

ANKARA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DOKTORA TEZİ

OLASI İKLİM DEĞİŞİKLİĞİ SENARYOLARINDA ANKARA ÇAYI
HAVZASI'NDAKİ AKIMLARIN YAPAY ZEKA KULLANARAK
MODELLENMESİ

Ayşe ÖZER

TARIMSAL YAPILAR ve SULAMA ANABİLİM DALI

ANKARA
2026

Her hakkı saklıdır

ÖZET

Doktora Tezi

OLASI İKLİM DEĞİŞİKLİĞİ SENARYOLARINDA ANKARA ÇAYI HAVZASI'NDAKİ AKIMLARIN YAPAY ZEKA KULLANARAK MODELLENMESİ

Ayşe ÖZER

Ankara Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Tarımsal Yapılar ve Sulama Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Halit APAYDIN

İklim ve arazi kullanımındaki yoğun değişimler, su kaynaklarının sürdürülebilirliği üzerinde ciddi tehditler oluşturmakta; bu durum, hidrolojik süreçlerin yüksek hassasiyetle modellenmesini ve geleceğe yönelik senaryoların analiz edilmesini zorunlu kılmaktadır. Bu çalışma, Sakarya Havzası'nda yer alan dört kritik alt havzada (E12A033, E12A053, D12A017 ve D12A189) meteorolojik verilerin mekansal dağılımını analiz etmeyi, hidrometeorolojik trendleri belirlemeyi ve yapay zeka teknikleri ile gelecekteki akım değişimlerini öngörmeyi amaçlamıştır. Çalışma kapsamında altı meteorolojik istasyondan elde edilen veriler; Co-Kriging, Universal Kriging, Ordinary Kriging ve Ters Mesafe Ağırlık (IDW) yöntemleri ile havza geneline enterpole edilmiştir. Doğrulama sonuçlarına göre IDW yöntemi, yağış ($R^2=0.867$) ve rüzgar hızı ($R^2=0.831$) için en uygun model olurken; sıcaklık ($R^2=0.91$) ve nispi nem ($R^2=0.83$) parametrelerinde Co-Kriging yöntemi üstün performans sergilemiştir. Zaman serisi analizlerinde rüzgar hızı haricinde anlamlı bir meteorolojik trende rastlanmamışken, arazi kullanım analizleri havza genelinde orman alanlarının azaldığını göstermiştir. Akım tahmin modellerinin karşılaştırılmasında, Derin Evrişimli Sinir Ağları (CNN), LSTM modeline kıyasla tüm havzalarda daha yüksek başarı (Test R^2 :0.70-0.80; KGE:0.81-0.85) göstermiştir. CNN modeli ile RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları altında 2100 yılına kadar yapılan projeksiyonlarda; D12A189 havzasındaki artış beklentisi haricinde, diğer üç havzada özellikle RCP 8.5 senaryosunda sıcaklık artışı ve yağış azalmasına bağlı olarak akımlarda istatistiksel olarak anlamlı düşüşler öngörülmüştür. Elde edilen bulgular, iklim değişikliğinin mekansal farklılıklarını ortaya koyarak, havza bazlı su yönetiminde yapay zeka destekli dinamik stratejilerin önemini vurgulamaktadır.

Ocak 2026, 144 sayfa

Anahtar Kelimeler: İklim Değişikliği, Ankara Alt Havzası, Mekansal Enterpolasyon, Hidrolojik Modelleme-Akım Tahmini, CNN, LSTM

ABSTRACT

PhD Thesis

ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODELING OF STREAMFLOW IN THE ANKARA STREAM BASIN IN POSSIBLE CLIMATE CHANGE SCENARIOS

Ayşe ÖZER

Ankara University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Agricultural Structures and Irrigation

Supervisor: Prof. Dr. Halit APAYDIN

Intense changes in climate and land use pose serious threats to the sustainability of water resources, necessitating high-precision modeling of hydrological processes and the analysis of future scenarios. This study aims to analyze the spatial distribution of meteorological data, determine hydrometeorological trends, and predict future streamflow changes using artificial intelligence techniques in four critical sub-basins (E12A033, E12A053, D12A017, and D12A189) located within the Sakarya Basin. Within the scope of the study, data obtained from six meteorological stations were interpolated across the basin using Co-Kriging, Universal Kriging, Ordinary Kriging, and Inverse Distance Weighting (IDW) methods. According to validation results, the IDW method proved to be the most suitable model for precipitation ($R^2=0.867$) and wind speed ($R^2=0.831$), while the Co-Kriging method demonstrated superior performance for temperature ($R^2=0.91$) and relative humidity ($R^2=0.83$) parameters. Land use analyses indicated a general decrease in forest areas throughout the basin, whereas time series analyses revealed no significant meteorological trends, with the exception of wind speed. In the comparison of streamflow prediction models, Deep Convolutional Neural Networks (CNN) exhibited higher performance across all basins compared to the LSTM model (Test R^2 :0.70–0.80; KGE:0.81–0.85). In projections extending to the year 2100 under RCP 4.5 and RCP 8.5 scenarios using the CNN model, statistically significant decreases in streamflow were predicted for three of the basins driven by rising temperatures and decreasing precipitation, particularly under the RCP 8.5 scenario with the exception of the D12A189 basin, where an increase is anticipated. These findings reveal the spatial disparities of climate change impacts and underscore the importance of AI supported dynamic strategies in basin-based water management.

January 2026, 144 pages

Key Words: Climate Change, Ankara Stream Basin, Spatial Interpolation, Hydrological Modeling- Streamflow Prediction, CNN, LSTM

TEŞEKKÜR

Bu çalışmanın her aşamasında değerli bilgileri ve rehberliğiyle yönlendiren, akademik gelişimime önemli katkılar sağlayan danışmanım Prof. Dr. Halit APAYDIN'a içten teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca, Prof. Dr. Serdar Alper ANLI ve Prof. Dr. Abdullah BEYAZ hocalarıma, tez sürecinde kıymetli görüşleri ve motivasyonuyla katkıda bulunan Afshin SHAHBAZI'ye teşekkür ederim.

Bu sürecin en büyük destekçileri ailem olmuştur. Tez çalışmalarım boyunca gösterdiği anlayış, sabır ve desteği için eşim Dr. Yamtar ÖZER'e, birlikte yeterince vakit geçiremememe rağmen her zaman yanımda olan çocuklarım Ali Arif ve Mehmet Alp ÖZER'e en derin minnetlerimi sunarım. Onların sevgisi ve sabrı, bu çalışmayı tamamlamamda önemli bir motivasyon kaynağı olmuştur. Ayrıca, yaşamım boyunca bana rehberlik eden, sevgileri ve dualarıyla her daim desteğini hissettiren annem Beyza ve babam Mehmet ERKOÇ'a şükranlarımı sunarım. Onların varlıkları ve destekleri, bu süreci tamamlamamı önemli ölçüde kolaylaştırmıştır.

Son olarak, bu çalışmaya doğrudan veya dolaylı katkı sunan, akademik ve bilimsel gelişimime destek sağlayan tüm hocalarıma, meslektaşlarıma ve dostlarıma teşekkür ederim.

Ayşe ÖZER
Ankara, Ocak 2026

İÇİNDEKİLER

TEZ ONAYI SAYFASI	
ETİK.....	i
ÖZET.....	ii
ABSTRACT	iii
TEŞEKKÜR	iv
SİMGELER DİZİNİ	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ	x
ÇİZELGELER DİZİNİ	xii
1. GİRİŞ.....	1
2. KAYNAK ÖZETLERİ	8
3. MATERYAL VE YÖNTEM	22
3.1 Sakarya Havzası ve Çalışma Alanı.....	22
3.1.1 Orta Sakarya alt havzası.....	26
3.1.2 Ankara alt havzası	27
3.1.3 İklim.....	30
3.1.4 Tarım ve su	31
3.2 Kullanılan Veri Setleri.....	32
3.2.1 Gözlemsel veriler	34
3.2.2 Küresel ürünler	37
3.2.3 İklim değişikliği model projeksiyonları	39
3.2.4 Arazi örtüsü/arazi kullanımı verileri	42
3.3 Veri Ön İşleme Yöntemleri	45
3.3.1 Co-Kriging.....	45
3.3.2 IDW	46
3.3.3 Universal kriging	47
3.3.4 Ordinary kriging.....	47
3.3.5 Çapraz doğrulama (Cross validation)	48
3.3.6 Ağırlıklı ortalama	49
3.4 Tahmin Modelleme Yöntemleri.....	49
3.4.1 LSTM.....	51
3.4.2 CNN.....	54
3.5 Değerlendirme Metrikleri	57
3.5.1 Kling-Gupta verimlilik katsayısı	57
3.5.2 Belirtme katsayısı (R^2).....	58
3.5.3 RMSE	59
3.5.4 Taylor diagramı	59
4. BULGULAR ve TARTIŞMA	60
4.1 Enterpolasyon Yöntemlerinin Performansının Değerlendirmesi.....	60
4.2 Arazi Kullanımı/Arazi Örtüsü Verilerinin Değerlendirilmesi.....	65
4.3 Veri Setlerinin Ön Değerlendirmesi.....	67
4.4 E12A033 Havzası Akım Modeli Sonuçları	68
4.4.1 Gelebilecek akımların tahmini	72
4.5 E12A053 Havzası Akım Modeli Sonuçları	79
4.5.1 Gelebilecek akımların tahmini	83
4.6 D12A017 Havzası Akım Modeli Sonuçları	88

4.6.1 Gelebilecek akımların tahmini	92
4.7 D12A189 Havzası Akım Modeli Sonuçları	98
4.7.1 Gelebilecek akımların tahmini	102
5. SONUÇLAR.....	108
KAYNAKLAR	115
EKLER.....	133
ÖZGEÇMİŞ.....	144



SİMGELER DİZİNİ

α	Varyans Oranı
β	Ortalama Hata
$^{\circ}\text{C}$	Santigrat derece
%	Yüzde
km	Kilometre
mm	Milimetre
Ha	Hektar

Kısaltmalar

ABD	Amerika Birleşik Devletleri
AGİ	Akım Gözlem İstasyonu
ANFIS	Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi Yöntemi
ANN	Artificial Neural Network-Yapay Sinir Ağı
ARIMA	Otoregresif Hareketli Ortalama Model
ASBÇS	Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemleri
ASTERDEM	İleri Düzey Uzay Tabanlı Termal Yayılım ve Yansıma Radyometresi Dijital Yükseklik Modeli
ASTWBD	ASTER Su Kütlesi Veri Seti
BN	Toplu Normalizasyon
CHIRPS	İklim Tehditleri Grubu Kızılötesi Yağış Verisi ile İstasyon Verisi Entegre Sistemi
CHS	İklim Tehlikeleri Grubu
CMIP	Bağılantılı Model Karşılaştırma Projesi
CNN	Evrşimsel Sinir Ağları
ÇDOR	Çoklu Doğrusal Regresyon
ÇKA	Çok Katmanlı Algılayıcı
ÇKYSA	Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı
ÇRA	Çoklu Regresyon Analizi
DEM	Dijital Yükseklik Modeli
DL	Derin Öğrenme
DSİ	Devlet Su İşleri
ECMWF	Avrupa Orta Vadeli Hava Tahminleri Merkezi
EİE	Elektrik İşleri Etüt İdaresi
ELM	Aşırı Öğrenme Makinesi
EMD	Ampirik Mod Ayrıştırma
ENN	Sezgisel Sinir Ağları
ERA5	Avrupa Yeniden Analiz Verisi
FAO	Birleşmiş Milletler Gıda ve Tarım Örgütü
FNN	İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağı
GCM	Küresel İklim Modeli
GEO	Jeostatik Yörüngede Dönen Dünya Uydular
GHM	Küresel Hidrolojik Model

GFDL	Jeofiziksel Akış Dinamiği Laboratuvarı Modeli
GNN	Graf Sinir Ağları
GPR	Gauss Süreç Regresyonu
GRYSA	Genelleştirilmiş Regresyon Sinir Ağı
GYSA	Geri Yayılım Yapay Sinir Ağı
HadGEM	Hadley Merkezi Küresel Çevre Modeli
HIRAM	Yüksek Çözünürlüklü Atmosfer Modeli
IDW	Ters Mesafe Ağırlık Yöntemi
IPCC	Hükümetlerarası İklim Değişikliği Paneli
IoU	Kesişim Birleşim Oranı
İBGYSA	İleri Beslemeli Geriye Yayılımlı Yapay Sinir Ağı
KAN	Kolmogorov-Arnold Ağları
KGE	Kling-Gupta Verimlilik Katsayısı
LEO	Alçak Dünya Yörüngesinde Dönen Uydular
LLM	Büyük Dil Modelleri
LM	Levenberg Marquardt
LReLU	Sızdıran Düzeltilmiş Doğrusal Birim
LSTM	Uzun Kısa Süreli Bellek
MAE	Ortalama Mutlak Hata
MAPE	Ortalama Yüzde Hata
MC-LSTM	Kütle Korunumlu LSTM
MGİ	Meteoroloji Gözlem İstasyonu
MGM	Meteoroloji Genel Müdürlüğü
MLP	Multi Layer Perceptron
MME	Çoklu Model Ansambli
MODIS	Orta Çözünürlüklü Görüntüleme Spektrometresi
MPI	Max Planck Enstitüsü Meteoroloji Modeli
MSE	Hataların Karesinin Ortalaması
MSS	Multispektral Tarama Sistemi
NAR	Doğrusal Olmayan Otoregresif Model
NARXM	Nonlinear Auto Regressive
NASA	Ulusal Havacılık ve Uzay Dairesi
NLP	Dil İşleme
NOAA	Ulusal Okyanus ve Atmosfer İdaresi
NSE	Nash Sutcliffe Verimliliği
NWM	Ulusal Su Modeli
OEHO	Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama
PatchTST	Yama Tabanlı Zaman Serisi Transformer Modeli
PERSIANN	Uzaktan Algılama Verileri ile Yapay Sinir Ağları Kullanarak Yağış Tahmini
PPM	Persistence Predictor Updating Model
R	Korelasyon Katsayısı
R ²	Determinasyon Katsayısı
RE	Bağıl Hata
ReLU	Düzeltilmiş Doğrusal Birim
RMSE	Hataların Karesinin Ortalamasının Karekökü
RNN	Tekrarlayan Sinir Ağı

RTYSA	Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağı
SANN	Kendini Organize Eden Yapay Sinir Ağı
SİSGNN	Öz yinelemeli Zamansal Mekansal Graf Sinir Ağı
SYİ	Standartlaştırılmış Yağış İndeksi
SWAT	Toprak ve Su Değerlendirme Aracı
TBAYSA	Temel Bileşenler Analizi Yapay Sinir Ağı
TFT	Zamana Bağlı Birleşim Dönüştürücüsü
TLANN	Aktarım Öğrenmesi Yapay Sinir Ağı
TSAM	Zaman Serisi Dikkat Modelleri
USGS	Amerika Birleşik Devletleri Jeoloji Araştırmaları Kurumu
VK	Verimlilik Katsayısı
YĞİ	Yağış Gözlem İstasyonu
YSA	Yapay Sinir Ağları
YZ	Yapay Zeka
ZGÖYSA	Zaman Geciktirmeli Özyineli Yapay Sinir Ağı

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 3.1 Sakarya havzasının Türkiye’deki konumu.....	23
Şekil 3.2 Sakarya ve alt havza haritası.....	24
Şekil 3.3 Sakarya havzası fiziki haritası	25
Şekil 3.4 Sakarya havzası gelecek dönemde su kullanımı tahminleri	26
Şekil 3.5 Çalışma alanı.....	28
Şekil 3.6 Çalışmada kullanılan veriler ve izlenen yöntemlerin akış şeması	33
Şekil 3.7 Çalışma alanına ait meteoroloji ve akarsu akım gözlem istasyonlarının konumları.....	35
Şekil 3.8 Ivankhnenko tarafından eğitilen bilinen ilk derin ağ mimarisi.....	50
Şekil 3.9 LSTM mimarisi.....	52
Şekil 4.1 E12A053 havzasına ait meteorolojik parametrelerin zaman serisi grafiği	62
Şekil 4.2 E12A033 havzasına ait meteorolojik parametrelerin zaman serisi grafiği	63
Şekil 4.3 D12A189 havzasına ait meteorolojik parametreleri zaman serisi grafiği.....	64
Şekil 4.4 D12A017 havzasına ait meteorolojik parametrelerin zaman serisi grafiği.....	65
Şekil 4.5 E12A033 havzasında arazi kullanımı ve arazi örtüsünün zaman içindeki değişimi	66
Şekil 4.6 E12A033 havzası için hidrometeorolojik parametreler arasındaki korelasyon	67
Şekil 4.7 E12A033 havzası için CNN model sonuçları ile hazırlanmış Taylor grafiği ..	70
Şekil 4.8 E12A033 havzası için seçilen en iyi modelin zaman serisi grafiği	71
Şekil 4.9 E12A033 havzası için seçilen en iyi modelin saçılım diyagramı	72
Şekil 4.10 E12A033 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryolarına göre analiz edilen dört meteorolojik parametrenin değişim eğilimleri	74
Şekil 4.11 D12A033 havzası için meteorolojik parametrelerin RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları arasındaki farkın istatistiksel analizi	76
Şekil 4.12 E12A033 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları kapsamında gelecek yıllar için tahmin edilen akım değerleri	77
Şekil 4.13 E12A053 havzası için CNN model sonuçları ile hazırlanmış Taylor grafiği	81
Şekil 4.14 E12A053 havzası için seçilen en iyi modelin zaman serisi grafiği	82
Şekil 4.15 E12A053 havzası için seçilen en iyi modelin saçılım diyagramı	83
Şekil 4.16 E12A053 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryolarına göre analiz edilen dört meteorolojik parametrenin değişim eğilimleri	84

Şekil 4.17 E12A053 havzası için dört meteorolojik parametrenin RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları arasındaki farkın istatistiksel analizi	86
Şekil 4.18 E12A053 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları kapsamında gelecek yıllar için tahmin edilen akım değerlerinin zaman içindeki değişimi	87
Şekil 4.19 D12A017 havzası için CNN model sonuçları ile hazırlanmış Taylor grafiği	90
Şekil 4.20 D12A017 havzası için seçilen en iyi modelin zaman serisi grafiği	91
Şekil 4.21 D12A017 havzası için seçilen en iyi modelin saçılım diyagramı	92
Şekil 4.22 D12A017 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryolarına göre analiz edilen dört meteorolojik parametrenin değişim eğilimleri	93
Şekil 4.23 D12A017 havzası için dört meteorolojik parametrenin RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları arasındaki farkın istatistiksel analizi	95
Şekil 4.24 D12A017 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları kapsamında gelecek yıllar için tahmin edilen akım değerlerinin zaman içindeki değişimi	96
Şekil 4.25 D12A189 havzası için CNN model sonuçları ile hazırlanmış Taylor grafiği	100
Şekil 4.26 D12A189 havzası için seçilen en iyi modelin zaman serisi grafiği	101
Şekil 4.27 D12A189 havzası için seçilen en iyi modelin saçılım diyagramı	102
Şekil 4.28 D12A189 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryolarına göre analiz edilen dört meteorolojik parametrenin değişim eğilimleri	103
Şekil 4.29 D12A189 havzası için dört meteorolojik parametrenin RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları arasındaki farkın istatistiksel analizi	105
Şekil 4.30 D12A189 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları kapsamında gelecek yıllar için tahmin edilen akım değerlerinin zaman içindeki değişimi	106

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1 Sakarya havzası alt havza alanları	24
Çizelge 3.2 Çalışmada kullanılan AGİ bilgileri.....	29
Çizelge 3.3 Sakarya havzası arazi kullanımı (da)	31
Çizelge 3.4 Sakarya havzası gelecek dönemde su kullanımı tahminleri (hm ³ /yıl).....	32
Çizelge 3.5 Çalışma alanına ait ortalama yağış verileri.....	36
Çizelge 3.6 Çalışma alanına ait ortalama sıcaklık verileri.....	36
Çizelge 4.1 İnterpolasyon yöntemlerinin performansı.....	60
Çizelge 4.2 E12A033 havzası için model sonuçları (Kalın yazılan en iyi model olarak seçilmiştir).....	69
Çizelge 4.3 E12A033 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryolarında değerlendirilen meteorolojik parametrelerin trend analizi.....	75
Çizelge 4.4 D12A033 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları altında değerlendirilen meteorolojik parametreler arasındaki farkların istatistiksel analiz sonuçları.....	76
Çizelge 4.5 E12A033 havzasında her bir senaryo için geçmiş ve gelecek dönemler arasındaki değişimlerin istatistiksel analizi.....	78
Çizelge 4.6 E12A053 havzası için model sonuçları (Kalın yazılan en iyi model olarak seçilmiştir).....	79
Çizelge 4.7 E12A053 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları altında değerlendirilen meteorolojik parametrelerin trend analizi.....	85
Çizelge 4.8 E12A053 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları altında değerlendirilen meteorolojik parametreler arasındaki farkların istatistiksel analiz sonuçları.....	86
Çizelge 4.9 E12A053 havzasında her bir senaryo için geçmiş ve gelecek dönemler arasındaki değişimlerin istatistiksel analizi.....	88
Çizelge 4.10 D12A017 havzası için model sonuçları (Kalın yazılan en iyi model olarak seçilmiştir).....	89
Çizelge 4.11 D12A017 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları altında değerlendirilen meteorolojik parametrelerin trend analizi.....	94
Çizelge 4.12 D12A017 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları altında değerlendirilen meteorolojik parametreler arasındaki farkların istatistiksel analiz sonuçları.....	95
Çizelge 4.13 D12A017 havzasında her bir senaryo için geçmiş ve gelecek dönemler arasındaki değişimlerin istatistiksel analizi.....	97
Çizelge 4.14 D12A189 havzası için model sonuçları (Kalın yazılan en iyi model olarak seçilmiştir).....	98

Çizelge 4.15 D12A189 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları altında değerlendirilen meteorolojik parametrelerin trend analizi	104
Çizelge 4.16 D12A189 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları altında değerlendirilen meteorolojik parametreler arasındaki farkların istatistiksel analiz sonuçları.....	105
Çizelge 4.17 D12A189 havzasında her bir senaryo için geçmiş ve gelecek dönemler arasındaki değişimlerin istatistiksel analizi.....	107



1. GİRİŞ

Su, hem bitkisel hem hayvansal üretimde kritik bir kaynaktır. Bulunabilirliği ve kalitesinin gıda güvenliği, çevresel sürdürülebilirlik ve ekonomik kalkınma üzerinde önemli etkileri vardır. Tarımsal ürünlerin gelişmesi ve yüksek verimi için gerekli en önemli girdilerin başında gelmektedir. Tarımda su kullanımı; mahsul alma, verim ve kalite, toprak nemi, haşere ve hastalık yönetimi ve sürdürülebilirlik için kontrol altında olması gereken bir kaynaktır. Etkili su yönetimi, tarımsal uygulamaların sürdürülebilir, verimli ve üretken olmasını sağlamak için esastır.

Tarım, dünyadaki birçok ekonomiye önemli bir katkı sağlamaktadır. Su kaynaklarına erişim, mahsulün büyümesi, verimi ve üretkenliği için hayati öneme sahipken tarımsal işletmelerin devamlılığı için de gereklidir. Su kıtlığı veya düşük su kalitesi, tarımsal üretkenlik üzerinde olumsuz etkilere sahiptir ve ekonomik kayıplara yol açabilir. Su kıtlığı, yüksek tarımsal üretkenliğe sahip bölgeler de dahil olmak üzere dünyanın birçok yerinde önemli bir sorundur. Birleşmiş Milletler'e göre, aşırı su sıkıntısı yaşayan ülkelerde 2 milyardan fazla insan yaşamaktadır ve bu sayının önümüzdeki yıllarda artması beklenmekte. Su kıtlığı, tarımsal üretkenliği sınırlandırabilir ve gıda güvensizliği riskini arttırabilmektedir (United Nations 2023).

Salma sulama veya suyun aşırı kullanımı gibi verimsiz su kullanım uygulamaları, dünyadaki birçok tarım sisteminde yaygındır. Bu uygulamalar, su israfına yol açmakta, tarımsal sistemlerin üretkenliğini ve sürdürülebilirliğini azaltmaktadır. Tarımda kontrolsüz su tüketimi, bir kısım çiftçinin suya erişimini olumsuz etkilemektedir. Su tüketimini oldukça azaltmak zorunda olan çiftçiler, faaliyetlerini kuraklık koşullarına karşı daha dayanıklı çeşitler seçerek ve verimli sulama sistemleri ve su yönetimi uygulamalarını kullanarak, çiftçilerin suyu koruyabilmelerini ve kuraklığa karşı savunmasızlıklarını azaltabilmelerini sağlamaktadır.

Tarımsal uygulamalar içinde gübre tüketimi, hastalık/zararlı ilaçları ve diğer kimyasalların kullanımı uygun şekilde yönetilmezse su kirliliğinin artmasına sebep olmaktadır. Aşırı gübre ve zirai ilaç kullanımı su kaynaklarının kirlenmesine yol açarak

insan saęlıęı ve evre zerinde olumsuz etkilere neden olmaktadır. Bilinli ve uygun su ynetimi uygulamaları, su kirlilięini nlemeye ve su kalitesini korumaya yardımcı olabilir.

Su ynetimi ve sulama sistemlerine yatırımın yanı sıra srdrlebilir tarım uygulamalarını teřvik etmeyi amalayan politikaların arttırılması gereklidir. Tarımda suyun kresel durumunu ele almak, tarımsal sistemlerin srdrlebilirlięini ve gelecek nesiller iin yeterli ve gvenli gıda mevcudiyetini saęlamak iin hkmetlerin, iftilerin ve dięer paydařların daha verimli sulama teknolojilerinin benimsenmesini, kuraklıęa daha dayanıklı eřit/ırkların kullanımını ile su ynetimi ve koruma uygulamalarının yaygınlařtırılması gerekmektedir.

Trkiye deki, yarı kurak iklim, nispeten yksek nfus artışı, kentleřme ve iklim deęiřiklięi gibi eřitli faktrler nedeniyle son yıllarda su ve sulamanın nemi fark edilir lde artmıřtır. lkemizde sulama ve dięer kullanımlar iin su saęlayan Fırat, Dicle ve Aras gibi birok byk akarsuya sahiptir. Ayrıca suyu depolamak ve akıřları ynetmek iin geniř bir baraj ve rezervuar aęı geliřtirilmiřtir. Ancak Trkiye de su kaynakları homojen olmayan bir řekilde daęıldıęından bazı blgelerde su azlıęı yařanırken bazılarında fazla su bulunmaktadır.

Trkiye, sulama sistemlerinin geniřletilmesi ve modernizasyonuna odaklanarak, sulama altyapısının geniřletilmesi iin byk yatırımlar yapmıřtır. 1.7 milyon hektardan fazla araziye sulama suyu saęlamayı amalayan Gneydoęu Anadolu Projesi (GAP), 1.65 milyon hektar arazi Doęu Anadolu Projesi (DAP), 450 bin hektar Doęu Karadeniz Projesi (DOKAP) ve 430 bin hektar Konya Ovası Projesi (KOP) gibi byk lekli sulama projelerinin inřası tamamlanmıř veya devam etmektedir (Darıcı ve Canbolat 2019).

lkemizde su kullanım verimlilięini arttırmak iin tarımda sulama uygulamalarını modernleřtirme ve su fiyatlandırmasına ynelik politikalar uygulanmaktadır. Suyu doęrudan bitki kklerine ileten ve su kullanımını nemli lde azaltabilen damla sulamanın yanı sıra sulama programını optimize etmek iin toprak nemi sensrlerinin ve dięer teknolojilerin kullanımı desteklenmektedir. iftileri kullandıkları su miktarına

göre ücretlendiren hacimsel su fiyatlandırmasının getirilmesi ve yerel düzeyde su kaynaklarını yönetmek için su kullanıcı birliklerinin kurulması da önem taşımaktadır.

Tarımda yerel su kaynaklarının kullanımında akarsular önemli bir etkiye sahiptir. Tarımda su kullanımını ve bunun akarsu debisi üzerindeki etkisini izlemek için bir havzanın su bütçesindeki etkisinin nicel bir değerlendirme yapılmalıdır. Tarımda su kullanımı ile akarsu debisi arasındaki ilişkiyi daha iyi anlamak ve su kaynaklarını daha sürdürülebilir bir şekilde yönetmek için stratejiler geliştirilmelidir.

Akarsu debisini etkileyen faktörler, akarsu ve bunlarla ilişkili ekosistemleri yönetmek için önemlidir. Akışı etkileyen faktörlerin başında meteorolojik unsurlar, eğim, deşarj, kanal şekli, pürüzlülük, engeller ve insan faaliyetleri gelmektedir. Bir akarsu yatağının eğimi, akarsu hızını etkileyen birincil faktördür. Eğim ne kadar dik olursa akım da o kadar hızlı olacaktır. Akarsuyun deşarjı; akan su miktarı, kanalın şekli; derinliği veya genişliği, akarsu yatağının pürüzlülüğü; engebeli veya düz bir yatakta oluşu, engeller; kanaldaki kayalar veya düşen ağaç gibi engeller, türbülans ve girdaplar, rüzgâr; su yüzeyinde akıntının hızını ve yönünü etkileyebilecek dalgalanmalar, sıcaklık; soğuk suyun, sıcak sudan daha hızlı akma eğilimi, insan faaliyetleri; baraj mevcudiyeti, tarama ve kanal açma gibi insan faaliyetleri akarsu akıntılarını etkilemektedir. Akımlardaki değişiklikler diğer faktörlerin yanı sıra su yaşamını, su kalitesini ve taşkın riskini etkilemektedir.

Yapay zeka (YZ) algoritmaları, tarıma yaklaşımda devrim yaratacak potansiyele sahiptir. Araştırmacı ve çiftçiler, makine öğrenimi tekniklerini kullanarak mahsul verimini artırmak, maliyetleri azaltmak ve kaynak kullanımını optimize etmek için veri toplayabilmekte ve analiz edebilmektedir. Genel olarak YZ, tarımın verimliliğini, sürdürülebilirliğini ve karlılığını artırma potansiyeline sahiptir. Ancak bu teknolojilerin etik, sürdürülebilir ve tarımsal değer zincirindeki tüm paydaşlara fayda sağlayacak şekilde geliştirilmesini ve uygulanmasını sağlamak önemlidir.

YZ destekli sensörler ve dronlar, çiftçilerin tarlalarındaki değişken koşulları daha doğru takip etmelerini sağlamak için toprak nemi, sıcaklık ve diğer çevresel faktörler hakkında veri toplayabilmektedir. Bu ise sulama, gübreleme ve zararlı kontrolü gibi bitki

görüntülerini analiz ederek ve bilgisayarla görme tekniklerini kullanarak sorunların erken uyarı işaretlerini daha yakından takip edebilmekte ve bunun yanı sıra daha yüksek ürün verimi ve daha düşük maliyetler sağlayabilmektedir. Ayrıca ekim ve hasat gibi görevleri insan müdahalesini oldukça azaltan sürücüsüz alet ve diğer otonom ekipmanlar geliştirilmektedir.

YZ algoritmaları, çiftlikten satış alanına kadar tarım ürünleri için tedarik zincirini optimize etmek için kullanılabilir. Nakliye, lojistik ve tüketici talebiyle ilgili verileri analiz ederek çiftçilerin ve perakendecilerin ürünlerini ne zaman ve nerede satacakları konusunda daha iyi kararlar almalarına da yardımcı olabilecektir. Özetle YZ, hassas tarımdan bitki yetiştiriciliğine, hayvancılık yönetimine ve pazar analizine kadar tarımın birçok alanında büyük bir potansiyele sahiptir.

YZ modelleri sayesinde akarsu akımlarını ve su kaynaklarını daha etkin bir şekilde yönetilmesine yardımcı olunabilmektedir. Bununla birlikte geleneksel modelleme yöntemlerinin veya uzman kararının yerine karmaşık sistemler hakkındaki anlayışı geliştirebilecek tamamlayıcı bir araç olarak etkilemektedir.

YZ modelleri, geleneksel modelleme yöntemlerinden daha doğru akarsu debi tahminleri sağlayabilir. Bunun nedeni, YZ modellerinin, insan analistlerin göremeyebileceği verilerdeki kalıpları ve ilişkileri öğrenebilmesidir. Akımları gerçek zamanlı izleyerek büyük miktarda veriyi hızlı bir şekilde işleyebilmektedir. Bu, özellikle taşkın tahmini, kuraklık koşullarını tahmin etme veya su mevcudiyetini iyileştirebilecek su yönetimi stratejilerini belirleme gibi akarsu debisine ilişkin değerli bilgiler sağlayacaktır.

İlki 1988 yılında yapılan Hükümetlerarası İklim Değişikliği Paneli (IPCC), Birleşmiş Milletler bünyesinde faaliyet gösteren Birleşmiş Milletler Çevre Programı ve Dünya Meteoroloji Örgütü gibi uzman kuruluşlar tarafından hayata geçirilmiştir. Panelin temel amacı, iklim değişikliğiyle ilgili teknik, bilimsel ve sosyoekonomik bilgileri derleyip analiz etmektir. Bu sayede, iklim krizine karşı alınacak önlemler ve uyum stratejileri konusunda politika yapıcılara bilimsel temele dayalı öneriler sunulmaktadır. IPCC'nin

raporları, küresel düzeyde iklim politikalarının şekillenmesinde kritik bir rol oynamakta ve hükümetler arasında iş birliği sağlamaktadır.

İklim değişikliği senaryoları, farklı sera gazı emisyonları, El Nino-Güney salınımı, Atlantik Multidecadal Salınımı ve Pasifik Decadal Salınımı bölgesel ve küresel hava modelleri gibi çeşitli doğal döngülerden etkilenmektedir. Dünya'nın ikliminin gelecekte nasıl değişeceğini tahmin etmek için bilgisayar yazılımlarının kullanıldığı bu modeller, atmosferik sirkülasyon, okyanus akıntıları, yeryüzü özellikleri ve bunlar arasındaki etkileşimler gibi iklimi etkileyen çeşitli fiziksel ve kimyasal süreçleri içermektedir (IPCC Raporları, Meteoroloji Genel Müdürlüğü 2023).

İklim değişikliği senaryoları, atmosferde gelecekte bulunması beklenen emisyonlar, sera gazları ve aerosoller (atmosferdeki katı ve sıvı partiküller) gibi yer yüzeyinin radyasyon dengesini bozan maddelerin olası konsantrasyonlarının tahminine dayanmaktadır (Moss vd. 2010). Bu senaryolar, geleceği kesin bir şekilde öngörmekten ziyade, alternatif ve muhtemel durumları ortaya koymayı amaçlamaktadır. IPCC tarafından farklı sektörlerden uzmanların katkılarıyla oluşturulan bu senaryolarda, nüfus artışı, enerji tüketimi, ekonomik gelişmeler, teknolojik yenilikler, tarım ve arazi kullanımı gibi unsurlar göz önüne alınmaktadır. Teknolojinin ilerlemesi ve bu bileşenlerdeki değişiklikler senaryolara güncellemeler yapılmasını sağlamaktadır. İnsan kaynaklı (beşeri) iklim değişikliği senaryoları, ısınımsal zorlama ve iklim sisteminin bu zorlamalara tepkisi gibi unsurları temel almakta ve IPCC çalışmalarının en kritik öğelerinden biri olmaktadır (Masson Delmotte vd. 2021, IPCC 2006).

IPCC, aralarında Türkiye'nin de bulunduğu Dünya Meteoroloji Örgütü'ne üye ve Birleşmiş Milletler'in bulunduğu "IPCC Ülkeleri" tarafından belirlenen bağımsız süreçler doğrultusunda çalışmalarını sürdürmektedirler. Her 5 ila 7 yıllık periyotlarla, dünya iklim sisteminin mevcut durumu hakkında derlenen değerlendirme raporları Çizelge 1.1'de verilmiştir.

Çizelge 1.1 IPCC iklim değişikliği senaryoları (Meteoroloji Genel Müdürlüğü 2023)

Senaryo Adı	Yayınlanma Yılı	Kullanıldığı IPCC Değerlendirme Raporu
SA90	1990	1. ve 2. Değerlendirme Raporu (FAR, SAR)
IS92a-f	1992	3. Değerlendirme Raporu (TAR)
SRES A-B	2000	3. ve 4. Değerlendirme Raporu (TAR, AR4)
RCPs	2007	5. Değerlendirme Raporu (AR5)
SSPs	2014	6. Değerlendirme Raporu (AR6)
SSPs	2021-2022	6. Değerlendirme Raporu (AR6)

İklim projeksiyonları tipik olarak sıcaklık, yağış, deniz seviyesi ve zaman içindeki diğer değişkenlerdeki değişiklikler açısından, genellikle birkaç on yıldan yüzyıla kadar veya daha uzun süreler için ifade edilmektedir. Senaryo, IPCC (2000) tarafından geleceğin tahmini değil, olması muhtemel alternatif durumların tanımlanması olarak ifade edilmiştir.

İklim projeksiyonlarından gelecek olan bilgiler, politik kararlara rehberlik etmek, planlama ve kaynak yönetimini bilgilendirmek ve bireylerin ve toplumların iklim değişikliğinin etkilerine hazırlanmalarına için kullanılmaktadır. İklim tahminleri, karar vericilerin iklim değişikliğinin su mevcudiyeti, biyolojik çeşitlilik ve ekosistemler gibi doğal kaynaklar üzerindeki uzun vadeli etkilerini planlamasına yardımcı olmaktadır. Bireylerin ve toplumların aşırı sıcak ve kurak, sel ve/veya orman yangınları gibi iklim değişikliğinin etkilerine hazırlanmalarına yardımcı olabilmektedir.

Türkiye, iklim değişikliğinin etkilerini hissetmeye başlamış ülkelerden birisidir. İklim değişikliğinin su kaynakları üzerinde; suyun miktarı, kalitesi ve dağılımı gibi önemli etkileri olmaktadır. Özellikle su kaynaklarının azalması, tarımsal verimliliğin düşmesi ve daha sık görülen aşırı kuraklık gibi hava olayları doğrudan su kıtlığına yol açmaktadır. Türkiye gibi yarı kurak bölgelerde su kıtlığı riski yükselmekte diğer bir yandan da yağış şekil ve miktarları değişmektedir.

İklim değişikliği ile artan sıcaklıklar, bitki büyümesini olumsuz etkilerken, bitkilerin daha fazla su kaybederek verimin düşmesine sebep olmaktadır. Sıcakların artması zararlı

böceklerin, bitki hastalıklarının yayılmasını kolaylaştırmakta bu ise tarımda daha fazla pestisit kullanımını ve üretim maliyetlerinde ki artışı beraberinde getirmektedir.

İklim değışikliđinin su kaynakları ve tarım üzerindeki etkileri, küresel ve yerel ölçekte büyük önem taşımaktadır. Sürdürülebilir su yönetimi, yenilikçi tarım teknikleri ve suyun verimli kullanımını teşvik eden politikalarla gıda güvenliđini sağlamak ve iklim değışikliđinin neden olduđu olumsuz etkileri hafifletebilmek için bu alanlarda daha fazla yatırım stratejileri geliştirilmelidir.



2. KAYNAK ÖZETLERİ

Uslu ve İaęa (2010) tarafından gerekleřtirilen alıřmada, Afyonkarahisar ve Bolvadin'deki Devlet Su İřleri (DSİ) istasyonlarına ait 1993 ve 1994 yıllarının 24 aya ait yaęıř verilerini kullanarak 1995 yılı iin 12 aylık yaęıř deęerlerinin tahmini hedeflenmiřtir. Bu tahminler iin, Yapay Sinir Aęları (YSA) yntemi ile gerekleřtirilmiř ve elde edilen veriler DSİ istasyonlarından alınan akım verileri ile karřılařtırılmıřtır. YSA modelinde,  katmanlı bir yapının yanı sıra Sigmoid aktivasyon fonksiyonu tercih edilmiřtir. Nron sayısı 1'den 24'e kadar arttırılarak eřitli senaryolar denenmiřtir. Sonu olarak, tahmin edilen veriler ile gerek veriler arasında ortalama %0.9 oranında bir uyum tespit edilmiřtir.

Shamseldin (2010) tarafından yapılan alıřmada; Mavi Nil Nehri zerinde, Sudan sınırları ierisindeki yaęıř ve akıř iliřkilerini incelemek amacıyla drt farklı model geliřtirilmiřtir. Modellerin ortak zellięi, yapısında ok Katmanlı Perseptron (MLP) metodunun uygulanmıř olmasıdır. Modellerde, dıř girdiler deęiřiklik gsterirken yaęıř indeksi ortak girdi olarak kullanılmıřtır. Birinci YSA modelinde sadece ortak girdi kullanılırken ikinci ve nc YSA modellerinde hem mevsimsel beklenen deřarj miktarı hem de mevsimsel tahmini yaęıř indeksi girdi olarak kullanılmıřtır. Drdnc YSA modelinde ise mevsimsel beklenen deřarj miktarını ve mevsimsel beklenen yaęıř indeksi ek girdi olarak kullanılmıřtır. Yapılan analizler sonucunda, drt model arasında en iyi bařarımı drdnc YSA modeli gsterilmiřtir. Ek olarak, drdnc YSA modeli, gerek zamanlı nehir akıř tahmini iin doęrusal olmayan geri beslemeli bir model olan Doęrusal Olmayan Otomatik Gerilemeli (NARXM) kullanılarak beslenmiřtir. Bu modelin elde ettięi sonular, Srekliyet Tahmin ve Gncelleme Modeli (PPM) ile karřılařtırılmıřtır. YSA modeli ile olduka anlamlı ve tatmin edici sonular elde edilmiřtir.

Okkan ve Mollamahmutoęlu (2010) yaptıkları alıřmada; Gediz Havzası'nda, Yięitler ayı zerinde bulunan akım gzlem istasyona ait 2002 ve 2006 yıllarını kapsayan 1461 gnlk akım verisi ve bu blgede bulunan Turgutlu meteoroloji istasyonuna ait yaęıř adet gnlk akım verileri ile Turgutlu meteoroloji istasyonundan saęlanan yaęıř verileri analiz

edilmiştir. Bu verilerin değerlendirilmesinde, ileri beslemeli geriye yayımlı YSA (İBGYSA) metodu kullanılmıştır ve Sigmoid fonksiyonu aktivasyon fonksiyonu olarak seçilmiştir. İBGYSA modelinin performansı, Çoklu Doğrusal Regresyon (ÇDOR) modeliyle kıyaslanmıştır. Yapılan çalışmada geçmiş iki ve üç gün yağış verilerini bir araya getirerek yapılan akım tahminleri gerçek akım verilerine daha yakın sonuçlar sunmuştur. ÇDOR analizinde Determinasyon Katsayısı (R^2)=0.78, YSA metodu ile R^2 =0.88 sonucuna varılmıştır. Bu sonuçlar, doğrusal olmayan yağış-akış ilişkilerinin YSA kullanılarak daha etkili bir biçimde modellenebileceğini ve tahminlerin doğruluğunun önemli ölçüde artırılabilirliğini ortaya koymaktadır.

Sattari vd. (2011) YSA ile Standartlaştırılmış Yağış İndeksi (SYİ) modellemesi ve ileriye dönük kuraklık analizi yapmışlardır. Modellemede İBGYSA yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemde, farklı zamanlara ait yağış ve SYİ kombinasyonlarını girdi verisi olarak alıp, ileriye yönelik kuraklık tahminlerinde bulunmuşlardır. Model, uzun dönemli SYİ tahminlerinde zorluklar yaşamakla birlikte, yağış serileri arasındaki korelasyonun arttığı durumlarda tahmin sonuçlarının daha olumlu yönde geliştirmiştir.

Othman ve Naseri (2011) çalışmasında; uzun dönemli rezervuar giriş tahminleri yapmak için mevcut aylık verileri kullanarak, YSA yöntemi uygulamışlardır. YSA modellerini geliştirilmesinde Levenberg-Marquardt (LM) geri yayılım algoritması tercih edilmiştir. Farklı nöron ve gizli katman kombinasyonlarına sahip ağlar arasında (4-5-1) yapısına sahip ağ en iyi performansı gösteren model olarak belirlenmiştir. Eğitim ve test işlemleri için toplamda 21 yıllık veri seti kullanılmıştır. Modelin doğruluğu, Hataların Karesinin Ortalaması (MSE), ve Korelasyon Katsayısı (r) ile ölçülmüştür. Eğitim ve test aşamalarında sırasıyla, 0.0188 ile 0.0283 arasında MSE değerleri; 0.7282 ile 0.7228 arasında ise r değerleri elde edilmiştir.

Turhan (2012) yaptığı çalışmada; YSA yöntemi ile Seyhan Havzası'nın yağış ve akış ilişkisini modelleyerek, gözlenmiş akım ve yağış verileriyle akım tahminleri elde etmiştir. İBGYSA yöntemi ile ÇDOR yöntemi karşılaştırılmış ve çalışma sonucunda İBGYSA yönteminin ÇDOR yöntemine göre daha iyi sonuçlar verdiği belirtilmiştir.

Gümüş vd. (2013) yaptıkları çalışmada, Fırat Havzası'nda bulunan Karasu Çayı üstündeki 2157 numaralı Akım Gözlem İstasyonuna (AGİ) ait aylık ortalama akım verileri ile Muş merkez de yer alan 17204 numaralı Yağış Gözlem İstasyonuna (YGİ) ait aylık toplam yağış verileri kullanarak yağış-akış modeli geliştirmişlerdir. İBGYSA, Radyal Tabanlı YSA (RTYSA) ve Genelleştirilmiş Regresyon YSA (GRYSA) ile araştırılmış ve ÇDOR yöntemi ile karşılaştırılmıştır. Kullanılan üç YSA yönteminin ÇDOR yöntemine göre daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir.

Nacar (2014)'in yaptığı çalışmada; Doğu Karadeniz Bölgesi, Solaklı Havzası, Haldizen Deresi'nin 1998 ve 2009 yılları arasındaki günlük akım değerleri kullanılarak ileriye yönelik akım değerleri tahmin edilmeye çalışılmıştır. Şerah AGİ'den aldığı 4291 adet günlük akım verisi Çok Katmanlı YSA (ÇKYSA), Temel Bileşenler Analizi YSA (TBAYSA) ve Zaman Geciktirmeli Özyineli YSA (ZGÖYSA) elde edilen çıktı veri analizleri Hataların Karesinin Ortalamasının Karekökü (RMSE), r ve Nash - Sutcliffe (NSE) kriterlerine göre yapılmıştır. Tüm YSA yöntemlerinin akım tahmininde kullanılabilir olduğu çalışmada görülse de ÇKYSA yönteminin diğerlerine göre daha iyi sonuç verdiği tespit edilmiştir.

