indeksi), NDISI (Normalize edilmiş geçirimsiz yüzey indeksi) ve SVI (Toprak ve bitki örtüsü indeksi) olarak karşımıza çıkmaktadır [9]. Örneğin, 2016 yılında Yue vd. [10] tarafından arazi örtüsü değişiminin araştırıldığı bir çalışmada, BP-ANN tabanlı bir yaklaşım sunulmuştur. Bitki örtüsü indeksi olarak NDVI verilerinin kullanıldığı çalışmada önerilen yaklaşımın % 91,2 genel doğrulukla arazi bozulmasını izlemek için güvenilir

olduğunu anlaşılmıştır. 2016 yılında yapılan başka bir araştırmaya göre, kentsel ısı adaları termal uzaktan algılama verileri kullanılarak araştırılmıştır. Çalışmada, Jharkhand bölgesindeki Saranda ormanında çoklu bitki örtüsü indeksleri kullanılarak (NDVI, SAVI ve RVI), arazi kullanımı / arazi örtüsü ve LST arasındaki ilişki irdelenmiştir. Sonuç olarak, NDVI ve LST arasında negatif bir korelasyon tespit edilmiştir [11]. LST kentsel gelişimin incelenmesinde kullanılan bir indekstir ve dünya yüzeyinin fiziksel, çevresel ve iklim özelliklerini tanımamıza yardımcı olan önemli bir veri kaynağıdır [12]. Örneğin, Bozorgi vd. [13] bir çalışmada, kentsel alanlardaki LST değeri ile Landsat 8 OLI görüntülerinden elde edilen yeşil alanlardaki LTS değerleri arasında doğrusal olmayan ilişkileri YSA yöntemiyle araştırmıştır. Bu çalışmanın bulguları, yeşil alanların geliştirilmesinin, kentsel alanlarda LST endişesine karşı kilit bir strateji olduğunu göstermektedir. 2000-2016 dönemini kapsayan başka bir çalışma, Ürdün Kuzey bölgelerindeki LST değişikliklerini izlemek amacıyla hazırlanmıştır [14]. LTS bilgisi uydu verilerinden elde edilmiştir ve veriler yaz ve kış ayları olarak 2 kategoride değerlendirilmiştir. 10 yıl için LST değerlerinin simülasyonu ve tahmini, NARX yapay sinir ağı modeli kullanılarak yapılmıştır. Dünya literatüründe birçok çalışmada EVI verisi ile bitki örtüsü analizi yapılmasına rağmen yerli literatürde EVI uydu verileri, arazi kullanımı/arazi örtüsü analiz çalışmalarında yaygınlıkla kullanılmamıştır. EVI arazi kullanımı/ arazi örtüsü değişimlerini izlemek için tasarlanmış 'optimize edilmiş' bir indekstir ayrıca EVI, orman hasarı ve değişikliklerini gözlemlmek için de iyi bir göstergedir [15, 16]. Bu çalışmada arazi kullanımı/arazi örtüsü değişiminin belirlenmesi amacıyla EVI uydu verileri kullanılmıştır.

Tahmin çalışmalarında sıkça kullanılan yapay sinir ağları, kolay uygulanabilir olması, fazla veriye ihtiyaç duymaması, veri dağılımlarından etkilenmemesi gibi avantajlarından dolayı iyi bir yöntemdir. Buna karşın olayın fiziksel yönünü değerlendirememesi en önemli eksiklerindedir. Ayrıca, modelin girdi verisinin doğru belirlenmesi tahmin başarısını doğrudan etkilemektedir [17]. Literatürde YSA ile birlikte geliştirilen hibrit modellerin zaman serilerinde tahmin performansını arttırdığı görülmektedir [18, 19]. Özellikle meteorolojik değişkenlerin kullanıldığı araştırmalarda dalgacık analizi, verinin karakteristik ve periyodik yapısının belirlenmesini sağladığı için sıkça kullanılan başarılı bir yöntemdir. Dalgacık analizi ile birlikte verinin periyodik yapısının ortaya çıkarılması, YSA tahmin çalışmalarına fiziksel bazı özellikler katılmasını sağlar [17]. YSA ve dalgacık analizinin kullanıldığı bir araştırmada, uydu ve atmosferik parametreler yardımıyla kuraklık tahmini yapılmıştır. Bu hibrit çalışmada orijinal veriler dalgacık dönüşümü ile detaylarına ayrılmış ve elde edilen yeni veriler tahmin amacıyla YSA modeline giriş parametresi olarak verilmiştir. Farklı model performanslarının karşılaştırıldığı çalışmada Dalgacık ve yapay sinir ağlarıyla oluşturulan modelin performansı yüksek bulunmuştur [20]. Bu çalışmada İstanbul Çatalca bölgesinin 2030 yılına kadar olan

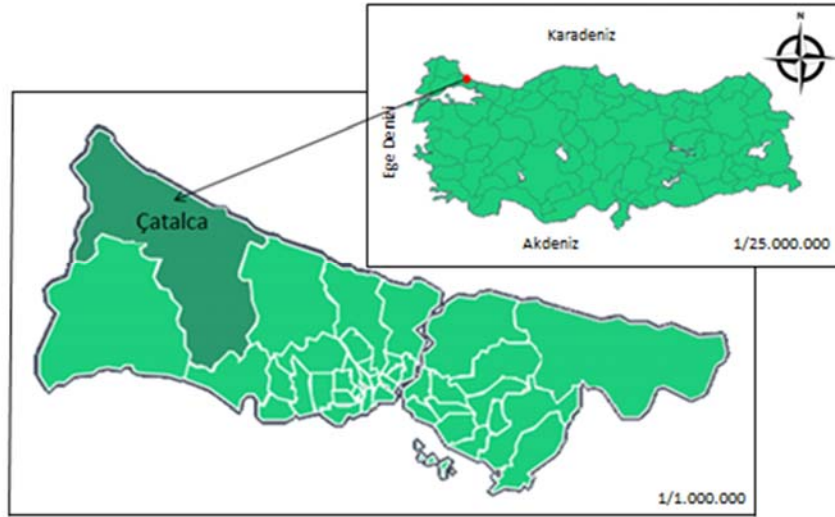
arazi kullanımı/arazi örtüsü değişiminin tahmin edilmesi amacıyla 2005-2018 yılları arasında EVI, LST, yağış ve sıcaklık verileri YSA ve Dalgacık Dönüşüm analizi yöntemleriyle irdelenmiştir. Çatalca ilçesinin EVI değişiminin ve kentleşme eğiliminin 2030 yılında nasıl olacağı sorusuna yanıt aranmıştır. Araştırma bölgesi için EVI parametresi ile LST, sıcaklık ve yağış ilişkisi araştırılmıştır. İstanbul'un nüfus artış hızı en yüksek olan ilçelerinden olan Çatalca'nın bitki yoğunluğunun zaman içindeki değişiminin tahmini, arazi kullanımı/ arazi örtüsü ve bölgesel iklim değişimlerinin belirlenmesi için önemlidir. Tahmin çalışmasında NARX yapay sinir ağları modeli kullanılmıştır. Doğrusal olmayan verilerin analizinde başarılı sonuçlar verdiği için bu model seçilmiştir [21]. Veriler önce ayırık dalgacık dönüşümü yöntemiyle alt bileşenlerine ayrılmıştır. Uygun bileşenler, YSA modeline giriş parametreleri olarak verilmiş, EVI tahmini yapılmıştır. Çalışma kapsamında kullanılan bütün parametreler MS Excel çalışma ortamı, SPSS paket programı, Visual Studio ve MATLAB R2012 ortamı programlama dillerinde hazırlanan kodlarla düzenlenmiş ve analiz edilmiştir.

