

T.C.
İSTANBUL AYDIN ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ



MAKİNE ÖĞRENME TEKNİKLERİNE DAYALI OLARAK
KARA YÜZEY SICAKLIK DEĞİŞİMİNİN MODELLENMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Cemberk KÜLAHCI

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Bilgisayar Mühendisliği Programı

NİSAN, 2023

T.C.
İSTANBUL AYDIN ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ



MAKİNE ÖĞRENME TEKNİKLERİNE DAYALI OLARAK
KARA YÜZEY SICAKLIK DEĞİŞİMİNİN MODELLENMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Cemberk KÜLAHCI
(Y2013.010002)

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Programı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Zafer ASLAN

NİSAN, 2023

TEZ SINAV TUTANAĐI

ONUR SÖZÜ

Yüksek Lisans tezi olarak sunduđum “MAKİNE ÖĐRENME TEKNİKLERİNE DAYALI OLARAK KARA YÜZEY SICAKLIK DEĐİŐİMİNİN MODELLENMESİ” adlı alıŐmanın, tezin proje safhasından sonuçlanmasına kadarki bütün süreçlerde bilimsel ahlak ve geleneklere aykırı düşecek bir yardıma başvurulmaksızın yazıldıđını ve yararlandıđım eserlerin Kaynaka ’da gösterilenlerden oluŐtuđunu, bunlara atıf yapılarak yararlanılmıŐ olduđunu belirtir ve onurumla beyan ederim. (26/04/2023)

Cemberk KÜLAHCİ

ÖNSÖZ

Bu tezin hazırlanma sürecinde desteklerini, bilgi birikimini ve yardımlarını benden esirgemeyen tez danışmanım Sayın Prof. Dr. Zafer Aslan hocama teşekkürlerimi sunarım.

Eğitim hayatım boyunca, teşviklerini ve yardımlarını esirgemeyen başta ailem olmak üzere, eşime ve yanımda olarak bana yardımcı olan arkadaşlarıma teşekkür ederim.

Nisan, 2023

Cemberk KÜLAHÇI

MAKİNE ÖĞRENME TEKNİKLERİNE DAYALI OLARAK KARA YÜZEY SICAKLIK DEĞİŞİMİNİN MODELLENMESİ

ÖZET

Kara yüzey sıcaklığı, güneş ışınlarının yeryüzüne ulaştığı ve enerjinin absorbe edildiği, diğer atmosferik optik etkilere uğradığı bölgedeki sıcaklığı ifade eder. Aydın ve Antalya illeri, Türkiye'nin güneybatısında yer alır ve yaz aylarında oldukça yüksek sıcaklıklar gözlenir. Bu bölgelerdeki kara yüzey sıcaklıklarının artması, tarım, turizm ve enerji gibi sektörlere olumsuz etki yapabilir.

Aydın ve Antalya illerindeki kara yüzey sıcaklıklarının gelecekteki değişimleri ARIMA ve LSTM modelleri kullanılarak incelenmiştir.

ARIMA ve LSTM modelleri kullanılarak yapılan analizler, kara yüzey sıcaklığındaki artışların genel olarak ortalamalar içerisinde kalacağını ve gelecek 5 ila 10 yıl içinde yıllık en yüksek sıcaklık değerlerinde %5-10 arasında değişen artışlar beklenebileceğini göstermiştir. Bu nedenle, Aydın ve Antalya illerindeki kara yüzey sıcaklıklarının artması söz konusu olabilecektir ancak Antalya İli ve civarında en düşük sıcaklık değerlerinde önemli değişim beklenmemesine karşın, Aydın İlinde ise %5 civarında bir azalma olabilecektir. Bu değişimlerin bölgedeki ekonomi ve sosyal hayat üzerindeki etkilerinin de sınırlı kalması beklenir. Özellikle hızlı kentleşme kaynaklı ve bina yoğunluğunun artışı sonucunda şehir ısı adalarının oluşumu bu değişimler üzerinde önemli rol oynayabilecektir.

ARIMA yöntemiyle Aydın İline ait başarı sonucu 0.99 olup, Açıklayıcı Varyans Skoru ile yüksek başarı elde etmiştir.

Anahtar Kelimeler: Kara Yüzey Sıcaklığı, Makine Öğrenmesi, ARIMA, LSTM

SURFACE TEMPERATURE CHANGES BASED ON MACHINE LEARNING TECHNIQUES

ABSTRACT

Surface temperature refers to the temperature of the land surface where solar radiation reaches and the absorbed energy is reflected back. The provinces of Aydın and Antalya are located in the southwest of Turkey and experience high temperatures during the summer months. The increasing surface temperatures in these regions can have negative impacts on sectors such as agriculture, tourism, and energy.

The future changes in surface temperatures in Aydın and Antalya provinces have been analyzed by using ARIMA and LSTM models. The analyses conducted using the ARIMA and LSTM models indicate that the increases in surface temperatures will generally remain within the averages, and annual maximum temperature values can be expected to increase by around 5-10% in the next 5 to 10 years. Therefore, there may be an increase in surface temperatures in Aydın and Antalya provinces, but significant changes are not expected in the lowest temperature values in the Antalya province, while there may be a decrease of around 5% in Aydın province. The impact of these changes on the regional economy and social life is expected to be limited. The role of heat islands and impact of building density at city centers will have a great important role on land surface temperature variations.

The ARIMA method achieved a success score of 0.99 for Aydın province and obtained high success with the Explained Variance Score.

Keywords: Land Surface Temperature, Machine Learning, ARIMA, LSTM

İÇİNDEKİLER

ONUR SÖZÜ	iii
ÖNSÖZ.....	iv
ÖZET.....	v
ABSTRACT.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELER LİSTESİ.....	ix
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	x
KISALTMALAR LİSTESİ.....	xi
I. GİRİŞ	1
II. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI	3
III. YÖNTEM.....	6
A. ARIMA	6
1. AIC (The Akaike Information Criteria – Akaike Ölçütü).....	7
2. Kullanım Alanları.....	7
B. LSTM (Long Short Term Memory / Uzun Kısa Süreli Bellek)	8
1. LSTM Kullanım Alanları.....	9
2. Parametreler	9
3. LSTM Aktivasyon Fonksiyonları	11
C. Veri Seti ve Yöntem	15
IV. UYGULAMA.....	19

A. Araştırmanın Amacı	19
B. Eğitim Performans Optimizasyonu ve Ölçümleri	19
C. Bulgular	21
1. ARIMA Analiz Sonuçları	21
2. LSTM Analiz Sonuçları	27
V. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	31
VI. KAYNAKÇA	33
EKLER.....	38
ÖZGEÇMİŞ.....	40

ÇİZELGELER LİSTESİ

Çizelge 1 İstasyon Bilgileri.....	16
Çizelge 2 Veri Ön İşleme Sorası Format	17
Çizelge 3 AIC Hesapla Süreç Performansı (sn.).....	20
Çizelge 4 AIC Değerleri-Antalya	21
Çizelge 4 AIC Değerleri-Antalya (Devamı)	22
Çizelge 5 ARIMA Hata Denetim Sonuçları	27
Çizelge 6 LSTM Mimarisi	27

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1 Klasik RYSA Yinelenecek Modül	8
Şekil 2 Aydın İl Haritası (TÜRKİYE HARİTASI , 2023).....	15
Şekil 3 Antalya İl Haritası (TÜRKİYE HARİTASI , 2023).....	16
Şekil 4 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Antalya	21
Şekil 5 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları ile ARIMA Modeli Eğitim / Test-Antalya.....	22
Şekil 6 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Model Doğrulama / Tahmin-Antalya	23
Şekil 7 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Model Gelecek Tahmini-Antalya	24
Şekil 8 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Aydın.....	24
Şekil 9 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları ile ARIMA Modeli Eğitim / Test-Aydın	25
Şekil 10 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Model Doğrulama / Tahmin-Aydın.....	26
Şekil 11 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Model Gelecek Tahmini-Aydın.....	26
Şekil 12 LSTM-Antalya Loss/Epoch.....	28
Şekil 13 LSTM-Aydın Loss/Epoch.....	28
Şekil 14 LSTM-Antalya Tahmin Grafik	28
Şekil 15 LSTM-Aydın Tahmin Grafik.....	29
Şekil 16 Antalya YSA Tahmin Sonuçları Analiz	29
Şekil 17 Aydın YSA Tahmin Sonuçları Analiz	30

KISALTMALAR LİSTESİ

ADAM	: Adaptive Moment Estimation (Uyarlamalı Moment Tahmini)
AR	: Auto-Regressive (Otomatik Regresif)
ARIMA	: Auto-Regressive Integrated Moving Average (Otomatik Regresif Bileşik Hareketli Ortalama)
I	: Integrated (İntegral)
K	: Kelvin
LSTM	: Long-Short Term Memory (Uzun Kısa Süreli Bellek)
MA	: Moving Average (Hareketli Ortalama)
MSE	: Mean Square Error (Ortalama Kare Hatası)
NLP	: Natural Language Processing (Doğal Dil İşleme)
NOAA	: National Oceanic and Atmospheric Administration (Ulusal Okyanus ve Atmosfer İdaresi)
ReLU	: Rectifier Linear Unit (Doğrultucu Doğrusal Unite)
RMSProp	: Root Mean Square Propagation (Karekök Ortalama Yayılım)
RNN	: Recurrent Neural Network (Yinelenen Yapay Sinir Ağı)
SGD	: Stochastic Gradient Descent (Rastgele Gradyan Azalması)
USCRN	: United States Of America Climate Reference Network (Amerika Birleşik Devletleri İklim Referans Ağı)
YSA	: Yapay Sinir Ağı

I. GİRİŞ

Kara yüzey sıcaklığı, dünya yüzeyindeki kara alanların ortalama sıcaklığıdır. Bu değer, güneş ışınlarının yüzeye olan etkileşimleri ve atmosferik koşullar gibi birçok faktörden etkilenir. Kara yüzey sıcaklığı, iklim değişikliği ve doğal kaynakların yönetimi gibi birçok alanda önemli bir ölçüt olarak kullanılmaktadır.

Kara yüzey sıcaklığı, dünya yüzeyinin en önemli parametrelerinden biridir ve çeşitli disiplinlerdeki araştırmacılar tarafından sıklıkla kullanılır. İklim bilimciler, tarım uzmanları, coğrafyacılar ve mühendisler gibi birçok farklı alandaki araştırmacılar, kara yüzey sıcaklığını *kriter olarak göz önüne almaktadırlar*.

Kara yüzey sıcaklığı, yüzey ile atmosfer arasındaki gelen güneş enerjisine bağlı olarak değişir. Güneş ışınları, kara yüzeyine ulaştığında, yüzeyin karakteri, albedo değeri vb. faktörlere bağlı olarak farklı oranlarda absorblanma, yansıtılma, kırılma ve yayılmaya uğrar. Bu nedenle, kara yüzey sıcaklığı, yüzeyin özelliklerine bağlı olarak büyük ölçüde değişebilir. Kara yüzey sıcaklığı ölçümleri, atmosfer tabakası içindeki değişimlerden büyük oranda etkilenir ve bu nedenle doğru ölçüm tekniklerinin kullanılması gereklidir.

Kara yüzey sıcaklığı, çeşitli uygulamalarda kullanılan birçok farklı araç ve teknikle ölçülebilir. Uzaktan algılama teknikleri, termal kameralar, meteorolojik istasyonlar ve sensörler, kara yüzey sıcaklığı ölçümlerinde kullanılan en yaygın araçlardandır. Bu ölçümler, tarım ve ormancılık gibi sektörlerdeki yönetim kararlarında, şehir planlama ve enerji verimliliği alanlarında, arazi kullanımı ve toprak yönetimi gibi konularda büyük önem taşır.

Kara yüzey sıcaklıklarının artışı doğrudan çevre ve bölgedeki yaşam koşulları üzerinde etkili olur. Bölgesel iklim koşulları, okyanus akımlarını ve atmosferik koşullarını etkiler, yağış ve diğer hava olaylarında değişikliklere neden olur. Ayrıca, sıcaklık artışı, su kaynaklarının kurumasına, toprakta bitki örtüsünün azalmasına ve bitki ve hayvan türlerinin yok olmasına yol açabilir. Bölgenin tarımı, turizmi ve diğer ekonomik faaliyetleri de etkilenebilir. Bunun yanı sıra, sıcaklık artışı sera gazlarının emisyonlarından kaynaklanan küresel iklim değişikliğine katkıda bulunabilir. Bu

çalışmada Antalya ve Aydın Bölgeleri kara yüzey sıcaklıklar değerleri NOAA'dan alınarak bölgesel sıcaklık değişimleri analiz edilmiş modellenmiş ve gelecek tahmini üzerine içinde bir uygulama yapılmıştır. Sıcaklık artışının önceden saptanması olası etkileri minimize edilmesi ve önlemlerin zamanında alınmasına olanak tanır. Ayrıca, sıcaklık artışının saptanması, küresel iklim değişikliğinin izlenmesine sera gazı emisyonlarının azaltılmasına ve sıcaklık artışının yavaşlatılmasına yönelik küresel çabalara katkı sağlayabilir. Kısaca, doğru sıcaklık ölçümü ve izleme, çevre durumunun anlaşılması, gelecekteki trendlerin tahmin edilmesi ve sıcaklık artışı konusunun ele alınması için gerekli olan uygun önlemlerin alınmasında kolaylık sağlar. (Demir vd., 2008)

USCRN ağı, ABD genelinde iklim değişkenlerini ölçmek için tasarlanmış, National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) tarafından işletilen bir dizi istasyondan oluşmaktadır. Bu istasyonlar, yüksek kaliteli ve uzun vadeli sıcaklık ölçümleri ile diğer iklim değişkenlerinin ölçümlerini yapmak için kullanılır. Kızılötesi sensörler kullanarak doğrudan yüzey sıcaklıklarını ölçen bu istasyonlar, verilerde yüksek doğruluk ve karşılaştırılabilirlik sağlar.