Aichouri (2015) yaptığı çalışmada; Cezayir'de yarı kurak ve Akdeniz ikliminde bulunan bir havzada yağış-akış ilişkisini modellemek için bir YSA geliştirmiştir. YSA modelinin performansı, aynı verileri kullanarak gözlemlenen ÇDOR modelleri ile karşılaştırılmıştır. YSA modelinin daha iyi tahminler verdiği tespit edilmiştir.

Motamednia vd. (2015) yaptığı çalışmada, İran'ın kuzeybatısında bulunan Razavi Horasan Eyaleti'nde Bar havzasının günlük akımlarını tahmin etmek için YSA modelleri oluşturmuşlardır. İki farklı sinir ağı modeli, Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) ve RTYSA geliştirilmiş, 55 yıllık bir süre için (1951- 2006) akım tahmin performansları karşılaştırılmıştır. En iyi performans üç istatistiksel kriterlere dayanarak elde edilmiştir. ÇKA'nın yağış ve akış ilişkisinin iyi bir genellemesini gösterdiği ve RTYSA'dan daha iyi olduğu bulunmuştur. Ayrıca, ÇKA'nın Bağlı Hata (RE) ve RMSE değerleri dikkate

alındığında en iyi model 46.21 ve 0.75 değerlerini elde edilmiştir. RTYSA modelinde sırasıyla 177.60 ve 0.82 değerlerine ulaşılmıştır.

Anusree ve Varghese (2016) yaptığı çalışmada; Thrissur bölgesindeki Karuvannur nehri havzasının çıkış noktası için günlük debiyi tahmin etme amacıyla Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemleri (ASBÇS), ÇDOR ve YSA yöntemleri kullanılmıştır. Modellerin geliştirilmesinde 9 YGİ'den alınan veriler kullanılmıştır. Modellerin performansları NSE ve RMSE ile analiz edilmiştir. Yapılan çalışmalar neticesinde ASBÇS modelinin ÇDOR ve YSA modellerine göre günlük debinin tahmininde daha yakın sonuçlara ulaşılmıştır.

Altunkaynak ve Başakın (2017) yaptıkları çalışmada, Amerika Birleşik Devletleri (ABD) Columbia Nehri'ne ait 10 yıllık (1950-1960) günlük akım verileri kullanılmıştır. İleriye dönük akım tahmini için YSA ile Doğrusal Olmayan Otoregresif Model (NAR), Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi Yöntemi (ANFIS) ve Otoregresif Hareketli Ortalama Model (ARIMA) kullanılmıştır. Modellerin performans değerleri Verimlilik Katsayısı (VK) ve MSE yöntemleri ile belirlenmiştir. Çalışma da en başarılı veri tahmini ANFIS modeli ile elde edilmiştir.

Hu vd. (2018) yaptıkları çalışmada; Kuzey Çin'in Shanxi Eyaletinde yer alan Fen Nehri'nde AGİ ve YGİ verileri kullanılarak akarsu akım verileri tahmini için çalışmışlardır. Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) derin öğrenme modeli uygulanmıştır. Tahmin sonuçları Ortalama Mutlak Hata (MAE), RMSE ve R^2 kriterleri kullanılarak değerlendirmişlerdir. LSTM'in tahmin değerleri, diğer modellerle karşılaştırıldığında, LSTM'in tahmin yeteneğinin diğer modellerden daha etkili (RMSE=82.007, MAE=27.752 ve $R^2=0.970$) olduğu ortaya konulmuştur.

Kratzert vd. (2018) çalışmalarında; meteorolojik verileri kullanarak akış simülasyonu yapan LSTM ağlarının başarısını; tek havza, bölgesel eğitim ve bilgi aktarımı yöntemleriyle değerlendirmişlerdir. Elde edilen bulgular, LSTM modellerinin geleneksel kavramsal modellerle benzer, hatta bazen daha yüksek doğrulukla sonuç verdiğini ve

özellikle havzalar arası bilgi aktarımının, verisi yetersiz bölgeler için güçlü bir potansiyel sunduğunu göstermektedir. Güvenilir tahminler için yaklaşık 15 yıllık veri birikimine ihtiyaç duyulduğunu saptayan araştırma, modelin iç mekanizmaları incelendiğinde kar erimesi gibi fiziksel süreçlerin de anlamlandırılabilirliğini ortaya koymaktadır. Bu yaklaşım, veri odaklı modellerin yapısını şeffaflaştırarak su kaynakları yönetiminde daha güvenilir bir kullanım alanı sağlamayı hedeflemektedir.

Olawoyin ve Chen (2018) yaptıkları çalışmada; dört farklı ÇKA ve YSA modeli analiz edilmiş ve bu modellerin etkinliği, Otoregresif Entegre Hareketli Ortalama (OEHO) yöntemiyle karşılaştırılmıştır. Modellerin performansları ise RMSE ve R^2 gibi iki istatistiksel ölçüt yardımıyla değerlendirilmiştir. Analizler, her gizli katmanda tanh aktivasyon fonksiyonu kullanılan dört katmanlı bir ÇKA mimarisinin, çıktı katmanında en düşük doğrusal tahmin hatasını sağladığını ve çok katmanlı algılayıcı sinir ağları arasında en yüksek R^2 katsayısına ulaştığını ortaya koymuşlardır. Ayrıca, bu ÇKA modelinin OEHO modeline göre daha düşük bir tahmin hatası sunduğu da belirlenmiştir.

Yıldıran (2019) yaptığı çalışmada, Porsuk Havzası'nda bulunan 10 AGİ ve Eskişehir İli'nde bulunan 1 YGİ' den alınan veriler ile YSA modeli geliştirmiştir. Modelle, akım istasyonlarında ölçümü yapılmamış akım verilerinin tahmini hedeflenmiştir. Gen İfade Programlama yöntemi, İBGYSA ve ÇDOR yöntemleriyle yapılan modeller, MSE ve r metrikleri ile karşılaştırılmıştır. Ölçülemedi ancak tahminleri gereken akım değerleri için en başarılı sonuçların İBGYSA tarafından sağlandığı görülmüştür.

Fırat (2019) yaptığı çalışmada, İstanbul İli Göksu Deresi'nin aylık ortalama akım değerleri ile Şile Meteoroloji Gözlem İstasyonundan (MGİ) alınan aylık maksimum yağış değerlerinin tahmini için ÇRA ve YSA metotları kullanılmıştır. Göksu Deresi'nden alınan ortalama akım verileri ve debi verileri kullanılmıştır. Sonuçlar R^2 ile kontrol edilip MSE, MAE, RMSE ve Ortalama Yüzde Hata (MAPE) ile her iki yöntemin tahmin hataları değerlendirilmiştir. YSA metodu ile elde edilen değerlerin ÇRA metoduna göre daha başarılı olduğu tespit edilmiştir.

Sahoo vd. (2019) yaptıkları çalışmada, Hindistan'daki Mahanadi Nehri havzasındaki Basantapur ölçüm istasyonundan alınan günlük akım verileri kullanılarak YSA ve LSTM yöntemlerinden hangisinin daha elverişli olduğu araştırılmıştır. Bu çalışmada, Modelin performansını değerlendirmek için R, MAE, RMSE ve NSE gibi farklı kriterler tercih edilmiştir. Sonuç olarak, LSTM modelinin (NSE=0.878, RMSE=0.487 ve R=0.943), TSA modelinden (RMSE = 0.516, R = 0.935, NSE = 0.843) ve diğer yöntemden (NSE=0.704, RMSE=0.793 ve R=0.866,) daha üstün olduğu tespit edilmiştir.

Askar (2020) tarafından yapılan çalışmada, iklim değişikliğinin Seyhan havzasının su kaynakları üzerindeki etkisini farklı mekânsal ve zamansal ölçeklerde ölçümünü gerçekleştirmek için Toprak ve Su Değerlendirme Aracı (SWAT) analizi tercih edilmiştir. Oluşturulan SWAT modeli, CORDEX Akdeniz Projeksiyonları kullanılarak gelecekteki iklim değişikliklerinin (RCP 4.5 ve RCP 8.5) havzadaki akış üzerindeki etkilerini araştırmak için kullanılmıştır. ArcSwat ile simüle edilen havzada akımının RCP 4.5 senaryosunda %65'e kadar düşeceği, RCP 8.5 senaryosunda ise %85'e kadar yükseleceği öngörülmüştür.

Liu vd. (2020) tarafından yapılan çalışmada; Yangtze Nehri Havzası'ndaki aylık akış miktarını tahmin etmek amacıyla geliştirilen; Ampirik Mod Ayrıştırma (EMD) tabanlı LSTM modelini sunmaktadır. Hem taşkın mevsimi öngörülerini hem de uzun vadeli tahminleri kapsayan bu model, optimize edilmiş 6 aylık minimum periyod yapılandırması üzerine inşa edilmiştir. Sistemin başarısı, 1998 ve 2016 gibi büyük tarihsel taşkın yılları üzerinden test edilmiş ve modelin taşkın tahminlerinde başarı ($R^2 > 0.80$) sergilediği görülmüştür. 2009-2018 dönemini kapsayan uzun vadeli tahminlerde ise model, düşük hata payı ve yüksek uyum başarısıyla yıllık pik debileri isabetli bir şekilde üretmiştir. Yapılan karşılaştırmalı analizler; derin LSTM mimarilerinin, Kodlayıcı Kod Çözücü tasarımının ön işleme yönteminin performans üzerinde belirleyici bir etkisi olduğunu ortaya koymuştur. Model, uzun vadeli eğilimleri ve pik akış sinyallerini ön plana çıkararak su kaynakları yönetimi için proaktif bir karar destek mekanizması sunsa da bazı kısıtlara sahiptir. Tek bir istasyon verisine dayanması, meteorolojik değişkenleri dışarıda bırakması ve hiperparametre optimizasyonunun sınırlı tutulması, modelin geliştirilmeye açık yönlerini oluşturmaktadır.

Xu vd. (2020) yaptığı çalışmada, ağ yapıları ve parametrelerinin akarsu akımı tahmin sonuçlarına olan etkisini araştırmak için LSTM ağlarının performansını kıyaslamışlardır. Çalışmada Yukarı Yangtze ve Hun Nehri havzaları verileri ile çalışılmıştır. LSTM modelinde ilk katmandaki bazı aktivasyon fonksiyonları öğrenme sürecini zorlaştırırsa da birkaç hidrolojik modelle kıyaslandığında, özellikle akış tepe noktalarını tahmin etmekte oldukça başarılı olduğu görülmüştür. LSTM, ÇDR ve GYSA gibi modellere kıyasla daha iyi performans göstermiştir.

Asaad (2021) yaptığı çalışmada; Konya Kapalı havzası, Meram çayı üzerinde aylık ortalama akım verileri YSA kullanılarak akım tahminin de MATLAB R2019a programıyla üç model (ÇKA, LSTM ve ASBÇS) kullanılmıştır. ÇKA modelinde 3 gizli katman, LSTM modelinde 2 gizli katmandan oluşan ağlar başarılı sonuç vermiştir. MSE ve R^2 sırasıyla 0.261-0.73 (LSTM), 0.487-0.43 (ÇKA) ve 0.815-0.41 (ASBÇS) değerlerine ulaşmıştır.

Gauch vd. (2021) çalışmalarında; derin öğrenme tabanlı yağış-akış modellerini farklı zaman ölçeklerine uyarlamak amacıyla geliştirilen MTS-LSTM ve sMTS-LSTM mimarilerini analiz etmiştir. Araştırma sonuçları, tüm LSTM modellerinin hem günlük hem de saatlik tahminlerde fiziksel tabanlı Ulusal Su Modeli'nden (NWM) daha yüksek performans sergilediğini ortaya koymuştur; nitekim LSTM modelleri ile NWM arasındaki medyan NSE farkı günlük veride 0,11-0,16, saatlik veride ise 0,19 seviyesine ulaşmıştır. Çoklu zaman ölçekli modellerin bir diğer avantajı ise hesaplama verimliliğidir; MTS-LSTM ve sMTS-LSTM modelleri, geleneksel saatlik LSTM'e kıyasla yaklaşık 40 kat daha hızlı tahmin üretebilmektedir. Ayrıca, modele farklı çözünürlükteki meteorolojik verilerin eş zamanlı dahil edilmesi, medyan günlük NSE değerini 0,766'dan 0,811'e yükselterek tahmin isabetini artırmıştır. Sonuç olarak çalışma, makine öğrenimi tabanlı bu yaklaşımların karmaşık hidrolojik süreçleri modellemede fiziksel modellerin kısıtlarını aşan, güvenilir ve operasyonel bir çerçeve sunduğunu göstermektedir.

Hoedt vd. (2021); kütle, enerji, momentum vb. gibi fizik yasalarını temel alan ve bu yasaları mimarisinde yapısal bir kısıt olarak barındıran Kütle Korunumlu LSTM (MC-LSTM) modeli tanıtılmaktadır. Standart LSTM modelleri bilgiyi zamanla depolayabilse de fiziksel sistemlerdeki kütle dağılımını ve korunumunu garanti edememektedir; MC-LSTM ise bu eksikliği olasılıksal matrisler kullanarak gidermektedir. Geliştirilen model, toplama gibi aritmetik işlemlerden trafik tahminine ve sönümlü sarkaç modellemesine kadar geniş bir yelpazede test edilmiştir. Özellikle hidroloji alanında yapılan geniş kapsamlı testlerde MC-LSTM, taşkın piklerinin (FHV) tahmininde mevcut tüm modelleri geride bırakarak yeni bir dünya standardı belirlemiştir. Sonuçlar, MC-LSTM'nin hem karmaşık aritmetik görevlerde hem de büyük ölçekli çevresel modelleme problemlerinde güvenilir ve proaktif bir araç olduğunu kanıtlamaktadır. Çalışma, veri yoğun modeller ile fizik tabanlı kısıtların entegrasyonu konusunda sürdürülebilir su yönetimi ve afet risk analizi süreçleri için stratejik bir temel oluşturmaktadır.

Lim vd. (2021) çalışmalarında; Zamana Bağlı Birleşim Dönüştürücüsü (TFT) modelinin farklı veri setleri üzerinde sergilediği tutarlı ve üstün başarıyı ortaya koymaktadır. Elde edilen bulgular, model mimarisinin uzun vadeli tahminlere göre özelleştirilmesinin somut avantajlar sağladığını doğrular niteliktedir. TFT hem nokta tahminlerinde hem de olasılıksal öngörülerde en güçlü rakiplerine kıyasla ortalama %7 ile %9 arasında daha düşük hata payı elde etmiş; bu başarı farkının istatistiksel olarak anlamlı olduğu saptanmıştır. Araştırma kapsamında yapılan analizler, gözlemlenen verilerin doğru işlenmesinin önemini de vurgulamaktadır. Özellikle eksik verilerin tamamlanması gereken durumlarda bazı modellerin zayıf kaldığı görülmüştür. Son olarak çalışma, verilerin normal dağılım göstermediği durumlarda kuantil (yüzdelik kesim) regresyon yönteminin değerine dikkat çekmektedir. Özellikle hedeflenen verilerin belirli değerlerde yoğunlaştığı durumlarda, doğrudan çoklu kuantil yaklaşımlarının standart istatistiksel yöntemlere göre çok daha güvenilir sonuçlar verdiği belirlenmiştir.

Nearing vd. (2021); YZ ve özellikle derin öğrenmenin hidroloji biliminde yarattığı paradigma değişimini ele alarak, geleneksel hidrolojik teori ile modern veri bilimi arasındaki ilişkiyi sorgulamaktadır. Makale, derin öğrenme modellerinin havza ölçeğindeki karmaşık süreçleri modellemede geleneksel fiziksel modellerden çok daha

başarılı olduğunu, hatta verinin kıt olduğu havzalarda bile üstün tahmin yeteneği sergilediğini ortaya koymaktadır. Geleneksel modellerin zayıf performansı, sanıldığı gibi aşırı parametrelerden değil, aksine yetersiz veya hatalı teorik kısıtlamalardan kaynaklanmakta olduğunu savunmaktadır. Hidrolojiyi bir kara kutu olarak görmekten vazgeçip, eğitilmiş modellerden fiziksel içgörüler çıkarabilecek açıklanabilir YZ araçlarına odaklanması gerektiğini vurgulamaktadır. Ayrıca, kütle korunumu gibi fiziksel yasaların yapay sinir ağlarına mimari birer kısıt olarak eklenmesi, teorik bilgiyle veri gücünü birleştirmek adına stratejik bir yol haritası olarak sunulmaktadır. Geleneksel yöntemlere olan öznel bağlılığın terk edilerek, geniş ölçekli veri havuzları ve açık kaynaklı modelleme standartlarıyla disiplinin modernleşmesi yönünde bir çağrıda bulunmaktadır.

Xue ve Zhu (2021) 'nın çalışması, havzalardaki değişken mekansal etkileşimleri daha hassas bir şekilde temsil etmek amacıyla geliştirilen Öz Yinelemeli Zamansal Mekansal Graf Sinir Ağı (SiSGNN) modelini sunmaktadır. Mevcut modellerin çoğu, arazi kullanımı veya kısa süreli çevresel değişimler nedeniyle istasyonlar arasında zamanla evrilen ilişkileri yakalamakta yetersiz kalmaktadır; SiSGNN, bu statik yapı kısıtını aşmak için hibrit bir strateji benimser. Sistem, öncelikle hidrolojik alan bilgilerine dayalı bir havza grafi oluşturmakta, ardından istasyonlar arasındaki gizli ve geçici ilişkileri doğrudan tarihsel veri serilerinden öğrenerek bu yapıyı dinamik bir forma kavuşturmaktadır. Modelin öz yinelemeli tasarımı, havza içindeki bağlantı örüntülerini sürekli güncelleyerek değişken çevresel koşullara adaptasyon sağlamaktadır. Çin'in Tunxi havzasından alınan gözlem verileriyle yapılan kapsamlı testler, bu yöntemin karmaşık havza yapılarında geleneksel modellere kıyasla daha yüksek bir isabet oranı ve dayanıklılık sergilediğini kanıtlamıştır. Elde edilen bulgular, geliştirilen bu çerçevenin dinamik çevre koşullarında su kaynakları yönetimi ve afet risklerinin azaltılması süreçlerinde stratejik bir araç olma potansiyelini ortaya koymaktadır.

Zhou vd. (2021) çalışmalarında; uzun vadeli zaman serisi tahminlerinde karşılaşılan ölçeklenebilirlik ve doğruluk sorunlarını çözmek amacıyla geliştirilen Informer mimarisini tanıtmaktadır. Standart transformer modellerinin yüksek bellek ve işlem gücü gereksinimini aşmak için tasarlanan bu yöntem, “ProbSparse” öz dikkat mekanizması ve

veriyi süzme işlemleriyle çok daha hızlı sonuç üretmektedir. Gerçek verilerle yapılan deneyler, Informer'ın çok değişkenli ortamlarda hem eğitim hızında hem de tahmin kapasitesinde diğer modellere göre çok daha verimli olduğunu kanıtlamıştır. Özellikle kod çözücü yapısı sayesinde tahmin sürelerini kısaltan bu mimari, geleneksel yöntemlere kıyasla operasyonel maliyetleri düşürürken yüksek tahmin doğruluğu sunan etkili bir çözüm olarak öne çıkmaktadır.

Nie (2022) yaptığı çalışmada, çok değişkenli zaman serisi tahminlerinde modellerin etkinliğini artırmak amacıyla geliştirilen Yama Tabanlı Zaman Serisi Transformer Modeli (PatchTST) mimarisini tanıtmakta ve zaman serisi verilerinin işlenmesinde yeni bir standart sunmaktadır. Modelin başarısı, zaman serilerini alt diziler halinde gruplandıran yamalama ve her değişkeni ayrı bir kanal olarak ele alan kanal bağımsızlığı olmak üzere iki temel teknik üzerine inşa edilmiştir. Yamalama tekniği, verideki yerel anlamsal bilginin korunmasını sağlarken, dikkat mekanizmasındaki hesaplama karmaşıklığını karesel olarak azaltarak modelin çok daha uzun geçmiş pencerelerini işlemesine imkan tanımaktadır. Kanal bağımsızlığı yapısı ise değişkenler arasındaki gürültüyü minimize ederek modelin genelleme kapasitesini artırmakta ve tüm kanallarda ortak ağırlık paylaşımına olanak sağlamaktadır. Yapılan deneysel analizlerde PatchTST, mevcut en iyi transformer tabanlı modellerle kıyaslandığında tahmin doğruluğunda %20'nin üzerinde bir iyileşme sergilemiş ve hesaplama süresini 22 kata kadar hızlandırmıştır. Ayrıca model, maskelenmiş kendi kendine denetimli öğrenme yeteneği sayesinde, bir veri setinden öğrenilen temsilleri başarıyla diğerine aktarabilmektedir. Sonuç olarak PatchTST, hem tahmin hassasiyeti hem de düşük hesaplama maliyetiyle gelecekteki zaman serisi temel modelleri için stratejik bir yapı taşı sunmaktadır.

Sit vd. (2022); iklim değişikliğiyle birlikte artan büyük ölçekli sensör ağları ve uzaktan algılama verilerinin, derin öğrenme yöntemleriyle hidrolojik modelleme ve akış tahmini süreçlerine entegrasyonunu kapsamlı bir şekilde incelenmiştir. Araştırma kapsamında, Ocak 2014 ile Ocak 2022 tarihleri arasında yayınlanan yaklaşık 8.700 makale sistematik bir taramadan geçirilmiş ve doğrudan konuyla ilgili olan 230 çalışma detaylı analiz için seçilmiştir. İnceleme; akış verilerinin kalitesini artırmaya yönelik çalışmalar ile kısa ve uzun vadeli akım tahminlerini odağına alan derin öğrenme uygulamalarını sınıflandırarak

literatürün mevcut durumunu özetlemektedir. Analiz edilen literatür, derin sinir ağlarının geleneksel yaklaşımlara kıyasla daha başarılı sonuçlar verdiğini ve alana olan ilginin ivme kazandığını doğrulamaktadır. Ancak çalışmalar arasında doğrudan karşılaştırma yapılmasını zorlaştıran metodolojik sınırlamalar, modellerin performansının tam olarak ölçülmesini güçleştirmektedir. Yazarlar, bu belirsizliğin aşılması adına projelerin açık kaynak kodlu paylaşılmasını ve bilgisayarlı görü veya doğal dil işleme alanlarındaki gibi standart referans veri setlerinin hidroloji alanında da yaygınlaştırılmasını önermektedir. Çalışma, derin öğrenme uygulayıcıları ve yer bilimciler için güncel sorunları, kısıtlamaları ve gelecekteki araştırma yönlerini vurgulayan stratejik bir başlangıç noktası sunmaktadır. Nihayetinde, veriye dayalı hidrolojik modellemenin şeffaflık ve erişilebilirlik ilkeleriyle geliştirilmesi gerektiğini savunmaktadır.

Sun vd. (2022) çalışmalarında; nehir ağlarındaki akım öngörülerini iyileştirmek amacıyla fizik tabanlı modeller ile Graf Sinir Ağlarını (GNN) birleştiren çok aşamalı ve fizik rehberli bir makine öğrenmesi çerçevesi sunmaktadır. ABD'nin batısında kar baskın hidrolojiye sahip ve iklim değişikliğine duyarlı olan East-Taylor ve Gunnison Nehri havzalarında başarıyla test edilmiştir. Çalışmada, büyük ölçekli regresyon problemlerinde karşılaşılan graf ölçekleme sorununa çözüm olarak sunulan graf sadeleştirme tekniği, hesaplama maliyetini düşürürken model hassasiyetini korumuştur. GNN mimarisinin fizik tabanlı modellerle asimetric tasarlanabilmesi, farklı ölçekteki ağların birlikte çalışmasına ve çok ölçekli modelleme stratejilerinin geliştirilmesine imkan tanımaktadır. Bu bulgular, GNN'lerin büyük ölçekli havza tahminlerine uyarlanması sürecin de, hem fiziksel süreçlerin anlaşılması hem de makine öğrenmesi tabanlı hata düzeltme mekanizmalarının etkinliği açısından kritik içgörüler sunmaktadır.

Xiang vd. (2022) yaptığı çalışmada; Iowa eyaletindeki USGS akım gözlem istasyonları için derin öğrenme tabanlı, operasyonel ve gerçek zamanlı bir akış tahmin çerçevesi sunmaktadır. Son yıllardaki başarılı çalışmalar referans alınarak yapılan çalışmada, eyalet genelinde ilk kez gerçek zamanlı bir tahmin sistemi hayata geçirilmiştir. Sistemin veri akışı; USGS, NOAA ve IFC gibi kurumlardan gelen güvenilir veri arayüzlerine dayanmaktadır. Sonuçlar, kurulan sistemin yüksek işlem hızı ve doğrulukla çalıştığını, ayrıca operasyon sırasında yüksek performanslı bilgisayarlara ihtiyaç duymayarak

maliyet ve kaynak tasarrufu sağladığını göstermiştir. Bununla birlikte modelin bazı kısıtları bulunmaktadır; tahminler yalnızca gözlem istasyonunun bulunduğu noktalarla sınırlıdır ve doğruluğu büyük oranda yağış verisinin kalitesine bağlıdır. Gelecekte daha isabetli sonuçlar için sistemin yeni nesil yağış ölçüm teknolojileriyle entegre edilmesi hedeflenmektedir.

Yeşilyurt (2022) tarafından yapılan çalışmada; Fırat-Dicle havzasında bulunan dört istasyonun AGİ verileri kullanılarak Destek Vektör Regresyonu (SVR), ANFIS, Aşırı Öğrenme Makinesi (ELM), Sezgisel Sinir Ağları (ENN) ve Gauss Süreç Regresyonu (GPR) YSA teknikleri ile değerlendirme yapılmıştır. Modelin performansının belirlenmesinde RMSE, MSE, MAE ve R kullanılmıştır. Ayrıca rank analizi yapılarak teknikler arası kıyaslama yapılmıştır. GPR, ENN ve ELM algoritmalarının daha iyi sonuçlar verdiği tespit edilmiştir.

Anwar vd. (2024) Swat Nehri Havzası'ndaki günlük akım tahmini için yaptıkları araştırmada LSTM, Kendini Organize Eden YSA (Self Organizing-ANN -SANN), İleri Beslemeli YSA (FNN) ve Aktarım Öğrenmesi YSA (Transfer Learning ANN-TLANN) olmak üzere dört farklı derin öğrenme modelini kullanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre, TLANN modeli eğitim ve test aşamalarında en yüksek doğruluk oranına ulaşarak diğer modelleri geride bırakmıştır. Çalışmada ayrıca, 10 Küresel İklim Modeli (GCM) içeren Çoklu Model Ansambli (MME) verileri kullanılarak, farklı sosyo-ekonomik senaryolar (SSP245 ve SSP585) altında akım tahminleri gerçekleştirilmiştir. Ancak, modellerinin veri miktarına bağımlılığı, aşırı debi değerlerini tahmin etmedeki zorlukları ve sınırlı veri setlerinde fiziksel tabanlı modellere kıyasla performans düşüşü gibi bazı kısıtlar bulunmaktadır. Bu nedenle, model doğruluğunu arttırmak ve su kaynakları yönetimi bağlamında daha güvenilir tahminler elde etmek için daha uzun veri setlerinin kullanılması, iklim değişkenlerinin dikkate alınması ve gelecekteki güncel verilerle modelin uyarlanması gerçekleştirilmiştir.

Granata vd. (2024) yaptıkları çalışmada; Kolmogorov-Arnold Ağları (KAN) isimli yöntemin hidrolojik tahminlerdeki ilk kullanımı olduğu ve araştırmada, bu modellerin

yardımcı verilere gerek duymadan kısa vadeli akarsu debisi tahminlerinde yüksek doğruluk sağladığı görülmüştür. Yapılan kıyaslamalarda, KAN modellerinin 3 güne kadar olan tahminlerde transformer tabanlı modellerden daha iyi performans gösterdiği ve güçlü sonuçlar ($R^2 > 0.80$) verdiği saptanmıştır. Diğer yandan, transformer modellerinin 3 günü aşan daha uzun sürelerde başarısını daha iyi koruduğu belirlenmiştir. Sonuç olarak, tahmin süresine göre doğru model mimarisini seçmenin, taşkın hazırlığı ve risk yönetimi gibi su kaynakları planlama süreçlerinde daha güvenilir ve uygulanabilir avantajlar sağlayacağı ortaya konmuştur.

Da Silva vd. (2025) uzaktan algılama ürünleri Orta Çözünürlüklü Görüntüleme Spektrometresi (MODIS) ve İklim Tehditleri Grubu Kızılötesi Yağış Verisi ile İstasyon Verisi Entegre Sistemi (CHIRPS) kullanılarak yapılan iklim verisi doğrulama çalışmaları, Agriempo (Brezilya meteoroloji kaynağı) yer gözlem verileriyle yüksek uyum göstererek kuraklık analizlerinde bu verilerin güvenilirliğini ortaya koymuşlardır. Ayrıca, Amazon Bölgesi'ndeki yoğun bulut örtüsünün sensör ölçümlerini etkilemesi nedeniyle, Breves'teki MODIS sıcaklık verilerinin korelasyon katsayısı 0.45'den daha düşük çıkmıştır. Bu durum, önceki çalışmalarda Amazon Bölgesi için MODIS ve ERA-Interim (Avrupa Orta Vadeli Hava Tahminleri Merkezi-ECMWF-1979/2019) verileri arasında 0.8'in üzerinde rapor edilen korelasyonlarla karşıtlık oluşturmaktadır. Öte yandan, CHIRPS yağış verileri, 0.7'nin üzerinde korelasyon katsayısı ile Agriempo gözlemleriyle güçlü bir uyum sergileyerek, Brezilya genelinde yapılan doğrulama çalışmalarını desteklemiştir.

Huang vd. (2025) karmaşık hidrolojik sistemlerde tahmin doğruluğunu ve güvenilirliğini artırmak amacıyla geliştirilen SA-CNN-BiLSTM modelleme yapısını sunmaktadır. Hanjiang Nehri Havzası'ndaki uygulamalar, bu modelin 1 ila 5 günlük tahminlerde geleneksel yöntemleri geride bıraktığını ve özellikle sel gibi ekstrem durumlarda dayanıklılığını koruduğunu kanıtlamıştır. Model, sadece kesin sonuçlar üretmekle kalmayıp belirsizlik aralıklarını da başarıyla belirlemiştir. Sonuç olarak önerilen bu sistem, sel riski taşıyan bölgelerde erken uyarı ve su yönetimi kararları için geliştirilmiş ve pratik bir çözüm sunmaktadır.

Lui vd. (2025) bölgesel şartlar altında hidrolojik tahminleme yapan sinir ağı mimarilerini kıyaslamak için geliştirilen derin öğrenme yapısını sunmaktadır. Çok kaynaklı ve farklı ölçeklerdeki veri setlerinden faydalanan bu yapı, modellerin başarısını değişik karmaşıklık seviyelerindeki görevler ve tahmin verileri üzerinden incelemektedir. Elde edilen sonuçlar; LSTM modellerinin, ardışık verileri işleme yeteneği sayesinde kısa vadeli ve regresyon odaklı tahminlerde daha verimli olduğunu, dikkat temelli modellerin ise uç hidrolojik olayları yakalamada ve uzun vadeli tahminlerde daha başarılı olduğunu göstermektedir. Ayrıca çalışma, önceden eğitilmiş Büyük Dil Modelleri (LLM) ve Zaman Serisi Dikkat Modelleri'nin (TSAM) hidrolojik tahminlerdeki potansiyelini araştırmış; bu modellerin herhangi bir ek eğitim almadan dahi, özellikle verinin yetersiz olduğu bölgelerde standart LSTM yöntemlerine kıyasla oldukça iddialı sonuçlar verebildiğini ortaya koymuştur.

İklim analizleri, farklı biyomlara bağlı olarak belirgin değişkenlik göstermiş; su kıtlığı, buharlaşma ve yağış dağılımı açısından önemli farklılıklar tespit edilmiştir. Standart yağış evapotranspirasyon indeksi (SPEI) analizleri, kısa ve orta vadeli kuraklık eğilimlerini ortaya koyarak tarımsal etkileri vurgulanmıştır. Kümedenme analizleri, benzer kuraklık profillerine sahip bölgeleri belirleyerek bölgesel su yönetimi ve tarımsal dayanıklılık stratejileri için yol gösterici olmuştur. Ankara Çayı üzerinde gerçekleştirilecek bu çalışmada, gelecekteki olası iklim değişikliğinin su kaynaklarının durumu ve miktarı üzerindeki etkileri kapsamlı bir şekilde incelenecektir. Bu doğrultuda, akarsu debi verileri analiz edilerek iklim değişikliğine bağlı hidrolojik değişimlerin belirlenmesi ve gelecekteki su potansiyeline yönelik projeksiyonların oluşturulması amaçlanmaktadır. Farklı iklim senaryoları çerçevesinde hidrometeorolojik ve arazi kullanım/örtüsü değişkenlerin su kaynakları üzerindeki etkileri değerlendirilerek, mekânsal ve zamansal değişimlerin bilimsel temellere dayalı olarak ortaya konulması hedeflenmektedir.

Çalışma kapsamında elde edilen bulgular, su kaynaklarının daha etkin ve sürdürülebilir bir şekilde yönetilmesine katkı sunarak, özellikle yarı kurak ve kurak bölgelerde su arz-talep dengesinin optimize edilmesine yönelik stratejilerin geliştirilmesine bilimsel dayanak oluşturacaktır. Bu bağlamda, Ankara Çayı özelinde gerçekleştirilecek analizler, iklim değişikliği etkilerinin su kaynakları üzerindeki yansımaları ortaya koyarak, yalnızca bölgesel değil, aynı zamanda ulusal ölçekte de su yönetimi politikalarına yön vermeye yardımcı olabilecektir.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1 Sakarya Havzası ve Çalışma Alanı

Çalışma alanı Sakarya Havzası'nın, Orta Sakarya Alt Havzası ve Ankara Alt Havzasıdır. Türkiye'deki 25 hidrolojik havzadan biri olan Sakarya Havzası; İç Anadolu, Ege, Marmara ve Karadeniz Bölgeleri'nin bazı kesimlerini kapsar. Sakarya Havzası, Türkiye'nin Batı Karadeniz ve İç Anadolu Bölgesi'nde 37°57'- 41°12' kuzey enlemleri ile 29°16'-33°15' doğu boylamları arasında yer almaktadır (Anonim 2023b). Adını Sakarya Nehri'nden alan havzanın sınır noktaları arasındaki mesafe; kuzey-güneydoğu yönünde yaklaşık 378 km, doğu-batı yönünde ise yaklaşık 340 km'dir (Anonim 2023a). Nehir, Eskişehir'in güneyinde, 800 m rakımda bulunan Çifteler Sakarbaşı kaynaklarından doğmaktadır. Havzanın en uzun kolu, 1492 m rakımlı Kavakgediği Tepe'nin güney yamaçlarından başlamaktadır. Başlangıçta kuzeydoğu yönünde akan nehir, Çifteler civarında doğuya yönelmekte ve Polatlı yakınlarında önemli kollarından bir olan Porsuk Çayı ile birleşmektedir. Daha sonra kuzeye ilerleyen Sakarya Nehri, doğudan gelen Ankara Çayı'nı aldıktan sonra batıya ve kuzeybatıya yönelmektedir. Kirmir Çayı ve Aladağ Çayı'nın mansaplandığı bu kesimde nehir yatağı derinleşmektedir (Anonim 2022). Sakarya Nehri çeşitli akarsular ve derelerle beslenerek, Sakarya'nın Karasu İlçesi civarından Karadeniz'e ulaşmaktadır. Havza'nın güneyinde; Murat Dağı, Emir Dağı, Cihanbeyli ve Bayat Platoları, kuzeyinde; Bolu Dağları, batısında Uludağ ve Domaniç Dağı, doğusunda ise Elmadağ, İdris Dağı ve Haymana Platosu yer almaktadır (Anonim 2023a). Sakarya Havzası'nın Türkiye'deki konumu Şekil 3.1'de verilmiştir.



Şekil 3.1 Sakarya havzasının Türkiye’deki konumu (Anonim 2023a)

Türkiye’nin toplam yüzölçümünün yaklaşık 1/8’ini kaplayan Sakarya Havzası, 6 330 300 hektarlık bir alanı kapsamaktadır. Orta Sakarya Alt Havzası 1 209 300 ha, Ankara Çayı Alt Havzası 1 177 800 ha, Yukarı Sakarya Alt Havzası 2 134 200 ha, Porsuk Alt Havzası 1 082 500 ha, Göksu Alt Havzası 243 500 ha ve Aşağı Sakarya Alt Havzası 483 000 ha’dır olmak üzere altı alt havzaya ayrılmaktadır (Anonim 2021, Anonim 2023b, Anonim 2023c). Söz konusu alt havzaların konumu ve alanları Şekil 3.2 ve Çizelge 3.1’de sunulmaktadır.



Şekil 3.2 Sakarya ve alt havza haritası (Anonim 2023b)

Çizelge 3.1 Sakarya havzası alt havza alanları (Anonim 2021)

Alt Havza Adı	Alan (ha)	Toplam Alana Oranı (%)
Yukarı Sakarya	2.134.200	33.7
Porsuk Nehri	1.082.500	17.1
Orta Sakarya	1.209.300	19.1
Ankara	1.177.800	18.57
Göksu Çayı	243.500	3.85
Aşağı Sakarya	483.000	7.63

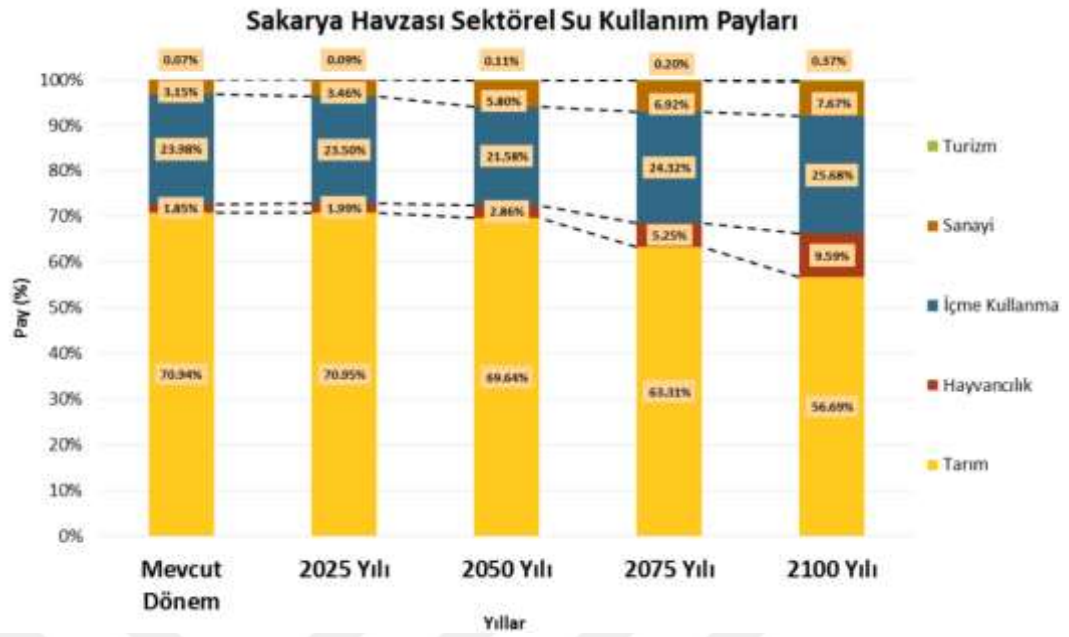
Sakarya Havzası, geniş arazi yapısı nedeniyle farklı iklim tiplerini barındırmaktadır. Güneyde step iklimi, kuzeyde ise ılıman ve yağışlı iklimler hakimdir. Yaz ayları sıcak ve kuru, kışlar ise soğuk ve kar yağışlıdır. Sıcaklıklar, gün ve gece ile mevsimler arasında belirgin farklar göstermektedir. Temmuz ve ağustos ayları yılın en sıcak dönemleridir. Yağışlar mayıs ayında zirve yaparken, temmuz ve ağustos aylarında en düşük seviyeye inmektedir (Anonim 2023d). Havzanın yıllık toplam yağışı 33.184 hetro m³, ortalama yağış miktarı ise 552 mm dir. Yıllık akış potansiyeli 6.400 milyon m³'tür. Yıllık ortalama bağıl nem %65.19 olup, Temmuz ayından %54.45 ile en düşük, aralık ayında ise %76.94 ile en yüksek seviyeye ulaşmaktadır (Anonim 2023a). Geniş bir yükseklığe sahip olan

havzanın denize doğru eğimleri fazla değildir. Sakarya Havzası topografik haritası Şekil 3.3' de verilmiştir. (Anonim 2021).



Şekil 3.3 Sakarya havzası fiziki haritası (Anonim 2021)

Sakarya Havzası'nda sektörel su kullanım paylarının projeksiyon dönemlerine göre dağılımı Şekil 3.4'te gösterilmektedir.



Şekil 3.4 Sakarya havzası gelecek dönemde su kullanımı tahminleri (Anonim 2023c)

3.1.1 Orta Sakarya alt havzası

Orta Sakarya Alt Havzası toplam 1 209 300 ha'lık arazi varlığına sahiptir. Bu alt havza 29°45'-32°06' doğu boylamları ile 40°40'-39°41' kuzey enlemleri arasında yer almakta ve ağırlıklı olarak Bolu ve Bilecik İllerini kapsamaktadır. Ayrıca Sakarya, Eskişehir ve Ankara illerinin belirli bölümlerini de içermektedir (Anonim 2021).

Bu çalışma kapsamında Sakarya Havzası'nda dört farklı istasyonda akım değişimleri incelenecek olup, bu istasyonlardan biri Orta Sakarya Alt Havzası'nda yer almaktadır. Orta Sakarya Alt Havzası'nın kuzeydoğusunda yer alan Aladağ Çayı üzerinde bulunan akım gözlem istasyonu, 31°40'13''D- 40°12'14''K koordinatlarında (Şekil 3.5) konumlanmakta olup, Nallıhan İlçesi'ne bağlı Çayırhan bucağının yaklaşık 15 km kuzeyinde, Karaköy mevkiinde yer almaktadır. Verisi kullanılacak olan AGİ mülga Elektrik İşleri Etüt İdaresi (EİE) tarafından işletilen E12A033 numaralı istasyondur.

3.1.2 Ankara alt havzası

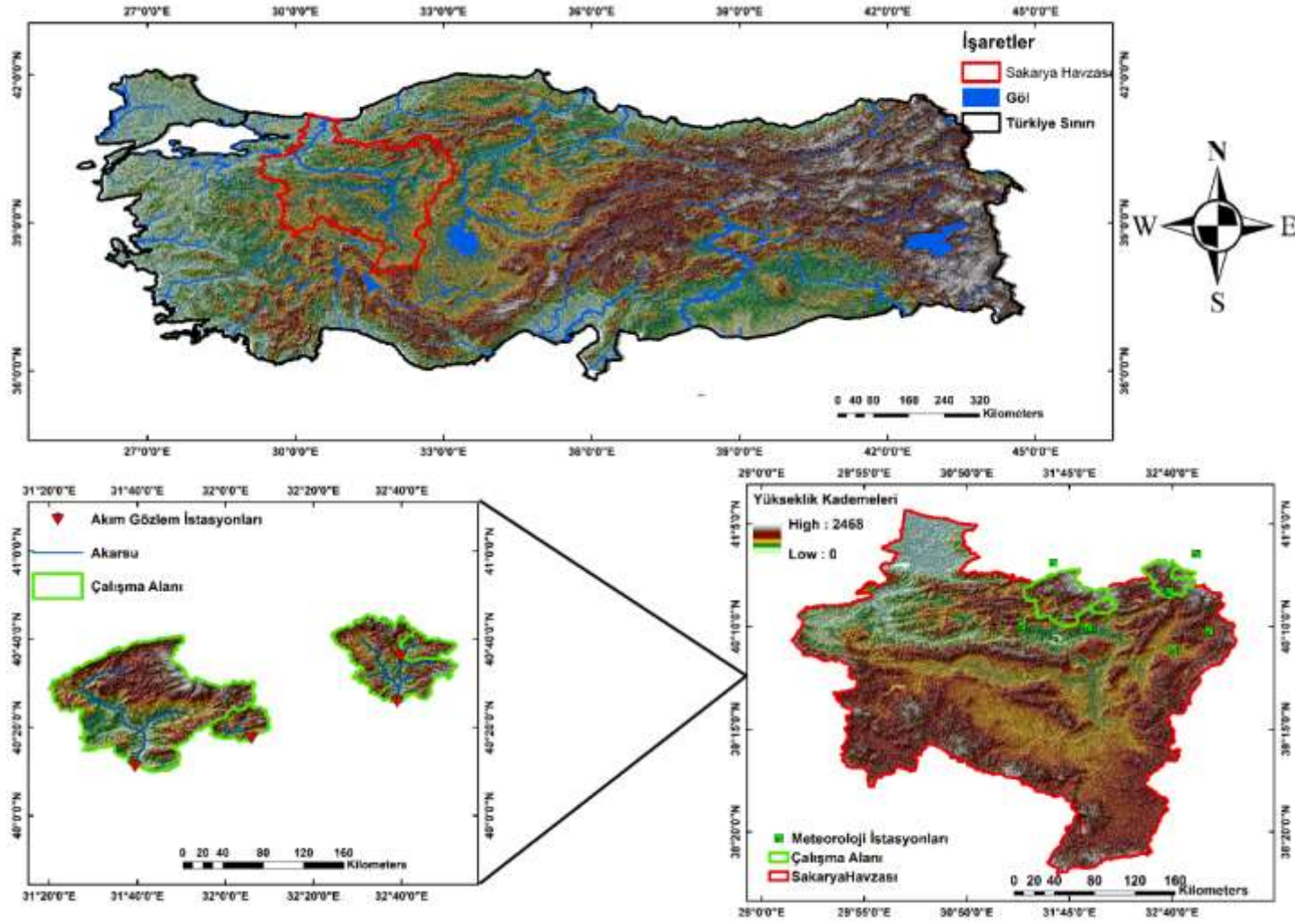
Ankara Alt Havzası toplam 1 177 800 ha'lık alana sahip olup; kendi içerisinde Ankara Çayı ve Kirmir Çayı alt havza bölgeleri olarak ikiye ayrılmıştır (Anonim 2021).