Sonuçlar sadece YSA kullanılarak oluşturulan model ile kıyaslanmıştır. Önerilen hibrit modelin sadece YSA kullanılarak oluşturulan modele göre çok daha iyi tahminde bulunduğunu sonucuna varılmıştır. Önerilen modelin %97 genel doğrulukla EVI tahmininde başarı sağladığı görülmüştür.

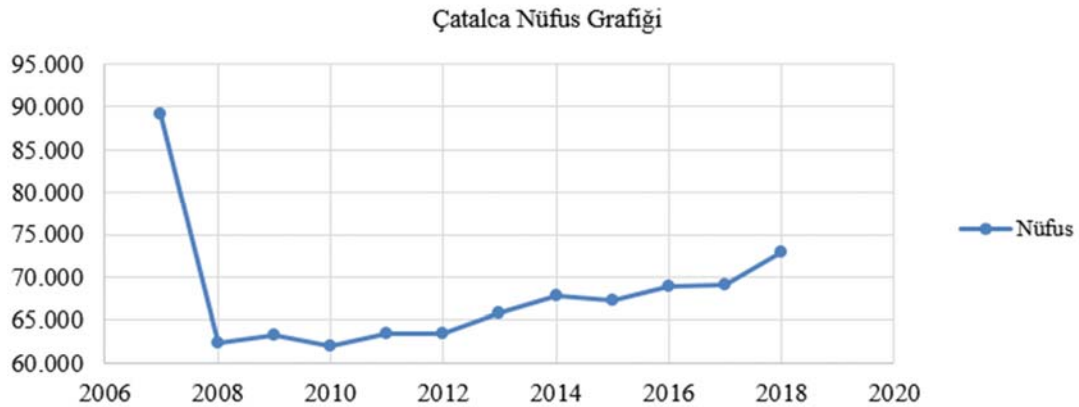
2. ÇALIŞMA ALANI VE ALAN VERİSİ (STUDY AREA AND FIELD DATA)

2.1. Çalışma Alanı (Study Area)

Çalışma alanı olarak belirlenen Çatalca, İstanbul'un batı sınırında, 41°08' N enlemleri ve 28°27' E boylamları arasında yer alan bir ilçesidir (Şekil 1). Çatalca yüzölçümü bakımından İstanbul'un en büyük ilçesidir. İlçe, yaklaşık 1130km² bir alan içerisindedir. 2018 yılı rakamlarına göre Çatalca nüfus artışı hızı % 5,66 olarak belirlenmiş ve toplam nüfusu 72 bin 766'dır. Nüfus değişimine ait grafik Şekil 2' de verilmiştir. 2008 yılında Çatalca nüfusunun hızla azalması sebebi bazı beldelerinin Arnavutköy ilçesine



Şekil 1. Çatalca lokasyon haritası (Çatalca location map)



Şekil 2. Çatalca Nüfus Grafiği (Population of Çatalca)

bağlanmasıdır. Grafikte verildiği üzere nüfus zaman içinde artmıştır [22]. Çatalca'nın iklim tipi Nemli-Ilıman Karadeniz Kıyı Kuşağı İklimi olarak sınıflandırılabilir [23]. Çatalca'nın yıllık ortalama sıcaklık değeri 3°C ile 13°C arasındadır. Ocak ayı yılın en soğuk ayı olup sıcaklık genelde 3°C civarlarındadır. Yılın en sıcak ayları ise Temmuz ve Ağustos aylarıdır, sıcaklık 23°C -24°C civarlarındadır. Yıllık toplam yağış miktarı 590 kg/m²'dir [24]. Çatalca bitki örtüsü Akdeniz iklimi bitkilerini andırır. En çok görülen bitki türü makidir.

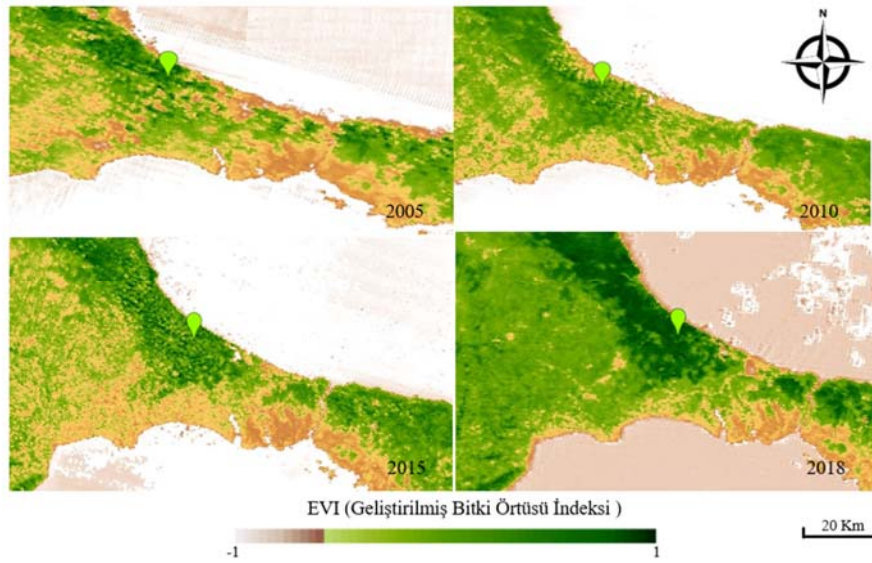
2.2. Alan Verisi (Field Data)

Arazi örtüsü / arazi kullanım değişiminin belirlenmesi, doğal kaynak yönetimi ve tarımsal konular üzerine kolayca analiz yapılabilmesi uzaktan algılama teknolojileri ile yapılan araştırmaları hızla artırmıştır [25]. Literatürde sık rastlanılan MODIS, AVHRR ve LANDSAT gibi pek çok uydu sistemi yer yüzeyinde ve atmosfer de analiz yapılmasına olanak sağlamıştır. MODIS 250-1000 m çözünürlükle, 0,4-14,4 µm arasındaki dalga boyunda günlük veriler üretebilmektedir. Bu çalışmada kullanılan EVI haritası (Şekil 3) 250x250 m2 uzamsal çözünürlük ve 16 günlük zamansal çözünürlük sağlayan Orta Çözünürlükte Görüntüleme Spektrometresi (MODIS; Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) aracılığıyla yapılan ölçümlerle elde edilmiştir [26]. EVI, yüksek biyokütle bölgelerinin

hassasiyetini artırmak, bitki örtüsünü arka plan sinyallerinden ayırtmak, bitki örtüsü sinyallerini izole etmek ve atmosferik etkileri azaltarak bitki örtüsünü izlemek için tasarlanmış bir indekstir. MODIS Terra MOD13A3 ürününden türetilen EVI, Eş. 1'de tanımlanmaktadır [27-30].