Her USCRN istasyonunda, veri kaydedici mevcuttur. Bu kaydediciler, termokupl ölçüm değerlerini 5 dakikalık periyotlarla kaydederek, uzun vadeli iklim değişikliklerinin izlenmesine yardımcı olur. Sıcaklık sensörleri, standart olarak 3 metre yükseklikteki bir kuleye yer yüzeyinden 1.5 yüksekliğe yerleştirilir. Böylece, yüzey sıcaklıklarının ölçümünde standart bir yöntem kullanılır.

Özellikle kar yağışı ve kar kalınlığı olan bölgelerde, USCRN istasyonları daha sıkı bir kalibrasyon sürecinden geçirilir ve kar örtüsünün etkileri hesaba katılır. Bu sayede, bu bölgelerdeki iklim değişiklikleri daha doğru bir şekilde izlenebilir. Bu istasyonlar, ulusal ve uluslararası iklim değişikliği araştırmaları için son derece önemlidir. Sağladıkları yüksek doğrulukta ve karşılaştırılabilir veriler sayesinde, iklim bilimciler küresel iklim değişiklikleri konusunda daha iyi anlayışa sahip olabilirler.

II. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Tezin bu bölümünde, kara yüzey sıcaklık tahmini ile ilgili yapılan literatürdeki diğer araştırmalar incelenerek örnek alınacak ve bu araştırmaların sonuçları ile yöntemlerin başarıları karşılaştırılacaktır.

Sıcaklık, yüzey enerji bütçesini tahmin etmek ve arazi örtüsü değişikliklerini değerlendirmek için önemli bir parametredir (Sahana et al., 2016). Arazi yüzey sıcaklığı (AYS) küresel iklim değişikliği çalışmalarında, radyasyon bütçelerini tahmin etmede, ısı dengesi çalışmalarında ve iklim dinamikleri ve modelleme sürecinde etkili önemli bir faktördür (Kayet et al., 2016). Arazi kullanımı/örtüsü değişikliklerinin arazi yüzey sıcaklığı dağılımı üzerindeki etkisi çeşitli çalışmalarda gösterilmiştir (Kayet et al., 2016) (Sahana et al., 2016). Kentsel alanların genişlemesi ve yüksek ısı depolama özelliklerine sahip malzemelerin kullanımı, bölgenin sıcaklığında artış gösterir, AYS'yi doğrudan etkiler (Yamak et al., 2021). Hızlı kentsel genişleme nedeniyle arazi kullanımı/örtüsü dönüşümü, biyoçeşitlilik ve ekosistem fonksiyonlarının yanı sıra yerel ve bölgesel iklimleri de etkiler (Al Kafy et al., 2020). Arazi yüzey sıcaklığı (AYS) ve Arazi Kullanımı Arazi Örtüsü değişiklikleri, sıcaklık değişikliklerinin yerel değişimini saptamak için analiz edilmiştir (Os et al., 2016). İlgili iklim etkilerini keşfeden önceki çalışmalar, genellikle bir veya iki belirli arazi kullanımı değişikliğine odaklanmış veya bireysel etkilerini ayırt etmeden tüm arazi kullanımı ve örtü değişiklik türlerini bir arada ele almıştır (Zhang and Liang, 2017). Sonuç olarak, arazi yüzey sıcaklığı, yüzey enerji bütçesini tahmin etmek ve arazi örtüsü değişikliklerini değerlendirmek için önemli bir parametredir ve arazi kullanımı/örtü değişiklikleri, arazi yüzey sıcaklığı dağılımı üzerinde önemli bir etkiye sahiptir.

(Şenkal, 2016) Tarafından yapılan çalışma içerisinde MATLAB programı ile uydu görüntülerinden elde edilen veriler kullanılarak, farklı bölgelerdeki illerimiz için kara yüzey sıcaklığı tahmini üzerine bir çalışma gerçekleştirmiştir. Bu çalışma içerisinde R^2 değeri 0.96 gibi yüksek bir başarı elde ederek farklı ildeki örnek çalışmalarına destek olabilir.

(Çilek, 2022) Tarafından Adana ilimiz için yapılan çalışma içerisinde Landsat 8 uydusundan elde edilen OLI ve TIRS verileri kullanılarak bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Bant 10 ve NDVI'yi hesaplamak için Band 4 (Kırmızı) ve Band 5 (Yakın kızılötesi) kullanılmaktadır. Çalışma sonucunda kentsel planlama ile kentsel iklim yönetimine yardımcı olarak sıcaklık değerlerinin kontrol altına alınması gerektiği ortaya çıkarılmıştır.

(Şahin vd., 2011) İzmir ilimiz için yapılan araştırma sonucunda Price, Becker ve Li, Ulivieri ve Ark algoritmaları kullanılarak kara yüzey sıcaklığı analiz ve tahmininde bulunulmuştur. Bu algoritmaların $R^2 = 0.9593$ olup Becker ve Li algoritması en yüksek başarıyı sağlamıştır.

(Şekertekin vd. 2013) Landsat 5 üzerinden elde edilen Zonguldak ilimize ait veriler ile çalışılarak, kara yüzey sıcaklığı ve radyasyon ilişkisi $R^2 = 0.96$ gibi başarılı bir sonuç vermiştir.

(Huo et al., 2022) Çeşitli LSTM yöntemleri ve mimari ile Çin'de yapılan çalışmalar sonucunda $R^2 = 0.9999$ olarak çalışma için yazarlar tarafından önerilen metot en yüksek başarı oranına sahip olmuştur. Bu çalışma içerisinde de LSTM ile yapılan kara yüzey sıcaklıklarının tahmin performansı oldukça yüksek olarak gözükmektedir.

(Mehmood et al., 2022) Pakistan içerisinde yer alan eyaletlerden en kalabalık olanı Pencap bölgesinde yapılan araştırma içerisinde ARIMA yöntemi ile çalışılmıştır. 2001 ile 2020 arasındaki veriler ile ARIMA modellemesi yapılan yöntemde farklı şehirlerdeki sıcaklıklar incelenerek, ortalama olarak 2.98 MAPE hata ortalaması elde edilmiştir.

Arazi yüzey sıcaklığı (AYS), dünya yüzeyindeki mekânsal değişimleri ve yüzey işlemlerini anlamak için önemli bir faktördür. Yerel ve küresel ölçeklerde çevresel kalitenin gerçek değerlendirmesine olanak verir (İbrahim and Abu-Mallouh, 2018). Türkiye'de arazi yüzeylerinin doğru temsili, enerji ve su paylaşımını kontrol ettikleri için iklim modelleri çalışmaları için önemli bir faktördür. Arazi yüzeyleri, farklı zaman ölçekleri boyunca yerel, bölgesel ve küresel iklimi etkiler (Sertel et al., 2009). Farklı gecikme süreleri, arazi ve okyanusun farklı ısı kapasiteleri ile ilgilidir. Arazi yüzeyleri, üzerindeki hava kütlesi sıcaklığıyla daha hızlı bir dengeye girer, bu nedenle dolaşım değişikliklerine yanıt olarak sıcaklık değişiklikleri kıtalarda genellikle daha fazla olur (Hurrell, 1996).

Türkiye'de, Tuz Gölü Havzası Bölgesi'nde Kuraklığı İzlemede Landsat Arazi Yüzey Sıcaklığı ve Bitki İndekslerinin Kullanımı araştırılmıştır. Çalışma, 21/08/2011 tarihinde Landsat-5 uydusunun Tuz Gölü üzerinden geçişi sırasında gerçekleştirilen bir saha çalışmasını içeriyordu. Normalleştirilmiş bitki indeksi (NDVI), bitki durumu indeksi (VCI) ve sıcaklık bitki indeksi (TVX), 1984-2011 yılları arasındaki bölgedeki kuraklık etkisini değerlendirmek için kullanılmıştır (Orhan vd., 2014).

Türkiye'de tarım üzerinde iklim değişikliğinin ekonomik etkileri zaman serisi yaklaşımıyla analiz edilmiştir. Veriler, 1961-2013 dönemini kapsamaktadır. Çalışmada, sıcaklık ve yağışın artmasının Türkiye'deki tarımsal üretim üzerinde olumlu bir etkisi olduğu bulunmuştur (Dumrul and Kılıcaslan, 2017)

III. YÖNTEM

A. ARIMA

Zaman serisi modelleri, geçmiş dönem verilerini kullanarak gelecekteki verileri tahmin etmeyi amaçlar. Bu modeller birçok farklı alanda, örneğin tıp, mühendislik, işletme, ekonomi ve finans gibi alanlarda yaygın olarak kullanılır. ARIMA model, zaman serisi modelleri arasında en yaygın ve en çok bilinen modeldir.

ARIMA, zaman serisi verileri arasında doğrusal bir ilişkinin olduğunu varsayar ve bu ilişkiyi modellemeye çalışır. Bu modeller, verileri durağan hale getirmek için çeşitli istatistiksel yöntemler kullanılabilir. Durağan hale getirilmiş veriler, ARIMA modelleri tarafından daha iyi modellenir ve daha doğru tahminler yapılabilir.

ARIMA modellerinin avantajlarından bazıları, veriler arasındaki doğrusal ilişkiyi modellemesi ve verileri durağan hale getirmesidir. Bu avantajlar, ARIMA modellerinin zaman serisi verilerinde başarılı bir şekilde uygulanmasına olanak tanır. Bununla birlikte, ARIMA modellerinin veriler arasındaki ilişki doğrusal değilse ya da veriler durağan hale getirilemezse, bu modellerin tahminleri doğru olmayabilir. (Kaynar ve Taştan, 2009)

Klasik bir ARIMA modeli = $ARIMA(p, q, d)$ olarak ifade edilir. (Zhang and G. P, 2003)

Burada;

- p , modelin otoregresyonunun (AR) sırası ve farkı alınmış serinin gecikme sayısıdır.
- d , modeli durağan hale getirmek için farkın (I) sırasıdır.
- q , modelin hareketli ortalamasının (MA) sırası ve tahmin hatalarının gecikme sayısıdır.

(Sevinç ve Kaya, 2021) tarafından Diyarbakır bölgesi için yapılan çalışmada ARIMA yönetimi sonucunda ortaya çıkan performans sonucu RMSE 1.946 olarak saptanmıştır ve ARIMA modeli için performansın yüksek olduğu ve başarılı kabul edildiği belirlenmiştir. Yapılan performans sonuçları doğrultusunda ARIMA yöntemi ile farklı illerimiz için de gerekli çalışmaların yapılabileceği ortaya konmuştur.

1. AIC (The Akaike Information Criteria – Akaike Ölçütü)

Akaike ölçütü, istatistiksel modellerin kalitesini karşılaştırmak için kullanılan bir bilgi ölçütüdür. Bu ölçüt, bir modelin tahmin ettiği verilerin kalitesi ve karmaşıklığı arasındaki dengeyi ölçer. AIC, bir modelin hem uyum hem de aşırı uyum problemleriyle başa çıkabilme yeteneğini değerlendirmek için kullanılır.

AIC, modelin log-olabilirlik fonksiyonu ile parametre sayısı arasındaki farkı hesaplar. AIC değeri ne kadar düşük olursa, modelin tahmin ettiği verilerin kalitesi ve karmaşıklığı arasındaki denge o kadar iyi olur. Bu nedenle, daha düşük bir AIC değeri, bir modelin diğerlerinden daha iyi bir uyum sağladığını gösterir.

AIC, özellikle regresyon analizi gibi büyük veri setleri üzerinde çalışan araştırmacılar tarafından sıklıkla kullanılır. Ancak, yalnızca iki model arasındaki karşılaştırmalar için kullanılması önerilir. (Cavanaugh, 2019)

2. Kullanım Alanları

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) zaman serisi modelleri, geniş bir yelpazede kullanım alanlarına sahiptir. Bazı örnekler:

- Ekonomi: Finansal piyasalarda hisse senedi fiyatları, döviz kurları ve faiz oranları gibi değişkenleri tahmin etmek için ARIMA modelleri kullanılır. (Tay Bayramoğlu ve Öztürk, 2017)
- İklim bilimleri: ARIMA modelleri, hava durumu verileri gibi zaman serileri için kullanılabilir. Bu modeller, sıcaklık, yağış, rüzgâr hızı, nem gibi meteorolojik değişkenlerin tahmininde etkilidir. (Sevinç ve Kaya, 2021)
- Sağlık: Epidemiyolojik verilerde ARIMA modelleri kullanılarak, hastalık yayılımı ve salgınların tahmini yapılabilir. Ayrıca, hastalık verilerinin yanı sıra hastane yatak doluluk oranları gibi sağlık hizmetleri verileri de analiz edilebilir. (Karcıoğlu vd., 2021)

- Pazarlama: ARIMA modelleri, pazarlama verileri gibi müşteri satın alma davranışları, satış hacmi ve reklam harcamaları gibi değişkenlerin analizi için kullanılabilir. Bu modeller, pazarlama stratejilerinin geliştirilmesi ve ürünlerin satış tahminlerinin yapılması için önemlidir. (Kubılay, 2021)
- Ulaşım: ARIMA modelleri, trafik akışı, ulaşım kapasitesi ve ulaşım araçlarının sayısı gibi ulaşım verileri için kullanılabilir. Bu modeller, trafik akışının tahmini ve ulaşım sistemlerinin performansının analizi için kullanılabilir. (Tortum, 2014)

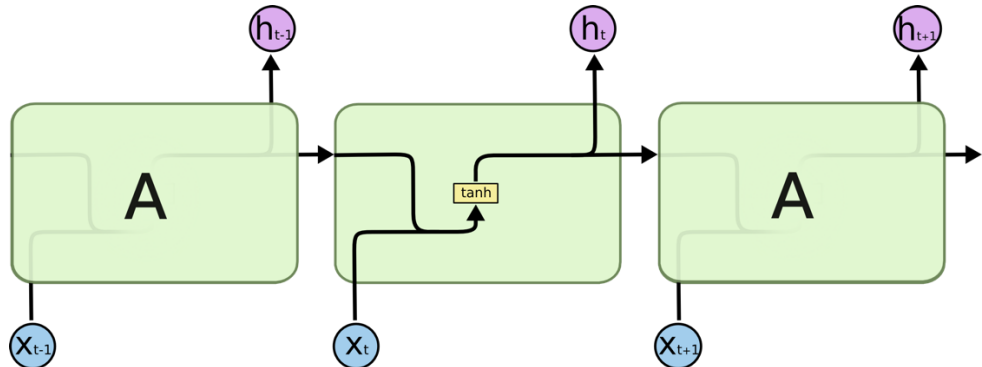
Bu sadece ARIMA modellerinin kullanılabilceği alanların birkaç örneğidir. Bu modeller, zaman serisi verilerinin analizi ve tahmin edilmesi gereken herhangi bir alanda kullanılabilir.