Ankara Çayı; 39°23'14''- 40°30'37'' kuzey enlemleri ile 31°53'30''-33°14'32'' doğu boylamları arasında konumlanmıştır. Havza, doğu ve batı yönünde 106 km, kuzey ve güney yönünde 127 km genişliğine ve 717 800 ha'lık bir alana yayılmaktadır (Anonim 2021).

Kirmir Çayı; 39°56'-40°45' kuzey enlemleri ile 31°41'-32°52' doğu boylamları arasında konumlanmakta olup, kuzey ve güney yönünde 89 km, doğu ve batı yönünde 67.7 km genişliğine ve 460 000 ha'lık bir alan kaplamaktadır. Ayrıca en uzun kolu ise 154.6 km'dir (Anonim 2021).

Bu çalışmada, Kirmir Çayı Alt Havzası sınırları içerisinde yer alan üç akım gözlem istasyonunda ölçülen debiler kullanılmıştır. Kirmir Çayı Alt Havzası'nda bulunan ve AGİ'lerin de üzerinde bulunduğu üç nehir havzasının sınırları; Kızılcahamam Deresi, Sohu Deresi ve Süvari Çayı'nın su toplama alanları esas alınarak belirlenmiştir. Bu süreçte, akarsuların akışına katkı sağlayan bölgeler detaylı bir şekilde tespit edilmiş ve ardından havza sınırları tanımlanmıştır. Havza sınırları ile AGİ'ler Şekil 3.5'de verilmiştir.

AGİ'lere ait bilgiler Çizelge 3.2' de verilmiştir. Kızılcahamam Deresi üzerinde bulunan D12A017 numaralı AGİ, 32°39'0'' D - 40°26'0'' K koordinatlarında, Kızılcahamam - Çeltikçi yolu üzerinde, Mandıra mevkiinde konumlanmaktadır. Sohu Deresi üzerinde bulunan E12A053 numaralı AGİ, 32°40'01'' D - 40°36'23'' K koordinatlarında, Kızılcahamam Çerkeş karayolunun 13. km'sinde, Güvem nahiyesinden 2 km kuzeyinde, Eminbey civarında yer almaktadır. Süvari Çayı üzerinde bulunan D12A189 numaralı AGİ ise 37°7'0''D - 40°17'0''K koordinatlarında, Gündül İlçesine bağlı Urus nahiyesini takiben Zeyde (Doğançalı) Köyü'ne ulaşıldığında, köprü'nün yaklaşık 150 metre membasından konumlanmıştır.



Şekil 3.5 Çalışma alanı

Çizelge 3.2 Çalışmada kullanılan AGİ bilgileri

Istasyon No	Adı	Suyun Adı	Açılış Tarihi	Rakım (m)	Yağış Alanı (da)	Enlem	Boylam	Aylık Ortalama Debi (m³)
E12A033	KARAKÖY	ALADAĞ Ç.	1954	504	1984.8	40.18778	31.65778	10.80
D12A017	MANDIRA	KIZILCAHAMAM DERESİ	1959	903	907.5	40.43251	32.64944	2.82
D12A189	ZEYDE	SÜVARİ ÇAYI	1986	854	190.6	40.29444	32.09861	1.80
E12A053	FINDIKLI	SOHU DERESİ	1990	1094	134.4	40.60361	32.66222	0.83

3.1.3 İklim

Orta Sakarya ve Ankara-Kirmir Alt Havzası genel olarak yarı kurak ve karasal iklim özellikleri göstermektedir. Her iki havza da kuraklık riski taşıyan bölgeler arasında yer almaktadır (Yılmaz ve Çiçek 2016, Ediş vd. 2021). Orta Sakarya Alt Havzası, İç Anadolu il Batı Karadeniz geçiş bölgesinde yer alması nedeniyle kuzey kesimlerinde nispeten daha ılıman ve nemli, güney kesimlerinde ise daha kurak bir iklim yapısına sahiptir. Yıllık ortalama sıcaklık 12.7-15.7 °C arasında değişmekte olup en yüksek sıcaklık değerleri temmuz ve ağustos aylarında kaydedilmektedir. Yağış rejimi düzensiz olup yıllık toplam yağış miktarı 400-600 mm arasında değişmektedir (Gökmen 2023).

Ankara-Kirmir Alt Havzası ise daha iç kesimlerde konumlandığından belirgin karasal iklim koşullarına sahiptir. Kış aylarında sıcaklık genellikle 0°C'nin altına düşerken, yaz aylarında 35°C'ye kadar ulaşabilmektedir. Yıllık ortalama yağış miktarı 524 mm olup, en fazla yağış ilkbahar ve sonbahar aylarında gözlemlenmektedir (Yılmaz ve Çiçek 2016, Ediş vd. 2021).

Bu çalışmada, Sakarya Havzası içerisinde yer alan Orta Sakarya Alt Havzası ile Ankara ve Kirmir Çayı alt Havzası'nda bulunan dört AGİ'na en yakın ve çevreleyen konumda bulunan altı meteoroloji istasyonu seçilmiştir (Şekil 3.5). Bu istasyonlar ve koordinatları sırasıyla şu şekildedir: Kızılcahamam (17664) 40°10'24.0'' K 31°19'55.3'' D; Nallıhan (17679) 40°10'24.0'' K 31°19'55.3'' D; Beypazarı (17680) 40°09'38.8'' K 31°55'02.0'' D; Bolu (17070) 40°43'58.4'' K 31°36'07.9'' D; Çerkeş (17646) 40°48'53.8'' K 32°52'59.2'' D ve Esenboğa (17128) 40°07'26.4'' K 32°59'57.1'' D. Bu istasyonlardan alınan 1990-2024 yılları arasındaki ortalama sıcaklık, yağış, nem ve rüzgar hızı verileri kullanılarak, havza içindeki iklimsel değişkenlerin mekânsal dağılımı incelenmiş ve uzun vadeli eğilimler analiz edilmiştir.

3.1.4 Tarım ve su

Orta Sakarya ve Ankara-Kirmir Alt Havzası'nda tarımsal faaliyetler, bölgenin iklim ve toprak özelliklerine bağlı olarak çeşitlilik göstermektedir. Bu bölgelerde tarım, sulama imkanlarının sınırlı olması nedeniyle ağırlıklı olarak yağışa dayalı tarım şeklinde yürütülmektedir. Yetiştirilen başlıca ürünler buğday ve arpadır. Ayrıca meyvecilik faaliyetleri de önemli bir yer tutmaktadır. Özellikle elma ve armut gibi meyveler yaygın olarak üretilmektedir. Bölgedeki tarımsal üretim, iklim değişikliği ve su kaynaklarının azalması gibi faktörlerden etkilenmektedir. Su kaynaklarının kısıtlı olması ve iklim değişiklikleri, tarımsal üretimi olumsuz yönde etkileyebilmektedir (Anonim 2023c).

Havzanın arazi kullanım değerleri ve gelecek dönem su kullanımı tahminleri Çizelge 3.3 ve 3.4'de verilmiştir.

Çizelge 3.3 Sakarya havzası arazi kullanımı (da) (Anonim 2021)

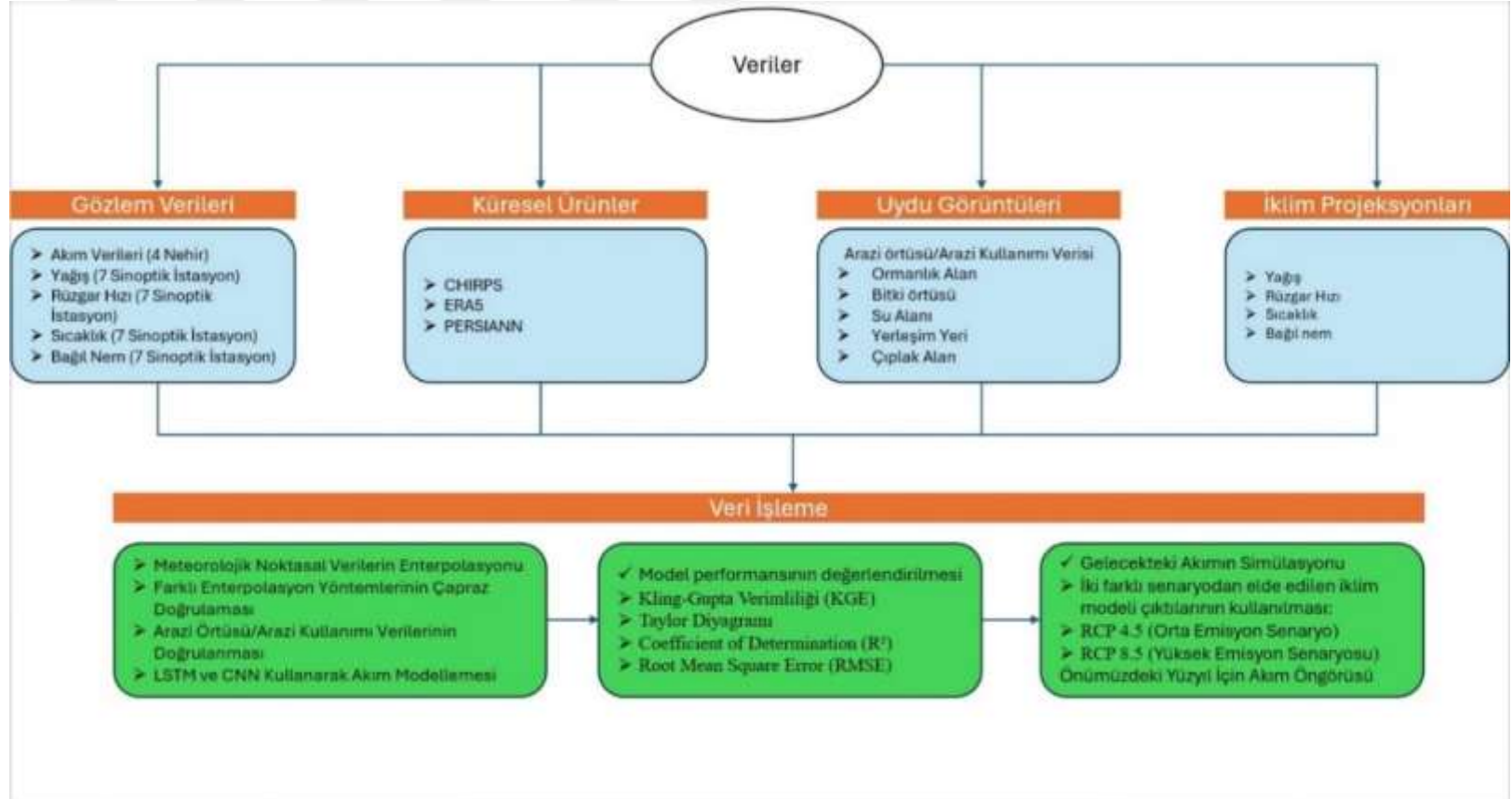
Havza	Ankara Alt Havzası	Orta Sakarya Alt Havzası
Arazi Kullanımı		
Çayır/Mera	413.82	437.050
Kentsel	74.047	7.887
Kırsal	129.704	136.593
Orman	95.062	366.532
Su Kütlesi	4.834	11.553
Sulak Alan	2.056	194.000
Tarım	458.275	249.491

Çizelge 3.4 Sakarya havzası gelecek dönemde su kullanımı tahminleri (hm³/yıl) (Anonim 2023c)

Alt Havzalar	Tarım	Hayvancılık	İçme Kullanma	Sanayi	Turizm	Toplam
Ankara Alt Havzası	287.61	119.12	958.99	120.04	9.37	1495.13
Orta Sakarya Alt Havzası	350.06	74.88	41.05	25.91	1.48	493.38

3.2 Kullanılan Veri Setleri

Bu çalışmada kullanılan veri setleri dört farklı kaynaktan elde edilmiştir: Gözlem verileri, uydu görüntüleri, iklim projeksiyonları ve küresel ürünler. Çalışmada kullanılan veri setleri ve izlenen yöntemlerin özetini sunmak amacıyla, araştırma sürecinin temel aşamalarının akış şeması Şekil 3.6'da görselleştirilmiştir.



Şekil 3.6 Çalışmada kullanılan veriler ve izlenen yöntemlerin akış şeması

3.2.1 Gözlemsel veriler

Akarsu debi verileri, DSI’nden, meteorolojik veriler ise Meteoroloji Genel Müdürlüğü (MGM)’ den sağlanmıştır.

3.2.1.1 Hidrometrik veriler

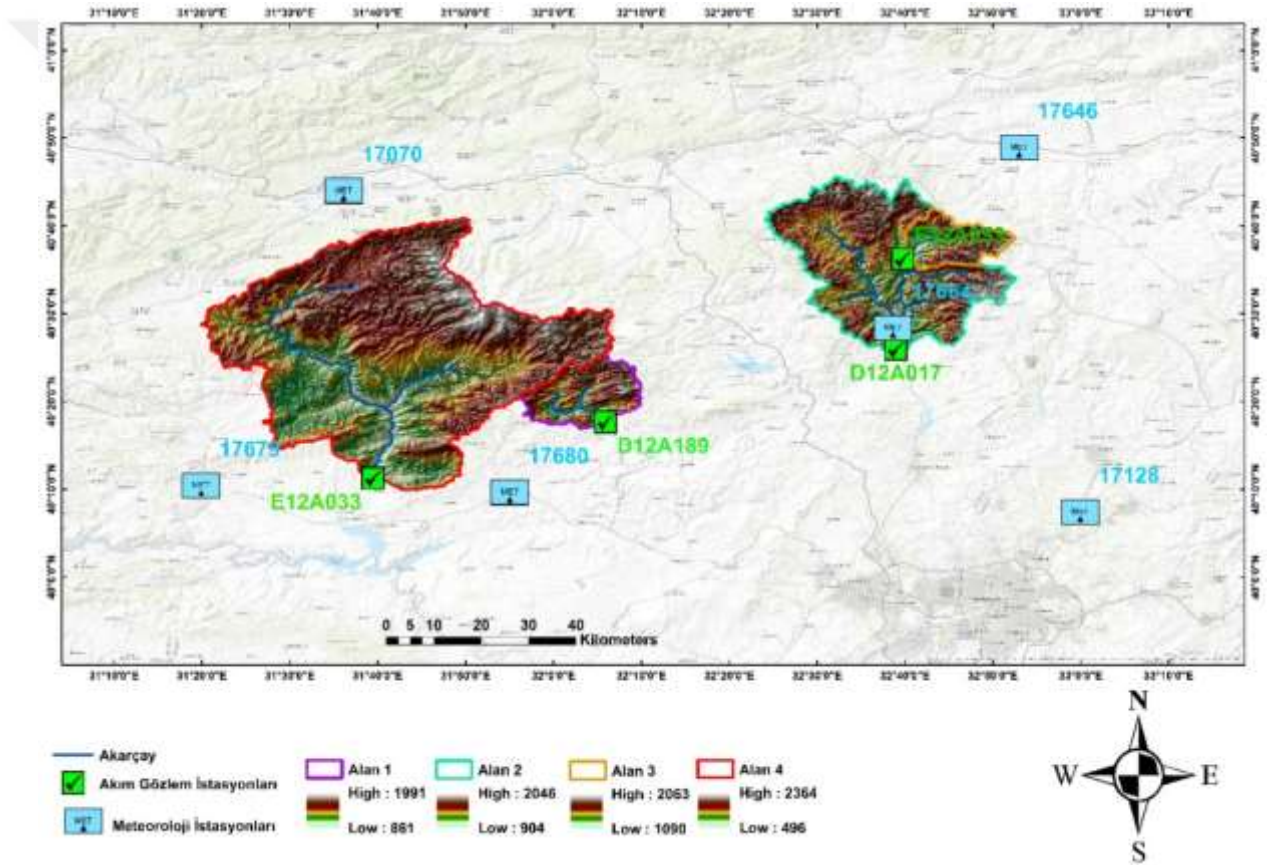
Sakarya Havzası’ndaki akım gözlemleri 1953 yılında başlamış olup, bu süreçte DSI tarafından 187 adet, EİE tarafından 51 adet AGİ kurulmuştur. Ancak bu istasyonların bir kısmı zamanla çeşitli nedenlerle kapatılmıştır. Ayrıca, havza genelinde akarsular üzerindeki gözlemler, özellikle memba projeleri nedeniyle bazı müdahalelere maruz kalmıştır (Anonim 2022).

3.2.1.2 Meteorolojik veriler

Çalışma alanında gerçekleştirilen hidrolojik ve iklimsel analizlerin temel unsurlarından biri, atmosferik koşulların uzun vadeli takibini sağlayan meteoroloji istasyonlarıdır. Sakarya Havzası’na ait istasyonlar farklı coğrafi konumlarda yer almakta olup, bu konumların bölgedeki iklimsel çeşitliliği yansıtması sağlanmaktadır. İstasyonlar arasındaki veri kayıt süreleri birbirinden farklılık göstermektedir. Bazı istasyonlar kesintisiz veri sağlarken, bazı istasyonlarda ise belirli dönemlerde veri eksiklikleri gözlemlenmiştir. Ayrıca, istasyonların açılış tarihleri de çeşitlilik göstermekte olup, bazı istasyonlar uzun yıllara dayanan veri geçmişine sahipken, diğerleri daha kısa süreli kayıtlarla sınırlıdır. Bu durum, veri kalitesinin dikkatle değerlendirilmesini ve yönetilmesini zorunlu kılmaktadır, bu da çalışmanın doğruluğunu doğrudan etkileyen bir faktördür. Uzun dönemli veri sağlamaları, bölgenin iklimsel dinamiklerinin belirlenmesi ve hidrolojik süreçlerin analiz edilmesi açısından önemli bir veri kaynağı oluşturmaktadır. 1990 yılından itibaren günümüze kadar kesintisiz veri sağlayan ve çalışma alanı içinde yer alan Kızılcahamam (17664) istasyonu ile birlikte,

alışma alanına en yakın konumda bulunan Nallıhan (17679), Beypazarı (17680), Bolu (17070), erkeş (17646) ve Esenboğa (17128) istasyonları seçilmiştir.

Meteorolojik ve akarsu akım gözlem istasyonlarına ait konumlar Şekil 3.7’ de gösterilmiştir. Bu istasyonlar, hem geçmiş iklim eğilimlerinin analiz edilmesinde hem de gelecekteki iklim projeksiyonlarının doğrulanmasında kullanılmak üzere değerlendirilmiştir.



Şekil 3.7 alışma alanına ait meteoroloji ve akarsu akım gözlem istasyonlarının konumları

Bu istasyonlara ait 12 aylık ortalama yağış ve sıcaklık verileri izelge 3.6 ve 3.7’ de verilmiştir.

Çizelge 3.5 Çalışma alanına ait ortalama yağış verileri

İstasyonlar	17664	17679	17680	17070	17646	17128
Aylar						
1	62.5	42.3	45.3	50.5	31.4	41.4
2	49.7	32.3	35.7	44.3	27.0	31.0
3	59.8	38.0	42.6	50.1	34.8	40.6
4	60.3	38.2	43.9	50	43.8	41.3
5	60.3	34.3	38.4	59.4	60.9	43.5
6	45.0	35.6	39.5	64.7	53.8	42.8
7	25.0	15.5	12.0	28.5	27.0	15.7
8	20.2	10.2	12.6	23.7	31.0	15.3
9	23	14.5	17.2	25.4	23.0	17.6
10	37.26	28.9	32.3	44.7	33.0	30.4
11	38.4	30.2	31.6	39.9	24.5	31.6
12	71.6	42.6	49.3	49.5	34.9	47.3
Toplam	553.1	362.6	400.40	520.70	425.10	398.5

Çizelge 3.6 Çalışma alanına ait ortalama sıcaklık verileri

İstasyonlar	17664	17679	17680	17070	17646	17128
Aylar						
1	-0.7	1.3	1.4	1.1	-2.3	-1.0
2	0.7	3.2	3.5	2.5	-0.7	0.8
3	4.2	6.8	7.4	5.3	2.8	4.8
4	9.3	11.6	12.6	9.9	7.7	9.9
5	14.0	16.5	17.6	14.3	12.0	14.5
6	18.1	20.7	21.8	17.9	15.7	18.6
7	21.6	24.0	25.3	20.4	18.7	22.3
8	21.8	24.3	25.5	20.6	19.1	22.7
9	16.8	19.8	20.6	16.6	14.6	17.7
10	11.3	14.1	14.7	12.1	9.8	11.9
11	5.3	7.4	8.1	7.0	4.1	5.3
12	1.2	3.1	3.4	3.1	0.0	1.3
Ortalama	10.3	12.73	13.49	10.9	8.46	10.79

3.2.2 Küresel ürünler

Uzaktan algılama verileri ile yer istasyonu verilerinin entegrasyonu, iklim değişikliği ve hidrolojik modelleme alanlarında daha hassas tahminler yapılmasına olanak tanımaktadır. Bu entegrasyon, geniş alanları kapsayan verilerle yerel düzeydeki değişimlerin doğru bir şekilde modellenmesini sağlayarak, iklim değişikliği projelerinde etkin bir araç sunmaktadır.

Çalışmada, meteorolojik gözlem verilerine ek olarak, modelleme aşamasında modelin iyileştirilmesi amacıyla özellikle yağış ve sıcaklık verileri için farklı küresel ürünler de kullanılmıştır.

3.2.2.1 CHIRPS

CHIRPS 1999 yılından itibaren küresel ölçekli yağış verilerini sağlayan bir raster veri setidir ve ABD Jeoloji Araştırmaları Kurumu (USGS) ve İklim Tehlikeleri Grubu (CHC) bilim insanları tarafından geliştirilmiştir (Funk vd. 2014). Günlük, beş günlük (pentadal) ve aylık periyotlarla sağlanan yüksek çözünürlüklü bir yağış veri seti olan CHIRPS, özellikle uydu görüntüleri ve yer istasyonu verilerini birleştirerek, yüzey verilerinin eksik olduğu bölgelerde yüksek doğrulukla yağış tahminleri üretmeye yönelik yöntemler içermektedir (Dinku vd. 2018). Yağışın mekânsal ve zamansal değişimlerinin tahmin edilmesi, kuraklık erken uyarı sistemleri ve çevresel izleme çalışmalarında kritik bir bileşen olup, karar destek süreçlerinde önemli bir rol oynamaktadır. Ancak uydu tabanlı tahminler, özellikle karmaşık topografik yapılar nedeniyle aşırı yağış olaylarının şiddetini genellikle düşük tahmin etme eğilimindedir (Funk vd. 2015a). Bunun yanı sıra, kırsal alanlarda sınırlı sayıda yağış gözlem istasyonunun bulunması, istasyon verilerinden türetilen yağış ızgaralarının doğruluğunu olumsuz yönde etkileyebilmektedir (Funk vd. 2015b). CHIRPS, bu sınırlamaları aşmak amacıyla Ulusal Havacılık ve Uzay Dairesi (NASA) ve Ulusal Okyanus ve Atmosfer İdaresi (NOAA) tarafından sağlanan uydu gözlemleri ile desteklenen, yüksek çözünürlüklü (0.05°) yağış veri

setleri sunarak özellikle kuraklık izleme ve iklim trend analizlerinde güvenilir ve güncel veriler sağlamaktadır (Xie ve Arkin 1997, Katsanos vd. 2016).

3.2.2.2 ERA5

ERA5, Avrupa Orta Vadeli Hava Tahminleri Merkezi (ECMWF) tarafından geliştirilen kapsamlı bir atmosfer analiz veri kümesidir (Dee vd. 2011). İklim araştırmaları ve hava tahminleri için önemli bir kaynak olan bu araç, özellikle kara yüzeyine dair detaylı veriler sunmaktadır (Bojinski vd. 2014). Yüzey seviyesinde veri sağlayarak, kara atmosfer etkileşimleri, tarım ve hidroloji gibi alanlardaki araştırmalar için kritik bilgiler sağlamaktadır. Veriler, reanaliz için 0.25 derece ve 0.5 derece çözünürlükle sunulmaktadır (Hersbach vd. 2020). Ayrıca daha küçük ölçekli atmosferik detayları yakalayabilen yüksek çözünürlüklü atmosfer verileri sağlayarak, bölgesel iklim çalışmaları için önemli bir avantaj sunmaktadır (Martinez Castro 2024). Özellikle veri eksikliği olan bölgelerde modelleme çalışmalarında ERA5 verilerinden yararlanılmaktadır. Bu sayede, su kaynakları yönetimi ve iklim değişikliği etkilerinin daha doğru bir şekilde analiz edilmesi mümkün hale gelmektedir (Soci vd. 2024, Zilali vd. 2025).

3.2.2.3 PERSIANN

Uzaktan Algılama Verileri ile Yapay Sinir Ağları Kullanarak Yağış Tahmini (PERSIANN), Kaliforniya Üniversitesi (UCI) tarafından geliştirilen ve uydu tabanlı yağış verileri sağlayan bir sistemdir (CHRS Data Portal, 2024). 1983 yılından itibaren $0.04^{\circ} \times 0.04^{\circ}$ mekânsal çözünürlüğe ve 3 saatlik zaman aralığına sahip yüksek çözünürlüklü yağış verileri sunan sistem geliştirilmiştir (Gebrechorkos vd. 2023). Uzaktan algılama teknolojilerindeki gelişmeler, yüksek çözünürlüklü hidrometeorolojik verilerin küresel ölçekte elde edilmesini sağlamış ve özellikle yağış tahmininde önemli ilerlemeler kaydedilmiştir (Huang vd. 2021). Bu kapsamda jeostatik yörüngede dönen dünya uyduları (GEO) ve alçak dünya yörüngesinde

dönen uydulardan (LEO) elde edilen veriler kullanılarak, küresel ve bölgesel ölçekte yüksek mekânsal ve zamansal çözünürlüğe sahip yağış tahminleri üretilmektedir (Eini vd. 2022).

PERSIANN, PERSIANN-CCS ve PERSIANN-CDR algoritmalarını birleştirerek yağış tahmin doğruluğunu artırmayı amaçlamaktadır. Uydu verilerini işleyerek Gridded Satellite (GridSat-B1) ve CPC-4 km birleştirilmiş IR veri setlerine PERSIANN-CCS metodunu uygulamakta, ardından elde edilen tüm verileri GPCP ürünü ile hata düzeltmesi yaparak dengelemektedir (Hsu vd. 1997, Sadeghi vd. 2021).

Bu yöntem, uzun vadeli iklim analizlerinde ve hidrolojik modellemelerde güvenilir yağış tahminleri sağlamaktadır. Uzaktan algılama tabanlı bu yaklaşımlar, özellikle veri eksikliği bulunan bölgelerde su kaynakları yönetimi ve iklim değişikliği analizleri açısından kritik bir rol oynamaktadır (Ashouri vd. 2016).

3.2.3 İklim değişikliği model projeksiyonları

Meteoroloji Genel Müdürlüğü, iklim değişikliğinin Türkiye üzerindeki gelecekteki etkilerini daha iyi anlayabilmek amacıyla, 2016-2099 dönemi için üç farklı küresel iklim modelini kullanarak projeksiyonlar geliştirmiştir. Bu projeksiyonlar, Hadley Merkezi Küresel Çevre Modeli (HadGEM2-ES), Max Planck Enstitüsü Meteoroloji Modeli (MPI-ESM-MR) ve Jeofiziksel Akış Dinamiği Laboratuvarı (GFDL-ESM2M) küresel model veri setlerine dayalı olarak, Temsili Konsantrasyon Yolları (Representative Concentration Pathways - RCP) 4.5 ve RCP 8.5 iklim senaryoları çerçevesinde gerçekleştirilmiştir (Gürkan vd. 2016).

GCM'ler tarafından yönlendirilen küresel hidrolojik modellerin (GHM) hidrolojik döngüdeki değişikliklere ilişkin projeksiyonları, su kaynakları yönetimi, sel, kuraklık gibi hidrolojik aşırılıkların ve ekstrem olayların gelecekteki olasılıklarını anlamak için büyük bir öneme sahiptir (Giuntoli vd. 2015).

Bu çalışmada, 2023-2100 yılları arasındaki akım değişimlerini tahmin etmek amacıyla, GFDL küresel iklim modeline ait grid bazlı meteorolojik tahmin verileri kullanılmıştır. Akım tahminleri, RCP 4.5 ve RCP 8.5 iklim senaryolarına dayalı olarak gerçekleştirilmiş olup, bu tahminlerde yağış, ortalama sıcaklık, rüzgâr hızı ve nispi nem parametreleri kullanılmıştır. Projeksiyon verileri, MGM tarafından sağlanmıştır. Çalışmada kullanılan grid bazlı meteorolojik tahmin verileri, havza sınırlarına göre kesilmiş ve bölgesel ölçekli analizlerin yapılabilmesi amacıyla işlenmiştir. Havza bazlı aylık değerlerin elde edilmesi için ağırlıklı ortalama yöntemi uygulanmış, her bir grid noktasının havza içindeki yüzey alanına göre ağırlıklandırılmasıyla havza için aylık değerler üretilmiştir.

3.2.3.1 GFDL

Atmosfer ve okyanus süreçlerini simüle edebilen, yüksek çözünürlüklü iklim modelleri geliştiren GFDL, Yüksek Çözünürlüklü Atmosfer Modeli (HIRAM), 50 km ağ çözünürlüğü (Zhao vd. 2009), 25 km ağ çözünürlüğü (Chen vd. 2013) ile tropikal siklonlar gibi iklimsel olayların simülasyonlarını gerçekleştirme kapasitesine sahiptir. Bu model, küçük ölçekli atmosferik süreçlerin doğru bir biçimde temsil edilmesine imkan tanır ve tropikal siklonlar gibi büyük ölçekli atmosfer olaylarının simülasyonlarında yüksek doğruluklu sonuçlar elde edilmesini sağlar (Zhao vd. 2009, Chen vd. 2013). Bu modeller, atmosferik süreçlerin ayrıntılı ve doğru simülasyonlarını gerçekleştirerek, iklimsel aşırılıkları ve bölgesel değişimlerin daha hassas bir biçimde tahmin edilmesine olanak tanımaktadır (Jia vd. 2015).

3.2.3.2 HadGEM2-ES

HadGEM, atmosfer ve okyanus bileşenlerini entegre eden, iklim sisteminin dinamik süreçlerini detaylı bir şekilde simüle eden gelişmiş bir ikinci nesil iklim modelidir. Model, stratosferin ayrıntılı şekilde temsil edilmesi, dinamik bitki örtüsü ve atmosfer kimyası gibi

Dünya Sistemi bileşenlerinin eklenmesiyle öne çıkmaktadır (Haywood vd. 2014,). Standart atmosferik yapı 38 seviye içerirken, dikey olarak genişletilmiş konfigürasyon 85 km yüksekliğe kadar 60 seviyeyi kapsayarak stratosferik süreçlerin daha ayrıntılı analizine olanak tanımaktadır (Bellouin vd. 2011).

HadGEM2-ES, iklim dinamiklerini yüksek doğrulukla simüle edebilmesi, geniş kullanım alanı ve farklı ölçeklerde veri sağlayabilmesi nedeniyle iklim modelleme çalışmalarında önemli bir yere sahiptir. Model, özellikle sıcak hava dalgalarının frekansı ve şiddetinin projeksiyonuna yönelik yüksek çözünürlüklü simülasyonlar sunarak bölgesel iklim analizlerinde kritik bir rol oynamaktadır. Mekânsal ve zamansal hassasiyeti sayesinde sıcaklık varyasyonlarının iklim dinamikleri üzerindeki etkilerini kapsamlı bir şekilde değerlendirme imkanı sağlamaktadır (Portalanza 2024).

3.2.3.3 MPI-ESM-MR

MPI, Almanya'nın Hamburg şehrinde yer alan ve iklim bilimi ile atmosfer araştırmaları alanlarında küresel ölçekte öncü bir araştırma kurumu olarak faaliyet göstermektedir. MPI, Bağlantılı Model Karşılaştırma Projesi Aşama 6 (CMIP6) Dünya Sistemi Modeli (Earth System Model-ESM) ailesinin bir üyesidir (Mauritsen vd. 2019) ve atmosfer, okyanus, biyosfer ve iklim sistemlerinin etkileşimlerini derinlemesine inceleyerek, iklim değişikliğinin küresel ve bölgesel düzeydeki dinamiklerini modellemekte ve bu alandaki bilimsel bilgi birikimine önemli katkılarda bulunmaktadır (Bosu vd. 2022).

MPI' nin hidrolojik modelleme yaklaşımları, akarsu debisi tahminlerinde sistematik bir aşırı tahmin eğilimi sergilemektedir. Özellikle kurak bölgeler ve yüksek rakımlarda model doğruluğunun sınırlı olduğu, buna karşın nemli bölgelerde ve düzenli mevsimsel debi döngülerine sahip alanlarda daha tutarlı ve güvenilir sonuçlar elde edildiği gözlemlenmiştir (Heinicke vd. 2024).

3.2.4 Arazi örtüsü/arazi kullanımı verileri

Arazi Örtüsü/Arazi Kullanımı, bir bölgedeki toprağın doğal ve insan yapımı kullanım biçimlerini ifade etmektedir (Metzger vd. 2006). Bu kavram, toprak yüzeyinin hangi amaçlarla kullanıldığını (tarım, yerleşim alanları vb.) ve doğal bitki örtüsünü (ormanlar, çayır, su kütleleri vb.) kapsar (Sohl vd. 2013). Çevresel değişimlerin ve iklim değişikliğinin etkilerini anlamak için önemli bir parametredir. Arazi kullanımındaki değişiklikler su döngüsünü, erozyon risklerini, biyolojik çeşitliliği ve yerel iklim koşullarını doğrudan etkileyebilir. Bu bağlamda, özellikle su kaynakları yönetiminde, akış rejimlerini, su kalitesini ve miktarını önemli ölçüde etkileyebileceği vurgulanmaktadır. Dolayısıyla, arazi kullanım değişikliklerini izlemek, su yönetimi ve iklim değişikliğiyle mücadele stratejilerinin geliştirilmesinde kritik bir araçtır (Yan vd. 2019). Bu sebeplerle, arazi kullanımının izlenmesi ve modellenmesi, doğal kaynak yönetimi, çevresel değerlendirme, bölgesel planlama ve tarımsal üretim yönetimi gibi alanlarda önemli bir yer tutmaktadır. Arazi kullanım ve örtüsü değişikliklerinin tespiti, bu değişimlerin nedenlerini ve sonuçlarını anlamaya yardımcı olarak, politika yapıcıların daha bilinçli kararlar almasına olanak tanımaktadır (Hassan vd. 2021, Hilo vd. 2024).

Çalışmada, arazi örtüsü ve arazi kullanımı verileri için Landsat uydu görüntüleri kullanılmış olup, doğrulama amacıyla MODIS verilerinden de yararlanılmıştır. Yükseklik haritalarının oluşturulması için ise İleri Düzey Uzay Tabanlı Termal Yayılım ve Yansıma Radyometresi Dijital Yükseklik Modeli (ASTER DEM) verisi kullanılmıştır. Sınıflandırma sürecinde, denetimli sınıflandırma yöntemi uygulanmış ve arazi örtüsü beş ana sınıfa ayrılmıştır: Tarım arazisi, ormanlık alan, su alanı, yerleşim yeri ve çıplak alan.

3.2.4.1 LANDSAT görüntüleri

Çeşitli çevresel analizler için temel bir gereklilik olan tematik haritalama, genellikle uzaktan algılama verileri ve görüntü sınıflandırma teknikleri temelinde gerçekleştirilmektedir

(Blaschke 2010, Chrysoulakis vd. 2010). Landsat gibi orta çözünürlüklü Dünya gözlem uydularından elde edilen arazi görüntüleri, arazi kullanımı ve arazi örtüsünün küresel, ulusal ve bölgesel ölçeklerde incelenmesine yönelik kritik ve vazgeçilmez bir kapasite sunmaktadır (Williams vd. 2006).

Landsat uydularındaki Multispektral Tarama Sistemi (MSS) görüntüleri, veri kısıtlılığı nedeniyle genellikle 1972-1980 yılları arasında elde edilmiştir. 1985-1999 yılları arasındaki dönem, sınırlı veri toplama ve yalnızca talep üzerine veri sağlanmasıyla sonuçlanmış, küresel veri toplama stratejisinin eksikliği ve çevresel etmenler, veri kullanımını engellemiştir. 2000 yılı itibarıyla Landsat 7 verileri toplanmaya başlanmış ve bu, gelecekteki misyonlar için bir standart oluşturmuştur (Tucker vd. 2004). 2008 yılı itibarıyla, yıllık CDL verisi, tüm Amerika Birleşik Devletleri'ni kapsayacak şekilde 56 metre çözünürlükle yayınlanmaya başlanmış ve 2013 yılından itibaren Landsat 8 verisi veri kaynağı olarak kullanılmaya başlanmıştır (Lunetta vd. 1999, Gong Peng vd. 2013). Günümüzde ise Landsat görüntüleri, tarımsal üretim yönetiminde aktif olarak kullanılmaktadır. 2008'de ABD Jeolojik Araştırmalar Kurumu'nun açık veri politikası ve 2013'te Landsat 8'in fırlatılması, bu alandaki uygulamaları önemli ölçüde etkilemiştir (Leslie vd. 2017).

Çalışma alanında uzun vadeli arazi kullanımı ve arazi örtüsü değişimlerini analiz edebilmek adına farklı dönemlere ait Landsat uydu görüntüleri kullanılmıştır. Uydu kaynaklı veri farklılıklarını en aza indirmek ve zaman serisi analizlerinde tutarlılığı sağlamak adına veri seçimi belirli prensiplere göre yapılmıştır. Bu doğrultuda, çalışma süresince 1990'lı yıllardan 2012 yılına kadar Landsat 5, 2013 yılında Landsat 7 ve 2014'den günümüze kadar ise Landsat 8 ve 9 verileri kullanılmıştır. Bu seçim hem uzun süreli gözlemlerin sağlanmasını hem de uydu değişiminden kaynaklanabilecek olası veri uyumsuzluklarının en aza indirgenmesini amaçlamaktadır.

Landsat uydu görüntüleri arazi kullanımı ve arazi örtüsü haritaların oluşturulmasında temel veri kaynağı olarak değerlendirilmiş ve bu haritalar çalışma kapsamında gerçekleştirilen

hidrolojik modellemelerde önemli bir girdi olarak kullanılmıştır. Böylece farklı dönemlerdeki arazi değişimlerinin akarsu akımları üzerindeki etkileri analiz edilmiş ve uzun vadeli eğilimlerin belirlenmesi sağlanmıştır.

3.2.4.2 MODIS

Orta Çözünürlüklü Görüntüleme Spektrometresi (MODIS), birbirinden farklı spektral bantlarla veri toplayarak, bitki örtüsü dinamikleri, okyanus sıcaklıkları, atmosferik nem, bulut örtüsü ve buzullardaki değişimler gibi çeşitli kritik çevresel parametreleri yüksek zamansal ve uzamsal çözünürlükte izleme imkanı sunmaktadır (Zhu vd. 2016). MODIS veri ürünleri, gelişmiş spektral çözünürlüğü, sık gözlem kapasitesi ve atmosferik kalibrasyon avantajlarıyla fenoloji temelli arazi örtüsü ve arazi kullanımı değişikliği analizlerinde yaygın şekilde kullanılmaktadır (Justice vd. 1998, Zhang vd. 2003).

Arazi örtüsü sınıflandırmalarının doğrulanması için MCD12Q1 arazi örtüsü verisi (500 m çözünürlük), spektral analizler ve indeks hesaplamaları için ise MOD09A1 yüzey yansımaya verisi (500 m çözünürlük) kullanılmıştır. MODIS verileri kapsamında Bant 1 (kırmızı, 250 m), Bant 2 (NIR, 250 m), Bant 3 (mavi, 500 m), Bant 4 (yeşil, 500 m), Bant 5 (SWIR1, 500 m) ve Bant 7 (SWIR3, 500 m) spektral analizler için değerlendirilmiştir.

3.2.4.3 ASTER DEM

ASTER-DEM, ilk kez 2009 yılında Terra uydusundaki ASTER cihazı ile elde edilen stereo görüntülerle üretilmiş ve Dünya yüzeyinin %99' unu kapsayacak şekilde tasarlanmıştır. GDEM V3, ek stereo görüntüler ve geliştirilmiş algoritmalarla doğruluk ve kapsama alanını artırmıştır. Ayrıca ASTER Su Kütlesi Veri Seti (ASTWBD), su kütlelerini okyanus, nehir ve göl olarak sınıflandırarak, çevresel analizler için önemli bir ek veri kaynağı sunmaktadır (Fujisada vd. 2005).

ASTER verilerinden türetilen Dijital Yükseklik Modeli (DEM), yeterli doğruluğa sahip olup, küçük havza ölçekli hidroloji uygulamaları için etkin bir şekilde kullanılabilir (Gangodagamage vd. 2003).

Çalışma alanının yükseklik ve eğim haritası ASTER-DEM (ASTER-Global DEM) uydu görüntüsü kullanılarak üretilmiştir. Üretilen yükseklik haritası (30 x 30 m) verisinden elde edilmiştir. Veriler NASA'nın Earth data portalında açık erişime sunulmaktadır.

3.3 Veri Ön İşleme Yöntemleri

Bu çalışmada, istasyonlardan elde edilen noktasal veriler, farklı enterpolasyon yöntemleri kullanılarak konumsal olarak yayılmış ve havza geneli için ortalama aylık veriler elde edilmiştir. Ayrıca, model projeksiyonlarının grid bazlı verileri, havza sınırlarına kesilerek ve mekânsal ağırlıklı ortalamalar alınarak havza genelinde ortalama aylık değerler hesaplanmıştır. Bu bölümde, kullanılan veri ön işleme teknikleri ve uygulanan yöntemler detaylı olarak açıklanmıştır.

3.3.1 Co-Kriging

Co-Kriging, birincil değişkenin yanı sıra yükseklik ve sıcaklık gibi ikincil değişkenlerin de dikkate alındığı, jeostatistiksel tahminlerin doğruluğunu artırmayı amaçlayan gelişmiş bir enterpolasyon tekniğidir. Bu yöntem, ikincil değişkenlerin mekânsal bağıntılar üzerindeki etkisini değerlendirerek tahmin edilen değişkenin daha güvenilir ve hassas bir şekilde modellenmesine olanak tanımaktadır (Lloyd 2005). Birincil ve ikincil değişkenler arasındaki ilişki doğrultusunda belirlenen ağırlık katsayıları, tahmin hatalarını en aza indirerek daha güvenilir sonuçlar elde edilmesini sağlar (Johnston vd. 2001, Khoramian 2025). Bu yöntem,

özellikle yağış ölçümlerinin sınırlı olduğu bölgelerde ek veri kaynaklarını entegre ederek tahminlerin doğruluğunu artırmaktadır (Hu 2010).

Co-Kriging’de tahmin performansını belirleyen en önemli unsurlardan biri kovaryans fonksiyonunun doğru belirlenmesidir. Mekânsal bağımlılığın modellenmesinde üstel, Gauss veya küresel kovaryans fonksiyonları kullanılmakta olup, özellikle değişkenliğin yüksek olduğu bölgelerde doğru kovaryans yapısının seçimi tahmin başarımını artırmaktadır (Sertel vd. 2012). Yapılan araştırmalar, bu yöntemin özellikle değişken çevresel koşullara sahip alanlarda yüksek doğrulukla çalıştığını ve eksik veya düzensiz dağılıma sahip ölçümlerin daha doğru değerlendirilmesine olanak sağladığını ortaya koymaktadır (Khoramian 2025). Bu çalışmada Co-Kriging yönteminde yükseklik ikincil değişken olarak kullanılmıştır.

3.3.2 IDW

Ters Mesafe Ağırlıklı (IDW) enterpolasyon tekniği, mekânsal verilerin belirli bir bölgede nasıl dağıldığını tahmin etmek amacıyla sıklıkla tercih edilen deterministik bir yöntemdir. Bu yöntem özellikle çevresel bilimlerde ve hidrolojik modelleme çalışmalarında yaygın olarak kullanılmaktadır (Lennon 1995, Ganjeia 2023). IDW, bir konumdaki bilinmeyen değişkenin değerini tahmin etmek için mevcut veri noktalarının mekânsal uzaklıklarına dayalı olarak ağırlıklandırılmasını esas almaktadır (Gardiman vd. 2012). Bu bağlamda veri noktalarının birbirine olan mesafeleri, tahmin edilecek noktanın değerinin belirlenmesinde belirleyici rol oynamaktadır.

IDW tekniği, çevresindeki verilere yakın noktaların daha fazla etki yaratmasını sağlamak için mesafeye bağlı olarak ağırlıklandırma yapar. Böylece tahmin edilmek istenen noktaya daha yakın konumdaki veri noktaları, daha uzak mesafedeki noktalara kıyasla daha yüksek ağırlıklarla değerlendirilir ve tahmin sürecine daha fazla katkıda bulunmaktadır (Hodam 2017). Bu yaklaşım mekânsal bağımlılığın güçlü olduğu durumlarda yüksek doğruluk sağlamaktadır ve yerel düzeyde hassas tahminler yapılmasına imkân tanımaktadır. Sonuç

olarak yakın çevredeki gözlemlerin etkisi artırılırken, uzak mesafedeki verilerin etkisi göreceli olarak azaltılmakta ve bu da bölgesel eğilimlerin daha gerçekçi bir şekilde modellenmesini sağlamaktadır (Ganjeia 2023).

3.3.3 Universal kriging

Journel'in (1969) deniz tabanı üzerine yaptığı çalışma, Matheron'un istasyonarite (zaman serileri veya mekânsal verilerde değişmeme) dışı problemlere olan ilgisini uyandırmış ve evrensel kriging (universal kriging)' in geliştirilmesine öncülük etmiştir (Armstrong 1984). Diamond ve Armstrong (1984), sıradan kriging matrisinin durum sayısı ile ağırlıklarındaki göreceli değişim arasındaki ilişkiyi inceleyerek, durum sayısının sistemin çözümünün giriş verilerindeki değişikliklere duyarlılığını ölçtüğünü vurgulamıştır (López 2011).