$$EVI = G \cdot \frac{(NIR-RED)}{(NIR+C1 \cdot RED-C2 \cdot BLUE+L)} \quad (1)$$

Eş. 1'de gösterilen G (kazanç faktörü) bir kazanç faktörüdür ve sabit değeri 2,5'dir. NIR ışık spektrumunun yakın kızılötesi dalga boyunu (0,851 -0,879 µm), RED kırmızı bölge dalga boyunu (0,636 -0,673 µm) temsil eder. C1 ve C2 aerosol direnç parametreleridir. C1 değeri 6 ve C2 değeri, 7,5 olarak hesaplanır. L ise kanopi (bitki örtüsü) değeridir ve sabit bir değer alır. EVI değerleri bitki örtüsü piksellerinde -1 ile +1 arasındadır, burada sağlıklı bitki örtüsü genellikle 0,20 ile 0,80 değerleri arasındadır [31]. Şekil 3'de verilen EVI haritaları 2005, 2010, 2015, 2018 yıllarının Temmuz ayına ait uydu görüntülerinden elde edilmiştir. Çatalca inceleme bölgesi farklı tarihlerdeki uydu verileri ile değerlendirildiğinde, 2005 yılında Temmuz ayı EVI ortalama değeri 0,66 iken 2018'de ortalama değer 0,63 ve diğer yıllar için EVI ortalama değeri 0,65 olarak ölçümlenmiştir. MODIS arazi örtüsü sınıflandırma ürünü MCD12Q1, EVI değerlerinden yararlanarak Çatalca inceleme bölgesini 4 farklı arazi yüzey örtüsü ile sınıflandırmıştır (Tablo 1).



Şekil 3. MODIS, Çatalca EVI haritaları Temmuz 2005, 2010, 2015, 2018
(EVI maps of Çatalca from MODIS data in 2005, 2010, 2015 and 2018 on July)

Tablo 1. Catalca inceleme bölgesi EVI değerlerine göre arazi örtüsü türü dağılımları
(Land cover type distributions according to Catalca study area EVI values)

	2005	2010	2015	2018
Çayır Alanlar	3,28	3,22	3,20	3,20
Odunsu Çayır Alanlar	0,34	0,28	0,20	0,16
Tarımsal Araziler	93,88	93,82	93,78	93,76
Kentsel Alanlar	2,50	2,68	2,82	2,88

Bir bölgenin yıllar içindeki hava ve yüzey sıcaklık farklarının belirlenmesi arazi örtüsü / kullanımı değişimi ve kentleşme arasındaki ilişkiyi anlamak için en kritik parametrelerdendir [32, 33]. Çalışma kapsamında 2005-2018 yılları arası hava sıcaklık verileri MGM (Meoroloji Genel Müdürlüğü) tarafından sağlanmıştır. Çatalca inceleme bölgesi, yıllık ortalama LST ve sıcaklık farklılığı Tablo 2'de verilmiştir.

Çalışmada kullanılan diğer bir parametre de LST 'dir. Literatürde sıkça kullanılan bu parametre bölgesel yüzey enerjisi, su dengesinin araştırılması içinde kullanılır. 1 km uzamsal çözünürlük ve 8 günlük zamansal aralıklarla ölçümlenir [12]. LST ölçümleri sadece açık gökyüzü koşulları için mümkündür, Eş. 2'de verildiği gibi hesaplanır [34].

$$LST = \frac{T_c}{1 + (\lambda \cdot \frac{T_c}{p})^{1n\epsilon}} \quad (2)$$

Eşitlikde, λ yayılan radyasyonun dalga boyudur ve 10,6 um sabit değerlidir. p değeri $h \cdot c / \sigma$ ($1,438 \cdot 10^{-2}$ m. K) eşitliğiyle hesaplanır. σ değeri ($1,38 \cdot 10^{-23}$ JK⁻¹) değerine eşittir. h değeri Planck sabiti ($6,626 \cdot 10^{-34}$ J.s)'dir.

Eşitlikteki c değeri ışık hızıdır $2,998 \cdot 10^8$ ms⁻¹'e eşittir [12]. Çatalca inceleme bölgesi LST haritaları zamansal değişimleri Şekil 4' de verilmiştir.

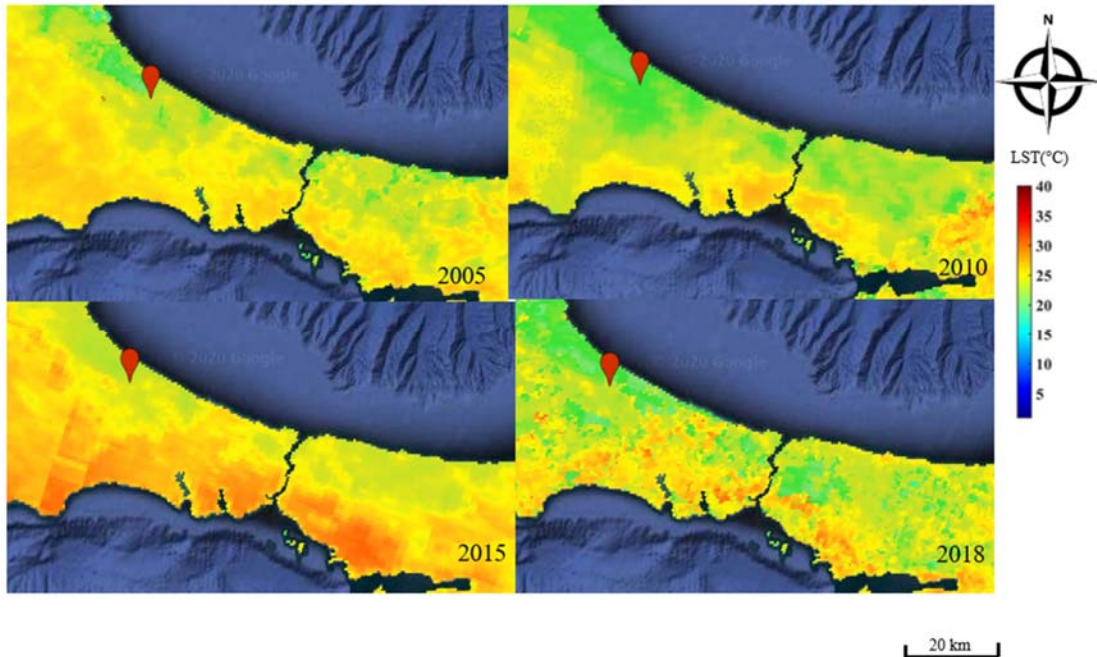
Uydu verilerine göre 2005 yılı Temmuz ayı LST ortalaması 26,1°C ölçülmüştür. 2010 yılı LST ortalaması 23,8°C' dir. 2015 yılında ise 28,6°C' dir ve diğer yıllara göre en yüksek değer olarak ölçümlenmiştir. 2018 yılında ise 24,9°C olarak LST verisi hesaplanmıştır. Çalışmada EVI, LST ve sıcaklık verileriyle beraber yağış verileri de yorumlanmıştır. Kentleşme ve iklim değişikliği ile birlikte yağış rejimlerinin değişmesi de beklenmektedir. MGM tarafından gözlemlenen 2005 -2018 periyodunda yıllık toplam yağış miktarını gösteren box and whisker grafiği Şekil 5'de verilmiştir. 2005 yılında yıllık toplam yağış miktarı 940 kg/m², 2010 yılında 1101,6 kg/m², 2015 yılında 1060,6 kg/m² ve 2018 yılında 1166,6 kg/m² olarak ölçümlenmiştir. Yıllar içinde yıllık yağış miktarlarının artması ve EVI verilerinin azalması dikkat çekmektedir.