B. LSTM (Long Short Term Memory / Uzun Kısa Süreli Bellek)

Zaman serileri, metin gibi yapısal verilerin anlaşılması ve modellenmesi yardımı ile gelecek için tahmin değerlerinin bulunmasında LSTM (uzun kısa-süreli bellek) kullanılır.

LSTM, RYSA içerisinde yer alan değiştirilmiş bir model türüdür. Bu model geleneksel RYSA modelinin zayıf noktalarını ele alarak, dil modeli, doğal dil işleme ve zaman serileri gibi veri setlerinde başarılı sonuçlar elde etmektedir. (Hochreiter, 1997).

LSTM (Long Short-Term Memory) ağları, zaman serileri tahmininde uzun vadeli bağımlılık sorununu çözmek için tasarlanmıştır. Diğer tekrarlayan sinir ağı modelleri gibi, LSTM de birbirini tekrarlayan sinir ağı modüllerinin zincir şeklinde oluşturduğu bir yapıya sahiptir. Ancak, standart RYSA'lerin tekrarlayan modülleri, genellikle tek bir tanh katmanı gibi daha basit bir yapıya sahiptir. (Şekil 1 Klasik RYSA Yinelenen Modül (OLAH))



Şekil 1 Klasik RYSA Yinelenen Modül

LSTM (Long Short-Term Memory) ađları, zincir řeklinde bir yapıya sahip olup tekrarlayan modüllerden (LSTM blokları) oluşur. Her LSTM blođu, giriş kapısı (input gate), çıkış kapısı (output gate) ve unutmaya kapısı (forget gate) adında üç tip kapı içerir. Bu kapılar, hücre belleđindeki bilgilerin yazılması, okunması ve unutulması işlemlerini gerçekleştirir. Her kapı, sigmoid aktivasyon fonksiyonunu kullanır ve hücrenin belleđindeki bilgiyi belirli bir süre boyunca tutar. Bu özellik, LSTM'lerin uzun süreli bađımlılıkları öğrenebilmesini sağlar ve zaman serileri tahmini, dil modelleri ve dođal dil işleme gibi alanlarda başarılı sonuçlar verir. (Sıamı-Namını, 2018)

1. LSTM Kullanım Alanları

LSTM algoritması, özellikle dođal dil işleme ve zaman serileri gibi karmaşık veri yapılarına sahip problemlerin çözümünde başarılı sonuçlar verir. LSTM'nin kullanım alanları arasında şunlar yer alır:

- Dođal Dil İşleme (NLP): LSTM algoritması, metin sınıflandırma, kelime tahmini, dil modelleme, duygu analizi, konuşma tanıma gibi NLP görevlerinde kullanılır. (Küçük, 2018)
- Zaman Serileri Analizi: LSTM, zaman serileri analizi gibi dinamik verilerin modellenmesi ve tahmin edilmesi için kullanılabilir. Örneđin, finansal piyasaların gelecekteki fiyat hareketlerinin tahmin edilmesi veya hava durumu tahminleri için kullanılabilir. (Öztürk , 2021)
- Görüntü İşleme: LSTM, görüntü sınıflandırma, nesne tanıma, nesne takibi ve video analizi gibi görsel verilerin analizi için kullanılabilir. (Altun, 2023)
- Ses İşleme: LSTM, konuşma tanıma, konuşma sentezi ve otomatik konuşma tanıma gibi ses işleme görevlerinde kullanılabilir. (Öztürk, 2021)

2. Parametreler

YSA'larda olduđu gibi LSTM içerisinde de birçok parametre yer almaktadır. Bu parametrelerin bazıları LSTM'e özgü iken bazıları YSA'ların genel kullanım parametreleridir. Çalışma performansını yüksek derecede etkileyen parametrelere ise hyper-parameters (hiper parametreler) olarak ifade edilebilir.

Zaman serisi LSTM için kullanılan parametreler şunlardır:

- **Numaralama (Batching):** Zaman serisi verileri genellikle büyük olduğundan, verileri daha küçük parçalara ayırmak gerekir. Bu işlem "numaralama" olarak adlandırılır ve LSTM modelinin ağırlıklarını güncellemesi için kullanılır. Numaralama işlemi, verilerin bellek içinde daha verimli bir şekilde depolanmasını sağlar.
 - **Zaman Adımları (Time Steps):** Zaman serisi verileri, belirli bir zaman aralığı içinde ölçülen verilerdir. LSTM, zaman serisi verilerinin her bir zaman adımı için bir girdi olarak kullanılır. Zaman adımı sayısı, LSTM modelinin ne kadar uzun süreli bir hafızaya sahip olacağını belirler.
 - **LSTM Katmanları:** LSTM modeli, birden fazla LSTM katmanından oluşabilir. Her katman, bir önceki katmandan gelen çıktıları alır ve bir sonraki katmana aktarır. Her katman, modelin daha karmaşık örüntüleri öğrenmesine yardımcı olur.
 - **Giriş Boyutu (Input Shape):** LSTM modeline veri girdisi yaparken, verilerin boyutu belirtilmelidir. Girdi boyutu, verilerin zaman adımları ve her zaman adımı için ölçülen özellik sayısıdır.
 - **Saklı Katman Boyutu (Hidden Layer Size):** LSTM modelinin saklı katman boyutu, modelin ne kadar karmaşık örüntüleri öğrenebileceğini belirler. Daha büyük saklı katman boyutları, daha karmaşık örüntüleri öğrenmek için daha fazla bilgi depolayabilir, ancak aynı zamanda modelin eğitim süresini de artırabilir.
 - **Döngü Sayısı (Epoch):** LSTM modelinin eğitimi sırasında kaç kez verilerin tamamının model tarafından görülmesi gerektiğini belirleyen parametredir. Epoch sayısı arttıkça, modelin daha fazla örüntü öğrenmesi ve daha iyi performans göstermesi beklenir. Ancak, aynı zamanda aşırı uydurma riskini de arttırabilir.
 - **Bırakma (Dropout):** Dropout, aşırı uyumu önlemek için kullanılan bir yöntemdir. Bu, modelin rastgele bir bölümünü her epoch'ta atlayarak, modelin daha genelleştirilmiş bir öğrenme yapmasını sağlar.
 - **Optimizasyon Fonksiyonu:** LSTM modeli, veriler arasındaki ilişkiyi en iyi şekilde modellemek için optimizasyon fonksiyonunu kullanır. Bu fonksiyon, modelin ağırlıklarını güncellemek için kullanılır. Örnek olarak, Adam, RMSprop, ve SGD gibi fonksiyonlar kullanılabilir.
- (Hossain vd., 2020) (Yadav, 2020)

3. LSTM Aktivasyon Fonksiyonları

LSTM (Long Short-Term Memory) ağırları, dört farklı aktivasyon fonksiyonunu kapılarında kullanır. Bu fonksiyonlar şunlardır: sigmoid, hiperbolik tanjant (tanh), doğrultulmuş lineer birim (ReLU) ve lineer aktivasyon fonksiyonu. Her bir aktivasyon fonksiyonu, farklı bir amaca hizmet eder.

- Sigmoid fonksiyonu, bellek hücresine bilginin akışını kontrol etmek için kullanılır. Kapıların giriş, çıkış ve unutma kapılarında sigmoid fonksiyonu, giriş ve çıkış akışını sınırlar ve bellek hücresinin güncellenmesini düzenler.
- Hiperbolik tanjant fonksiyonu, bellek hücresi durumunu güncellemek için kullanılır. Hiperbolik tanjant fonksiyonu, hücrenin mevcut durumunu ve gelen bilgiyi güncelleyerek bellek hücresinin içerisindeki bilgi akışını kontrol eder.
- ReLU fonksiyonu, doğrusal olmayan özelliklerin modelleme sürecini artırmak için kullanılır. Çoğunlukla hücrenin çıkış kapısında kullanılır ve hücrenin çıkışını sınırlamadan, doğrusal olmayan dönüşümler gerçekleştirir.
- Lineer aktivasyon fonksiyonu, doğrusal işlemler için kullanılır. Genellikle LSTM ağının çıkış katmanında kullanılır ve çıkışın doğrusal bir şekilde hesaplanmasını sağlar.

Her bir kapıda doğru aktivasyon fonksiyonlarının kullanılması, LSTM ağının daha etkili ve doğru sonuçlar üretmesini sağlar. Aktivasyon fonksiyonları, LSTM'nin kapılarının bellek akışını, güncellemelerini ve çıkışını düzenleyerek, zaman serileri tahmin ve diğer uygulamalarda daha iyi performans elde etmesini sağlar.

Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu

Sigmoid aktivasyon fonksiyonu, giriş değerini 0 ile 1 arasında bir olasılık değerine dönüştüren yaygın bir fonksiyondur. Matematiksel olarak sigmoid fonksiyonu aşağıdaki gibi tanımlanır (Menon vd., 1996):

$$\text{sigmoid}(x) = 1 / (1 + e^{-x})$$

Eşitlik 1 Sigmoid Fonksiyonu

Burada "e" doğal logaritma tabanıdır ve "x" fonksiyonun girişidir.

Sigmoid fonksiyonunun özellikleri şunlardır:

1. Sınırlı çıkış aralığı: Sigmoid fonksiyonu, çıkış değerlerini 0 ile 1 arasında sınırlar. Bu, fonksiyonun çıktısını olasılık veya olasılık benzeri bir değer olarak yorumlamak için kullanılabilir.
2. Türevlenebilirlik: Sigmoid fonksiyonu, türevlenebilir bir fonksiyondur, yani gradyan tabanlı optimizasyon algoritmaları gibi türev tabanlı optimizasyon yöntemlerinin kullanılmasına olanak tanır.
3. Doğrusal olmayan: Sigmoid fonksiyonu, doğrusal olmayan bir fonksiyondur ve ağıın doğrusal olmayan ilişkileri modellemesine yardımcı olur.
4. Hesaplama kolaylığı: Sigmoid fonksiyonu, hesaplamaları nispeten basit ve hızlıdır, bu nedenle uygulamada kullanımı yaygındır.

LSTM ağlarında sigmoid fonksiyonu, bellek hücresine bilginin akışını kontrol etmek için kullanılır. Bellek hücresine ne kadar bilginin akacağı, sigmoid fonksiyonu tarafından üretilen değerlere göre düzenlenir. Sigmoid fonksiyonu, bellek hücresinin hangi bilgileri hatırlayacağını veya unutacağını belirleyerek, ağıın daha etkili bir şekilde zaman serileri gibi karmaşık veri yapılarını modellemesine yardımcı olabilir.

Hiperbolik Tanjant Aktivasyon Fonksiyonu

Hiperbolik tanjant (tanh), yaygın olarak kullanılan bir aktivasyon fonksiyonudur ve genellikle derin öğrenme modellerinde, özellikle de tekrarlayan sinir ağları (RNSA) ve uzun-kısa vadeli hafıza (LSTM) ağlarında kullanılır.

Hiperbolik tanjant fonksiyonu, sigmoid fonksiyonuna benzer bir "S" şeklinde bir eğriye sahiptir, ancak değer aralığı -1 ile 1 arasındadır. Matematiksel olarak, hiperbolik tanjant fonksiyonu aşağıdaki gibi tanımlanır (Gnanasambandama vd., 2022):

$$\tanh(x) = (e^x - e^{-x}) / (e^x + e^{-x})$$

Eşitlik 2 Hiperbolik Tanjant Fonksiyonu

Burada "e" doğal logaritma tabanıdır ve "x" fonksiyonun girişidir.

Hiperbolik tanjant fonksiyonunun özellikleri şunlardır:

1. Sınırlı çıkış aralığı: Hiperbolik tanjant fonksiyonu, çıkış değerlerini -1 ile 1 arasında sınırlar. Bu, ağıın çıkışlarının belirli bir aralıkta kalmasını sağlar.
2. Sıfır merkezli: Hiperbolik tanjant fonksiyonu, sıfır noktasında simetridir, yani giriş değeri sıfır olduğunda fonksiyonun çıkışı da sıfır olur. Bu, ağıın daha dengeli bir şekilde öğrenmesini sağlar.
3. Doğrusal olmayan: Hiperbolik tanjant fonksiyonu, doğrusal olmayan bir fonksiyondur ve ağıın doğrusal olmayan ilişkileri modellemesine yardımcı olur. Bu, daha karmaşık veri yapılarını ve ilişkilerini modellemek için kullanılabilir.
4. Gradyanların korunması: Sigmoid fonksiyonunda olduğu gibi, hiperbolik tanjant fonksiyonu da gradyanların çabuk küçüldüğü bölgelerde daha stabil bir davranış sergiler. Bu, ağıın eğitim sürecini ve gradyan tabanlı optimizasyon algoritmalarının performansını artırabilir.