Evrensel kriging sistemi, sürüklenme ya da altta yatan semivaryogram (mekânsal verilerdeki uzaysal ilişki) biliniyorsa (Marsily 1987), verinin mekânsal dağılımında belirgin bir eğilim gözlemlendiği durumlarda kullanılmaktadır. Bu yaklaşım, sabit bir ortalama yerine değişken bir trend fonksiyonu içerir ve verinin büyük ölçekli eğilimlerini dikkate alarak daha hassas tahminler yapmayı amaçlar (Khan 2023).

3.3.4 Ordinary kriging

Geleneksel Kriging (Ordinary Kriging), ortalama değer bilmediği ve sabit olduğu varsayımı altında çalışan bir enterpolasyon yöntemidir (Ganjeia 2023). Bu yöntem, yalnızca birincil değişkenin mekânsal bağımlılığına dayanarak tahminler yapmaktadır (Juang 1998). Ölçüm yapılmayan konumlardaki çalışma değişkeninin değerlerini tahmin etmek için en yaygın kullanılan tekniklerden biri olan geleneksel kriging, incelenen değişkenin mekânsal dağılımının durağan bir rassal fonksiyon olduğunu varsayar; yani, ortalama sabit olup bilinmemektedir (Vann ve Geoval 1998). Yöntemin en belirgin avantajlarından biri, tahmin

edilen değerlerin yanı sıra, bu tahminlerin doğruluğunu gösteren hata değerlerinin de sağlanmasıdır. Bu özellik, analiz sürecini daha güvenilir ve anlamlı hale getirmekte, doğruluğun artırılmasında önemli bir rol oynamaktadır (Humphreys 1998).

Yöntemin tahmin denklemi, gözlemlenen verilerin mekânsal konumlarına dayalı olarak değişkenlerin ağırlıklı toplamı şeklinde ifade edilmektedir (Krige 1996). Ağırlık katsayıları, tahmin doğruluğunu maksimize etmek amacıyla optimize edilmekte ve bu katsayıların toplamı bir değerine eşit olacak şekilde hesaplanmaktadır. Söz konusu ağırlıklar, Lagrange çarpanları metoduyla türetilmekte olup, bu süreçte en uygun mekânsal bağımlılık yapısının belirlenmesi sağlanmaktadır. Bu yaklaşım, doğruluk ve güvenilirlik açısından tahminlerin geçerliliğini artıran önemli bir adım teşkil etmektedir (Khan 2023).

3.3.5 Çapraz doğrulama (Cross validation)

Çapraz Doğrulama, ölçülen değerleri sadece mevcut örneklem verilerini kullanarak tahmin edilen (interpolated) değerlerle karşılaştırmak için kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem, farklı ağırlıklandırma prosedürleri, arama stratejileri veya tahmin yöntemleri arasında en iyi seçeneği belirlemek için yardımcı olabilir (Apaydın vd. 2004).

Bu süreçte, belirli bir konumdaki örnek değer geçici olarak veri setinden çıkarılır. Ardından, bu noktadaki değer, geriye kalan diğer örnekler kullanılarak tahmin edilir. Sonrasında tahmin edilen değer, başlangıçta çıkarılan gerçek değer ile karşılaştırılır. Bu işlem, veri setindeki tüm örnek değerler için tekrarlanır (Isaaks ve Srivastava, 1989).

Bu çalışmada, kullanılan yöntemlerin tüm parametreleri, çapraz doğrulama hatasını en aza indirecek şekilde optimize edilmiştir.

3.3.6 Ağırlıklı ortalama

Küresel iklim modellerinden türetilen grid tabanlı projeksiyon verileri, sabit çözünürlükte olup, genellikle havza sınırları ile birebir örtüşmemektedir. Bu nedenle, her bir grid hücresinin havza sınırları içinde kalan oranı belirlenmiş ve bu oranlar doğrultusunda ağırlıklandırılmıştır ve çalışma alanı ile maskelenmiştir.

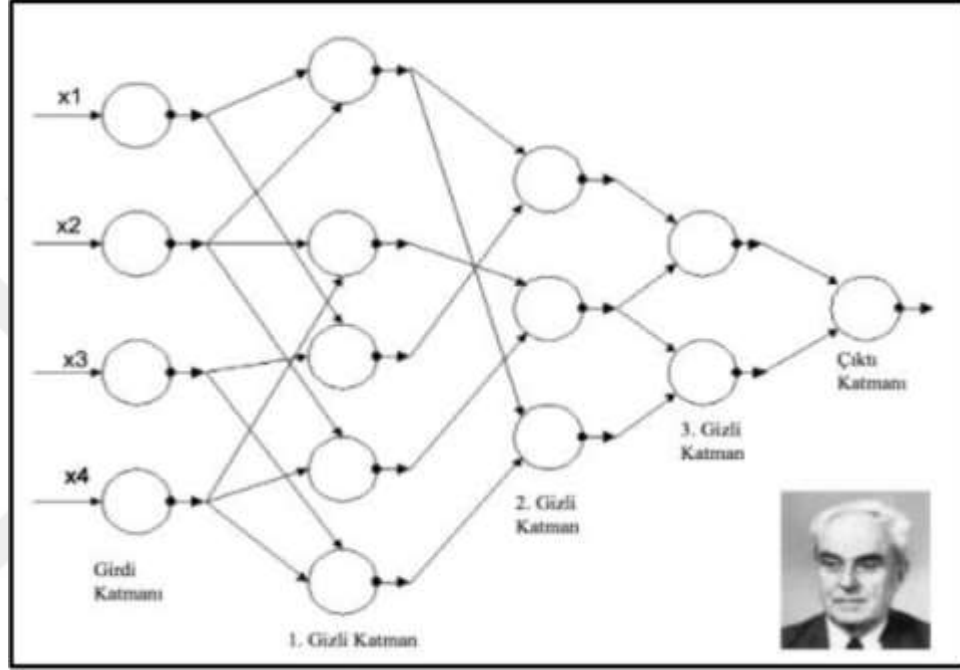
Bu çalışmada, havzanın tamamı için tek bir projeksiyon değeri hesaplamak amacıyla ağırlıklı ortalama yöntemi uygulanmıştır (Cengiz 2024). Bu yöntem kapsamında, havza sınırları içinde kalan her bir grid hücresinin meteorolojik projeksiyon verisi, o hücrenin havza içerisindeki yüzdesiyle çarpılarak ağırlıklandırılmış ve elde edilen değerler toplamı, toplam grid oranına bölünerek normalize edilmiştir. Bu sayede, her bir grid hücresinin, havzanın meteorolojik projeksiyon tahminine katkısı, havza içerisindeki yüzdesine bağlı olarak değerlendirilmiştir.

3.4 Tahmin Modelleme Yöntemleri

Derin öğrenme (DL), uzun yıllardır YZ alanında çözülemeyen problemlerin üstesinden gelmede önemli ilerlemeler kaydetmiştir. Yüksek boyutlu verilerde karmaşık örüntüleri keşfetme yeteneği sayesinde bilim, ekonomi ve kamu yönetimi gibi çeşitli alanlarda geniş bir uygulama alanı bulmuştur. Görüntü ve ses tanıma, ilaç moleküllerinin aktivite tahmini, parçacık hızlandırıcı verilerinin analizi, beyin devrelerinin yeniden yapılandırılması ve doğal dil işleme gibi birçok alanda derin öğrenme, yüksek performans ve doğruluk sergilemektedir (Lecun vd. 2015).

Ivakhnenko ve Lapa 1965 yılında, denetimli derin beslemeli çok katmanlı perceptronlar için ilk genel öğrenme algoritmasını geliştirmiştir. Ağların uçtan uca eğitimi için geri yayılım yerine, önceki katmanlardan sonraki katmanlara en küçük kareler yöntemiyle iletim yapılmış

ve en iyi özellikler istatistiksel yöntemlerle seçilip bir sonraki katmana aktarılmıştır. Şekil 3.8’ da Ivankhnenko tarafından eğitilen, tarihteki ilk bilinen derin ağ mimarisi sunulmuştur (Şeker vd. 2017).



Şekil 3.8 Ivankhnenko tarafından eğitilen bilinen ilk derin ağ mimarisi (Şeker vd. 2017)

Son yıllarda tarımsal alandaki derin öğrenme uygulamaları, kapsamlı analizlere tabi tutulmuş ve tarım sektöründe giderek artan bir yaygınlık kazanmıştır (Darwin vd. 2021, Kamilaris vd. 2018). Tarımsal alandaki önemli uygulama zorlukları arasında bitki ve meyve sayımı, hastalık tespiti, verim tahmini, segmentasyon ve sınıflandırma yer almaktadır. Bu süreçlerin manuel olarak gerçekleştirilmesi, iş gücü gerektiren, zorlu ve zaman alıcı bir yöntemdir. Bu tür işlemlerdeki manuel nesne tanıma eksiklikleri, modern teknolojiler ve özellikle görüntü etiketleme ile derin öğrenme yöntemlerinin entegrasyonu sayesinde aşılabilmektedir (Attri vd. 2023).

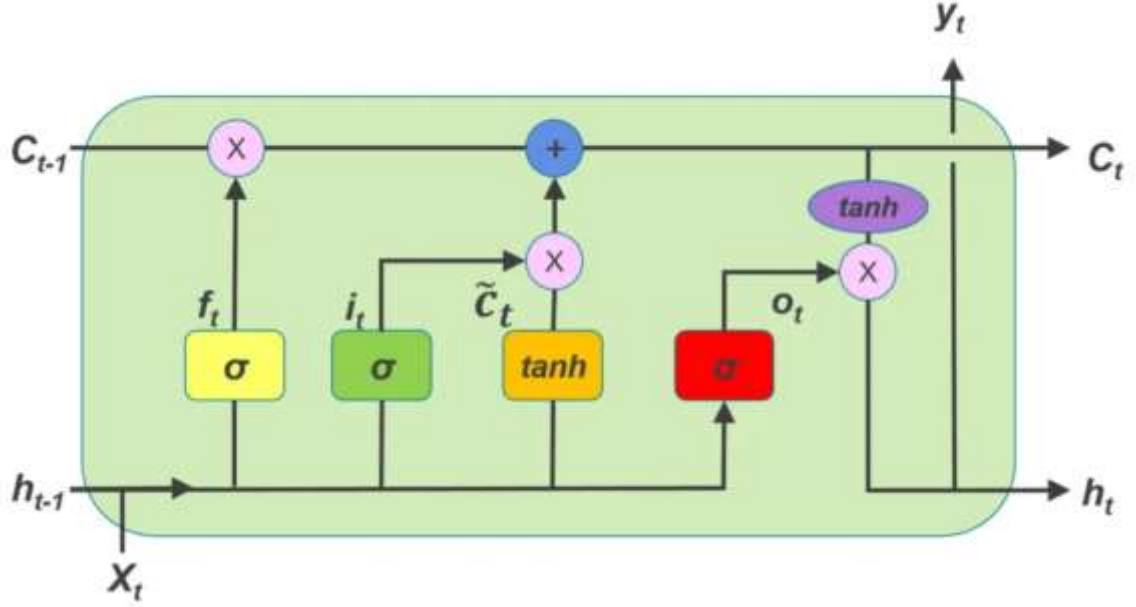
Bu çalışmada, akım tahmini amacıyla iki farklı derin öğrenme algoritması kullanılmıştır. Kullanılan algoritmalar LSTM ağları ve Evrimsel Sinir Ağları (CNN)'dır. Elde edilen modellerin performansları, Kling-Gupta VK (KGE), R^2 ve RMSE gibi değerlendirme kriterleriyle ölçülmüş ve karşılaştırılmıştır. Özellikle uzun vadeli bağımlılıkları öğrenme kapasitesi nedeniyle LSTM; mekânsal ve zamansal örüntüleri etkin bir şekilde yakalayabilmesi nedeniyle CNN uygulanmıştır. Bu bölümde, tahmin modelleme süreçlerinde kullanılan yöntemler kapsamlı bir şekilde açıklanmaktadır.

3.4.1 LSTM

LSTM, sıralı verilerdeki uzun dönemli bağımlılıkları öğrenme yeteneğiyle, özellikle dil işleme (NLP) ve konuşma tanıma gibi uygulamalarda büyük başarılar elde etmiş, önemli bir yapay sinir ağı modelidir. Model, sıralı verilerdeki karmaşık ilişkileri etkili bir şekilde çözebilme kapasitesine sahiptir. LSTM' in bu üstün performansı, uzun dönemli bellek gereksinimlerini karşılayabilme yeteneğinden kaynaklanmaktadır. Metin üretimi, dil modelleme ve konuşma tanıma gibi uygulamalarda LSTM'in etkinliğini artırmaktadır (Hochreiter ve Schmidhuber 1997).

LSTM, klasik öğrenme algoritmalarının yetersiz kaldığı uzun vadeli bağımlılıkların modellenmesinde önemli bir yenilik sunmaktadır. Tekrarlayan Sinir Ağı (RNN) mimarisinin zaman serisi verilerinde karşılaştığı temel sorunlardan biri olan gradyan sönmesi problemini çözebilmek için geliştirilen LSTM, özellikle unutma kapısı (forget gate) sayesinde hücre durumunun dinamik ve etkin bir biçimde yönetilmesini sağlamaktadır. Bu yapı, ağırlık birikiminden kaynaklanan aşırı yüklenmeleri önleyerek daha tutarlı ve doğru tahminler gerçekleştirilmesine olanak tanımaktadır. Literatür deneysel bulgular, unutma kapısı LSTM' in geleneksel RNN ve standart LSTM modellerine kıyasla uzun vadeli bağımlılıkların öğreniminde daha yüksek performans gösterdiğini ortaya koymaktadır (Gers ve Schmidhuber 2000).

LSTM mimarisi, evrimsel sürecini ve farklı uygulamalara nasıl uyum sağladığını ortaya koymaktadır (Smagulova ve James 2019). Şekil 3.9’da LSTM mimarisi verilmiştir.



Şekil 3.9 LSTM mimarisi (Smagulova ve James 2019)

LSTM ağında kullanılan sigmoid ve tanh aktivasyon fonksiyonları, modelin öğrenme sürecinde önemli bir rol oynamaktadır. Bununla birlikte bazı özel durumlar için hibrit LSTM yapılarında veya özel tasarlanmış modellerde, Düzeltilmiş Doğrusal Birim (ReLU) aktivasyon fonksiyonunun entegrasyonu da tercih edilebilmektedir (He ve Droppo 2016).

LSTM ağındaki unutma kapısı, hücre durumunda bulunan bilgilerin hangi kısmının korunacağına ve hangisinin silineceğine karar veren temel bir bileşendir. Bu süreç mevcut giriş verisi ve önceki gizli durumun birleşimi üzerinden sigmoid aktivasyon fonksiyonu uygulanarak gerçekleştirilir. Sigmoid fonksiyonu çıktıyı $[0,1]$ aralığına sıkıştırarak, hangi bilgilerin tamamen silinmesi (0) veya tamamen korunması (1) gerektiğine dair bir karar mekanizması sağlar (Gers vd. 2000). Hücre durumu güncellenmesinde ise, hiperbolik tanjan (tanh) fonksiyonu kullanılarak, değerler $[-1,1]$ aralığında elde edilir ve bu süreç, ağıın öğrenme sürecini optimize ederek verinin zamansal bağımlılıklarını daha hassas bir şekilde modellenmesine olanak tanır (Xue 2025).

LSTM'nin matematiksel temeli, özellikle unutma sürecinin nasıl işlediğini ve hangi bilgilerin güncellenip saklanacağına veya hangi bilgilerin silineceğine karar verilmesinde kullanılan hesaplamaları açıkça tanımlamaktadır. Aşağıda LSTM hücresinin çalışma prensiplerini ve hesaplamalarını ortaya koyan matematiksel denklem 1' de verilmiştir (Wang vd. 2025).

$$\begin{aligned}
 \mathbf{f}_t &= g^{(f)}[\mathbf{U}^{(f)}\mathbf{x}_t + \mathbf{W}^{(f)}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}^{(f)}] \\
 \mathbf{i}_t &= g^{(i)}[\mathbf{U}^{(i)}\mathbf{x}_t + \mathbf{W}^{(i)}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}^{(i)}] \\
 \mathbf{o}_t &= g^{(o)}[\mathbf{U}^{(o)}\mathbf{x}_t + \mathbf{W}^{(o)}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}^{(o)}] \\
 \mathbf{c}_t &= g^{(c)}[\mathbf{U}^{(c)}\mathbf{x}_t + \mathbf{W}^{(c)}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}^{(c)}] \\
 \tilde{\mathbf{c}}_t &= \mathbf{f}_t * \mathbf{c}_{t-1} + \mathbf{i}_t * \mathbf{c}_t \\
 \mathbf{h}_t &= \mathbf{o}_t * g^{(h)}(\tilde{\mathbf{c}}_t) \\
 y_t &= g^{(y)}(\mathbf{W}^{(y)}\mathbf{h}_t + \mathbf{b}^{(y)})
 \end{aligned} \tag{1}$$

$\mathbf{f}_t$: unutma kapısının aktivasyon vektörü

$\mathbf{i}_t$: giriş/güncelleme kapısının aktivasyon vektörü

$\mathbf{o}_t$: çıkış kapısının aktivasyon vektörü

$\mathbf{h}_t$: gizli durum vektörü, aynı zamanda LSTM ünitesinin çıkış vektörü olarak bilinir

$\tilde{\mathbf{c}}_t$: hücre giriş aktivasyon vektörü

$\mathbf{c}_t$: hücre durumu vektörü

σ : sigmoid fonksiyonu

Burada, $\mathbf{x}_t$ zaman adımındaki t girdisini, y_t ise zaman adımındaki t çıkışını temsil etmektedir. $\mathbf{W}^{(f)}$, $\mathbf{W}^{(i)}$, $\mathbf{W}^{(o)}$, $\mathbf{W}^{(c)}$, $\mathbf{U}^{(f)}$, $\mathbf{U}^{(i)}$, $\mathbf{U}^{(o)}$, $\mathbf{U}^{(c)}$ ve $\mathbf{W}^{(y)}$, sırasıyla, farklı kapılar ve çıkışlar için ağırlık matrislerini ifade ederken, $\mathbf{b}^{(f)}$, $\mathbf{b}^{(i)}$, $\mathbf{b}^{(o)}$, $\mathbf{b}^{(c)}$ ve $\mathbf{b}^{(y)}$ ise sırasıyla bu kapılar ve çıkışlar için önyargı (bias) vektörlerini belirtmektedir (Wang vd. 2025).

LSTM' in zaman serisi verilerindeki uzun vadeli bağımlılıkları modelleyebilme kapasitesi, hidrolojik süreçlerin modellenmesinde de önemli avantajlar sağlamaktadır. Bu özellik su akışı dinamiklerinin analizi ve tahmininde, zamansal bağlamın korunması ve gereksiz

bilginin enlenmesi yoluyla veri akışını optimize etmektedir. LSTM' in özelleşmiş yapısı, hidrolojik sistemlerin doğasında bulunan karmaşık desenleri ve doğrusal olmayan ilişkileri başarılı bir şekilde modellemeye olanak tanımakta olup, bu da daha yüksek doğruluk seviyelerine sahip tahminlerin elde edilmesini mümkün kılmaktadır (Anwar 2024).

Hidrolojik modelleme ve su kaynakları yönetiminde LSTM' in uzun vadeli bağımlılıkları etkili bir biçimde modelleme kapasitesi, özellikle küçük ölçekli su akışı tahminlerinin doğruluğunu artırmaya yönelik araştırmaların odak noktası olmuştur. Mevsimsel su akışı tahminlerindeki küçük doğruluk artışları dahi önemli faydalar sağlayabilmektedir (Hamlet vd. 2002, Sun vd. 2021). Bu bağlamda LSTM' in hidrolojik süreçlerin daha doğru ve güvenilir bir biçimde modellenmesine katkı sağladığı söylenebilir (Xue 2025).

3.4.2 CNN

CNN görsel verilerden yüksek performans elde etmek amacıyla güçlü bir araç olarak öne çıkmaktadır. İlk başta el yazısı tanıma gibi uygulamalardan kullanılan CNN' ler (Lecun vd. 1980), zamanla görüntü sınıflandırması ve segmentasyonu gibi daha karmaşık görevlerde, özellik çıkarımı için geliştirilmiştir (Lecun vd. 1998). Bu yapılar, özellikle bilgisayarla görme gereksinimlerinde yaygın bir şekilde kullanılmaya başlanmıştır ve başarısı, katmanlı yapılarına ve evrimsel katmanların görüntülerdeki mekânsal özellikleri algılama kapasitesine dayanmaktadır (Lecun vd. 2015).

CNN' in temel bileşenleri, veriyi analiz eden evrimsel katmanlar, veriyi özetleyen havuzlama (pooling) katmanları ve modelin nihai kararını veren tam bağlantılı (fully connected) katmanlardır. Evrimsel katmanlar, görüntüdeki yerel desenleri tanımak için filtreler kullanırken, havuzlama katmanları bu desenleri daha düşük boyutlarla temsil eder. Tam bağlantılı katmanlar ise modelin öğrendiği özniteliklerin birleştirilerek çıktıyı üretir. Bu yapısı sayesinde CNN' ler özellikle görüntü tanıma ve nesne tespiti gibi görevlerde başarılı olmuştur (Krizhevsky vd. 2017).

CNN'lerin performansı genellikle doğruluk, kesinlik gibi standart performans metrikleriyle değerlendirilir, ancak görüntü segmentasyonu ve nesne tespiti gibi görevlerde Kesişim Birleşim Oranı (IoU) gibi ek metrikler de kullanılmaktadır (Sakka vd. 2025).

CNN'in çalışması prensibi, veriyi evrişimsel işlemler uygulayarak filtrelerin kaydırılması üzerine kuruludur. Bu filtreler görüntüdeki temel yapıları, örneğin kenar ve köşe gibi özellikleri öğrenmeye yönelik küçük matrislerdir. Adım uzunluğu (stride) parametresi, evrişimsel işlemin her adımda ne kadar ilerleyeceğini belirler; küçük stride değeri yüksek çözünürlük, büyük stride değeri ise daha düşük çözünürlükte sonuçlar doğurur. Bu parametrenin optimize edilmesi, modelin doğruluğunu doğrudan etkileyen önemli bir faktördür (Krizhevsky vd. 2012).

Aktivasyon fonksiyonları, sinir ağlarının doğrusal olmayan ilişkileri modelleme kapasitesini artırarak ağların daha karmaşık veri setlerini öğrenmesini sağlar. ReLU fonksiyonu negatif girişleri sıfırlayarak pozitif girişleri olduğu gibi geçirirken, Sızdıran Düzeltilmiş Doğrusal Birim (LReLU) ise negatif girişlere küçük bir değer atayarak ölü nöron problemini ortadan kaldırmaktadır (Maas vd. 2013). Tanh fonksiyonu ise simetrik çıktı üretir ancak ReLU'ya kıyasla gradyan kaybı (vanishing gradient) sorunları yaşanabilir. Aktivasyon fonksiyonlarının doğru seçimi, ağın öğrenme kapasitesini ve genel performansını önemli ölçüde etkileyen bir faktördür (Lecun vd. 2015).

Geri yayılım algoritması ve optimizasyon teknikleri, CNN'lerin öğrenme süreçlerini yönlendirirken ağırlıkların ve bias'ların optimize edilmesini sağlar. Özellikle derin ağ yapılarında, gradyanların hesaplanması ve modelin öğrenme dinamiklerinin doğru bir şekilde yönlendirilmesi, ağın hızlı ve etkin bir biçimde öğrenmesini mümkün kılar. Aynı zamanda optimizasyon algoritmaları da ağların eğitim süreçlerinde kritik bir rol oynamaktadır (Rumelhart vd. 1986).

Transfer öğrenme, özellikle sınırlı veri setleri ile çalışırken derin öğrenme modellerinin performansını iyileştirmek amacıyla yaygın olarak tercih edilen bir yöntemdir. Bu yaklaşım büyük veri setlerinde eğitilmiş modellerin kazandığı özelliklerin daha küçük veri setlerine aktarılmasını sağlar (Pan ve Yang 2010). Transfer öğrenme genellikle iki ana yöntemle uygulanır: Özellik çıkarımı ve ince ayar (fine-tuning). Özellik çıkarımı, önceden eğitilmiş modelin erken katmanlarının sabitlenmesi ve yalnızca çıkış katmanlarının yeniden eğitilmesi işlemi olup sınırlı veri setlerinde daha hızlı ve güvenilir sonuçlar elde edilmesine olanak tanır (Yosinski vd. 2014). İnce ayar yöntemi ise modelin tamamının veya belirli katmanlarının yeniden eğitilmesine dayanır ve hedef veri setinin kaynak veri seti ile benzer olduğu durumlarda daha etkili sonuçlar sağlar (Huh vd. 2016).

Toplu Normalizasyon (Batch normalization-BN), derin öğrenme modellerinin eğitim sürecini daha verimli hale getirmek için kullanılan bir tekniktir. Bu yöntem her bir katmanın girişlerini normalize ederek, içsel kovaryat kaymalarını (internal covariate shifts) minimize eder ve modelin öğrenme sürecinin daha stabil hale gelmesini sağlar. Aynı zamanda gradyanların patlama veya kaybolma (vanishing/exploding gradients) sorunlarında önüne geçerek modelin daha hızlı bir şekilde yakınsamasını sağlar (Ioffe ve Szegedy 2015).

Gizleme (dropout), derin öğrenme modellerinde aşırı öğrenme (overfitting) engellemek amacıyla kullanılan bir düzenleme yöntemidir. Eğitim sırasında rastgele seçilen nöronlar devre dışı bırakılarak modelin belirli nöronlara aşırı bağımlı hale gelmesi engellenir. Dropout özellikle sınırlı veri setleriyle çalışırken daha genellenebilir özelliklerin öğrenilmesini sağlar ve bu sayede test verileri üzerinde daha iyi performans elde edilmesine olanak tanımaktadır (Srivastava vd. 2014).

CNN'ler genellikle görsel verilerle ilişkilendirilse de son yıllarda zaman serisi verilerinin analizlerinde de kullanılmaktadır. Finansal analizler, hava durumu tahminleri ve biyomühendislik gibi alanlarda, CNN'lerin zaman içindeki dinamik değişimleri öğrenme yeteneği, başarılı sonuçlar elde edilmesini sağlamıştır (Lecun vd. 2015).

Hidrolojik modelleme su kaynakları yönetimi ve nehir akış tahminleri gibi uygulamalarda zaman serisi verilerinin analizinde önemli bir yer tutmaktadır. CNN ve LSTM ağlarının birleşimi, hidrolojik süreçlerin daha doğru bir şekilde modellenmesine olanak tanımaktadır. CNN mekânsal verilerin işlenmesinde üstün performans sergileyerek mekânsal desenleri tanıırken, LSTM ise zaman serilerindeki uzun vadeli bağımlılıkları öğrenmede güçlüdür. Bu iki modelin hibrit kullanımı hem uzamsal hem de zamansal ilişkileri aynı anda öğrenmeye olanak tanır ve hidrolojik tahminlerin doğruluğunu artırmaktadır (Ghimire vd. 2021, Li vd. 2022, Khorram ve Jehbez 2023, Utku 2024).

3.5 Değerlendirme Metrikleri

Bu bölümde, model sonuçlarının performansını değerlendirmek ve kullanılan veri setlerinin doğruluğunu belirlemek amacıyla uygulanan değerlendirme metrikleri açıklanmaktadır. Model tahminlerinin doğruluğu ve güvenilirliği, çeşitli istatistiksel hata ölçütleri ve performans göstergeleri kullanılarak analiz edilmiştir.

3.5.1 Kling-Gupta verimlilik katsayısı

KGE, hidrolojik modelleme ve özellikle akış tahminleri için kullanılan, tahminlerin gözlemlerle ne kadar uyumlu olduğunu değerlendirme metriğidir (Gupta vd. 2009). KGE, model performansını değerlendirirken sadece hataların büyüklüğünü değil, aynı zamanda modelin doğrusal ilişkilerini ve dağılım benzerliklerini de dikkate aldığından daha kapsamlı bir yaklaşım sunmaktadır (Knoben vd. 2019).

KGE, korelasyon, varyans hatası ve ortalama hata üzerinden modellenmiş olup, modelin gözlemlerle uyumunu daha ayrıntılı bir şekilde değerlendirmektedir (Onyutha 2024). KGE, r , varyans oranı (α) ve ortalama hata (β) bileşenlerini dikkate alarak model performansını kapsamlı bir şekilde değerlendirir (denklem 2). KGE değerinin 1'e yakın olması, modelin

mükemmel bir uyum sağladığını ifade ederken, 0'a yakın değerler model tahminlerinin gözlem ortalamalarına benzer olduğunu göstermektedir. Bununla birlikte, KGE'nin negatif değerlere sahip olması her zaman modelin gözlem ortalamalarından daha kötü tahminler yaptığı anlamına gelmemektedir. Günümüzde KGE, model doğruluğunu değerlendirmek ve modeller arası karşılaştırmalar yapmak amacıyla yaygın şekilde kullanılmaktadır (Knoben 2019).

$$KGE = 1 - \sqrt{(r - 1)^2 + (\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2} \quad (2)$$

3.5.2 Belirtme katsayısı (R^2)

R^2 , bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki varyansını ne ölçüde açıkladığını belirten istatistiksel bir ölçüttür. Bu değer, modelin veri ile uyum düzeyini değerlendirmede önemli bir kriterdir. Yüksek R^2 değeri, modelin gözlemleri iyi bir şekilde temsil ettiğini ifade ederken, düşük R^2 değeri modelin tahmin doğruluğunun sınırlı olduğunu göstermektedir (Anwar vd. 2024). R^2 matematiksel olarak denklem 3' de ki gibi hesaplanmaktadır.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

Burada:

y_i : Gerçek değerler

$\hat{y}_i$: Model tarafından tahmin edilen değerler

$\bar{y}$: Gerçek değerlerin ortalaması

3.5.3 RMSE

RMSE, MSE'nin karekökünü alarak elde edilen bir ölçüttür ve modelin hatta büyüklüğünü orijinal birimlerde ifade etmektedir (Farooq vd. 2025). RMSE, MSE'nin dezavantajlarını aşmaktadır. Çünkü hata birimlerinin karekökü alındığından tahmin edilen ve gerçek değerler arasındaki farklar daha net bir şekilde görmemizi sağlamaktadır. Ancak büyük hatalar RMSE'yi önemli ölçüde arttırabilmekte ve modelin performansını değiştirebilmektedir. (Anwar vd. 2024). RMSE'nin formülü denklem 4'de verilmiştir.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4)$$

Burada:

y_i : Gerçek değerler

$\hat{y}_i$: Model tarafından tahmin edilen değerler

n : Veri setindeki örnek sayısı

3.5.4 Taylor diagramı

Taylor Diagramı, iki veri kümesinin desen uyumunu, RMSE, korelasyon ve varyans oranı gibi istatistiksel ölçütler aracılığıyla kapsamlı bir şekilde özetleyen bir diyagramdır. Özellikle karmaşık modellerin değerlendirilmesinde, jeofiziksel olguları incelemek amacıyla kullanılan modellerin performans analizinde son derece faydalıdır. Bu diyagram, çeşitli modellerin karşılaştırılmasında ya da bir modelin performansındaki değişikliklerin izlenmesinde etkili bir araç olarak kullanılabilir. Ayrıca, gözlemsel belirsizlikler ve içsel varyasyonların model uyumuna olan etkilerini vurgulayarak, istatistiksel anlamlılık ve yetenek puanlarının geliştirilmesi adına rehberlik etmektedir (Taylor 2001).

4. BULGULAR ve TARTIŞMA

4.1 Enterpolasyon Yöntemlerinin Performansının Değerlendirmesi

Bu çalışmada, MGM'den alınan 6 istasyona ait noktasal veriler, alansal ortalama veya toplam değerlerinin belirlenebilmesi amacıyla Co-Kriging, Universal Kriging, Ordinary Kriging ve IDW yöntemleri kullanılarak havza geneline yayılmıştır. Uygulanan enterpolasyon yöntemlerinin doğruluklarını değerlendirmek amacıyla çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. Çapraz doğrulama sürecinde, her seferinde bir istasyon veri setinden çıkarılarak tahmin yapılmış ve elde edilen tahmin değeri, gerçek ölçüm değeri ile karşılaştırılmıştır. Çizelge 4.1 de farklı yöntemlerin performansları karşılaştırmalı olarak gösterilmiştir.

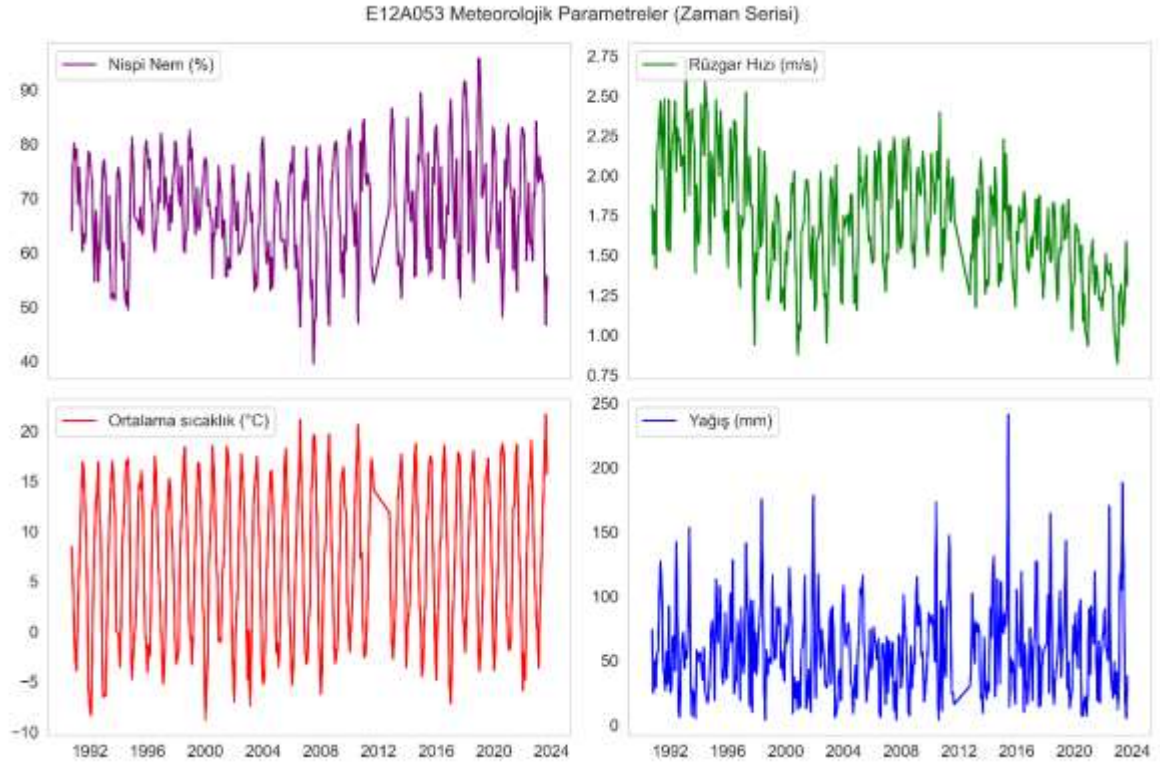
Çizelge 4.1 İnterpolasyon yöntemlerinin performansı

Değişken	Yöntem	R ²	RMSE
Yağış	Co-Kriging	0.812	3.56
	Universal Kriging	0.790	3.39
	Ordinary Kriging	0.747	4.32
	IDW	0.867	3.24
Nispi Nem	Co-Kriging	0.830	4.37
	Universal Kriging	0.801	5.73
	Ordinary Kriging	0.770	6.91
	IDW	0.824	5.15
Rüzgar Hızı	Co-Kriging	0.830	0.22
	Universal Kriging	0.790	0.47
	Ordinary Kriging	0.814	0.26
	IDW	0.831	0.21
Sıcaklık	Co-Kriging	0.910	1.07
	Universal Kriging	0.860	1.63
	Ordinary Kriging	0.858	2.12
	IDW	0.892	1.53

Yöntemlerin performansı, R^2 ve RMSE değerleri kullanılarak değerlendirilmiş ve istasyon verileriyle en iyi uyumu sağlayan yöntem belirlenmiştir. Genel olarak, IDW yöntemi rüzgar hızı ve yağış tahminlerinde en iyi performansı gösterirken, sıcaklık değişkeni için Co-Kriging yöntemi en iyi sonuçları vermiştir. Yağış değişkeni için en yüksek R^2 değeri IDW yöntemi ile elde edilmesine rağmen, en düşük RMSE değerleri Universal Kriging ve Co-Kriging yöntemleriyle hesaplanmıştır. Nispi Nem değişkeninde en yüksek R^2 değeri Co-Kriging yöntemiyle elde edilirken, en düşük RMSE değeri IDW yöntemi ile bulunmuştur. Rüzgar hızı tahmininde en iyi enterpolasyon yöntemi, hem en yüksek R^2 hem de en düşük RMSE değerlerini sağlayan IDW yöntemi olarak belirlenmiştir. Sıcaklık değişkeni için ise en yüksek uyumu sağlayan yöntem, $R^2 = 0.91$ ve $RMSE = 1.07$ değerleriyle Co-Kriging olmuştur.

Bu değerlendirmeler doğrultusunda, en düşük hata payına ve en yüksek uyuma sahip enterpolasyon yöntemi belirlenmiş (Çizelge 4.1 de kalın yazılmış yöntemler) ve havza ölçeğinde en güvenilir meteorolojik veri seti, modelleme aşamasında kullanılmak üzere seçilmiştir.

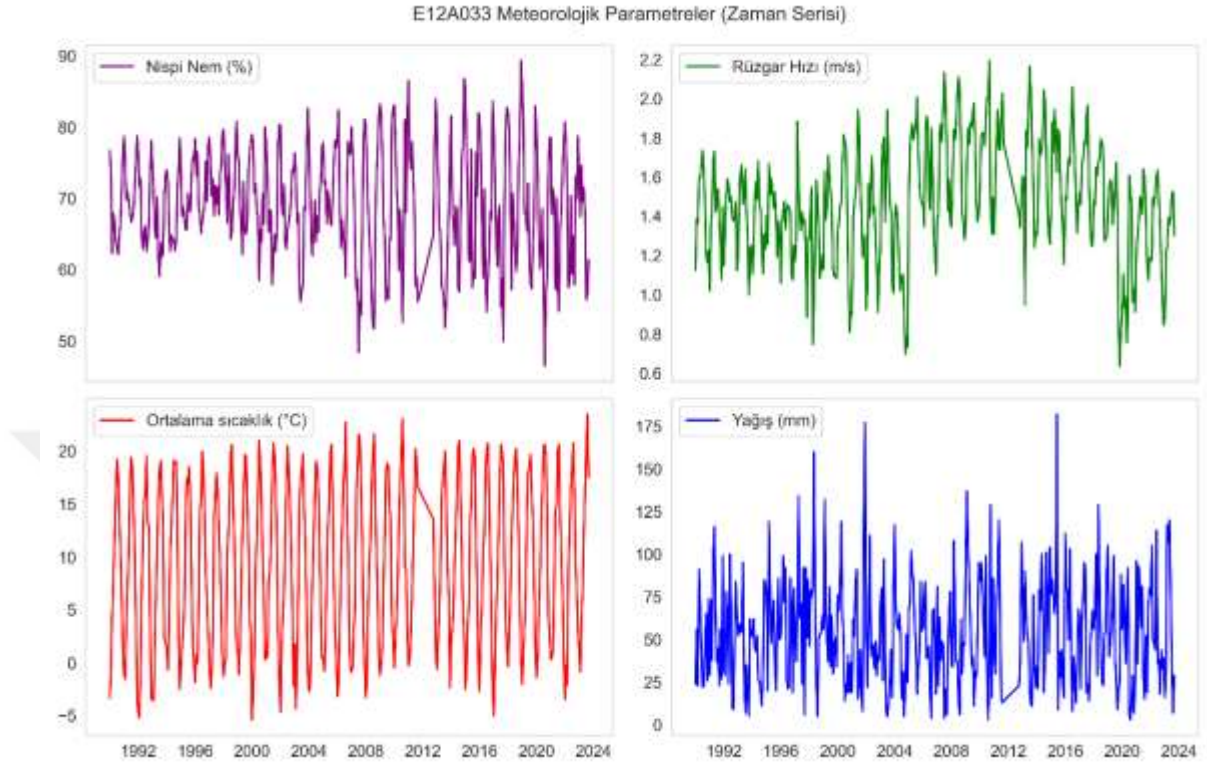
Farklı enterpolasyon yöntemleri ile havzaya yayılmış ve en iyi performans gösteren yöntemden elde edilen meteorolojik verilerin zaman içindeki değişimini görmek amacıyla oluşturulan zaman serisi grafikleri Şekil 4.1-4.4'te sunulmuştur. Meteorolojik değişkenlerin uzun vadeli eğilimlerini değerlendirmek için Mann-Kendall (Shahbazi 2023) trend analizi kullanılmıştır.



Şekil 4.1 E12A053 havzasına ait meteorolojik parametrelerin zaman serisi grafiği

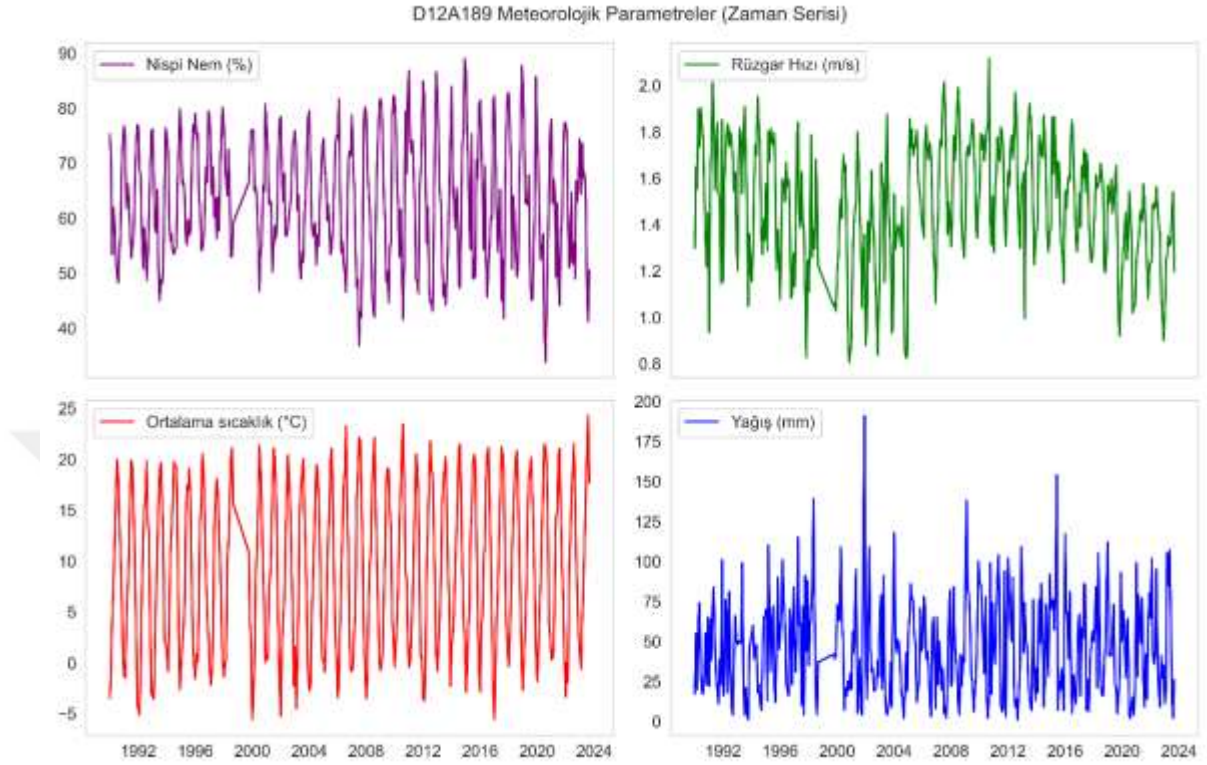
E12A053 istasyonunun havzasında zaman serisi analizi incelendiğinde, nispi nem, ortalama sıcaklık ve yağış parametrelerinde belirgin bir uzun vadeli trend gözlemlenmemekte, ancak yıllık bazda yüksek değişkenlik dikkat çekmektedir. Nispi nem %94 ile 2019 yılında, rüzgar hızı 2.75 m/s ile 1993 yılında, ortalama sıcaklık 22°C ile 2023 yılında ve yağış 238 mm ile 2015 yılında en yüksek seviyeye ulaşmıştır.

Rüzgar hızı zamanla azalma eğilimi göstermekte olup, Mann-Kendall trend analizine göre bu düşüş istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur ($p < 0.05$). Diğer parametrelerde ise belirgin bir artış ya da azalış eğilimi istatistiksel olarak anlamlı çıkmamıştır. Bununla birlikte, ortalama sıcaklık 2004 yılından sonra genel olarak 1 ile 3°C arasında bir artış göstermiş, ancak bu değişimin istatistiksel anlamlılığı doğrulanamamıştır.