2.3. Kayıp Veri Analizi (Missing Data Treatment)

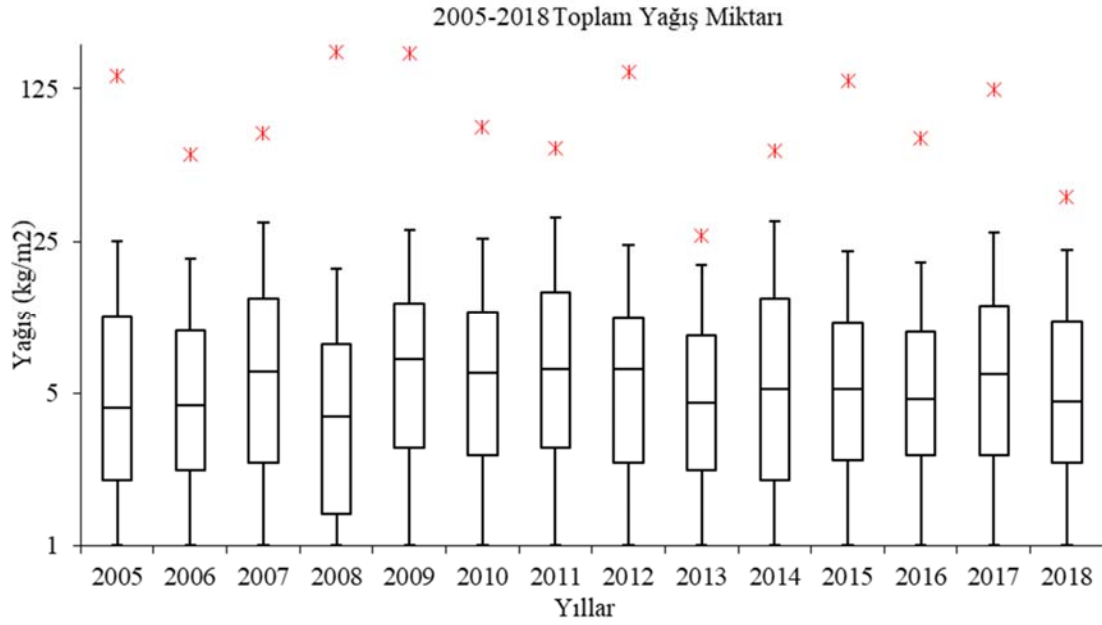
Veri sayısı ve veri özelliği dikkate alınarak eksik verilerin tamamlanması yöntemin başarısına katkıda bulunan en önemli parametrelerdendir. Çevresel faktörler yüzünden

Tablo 2. Arazi yüzey sıcaklıkları ile istasyon sıcaklık değerleri arasındaki fark
(Difference between land surface temperatures and temperature)

Bölge	Yıl	LST(°C)	Sıcaklık(°C)	Sıcaklık farkı (°C)
Çatalca	2005	16,8	11,6	5,2
	2010	17,0	12,9	4,1
	2015	18,5	12,7	5,8
	2018	17,4	12,8	4,6



Şekil 4. MODIS, Çatalca LST haritaları Temmuz 2005, 2010, 2015, 2018
(LST maps of Çatalca from MODIS data in 2005, 2010, 2015 and 2018 on July)



Şekil 5. 2005-2018 yılları arasında yıllık toplam yağış miktarları (Total annual precipitation between 2005-2018)

gözlemlenemeyen veriler tahmin çalışmalarını olumsuz etkilemektedir [35]. MODIS eksik verileri F değeri ile bildirmiştir. EVI ve LST eksik verileri önceki ve sonraki verilerin ortalaması alınarak bulunmuştur. Çatalca inceleme bölgesinde 209,664 adet EVI verisi içinden 129 adedi kayıp olarak iletilmiştir. 32,928 adet LST verisinden 3061 adedi kayıp olarak belirtilmiştir. LST sadece açık havalarda ölçüm yapabildiği için kış aylarında veri kayıp oranlarında artış olduğu belirlenmiştir. MGM 4897 adet sıcaklık, 4925 adet yağış verisi iletilmiştir.

3. YÖNTEM (METHOD)

3.1. Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Network)

Yapay zekâ araştırmalarının bir alanı olan yapay sinir ağları, insan beyninin geçmiş deneyimlerden öğrenme ve yeni bilgiler edinme gibi belirli özelliklerinin matematiksel modellenmesi çalışmalarından sonra ortaya çıkmıştır. YSA, yapay sinir hücrelerinin çeşitli şekillerde birbirine bağlanmasına dayanarak oluşturulur ve genellikle katmanlı bir yapıya sahiptir [36]. Yapay sinir ağları, tahmin, modelleme ve sınıflandırma uygulamaları da dahil olmak üzere birçok sektörde kullanılmaktadır. Tahmin çalışmalarında çeşitli yapay sinir ağı modelleri kullanılabilir. Örneğin; Geriye Yayılım (backpropagation), ART ağları (Adaptive Resonance Theory), Basit Tekrarlayan Ağ (Simple Recurrent Network) ve NARX ağları (Nonlinear Autoregressive). Model seçiminde tahmin edilecek veri seti içinde doğrusal ya da doğrusal olmayan veriler göz önüne alınarak modelin belirlenmesi tahmin performansını artıracaktır. Eğer iki veri grubu beraber analiz edilecekse geliştirilen hibrit modeller, bireysel uygulanan modellere göre daha başarılı sonuçlar vermektedir[37]. Çalışma kapsamında kentleşme sürecinin belirlenmesi için,

birden fazla iç içe parametrik değişken incelenmektedir. Değişkenlerin kaotik yapısı nedeniyle, olayları belirli bir zaman dilimine bağlı olarak tahmin edilebilme olasılığını azaltır [38]. Bu çalışmada NARX yapay sinir ağları EVI tahmini için kullanılmıştır. NARX bir dinamik yapay sinir ağı modelidir ve genelde doğrusal olmayan sistemlerde girişlerin ve çıkışların modellenmesinde kullanılan başarılı bir yöntemdir [39]. Ayrıca tahmini başarısını artırmak için Ayrık dalgacık dönüşümü ve YSA ile hibrit bir modelleme sistemi geliştirilmiştir.

3.2. Dalgacık Analizi (Wavelet Transformation)

Bu çalışmada kullanılan dalgacık dönüşümü ilk kez 1909'da Alfred Haar tarafından doktora tezinde "dalgacık" terimi olarak kullanılmıştır. Zamanla, Daubechies, Coifman ve Wickherhouser gibi birçok önemli araştırmacı önemli bir ivme kazandırmıştır. Özellikle son yıllarda, meteorolojik değişkenler kullanılarak yapılan analizlerde verilerin periyodik ve karakteristik yapısını belirlemede başarılı ve yeni bir yöntemdir. [37]. Dalgacık Dönüşümü, bir sinyalin (veya fonksiyonun), belirli özelliklerini incelemek amacıyla sinyali daha elverişli hale getiren bir metottür. Diğer bir deyişle orijinal veri setinin daha özlü bir biçimde açıklanmasını sağlayan başka bir forma dönüştürmeye olanak sağlar. Zaman frekansını gösterir. Bir sinyali bir dizi fonksiyona (dalgacığa) ayırır. Ayrışma sayesinde analizde kullanılan parametrelerin karakteristiği anlaşılabilir çalışılır. Dalgacık analizinde kullanılan bir dalgacık fonksiyonu ($\psi(x)$) olmalıdır [40]. Analiz, zaman alanını kaydırarak ve dalgacık fonksiyonunun zaman içinde ölçeklendirilmesiyle gerçekleştirilir.