Hiperbolik tanjant fonksiyonu, LSTM ağlarında özellikle bellek hücresinin durumunu güncellemek için kullanılır. Bu fonksiyon, bellek hücresinin mevcut durumunu ve gelen bilgiyi dengeli bir şekilde güncellemek için kullanılabilir ve LSTM ağının zaman serileri tahmin gibi karmaşık problemleri çözmesine yardımcı olabilir.

Düzeltilmiş Doğrusal Birim Aktivasyon Fonksiyonu (ReLU)

Düzeltilmiş Doğrusal Birim (ReLU) aktivasyon fonksiyonu, giriş değerini doğrusal olarak ileten ve negatif giriş değerlerini sıfıra dönüştüren bir fonksiyondur. Matematiksel olarak ReLU fonksiyonu aşağıdaki gibi tanımlanır (Lomuscio Alessio, 2017):

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

Eşitlik 3 Düzeltilmiş Doğrusal Birim Aktivasyon Fonksiyonu

Burada "x" fonksiyonun girişidir ve "max" fonksiyonu en büyük değeri döndürür.

ReLU fonksiyonunun özellikleri şunlardır:

1. Doğrusal olmayan: ReLU fonksiyonu, doğrusal olmayan bir fonksiyondur ve ağıın doğrusal olmayan ilişkileri modellemesine yardımcı olur.
2. Sıfır-gradient özelliği: Giriş değeri 0'dan büyükse türevi 1 olan ReLU fonksiyonu, giriş değeri 0'dan küçükse türevi 0'dır. Bu, ReLU fonksiyonunun

bir özelliđi olan sıfır-gradient özelliđi olarak bilinir. Sıfır-gradient özelliđi, ađın eđitimi sırasında gradyanın kaybolma sorununu azaltabilir.

3. Hesaplama kolaylıđı: ReLU fonksiyonu, hesaplamaları oldukça basit ve hızlıdır, çünkü sadece giriş deđerinin pozitif kısmını geçirir ve negatif kısmını sıfır olarak döndürür.
4. Daha etkili öğrenme: ReLU fonksiyonu, pozitif giriş deđerlerini doğrusal olarak ilettiđi için, doğrusal olmayan özelliklerin modelleme sürecini artırabilir ve daha etkili öğrenme sağlayabilir.

LSTM ađlarında ReLU fonksiyonu, zaman serileri gibi karmaşık veri yapılarının modellenmesinde kullanılabilir. ReLU fonksiyonu, ađın zaman serilerindeki non-lineer ilişkileri modellemesine yardımcı olabilir ve ađın daha etkili ve doğru tahminler yapmasına katkıda bulunabilir.

Aktivasyon üretimi, yapay sinir ađlarının temel bir bileşenidir ve doğru yorumlaması ađın sonuçlarını büyük ölçüde etkiler. (Essai Ali vd., 2022). Aktivasyon işlemi, girdi verilerinin boyutlarının toplamını alır, çıktı deđerini hesaplar ve bu deđer bir sonraki katmana iletilir. Bu nedenle, aktivasyon işlemi doğru şekilde çalışması için çok önemlidir.

Çok çeşitli uygulama alanlarında kullanılan yapay sinir ađları, önlerine sunulan verilerin işlenmesiyle oluştururlar ve her katmanda birçok farklı nöron içerirler. Her nöronun çıktısı, aktivasyon fonksiyonu olarak adlandırılan bir dizi işleme tabi tutulur. Bu fonksiyonlar, öğrenmeyi sürdürmek için ađ için önemli bir faktördür.

Aktivasyon fonksiyonları, doğrusal ve doğrusal olmayan fonksiyonlar olarak iki ana gruba ayrılır. Doğrusal fonksiyonların yapısı basitleştirerek öğrenme sürecini hızlandırabilir, ancak ađın daha karmaşık desenleri öğrenme yeteneđini kısıtlayabilir. Doğrusal olmayan fonksiyonlar, ađın öğrenme hücrelerinin daha karmaşık desenleri öğrenmesine ve daha yüksek bir performans sağlamasına olanak tanır.

Aktivasyon fonksiyonlarının türevlenebilir olması, geriye doğru yayılım (backpropagation) sırasında kullanıldıđı için oldukça önemlidir. Bu sayede ađın eđitim süreci başarılı bir şekilde gerçekleştirilebilir. Ayrıca, aktivasyon fonksiyonları, ađın çıktılarını belirli bir aralıkta tutarak performansını artırabilir ve aşırı uyumaya (overfitting) karşı koruma sağlayabilir.

Aktivasyon fonksiyonlarının hesaplamalarının hızlı olması, büyük boyutlu veri kümeleri ile çalışan ağlar için de oldukça önemlidir. Bu sayede ağın performansı artırılabilir ve eğitim süreci hızlandırılabilir. Doğru aktivasyon fonksiyonlarının seçimi, yapay sinir ağlarının daha iyi performans göstermesini ve daha doğru sonuçlar vermesini sağlar. (Kuhn ve Johnson, 2013)

C. Veri Seti ve Yöntem

Bu çalışma içerisinde Antalya İli 36,88414(°N) enlem ve 30,70563(°E) boylam koordinatlarında yer almakta olup Akdeniz'e kıyısı olan şehirlerimizden biridir. Bu çalışmada NOAA'dan Antalya İli için 1985 yılı ve sonrası günlük kara yüzey sıcaklık ortalamaları alınarak çalışmalar yapılmıştır. (Durre vd., 2008) (Durre vd., 2010) (Menne vd., 2012) Bu yıllara ait olan veriler NOAA tarafından kalite süreçlerinden geçerek paylaşılmaktadır. Verilerin alındığı Antalya Meteoroloji İstasyonu verileri Fahrenheit olarak elde edilmiştir, çalışma içerisinde sıcaklık değerleri $(T)K = 5/9 (T)F + 459.67$ formülü kullanılarak Kelvin'e çevrilmiştir. (Wilson, 2021)

Şekil 2 Aydın İl Haritası üzerinde ülkemizin batı yakası ve Ege Bölgesinde yer alan Aydın İli'ne ait sınır bölgeleri ve konumu gösterilmektedir.



Şekil 2 Aydın İl Haritası (TÜRKİYE HARİTASI, 2023)

Şekil 3 Antalya İl Haritası üzerinde güneyde ve Akdeniz Bölgesinde yer alan Antalya İli'ne ait sınır bölgeleri ve konumu gösterilmektedir.



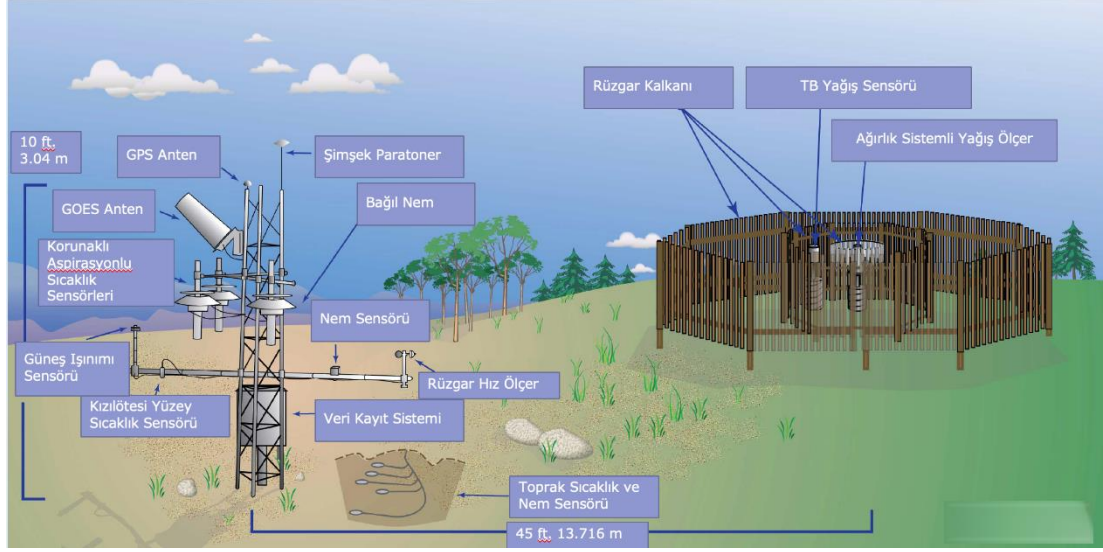
Şekil 3 Antalya İl Haritası (TÜRKİYE HARİTASI, 2023)

Sıcaklık bilgilerinin alındığı istasyon bilgileri Çizelge 1 İstasyon Bilgilerinde gösterilmiştir.

Çizelge 1 İstasyon Bilgileri

İstasyon Kodu	Enlem(°N)	Boylam(°E)	Deniz Seviyesinden Yükseklik (m)	Şehir
TUM00017300	36.8990	30.8000	53.9	Antalya
TUM00017234	37.8500	27.8500	56.0	Aydın

Şekil 4 Yerel İstasyon Şemasında verilerin elde edildiği istasyonlara ait ölçüm cihazları gösterilmektedir. İstasyon içerisinde hava sıcaklığı, yağış durumu, toprak sıcaklık ve nem özellikleri, nem durumu ve kara yüzey sıcaklığı ölçümü için kızılötesi sensörler ve alıcılar mevcuttur.



Şekil 4 Yerel İstasyon Şeması (NOAA, 2023)

Elde edilen veriler uygulama içerisinde aylık ortalamaları alınarak aylık ve yıllık değerler olarak kullanılmıştır. Örnek olarak Çizelge 2 Veri Ön İşleme Sorası Formatında gösterilmiştir.

Çizelge 2 Veri Ön İşleme Sorası Format

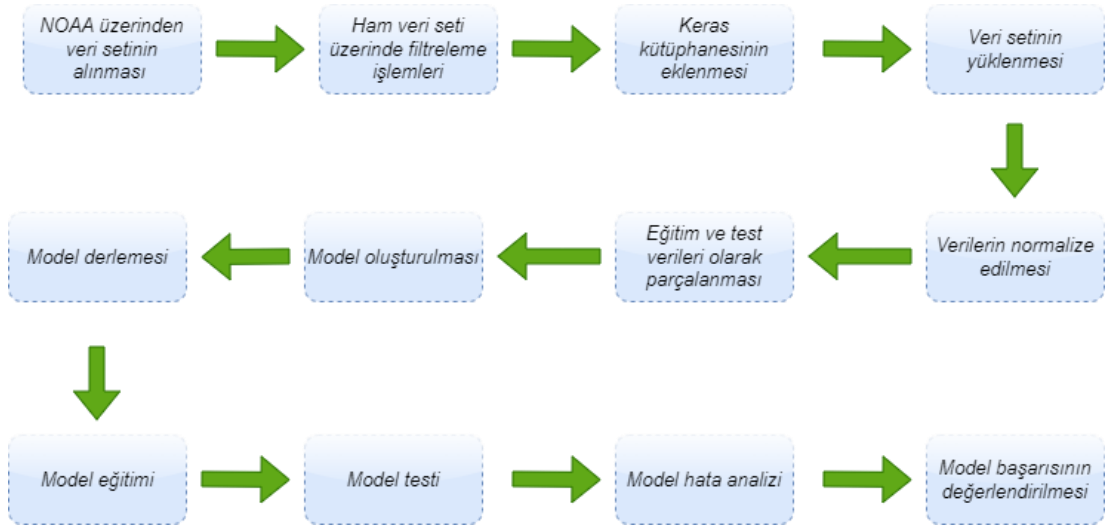
Tarih	Sıcaklık ($^{\circ}\text{K}$)
198501	300
198502	312
198503	298
198504	345

Min-Max ölçekleme, verileri belirli bir aralığa ölçeklendirerek normalleştirme işlemi yapar. Genellikle bu aralık 0-1 arasındadır. Bu teknik, makine öğrenimi algoritmalarındaki aykırı değerlerin etkisini azaltarak model performansını artırır. Ayrıca optimizasyon algoritmalarının yakınsamasını da iyileştirir. Min-Max normalizasyonunun makine öğrenimi algoritmalarının performansını önemli ölçüde artırdığını ortaya koymuştur. (Ambarwari vd., 2020)

Min-Max algoritması, yük dengesizliği problemini çözmek için kullanılabilir. Algoritma, Min-Min ve Max-Min algoritmalarının avantajlarını birleştirerek, tüm

sistemdeki kullanım oranlarını artırır ve modelin çalışma süresinde %9'u tasarruf sağlar. (Rodrigues vd., 2003)

Bu çalışmada, LSTM ve ARIMA yöntemleri, min-max scaler ile ölçeklendirilmiş veriler üzerinde karşılaştırılmıştır. Verilerin ölçeklendirilmesi, veri setindeki değişkenlerin ölçeğindeki farklılıkların etkisini ortadan kaldırmak için yapılmıştır. Bu işlem için *python 3.7* versiyonu ile “sklearn.preprocessing” kütüphanesi içerisinde “MinMaxScaler” sınıfı kullanılmıştır.



Şema 1 Uygulama Adımları

IV. UYGULAMA

Araştırmanın amacı, veri seti ve yöntem, bulgular çalışmanın bu bölümünde anlatılmıştır.

Bu çalışma içerisinde yapılan uygulamalar, *Python 3.7* versiyonu ve *keras* kütüphanesi kullanılarak yapılmıştır.

A. Araştırmanın Amacı

Makine öğrenme teknikleri kullanarak kara yüzey sıcaklıklarının değişimlerini modellenmesine çalışılmıştır. Bu araştırma, insan faaliyetlerinin çevre üzerindeki etkisini anlamada katkıda bulunacak ve makine öğreniminin sıcaklık tahmin modeli doğruluğunu artırılmasında ön bulgular sağlayacaktır.

B. Eğitim Performans Optimizasyonu ve Ölçümleri

Makine öğrenme algoritmaları içerisinde eğitim sürecinin hızlandırılması, modelin başarı performansının önemli bir parçasıdır. Yüksek performans gösteren modellerde az eğitim verisi kullanılarak daha hızlı eğitilebilir ve daha iyi sonuçlar üretebilir.