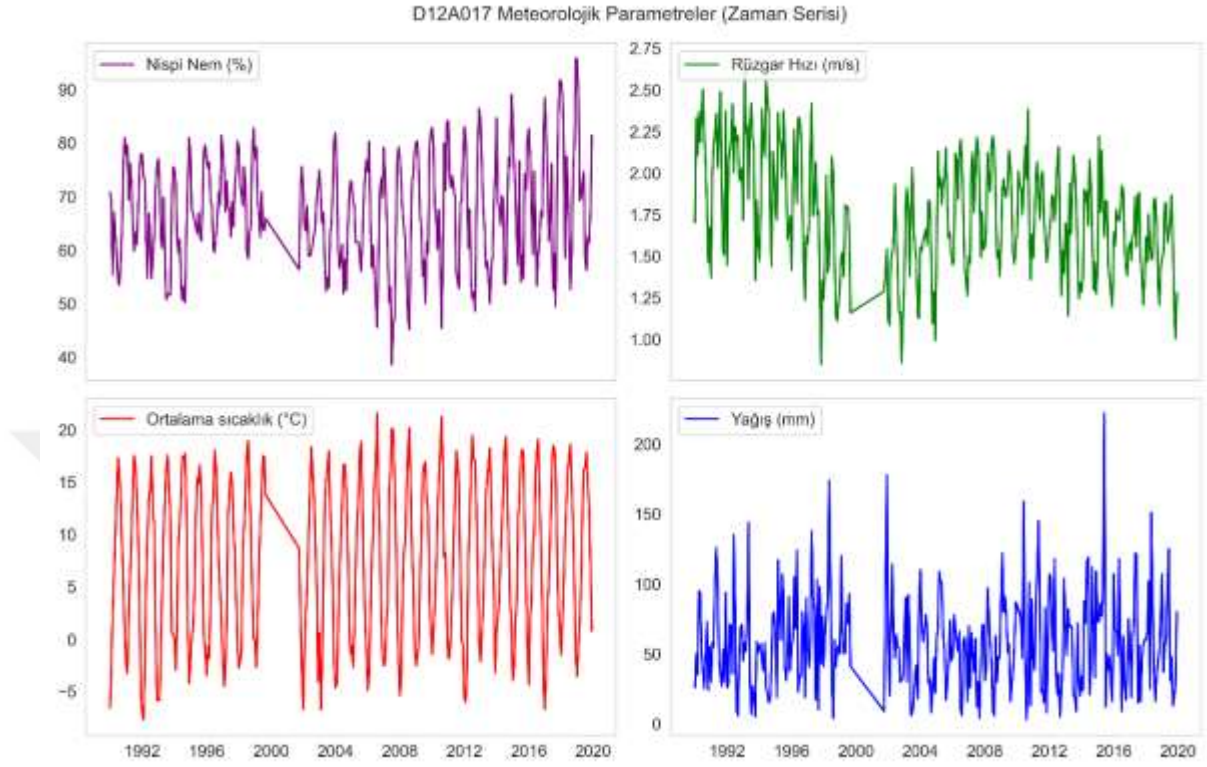
Şekil 4.2 E12A033 havzasına ait meteorolojik parametrelerin zaman serisi grafiği

E12A033 istasyonunun havzasında meteorolojik parametrelerin zaman içindeki değişimi incelendiğinde, nispi nem, rüzgar hızı, ortalama sıcaklık ve yağış verilerinde belirgin bir uzun vadeli trend gözlenmemiş, ancak yıllık bazda dalgalanmalar dikkat çekmiştir. En yüksek değerler nispi nem için %90 (2020), rüzgar hızı için 2.1 m/s (2010), ortalama sıcaklık için 21°C (2023) ve yağış için 180 mm (2016) olarak kaydedilmiştir. Tüm parametreler için Mann-Kendall trend analizi sonuçları anlamlı bir eğilim göstermemiştir. Bununla birlikte, 2000 yılından itibaren sıcaklık değerlerinde genel olarak 1-3°C arasında bir artış gözlemlenmiş, ancak bu değişim istatistiksel olarak anlamlı bulunmamıştır.



Şekil 4.3 D12A189 havzasına ait meteorolojik parametreleri zaman serisi grafiği

D12A189 istasyonunun havzasında meteorolojik değişkenlerin zaman içindeki seyri değerlendirildiğinde, nispi nem, rüzgar hızı, sıcaklık ve yağış parametrelerinde belirgin bir uzun vadeli eğilim saptanmamıştır. Yapılan Mann-Kendall trend analizi sonucunda hiçbir değişken için istatistiksel olarak anlamlı bir artış ya da azalış tespit edilmemiştir. En yüksek nispi nem 2015 yılında, rüzgar hızı 2010, ortalama sıcaklık 2023 ve yağış 2002 yılında sıra ile %88, 2.1 m/s, 23 °C ve 190 mm olarak kaydedilmiştir. Bununla birlikte, 1998 yılından itibaren genellikle sıcaklıkta 1-3°C arasında bir artış gözlenmiş, ancak bu değişimin istatistiksel anlamlılığı doğrulanamamıştır.

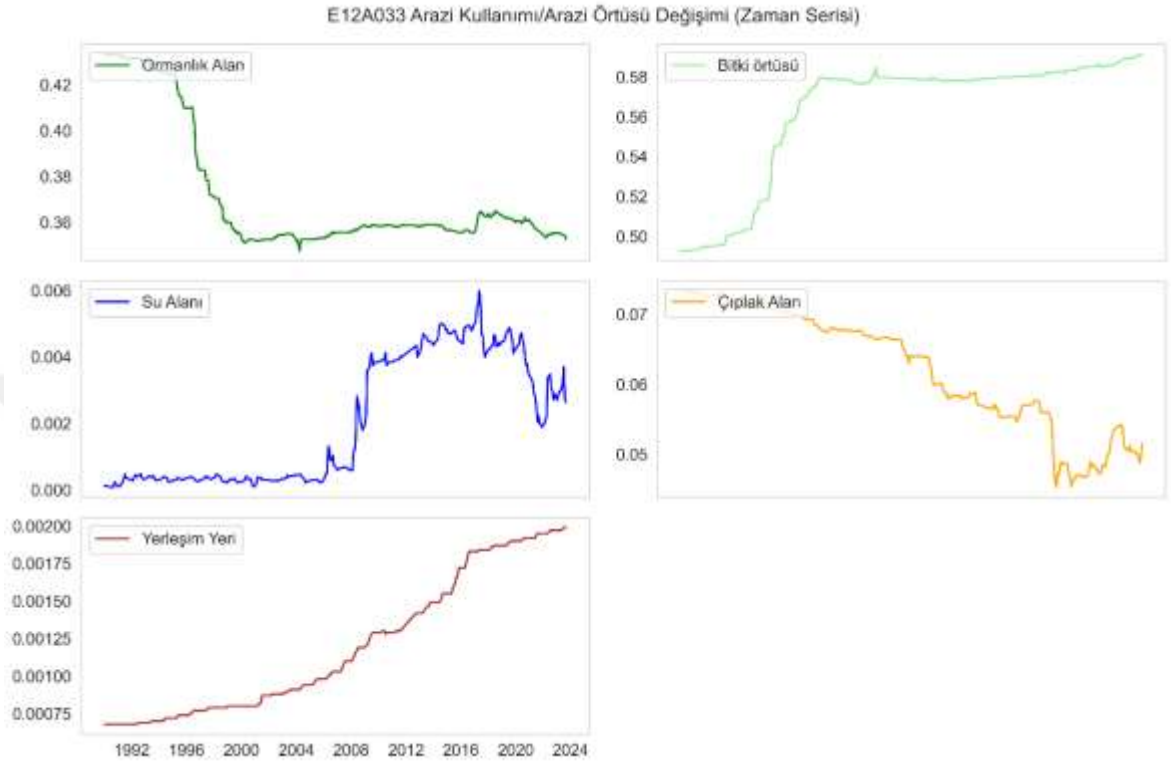


Şekil 4.4 D12A017 havzasına ait meteorolojik parametrelerin zaman serisi grafiği

D12A017 istasyonunun havzasında zaman serisi analizi incelendiğinde, nispi nem, ortalama sıcaklık ve yağış parametrelerinde belirgin bir uzun vadeli trend gözlemlenmemekte, ancak yıllık bazda yüksek değişkenlik dikkat çekmektedir. Rüzgar hızı ise zamanla azalma eğilimi göstermekte olup, Mann-Kendall trend analizine göre bu düşüş istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur ($p < 0.05$). Diğer parametrelerde ise belirgin bir artış ya da azalış eğilimi istatistiksel olarak anlamlı çıkmamıştır. Bununla birlikte, ortalama sıcaklık 2004 yılından sonra genel olarak 1 ile 3°C arasında bir artış göstermiştir, ancak bu eğilim istatistiksel olarak anlamlı bulunmamıştır.

4.2 Arazi Kullanımı/Arazi Örtüsü Verilerinin Değerlendirilmesi

E12A033 havzasında Landsat uydu görüntülerinin kullanımı ile elde edilen arazi kullanımı ve arazi örtüsünün zaman içindeki değişimini gösteren grafik Şekil 4.5'te sunulmuştur.



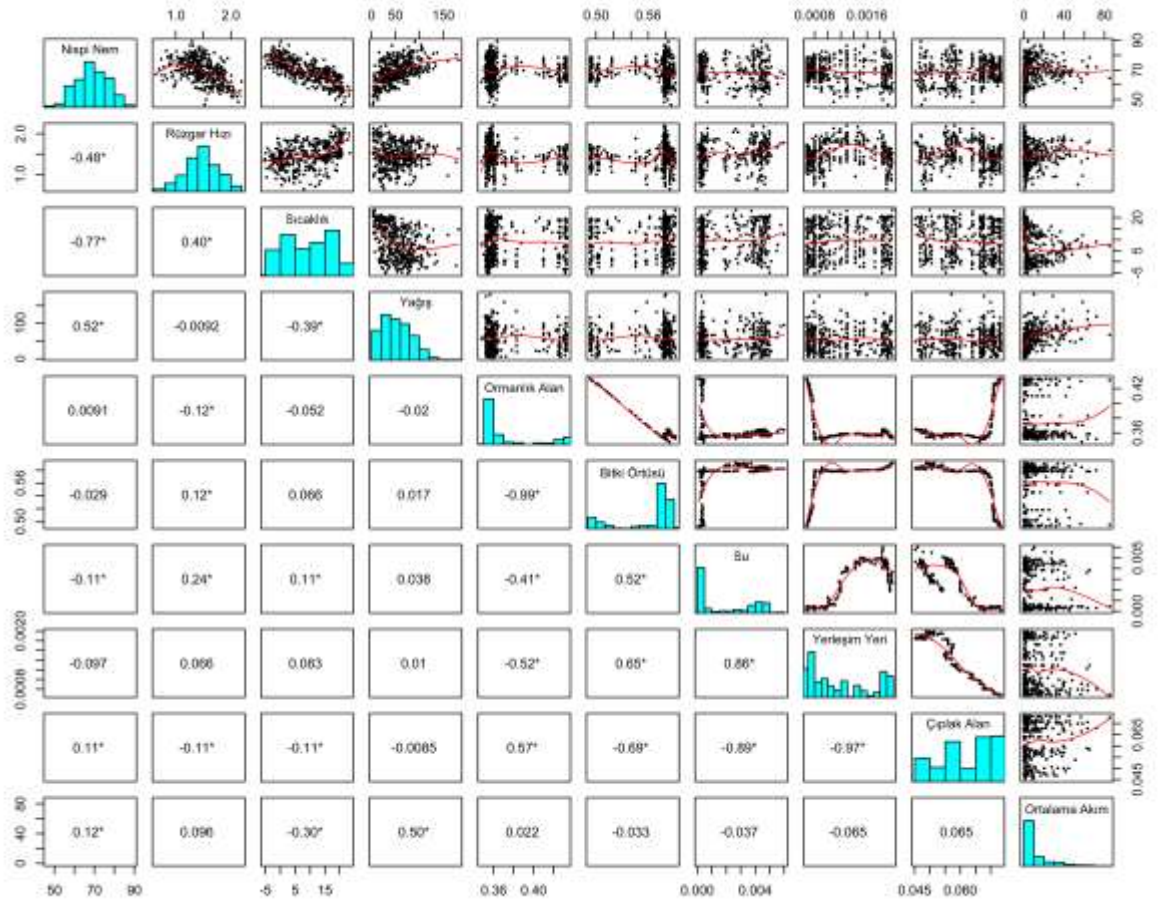
Şekil 4.5 E12A033 havzasında arazi kullanımı ve arazi örtüsünün zaman içindeki değişimi

Havza genelinde ormanlık alanın azaldığı, bitki örtüsünün genişlediği, su alanında başta küçük ölçekli artışlar olduğu ancak 2005 yılından sonra yüksek dalgalanmalar sergilediği gözlemlenmiştir. Yerleşim alanlarının tüm havzalarda belirgin bir artış eğiliminde olduğu tespit edilmiştir. Çıplak alan değişimleri ise farklılık göstermekle birlikte genel olarak azalma eğilimindedir.

Diğer üç havzanın (D12A017, D12A189 ve E12A053) arazi kullanımı ve arazi örtüsü değişimlerini gösteren zaman serisi grafiklerine Ek 1, Ek 2 ve Ek 3'te yer verilmiştir. Tüm havzalarda benzer eğilimlerin gözlemlendiği dikkate alınarak, ana metinde yalnızca E12A033 havzasına ait grafik sunulmuştur.

4.3 Veri Setlerinin Ön Değerlendirmesi

E12A033 havzasında meteorolojik ve arazi kullanımı/arazi örtüsü değişkenlerinin akım verileri ile olan korelasyon, görsel ve rakamsal olarak Şekil 4.6’da sunulmuştur.



Şekil 4.6 E12A033 havzası için hidrometeorolojik parametreler arasındaki korelasyon

Analiz sonuçlarına göre, yağışın akımla pozitif yönlü ve anlamlı bir ilişkiye sahip olduğu belirlenmiştir. Sıcaklık ise -0.2 ile -0.3 arasında değişen düşük negatif korelasyon değerleri göstermekte, dolayısıyla akımla zayıf ve ters yönlü bir ilişki sergilemektedir. Nispi nem ve rüzgar hızı ise 0.1 ile 0.2 arasında değişen düşük korelasyon katsayılarıyla akımla oldukça zayıf bir ilişki göstermektedir.

Bununla birlikte, ormanlık alan, tarım alanı, su alanı, çıplak alan ve yerleşim yeri değişkenlerinin akımla ilişkisi sıfıra yakın çıkmış ve istatistiksel olarak anlamlı bir bağıntı bulunamamıştır.

Diğer havzalar için benzer sonuçlar elde edildiğinden, E12A033 havzasına ait korelasyon grafiği ana metinde sunulmuş, diğer havzalara ait sonuçlar Ek 4, Ek 5 ve Ek 6’da verilmiştir.

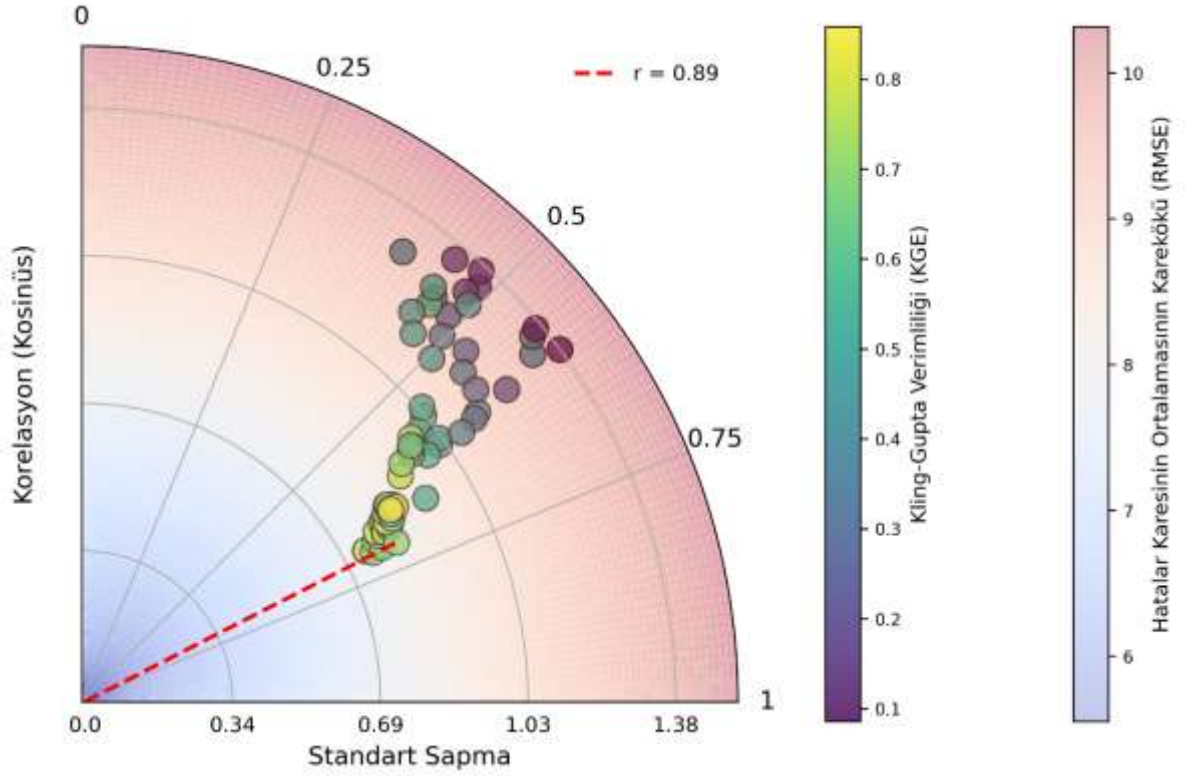
4.4 E12A033 Havzası Akım Modeli Sonuçları

Tez kapsamında, LSTM ve CNN modelleri için yaklaşık 89 000 farklı hiperparametre kombinasyonu değerlendirilmiştir. Bu bağlamda, öğrenme oranı için üç farklı değer (0.1, 0.01 ve 0.001), epoch sayısı için dört farklı alternatif (30, 50, 100 ve 500), filtre sayısı ve nöron sayısı için altı farklı seçenek (16, 32, 64, 128, 256 ve 512), çekirdek boyutu (kernel size) için ise dört farklı alternatif (3, 5, 7 ve 9) belirlenmiştir. Ayrıca, aşırı öğrenmenin önlenmesi amacıyla dropout oranı ve patch size için de üç farklı alternatif test edilmiştir. LSTM modelinde, farklı LSTM katman boyutları üzerinde de çalışmalar gerçekleştirilmiş olup, elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Yapılan kapsamlı analizler sonucunda, tüm havzalarda en iyi performans CNN modeli ile elde edilmiştir. Bu doğrultuda, CNN modeline ilişkin detaylı sonuçlar bu alt bölümde sunulmaktadır.

E12A033 havzası için oluşturulan CNN modeli ile gerçekleştirilen hiperparametre optimizasyonu sonucunda en iyi model belirlenmiştir. Şekil 4.7 ve Çizelge 4.2, CNN modelinin en yüksek performans gösterdiği hiperparametre kombinasyonlarını ve ilgili performans metriklerini sunmaktadır. Yapılan analizler, tüm havzalarda en iyi sonuçların CNN modeli ile elde edildiğini göstermektedir. Çizelge 4.2’de hiperparametre optimizasyonu sonuçları örneklenmiştir. Epoch sayısı 30 ve öğrenme oranı 0.01 değerlerinde başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Ancak, filtre boyutu, çekirdek boyutu ve nöron sayısı farklı alternatiflerde değişken performans sergilemiştir. Bu nedenle, çizelgede epoch sayısı ve öğrenme oranı için diğer alternatifler belirtilmemiştir. LSTM sonuçları Ek 7’de verilmiştir.

Çizelge 4.2 E12A033 havzası için model sonuçları (Kalın yazılan en iyi model olarak seçilmiştir)

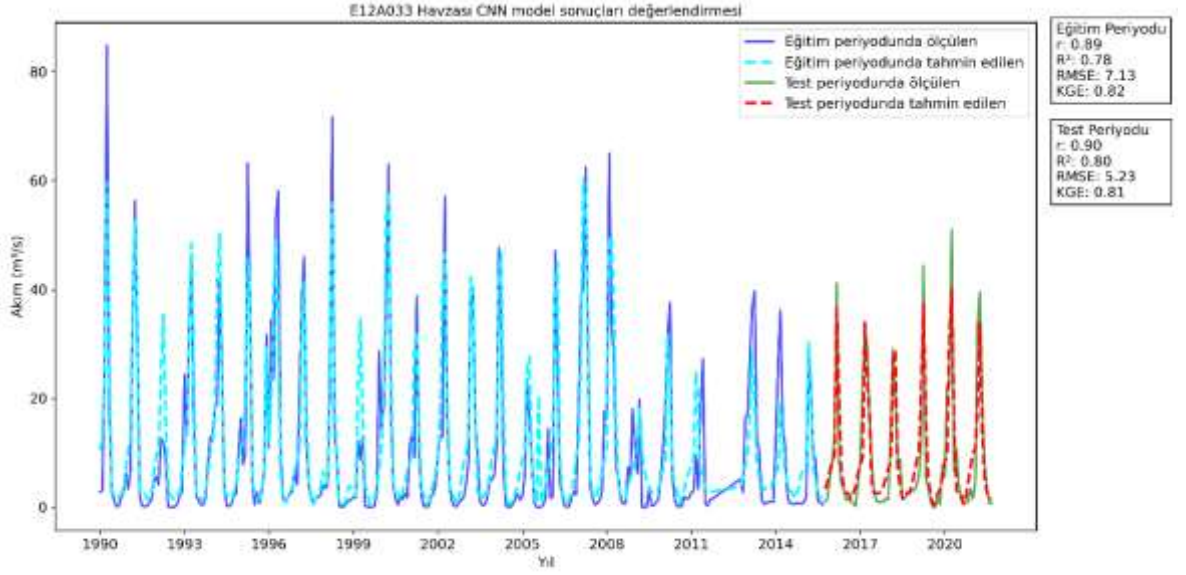
Learnin g_Rate	Epo chs	Filt ers	Ke rne l_S ize	Dense _Neur ons	Sequen ce_Len gth	Droppo ut_Rat e	Bat ch_ Siz e	Seed	Test RMSE	Test R ²	Test KGE
0.01	30	8	9	32	24	0.1	32	364	5.5548	0.7762	0.7974
0.01	30	16	3	64	24	0.1	16	364	5.2336	0.8023	0.8114
0.01	30	8	7	64	12	0.1	32	300	5.6625	0.7595	0.6890
0.01	30	8	9	32	24	0.05	64	120	5.7884	0.7570	0.7342
0.01	30	8	9	16	24	0.1	64	364	5.8464	0.7521	0.6708
0.01	30	8	7	32	12	0.05	32	100	5.8715	0.7414	0.7525
0.01	30	16	5	64	12	0.05	64	123	5.8812	0.7405	0.8377
0.01	30	8	3	64	24	0.05	16	344	6.0295	0.7363	0.7717
0.01	30	8	7	8	24	0.05	16	100	6.0441	0.7351	0.7766
0.01	30	8	7	16	12	0.1	64	100	5.9923	0.7306	0.6703
0.01	30	8	7	16	24	0.05	16	123	6.0962	0.7305	0.6790
0.01	30	8	3	32	12	0.1	16	100	6.0023	0.7297	0.7775
0.01	30	8	9	64	24	0.05	64	344	6.1136	0.7289	0.6730
0.01	30	8	7	8	24	0.1	16	100	6.1392	0.7267	0.7517
0.01	30	8	9	8	24	0.05	32	120	6.1490	0.7258	0.6742
0.01	30	8	3	64	12	0.05	16	100	6.1063	0.7203	0.7062
0.01	30	16	5	16	12	0.05	32	100	6.1089	0.7201	0.7336
0.01	30	8	5	16	12	0.05	16	344	6.1235	0.7187	0.8585
0.01	30	8	9	32	24	0.05	32	364	6.2932	0.7128	0.7345
0.01	30	16	3	128	12	0.05	64	100	6.1878	0.7128	0.7480
0.01	30	16	5	64	12	0.05	64	344	6.2330	0.7086	0.6500
0.01	30	8	3	8	24	0.1	64	100	6.3539	0.7072	0.7236
0.01	30	8	7	32	12	0.1	32	344	6.2581	0.7062	0.6675
0.01	30	8	3	8	24	0.05	64	100	6.3663	0.7061	0.7257
0.01	30	16	5	64	12	0.05	16	100	6.2695	0.7051	0.7597
0.01	30	8	7	16	12	0.05	32	123	6.2844	0.7037	0.7910
0.01	30	16	3	32	12	0.1	16	364	6.2883	0.7034	0.7406
0.01	30	16	3	32	12	0.1	16	360	6.2896	0.7032	0.6908
0.01	30	16	3	128	24	0.1	32	100	6.3983	0.7031	0.8233
0.01	30	8	7	64	12	0.05	32	344	6.2924	0.7030	0.8390
0.01	30	8	9	16	24	0.1	32	123	8.7467	0.4452	0.3508
0.01	30	8	3	64	12	0.1	64	100	8.5088	0.4569	0.4191
0.01	30	8	5	128	12	0.1	32	120	8.8652	0.4104	0.4591
0.01	30	8	3	8	12	0.1	64	123	8.9115	0.4043	0.3399
0.01	30	8	3	16	24	0.05	64	120	8.5064	0.4752	0.4548
0.01	30	8	5	8	12	0.05	64	120	8.5992	0.4453	0.5095
0.01	30	8	9	8	12	0.05	64	123	8.3988	0.4708	0.3303
0.01	30	8	3	16	12	0.1	64	100	8.7240	0.4291	0.3088
0.01	30	8	5	8	24	0.05	32	120	7.5362	0.5881	0.5286
0.01	30	16	3	16	24	0.05	16	300	7.7244	0.5673	0.5562
0.01	30	8	7	128	12	0.05	16	360	7.5012	0.5779	0.5572
0.01	30	8	9	32	12	0.1	16	300	7.6351	0.5627	0.4636
0.01	30	16	3	16	12	0.1	32	364	7.8031	0.5432	0.5226
0.01	30	8	3	8	12	0.1	32	344	7.3163	0.5985	0.7473



Şekil 4.7 E12A033 havzası için CNN model sonuçları ile hazırlanmış Taylor grafiği

Seçilen en iyi model incelendiğinde, eğitim aşamasında R^2 değeri 0.82'ye kadar ulaşırken, test aşamasında R^2 değeri 0.80 civarında seyretmektedir. Test RMSE değerleri 5.5 ile 6.3 arasında değişmekte olup, modelin tahmin performansının tatmin edici düzeyde olduğu görülmektedir. Ayrıca, KGE metriği 0.85 seviyelerine ulaşarak, modelin akım tahmini için kabul edilebilir bir doğruluk sunduğunu göstermektedir.

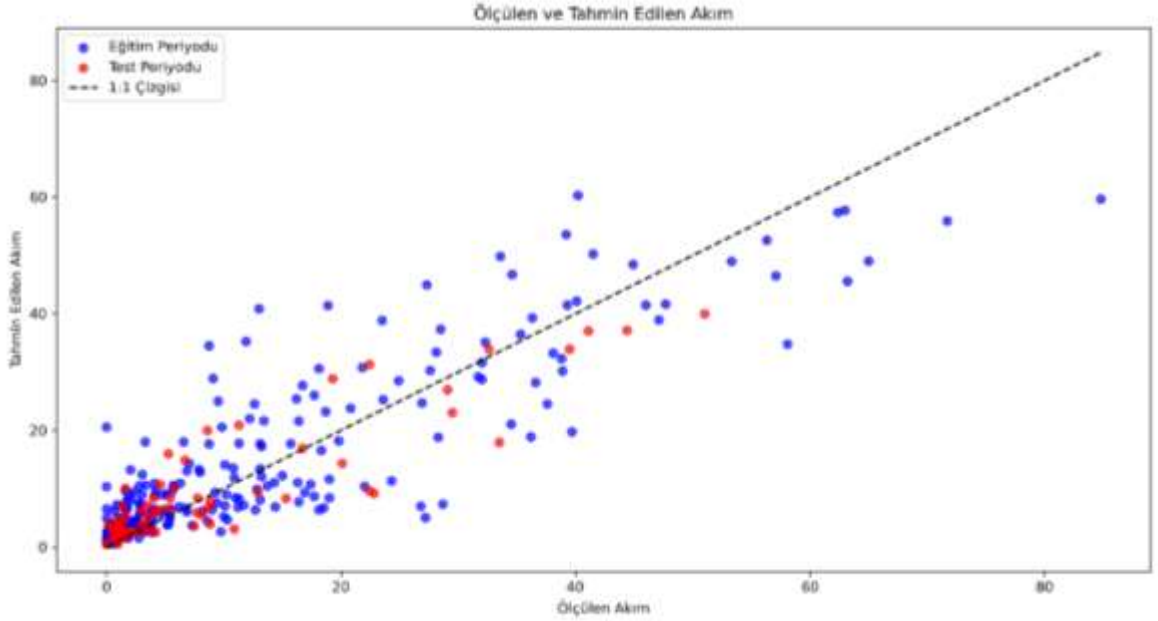
E12A033 havzası için belirlenen en iyi modelin tahmin performansını görselleştirmek amacıyla oluşturulan zaman serisi grafiği ve saçılım diyagramı, sırasıyla Şekil 4.8 ve Şekil 4.9'de sunulmuştur.



Şekil 4.8 E12A033 havzası için seçilen en iyi modelin zaman serisi grafiği

CNN modeli, eğitim ve test aşamalarında akım tahminlerini yüksek doğrulukla gerçekleştirmiştir. Özellikle düşük ve orta akım seviyelerinde başarılı tahminler yapılırken, yüksek akım değerlerinde hafif sapmalar görülmektedir. Genel olarak, elde edilen istatistiksel metrikler modelin güvenilir olduğunu ve hidrometeorolojik analizler için başarılı bir tahmin performansı sunduğunu göstermektedir.

Model sonucuna göre, Eğitim periyodu için $R^2 = 0.78$, $RMSE = 7.13$ ve $KGE = 0.82$, test periyodu için ise $R^2 = 0.80$, $RMSE = 5.23$ ve $KGE = 0.81$ olarak hesaplanmıştır. KGE değerinin 0.8'in üzerinde olması, modelin genel performansının oldukça başarılı olduğunu ve hidrometeorolojik tahminler için güvenilir sonuçlar sunduğunu ortaya koymaktadır.



Şekil 4.9 E12A033 havzası için seçilen en iyi modelin saçılım diyagramı

Saçılım diyagramı, ölçülen akım değerleri ile seçilmiş olan CNN modeli tarafından tahmin edilen akım değerleri arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Mavi noktalar eğitim periyodunu, kırmızı noktalar ise test periyodunu temsil etmektedir. Grafikte, 1:1 doğrusu (kesikli siyah çizgi) modelin mükemmel tahmin yapması durumunda noktaların hizalanması gereken referans çizgidir. Eğitim ve test verilerinin çoğunluğunun bu çizgi etrafında yoğunlaştığı görülmektedir, ancak özellikle yüksek akım değerlerinde modelin hafif bir sapma gösterdiği gözlemlenmektedir. Bu durum, modelin aşırı değerleri tahmin etmede bazı sınırlamalara sahip olabileceğini düşündürmektedir.

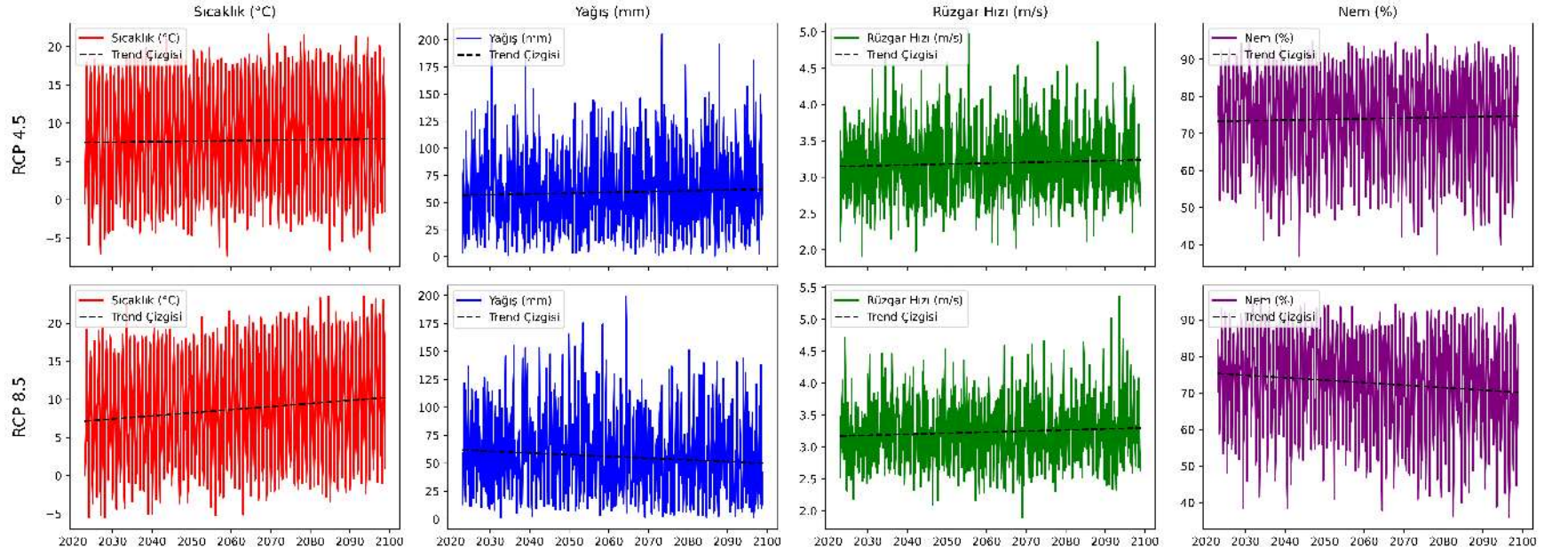
4.4.1 Gelebilecek akımların tahmini

Çalışma alanındaki akımın 2100 yılına kadar gelecekteki davranışını incelemek amacıyla, RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryolarına dayalı grid tabanlı iklim projeksiyon verileri kullanılmıştır. Söz konusu veriler, çalışma alanını kapsayan havza sınırlarına uygun şekilde maskelenmiş ve ağırlıklı ortalama yöntemiyle havza için aylık değerler elde edilmiştir.

Bu süreçte, 2023'den 2100 yılına kadar olan dönem için dört temel meteorolojik parametre (sıcaklık, yağış, rüzgar hızı ve nispi nem) elde edilmiştir. Bu parametreler, seçilen modelde gelecekteki akım tahminlerini gerçekleştirmek için girdi verisi olarak kullanılmıştır. Elde edilen verilerin zaman serisi grafikleri, Şekil 4.10'da sunulmuştur. Ayrıca RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryolarına göre analiz edilen dört meteorolojik parametrenin değişim eğilimleri, Mann-Kendall testi sonuçlarına göre değerlendirilmiştir ve sonuçlar Çizelge 4.3'de sunulmuştur.



E12A033 RCP 4.5 ve RCP 8.5



Şekil 4.10 E12A033 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryolarına göre analiz edilen dört meteorolojik parametrenin değişim eğilimleri

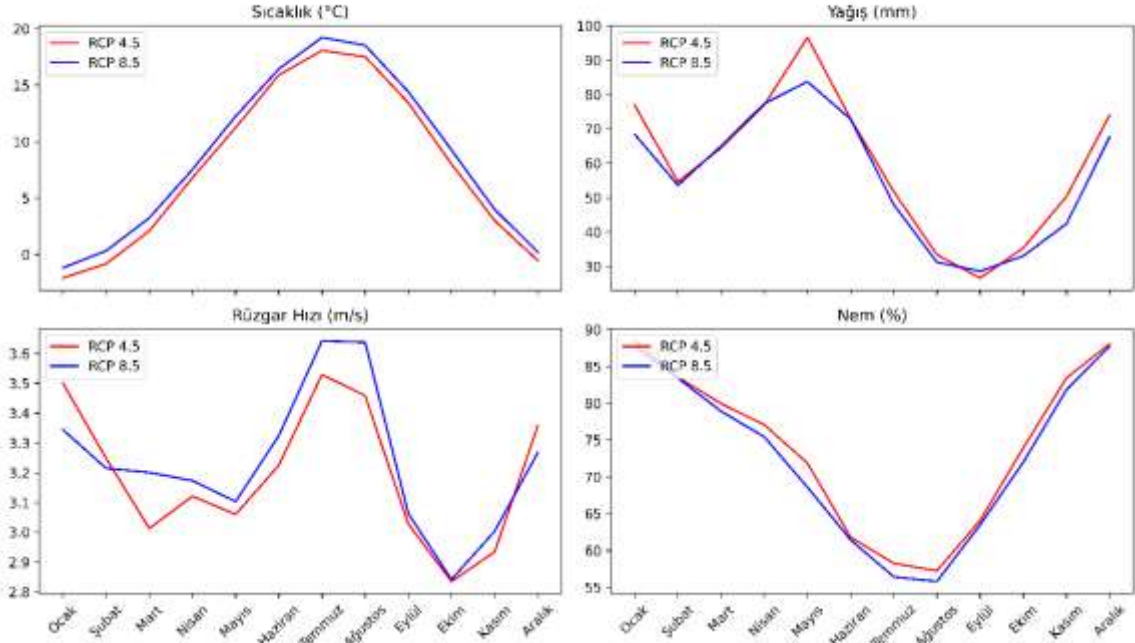
Çizelge 4.3 E12A033 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryolarında değerlendirilen meteorolojik parametrelerin trend analizi

Senaryo	Parametre	P-Değeri	Trend
RCP4.5	Sıcaklık	0.5665	Yok
	Yağış	0.3467	Yok
	Rüzgar Hızı	0.1521	Yok
	Nispi Nem	0.2411	Yok
RCP8.5	Sıcaklık	0.0002	Var
	Yağış	0.0020	Var
	Rüzgar Hızı	0.0765	Yok
	Nispi Nem	0.0044	Var

Mann-Kendall trend analizi sonuçlarına göre, RCP 4.5 senaryosunda sıcaklık, yağış, rüzgar hızı ve nispi nem parametrelerinde istatistiksel olarak anlamlı bir trend tespit edilmemiştir. Ancak RCP 8.5 senaryosunda sıcaklık anlamlı bir artış trendi gösterirken, yağışta ve nispi nemde ise istatistiksel olarak anlamlı bir azalma eğilimi belirlenmiştir. Rüzgar hızı için ise bu senaryoda belirgin bir trend saptanmamıştır. Elde edilen bulgular, iklim değişikliğinin farklı emisyon senaryolarına bağlı olarak meteorolojik parametreler üzerindeki potansiyel etkilerini değerlendirme açısından önemli olup, daha ayrıntılı analizler için ileri çalışmalara ihtiyaç duyulduğunu göstermektedir.

Çalışmada analiz edilen dört meteorolojik parametrenin RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları arasındaki farkın istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığı, bağımsız örneklem t-testi ile değerlendirilmiştir. Yapılan analiz sonucunda elde edilen t-testi bulguları Şekil 4.11 ve Çizelge 4.4' te sunulmuştur.

E12A033 RCP 4.5 ve RCP 8.5 Aylık Ortalama Karşılaştırması



Şekil 4.11 D12A033 havzası için meteorolojik parametrelerin RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları arasındaki farkın istatistiksel analizi

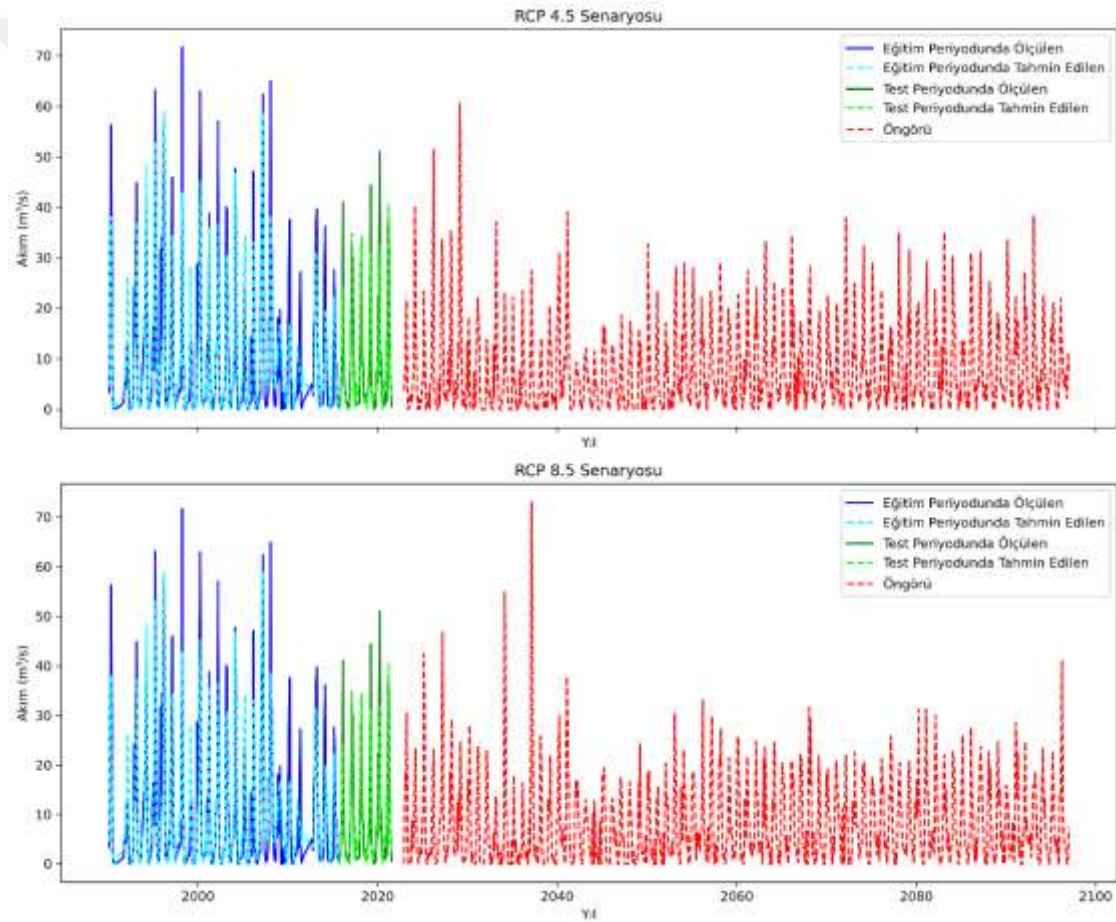
Çizelge 4.4 D12A033 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları altında değerlendirilen meteorolojik parametreler arasındaki farkların istatistiksel analiz sonuçları

Parametre	T-İstatistiği	P-Değeri	Anlamlılık (p < 0.05 düzeyinde)
Sıcaklık	-2.876294639	0.004070533	Evet
Yağış	1.442829124	0.149240552	Hayır
Rüzgar Hızı	-1.260774551	0.207552005	Hayır
Nem	2.030053915	0.042496215	Evet

Bağımsız örneklem t-testi sonuçlarına göre, RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları arasında sıcaklık ve nem parametreleri açısından istatistiksel olarak anlamlı farklılıklar tespit edilmiştir ($p < 0.05$). Özellikle sıcaklık değişkeni için elde edilen $t = -2.88$, $p = 0.004$ değeri, RCP 8.5 senaryosunda sıcaklık artışının istatistiksel olarak anlamlı olduğunu göstermektedir. Benzer şekilde, nem parametresi için $t = 2.03$, $p = 0.042$ bulunmuş olup, bu durum RCP senaryoları arasında nem değerlerinde anlamlı bir farklılık olduğunu ortaya koymaktadır. Öte

yandan, yağış ($t = 1.44$, $p = 0.149$) ve rüzgar hızı ($t = -1.26$, $p = 0.208$) değişkenleri için hesaplanan p değerleri 0.05 eşliğinin üzerinde olduğundan, bu parametreler açısından iki senaryo arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark olmadığı belirlenmiştir.

RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları kapsamında en iyi CNN modeli ile gelecek yıllar için tahmin edilen akım değerlerinin zaman içindeki değişimi, Şekil 4.12 de görselleştirilmiştir.



Şekil 4.12 E12A033 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları kapsamında gelecek yıllar için tahmin edilen akım değerleri

RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları kapsamında öngörülen akım değerlerinin zamansal dinamikleri, geçmiş verilerle (1990'dan test periyodunun sonuna kadar) ve gelecek projeksiyonlarıyla (2023 sonrası) karşılaştırılarak istatistiksel olarak analiz edilmiştir. Bu

amaçla, her bir senaryo için iki farklı zaman dilimindeki tahmini akım değerleri (geçmiş ve öngörü dönemleri) arasında anlamlı bir fark olup olmadığını belirlemek üzere Welch'in T-testi (Ergin ve Koskan 2023) uygulanmıştır. Welch'in T-testi, eşit varyans varsayımını gerektirmemesi nedeniyle tercih edilmiş olup, bu seçim veri setlerinin heterojen varyans yapısına uygun bir analiz sağlamayı hedeflemiştir. Test sonuçları, T-istatistiği, p-değeri ve istatistiksel anlamlılık ($p < 0.05$ düzeyinde) açısından değerlendirilmiş; böylece, her bir senaryo için geçmiş ve gelecek dönemler arasındaki farklılıkların anlamlılığı ortaya konmuştur. Çizelge 4.5'de sunulan sonuçlar, bu analizlerin özetini içermekte olup, senaryoların uzun vadeli etkilerinin ve öngörü güvenilirliğinin tartışılmasına temel teşkil etmektedir.

Çizelge 4.5 E12A033 havzasında her bir senaryo için geçmiş ve gelecek dönemler arasındaki değişimlerin istatistiksel analizi

Senaryo	T- istatistiği	P-değeri	Yorum
RCP 4.5	2.852856	0.004506	Anlamlı fark var ($p < 0.05$)
RCP 8.5	2.910172	0.003769	Anlamlı fark var ($p < 0.05$)

RCP 4.5 senaryosu için T-testi, T-istatistiği 2.852856 ve p-değeri 0.004506 olarak hesaplanmıştır. Bu p-değeri, %5 anlamlılık düzeyinde ($p < 0.05$) reddetme sınırının altında kaldığından, geçmiş ve gelecek dönemlerindeki akım tahminleri arasında anlamlı bir fark olduğu sonucuna varılmıştır. Benzer şekilde, RCP 8.5 senaryosu için T-istatistiği 2.910172 ve p-değeri 0.003769 olarak bulunmuş; bu da yine %5 anlamlılık düzeyinde geçmiş ve gelecek dönemleri arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılık olduğunu ortaya koymaktadır.