Matematiksel olarak temsil edilen, dalgacık dönüşümü Eş. 3'de verildiği gibi hesaplanmaktadır.

$$\Psi_{(a,b)}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3)$$

Eşitlikte, $\Psi(a, b)$ sürekli dalgacık dönüşümünü temsil eder, $a > 0$, $b \in \mathbb{R}$ olmalıdır. Eşitlikte a ölçeklendirme, b dönüşüm parametresidir. Ψ dalgacık işlevini (ana dalgacık) temsil eder.

4. DENEYSEL SONUÇLAR (COMPUTATIONAL RESULTS)

4.1. İstatistiksel Sonuçlar (Statistical Results)

Bu çalışmada SPSS paket programı ile çalışma kapsamında kullanılan parametreler üzerine Pearson korelasyon analizi uygulanarak veri ve veri özellikleri arasındaki detay verilere ulaşılmıştır. 2005-2018 dönemi için toplam yağış ve ortalama EVI, LST, hava sıcaklığı ile ilgili tanımlayıcı istatistikler Tablo 3'de verilmiştir.

4.2. Yapay Sinir Ağları Model ve Mimarisi (ANN Model and Architecture)

Bu bölümde 2005-2018 yılları arasındaki uydu ve atmosferik verilerden yararlanılarak Çatalca inceleme bölgesi için 2030 yılı EVI değer ortalaması tahmin çalışmasına ait hesaplamalar ve ilgili sonuçlar paylaşılmıştır.

YSA eğitime geçmeden önce veriler üzerinde normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Veri normalizasyonu, ağın öğrenme başarısını artırdığı için YSA uygulamalarında sıklıkla kullanılır [41]. Bağımlı ve bağımsız değişkenleri 0 ve 1 veya -1 ve 1 gibi bir standart aralığa normalleştirmek mümkündür.

Bu çalışmada, tüm ham veriler 0 ve 1 aralığına normalize edilmiştir. YSA ile oluşturulan modelde bir giriş katmanı, bir gizli katman ve bir çıkış katmanı bulunmaktadır. Her bir değişkenden 336 adet veri seti oluşturulmuştur. LST, sıcaklık ve yağış parametreleri girdi olarak, EVI çıktı verisi olarak kullanılmıştır. 2005-2014 verileri (240 veri) eğitim ve doğrulama, 2015-2018 verileri (96 veri) test için

kullanılmıştır. Veriler eğitim %60, doğrulama %20 ve test %20 olarak belirlenmiştir. NARX ağ modeli kullanılarak oluşturulan YSA 'da, gizli katmanda ve çıkış katmanında sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. YSA uygulaması için Levenberg-Marquardt metodu seçilmiştir. Çalışmadaki gizli nöronların sayısını belirlemek için ağ üzerinde aşamalı eğitimler yapılmıştır (Tablo 4).

En başarılı toplam R eğitim sonucu, gizli tabakadaki nöron sayısı 9 olarak seçildiğinde elde edilmiştir. Analiz kapsamında oluşturulan YSA (3, 9, 1) modeline göre Çatalca'da tüm R değerleri 0,93 bulunmuştur.

4.3. Dalgacık ve YSA hibrit modeli (D-YSA) (Wavelet and ANN hybrid model)

Literatür incelendiğinde, hibrit modellerin tahmin başarısını artırdığı gösteren çalışmalar olduğu bilinmektedir [42, 43]. Bu veriler ışığında, tahminin başarısını artırması öngörülen hibrit bir model geliştirilmiştir. Bu çalışmada EVI, LST, sıcaklık ve yağış değerleri ADD ile dalgacıklara bölünmüştür. Elde edilen verilere uygulanan istatistiksel prosedürlerle verilerin öz nitelikleri elde edilmiş ve yeni veriler YSA modeline girdi parametreleri olarak verilmiştir. Verilerin ve seviyenin özelliklerine göre uygun ana dalgayı seçmek analiz performansı açısından önemli bir rol oynar [44]. Çalışmada Daubechies ana dalgacık ailesinden 'd4' dalgacık ile parametreler dalgacıklarına ayrılmıştır. Literatürde ayrışma seviyesini belirlemek için farklı uygulamalar mevcuttur. Wang ve Ding [45], N' nin zaman serisinin uzunluğu olması koşuluyla ayrışma seviyesini log (N) olarak belirlemişlerdir. Partial [46] herhangi bir formüle bağlı kalmadan yağış tahmini için 10 seviye belirlemiştir. Bu çalışmada EVI, LST, sıcaklık ve yağış verileri 8 detay (2-4-8-16-32-64-128-256 günlük periyodik) ve 8 yakınlık bileşenine (2-4-8-16-32-64-128-256 günlük periyodik) ayrı dalgacık dönüşüm analizi ile ayrılmıştır. Detay bileşenleri arasında, d1 en yüksek frekans, d8 ise en düşük frekans bileşenidir ve 256 günlük ölçeğe sahiptir. Detay bileşenleri sayesinde verilerin kırılma noktalarını ve süreksizlikleri

Tablo 3. Veri kümesine ait detay bilgiler (Details of the data set)

Veri Tipi	Minimum Değer	Maksimum Değer	Ortalama Değer	Standart Sapma	Çarpıklık	Basıklık
EVI	0,43	0,48	0,45	0,01	0	-0,93
LST (°C)	16,7	18,8	17,7	0,65	-0,23	-1,03
Sıcaklık (°C)	11,2	13,1	12,4	0,56	-0,95	0,05
Yağış (kg/mm)	466	1431	1008	270	-0,17	0,33

Tablo 4. YSA sisteminde nöron sayılarına ait ortalama kare hata değerlerinin kıyaslanması

(Comparison of mean square error values of neuron numbers in ANN system)

Metot	NARX							
	3		6		9		12	
Nöron Sayısı	OKH	R	OKH	R	OKH	R	OKH	R
Eğitim	0,03	0,93	0,04	0,92	0,04	0,92	0,04	0,92
Validasyon	0,03	0,93	0,04	0,91	0,03	0,94	0,03	0,93
Test	0,06	0,88	0,04	0,91	0,03	0,93	0,05	0,89
Çıktı	0,03		0,04		0,07		0,03	

gözlemlenebilir. Yakınlık bileşenleri arasında, a1 en yüksek ölçekli ve en düşük frekanslı bileşenken, a8 en düşük ölçek ancak en yüksek frekans bileşenidir. Yakınlık bileşenleri aracılığıyla sinyalin zaman aralıkları ve uzun vadeli değişiklikleri gözlemlenebilir. Literatürde YSA girişi için ADD alt bileşenlerinin nasıl tanımlanacağı ve seçileceği konusunda farklı uygulamalar vardır. Partal ve Kisi [47] tarafından yapılan çalışmada korelasyon değeri 0,2'den büyük olanlar analize dahil edilmiştir. Başka bir uygulama, seçilen değişkenler arasında korelasyon katsayısı 0,3 değerinden büyük olanlar üzerinde çalışılmıştır [48]. Bu makalede, alt bileşenleri tanımlamak için korelasyon katsayısı değerleri 0,1' den büyük olan bileşenlerin toplamı D-YSA girişi parametresi olarak kullanılmıştır. Tablo 5, orijinal EVI verileri ile 2005-2018 yılları arasında EVI, LST sıcaklık ve yağış verilerinin ADD analizi kullanılarak elde edilen alt zamansal bileşenleri ile korelasyon katsayılarını göstermektedir.