Eğitim performansının artırılması, doğru metriklerin kullanılması ve modelin verimli bir şekilde eğitilmesi ile doğru orantılıdır. İyi bir performans için gerekli olan; doğru metriklerin belirlenmesi, veri ön işleme yapılması, modeli yüksek özelliklerde etkileyen öznetelik seçimi yapılması ve uygun model parametrelerinin (hiperparametreler) ayarlanması gibi adımların atılması gerekmektedir.

Makine öğrenmesi modeli için önemli olan veri ön işleme adımında, sayısal veriler için normalizasyon yaparak daha küçük değerler ve sabit aralıkla çalışmak bilgisayar kaynaklarının daha verimli kullanılmasını sağlamaktadır. Bu sebeple daha hızlı işlemler gerçekleştirerek daha kısa eğitim zamanı elde edilebilir.

4.3 de belirtilen ve tez içerisinde kullanılan veri setindeki sıcaklık değerleri sabit aralık arasında olması ve noktasal değerlerin birbirine yakın olması sebebiyle normalizasyon yapılarak test edilmiştir.

Yapılan testler ARM mimarisine sahip Apple M1 işlemci, 16 GB RAM ve 2830 MB/S kapasiteli bir SSD diske sahip bir cihaz üzerinde test edilmiştir.

Normalize edilen 13874 veri ortalama olarak 0.0017 saniyede normalleştirme yapılmıştır.

ARIMA

AIC yöntemi kullanılarak “order” ve “seasonal_order” parametrelerin bulunması için yapılan işlem süresi Çizelge 3 AIC Hesapla Süreç Performansı (sn.) gösterilmiştir.

Çizelge 3 AIC Hesapla Süreç Performansı (sn.)

Normalizasyon Öncesi	Normalizasyon Sonrası	Fark
446.346 saniye	426.655 saniye	19.691 saniye (~%5)

Çizelgede gösterildiği üzere tek bir sıcaklık alanı içeren 13874 adet veri içeren veri setinde süre ortalama olarak 19 saniye civarında gözükmektedir. Normalleştirme işlem süresinin 0.0017 saniye olduğu göz önünde bulundurulduğunda normalleştirme işleminin model eğitim sürecine yüksek oranda etkisi mevcuttur. Harici olarak ARIMA parametrelerine bağımlı olan ARIMA eğitim ve tahmin süreçleri de ayrıca etkilenmektedir.

LSTM

Yapay Sinir Ağlarında çalışma performansını etkileyen birçok etken mevcuttur. Bu etkenlerin en başında *epoch* gelmektedir. *Epoch* bir YSA'nın kaç tekrar yaparak öğreneceğini ve modelleme yapacağını belirlemektedir. Daha fazla *epoch* daha fazla eğitim süresiyle doğru orantılıdır. Her *epoch* içerisinde tahminlemesi yapılan *batch* adedi, sürenin artmasına sebep olmaktadır. Doğruluk testi ve eğitim öğrenmesi için önemli olan *batch* YSA'nın temel parametreleri arasında yer almaktadır.

YSA içerisinde oluşturulan katmanlar ve nöronlar sistem üzerinde yer alan hesaplama parametre sayılarını doğrudan etkilemektedir. Dolayısıyla eklenen her katman ve nöron eğitim süresinin artmasına neden olmaktadır.

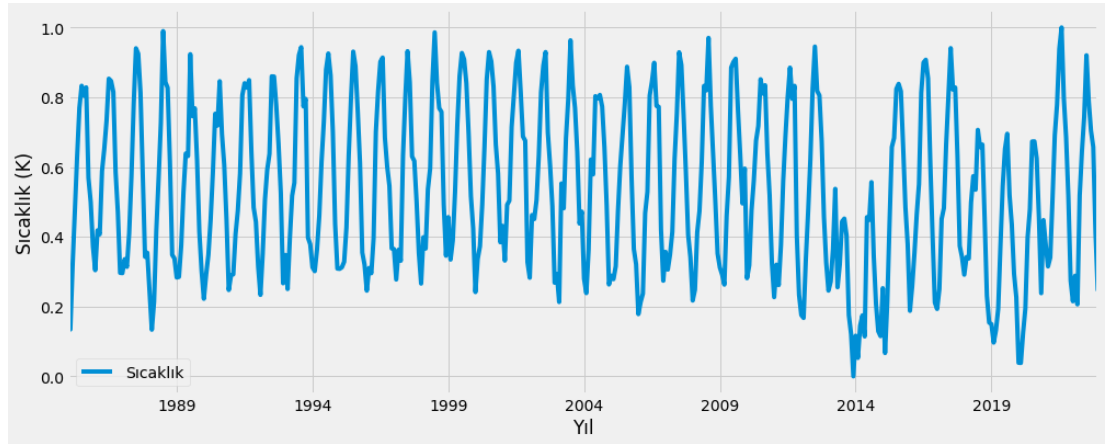
C. Bulgular

Bu çalışma içerisinde kullanılan yöntemlere ait bulgu sonuçları bu bölümde yer almaktadır.

1. ARIMA Analiz Sonuçları

Antalya İli'ne ait çalışma sonuçları aşağıda detaylı bir şekilde açıklanmıştır.

1985 yılından bu yana yapılan ölçümlere göre, kara yüzeyindeki sıcaklıklar 0.3 ile 0.9 arasında değişmektedir ve ortalama sıcaklığın 0.6 civarında olduğu Şekil 4 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Antalya grafiğinden de görülmektedir. Ancak, 2014 yılında ortalamada bir azalma yaşanarak normalize sıcaklık değeri 0.1'e düşmüştür.



Şekil 4 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Antalya

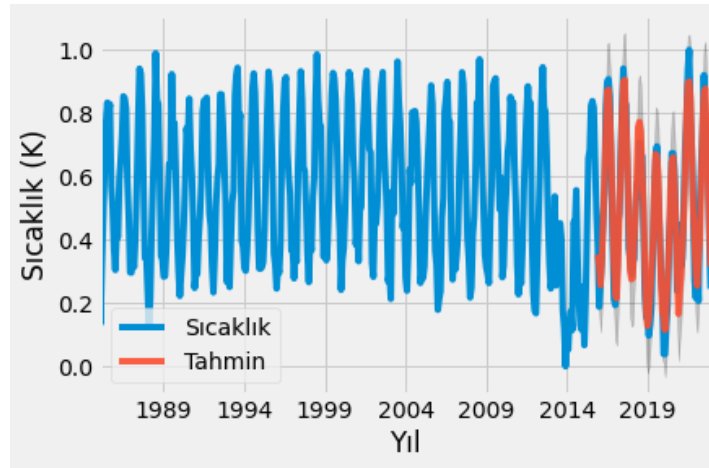
ARIMA ile (p, q, d) ve seasonal order (mevsimsel düzen) için AIC skorları hesaplanmıştır. En düşük AIC skor, ARIMA (1, 0, 1) x (0, 1, 1, 12) uygulama içerisinde kullanılmıştır.

Çizelge 4 AIC Değerleri-Antalya

ARIMA Parametler	AIC Skor
ARIMA (1,0,1) x (0,1,1,12)12	3465.51
ARIMA (0,1,1) x (0,1,1,12)12	3467.23

Çizelge 5 AIC Değerleri-Antalya (Devamı)	
ARIMA (1,0,1) x (1,1,1,12)12	3467.45
ARIMA (1,1,1) x (0,1,1,12)12	3468.58
ARIMA (0,1,1) x (1,1,1,12)12	3469.23
ARIMA (1,1,1) x (1,1,1,12)12	3470.58

ARIMA (1, 0, 1) x (0, 1, 1, 12) modeli yapılan eğitim ve test verisi ile yapılan tahminler Şekil 5 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları ile ARIMA Modeli Eğitim / Test-Antalya üstüste gösterilmiştir. 1985 ile 2018 yılları arası eğitim için kullanılırken 2018 ile 2023 yılları arası modelin test tahmini için kullanılmıştır. Yapılan eğitim sonucunda modelin düşük hata ve yüksek başarı gösterdiği grafikten anlaşılmaktadır.

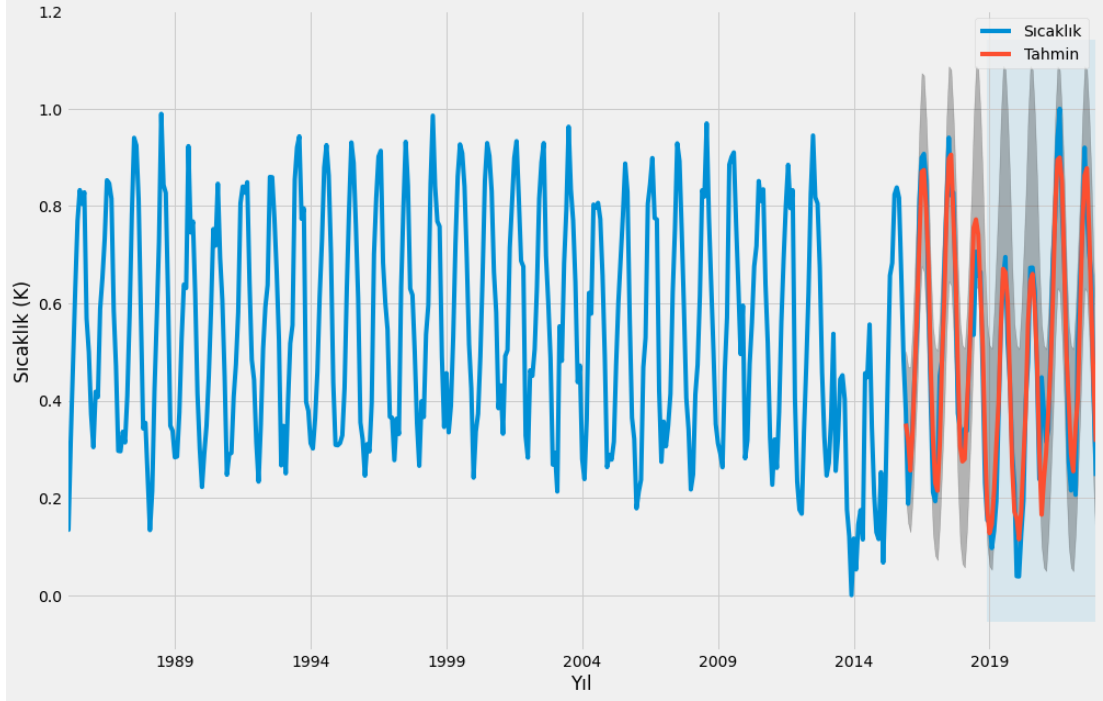


Şekil 5 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları ile ARIMA Modeli Eğitim / Test-Antalya

Oluşturulan modele ait test MSE (Mean Square Error) ortalama skoru 1.0133 olarak saptanmıştır. Modelde, ekstrem değerler dahil, MSE sonucu 0 değerine yaklaştıkça yaklaşmıştır. Modele ait başarının arttığı ve bu nedenle modelin başarılı olduğu kabul edilebilir.

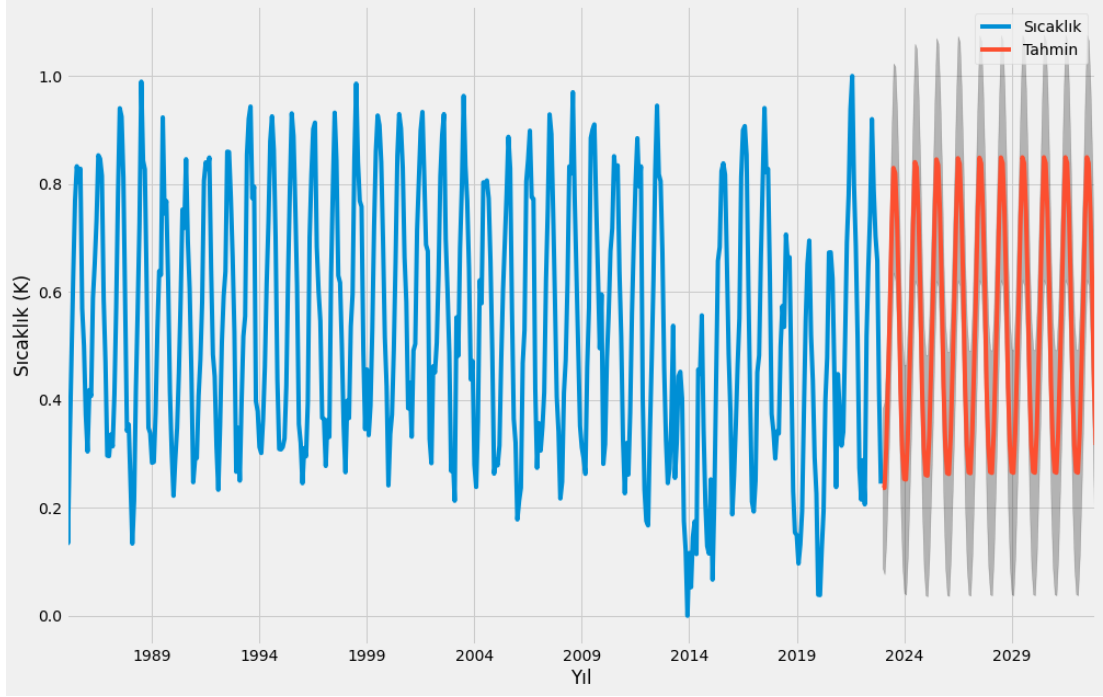
Şekil 6 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Model Doğrulama / Tahmin-Antalya, test verileri ile modelde oluşumu sonrası model bağımsız veri ile doğrulama yapılmıştır. Bu doğrulama sonucunda tahminlerin aynı aralıkta kaldığı ve gerçek değerlere yakın bir öngöründe bulunduğu görülmektedir.