Bu bulgular, her iki senaryo için akım tahminlerinin zamanla önemli ölçüde değiştiğini ve iklim senaryolarının uzun vadeli etkilerinin, geçmiş dönem trendlerinden farklılaştığını göstermektedir. RCP 8.5 senaryosunun, RCP 4.5'e kıyasla daha yüksek bir T-istatistiği ve

daha düşük bir p-değeri ile daha belirgin bir farklılık sergilemesi, bu senaryonun daha radikal iklim değişikliği etkileriyle ilişkilendirilebileceğini düşündürmektedir.

4.5 E12A053 Havzası Akım Modeli Sonuçları

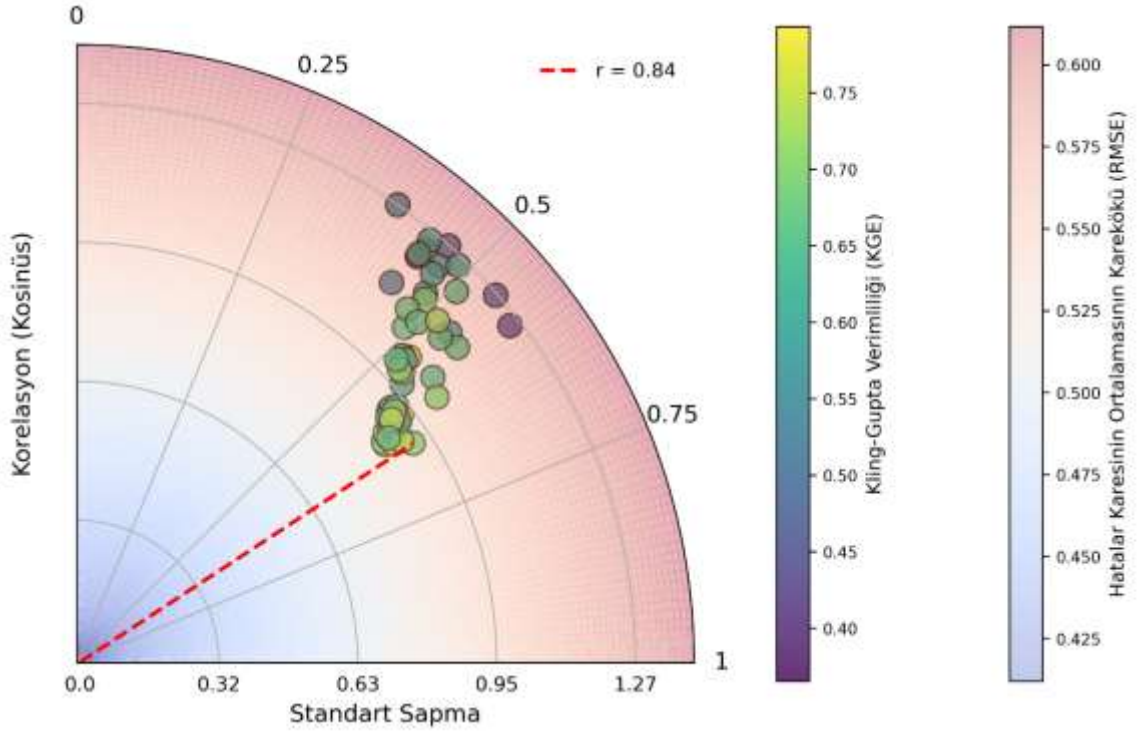
E12A053 havzası için oluşturulan CNN modeli ile yapılan hiperparametre optimizasyonu sonucunda, en iyi model seçilmiştir. Şekil 4.13 ve Çizelge 4.6, CNN modelinin en iyi performans gösterdiği hiperparametre kombinasyonlarını ve ilgili performans metriklerini göstermektedir. Çizelge 4.6’da hiperparametre optimizasyonu sonuçları örneklenmiştir. Epoch sayısı 30 ve öğrenme oranı 0.01 değerlerinde başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Ancak, filtre boyutu, çekirdek boyutu ve nöron sayısı farklı alternatiflerde değişken performans sergilemiştir. Bu nedenle, çizelgede epoch sayısı ve öğrenme oranı için diğer alternatifler belirtilmemiştir. LSTM sonuçları ek 8’ de verilmiştir.

Çizelge 4.6 E12A053 havzası için model sonuçları (Kalın yazılan en iyi model olarak seçilmiştir)

Learn ing_Rat e	Epo chs	Filte rs	Ker nel_ Size	Dense_ Neuron s	Seq uen ce_ Len gh	Drop out_ Rate	Batc h_Si ze	Seed	Rmse_T est	R2_Test	Kge_Te st
0.01	30	64	9	32	12	0.1	32	120	0.38	0.71	0.81
0.01	30	16	9	64	12	0.1	64	344	0.4121	0.6505	0.72
0.01	30	16	5	64	12	0.05	64	100	0.4125	0.6498	0.69
0.01	30	8	7	32	12	0.1	64	364	0.4193	0.6382	0.64
0.01	30	16	9	64	12	0.05	64	344	0.4195	0.6378	0.77
0.01	30	32	5	128	12	0.05	32	300	0.4210	0.6354	0.77
0.01	30	16	7	64	24	0.1	64	100	0.4282	0.6301	0.6606
0.01	30	16	7	16	24	0.05	16	100	0.4308	0.6255	0.7444
0.01	30	32	5	32	12	0.1	32	120	0.4280	0.6231	0.7111
0.01	30	32	5	32	12	0.1	32	123	0.4282	0.6226	0.7575
0.01	30	8	3	16	12	0.1	32	344	0.4294	0.6206	0.7351
0.01	30	16	7	16	24	0.05	16	364	0.4344	0.6192	0.7343
0.01	30	8	9	64	24	0.05	64	300	0.4347	0.6186	0.7440

Çizelge 4.6 E12A053 havzası için model sonuçları (Kalın yazılan en iyi model olarak seçilmiştir) (devam)

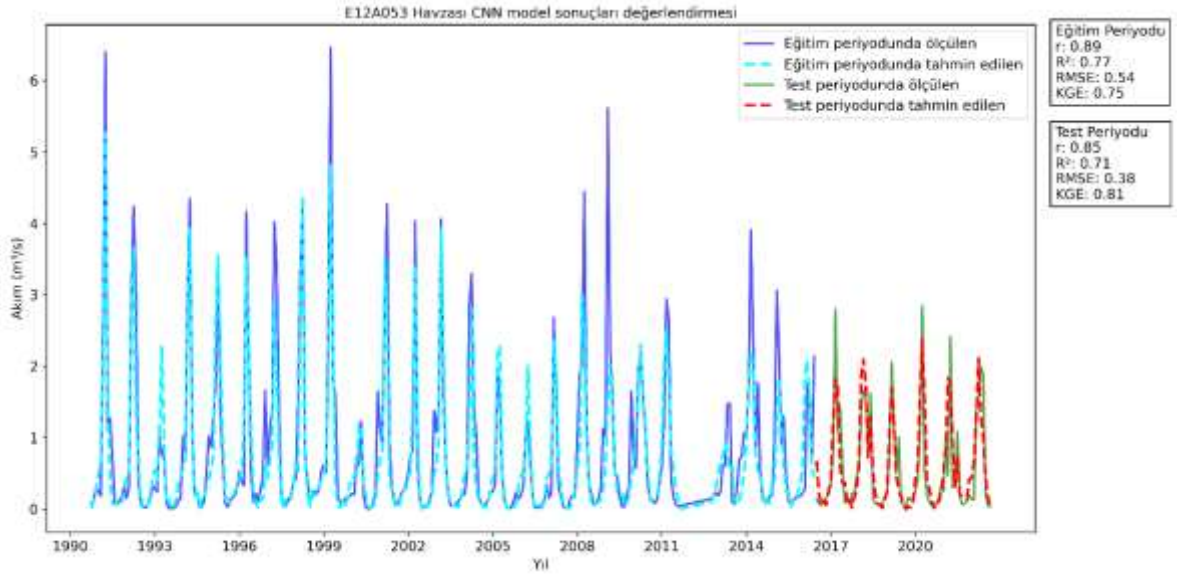
Learn ing_Rat e	Epo chs	Filte rs	Ker nel_ Size	Dense_ Neuron s	Seq uen ce_ Len gth	Drop out_ Rate	Batc h_Si ze	Seed	Rmse_ T est	R2_ Test	Kge_ Te st
0.01	30	16	5	8	12	0.1	32	300	0.4315	0.6170	0.6733
0.01	30	16	5	64	12	0.1	64	100	0.4327	0.6147	0.6546
0.01	30	16	5	128	12	0.05	16	300	0.4341	0.6123	0.7028
0.01	30	16	9	64	24	0.1	32	344	0.4385	0.6120	0.6872
0.01	30	32	7	64	12	0.05	32	100	0.4360	0.6089	0.6704
0.01	30	16	5	16	12	0.1	64	300	0.4369	0.6072	0.6252
0.01	30	8	5	64	12	0.1	32	300	0.4373	0.6064	0.6100
0.01	30	16	9	64	24	0.05	16	100	0.4420	0.6057	0.6876
0.01	30	32	7	32	24	0.1	32	364	0.4421	0.6056	0.7398
0.01	30	32	5	64	24	0.1	16	300	0.4427	0.6046	0.6855
0.01	30	16	7	64	12	0.05	64	360	0.4387	0.6040	0.7270
0.01	30	32	3	64	12	0.1	32	100	0.4390	0.6035	0.7050
0.01	30	8	3	8	12	0.1	32	300	0.4395	0.6026	0.6010
0.01	30	32	5	64	12	0.1	64	360	0.4395	0.6025	0.7699
0.01	30	32	7	128	24	0.05	16	100	0.4458	0.5991	0.7934
0.01	30	32	9	32	12	0.1	64	300	0.4423	0.5975	0.6270
0.01	30	8	3	16	24	0.05	16	100	0.4476	0.5957	0.6538
0.01	30	8	7	32	12	0.1	16	123	0.4433	0.5956	0.7740
0.01	30	16	9	16	12	0.1	64	100	0.5124	0.4598	0.6573
0.01	30	32	3	8	12	0.05	16	123	0.5294	0.4233	0.6555
0.01	30	32	5	16	12	0.05	16	344	0.4984	0.4889	0.6397
0.01	30	16	3	8	12	0.05	16	300	0.4933	0.4993	0.7297
0.01	30	16	9	8	12	0.1	64	364	0.5394	0.4012	0.5180
0.01	30	8	7	32	12	0.1	16	344	0.5266	0.4293	0.6446
0.01	30	8	5	32	12	0.1	64	300	0.5330	0.4154	0.6455
0.01	30	16	9	32	24	0.1	32	120	0.5437	0.4034	0.7083
0.01	30	16	3	64	12	0.05	32	344	0.4679	0.5495	0.5854
0.01	30	32	5	32	12	0.05	32	123	0.4890	0.5080	0.7031
0.01	30	8	5	32	24	0.05	64	364	0.4889	0.5177	0.6932
0.01	30	8	7	32	24	0.05	16	364	0.4873	0.5209	0.6512
0.01	30	8	5	64	24	0.1	16	300	0.4766	0.5416	0.6886



Şekil 4.13 E12A053 havzası için CNN model sonuçları ile hazırlanmış Taylor grafiği

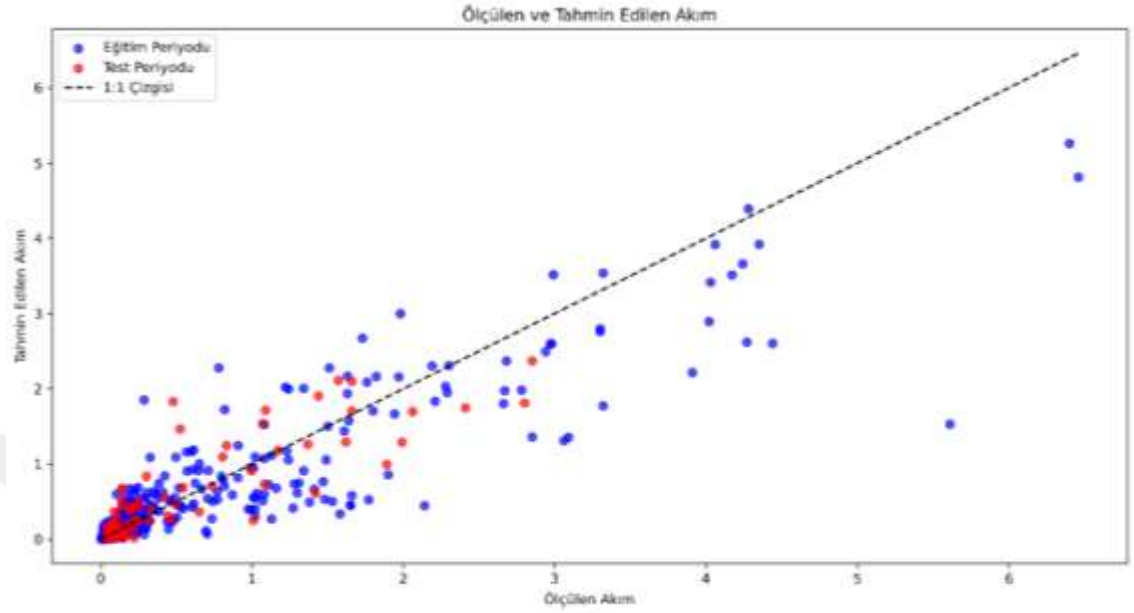
E12A053 havzası için seçilen en uygun modelin performans değerlendirmesi detaylı bir şekilde analiz edildiğinde, eğitim aşamasında elde edilen R^2 değeri yaklaşık %79 seviyesine ulaşmış; test aşamasında ise bu değer %70 civarında seyretmiştir. Test aşamasında RMSE değerleri 0.31 ile 0.5437 arasında değişkenlik göstermekte olup, bu aralık modelin tahmin performansının genel olarak yeterli bir doğruluk düzeyinde olduğunu ortaya koymaktadır. Bunun yanı sıra, KGE metriği yaklaşık 0.8 seviyesinde gerçekleşmiş ve bu değer, modelin akım tahmini bağlamında yüksek bir güvenilirlik sunduğunu kanıtlar niteliktedir.

E12A053 havzasına özgü en iyi modelin tahmin performansını görselleştirmek amacıyla oluşturulan zaman serisi grafiği ve saçılım diyagramı, sırasıyla Şekil 4.14 ve Şekil 4.15’de sunulmuştur. Bu görseller, modelin performansını daha kapsamlı bir şekilde değerlendirme imkânı sağlamakta ve analizlerin görsel temelde desteklenmesine katkıda bulunmaktadır.



Şekil 4.14 E12A053 havzası için seçilen en iyi modelin zaman serisi grafiği

E12A053 havzası için seçilen verilen CNN modeli, akım tahminlerini hem eğitim hem de test aşamalarında yüksek bir doğrulukla gerçekleştirmiştir. Model, düşük ve orta seviye akımlarda oldukça tutarlı sonuçlar üretirken, yüksek akım değerlerinde sınırlı düzeyde sapmalar gözlenmiştir. İstatistiksel metrikler değerlendirildiğinde, modelin hidrometeorolojik analizler için güvenilir ve etkin bir tahmin kapasitesi sunduğu ortaya çıkmaktadır.



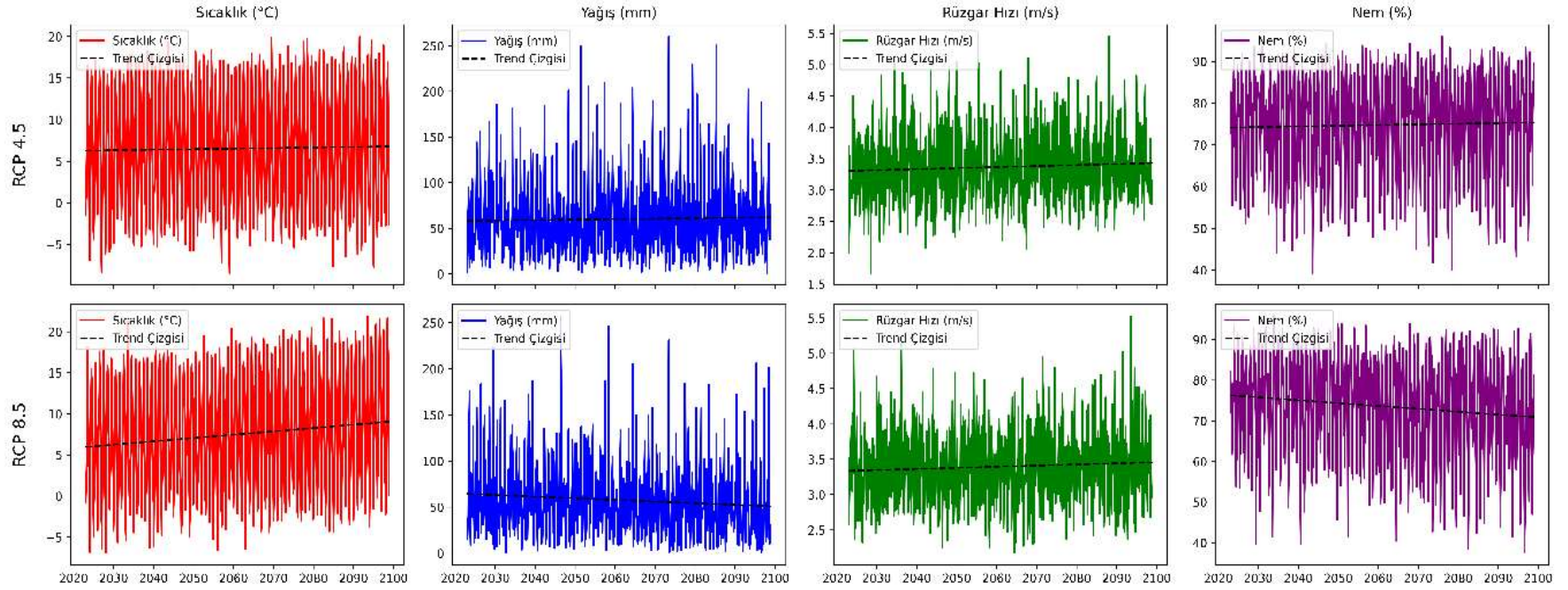
Şekil 4.15 E12A053 havzası için seçilen en iyi modelin saçılım diyagramı

Saçılım diyagramında yer alan fit çizgisi incelendiğinde, eğitim ve test verilerinin büyük bir kısmının bu çizgi etrafında yoğunlaştığı dikkati çekmektedir. Ancak, özellikle yüksek akım değerlerinde modelin tahminlerinin fit çizgisinden bir miktar sapma gösterdiği gözlemlenmiştir. Bu durum, modelin ekstrem değerleri öngörme konusundaki performansının belirli ölçüde sınırlanabileceğine taşıyabileceğini işaret etmektedir.

4.5.1 Gelebilecek akımların tahmini

E12A053 havzasında 2023'den 2100 yılına kadar olan akımı tahmin etmek için dört temel meteorolojik parametre (sıcaklık, yağış, rüzgar hızı ve nispi nem) girdi verisi olarak kullanılmıştır. Meteorolojik verilerin zaman serisi grafikleri Şekil 4.16'da sunulmuştur. Ayrıca RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryolarına göre analiz edilen dört meteorolojik parametrenin değişim eğilimleri, Mann-Kendall testi sonuçlarına göre değerlendirilmiştir ve sonuçlar Çizelge 4.7 de sunulmuştur.

E12A053 RCP 4.5 ve RCP 8.5



Şekil 4.16 E12A053 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryolarına göre analiz edilen dört meteorolojik parametrenin değişim eğilimleri

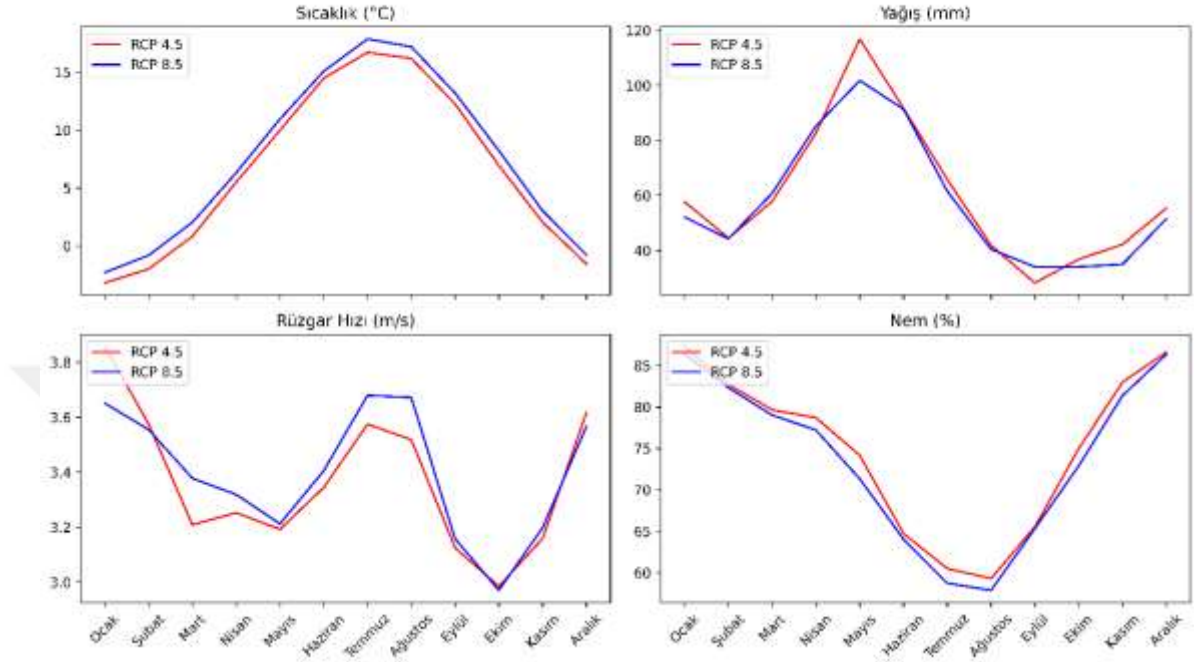
Çizelge 4.7 E12A053 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları altında değerlendirilen meteorolojik parametrelerin trend analizi

Senaryo	Parametre	P-Değeri	Trend
RCP4.5	Sıcaklık	0.5510	Yok
	Yağış	0.6806	Yok
	Rüzgar Hızı	0.0776	Yok
	Nispi Nem	0.2465	Yok
RCP8.5	Sıcaklık	0.0002	Var
	Yağış	0.0013	Var
	Rüzgar Hızı	0.0734	Yok
	Nispi Nem	0.0014	Var

Mann-Kendall trend analizi sonuçlarına göre, RCP 4.5 senaryosu altında sıcaklık, yağış, rüzgar hızı ve nispi nem parametrelerinde istatistiksel olarak anlamlı bir trend tespit edilmemiştir. Ancak RCP 8.5 senaryosunda sıcaklıkta anlamlı bir artış trendi gözlemlenirken, yağış ve nispi nemde ise istatistiksel olarak anlamlı bir azalma eğilimi belirlenmiştir. Rüzgar hızı için ise bu senaryo altında belirgin bir trend saptanmamıştır.

Çalışmada analiz edilen dört meteorolojik parametrenin RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları arasındaki farkın istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığı, bağımsız örneklem t-testi ile değerlendirilmiştir. Yapılan analiz sonucunda elde edilen t-testi bulguları Şekil 4.17 ve Çizelge 4.8’de sunulmuştur.

E12A053 RCP 4.5 ve RCP 8.5 Aylık Ortalama Karşılaştırması



Şekil 4.17 E12A053 havzası için dört meteorolojik parametrenin RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları arasındaki farkın istatistiksel analizi

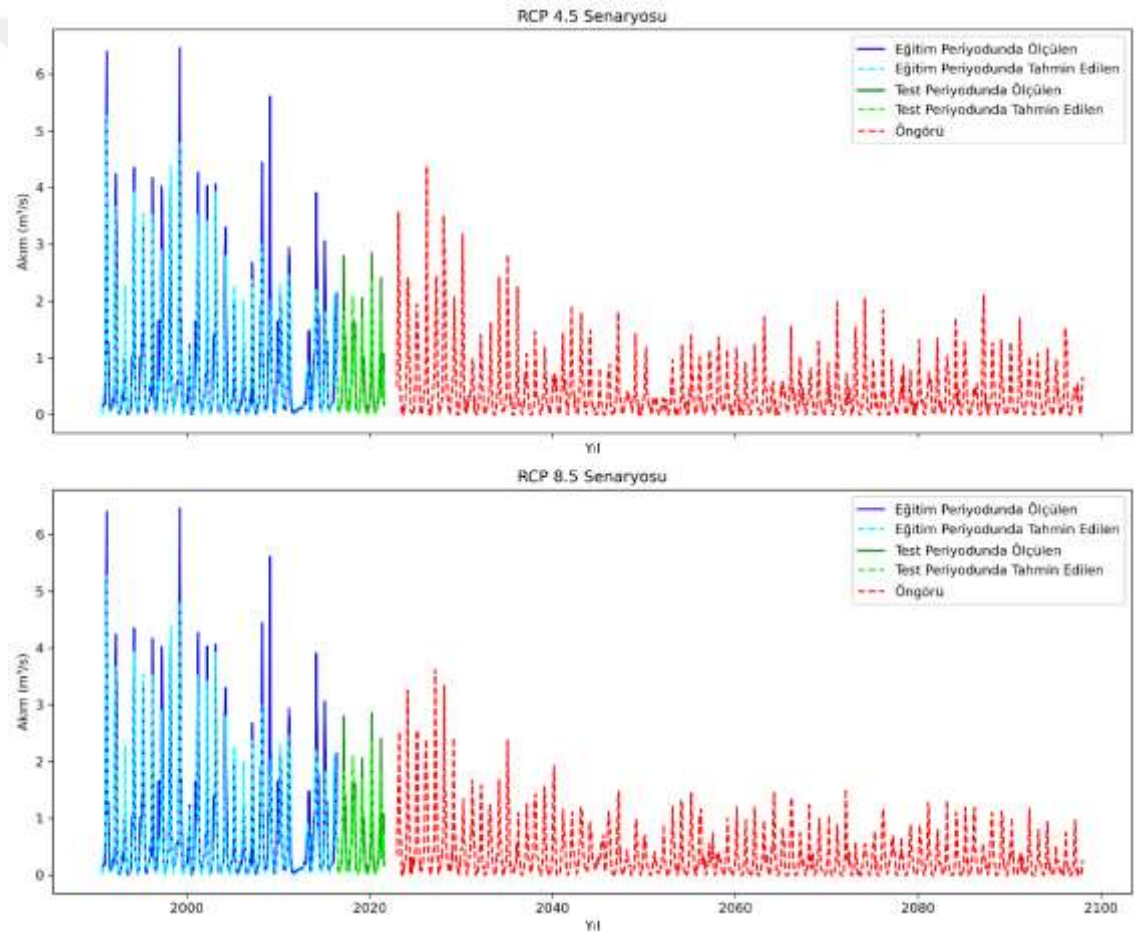
Çizelge 4.8 E12A053 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları altında değerlendirilen meteorolojik parametreler arasındaki farkların istatistiksel analiz sonuçları.

Parametre	T-İstatistiği	P-Değeri	Anlamlı Fark Var mı? (p < 0.05)
Sıcaklık	-2.89198	0.003873606	Evet
Yağış	1.283802	0.199374478	Hayır
Rüzgar Hızı	-1.1905	0.234006193	Hayır
Nem	2.061042	0.039440793	Evet

Bağımsız örneklem t-testi sonuçlarına göre, RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları arasında sıcaklık ve nem parametreleri açısından istatistiksel olarak anlamlı farklılıklar tespit edilmiştir ($p < 0.05$). Özellikle sıcaklık değişkeni için elde edilen $t = -2.89$, $p = 0.0039$ değeri, RCP 8.5 senaryosunda sıcaklık artışının istatistiksel olarak anlamlı olduğunu göstermektedir. Benzer şekilde, nem parametresi için $t = 2.06$, $p = 0.039$ bulunmuş olup, bu durum RCP senaryoları arasında nem değerlerinde anlamlı bir farklılık olduğunu ortaya koymaktadır. Öte

yandan, yağış ve rüzgar hızı değişkenleri için hesaplanan p değerleri 0.05 eşiğinin üzerinde olduğundan, bu parametreler açısından iki senaryo arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark olmadığı belirlenmiştir.

RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları kapsamında gelecek yıllar için tahmin edilen akım değerlerinin zaman içindeki değişimi, Şekil 4.18’de görselleştirilmiştir.



Şekil 4.18 E12A053 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları kapsamında gelecek yıllar için tahmin edilen akım değerlerinin zaman içindeki değişimi

E12A053 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 iklim senaryoları kapsamında öngörülen akım değerlerinin, 1990’dan test periyodunun sonuna kadar (Ağustos 2021) olan geçmiş dönem

ile 2023 sonrası öngörü dönemi arasındaki farklılıkları değerlendirmek amacıyla Welch'in T-testi uygulanmıştır. Analiz sonuçları, her iki senaryo için de istatistiksel olarak oldukça anlamlı farklılıklar olduğunu ortaya koymaktadır. Test sonuçları Çizelge 4.9 da verilmiştir.

Çizelge 4.9 E12A053 havzasında her bir senaryo için geçmiş ve gelecek dönemler arasındaki değişimlerin istatistiksel analizi

Senaryo	T- istatistiği	P-değeri	Yorum
RCP 4.5	6.1534	1.65E-09	Anlamlı fark var ($p < 0.05$)
RCP 8.5	7.15479	3.57E-12	Anlamlı fark var ($p < 0.05$)

RCP 4.5 senaryosu T-testi, T-istatistiği 6.153353 ve p-değeri 1.666E-09 olarak hesaplanmıştır. Bu p-değeri, %5 anlamlılık düzeyinde ($p < 0.05$) oldukça düşük olduğundan, geçmiş ve öngörü dönemlerindeki akım tahminleri arasında son derece anlamlı bir fark olduğu sonucuna varılmıştır. Benzer şekilde, RCP 8.5 senaryosu için T-istatistiği 7.15479 ve p-değeri 3.57E-12 olarak bulunmuş; bu da yine %5 anlamlılık düzeyinde geçmiş ve öngörü dönemleri arasında istatistiksel olarak güçlü bir farklılık olduğunu göstermektedir.

Bu bulgular, E12A053 havzası için her iki senaryo altında akım tahminlerinin zamanla önemli ölçüde değiştiğini ve iklim senaryolarının uzun vadeli etkilerinin, geçmiş dönem trendlerinden belirgin bir şekilde farklılaştığını ifade etmektedir. RCP 8.5 senaryosunun, RCP 4.5'e kıyasla daha yüksek bir T-istatistiği ve çok daha düşük bir p-değeri ile daha belirgin bir farklılık sergilemesi, bu senaryonun havza üzerindeki daha radikal iklim değişikliği etkileriyle ilişkilendirilebileceğini düşündürmektedir.

4.6 D12A017 Havzası Akım Modeli Sonuçları

D12A017 havzası için CNN modeli ile yapılan hiperparametre optimizasyonu sonucunda, en iyi model seçilmiştir. Şekil 4.19 ve Çizelge 4.10, CNN modelinin en iyi performans

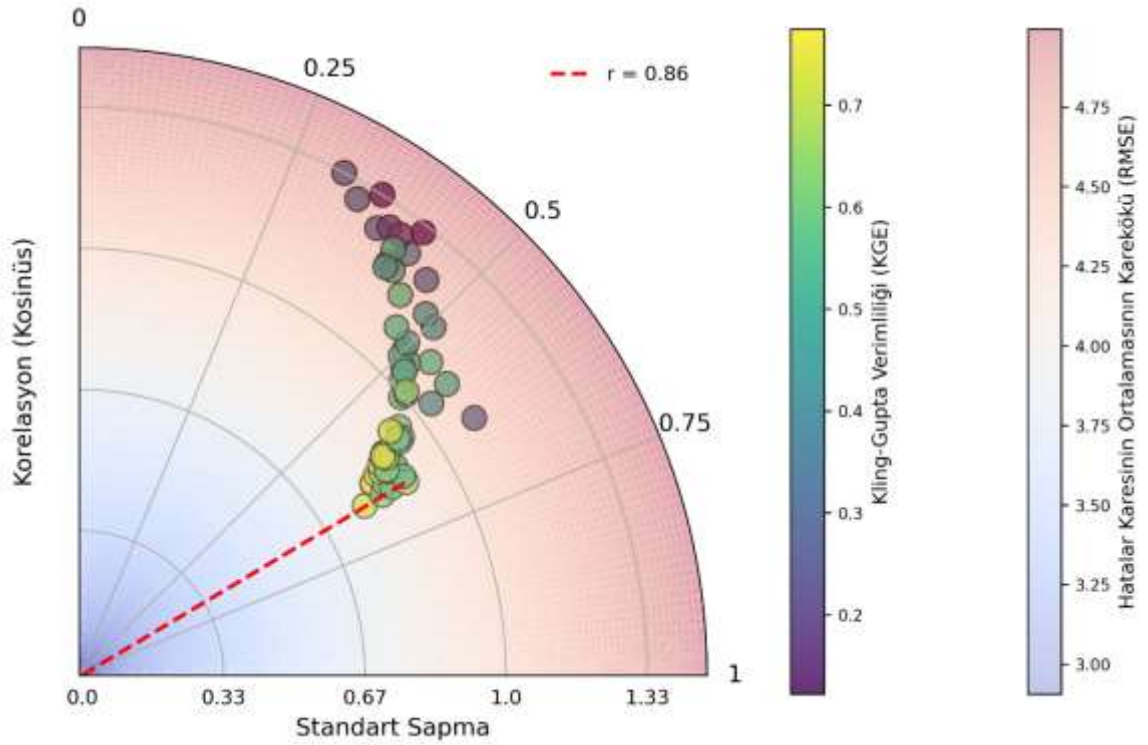
gösterdiği örneklenmiş hiperparametre kombinasyonlarını ve ilgili performans metriklerini göstermektedir. Epoch sayısı 30 ve öğrenme oranı 0.01 değerlerinde başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Ancak, filtre boyutu, çekirdek boyutu ve nöron sayısı farklı alternatiflerde değişken performans sergilemiştir. Bu nedenle, çizelgede epoch sayısı ve öğrenme oranı için diğer alternatifler belirtilmemiştir. LSTM sonuçları Ek 9’da verilmiştir.

Çizelge 4.10 D12A017 havzası için model sonuçları (Kalın yazılan en iyi model olarak seçilmiştir)

Epochs	Filters	Kernel Size	Dense Neurons	Sequence Length	Seed	Rmse_Test	R2_Test	Kge_Test
30	32	5	128	12	120	2.686	0.7702	0.8042
30	16	5	32	12	364	3.0657	0.6998	0.7541
30	32	7	32	12	10	3.0749	0.6980	0.7748
30	16	7	64	12	10	3.0893	0.6952	0.6232
30	16	5	32	12	10	3.1376	0.6856	0.7314
30	16	7	64	12	120	3.1600	0.6811	0.6216
30	8	7	64	24	360	3.1849	0.6780	0.6835
30	64	7	64	12	120	3.1985	0.6732	0.5701
30	128	5	64	12	10	3.2203	0.6688	0.7722
30	128	3	64	12	300	3.2370	0.6653	0.6213
30	8	7	16	12	120	3.2387	0.6650	0.6275
30	32	7	32	12	120	3.2498	0.6627	0.6209
30	32	7	128	24	100	3.2811	0.6582	0.7337
30	32	7	64	12	10	3.2743	0.6576	0.7283
30	128	3	32	12	360	3.2787	0.6566	0.6381
30	128	3	64	12	10	3.2791	0.6566	0.6945
30	8	7	8	12	10	3.2816	0.6560	0.6909
30	16	7	16	12	120	3.2862	0.6551	0.5935
30	8	5	8	24	300	3.3071	0.6528	0.7006
30	128	5	128	12	360	3.3001	0.6521	0.6461
30	128	7	32	12	360	3.3018	0.6518	0.7480
30	8	5	8	12	120	3.3021	0.6517	0.6555
30	16	7	128	12	10	3.3067	0.6508	0.7442
30	128	3	64	12	360	3.3072	0.6506	0.6695
30	32	5	128	12	360	3.3075	0.6506	0.7501
30	128	3	32	12	364	3.3230	0.6473	0.5744
30	128	3	16	24	120	3.3333	0.6473	0.6501
30	16	7	128	12	120	3.3309	0.6456	0.6876
30	16	7	64	12	364	3.3349	0.6448	0.5318
30	16	5	16	24	120	3.3483	0.6441	0.6865
30	64	5	128	24	300	3.9248	0.5109	0.5195
30	64	3	128	12	360	3.7312	0.5553	0.5658
30	8	5	32	12	100	3.7822	0.5431	0.5137
30	8	3	8	12	360	3.8381	0.5295	0.5652
30	64	7	32	12	364	3.9077	0.5123	0.5073

Çizelge 4.10 D12A017 havzası için model sonuçları (Kalın yazılan en iyi model olarak seçilmiştir) (devam)

Epochs	Filters	Kernel Size	Dense Neurons	Sequence Length	Seed	Rmse_Test	R2_Test	Kge_Test
30	32	5	32	12	10	3.5528	0.5968	0.5721
30	64	7	32	24	120	3.8035	0.5407	0.6301
30	8	7	128	12	364	3.9055	0.5128	0.3999
30	16	5	32	24	360	3.5175	0.6072	0.5567
30	8	7	16	12	120	3.2387	0.6650	0.6275
30	8	5	8	24	300	3.3071	0.6528	0.7006
30	128	5	128	12	360	3.3001	0.6521	0.6461
30	32	7	128	24	100	3.2811	0.6582	0.7337
30	8	7	32	12	360	3.4789	0.6134	0.5636
30	8	5	64	24	120	3.4823	0.6150	0.5810
30	64	7	32	12	10	3.4692	0.6156	0.7149

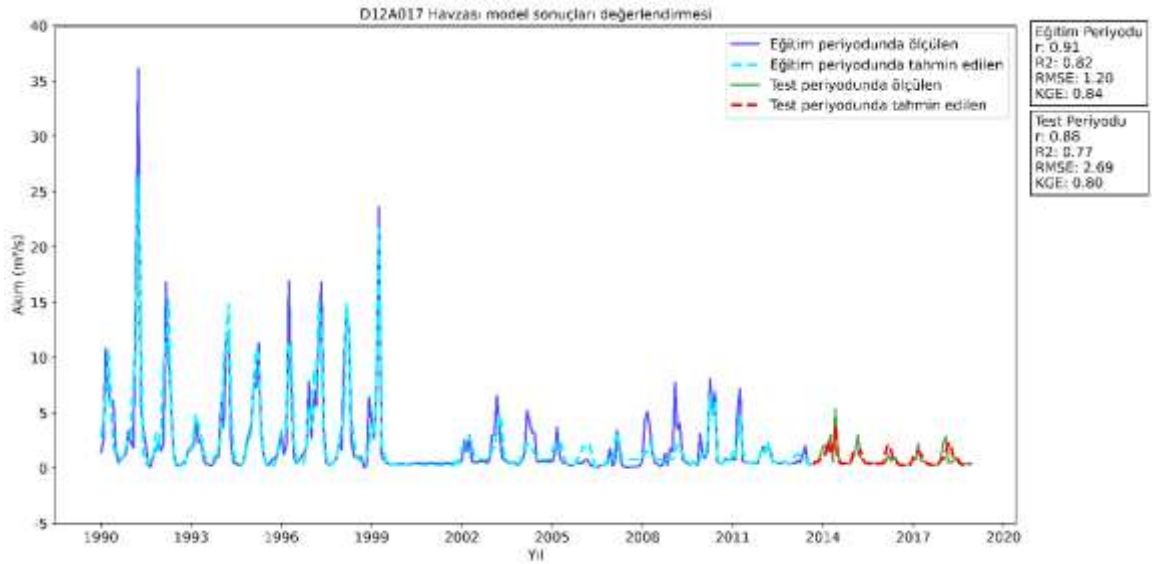


Şekil 4.19 D12A017 havzası için CNN model sonuçları ile hazırlanmış Taylor grafiği

D12A017 havzası için geliştirilen modelin performans sonuçları değerlendirildiğinde, eğitim aşamasında elde edilen R^2 değeri yaklaşık %82 seviyesine ulaşmış; test aşamasında ise bu değer %77 olarak sabit kalırken, KGE metriği 0.8042 ile yüksek bir güvenilirlik yansıtmıştır.

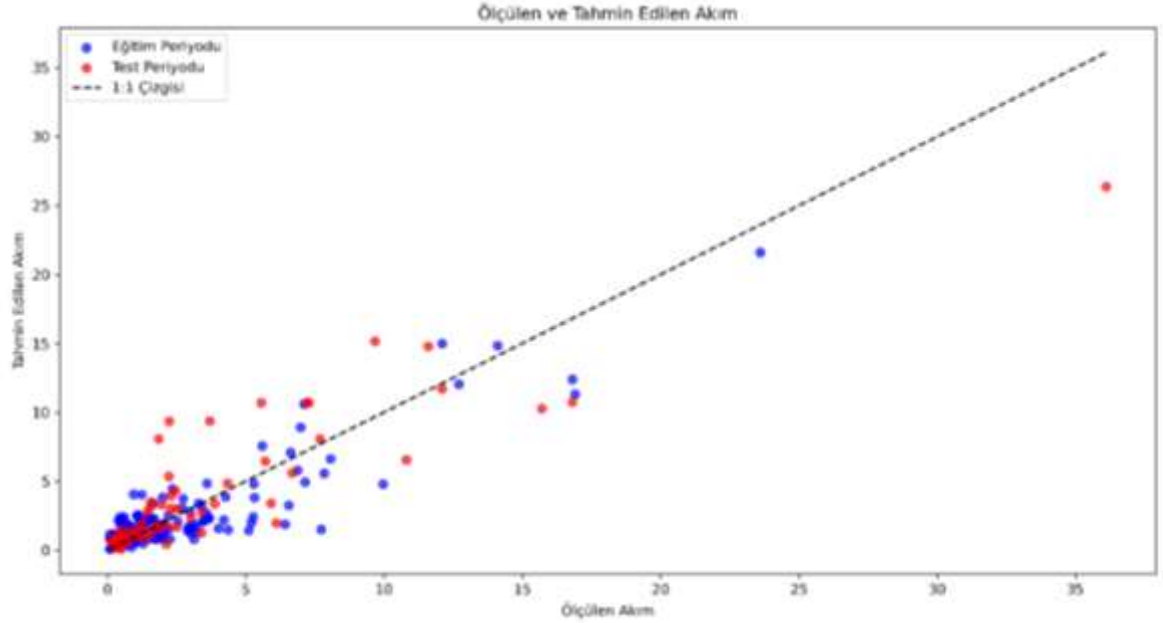
Test aşamasında hata metriği olarak kullanılan RMSE değerleri 0.31 ile 0.5437 arasında değişkenlik göstermekte olup, bu aralık modelin tahmin performansının genel olarak yeterli bir doğruluk düzeyinde olduğunu ortaya koymaktadır. Bunun yanı sıra, KGE metriği yaklaşık 0.75, RMSE ise 0.54 olarak gerçekleşmiş; bu durum modelin her iki dönemde de dengeli ve güvenilir sonuçlar dunduğunu ortaya koymuştur.

D12A017 havzasına için en iyi modelin tahmin performansını görselleştirmek amacıyla oluşturulan zaman serisi grafiği ve saçılım diyagramı, sırasıyla Şekil 4.20 ve Şekil 4.21’de sunulmuştur. Bu görseller, modelin performansını daha kapsamlı bir şekilde değerlendirme imkânı sağlamakta ve analizlerin görsel temelde desteklenmesine katkıda bulunmaktadır.



Şekil 4.20 D12A017 havzası için seçilen en iyi modelin zaman serisi grafiği

D12A017 havzası için seçilen CNN modeli, akım tahminlerini hem eğitim hem de test aşamalarında yüksek bir doğrulukla gerçekleştirmiştir. Model, düşük ve orta seviye akımlarda oldukça tutarlı sonuçlar üretirken, yüksek akım değerlerinde sınırlı düzeyde sapmalar gözlenmiştir. İstatistiksel metrikler genel olarak değerlendirildiğinde, modelin hidrometeorolojik analizler için güvenilir ve etkin bir tahmin kapasitesi sunduğu açıkça ortaya çıkmaktadır.



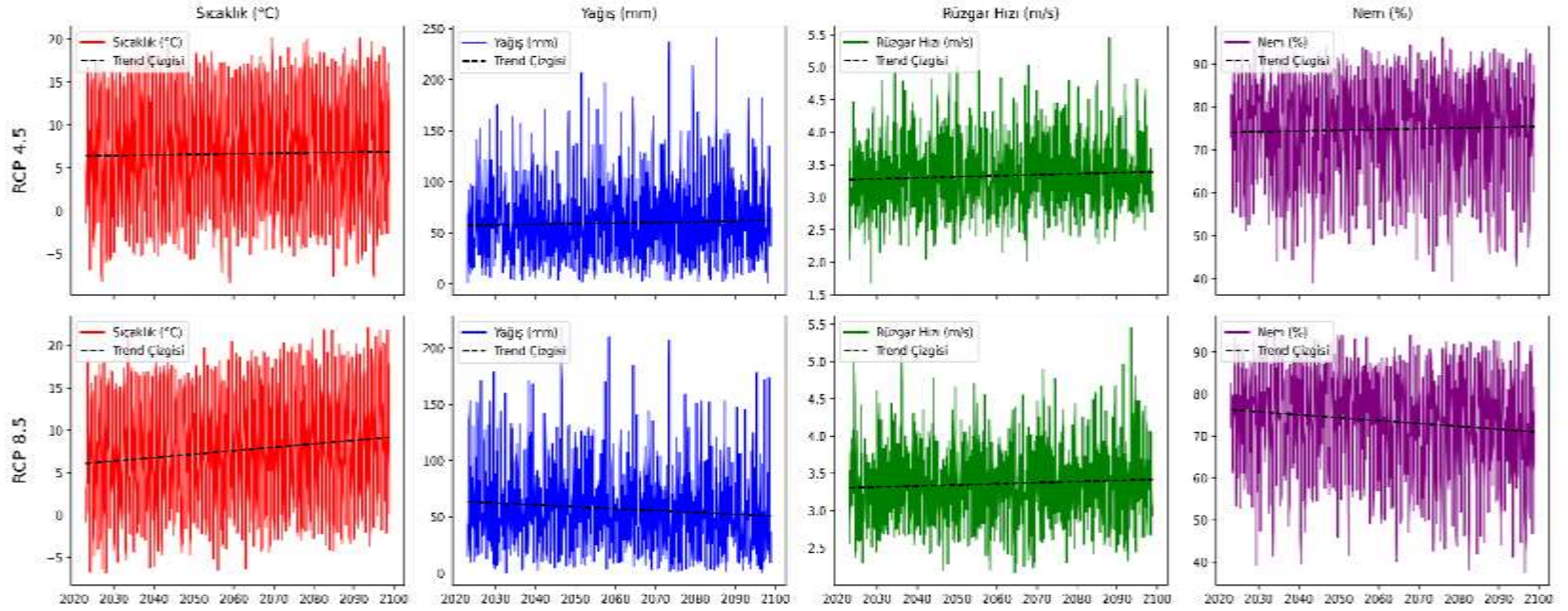
Şekil 4.21 D12A017 havzası için seçilen en iyi modelin saçılım diyagramı

Saçılım diyagramında yer alan fit çizgisi incelendiğinde, eğitim ve test verilerinin büyük bir kısmının bu çizgi etrafında yoğunlaştığı dikkati çekmektedir. Ancak, özellikle yüksek akım değerlerinde modelin tahminlerinin fit çizgisinden bir miktar sapma gösterdiği gözlemlenmiştir. Bu durum, modelin ekstrem değerleri öngörme konusundaki performansının belirli ölçüde sınırlılıklar taşıyabileceğine işaret etmektedir.