Ayrık dalgacık analizi bulgularına göre, büyük ölçekli olaylar ve rolleri azalan bir eğilim göstermektedir. Küçük ve mezo ölçekli faktörler tüm çalışma dönemi boyunca Çatalca'da EVI üzerinde önemli bir rol oynamaktadır.

Tablo 6'da farklı gizli nöron sayılarına göre önerilen hibrit modelin tahmin başarısı karşılaştırılmıştır. Hibrit model sonuçlarına göre en başarılı toplam R değeri 0,97 ile 9 gizli nöron sayısı belirlendiğinde bulunmuştur. Çalışma sonucunda daha önce yapılan çalışmaları destekler nitelikte

sonuçlar elde edilmiştir. Önerilen hibrit model (3, 9, 1), bireysel uygulanan YSA modeline göre daha başarılı olmuştur. Önerilen model aracılığıyla 2030 yılı tahmin edilmeye çalışılmıştır (Şekil 6). Özellikle son dönemlere yaklaştıkça tahmin performansında iyileşme gözlemlenmiştir. Buna rağmen model ekstrem (uç) olayları yakalamakta zorlandığı görülmüştür.

Tablo 7'de D-YSA modelinin 3 girdi, 9 gizli nöron sayısı ve 1 çıktı verisinden oluştuğunu görmekteyiz. YSA ve önerilen hibrit modele ait performans karşılaştırmalar incelendiğinde D-YSA modelinin tahmin performansının daha iyi olduğu tespit edilmiştir.

Tablo 7. YSA ve D-YSA kullanılarak elde edilen tahmin sonuçlarının karşılaştırılması
(Forecasting performance and errors obtained by using ANN and Hybrid model)

Model	MAPE	RMSE
D-YSA (5, 9, 1) _{EVI}	8,4	0,049
YSA (3, 9, 1) _{EVI}	11,9	0,060

R değeri, gözlemlenen ve öngörülen değerler arasındaki korelasyon katsayısıdır ve Çatalca için YSA modellemesine dayalı EVI tahmini 0,93 olarak belirlenmiştir. D-YSA analizi ağırlık öğrenme başarısını % 4,3 artırmış ve model sonuçları ile gözlem arasındaki korelasyon katsayısı 0,97 bulunmuştur. 2018 yılında Çatalca ilçesinin yıllık ortalama EVI değeri 0,43 bulunmuştur. D-YSA analizi sonucunda,

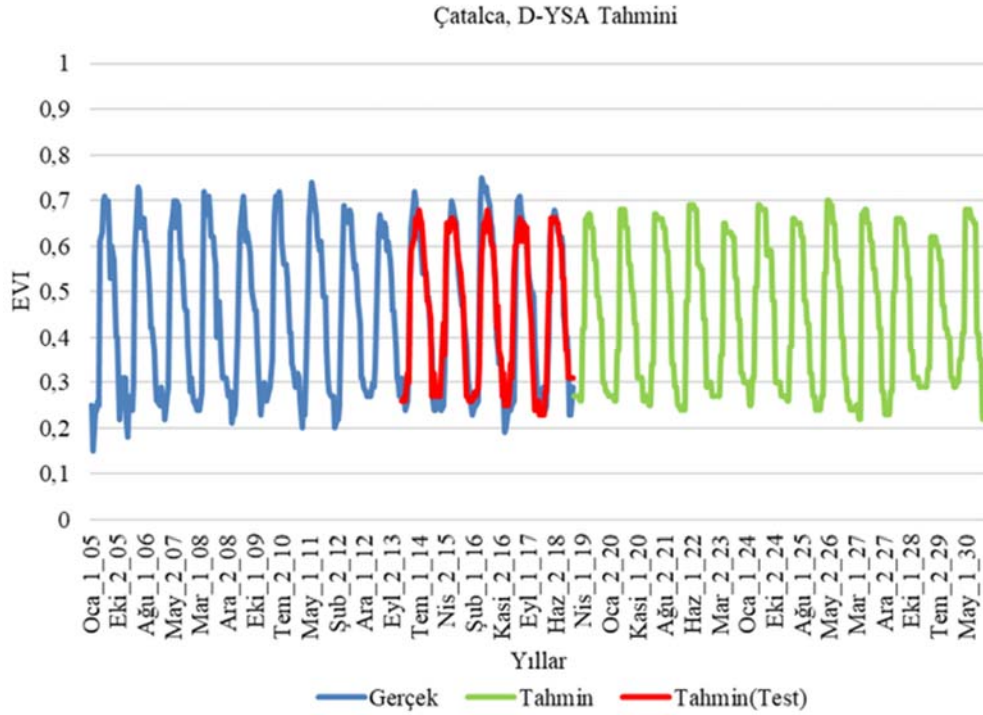
Tablo 5. EVI, LST, Sıcaklık, Yağış ve dalgacık detayları arasındaki korelasyon katsayıları
(Correlation coefficients between EVI, LST, Temperature, Precipitation and wavelet details)

Çatalca				
	EVI	LST(°C)	Sıcaklık(°C)	Yağış(kg/m ²)
d1	0,09	0,01	0,05	0,00
d2	0,32	0,03	0,19	-0,04
d3	0,40	0,18	0,27	0,01
d4	0,63	0,58	0,74	-0,46
d5	0,26	0,24	0,29	-0,12
d6	0,08	0,03	0,18	0,01
d7	0,07	-0,06	0,06	-0,00
d8	0,05	0,07	0,08	-0,08
a8	0,00	0,00	0,00	-0,00
s	0,506	0,379	0,860	-0,221

Not: * *İtalik* değerler her değerlendirme metriği için en iyi korelasyon sonuçlarını gösterir.

Tablo 6. D-YSA sisteminde nöron sayılarına ait ortalama kare hata değerlerinin kıyaslanması
(Comparison of mean square error values of neuron numbers in W-ANN system)

Metot	NARX							
	3		6		9		12	
Nöron Sayısı	OKH	R	OKH	R	OKH	R	OKH	R
Eğitim	0,001	0,97	0,001	0,97	0,001	0,98	0,001	0,97
Validasyon	0,001	0,97	0,003	0,91	0,001	0,98	0,002	0,96
Test	0,003	0,93	0,002	0,95	0,002	0,97	0,003	0,94
Çıktı	0,8		0,2		0,5		0,2	



Şekil 6. Hibrit model analiz sonuçları (Hybrid model analysis results)

2030 için ortalama EVI değeri 0,41 olarak bulunmuştur. Bu sonuçlara göre, 2018'e kıyasla EVI değerlerinin 2030 yılına kadar %4,6 oranda azalması beklenmektedir.