Model oluřumu sonrası yapılan tahminlerde MSE hata ortalamasının 11.45 gibi test MSE sonucundan uzak fakat kabul edilebilir ve gerek sıcaklık deęerlerine yakın ve genel deęişimle uyumlu grlmektedir.



Őekil 6 Yıllara Gre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Model Doęrulama / Tahmin-Antalya

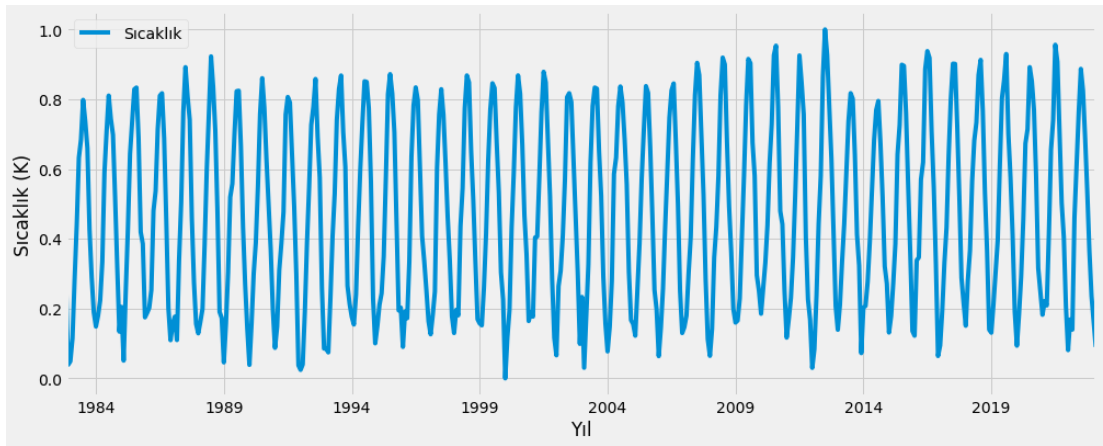
Elde edilen model ile nmzdeki 120 ay (10 yıl) iin blgesel kara yzey sıcaklıęı tahmini yapılmıřtır. Bu sonulara gre kara yzey sıcaklık ortalaması 0.3 ile 0.9 aralıęında kalmaya devam edecektir. (Őekil 7 Yıllara Gre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Model Gelecek Tahmini-Antalya)



Şekil 7 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Model Gelecek Tahmini-Antalya

Aydın ilimize ait çalışma sonuçları aşağıda detaylı bir şekilde açıklanmıştır.

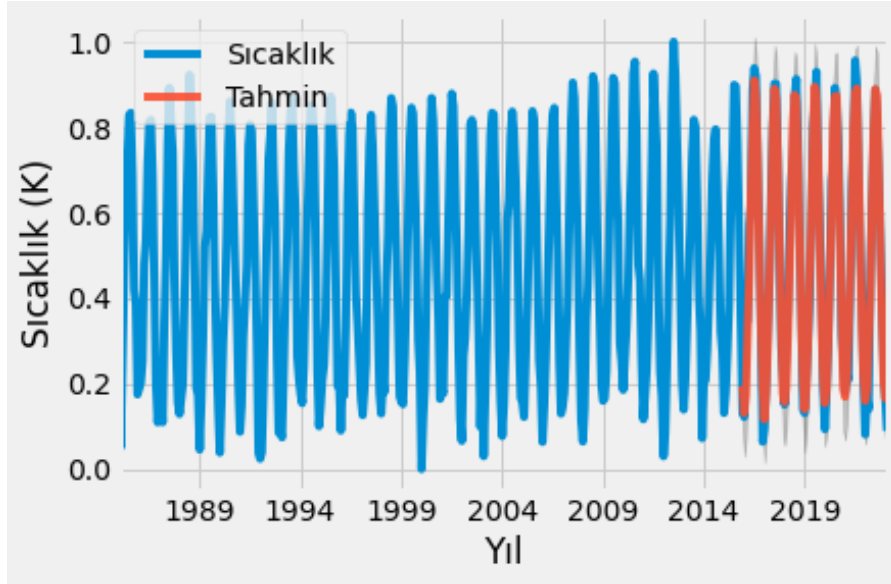
1985 yılından bu yana yapılan ölçümlere göre, kara yüzeyindeki sıcaklıklar 0.2 ile 0.8 arasında değişmektedir ve ortalama sıcaklığın 0.6 civarında olduğu Şekil 8 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Aydın grafiğinden de görülmektedir. Ancak Antalya İli'nde olduğu gibi Aydın İli'nde de 2014 yılında ortalama bir düşüş yaşanarak 0.1 değerinin altına düştüğü görülmektedir.



Şekil 8 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Aydın

ARIMA için order için (p, q, d) ve seasonal order için hesaplanan AIC skorları hesaplanmıştır. En düşük AIC skoru, ARIMA (1, 1, 1) x (0, 1, 1, 12) uygulama içerisinde kullanılmıştır.

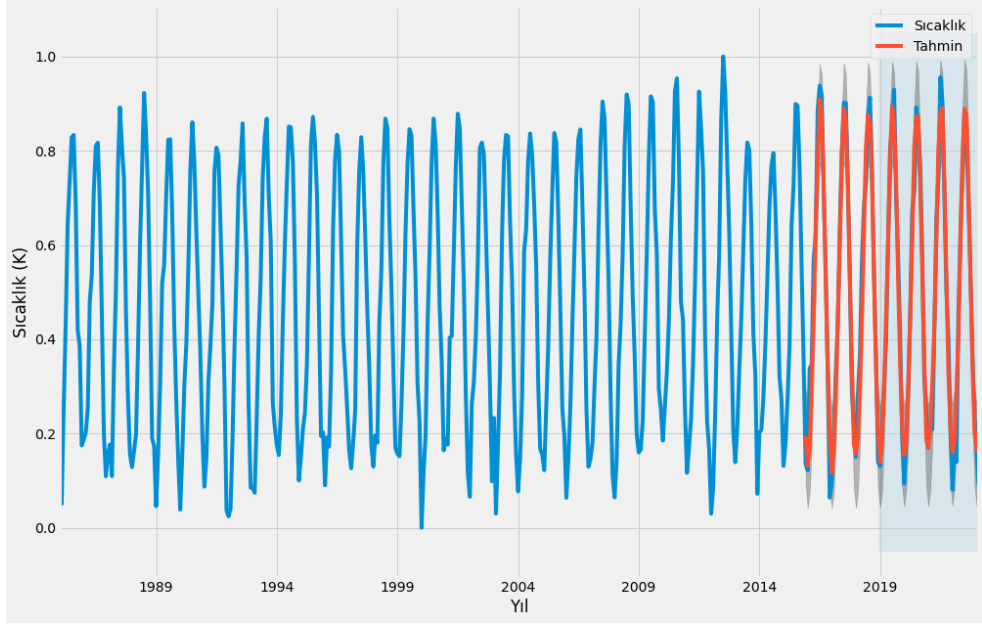
ARIMA (1, 1, 1) x (0, 1, 1, 12) modeli için eğitim ve test verisi ile yapılan tahminler Şekil 9 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları ile ARIMA Modeli Eğitim / Test-Aydın üzerinde gösterilmiştir. 1985 ile 2018 yılları arası eğitim için kullanılırken 2018 ile 2023 yılları arası modelin test tahmini için kullanılmıştır. Yapılan eğitim sonucunda modelin düşük hata ve yüksek başarı gösterdiği grafikten anlaşılmaktadır.



Şekil 9 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları ile ARIMA Modeli Eğitim / Test-Aydın

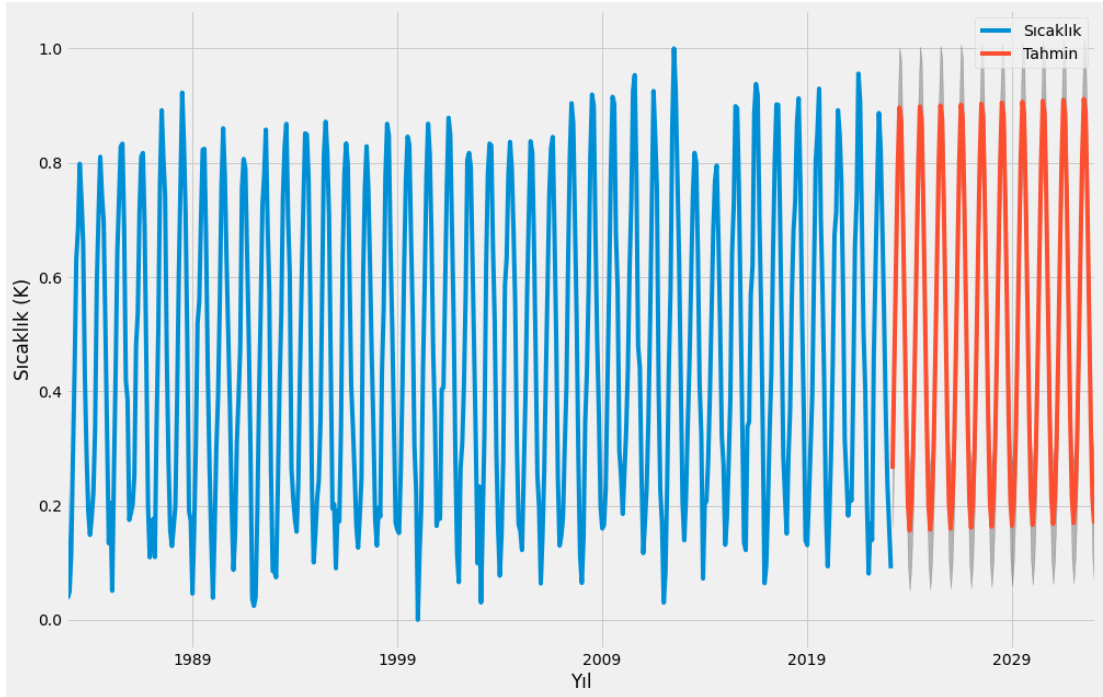
Oluşturulan modele ait test MSE ortalama skoru -0.59 olarak sonuçlanmıştır. MSE sonucu 0 değerine yaklaştıkça modele ait başarının arttığı göz önünde bulundurulduğunda model başarılı olarak kabul edilebilir.

Model oluşumu sonrası yapılan tahminlerde MSE hata ortalamasının -0.0038 gibi test MSE sonucundan daha düşük olarak, sıcaklık değerlerine yakın olduğu gözükmemektedir.



Şekil 10 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Model Doğrulama / Tahmin-Aydın

Aydın İli için elde edilen model ile gelecek 120 ay (10 yıl) için bölgesel kara yüzey sıcaklığı tahmini yapılmıştır. Bu sonuçlara göre kara yüzey sıcaklık ortalaması 0.2 ile 0.8 aralığında kalmaya devam edecektir. Ancak sıcaklık ortalamalarında artışlar gerçekleşebilir. (Şekil 11 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Model Gelecek Tahmini-Aydın)



Şekil 11 Yıllara Göre Normalize Aylık Sıcaklık Ortalamaları-Model Gelecek Tahmini-Aydın

Açıklanan varyans puanının maksimum 1.0 değerinde başarılı olmaktadır. Ortalama Hata Karesi yönteminde düşük değerlerin daha başarılı kabul edilir.

Çizelge 6 ARIMA Hata Denetim Sonuçlarında gösterildiği üzere en başarılı sonuç Açıklanan Varyans Puanı ile Aydın İli'ne ait olmuştur. Hata sonuçları incelendiğinde ARIMA yöntemi ile yapılan modelin Aydın İli'nde daha başarılı sonuçlar verdiği saptanmıştır.

Çizelge 6 ARIMA Hata Denetim Sonuçları

Yöntem / İl	Antalya	Aydın
Hataların Karelerinin Ortalaması	0.1956	0.0436
Açıklanan Varyans Puanı	0.9783	0.9999

2. LSTM Analiz Sonuçları

Uygulanan LSTM modeli için oluşturulan YSA mimarisi Çizelge 7 LSTM Mimarisinde gösterilmektedir. Oluşturulan model üzerindeki parametreler; Optimizasyon fonksiyonu: *ADAM*, Loss fonksiyonu: *MSE* olarak ayarlanarak kullanılmıştır. Model içerisinde yer alan *lstm_7* 64 nöron içeren bir girdi katmanırken, *dense_7* tek nöron olarak çıktı katmanını oluşturmaktadır.

Çizelge 7 LSTM Mimarisi

	Layer (type)	Output Shape	Param #
1	lstm_1 (LSTM)	(None, 64)	16896
2	dense_1 (DENSE)	(None, 1)	65

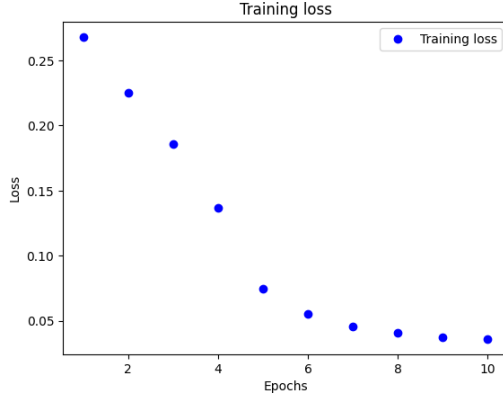
Total params: 16,961

Trainable params: 16,961

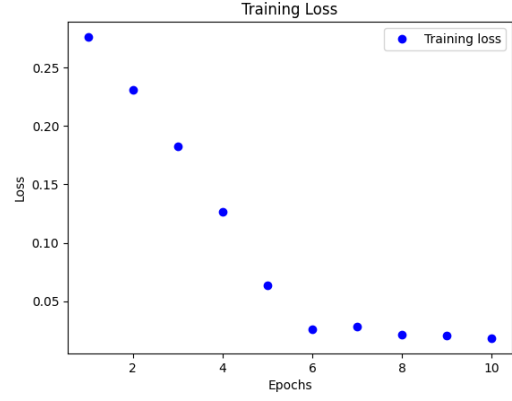
Non-trainable params: 0

Şekil 12 LSTM-Antalya Loss/Epoch üzerinde gösterildiği üzere LSTM modeli eğitim loss değerleri ilk epoch üzerinden başlayarak hızlı bir düşüşle öğrenilmiştir.