4.6.1 Gelebilecek akımların tahmini

D12A017 havzası için 2023'den 2100 yılına kadar olan dönem için dört temel meteorolojik parametre (sıcaklık, yağış, rüzgar hızı ve nispi nem) seçilen modelde gelecekteki akım tahminlerini gerçekleştirmek için giriş verileri olarak kullanılmıştır. Meteorolojik verilerin zaman serisi grafikleri Şekil 4.22'de sunulmuştur. Ayrıca RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryolarına göre analiz edilen dört meteorolojik parametrenin genel değişim eğilimleri, Mann-Kendall testi sonuçlarına göre değerlendirilmiştir ve sonuçlar Çizelge 4.11'de sunulmuştur.

D12A017 RCP 4.5 ve RCP 8.5



Şekil 4.22 D12A017 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryolarına göre analiz edilen dört meteorolojik parametrenin değişim eğilimleri

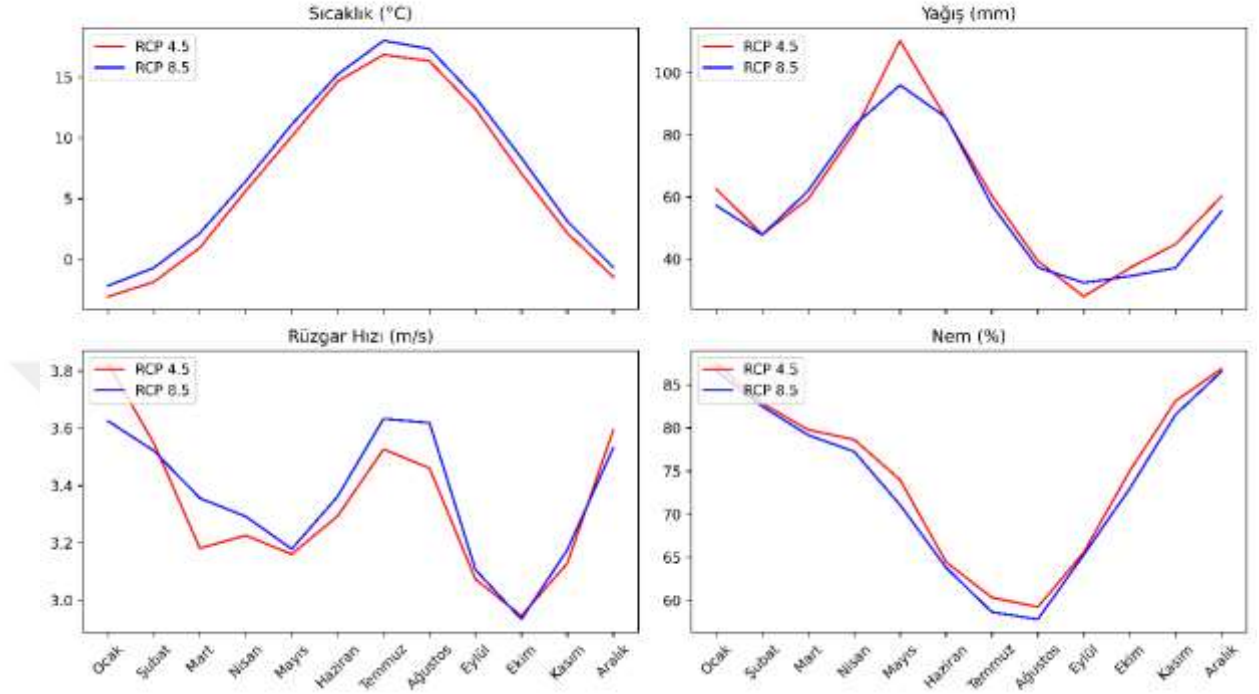
Çizelge 4.11 D12A017 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları altında değerlendirilen meteorolojik parametrelerin trend analizi

Senaryo	Parametre	P-Değeri	Trend
RCP4.5	Sıcaklık	0.568473	Yok
	Yağış	0.503902	Yok
	Rüzgar Hızı	0.09165	Yok
	Nispi Nem	0.231866	Yok
RCP8.5	Sıcaklık	0.000235	Var
	Yağış	0.001303	Var
	Rüzgar Hızı	0.088432	Yok
	Nispi Nem	0.00218	Var

Mann-Kendall trend analizi sonuçlarına göre, RCP 4.5 senaryosu altında sıcaklık, yağış, rüzgar hızı ve nispi nem parametrelerinde istatistiksel olarak anlamlı bir trend tespit edilmemiştir. Ancak RCP 8.5 senaryosunda sıcaklıkta anlamlı bir artış trendi gözlemlenirken, yağışta ve nispi nemde ise istatistiksel olarak anlamlı bir azalma eğilimi belirlenmiştir. Rüzgar hızı için ise bu senaryo altında belirgin bir trend saptanmamıştır.

Çalışmada analiz edilen dört meteorolojik parametrenin RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları arasındaki aylık bazda farkın istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığı, bağımsız örneklem t-testi ile değerlendirilmiştir. Yapılan analiz sonucunda elde edilen t-testi bulguları Şekil 4.23 ve Çizelge 4.12’de sunulmuştur.

D12A017 RCP 4.5 ve RCP 8.5 Aylık Ortalama Karşılaştırması



Şekil 4.23 D12A017 havzası için dört meteorolojik parametrenin RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları arasındaki farkın istatistiksel analizi

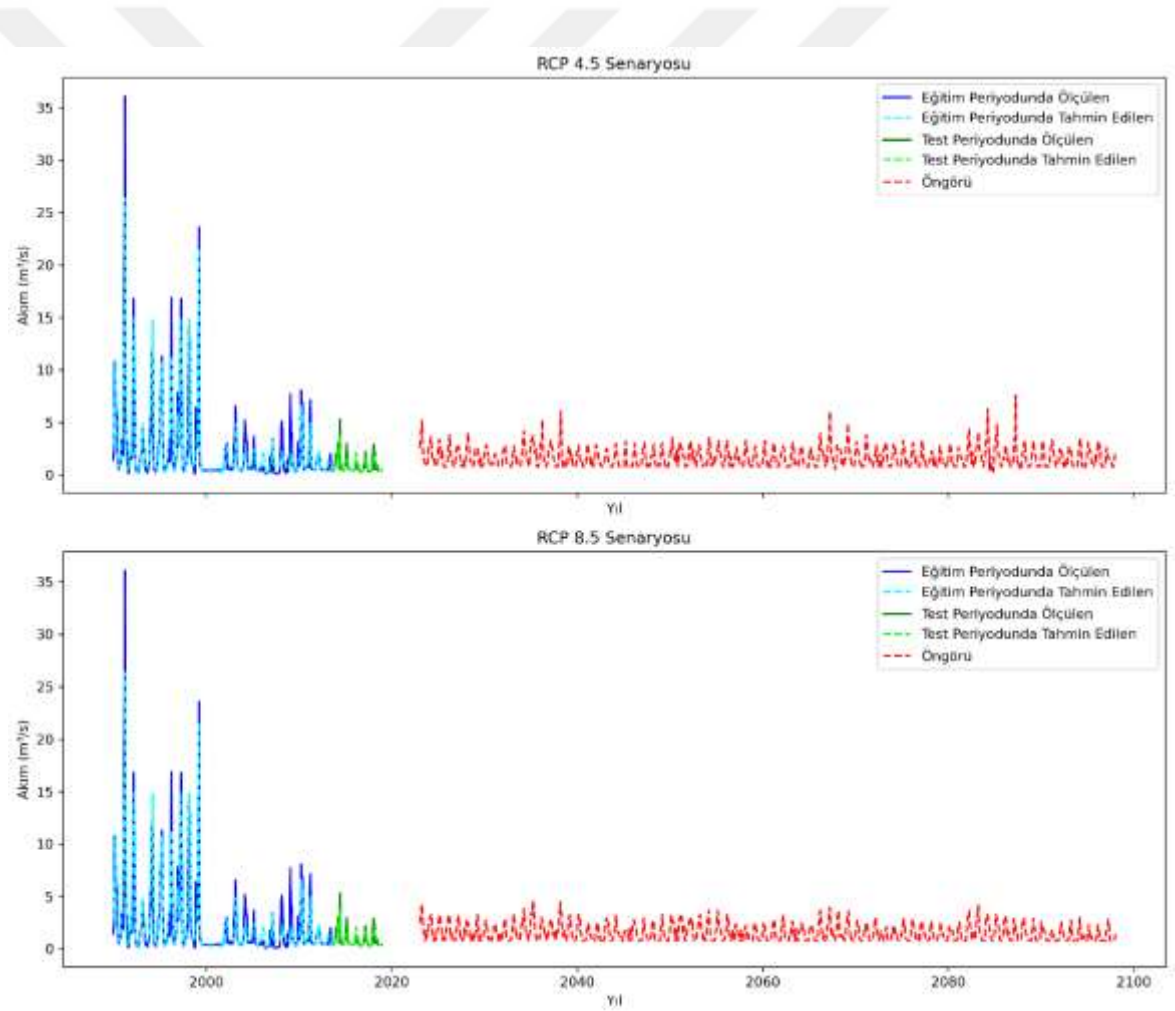
Çizelge 4.12 D12A017 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları altında değerlendirilen meteorolojik parametreler arasındaki farkların istatistiksel analiz sonuçları.

Parametre	T-İstatistiği	P-Değeri	Anlamlı Fark Var mı? ($p < 0.05$)
Sıcaklık	-2.876294639	0.004070533	Evet
Yağış	1.442829124	0.149240552	Hayır
Rüzgar Hızı	-1.260774551	0.207552005	Hayır
Nem	2.030053915	0.042496215	Evet

Bağımsız örneklem t-testi sonuçlarına göre, RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları arasında sıcaklık ve nem parametreleri açısından istatistiksel olarak anlamlı farklılıklar tespit edilmiştir ($p < 0.05$). Sıcaklık değişkeni için elde edilen $t = -2.87$, $p = 0.0040$ değeri, RCP 8.5 senaryosunda sıcaklık artışının istatistiksel olarak anlamlı olduğunu göstermektedir. Benzer şekilde, nem parametresi için $t = 2.06$, $p = 0.039$ bulunmuş olup, bu durum RCP

senaryoları arasında nem değerlerinde anlamlı bir farklılık olduğunu ortaya koymaktadır. Yağış ve rüzgar hızı değişkenleri için hesaplanan p değerleri 0.05 eşliğinin üzerinde olduğundan, bu parametreler açısından iki senaryo arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark olmadığı belirlenmiştir.

RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları kapsamında gelecek yıllar için tahmin edilen akım değerlerinin zaman içindeki değişimi, Şekil 4.24’de görselleştirilmiştir.



Şekil 4.24 D12A017 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları kapsamında gelecek yıllar için tahmin edilen akım değerlerinin zaman içindeki değişimi

D12A017 havzasında, 2005 yılından itibaren akım verilerinde dikkat çekici bir düşüş gözlemlenmiştir ve bu düşüş oranı yaklaşık %65 olarak tespit edilmiştir. Ancak, aynı dönemde yağış ve diğer meteorolojik parametrelerde belirgin bir artış veya azalma trendi bulunmamaktadır. Bu durum, havzada akımındaki anormal düşüşün iklimsel faktörlerden kaynaklanmadığını ve büyük olasılıkla havza içerisindeki beşeri müdahalelerin bu değişikliğe yol açtığını göstermektedir.

D12A017 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 iklim senaryoları kapsamında öngörülen akım değerlerinin, 1990'dan test periyodunun sonuna kadar (Ağustos 2021) olan geçmiş dönem ile 2023 sonrası öngörü dönemi arasındaki farklılıkları değerlendirmek amacıyla Welch'in T-testi uygulanmıştır. Analiz sonuçları, her iki senaryo için de istatistiksel olarak oldukça anlamlı farklılıklar olduğunu ortaya koymaktadır. Test sonuçları Çizelge 4.13 de verilmiştir.

Çizelge 4.13 D12A017 havzasında her bir senaryo için geçmiş ve gelecek dönemler arasındaki değişimlerin istatistiksel analizi

Senaryo	T- istatistiği	P-değeri	Yorum
RCP 4.5	2.593331	0.009912	Anlamlı fark var ($p < 0.05$)
RCP 8.5	3.193104	0.00154	Anlamlı fark var ($p < 0.05$)

RCP 4.5 senaryosu T-testi, T-istatistiği 2.593331 ve p-değeri 0.009912 olarak hesaplanmıştır. Bu p-değeri, %5 anlamlılık düzeyinde ($p < 0.05$) oldukça düşük olduğundan, geçmiş ve öngörü dönemlerindeki akım tahminleri arasında son derece anlamlı bir fark olduğu sonucuna varılmıştır. Benzer şekilde, RCP 8.5 senaryosu için T-istatistiği 3.193104 ve p-değeri 0.00154 olarak bulunmuş; bu da yine %5 anlamlılık düzeyinde geçmiş ve öngörü dönemleri arasında istatistiksel olarak farklılık olduğunu ve gelecekte akımın daha da düşeceğini göstermektedir.

Bu bulgular, D12A017 havzası için her iki senaryo altında akım tahminlerinin zamanla önemli ölçüde değiştiğini ve iklim senaryolarının uzun vadeli etkilerinin, geçmiş dönem

trendlerinden belirgin bir şekilde farklılaştığını ifade etmektedir. RCP 8.5 senaryosunun, RCP 4.5'e kıyasla daha yüksek bir T-istatistiği ve çok daha düşük bir p-değeri ile daha belirgin bir farklılık sergilemesi, bu senaryonun havza üzerindeki daha radikal iklim değişikliği etkileriyle ilişkilendirilebileceğini düşündürmektedir.

4.7 D12A189 Havzası Akım Modeli Sonuçları

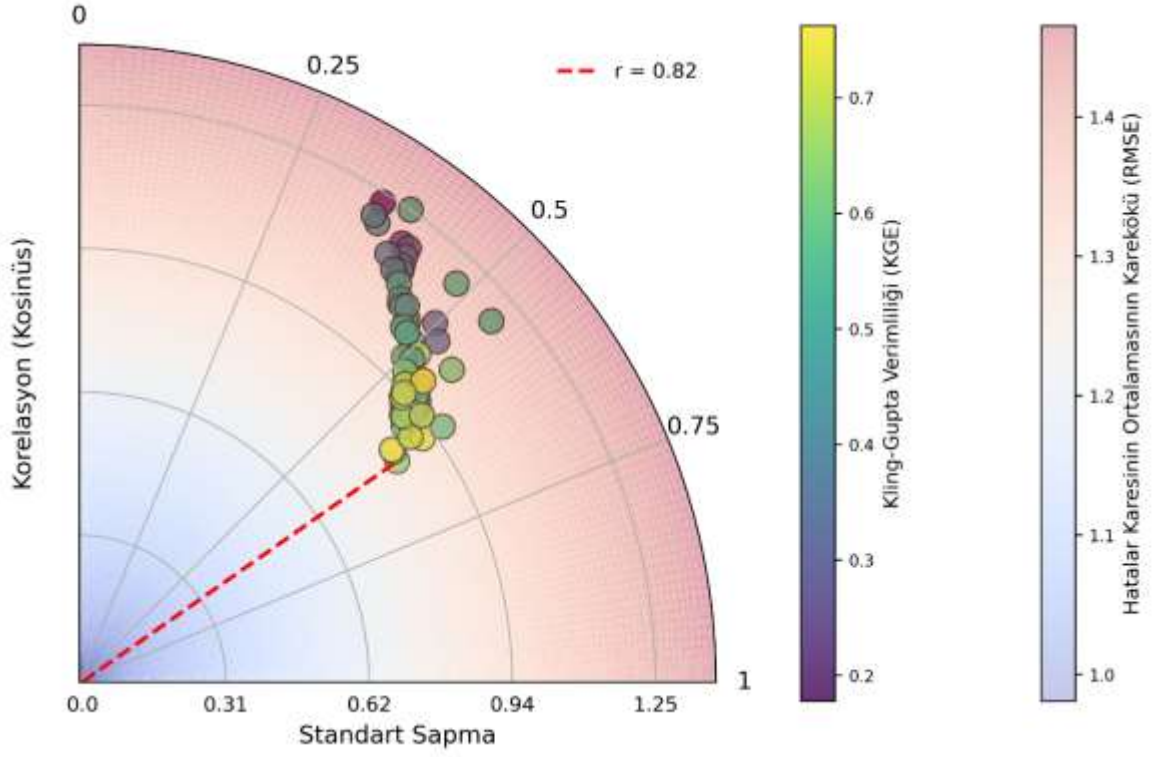
D12A189 havzası için oluşturulan CNN modeli ile yapılan hiperparametre optimizasyonu sonuçları Çizelge 4.14 ve Şekil 4.25 örneklenerek verilmiş ve en iyi performans gösterdiği kombinasyon belirlenmiştir. Epoch sayısı 30 ve öğrenme oranı 0.01 değerlerinde başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Ancak, filtre boyutu, çekirdek boyutu ve nöron sayısı farklı alternatiflerde değişken performans sergilemiştir. Bu nedenle, çizelgede epoch sayısı ve öğrenme oranı için diğer alternatifler belirtilmemiştir. LSTM sonuçları Ek 10'da verilmiştir.

Çizelge 4.14 D12A189 havzası için model sonuçları (Kalın yazılan en iyi model olarak seçilmiştir)

Lear ning _Rat e	Epoc hs	Filte rs	Ker nel _Si ze	Dens e_N euro ns	Sequen ce_Len gth	Dropou t_Rate	Batc h_Si ze	Seed	Rmse_T est	R2_Test	Kge_Tes t
0.01	30	16	5	16	24	0.05	16	123	0.89	0.7149	0.8310
0.01	30	16	7	64	12	0.1	32	344	0.9871	0.6409	0.6519
0.01	30	8	7	16	12	0.1	16	300	0.9873	0.6408	0.7624
0.01	30	16	9	16	24	0.1	64	120	1.0449	0.5971	0.6970
0.01	30	8	3	16	24	0.05	64	344	1.0482	0.5945	0.5859
0.01	30	16	9	32	24	0.05	32	120	1.0617	0.5840	0.7119
0.01	30	16	5	16	24	0.05	16	360	1.0628	0.5832	0.6490
0.01	30	16	3	8	24	0.05	32	360	1.0658	0.5808	0.7592
0.01	30	16	5	16	24	0.05	16	300	1.0676	0.5794	0.6961
0.01	30	16	7	64	24	0.05	32	344	1.0683	0.5788	0.7234
0.01	30	16	5	64	24	0.1	64	344	1.0760	0.5728	0.5980
0.01	30	8	5	8	24	0.05	64	300	1.0797	0.5698	0.7206

Çizelge 4.14 D12A189 havzası için model sonuçları (Kalın yazılan en iyi model olarak seçilmiştir) (devam)

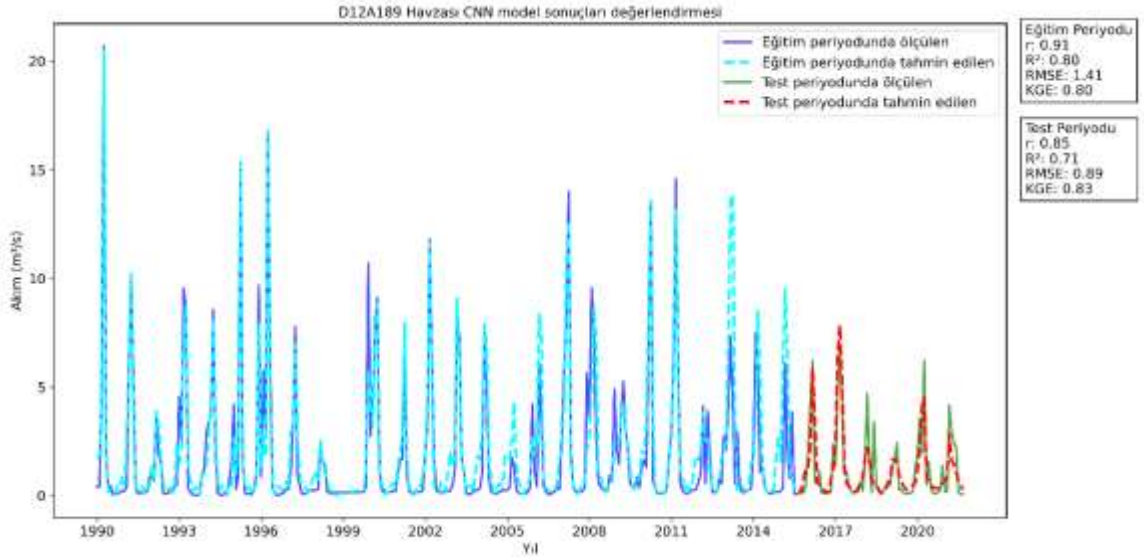
Lear ning _Rat e	Epoc hs	Filte rs	Ker nel _Si ze	Dens e_N euro ns	Sequen ce_Len gth	Dropou t_Rate	Batc h_Si ze	Seed	Rmse_T est	R2_Test	Kge_Tes t
0.01	30	16	9	8	24	0.05	16	364	1.0830	0.5672	0.5920
0.01	30	16	3	8	24	0.1	32	360	1.0843	0.5662	0.6707
0.01	30	16	3	32	24	0.1	64	364	1.0920	0.5600	0.6812
0.01	30	8	5	32	24	0.05	64	300	1.0947	0.5578	0.5703
0.01	30	16	7	8	24	0.05	64	120	1.1009	0.5528	0.6659
0.01	30	8	5	64	24	0.1	32	300	1.1014	0.5524	0.6812
0.01	30	8	5	64	24	0.05	32	100	1.1029	0.5511	0.6979
0.01	30	8	9	32	24	0.05	16	123	1.1054	0.5491	0.7290
0.01	30	16	7	128	12	0.05	64	360	1.1067	0.5486	0.4978
0.01	30	8	9	32	24	0.05	64	364	1.1061	0.5486	0.5913
0.01	30	16	5	32	24	0.1	32	100	1.1077	0.5473	0.4982
0.01	30	16	7	64	12	0.1	16	123	1.1103	0.5457	0.5267
0.01	30	8	3	128	12	0.05	16	100	1.1124	0.5439	0.6408
0.01	30	8	5	32	24	0.1	64	300	1.1183	0.5385	0.4987
0.01	30	16	3	8	24	0.05	64	360	1.1187	0.5382	0.6816
0.01	30	8	3	32	24	0.05	16	123	1.1196	0.5374	0.6802
0.01	30	16	5	8	24	0.1	16	360	1.1202	0.5369	0.5654
0.01	30	16	5	32	12	0.1	16	123	1.1226	0.5355	0.6455
0.01	30	8	5	128	24	0.05	32	300	1.1270	0.5313	0.5839
0.01	30	16	5	32	12	0.1	16	123	1.1226	0.5355	0.6455
0.01	30	8	5	64	12	0.1	16	100	1.1569	0.5067	0.6790
0.01	30	16	7	16	24	0.05	16	344	1.1422	0.5186	0.6127
0.01	30	16	7	128	12	0.1	16	360	1.1434	0.5182	0.4760
0.01	30	8	3	32	24	0.05	16	123	1.1196	0.5374	0.6802
0.01	30	8	3	8	24	0.1	16	344	1.1242	0.5336	0.5433
0.01	30	8	5	64	24	0.05	32	300	1.1602	0.5033	0.7528
0.01	30	16	5	16	24	0.05	16	300	1.0676	0.5794	0.6961
0.01	30	16	9	8	24	0.05	16	364	1.0830	0.5672	0.5920
0.01	30	16	3	8	24	0.1	32	360	1.0843	0.5662	0.6707
0.01	30	16	9	16	24	0.1	64	120	1.0449	0.5971	0.6970
0.01	30	16	5	16	24	0.05	16	360	1.0628	0.5832	0.6490
0.01	30	16	3	32	24	0.1	64	364	1.0920	0.5600	0.6812
0.01	30	8	5	64	24	0.05	32	100	1.1029	0.5511	0.6979



Şekil 4.25 D12A189 havzası için CNN model sonuçları ile hazırlanmış Taylor grafiği

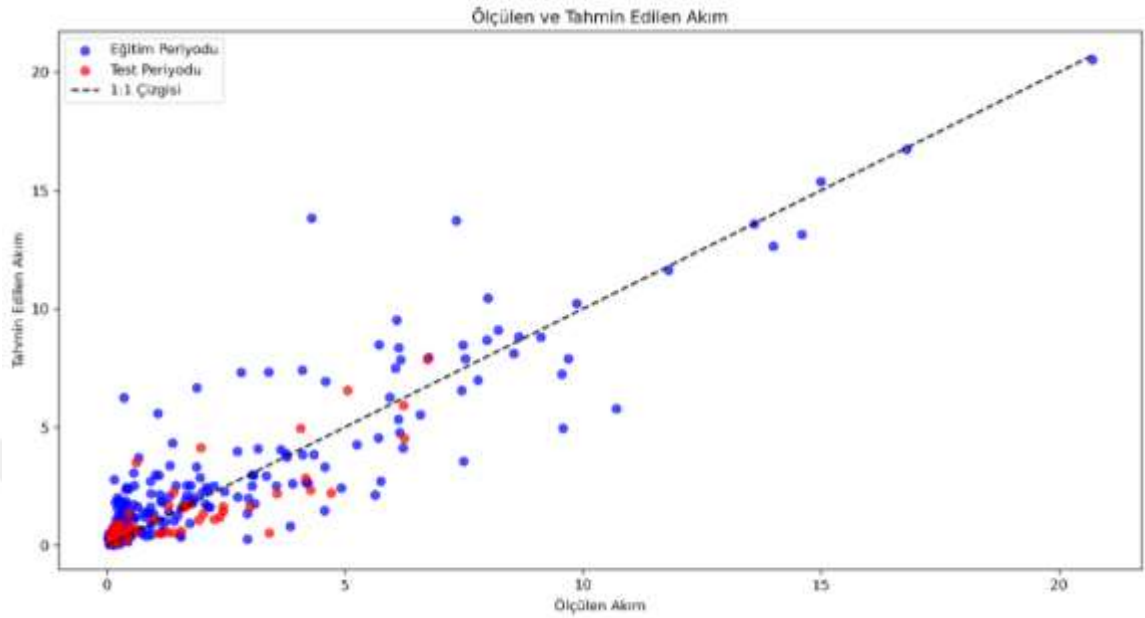
D12A189 havzası için modelden elde edilen en iyi sonuçlar analiz edildiğinde, eğitim aşamasında elde edilen R^2 değeri yaklaşık %83 seviyesine ulaşmış; test aşamasında ise bu değer %71 civarında seyretmiştir. Test aşamasında hata metriği olarak kullanılan RMSE değerleri 1.1 ile 0.98 arasında değişkenlik göstermekte olup, bu aralık modelin tahmin performansının genel olarak yeterli bir doğruluk düzeyinde olduğunu ortaya koymaktadır. Bunun yanı sıra, KGE metriği yaklaşık 0.8 seviyesinde gerçekleşmiş ve bu değer, modelin akım tahmini bağlamında yüksek bir güvenilirlik sunduğunu kanıtlar niteliktedir.

D12A189 havzasına özgü en iyi modelin tahmin performansını görselleştirmek amacıyla oluşturulan zaman serisi grafiği ve saçılım diyagramı, sırasıyla Şekil 4.26 ve Şekil 4.27’de sunulmuştur. Bu görseller, modelin performansını daha kapsamlı bir şekilde değerlendirme imkânı sağlamakta ve analizlerin görsel temelde desteklenmesine katkıda bulunmaktadır.



Şekil 4.26 D12A189 havzası için seçilen en iyi modelin zaman serisi grafiği

D12A189 havzası için seçilen CNN modeli, akım tahminlerini hem eğitim hem de test aşamalarında yüksek bir doğrulukla gerçekleştirmiştir. Model, özellikle test aşamasında, düşük ve orta seviye akımlarda oldukça tutarlı sonuçlar üretirken, bazı yüksek akım değerlerinde sınırlı düzeyde sapmalar gözlenmiştir. İstatistiksel metrikler genel olarak değerlendirildiğinde, modelin hidrometeorolojik analizler için güvenilir ve etkin bir tahmin kapasitesi sunduğu açıkça ortaya çıkmaktadır.



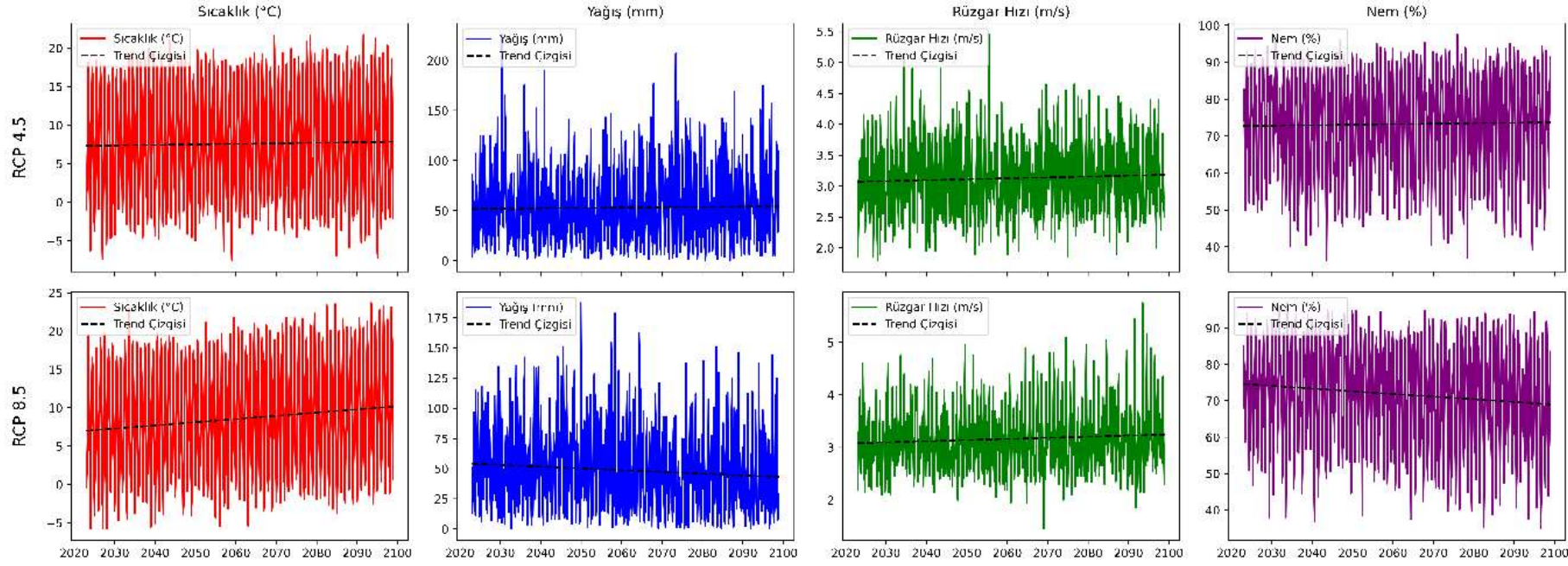
Şekil 4.27 D12A189 havzası için seçilen en iyi modelin saçılım diyagramı

Saçılım diyagramında yer alan fit çizgisi incelendiğinde, eğitim ve test verilerinin büyük bir kısmının bu çizgi etrafında yoğunlaştığı dikkati çekmektedir. Bazı akım değerlerinde modelin tahminlerinin fit çizgisinden bir miktar sapma gösterdiği gözlemlenmiştir. Bu durum, modelin öngörme konusundaki performansının belirli ölçüde sınırlılıklar taşıyabileceğini işaret etmektedir.

4.7.1 Gelebilecek akımların tahmini

D12A189 havzası için 2023'den 2100 yılına kadar olan dönem için dört temel meteorolojik parametre (sıcaklık, yağış, rüzgar hızı ve nispi nem) seçilen modelde gelecekteki akım tahminlerini gerçekleştirmek için girdi verileri olarak kullanılmıştır. Meteorolojik verilerin zaman serisi grafikleri, Şekil 4.28'de sunulmuştur. Ayrıca RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryolarına göre analiz edilen dört meteorolojik parametrenin genel değişim eğilimleri, Mann-Kendall testi sonuçlarına göre değerlendirilmiştir ve sonuçlar Çizelge 4.15 de sunulmuştur.

D12A189 RCP 4.5 ve RCP 8.5



Şekil 4.28 D12A189 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryolarına göre analiz edilen dört meteorolojik parametrenin değişim eğilimleri

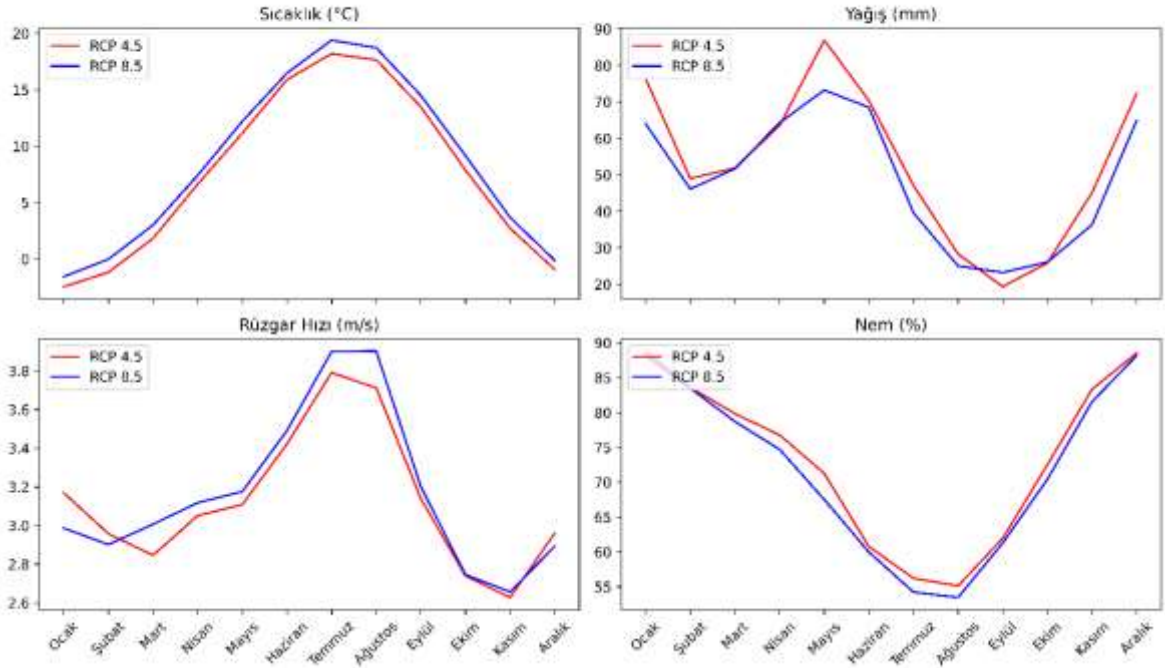
Çizelge 4.15 D12A189 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları altında değerlendirilen meteorolojik parametrelerin trend analizi

Senaryo	Parametre	P-Değeri	Trend
RCP4.5	Sıcaklık	0.536807	Yok
	Yağış	0.731232	Yok
	Rüzgar Hızı	0.079265	Yok
	Nispi Nem	0.382024	Yok
RCP8.5	Sıcaklık	0.000275	Var
	Yağış	0.002466	Var
	Rüzgar Hızı	0.151538	Yok
	Nispi Nem	0.003387	Var

Mann-Kendall trend analizi sonuçlarına göre, RCP 4.5 senaryosu altında sıcaklık, yağış, rüzgar hızı ve nispi nem parametrelerinde istatistiksel olarak anlamlı bir trend tespit edilmemiştir. Ancak RCP 8.5 senaryosunda sıcaklık anlamlı bir artış trendi gözlemlenirken, yağışta ve nispi nem’de ise istatistiksel olarak anlamlı bir azalma eğilimi belirlenmiştir. Rüzgar hızı için ise bu senaryo altında belirgin bir trend saptanmamıştır.

Çalışmada analiz edilen dört meteorolojik parametrenin RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları arasındaki aylık bazda farkın istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığı, bağımsız örneklem t-testi ile değerlendirilmiştir. Yapılan analiz sonucunda elde edilen t-testi bulguları Şekil 4.29 ve Çizelge 4.16’da sunulmuştur.

D12A189 RCP 4.5 ve RCP 8.5 Aylık Ortalama Karşılaştırması



Şekil 4.29 D12A189 havzası için dört meteorolojik parametrenin RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları arasındaki farkın istatistiksel analizi

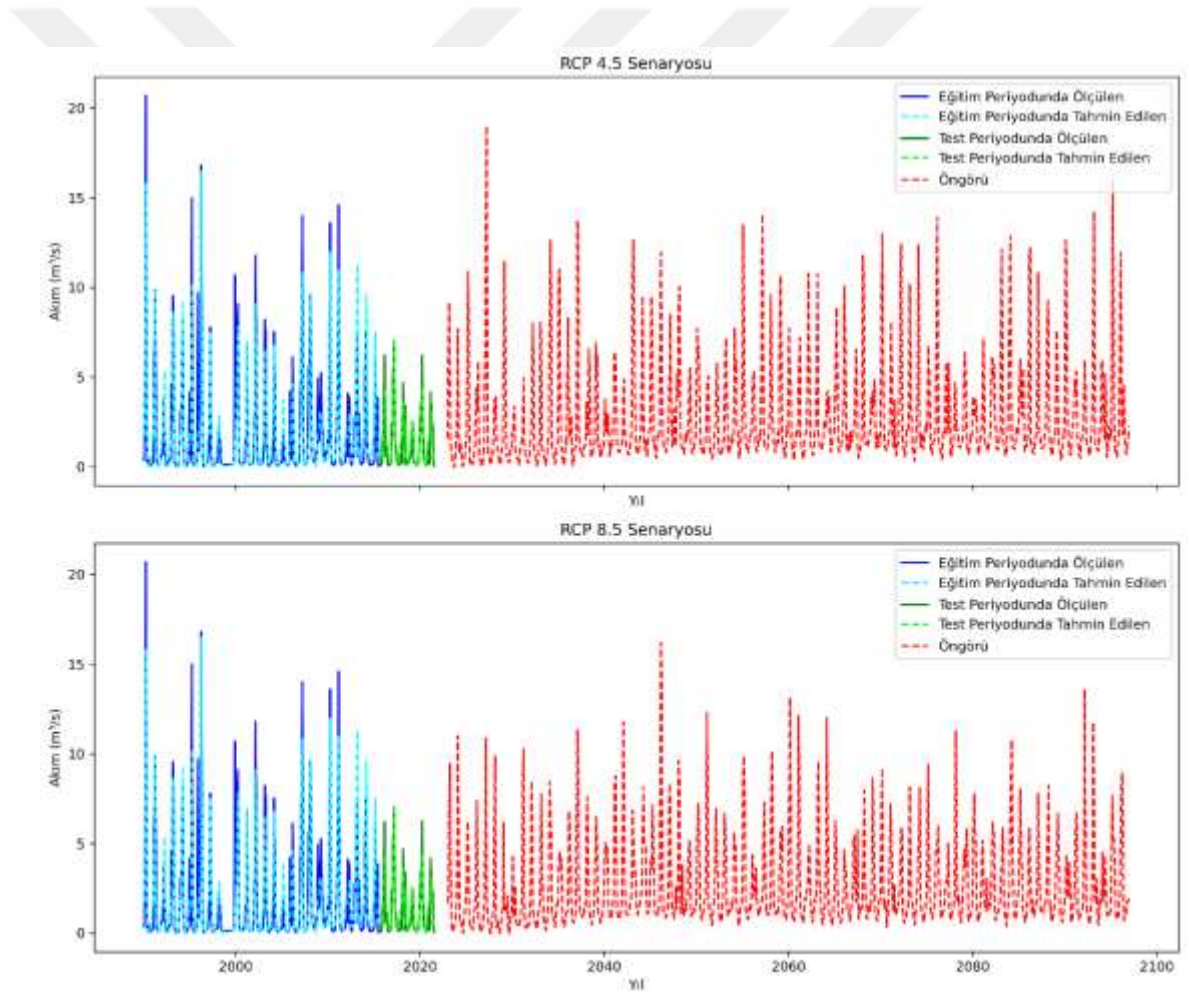
Çizelge 4.16 D12A189 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları altında değerlendirilen meteorolojik parametreler arasındaki farkların istatistiksel analiz sonuçları

Parametre	T-İstatistiği	P-Değeri	Anlamlı Fark ($p < 0.05$)
Sıcaklık	-2.828129829	0.004733292	Evet
Yağış	2.631317555	0.008577747	Evet
Rüzgar Hızı	-1.37724917	0.168604751	Hayır
Nem	2.154156779	0.031358819	Evet

Bağımsız örneklem t-testi sonuçlarına göre, RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları arasında sıcaklık, yağış ve nem parametreleri açısından istatistiksel olarak anlamlı farklılıklar tespit edilmiştir ($p < 0.05$). Sıcaklık değişkeni için elde edilen $t = -2.83$, $p = 0.0047$ değeri, RCP 8.5 senaryosunda sıcaklık artışının istatistiksel olarak anlamlı olduğunu göstermektedir. Yağış ve nem parametreleri için sıra ile $t = 2.63$ ve 2.15 , $p = 0.0008$ ve 0.03 bulunmuş olup, bu durum RCP senaryoları arasında yağış ve nem değerlerinde anlamlı bir farklılık olduğunu ortaya

koymaktadır ve bu iki parametrenin 8.5 senaryosunda daha da düşüş eğiliminde olacağını göstermektedir. Rüzgar hızı değişkeni için hesaplanan p değeri 0.05 eşliğinin üzerinde olduğundan, bu parametreler açısından iki senaryo arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark olmadığı belirlenmiştir.

RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları kapsamında gelecek yıllar için tahmin edilen akım değerlerinin zaman içindeki değişimi, Şekil 4.30'da görselleştirilmiştir.



Şekil 4.30 D12A189 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları kapsamında gelecek yıllar için tahmin edilen akım değerlerinin zaman içindeki değişimi

D12A189 havzası için RCP 4.5 ve RCP 8.5 iklim senaryoları kapsamında öngörülen akım değerlerinin, 1990'dan test periyodunun sonuna kadar (Ağustos 2021) olan geçmiş dönem ile 2023 sonrası öngörü dönemi arasındaki farklılıkları değerlendirmek amacıyla Welch'in T-testi uygulanmıştır. Analiz sonuçları, her iki senaryo için de istatistiksel olarak oldukça anlamlı farklılıklar olduğunu ortaya koymaktadır. Test sonuçları Çizelge 4.17 de verilmiştir.

Çizelge 4.17 D12A189 havzasında her bir senaryo için geçmiş ve gelecek dönemler arasındaki değişimlerin istatistiksel analizi

Senaryo	T- istatistiği	P-değeri	Yorum
RCP 4.5	-6.16783	1.11E-09	Anlamlı fark var ($p < 0.05$)
RCP 8.5	-5.45918	6.71E-08	Anlamlı fark var ($p < 0.05$)

RCP 4.5 senaryosu T-testi, T-istatistiği -6.16783 ve p-değeri 1.11E-09 olarak hesaplanmıştır. Bu p-değeri, %5 anlamlılık düzeyinde ($p < 0.05$) oldukça düşük olduğundan, geçmiş ve öngörü dönemlerindeki akım tahminleri arasında anlamlı bir fark olduğu sonucuna varılmıştır. Benzer şekilde, RCP 8.5 senaryosu için T-istatistiği -5.45918 ve p-değeri 6.71E-08 olarak bulunmuş; bu da yine %5 anlamlılık düzeyinde geçmiş ve öngörü dönemleri arasında istatistiksel olarak farklılık olduğunu ve akımın diğer 3 havzadaki durumun tersine artacağını göstermektedir.

5. SONUÇLAR

Küresel iklim değişikliğinin hidrolojik döngü üzerindeki etkileri, özellikle Sakarya Havzası gibi tarımsal ve endüstriyel açıdan kritik bölgelerde su kaynaklarının sürdürülebilir yönetimini bir zorunluluk haline getirmiştir. Bu çalışma, sadece teknik bir akım tahmini sunmayı değil, havzanın fiziksel ve antropolojik dinamiklerini temsil eden YZ tabanlı bir dijital izdüşüm oluşturarak bölgenin gelecekteki direnç kapasitesini ölçmeyi amaçlamaktadır.

Bu çalışma, Sakarya Havzası'nda bulunan E12A033, E12A053, D12A017 ve D12A189 numaralı AGİ'lerin bulunduğu alt havzalardaki akım verilerinin, dört meteorolojik parametre (sıcaklık, yağış, rüzgar hızı, nispi nem) ve arazi örtüsü/kullanımı verileri yardımıyla CNN ve LSTM derin öğrenme modelleri ile modellenmesi ve RCP 4.5-8.5 senaryoları altında 2023-2100 dönemi için akım tahminlerinin gerçekleştirilmesi üzerine odaklanmıştır.