5. SONUÇLAR VE TARTIŞMALAR (CONCLUSIONS AND DISCUSSIONS)

İstanbul, Türkiye' nin nüfus yoğunluğu en fazla olan ilidir. İstanbul' un Çatalca ilçesi, nüfus artış hızı olarak değerlendirildiğinde İstanbul için ilk sıralarda yer alır. Bu ilçe de mevcut durumun belirlenmesi, zamana bağlı olarak bitki örtüsü yoğunluğunun değişiminin ortaya konması gelecekteki durumunun öngörülmesi arazi planlaması ve kullanımı açısından önem taşımaktadır. Önümüzdeki yıllar için bitki örtüsü değişiminin tahmini, kentleşme ve iklim değişikliği sorunları ile ilgili tahminlerimizin önemli bir göstergesidir. Bu çalışma kapsamında, bitki örtüsü yoğunluğundaki değişimin tespit edilebilmesi için hibrit bir yöntem geliştirilmiştir. Bu model kapsamında ADD ve NARX modelleri bütünlük olarak ele alınarak, gerçek veri ve tahmin edilmek istenilen veri arasındaki hata oranı en aza indirilmeye çalışılmıştır. Uydu verileri ve atmosferik verilerin birlikte analiz edildiği bu çalışmada önerilen hibrit modelin, sadece YSA modeline göre %4,3' lük bir iyileşme sağladığı tespit edilmiştir. Geliştirilen model sonucunda, Çatalca EVI oranı 2030 yılı ortalaması 0,41 olarak tahmin edilmiştir. Streiling ve Matzarakis [49] bir çalışmada, Almanya'nın Freiburg kentinde ağaçlık bir alan ile ağaçlık olmayan bir alan arasındaki sıcaklık farkının 1°C olduğunu ve ağaç sayısı arttıkça sıcaklığın düştüğünü saptanmıştır. Birçok araştırma, hava sıcaklıklarının yeşil alanlarda yapısal alanlara oranla daha düşük olduğunu göstermektedir.

Çalışma sonucunda hava sıcaklığı ve LST değeri farkının yıllar içinde arttığı gözlemlenmiştir. Analiz bütüncül değerlendirildiğinde bitki yoğunluğundaki azalma ve yıllar içinde sıcaklık ve LST değerlerindeki artış literatürdeki birçok çalışmalar ile uyumludur. 2030 yılı için inceleme bölgesinde hava sıcaklığının ve LST değerinin artacağı ön görülmektedir. Arberti [50], kentleşme ve bitki örtüsü arasında ters bir ilişki olduğunu ifade etmiştir. İnsan faaliyetlerinin ve iklim faktörlerinin etkileri, birçok çalışmadan bilindiği gibi otlak verimliliği üzerinde olumsuz etkiye sahiptir [51]. Hibrit model analiz sonucuna göre 2030 yılı bitki örtüsü ortalama değer oranının azalacağı öngörülmüştür ve buna bağlı olarak Çatalca bölgesinde kentleşme sürecinin hızla devam edeceği sonucuna varılmıştır.

Son olarak, analiz sonuçları D-YSA modelinin öngörücü başarısının YSA modelinden daha yüksek olduğunu göstermiştir. D-YSA modelinin bu yüksek performansı başarılı EVI tahminleriyle sonuçlanmıştır. Bu noktada çalışmanın bilimsel olarak en önemli katkılarından biri, zaman içinde canlı sağlığına etki edecek parametrelerin değişiminin belirlenmesidir. Bu çalışma, bölgesel planlama yetkililerine ve ilgili kuruluşlara etkin bir sistem bildirmek için faydalı olacağı düşünülmektedir.

6. SİMGELER (SYMBOLS)

- G : Kazanç fakörü
 NIR : Yakın kızılötesi dalga boyunu
 RED : Kırmızı bölge dalga boyunu
 C1, C2 : Aerosol direnci parametreleri

L	: Kanopi (bitki örtüsü) değeri
Ψ	: Ana dalgacık
a	: Ölçeklendirme parametresi
λ	: Yayılan radyasyonun dalga boyu
h	: Planck sabiti

KAYNAKLAR (REFERENCES)

- Jensen J.R., Remote sensing of the environment: An earth resource perspective second edition, Pearson Education, India, 2009.
- Karaca A.C., Güllü M.K., Detection of forest fire in Menderes district using a superpixel segmentation based search method, Journal of the Faculty of Engineering & Architecture of Gazi University, 18 (2), 1-22, 2018.
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). Climate change 2018: Special Report: Global Warming of 1.5°C. Retrieved from <https://www.ipcc.ch/sr15/>. Yayın Tarihi Mayıs 4, 2018. Erişim Tarihi Ocak 28, 2019.
- Mohammad A.G., Adam M. A., The impact of vegetative cover type on runoff and soil erosion under different land uses. Catena, 81 (2), 97-103, 2010.
- Zhu L.Q., Zhu W. B., Research on effects of land use/cover change on soil erosion. In Advanced Materials Research, 433, 1038-1043, 2012.
- Huang S., Ming B., Huang Q., Leng G., Hou B., A case study on a combination NDVI forecasting model based on the entropy weight method. Water Resources Management, 31 (11), 3667-3681, 2017.
- Yılmaz G., Karaaslan Ş., The spatial distribution of service activities in Istanbul metropolitan area, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, 25 (2), 653-662, 2010.
- Yüksel Ü.D., Yılmaz O., A study on determining and evaluating summertime urban heat islands in Ankara at regional and local scale utilizing remote sensing and meteorological data, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, 23 (4), 937-952, 2008.
- Kayman Ö., Sunar F., Spektral İndekslerin Landsat Tm uydu verileri kullanılarak arazi örtüsü/kullanımı sınıflandırmasına etkisi: İstanbul, Beylikdüzü ilçesi, arazi kullanımı değişimi, TUFUAB VIII. Teknik Sempozyumu, Konya-Türkiye, 52-59, 21-23 Mayıs, 2015.
- Yue Y., Li M., Zhu A., Xinyue Ye Rui. Mao., Jinhong Wan., Jin Dong., Land Degradation Monitoring in the Ordos Plateau of China Using an Expert Knowledge and BP-ANN-Based Approach, Sustainability 2016, 8 (11), 1174, 2016.
- Narayan K., Khanindra P., Abhisek C., Sahoo S., Urban heat island explored by corelationship between land surface temperature vs multiple vegetation indices, Spatial Informaion Research, 24, 515-529, 2016.
- Wan Z.S.H., Hulley G., MOD11A2 MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity 8-Day L3 Global 1km SIN Grid V006. NASA EOSDIS Land Processes DAAC, 2015.
- Bozorgi M., Nejadkoorki F., Mousavi M.B., Land surface temperature estimating in urbanized landscapes using artificial neural networks, Environ Monit Assess, 190, 250, 2018.
- Shatnawi N., Qdais H.A., Mapping urban land surface temperature using remote sensing techniques and artificial neural network modelling, International Journal of Remote Sensing, 40 (10), 3968-3983, 2019.
- Mondal P., Quantifying surface gradients with a 2-band Enhanced Vegetation Index (EVI2), Ecological Indicators, 11 (3), 918-924, 2011.
- Nguyen, L.H., Joshi D.R., Clay D.E., Henebry G.M., Characterizing land cover/land use from multiple years of Landsat and MODIS time series: A novel approach using land surface phenology modeling and random forest classifier. Remote Sensing of Environment, 238, 1-14, 2020.
- Partal T., Kahta E., Cıgızoğlu H., Yağış verilerinin yapay sinir ağları ve dalgacık dönüşümü yöntemleri ile tahmini, itüdergisi/d mühendislik Cilt:7, Sayı:3, 73-85, Haziran 2008.
- Büyükşahin Ü.Ç., Ertekin Ş., A feature-based hybrid ARIMA-ANN model for univariate time series forecasting, Journal of the Faculty of Engineering & Architecture of Gazi University, 35 (1), 467-478, 2020.
- Özcan E., Danişan T., Eren T., Hidroelektrik santrallerde bakım çizelgeleme için hibrid bir model önerisi, Journal of the Faculty of Engineering & Architecture of Gazi University, 35 (4), 1815-1828, 2020.
- Anshuka A., van Ogtrop F.F., Vervoort R.W., Drought forecasting through statistical models using standardised precipitation index: a systematic review and meta-regression analysis, Natural Hazards, 97, 955-977, 2019.
- Menezes, J.M.P., Barreto, G.A, Long-term time series prediction with the NARX network: An empirical evaluation, Neurocomputing, 71 (16-18), 3335-3343, 2008.
- Türkiye İstatistik Kurumu. Yaş ve cinsiyete göre nüfus bilgisi 1935-2018. <http://web.turkstat.gov.tr/UstMenu.do?metod=temelist>. Güncelleme tarihi Şubat 4, 2020. Erişim tarihi 10 Şubat, 2018.
- Garipağaoğlu N., Duman E., Çatalca ilçesi'nin arazi kullanımında meydana gelen değişimler (1987-2016), Marmara Coğrafya Dergisi, 37, 219-232, 2018.
- 24.Meteoroloji Genel Müdürlüğü. İllere Ait Veri Normalleri (1929-2019). <https://www.mgm.gov.tr/veridegerlendirme/il-ve-ilceler-istatistik.aspx?k=H&m=ISTANBUL> Güncelleme tarihi 14 Temmuz,2020. Erişim tarihi 10 Şubat, 2018.
- Dikici M., Aksel M., Evaluation of two vegetation indices (NDVI and VCI) over asi basin in Turkey. Teknik Dergi, 32 (4), 1-17, 2020.
- Didan K., MOD13Q1 MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250m SIN Grid V006. NASA EOSDIS Land Processes DAAC, 2015.
- Huete A., Didan K., Miura T., Rodriguez E.P., Gao X., Ferreira L.G., Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation

- indices. *Remote Sensing of Environment*, 83 (1-2), 195-213, 2012.
28. Galvão L.S., Santos J.R., Roberts D., Breunig D.A., Toomey F. M., Moura M.Y. M., on intra-Annual EVI variability in the dry season of tropical forest: A case study with MODIS and hyperspectral data, *Remote Sensing Of Environment*, 115 (9), 2350-2359, 2011.
 29. Shao Z., Zhang Y., Zhang L., Song Y., Peng M., Combining spectral and texture features using random forest algorithm: Extracting impervious surface area in Wuhan, *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 41, 351-358, 2016.
 30. Çelik M.A., Bitki indeks modelleri (NDVI, EVI, VCI) kullanılarak Akdeniz bölgesi'nde kuraklık analizi (2000-2014), Doktora Tezi, Phd, T.C. Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kahramanmaraş, 2016.
 31. Sentinel Hub by Sinergise (Sinergise). Retrieved from <https://www.sentinel-hub.com/eoproducts/evi-enhanced-vegetation-index-0>. Erişim Tarihi Şubat 4, 2019.
 32. Tayyebi A., Shafizadeh-Moghadam H., Tayyebi, A.H., Analyzing long-term spatio-temporal patterns of land surface temperature in response to rapid urbanization in the mega-city of Tehran, *Land Use Policy*, 71, 459-469, 2018.
 33. Alhawitti, R.H., Mitsova D., Using Landsat-8 data to explore the correlation between urban heart island and urban land uses. *IJRET: International Journal of Research in Engineering and Technology*, 5 (3), 457-466, 2016.
 34. D Lu., Q Weng., Spectral mixture analysis of ASTER images for examining the relationship between urban thermal features and biophysical descriptors in Indianapolis, Indiana, USA, *Remote Sensing of Environment*, 104 (2), 157-167, 2006.
 35. Haworth J., Cheng T., Non-parametric regression for space-time forecasting under missing data. *Computers, Environment and Urban Systems*, 36 (6), 538-550, 2012.
 36. Gulbag A., Temurtas F., A study on quantitative classification of binary gas mixture using neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference systems. *Sensors and Actuators B:Chemical*, 115 (1), 252-262, 2006.
 37. Reşat H.G., Design and development of hybrid forecasting model using artificial neural networks and ARIMA methods for sustainable energy management systems: A case study in tobacco industry, *Journal of the Faculty of Engineering & Architecture of Gazi University*, 35 (3), 1130-1140, 2020.
 38. Labat D., Ronchail J., Guyot J.L., Recent advances in wavelet analyses: Part 2-Amazon, Parana, Orinoco and Congo discharges time scale variability, *Journal of Hydrology*, 314 (1-4), 289-311, 2005.
 39. Gabrali D., Aslan Z., Güneş enerjisi potansiyelinin çoklu lineer regresyon ve yapay sinir ağları ile modellenmesi. *AURUM Mühendislik Sistemleri ve Mimarlık Dergisi*, 4 (1), 23-36, 2020.
 40. Percival D.B. ve Walden A.T., *Wavelet Methods for Time Series Analysis*. Cambridge University Press, U.K, 2000.
 41. Amrouche B., Pivert X., Artificial neural network based daily local forecasting for global solar radiation, *Applied Energy*, 130, 333-341, 2014.
 42. Wang L., Zou H., Su J., Li L., Chaudhry, S., An arima-hybrid model for time series forecasting *Systems Research and Behavioral Science*, 30 (3), 244-259, 2013.
 43. Rout M., Majhi B., Majhi R., Panda G., Forecasting of currency exchange rates using an adaptive arma model with differential evolution based training, *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 26 (1), 7-18, 2014.
 44. Emhan Ö., Yukarı-aşağı imleç hareketine ilişkin EEG kayıtlarının ayrık dalgacık, Knn ve Dvm ile sınıflandırılması, Master, Dicle Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Diyarbakır 2017.
 45. Wang W., Ding J., Wavelet network model and its application to the prediction of hydrology. *Nature and Science* 1 (1), 67-71, 2003.
 46. Partal T., Türkiye yağış miktarlarının yapay sinir ağları ve dalgacık dönüşümü yöntemleri ile tahmini, Doktora, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2007.
 47. Partal T., Kişi O., Wavelet and nuro-fuzzy conjunction model for precipitation Forecasting, *J. Hydrol*, 342, 199-212, 2007.
 48. Partal T., Cıgızoğlu H., Prediction of daily precipitation using wavelet-neural networks, *Hydrological Sciences Journal*, 54 (2), 234-246, 2009.
 49. Streiling S., Matzarakis A., Influence of single and small clusters of trees on the bioclimate of a city: A case study, *Journal of Arboriculture*, 29 (6), 309-316, 2003.
 50. Alberti M., *Advances in urban ecology* (first ed.), Springer-Verlag, U.S, 2008.
 51. Yin F., Deng X., Jin Q., Yuan Y., Zhao C., The impacts of climate change and human activities on grassland productivity in Qinghai Province, China. *Frontiers of Earth Science*, 8 (1), 93-103, 2014.