Belirlenen epoch sayısının yarısında eğitim hata değerleri yavaşlamaya başladığı ve daha sonrasında neredeyse sabit değerlerde kaldığı gösterilmektedir. Bu durum eğitim veri setinden elde edilen net öğrenmenin performans başarısı olarak kabul edilebilir.



Şekil 12 LSTM-Antalya Loss/Epoch

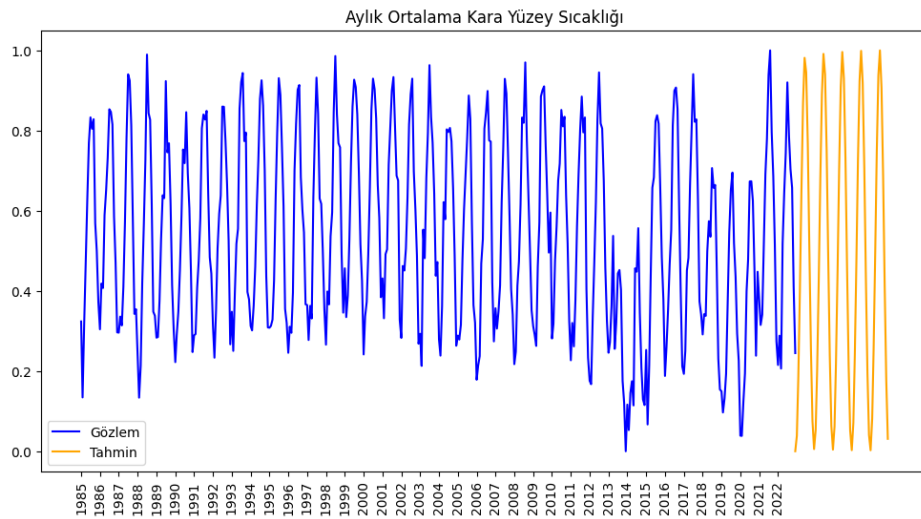


Şekil 13 LSTM-Aydın Loss/Epoch

Şekil 12 LSTM-Antalya Loss/Epoch ve Şekil 13 LSTM-Aydın Loss/Epoch üzerinde 10 epoch eğitimindeki loss değerlerindeki azalmalar görülmektedir.

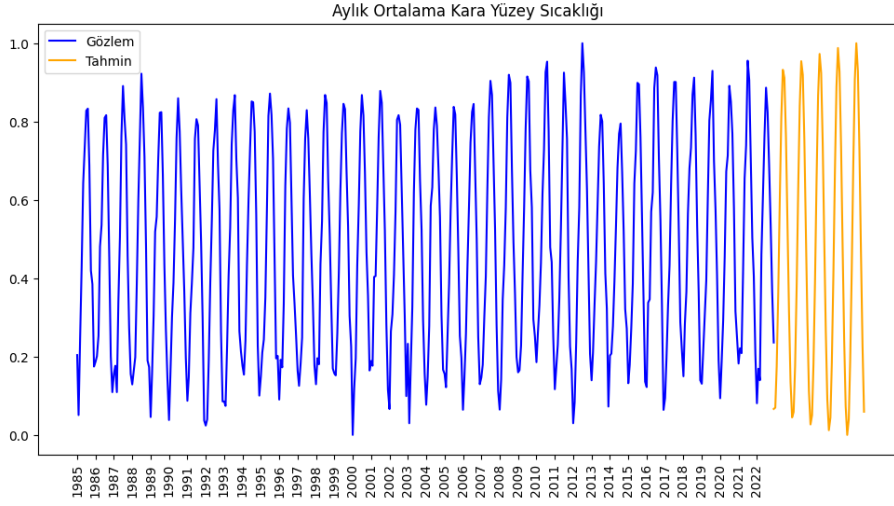
Şekil 14 LSTM-Antalya Tahmin Grafik üzerinde gösterildiği üzere, LSTM modeli ile yapılan eğitim sonrası, gelecek yıllara ait kara yüzey sıcaklığı tahmini yapılmaktadır.

Yapılan tahmin sonuçlarına göre kara yüzey sıcaklıklarında eski dönemlerdeki gibi benzer artışlar olacağı gözükmemektedir. 1985-1990, 1991-1995, 2003-2008, 2015-2018 yılları arasındaki artış eğiminin tahmin eğimine benzer olduğu grafik üzerinden anlaşılmaktadır.



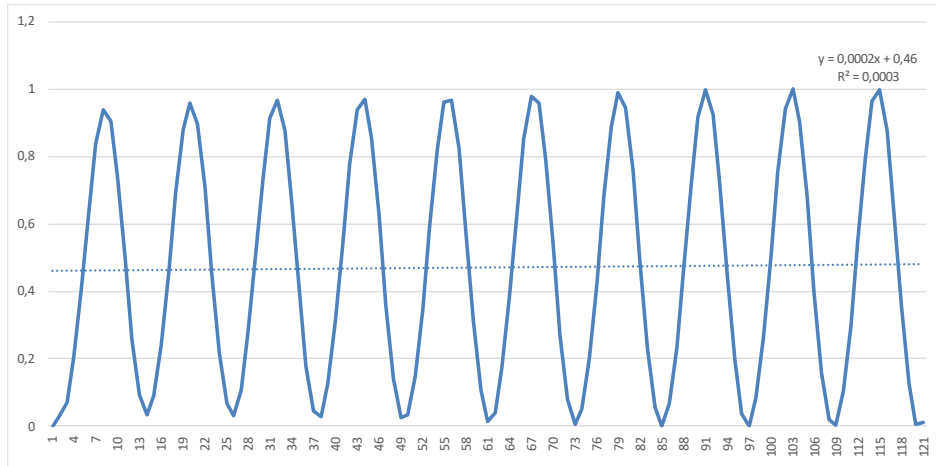
Şekil 14 LSTM-Antalya Tahmin Grafik

Şekil 15 LSTM-Aydın Tahmin Grafik üzerinde gösterildiği üzere Aydın ilimize ait gelecek sıcaklık tahmini, kara yüzey sıcaklıklarının artış göstereceği yönündedir. Artış eğiminin daha önceki yıllardaki modele benzediği gözükmemektedir.

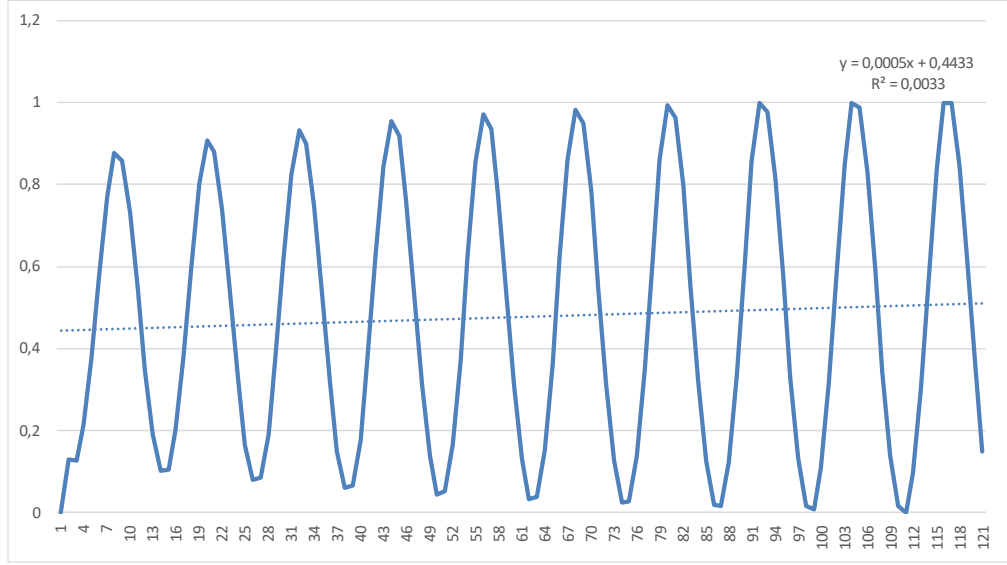


Şekil 15 LSTM-Aydın Tahmin Grafik

Şekil 16 Antalya YSA Tahmin Sonuçları Analiz ve Şekil 17 Aydın YSA Tahmin Sonuçları Analiz grafiklerinde YSA tahminlerine göre eğilimler gösterilmiştir. Model tahminlerine göre iki şehrimizde de sıcaklıkların artacağına yönelik öngöründe bulunmuştur (Şekil 16 Antalya YSA Tahmin Sonuçları Analiz ve Şekil 17 Aydın YSA Tahmin Sonuçları Analiz). R^2 korelasyon değerinin Aydın İli için daha yüksek olduğu saptanmıştır.



Şekil 16 Antalya YSA Tahmin Sonuçları Analiz



Şekil 17 Aydın YSA Tahmin Sonuçları Analiz

Şekil 16 Antalya YSA Tahmin Sonuçları Analiz ve Şekil 17 Aydın YSA Tahmin Sonuçları Analiz üzerinde ilgili lineer eşitlikler ve R^2 değerleri gösterilmiştir. Denklemler incelendiğinde Aydın İli'ne ait sıcaklık ortalamalarının artış hızının daha fazla olduğu saptanmıştır.

V. SONUÇ VE ÖNERİLER

NOAA üzerinden elde edilen kara yüzey sıcaklıkları ARIMA ve LSTM yöntemleri ile incelenmiş ve gelecek tahmini yapılmıştır.

Çalışma içerisinde ARIMA ve LSTM Eğitim performanslarıyla ilgili çalışmalar yapılarak, modeller eğitim performansı açısından karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma sürecinde verilerin ön işlemeden geçildiğinde daha hızlı eğitim performansı gösterdiği ortaya çıkmıştır.

Oluşturulan modellerin başarı düzeyleri ve gelecek tahminleri birbirine yakın olduğu için, veri ön işleme yapılarak, girdi verilerinin normalize edilerek uygulanması tavsiye edilmektedir. Bu uygulama sayesinde gerek eğitim süresi gerekçe bilgisayardan bellek ekonomisi sağlanabilmektedir.

ARIMA ve LSTM için; elde edilen sonuçlara göre, Antalya'daki normalize yüzey sıcaklığı değerleri 0.3 ile 0.9 arasında değişmektedir. Bu değişimlerin büyük bir kısmı, bölgenin mevsimsel özellikleri ile ilişkilidir. Özellikle yaz aylarında sıcaklık değerleri daha yüksek seviyelerde seyretmektedir. Ancak, gelecek 10 yıl içinde artış eğilimi beklenmektedir.

Aydın'da ise normalize yüzey sıcaklığı normalize değerleri 0.2 ile 0.8 arasında değişmektedir. Bu değişimler de mevsimsel özelliklerden kaynaklanmaktadır. Aydın'da da sıcaklık değerlerinde gelecek 10 yıl içinde düzenli artışlar beklenmektedir. Yapılan çalışma sonucunda ARIMA yöntemiyle Aydın İli'ne ait sıcaklık tahmin sonuçları Açıklanan Varyans Skoru ile 1 üzerinden 0.99 olarak yüksek başarıyla sonuçlanmıştır. LSTM modeli için Aydın İli R^2 korelasyon katsayısı 0.0033 olarak değerinin daha yüksek olduğu saptanmıştır.

Gelcek 10 yıl için, modeller üzerinden yapılan tahminlere göre gelecek yıllara ait pozitif yönde bir yüzey toprak sıcaklığı artış eğilimi olacağı ve kara yüzey sıcaklıklarında artış yaşanabileceği saptanmıştır. Yıllık en yüksek ortalama yüzey sıcaklığı değerlerindeki artış oranlarının Antalya ve Aydın için sırası ile yaklaşık %5 ve %10 oranında olması beklenebilir.

Elde edilen sonuçlar, iklim deęişikliği gibi çevresel faktörlerin yüzey sıcaklığındaki deęişimler üzerindeki etkilerini de göstermektedir. Bu nedenle, bölgedeki yerel yönetimlerin ve çevre örgütlerinin bu konuda alabilecekleri önlemler önemlidir. Göç, bina yoğunluğu, hızlı şehirleşme vb. nedenlerle şehir merkezi ve civarında oluşan ısı adaları ve özelliklerinin incelenmesi, şehirleşme planlarının oluşturulmasında karar verici rol oynayabilir.

Sonuç olarak, veri ön işleme yapılarak performans artışı sağlanmış modellerin tahminlerine göre Antalya ve Aydın içim kara yüzey sıcaklıklarında artış beklentisi yönünde bir kestirim söz konusudur. Bu çalışma içerisinde yerel istasyon üzerinden elde edilen veriler ile çalışılmıştır. Ayrıca bu verilere uzaktan algılama sistemleri ile ölçülen değerler karşılaştırılabilir, gelecek çalışmalarda farkları ve benzerlikleri üzerine araştırma yapılabilir. Modellerin daha farklı parametreler ve daha fazla girdi değerleri ile test edilerek performanslarının karşılaştırılması, hata kayıp oranlarının zaman düzlemindeki deęişiminin incelenmesi vb. araştırmalar yürütülebilir.

VI. KAYNAKÇA

KİTAPLAR

KUHN MAX, J. K. (2013). **Applied Predictive Modeling**. New York Heidelberg Dordrecht London: Springer.

MAKELER

AL KAFY, A., FAISAL, A.-A., HASAN, M. M., SIKDAR, M. S., HASAN KHAN, M. H., RAHMAN, M., & ISLAM, R. (2020). "Impact of LULC Changes on LST in Rajshahi District of Bangladesh: A Remote Sensing Approach". **Journal of Geographical Studies**.

ALTUN, S. &. (2023). "LSTM-based deep learning application in brain tumor detection using MR spectroscopy". **Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University**, 1193-1202.

AMBARWARİ AGUS, A. Q. (2020). "Analisis Pengaruh Data Scaling Terhadap Performa Algoritme Machine Learning untuk Identifikasi Tanaman". **JURNAL RESTI**, s. 117-122.

ANİL MENON, K. M. (1996). "Characterization of a Class of Sigmoid Functions with Applications to Neural Networks". **Neural Networks**, s. 819-835.

CAVANAUGH, J. E. (2019). "The Akaike information criterion: Background, derivation, properties, application, interpretation, and refinements." **Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics**, e1460.

ÇİLEK, M. Ü. (2022). "Kentsel Yüzey Isı Adalarının Belirlenmesinde Yer Yüzey Sıcaklık Verilerinin Kullanımı". **Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi**(33), 213-222.

DEMİR, İ., KILIÇ, G., & COŞKUN, M. (2008). "Türkiye ve bölgesi için PRECIS bölgesel iklim modeli çalışmaları". **İklim Değişikliği ve Çevre**.

- DUMRUL, Y., & KILICASLAN, Z. (2017). "Economic Impacts of Climate Change on Agriculture: Empirical Evidence From The ARDL Approach for Turkey". **Journal of Business, Economics and Finance**, 336-347.
- DURRE I., M. J. (2010). "Comprehensive automated quality assurance of daily surface observations". **Journal of Applied Meteorology and Climatology**, 1615-1633.
- DURRE, I. M. (2008). "Strategies for evaluating quality assurance procedures". **Journal of Applied Meteorology and Climatology**, 1785–1791.
- GNANASAMBANDAMA RAGHAV, S. B. (2022). "Self-scalable Tanh (Stan): Faster Convergence and Better Generalization in Physics-informed Neural Networks".
- HOCHREITER, S. &. (1997). "Long Short-term Memory". **Neural Computation**, 1735-80.
- HUO, X., CUI, G., MA, L., TAN, B., TANG, R., SHAO, K., & WANG, X. (2022). "Urban land surface temperature prediction using parallel STL-Bi-LSTM neural network". **Journal of Applied Remote Sensing**.
- HURRELL, J. W. (1996). "Influence of variations in extratropical wintertime teleconnections on northern hemisphere temperature". **Geophysical Research Letters**, 665-668.
- IBRAHIM, M., & ABU-MALLOUH, H. (2018). "Estimate Land Surface Temperature in Relation to Land Use Types and Geological Formations Using Spectral Remote Sensing Data in Northeast Jordan". **Open Journal of Geology**.
- KARCIOĞLU A. A., T. S. (2021). "Türkiye'de COVID-19 Bulaşısının ARIMA Modeli ve LSTM Ağı Kullanılarak Zaman Serisi Tahmini". **Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi**, 288-297.
- KAYET, N., PATHAK, K., CHAKRABARTY, A., & SAHOO, S. (2016, 7 8). "Spatial Impact Of Land Use/Land Cover Change On Surface". **Model. Earth Syst. Environ.**

- KAYNAR, O., & TAŞTAN, S. (2009). “Zaman Serileri Tahmininde ARIMA-MLP Melez Modeli”. **Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi**, 141-149.
- KUBILAY, U. Ç. (2021). “Türkiye’de Kayısı Üretiminin ARIMA Modeli ile Tahmini”. **Tarım Ekonomisi Dergisi**, 55-62.
- KÜÇÜK, D. &. (2018). “Doğal Dil İşlemede Derin Öğrenme Uygulamaları Üzerine Bir Literatür Çalışması”. **Uluslararası Yönetim Bilişim Sistemleri ve Bilgisayar Bilimleri Dergisi**, 76-86.
- LOMUSCIO ALESSIO, M. L. (2017). “An approach to reachability analysis for feed-forward ReLU neural networks”.
- M. H. ESSAI ALI, A. B.-R. (2022). “Developing Novel Activation Functions Based Deep Learning LSTM for Classification”. **IEEE Access**, 97259-97275.
- MEHMOOD, M. S., ZAFAR, Z., SAJJAD, M., HUSSAIN, S., ZHAI, S., & QIN, Y. (2022). “Time Series Analyses and Forecasting of Surface Urban Heat Island Intensity Using ARIMA Model in Punjab, Pakistan”. **MDPI**.
- MENNE, M. I. (2012). “An overview of the Global Historical Climatology Network-Daily Database”. **Journal of Atmospheric and Oceanic Technology**, 897-910.
- ORHAN, O., EKERCIN, S., & DADASER-CELIK, F. (2014). “Use of Landsat Land Surface Temperature and Vegetation Indices for Monitoring Drought in the Salt Lake Basin Area, Turkey”. **Scientific World Journal**.
- OS, B., & AKINSANOLA, A. A. (2016). “Change Detection in Land Surface Temperature and Land Use Land Cover over Lagos Metropolis, Nigeria”. **Journal of Remote Sensing & Gis**.
- ÖZTÜRK, Ö. F. (2021). “Konuşmalardaki duygunun evrimsel LSTM modeli ile tespiti”. **Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi**, 581-589.
- RODRIGUES, D. T. (2003). “Effect of Non-Surgical Periodontal Therapy on Glycemic Control in Patients with Type 2 Diabetes Mellitus”. **Journal of Periodontology**, s. 1361-1367.

- SAHANA, M., AHMED, R., & SAJJAD, H. (2016, 5 2). “Analyzing land surface temperature distribution in response to land use/land cover change using split window algorithm and spectral radiance model in Sundarban Biosphere Reserve, India”. **Model. Earth Syst. Environ.**
- SERTEL, E., ROBOCK, A., & ORMECI, C. (2009). “Impacts Of Land Cover Data Quality On Regional Climate Simulations”. **International Journal of Climatology**.
- SEVINÇ, A., & KAYA, B. (2021). “Derin Öğrenme Yöntemleri ile Sıcaklık Tahmini: Diyarbakır İli Örneği”. **Journal of Computer Science**, 217-225.
- ŞAHİN, M., YILDIZ, B. Y., ŞENKAL, O., & PEŞTEMALCI, V. (2011). “Uydu Verileri Kullanılarak İzmir Şehir Merkezinin Yer Yüzey Sıcaklığının Tahmini. Süleyman Demirel Üniversitesi”, **Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi**, 1(15), 36-45.
- ŞENKAL, O. (2016). “Yapay Sinir Ağlarını Kullanarak Türkiye İçin Kara Yüzey Sıcaklığının Modellenmesi”. **Fırat Üniv. Müh. Bil. Dergisi**, 28, 143-147.
- TAY BAYRAMOĞLU, A. &. (2017). “ARIMA ve Gri Sistem Modelleri ile Enflasyon Tahmini”. **Itobiad: Journal of the Human & Social Science Researches**,.
- TORTUM, A. G. (2014). “Türkiye’de Hava Ulaşım Talebinin Arıma Modelleri ile Tahmin Edilmesi”. **Journal of the Institute of Science and Technology**, 39-54.
- YADAV, A. J. (2020). “Optimizing LSTM for time series prediction in Indian stock market”. **Procedia Computer Science**, 2091-2100.
- YAMAK, B., YAGCI, Z., BILGILIOGLU, B. B., & COMERT, R. (2021). “Investigation of the effect of urbanization on land surface temperature example of Bursa”. **International Journal of Engineering and Geosciences**.
- ZHANG, G. P. (2003). “Time Series Forecasting Usisng A Hybrid ARIMA And Neural Network Model”. **Neurocomputing**, 159-175.
- ZHANG, Y., & LIANG, S. (2017). “Impacts Of Land Cover Transitions On Surface Temperature”. **Environmental Research Letters**.

NOAA. (2023, 03 05). Photos. National Center for Environmental Information: <https://www.ncei.noaa.gov/sites/g/files/anmtlf171/files/instruments-at-a-typical-uscrn-station.png> adresinden alındı

OLAH, C. (tarih yok). <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/img/LSTM3-SimpleRNN.png>.

TÜRKİYE HARİTASI . (2023, 03 05). Coğrafya Harita: <http://cografyaharita.com/haritalarim/41-aydin-ili-haritasi.png> adresinden alındı

TÜRKİYE HARİTASI . (2023, 03 06). Coğrafya Harita: <http://cografyaharita.com/haritalarim/41-antalya-ili-haritasi.png> adresinden alındı

WILSON, M. (2021, 02 09). Temperature measurement. Anaesthesia & Intensive Care Medicine, Pages 202-207. Fahrenheit - Kelvin Dönüştürme: <https://www.metric-conversions.org/en/sicaklik/fahrenheit-kelvin.html> adresinden alındı

DIĞER KAYNAKLAR

SIAMI-NAMINI, S. T. (2018). A Comparison of ARIMA and LSTM in Forecasting Time Series. 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA), (s. 1394-1401). Orlando, FL, USA.

ŞEKERTEKİN, A., KUTOĞLU, Ş. H., & KAYA, Ş. (2013). Uzaktan Algılama Verileri Yardımıyla Yer Yüzey Sıcaklığının Belirlenmesi. 14. Türkiye Harita Bilimsel ve Teknik Kurultayı. Ankara.

M. D. HOSSAIN, H. O. (2020). "LSTM-based Network Attack Detection: Performance Comparison by Hyper-parameter Values Tuning. (s. 62-69). New York, NY, USA: 7th IEEE International Conference on Cyber Security and Cloud Computing (CSCloud)/2020 6th IEEE International Conference on Edge Computing and Scalable Cloud.

ÖZTÜRK, C. &. (2021).” Hisse Senedi Fiyatları ve Döviz Kuru Arasındaki İlişki: Derin Öğrenme Algoritmalarının Karşılaştırmalı Analizi”. IV. International Conference on Data Science and Application, (s. 624-629).

EKLER

ARIMA ALGORİTMA:

- İlk adımda gerekli kütüphaneleri yüklüyoruz. Bu adımda kullanacağımız fonksiyonları içeren kütüphaneleri import ediyoruz.
- Veri yükleme işlemi ikinci adımda gerçekleşiyor. Burada, kullanacağımız veriyi yüklüyoruz.
- Verinin index'ini tarih kolonuna ayarlıyoruz. Bu işlem, verinin daha iyi işlenebilmesi için önemlidir.
- Sıcaklık değerlerini index'e göre aylık ortalamalara getirme işlemi dördüncü adımda yapılıyor. Bu işlem, aylık bazda sıcaklık ortalamalarına ulaşmamızı sağlar.
- Normalizasyon işlemi beşinci adımda gerçekleştiriliyor. Verilerin farklı ölçeklerde olması durumunda, bu verileri normalleştirmek gerekmektedir. Böylece, farklı ölçeklerdeki verileri aynı ölçeğe indirgeyerek daha doğru sonuçlar elde edebiliriz.
- ARIMA modeli için p, d, q değerlerini belirlemek altıncı adımda yapılıyor. Bu değerler, modelin doğru çalışması için önemlidir. Bu adımda, farklı p, d, q değerlerini deneyerek en uygun değerleri belirlemeye çalışıyoruz.
- ARIMA için AIC değerlerini hesaplama işlemi yedinci adımda yapılıyor. AIC değeri, modelin kalitesini ölçmek için kullanılır. Bu adımda, farklı p, d, q değerleri için AIC değerlerini hesaplayarak en uygun değerleri belirliyoruz.
- ARIMA modelini eğitme işlemi sekizinci adımda yapılıyor. Bu adımda, en uygun p, d, q değerlerini kullanarak modeli eğitiyoruz.
- Gelecek dönemler için oluşturulan model ile tahmin etme işlemi dokuzuncu adımda yapılıyor. Bu adımda, eğitilmiş modeli kullanarak gelecek dönemlerde sıcaklık değerlerini tahmin ediyoruz.
- Son olarak, sıcaklık verileri ile grafik oluşturma işlemi gerçekleştiriliyor. Bu adımda, tahmin edilen sıcaklık değerleri ile gerçek sıcaklık değerlerini karşılaştırmak için bir grafik oluşturuyoruz.

LSTM ALGORİTMA:

- Gerekli kütüphaneleri yükle
- Veri setini yükle ve ön işleme yap
- Dosyayı oku ve veri çerçevesine dönüştür
- Sıcaklık birimini dönüştür
- Tarihleri zaman dizisine dönüştür
- Veriyi aylık ortalama sıcaklık değerleriyle yeniden örneklemele
- Veriyi eğitim ve test setlerine ayır
- Veriyi ölçeklendir
- Girdi ve çıktı dizilerini oluşturma işlevini tanımla
- Önceki 12 ay veriyi kullanarak sonraki ayın sıcaklığını tahmin et
- LSTM modelini tanımla
- Modeli derle
- Her epoch sonunda öğrenme oranını yazdırmak için bir geri çağrı tanımla
- Modeli eğit
- Tahminler için gerekli verileri ayarla 60 ay boyunca sıcaklık tahminleri yap
- Tahminleri ölçeklendirmeyi tersine çevir ve bir veri çerçevesi olarak depola
- Tahminleri ve orijinal veriyi bir çizimde görselleştir
- Çizimi göster.

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler:

Adı ve Soyadı: Cemberk KÜLAHCI

Eğitim Durumu:

Lisans: İstanbul Aydın Üniversitesi – Mühendislik Fakültesi – Yazılım Mühendisliği

Ön Lisans: İstanbul Aydın Üniversitesi – Anadolu Bil Meslek Yüksekokulu – Bilgisayar Programcılığı

Yabancı Diller ve Düzeyi:

İngilizce: İyi

İş Denevimi:

1. Altınbaş Üniversitesi
Bilgi Teknolojileri ve Güvenliği Daire Başkanlığı
Yazılım Yönetmeni (Aralık 2021 – Günümüz)
2. İstanbul Aydın Üniversitesi
Bilgi İşlem Daire Başkanlığı
Yazılım Uzmanı (Nisan 2016 – Aralık 2021)