Enterpolasyon yöntemlerinin performans değerlendirmesi, IDW ve Co-Kriging yöntemlerinin meteorolojik verilerin havza geneline yayılmasında yüksek doğruluk sağladığını göstermiştir (IDW ile yağışta $R^2=0.867$, $RMSE=3.24$; Co-Kriging ile sıcaklıkta $R^2=0.91$, $RMSE=1.07$). Akım verilerinde CNN modeli, tüm havzalarda LSTM'ye kıyasla üstün performans sergilemiş, test aşamasında R^2 değerleri 0.70-0.80, $RMSE$ 0.38-5.23 ve KGE 0.81-0.85 aralığında elde edilmiştir. Bu sonuçlar, modelin hidrometeorolojik tahminlerde güvenilir olduğunu kanıtlamaktadır.

Geleneksel hidrolojik modellerin aksine, CNN mimarisinin mekansal özellikleri yakalama yeteneği, havza içerisindeki karmaşık ve sabit olmayan değişimlerin dijital ortamda daha tutarlı olmasına olanak sağlamıştır. Bu teknolojik yaklaşım, havza bazlı su yönetimi stratejilerinin sadece geçmiş istatistiklere değil, YZ'nin sunduğu yüksek çözünürlüklü gelecek projeksiyonlarına dayandırılması gerektiğini savunmaktadır.

RCP 4.5 senaryosunda, dört havzada meteorolojik parametreler (sıcaklık, yağış, rüzgar hızı, nispi nem) için Mann-Kendall analizi anlamlı bir trend göstermezken ($p>0.05$), RCP 8.5 senaryosunda sıcaklıkta anlamlı artış ($1-3^{\circ}\text{C}$), yağış ve nispi nemde ise anlamlı azalma ($p<0.005$) tespit edilmiştir. Bu bulgular, Jahandideh-Tehrani vd. (2019) tarafından tropikal nehirlerde sıcaklıkta $1-4^{\circ}\text{C}$ artış ve yağışta bölgesel değişkenlik raporlarıyla uyumludur. Ancak, bu çalışmada rüzgar hızının anlamlı bir trend göstermemesi ($p>0.07$), Adib ve Harun (2022) tarafından Kurau Nehri'nde öngörülen azalma eğiliminden farklılık arz eder. Bu durum havzaların yerel iklim dinamiklerinden kaynaklanabilir.

Basit doğrusal istatistik analizi, yağışın akımla pozitif ve anlamlı bir ilişki gösterdiğini ($r>0.5$), sıcaklığın zayıf negatif ($r=-0.2$ ila -0.3), nispi nem ve rüzgar hızının ise çok düşük korelasyon ($r=0.1-0.2$) sergilediğini ortaya koymuştur. Arazi kullanımı değişkenlerinin (ormanlık alan, bitki örtüsü, su alanı, yerleşim yeri ve çıplak alan) akımla anlamlı bir ilişkisi bulunmamıştır ($r\approx 0$). Bu bulgu; Adib ve diğerleri (2020) tarafından yağışın, akımı artırdığı (%11.1-36.1), sıcaklık artışının ise azalttığı (2.1°C artışla %7.5 düşüş) sonuçlarıyla paralellik gösterir. Ancak, arazi kullanımının etkisizliği, Tan ve diğerleri (2014) tarafından Johor Nehri'nde arazi örtüsünün akımı etkilediği bulgusundan farklılık arz eder.

E12A033 havzasında ormanlık alanın zamanla azaldığı, bitki örtüsü ve yerleşim alanlarının arttığı gözlenirken, bu değişimlerin akımla anlamlı bir korelasyonu bulunmamıştır. Bu, Tan ve diğerleri (2021) tarafından Kelantan Nehri'nde arazi kullanımının ekstrem akımları artırdığı (%10-15 artış) bulgusuyla çelişir. Ancak, bu çalışmadaki havzaların daha küçük olması ve tarım alanlarının su tutma kapasitesinin sınırlı etkisi, bu farklılığı açıklayabilir. Ayrıca, Hassan ve diğerleri (2015) IHACRES modelinde arazi kullanımının akım üzerindeki etkisini minimal bulurken, çalışma sonuçları bu görüşü destekler.

D12A017 havzasında, 2005 yılından itibaren akım verilerinde dikkat çekici bir düşüş gözlemlenmiştir ve bu düşüş oranı yaklaşık %65 olarak tespit edilmiştir. Ancak, aynı dönemde yağış ve diğer meteorolojik parametrelerde belirgin bir artış veya azalma trendi

bulunmamaktadır. Bu durum, bu havzada akımdaki anormal düşüşün iklimsel faktörlerden kaynaklanmadığını ve büyük olasılıkla havza içerisindeki beşeri müdahalelerin bu değişikliğe yol açtığını göstermektedir. Beşeri müdahaleler, genellikle su kaynaklarının yönetimi (baraj inşaatları, sulama şebekeleri) ve diğer faaliyetleri içerebilir. Bu bağlamda, akımdaki bu belirgin azalmanın altında yatan nedenlerin daha iyi anlaşılabilmesi için havza özelinde detaylı hidrolojik ve antropojenik etki analizlerinin yapılması gerekmektedir. Bu bulgular, su kaynakları yönetiminde iklim değişikliğinin yanı sıra insan faaliyetlerinin de önemli bir rol oynadığını ortaya koymakta ve bu tür etkilerin gelecekteki planlamalarda dikkate alınması gerektiğini vurgulamaktadır.

Çalışmanın bu aşamasında saptanan bulgular, su yönetiminin sadece yağışa bakılarak yapılamayacağını; nehir yatağındaki beşeri ve mekansal müdahalelerin iklim krizinden daha yıkıcı sonuçlar doğurabileceğini bilimsel olarak ortaya koymaktadır. Bu durum, havza bazlı yönetim stratejilerinde iklim uyum politikalarının yanı sıra sıkı bir antropojenik denetim mekanizmasının kurulmasının önemini açığa çıkarmaktadır.

CNN modelinin performansı, dört havzada tutarlı bir şekilde yüksek doğruluk göstermiştir. Örneğin, E12A033 havzasında test $R^2=0.80$, $RMSE=5.23$ ve $KGE=0.81$ olarak hesaplanırken, E12A053'te $R^2=0.71$, $RMSE=0.38$ ve $KGE=0.81$ değerleri elde edilmiştir. D12A017 ve D12A189 havzalarında da benzer şekilde test KGE değerleri 0.8 üzerinde gerçekleşmiştir. Bu sonuçlar, Adib ve Harun (2022) tarafından Kurau Nehri'nde metaöğrenme modeli ile elde edilen $KGE=0.72-0.79$ değerlerinden daha yüksek bir performans işaret eder. Ayrıca, Chen vd. (2022) SWAT modeli ile $NSE=0.62-0.75$ aralığını rapor ederken, bu çalışmada KGE'nin 0.8'i aşması, CNN'nin ekstrem akım olaylarını tahmin etme kapasitesinde avantaj sunduğunu göstermektedir.

CNN modeli, düşük ve orta akım seviyelerinde yüksek doğruluk sağlarken, yüksek akım değerlerinde hafif sapmalar göstermiştir (Şekil 4.9, 4.15, 4.21 ve 4.27). Bu durum, Adib ve Harun (2022) tarafından metaöğrenme modelinde pik akımların daha düşük tahmin edildiği

gözlemine benzerdir. Chen ve diğerleri (2022) de SWAT modelinde yüksek akımların düşük tahmin edildiğini rapor ederken, çalışma modelinin $KGE=0.81-0.85$ ile daha iyi bir genelleme sunduğu görülmektedir. Bu, CNN'nin zaman serisi verilerindeki desenleri yakalamada üstünlüğünü ve makine öğrenimi tabanlı yaklaşımların fiziksel modellere kıyasla avantajını destekler.

Çalışmada akım tahminlerindeki belirsizlik, meteorolojik verilerin enterpolasyonundan ve iklim projeksiyonlarından kaynaklanmıştır. Chen vd. (2022), SWAT modelinde evapotranspirasyon (%69) ve GCM'lerin (%44-45) belirsizliğe katkısını vurgularken, CNN modeli bu faktörleri minimize ederek $KGE>0.8$ ile daha tutarlı sonuçlar sunmuştur. Adib ve Harun (2022), GCM'lerin ve SSP'lerin belirsizliğini metaöğrenme ile azalttığını ($RMSE=4.51-6.90$) belirtirken, çalışmada elde edilen $RMSE=0.38-5.23$ aralığı, makine öğrenimi tabanlı yaklaşımın üstünlüğünü gösterir. Ancak, ekstrem akımlardaki sapmalar, modelin belirsizlik kaynaklarına karşı hassasiyetini tam ortadan kaldırmadığını düşündürmektedir.

Elde edilen 2100 yılına kadarki projeksiyonlar, sadece istatistiksel birer çıktı olmanın ötesinde, Sakarya Havzası için kritik bir karar destek mekanizması niteliğindedir. Bu veriler; tarımsal ürün deseninin kuraklığa dayanıklı türlerle revize edilmesinden, enerji yatırımlarının planlanmasına ve kentsel altyapıların gelecek pik debilere göre tasarlanmasına kadar geniş bir yelpazede stratejik altlık oluşturmaktadır. Havza bazında elde edilen bu uzun vadeli öngörüler, iklim krizinin Sakarya Havzası üzerindeki çok boyutlu etkilerini yönetmek adına dinamik bir planlama aracı işlevi görmektedir. Özellikle su stresinin artacağı öngörülen alt havzalarda, su yoğun tarımdan daha az su tüketen bitki desenlerine geçiş yapılması ve akıllı sulama sistemlerinin hayata geçirilmesi, bölgenin tarımsal ekonomisinin sürdürülebilirliği açısından hayati bir hamle olarak öne çıkmaktadır. Öte yandan, akım miktarlarındaki azalma eğilimleri, nehir üzerindeki mevcut ve planlanan hidroelektrik santrallerinin operasyonel verimliliklerinin yeniden hesaplanmasını ve enerji stratejilerinin bu hidrolojik gerçekliğe göre adapte edilmesini zorunlu kılmaktadır.

Bunun yanı sıra, çalışmanın sunduğu pik debi tahminleri, kentsel altyapı ve hidrolik sanat yapılarının tasarım standartlarını kökten değiştirme potansiyeline sahiptir. Mevcut altyapıların, 2100 projeksiyonlarında görülen ekstrem olayların (bazı havzalarda şiddetli akış artışı, bazılarında ise kuraklık) yarattığı riskleri yönetmede yetersiz kalabilir. Bu çalışma ile elde edilen veriler, taşkın koruma yapılarının, köprülerin ve kanalizasyon sistemlerinin geleceğe uyumlu, dirençli kentler vizyonu ile yeniden boyutlandırılmasına bilimsel bir dayanak sunmaktadır. Ayrıca, endüstriyel su kullanım izinlerinden yeraltı suyu besleme projelerine kadar geniş bir sahada sunulan bu projeksiyonlar, Sakarya Havzası'nın ekolojik dengesini korurken sosyo-ekonomik kalkınmayı güvence altına alacak aktif bir İklim Adaptasyon Eylem Planı'nın en temel bileşeni olma özelliğini taşımaktadır.

RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları altında akım tahminleri, tüm havzalarda geçmiş (1990-2021) ve gelecek (2023-2100) dönemler arasında Welch'in T-testi ile anlamlı farklılıklar göstermiştir ($p < 0.01$). E12A033, E12A053 ve D12A017 havzalarında RCP 8.5'te akımın önemli derecede azalacağı (%28-54) öngörülürken, D12A189'da artış gözlenmiştir ($T = -5.46$, $p < 6.71E-08$). Bu sonuç, Jahandideh-Tehrani vd. (2019) tarafından nehirlerde akımın bölgesel olarak %50'ye varan azalma veya %39.7 artış gösterdiği bulgusuyla uyumludur. Ayrıca Chen vd. (2022) tarafından 2080'lerde akım artışı (Q_{av} ve Q_p için %20-30) öngörüsüyle D12A189 havzasındaki akım artışı uyumlu, ancak diğer havzalar için ters yönde bir eğilim sunar. RCP 8.5'in daha radikal etkileri, sıcaklık artışının ($t = -2.88$, $p < 0.005$) ve nem azalmasının ($t = 2.03$, $p < 0.05$) akımı baskıladığına işaret etmektedir.

RCP 8.5 senaryosunda sıcaklık artışı ($p < 0.001$) ve yağış azalması ($p < 0.002$), E12A033, E12A053 ve D12A017 havzalarında akımın düşmesine neden olurken, D12A189'da artış öngörülmüştür. Bu, Jahandideh-Tehrani vd. (2019) tarafından akımın bölgesel olarak %50'ye varan azalma veya %39.7 artış gösterdiği bulgusuyla uyumludur. RCP 4.5'te ise akım değişimleri daha az belirgindir, bu da Chen vd. (2022) tarafından SSP2-4.5'te %25'lik artış öngörüsüyle karşılaştırıldığında daha nötr bir tablo sunar. D12A189'daki artış, yerel topoğrafik faktörler veya su döngüsündeki farklı dinamiklerle ilişkilendirilebilir.

RCP 8.5 altında akımın azalması (E12A033, E12A053, D12A017) ve artması (D12A189), yerel ölçekte farklı yönetim yaklaşımlarını gerektirir. Literatürle karşılaştırıldığında, çalışma modelinin yüksek KGE değerleri, fiziksel modellere (SWAT, IHACRES) ve diğer makine öğrenimi yöntemlerine (metaöğrenme ve SVR) göre avantaj sunduğunu gösterir. Gelecek çalışmalar, daha fazla havza ve ekstrem olay odaklı analizlerle bu bulguları genişletebilir, böylece iklim değişikliğinin bölgesel etkileri daha iyi anlaşılabilir.

Araştırmada iklim projeksiyonlarının RCP senaryoları çerçevesinde kurgulanmış ve çalışma analizlerinin yürütüldüğü süreç 2022-2024 yıllarında gerçekleştirilmiştir. Bu süreçte yüksek çözünürlüklü hidrolojik modellemeye uygun, en kapsamlı veriler RCP formatında yer almaktaydı. CMIP6 (SSP) veri setlerinin çalışma alanına özgü erişim süreçlerindeki kısıtlar ve bölgesel iklim modelleriyle entegrasyon hiyerarşisi göz önünde bulundurularak; simülasyon tutarlılığını korumak adına literatürde geçerliliği kanıtlanmış RCP parametreleri baz alınmıştır. Radyatif zorlama kapasiteleri bakımından RCP 4.5 ve RCP 8.5 senaryoları, güncel SSP2-4.5 ve SSP5-8.5 projeksiyonlarıyla teorik düzeyde yüksek korelasyon sergilemektedir. Bu bağlamda, kullanılan metodolojinin güncel iklim öngörülerıyla fiziksel bir tutarsızlık içermediği ve elde edilen hidrometeorolojik çıktıların bilimsel geçerliliğini muhafaza ettiği saptanmıştır.

Bu çalışma, Sakarya Havzası için salt bir hidrolojik tahmin raporu olmanın ötesine geçerek; değişen iklim parametreleri ve artan antropojenik baskılar altında bölgenin gelecek 75 yılına ışık tutan kapsamlı bir direnç rehberidir. Derin Öğrenme mimarileriyle ortaya konulan projeksiyonlar, su stresi gerçeğinin artık uzak bir ihtimal değil, yönetilmesi gereken somut bir kriz olduğunu kanıtlamıştır.

Bu bağlamda, yaklaşan krize karşı pasif bir kabulleniş yerine, proaktif bir iklim uyumu stratejisi önerilmektedir. Bu strateji; tarımsal üretim deseninin kuraklığa dirençli türlerle revize edilmesinden, yağmur suyu hasadı hendekleri (swales) ve ekobox gibi yenilikçi mikro-havza teknolojilerinin sahaya entegre edilmesine kadar uzanan bütünleşik bir eylem planını

kapsamaktadır. Ayrıca, erozyon kontrolü ve biyoçeşitlilik için önerilen yeşil koridorlar, havzanın sadece su dengesini değil, ekolojik bütünlüğünü de korumayı hedeflemektedir.

Nihayetinde ortaya konulan bu veriler ve çözüm önerileri, yerel yöneticilerden ulusal strateji belirleyicilere kadar geniş bir kitleye, belirsiz bir geleceği endişeyle beklemek yerine, veriye dayalı ve sürdürülebilir bir gelecek inşa etme imkanı sunan sağlam bir bilimsel temel oluşturmaktadır.



KAYNAKLAR

- Adib, M. N. M., & Harun, S. (2022). Metalearning approach coupled with CMIP6 multi GCM for future monthly streamflow forecasting. *Journal of Hydrologic Engineering*, 27(6), 05022004.
- Aichouri, I., Hani, A., Bougherira, N., Djabri, L., Chaffai, H., Lallahem, S. 2015 River Flow Model Using Artificial Neural Networks. *Energy Procedia*. 74, 1007–1014.
- Akar, İ. (2011). Çok zamanlı uydu görüntüleri kullanılarak Acıgöl (Türkiye) Urmıye (İran) göllerinde su yüzeyi değişimleri ve yakın çevresinde arazi kullanımının belirlenmesi (Master's thesis, Marmara Üniversitesi (Turkey)).
- Alp, M. ve Cıgızoğlu, H. K. 2010. Farklı Yapay Sinir Ağı Metotları ile Yağış Akış İlişkisinin Modellenmesi. *İTÜ dergisi/D*, 3(1).
- Altunkaynak, A., Başakın, E. 2017. Zaman Serileri Kullanılarak Nehir Akım Tahmini ve Farklı Yöntemlerle Karşılaştırılması. *Erzincan Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*. 11(1), 92-101.
- Anonim, 2023a. Sakarya Havzası Kuraklık Yönetim Planı, 2023. Cilt I: Havzanın tanıtılması ve kuraklık analizleri
- Anonim, 2023b. Sakarya ve Susurluk Havzaları Kuraklık Yönetim Planının Hazırlanması Projesi, 2023. Sakarya Havzası Kuraklık Yönetim Planı Stratejik Çevresel Değerlendirme Nihai Raporu
- Anonim, 2023c. Sakarya Havzası Kuraklık Yönetim Planı, 2023. Cilt II: Su Bütçesi
- Anonim, 2023d. Sakarya Havzası Nehir Havza Yönetim Planı Hazırlanması Projesi, 2023. Stratejik Çevresel Değerlendirme Raporu.
- Anonim, 2022. Sakarya Havzası Nehir Havza Yönetim Planı Hazırlanması Projesi, 2022. Stratejik Çevresel Değerlendirme Kapsam Belirleme Raporu.
- Anonim 2021. Sakarya Havzası Nehir Havza Yönetim Planı Hazırlanması Projesi, 2021. Stratejik Çevresel Değerlendirme Kapsam Belirleme Raporu. ([https://www.tarimorman.gov.tr/SYGM/Belgeler/Sakarya%20Havzas%C4%B1%20Nehir%20Havza%20Y%C3%B6netim%20Plan%C4%B1/SCED_Taslak%20\(RAPOR\)_REW-2.pdf](https://www.tarimorman.gov.tr/SYGM/Belgeler/Sakarya%20Havzas%C4%B1%20Nehir%20Havza%20Y%C3%B6netim%20Plan%C4%B1/SCED_Taslak%20(RAPOR)_REW-2.pdf))
- Anusree, K., Varghese, K.O. 2016. Streamflow Prediction of Karuvannur River Basin Using ANFIS, ANN and MNL R Models. *Procedia Technology*. 24,101–108.

- Anwar, H., Khan, A. U., Ullah, B., Taha, A. T. B., Najeh, T., Badshah, M. U., & Irfan, M. (2024). Intercomparison of deep learning models in predicting streamflow patterns: insight from CMIP6. *Scientific Reports*, 14(1), 17468.
- Apaydin, H., Sonmez, F. K., & Yildirim, Y. E. (2004). Spatial interpolation techniques for climate data in the GAP region in Turkey. *Climate Research*, 28(1), 31-40.
- Apaydin, H., Sattari, M. T., Falsafian, K. ve Prasad, R. 2021. Artificial intelligence Modelling Integrated With Singular Spectral Analysis And Seasonal-Trend Decomposition Using Loess Approaches For Streamflow Predictions. *Journal Of Hydrology*, 600, 126506.
- Armstrong, M. (1984). Problems with universal kriging. *Journal of the International Association for Mathematical Geology*, 16, 101-108.
- Asaad, M. 2021. Aylık Ortalama Akım Verilerinin Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Tahmin Edilmesi (Master's thesis, Necmettin Erbakan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Ashouri, H., Nguyen, P., Thorstensen, A., Hsu, K. L., Sorooshian, S., & Braithwaite, D. (2016). Assessing the efficacy of high-resolution satellite-based PERSIANN-CDR precipitation product in simulating streamflow. *Journal of Hydrometeorology*, 17(7), 2061-2076.
- Askar, M.A.A. 2020. İklim değişikliğinin Seyhan havzası su kaynakları üzerindeki etkilerinin SWAT modeli ile değerlendirilmesi (Master's thesis, Fen Bilimleri Enst.).
- Attri, I., Awasthi, L. K., Sharma, T. P., & Rathee, P. (2023). A review of deep learning techniques used in agriculture. *Ecological Informatics*, 102217.
- Baseer, M. A., Meyer, J. P., Rehman, S., Alam, M. M., Al-Hadhrani, L. M., & Lashin, A. (2016). Performance evaluation of cup-anemometers and wind speed characteristics analysis. *Renewable Energy*, 86, 733-744.
- Bellouin, N., Rae, J., Jones, A., Johnson, C., Haywood, J., & Boucher, O. (2011). Aerosol forcing in the Climate Model Intercomparison Project (CMIP5) simulations by HadGEM2-ES and the role of ammonium nitrate. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116(D20).
- Bergström, S. (1976). Development and application of a conceptual runoff model for Scandinavian catchments.
- Bojinski, S., Verstraete, M., Peterson, T. C., Richter, C., Simmons, A., & Zemp, M. (2014). The concept of essential climate variables in support of climate research, applications, and policy. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 95(9), 1431-1443.

- Bosu, H., Rashid, T., Mannan, M. A., Rashid, M. B., Ahamed, R., & Hasan, M. R. Climate Projections over Bangladesh Using MPI-ESM-MR Model.
- Camuffo, D., Valle, A. D., Bertolin, C., & Santorelli, E. (2016). The Stancari air thermometer and the 1715–1737 record in Bologna, Italy. *Climatic Change*, 139(3), 623-636.
- Can, M. 2012. Yapay Sinir Ağları İle Akım Tahmini: Mahmudiye Göleti Örneği (Doctoral Dissertation, İstanbul Kültür Üniversitesi/Fen Bilimleri Enstitüsü/İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı/Proje ve Yapım Yönetimi Bilim Dalı).
- Cengiz, T. M. (2024). Meriç-Ergene Havzasında 1970-2020 Dönemi Bölgesel Yağışın Yüzde Ağırlıklı Poligon Yöntemiyle Belirlenmesi. *European Journal of Engineering and Applied Sciences*, 7(2), 103-113.
- Chen, J. H., & Lin, S. J. (2013). Seasonal predictions of tropical cyclones using a 25-km resolution general circulation model. *Journal of Climate*, 26(2), 380-398.
- Chen, C., Gan, R., Feng, D., Yang, F., & Zuo, Q. (2022). Quantifying the contribution of SWAT modeling and CMIP6 inputting to streamflow prediction uncertainty under climate change. *Journal of Cleaner Production*, 364, 132675.
- CHRS Data Portal, 2024. Web Sitesi: <https://chrsdata.eng.uci.edu/> Son Erişim Tarihi 02.02.2025
- Climate Data Store. Web Sitesi: <https://cds.climate.copernicus.eu/datasets/reanalysis-era5land-monthly-means?tab=overview>: Son Erişim Tarihi:01.02.2025
- Climate Hazards Center. Web Sitesi: <https://www.chc.ucsb.edu/data/chirps> Son Erişim Tarihi 01.02.2025
- Çağatay, H. Ö. ve Çetin, A. 2016. Yapay Sinir Ağı Yöntemleri ile Aşağı Seyhan Ovası Alt Havzası Yağış-Akış İlişkisinin Modellenmesi ve Yağışlı-Kurak Dönemler Açısından İrdelenmesi. *Çukurova Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 31(2), 227-242.
- Da Silva, T. L., Romani, L. A. S., Evangelista, S. R. M., Datcu, M., & Massruhá, S. M. F. S. (2025). Drought Monitoring in the Agrotechnological Districts of the Semear Digital Center.
- Darıcı, B., & Canbolat, M. A. (2019). Türkiye'de Bölge Planlarının Sürdürülebilir Kalkınma Hedefleri İle Uyumunun Karşılaştırılması: Gap, Dap, Dokap Ve Kop Örnekleri. *Manisa Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 17(2), 153-178.

- Darwin, B., Dharmaraj, P., Prince, S., Popescu, D. E., & Hemanth, D. J. (2021). Recognition of bloom/yield in crop images using deep learning models for smart agriculture: A review. *Agronomy*, 11(4), 646.
- Dee, D. P., Uppala, S. M., Simmons, A. J., Berrisford, P., Poli, P., Kobayashi, S., & Vitart, F. (2011). The ERA-Interim reanalysis: Configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of the royal meteorological society*, 137(656), 553-597.
- Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L. J., Li, K., & Fei-Fei, L. (2009, June). Imagenet: A large-scale hierarchical image database. In 2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 248-255). Ieee.
- Dinku, T., Funk, C., Peterson, P., Maidment, R., Tadesse, T., Gadain, H., & Ceccato, P. (2018). Validation of the CHIRPS satellite rainfall estimates over eastern Africa. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 144, 292-312.
- DSİ Akım Gözlem Yıllıkları. Web Sitesi: <http://www.dsi.gov.tr/faaliyetler/akim-gozlem-yilliklari>: Son Erişim Tarihi: 12.10.2023
- Ediş, S., Aytaş, İ., & Özcan, A. U. (2021). ICONA modeli kullanarak toprak erozyon riskinin değerlendirilmesi: Meşeli (Çubuk/Ankara) Havzası Örneği. *Anadolu Orman Araştırmaları Dergisi*, 7(1), 15-22.
- Eini, M. R., Rahmati, A., & Piniewski, M. (2022). Hydrological application and accuracy evaluation of PERSIANN satellite-based precipitation estimates over a humid continental climate catchment. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 41, 101109.
- El Sakka, M., Ivanovici, M., Chaari, L., & Mothe, J. (2025). A Review of CNN Applications in Smart Agriculture Using Multimodal Data. *Sensors*, 25(2), 472.
- FAO, 1995. The Digital Soil Map of the World and Derived Soil Properties. FAO, Rome.
- Farooq, R., Imteaz, M. A., & Mekanik, F. (2025). A pioneering approach to deterministic rainfall forecasting for wet period in the Northern Territory of Australia using machine learning. *Earth Science Informatics*, 18(2), 224.
- Fırat, A. 2019. Yapay Sinir Ağları ile Ortalama Debi ve Maksimum Yağış Tahmini İstanbul Göksu Dere Örneği. YLT. Sakarya Uygulamalı Bilimler Lisansüstü Eğitim Enstitüsü.
- Fujisada, H., Bailey, G. B., Kelly, G. G., Hara, S., & Abrams, M. J. (2005). Aster dem performance. *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(12), 2707-2714.

- Funk, C. C., Peterson, P. J., Landsfeld, M. F., Pedreros, D. H., Verdin, J. P., Rowland, J. D., & Verdin, A. P. (2014). A quasi-global precipitation time series for drought monitoring (No. 832). US Geological Survey.
- Funk, C., Peterson, P., Landsfeld, M., Pedreros, D., Verdin, J., Shukla, S., ... & Michaelsen, J. (2015a). The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. *Scientific data*, 2(1), 1-21.
- Funk, C., Verdin, A., Michaelsen, J., Peterson, P., Pedreros, D., & Husak, G. (2015b). A global satellite-assisted precipitation climatology. *Earth System Science Data*, 7(2), 275-287.
- Galford, G. L., Mustard, J. F., Melillo, J., Gendrin, A., Cerri, C. C., & Cerri, C. E. (2008). Wavelet analysis of MODIS time series to detect expansion and intensification of row-crop agriculture in Brazil. *Remote sensing of environment*, 112(2), 576-587.
- Gangodagamage, C., Flugel, W., & Turrel, D. H. (2003). DOES LACK OF TOPOGRAPHIC MAPS LIMIT GEO-SPATIAL HYDROLOGY ANALYSIS?. In *Proceedings of the KSRS Conference* (pp. 82-84). Korean Society of Remote Sensing.
- Ganjeia, S., Shiria, J., & Karimib, S. Spatio-Temporal Evaluation of Temperature Based ET0 Estimation Methods in Northwestern Iran.
- Gardiman, B. S., Magalhães, I. A. L., de Freitas, C. A. A., & Cecílio, R. A. (2012). Análise de técnicas de interpolação para espacialização da precipitação pluvial na bacia do rio Itapemirim (ES) Analysis of interpolation techniques for spatial rainfall distribution in river basin Itapemirim (ES). *Ambiência*, 8(1), 61-71.
- Gauch, M., Kratzert, F., Klotz, D., Nearing, G., Lin, J., & Hochreiter, S. (2021). Rainfall–runoff prediction at multiple timescales with a single Long Short-Term Memory network. *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(4), 2045-2062.
- Gdem. Web Sitesi: <https://asterweb.jpl.nasa.gov/gdem.asp> Son Erişim Tarihi 02.02.2025
- Gebrechorkos, S. H., Leyland, J., Dadson, S. J., Cohen, S., Slater, L., Wortmann, M., ... & Darby, S. E. (2023). Global scale evaluation of precipitation datasets for hydrological modelling. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 2023, 1-33.
- Gemici, E., Ardiçlioğlu, M. ve Kocabaş, F. 2013. Akarsularda debinin yapay zeka yöntemleri ile modellenmesi, Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Fen Bilimleri Dergisi, 29(2), 135-143.
- Gers, F. A., Schmidhuber, J., & Cummins, F. (2000). Learning to forget: Continual prediction with LSTM. *Neural computation*, 12(10), 2451-2471.

- Ghimire, S., Yaseen, Z. M., Farooque, A. A., Deo, R. C., Zhang, J., & Tao, X. (2021). Streamflow prediction using an integrated methodology based on convolutional neural network and long short-term memory networks. *Scientific Reports*, 11(1), 17497.
- Giuntoli, I., Vidal, J. P., Prudhomme, C., & Hannah, D. M. (2015). Future hydrological extremes: the uncertainty from multiple global climate and global hydrological models. *Earth System Dynamics*, 6(1), 267-285.
- Gleckler, P. J., Taylor, K. E., & Doutriaux, C. (2008). Performance metrics for climate models. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D6).
- Glorot, X., Bordes, A., & Bengio, Y. (2011, June). Deep sparse rectifier neural networks. In *Proceedings of the fourteenth international conference on artificial intelligence and statistics* (pp. 315-323). JMLR Workshop and Conference Proceedings.
- Gong Peng, G. P., Wang Jie, W. J., Yu Le, Y. L., Zhao YongChao, Z. Y., Zhao YuanYuan, Z. Y., Liang Lu, L. L., ... & Zhang YaWen, Z. Y. (2013). Finer resolution observation and monitoring of global land cover: first mapping results with Landsat TM and ETM+ data.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote sensing of Environment*, 202, 18-27.
- Gökmen, Ö. 2023. Orta Sakarya vadisinde Sarıcakaya, Mihalgazi ve İnhisar ilçelerinde arazi kullanımı ve planlama önerileri. Doktora Tezi, Karabük Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Coğrafya Anabilim Dalında, 584, Karabük.
- Granata, F., Zhu, S., & Di Nunno, F. (2024). Advanced streamflow forecasting for Central European Rivers: the cutting-edge Kolmogorov-Arnold networks compared to Transformers. *Journal of Hydrology*, 645, 132175.
- Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K., & Martinez, G. F. (2009). Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of hydrology*, 377(1-2), 80-91.
- Gümüş, V., Soydan, N.G., Şimşek, O., Aköz, M.S., Kırkgöz, M.S. 2013. Yağış Akış İlişkisinin Belirlenmesinde Farklı Yapay Sinir Ağı Yöntemlerinin Karşılaştırılması, Ç.Ü. Müh.-Mim. Fak. Dergisi, Vol:28, No:1, 37-49.
- Gürkan, H., Arabacı, H., Demircan, M., Eskioğlu, O., & Şensoy, S. (2016). GFDL-ESM2M modeli temelinde RCP4. 5 ve RCP8. 5 senaryolarına göre Türkiye için sıcaklık ve yağış projeksiyonları. *Coğrafi Bilimler Dergisi*, 14(2), 77-88.

- Hadgem2. Web Sitesi: <https://data.globalchange.gov/model/hadgem2> Son Erişim Tarihi 02.02.2025
- Hamlet, A. F., Huppert, D., & Lettenmaier, D. P. (2002). Economic value of long lead streamflow forecasts for Columbia River hydropower. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 128(2), 91-101.
- Hansen, M. C., Potapov, P. V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S. A., Tyukavina, A., & Townshend, J. R. (2013). High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *science*, 342(6160), 850-853.
- Hassan, Z., Shamsudin, S., Harun, S., Malek, M. A., & Hamidon, N. (2015). Suitability of ANN applied as a hydrological model coupled with statistical downscaling model: a case study in the northern area of Peninsular Malaysia. *Environmental earth sciences*, 74, 463-477.
- Hassan, T., Zhang, J., Prodhan, F. A., Pangali Sharma, T. P., & Bashir, B. (2021). Surface urban heat islands dynamics in response to LULC and vegetation across South Asia (2000–2019). *Remote Sensing*, 13(16), 3177.
- Haywood, J. M., Jones, A., & Jones, G. S. (2014). The impact of volcanic eruptions in the period 2000–2013 on global mean temperature trends evaluated in the HadGEM2-ES climate model. *Atmospheric Science Letters*, 15(2), 92-96.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 770-778).
- He, T., & Droppo, J. (2016, March). Exploiting LSTM structure in deep neural networks for speech recognition. In *2016 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing (ICASSP)* (pp. 5445-5449). IEEE.
- Heinicke, S., Volkholz, J., Schewe, J., Gosling, S. N., Müller Schmied, H., Zimmermann, S., ... & Frieler, K. (2024). Global hydrological models continue to overestimate river discharge. *Environmental Research Letters*.
- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., ... & Thépaut, J. N. (2020). The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(730), 1999-2049.
- Hilo, A. N., & Saaed, F. H. (2024). Stream flow modeling using SWAT model and performance evaluation in Adhaim watershed. *Wasit Journal of Engineering Sciences*, 12(4), 95-102.
- Hochreiter, S. (1997). Long Short-term Memory. *Neural Computation* MIT-Press.

- Hodam, S., Sarkar, S., Marak, A. G., Bandyopadhyay, A., & Bhadra, A. (2017). Spatial interpolation of reference evapotranspiration in India: Comparison of IDW and Kriging methods. *Journal of the Institution of Engineers (india): Series A*, 98, 511-524.
- Hoedt, P. J., Kratzert, F., Klotz, D., Halmich, C., Holzleitner, M., Nearing, G., ... & Klambauer, G. (2021). MC-LSTM: Mass-Conserving LSTM, arXiv. arXiv preprint arXiv:2101.05186, 10.
- Hsu, K. L., Gao, X., Sorooshian, S., & Gupta, H. V. (1997). Precipitation estimation from remotely sensed information using artificial neural networks. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 36(9), 1176-1190.
- Huang, J., Chen, J., Huang, H., & Cai, X. (2025). Deep Learning-Based Daily Streamflow Prediction Model for the Hanjiang River Basin. *Hydrology*, 12(7), 168.
- Hu, C., Wu, Q., Li, H., Jian, S., Li, N., Lou, Z. 2018. Deep learning with a long short-term memory networks approach for rainfall-runoff imulation, *Water(Switzerland)*.10,1-16.
- Hu, Y. (2010). Mapping monthly precipitation in Sweden by using GIS. Göteborg University: Göteborg, Sweden.
- Huang, W. R., Liu, P. Y., & Hsu, J. (2021). Multiple timescale assessment of wet season precipitation estimation over Taiwan using the PERSIANN family products. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 103, 102521.
- Hubbard, K. G., & Hollinger, S. E. (2005). Standard meteorological measurements. *Micrometeorology in Agricultural Systems*, 47, 1-30.
- Huh, M., Agrawal, P., & Efros, A. A. (2016). What makes ImageNet good for transfer learning?. arXiv preprint arXiv:1608.08614.
- Humphreys, M. LOCAL RECOVERABLE ESTIMATION: ACASE. *Beyond Ordinary Kriging*, 63. (1998)
- Ioffe, S. (2015). Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. arXiv preprint arXiv:1502.03167.
- IPCC, I. (2006). IM. IPCC. Guidelines for national greenhouse gas inventories, prepared by the national green-house gas inventories programme.
- Isaaks, E. H., & Srivastava, R. M. (1989). *Applied geostatistics*.

- Jahandideh-Tehrani, M., Zhang, H., Helfer, F., & Yu, Y. (2019). Review of climate change impacts on predicted river streamflow in tropical rivers. *Environmental Monitoring and Assessment*, 191, 1-23.
- Jaklič, A., Šajn, L., Derganc, G., & Peer, P. (2016). Automatic digitization of pluviograph strip charts. *Meteorological Applications*, 23(1), 57-64.
- Jia, L., Yang, X., Vecchi, G. A., Gudgel, R. G., Delworth, T. L., Rosati, A., ... & Dixon, K. (2015). Improved seasonal prediction of temperature and precipitation over land in a high-resolution GFDL climate model. *Journal of Climate*, 28(5), 2044-2062.
- Johnston, K., Ver Hoef, J. M., Krivoruchko, K. ve Lucas, N. (2001). Using ArcGIS Geostatistical Analyst. ESRI, Redlands, CA.
- Juang, K. W., & Lee, D. Y. (1998). Simple indicator kriging for estimating the probability of incorrectly delineating hazardous areas in a contaminated site. *Environmental Science & Technology*, 32(17), 2487-2493.
- Jurgen Schmidhuber. Web Sitesi: <https://people.idsia.ch/~juergen/> Erişim Tarihi 02.02.2025
- Justice, C. O., Vermote, E., Townshend, J. R., Defries, R., Roy, D. P., Hall, D. K., ... & Barnsley, M. J. (1998). The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): Land remote sensing for global change research. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 36(4), 1228-1249.
- Kamilaris, A., & Prenafeta-Boldú, F. X. (2018). A review of the use of convolutional neural networks in agriculture. *The Journal of Agricultural Science*, 156(3), 312-322.
- Katsanos, D., Retalis, A., & Michaelides, S. (2016). Validation of a high resolution precipitation database (CHIRPS) over Cyprus for a 30-year period. *Atmospheric Research*, 169, 459-464.
- Keskin, L. 2020. Yağış-Akış İlişkisinin Yapay Sinir Ağları ve Otoregresif Hareketli Ortalamalar Modelleri ile Tahmini (Master's Thesis, İskenderun Teknik Üniversitesi/Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü/İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı).
- Khan, M., Almazah, M. M., Ellahi, A., Niaz, R., Al-Rezami, A. Y., & Zaman, B. (2023). Spatial interpolation of water quality index based on Ordinary kriging and Universal kriging. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 14(1), 2190853.
- Khoramian, A. (2025). Assessing Annual and Seasonal Precipitation Trends in the Karun River Basin Using Co-Kriging: An Over 60-Year Analysis. *Water Harvesting Research*, (Articles in Press).

- Khorram, S., & Jehbez, N. (2023). A hybrid CNN-LSTM approach for monthly reservoir inflow forecasting. *Water Resources Management*, 37(10), 4097-4121.
- Kızılaslan, M., Sağın, F., Doğan, E. ve Sönmez, O. (2014). Aşağı Sakarya Nehri Akımlarının Yapay Sinir Ağları ile Tahmin Edilmesi. *Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 18(2), 99-103.
- Knoben, W. J., Freer, J. E., & Woods, R. A. (2019). Inherent benchmark or not? Comparing Nash–Sutcliffe and Kling–Gupta efficiency scores. *Hydrology and Earth System Sciences*, 23(10), 4323-4331.
- Kratzert, F., Klotz, D., Brenner, C., Schulz, K., & Hernegger, M. (2018). Rainfall–runoff modelling using long short-term memory (LSTM) networks. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(11), 6005-6022.
- Krige, D. G. (1996). A practical analysis of the effects of spatial structure and of data available and accessed, on conditional biases in ordinary kriging. *Geostatistics wollongong*, 96(2), 799-810.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 25.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2017). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, 60(6), 84-90.
- Lample, G. (2016). Neural architectures for named entity recognition. *arXiv preprint arXiv:1603.01360*.
- Landsat. Web Sitesi: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/benefits/> Son Erişim Tarihi 02.02.2025
- LeCun, Y., Boser, B., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R. E., Hubbard, W., & Jackel, L. D. (1989). Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural computation*, 1(4), 541-551.
- LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278-2324.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436-444.
- Leslie, C. R., Serbina, L. O., & Miller, H. M. (2017). Landsat and agriculture Case studies on the uses and benefits of Landsat imagery in agricultural monitoring and production (No. 2017-1034). US Geological Survey.

- Lesnussa, Y. A., Mustamu, C. G., Lembang, F. K. ve Talakua, M. W. 2018. Application Of Backpropagation Neural Networks In Predicting Rainfall Data In Ambon City. *International Journal Of Artificial Intelligence Research*, 2(2), 41-50.
- Li, H., Luo, Z., Xu, Y., Zhu, S., Chen, X., Geng, X., ... & Cui, Y. (2021). A remote sensing based area dataset for approximately 40 years that reveals the hydrological asynchrony of Lake Chad based on Google Earth Engine. *Journal of Hydrology*, 603, 126934.
- Li, H., Wan, W., Fang, Y., Zhu, S., Chen, X., Liu, B., & Hong, Y. (2019). A Google Earth Engine-enabled software for efficiently generating high-quality user-ready Landsat mosaic images. *Environmental modelling & software*, 112, 16-22.
- Li, X., Xu, W., Ren, M., Jiang, Y., & Fu, G. (2022). Hybrid CNN-LSTM models for river flow prediction. *Water Supply*, 22(5), 4902-4919.
- Lim, B., Arık, S. Ö., Loeff, N., & Pfister, T. (2021). Temporal fusion transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting. *International journal of forecasting*, 37(4), 1748-1764.
- Liu, D., Jiang, W., Mu, L., & Wang, S. (2020). Streamflow prediction using deep learning neural network: case study of Yangtze River. *IEEE access*, 8, 90069-90086.
- Liu, J., Shen, C., O'Donncha, F., Song, Y., Zhi, W., Beck, H. E., ... & Lawson, K. (2025). From RNNs to Transformers: benchmarking deep learning architectures for hydrologic prediction. *Hydrology and Earth System Sciences*, 29(23), 6811-6828.
- Lloyd, C.D. (2005). Assessing the effect of integrating elevation data into the estimation of monthly precipitation in Great Britain. *Journal of Hydrology*, 308(1-4), 128-150.
- López, C., & Samper, J. (2011). Numerical aspects of the universal kriging method for hydrological applications. In *geoENV I—Geostatistics for Environmental Applications: Proceedings of the Geostatistics for Environmental Applications Workshop, Lisbon, Portugal, 18–19 November 1996* (pp. 65-76). Dordrecht: Springer Netherlands.
- Lunetta, R. S., & Balogh, M. E. (1999). Application of multi-temporal Landsat 5 TM imagery for wetland identification.
- Ma, X. (2016). End-to-end Sequence Labeling via Bi-directional LSTM-CNNs CRF. *arXiv preprint arXiv:1603.01354*.
- Maas, A. L., Hannun, A. Y., & Ng, A. Y. (2013, June). Rectifier nonlinearities improve neural network acoustic models. In *Proc. icml* (Vol. 30, No. 1, p. 3).

- Marsily, G. D., & Ahmed, S. (1987). Application of kriging techniques in groundwater hydrology. *Journal Geological Society of India*, 29(1), 57-82.
- Martinez-Castro, D., Takahashi, K., Espinoza, J. C., Vichot-Llano, A., & Silva, Y. Diagnosc Analysis of Droughts in the Peruvian Amazonia in the Xxi Century. Available at SSRN 4815529.
- Masson-Delmotte, V., Zhai, P., Pirani, A., Connors, S. L., Péan, C., Berger, S., ...& Zhou, B. (2021). Climate change 2021: the physical science basis. Contribution of working group I to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change, 2(1), 2391.
- Mauritsen, T., Bader, J., Becker, T., Behrens, J., Bittner, M., Brokopf, R., ... & Roeckner, E. (2019). Developments in the MPI-M Earth System Model version 1.2 (MPI-ESM1.2) and its response to increasing CO2. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 11(4), 998-1038.
- Meteoroloji Genel Müdürlüğü. 2020a. Türk Meteoroloji Tarihi. Meteoroloji Genel Müdürlüğü. Türk Meteoroloji Tarihi. Meteoroloji Genel Müdürlüğü. <https://mgm.gov.tr/genel/meteoroloji-tarihi.aspx>
- MeteorolojiGenelMüdürlüğü,2023.<https://www.mgm.gov.tr/iklim/iklimdegisikligi.aspx?s=senaryolar> Son Erişim Tarihi 12.05.2023
- MeteorolojiGenelMüdürlüğü,2024.WebSitesi:<https://www.mgm.gov.tr/veridegerlendirme/il-ve-ilceler-istatistik.aspx>. Son Erişim Tarihi:1.9.2024
- MeteorolojiGenelMüdürlüğüMeteorolojikAletler.2024.WebSitesi:<https://www.mgm.gov.tr/genel/meteorolojikaletler.aspx?s=1> Son Erişim Tarihi:15.02.2024
- MeteorolojiGenelMüdürlüğü,Kalibrasyon2024.WebSitesi:<https://www.mgm.gov.tr/kurumsal/kalibrasyon-merkezi.aspx?s=1> Son Erişim Tarihi: 03.02.2024
- MGM İklim Projeksiyonu Veri Talebi Klavuzu, 2024. Web Sitesi: <https://www.mgm.gov.tr/iklim/iklimdegisikligi.aspx?s=projeksiyonlar> Son Erişim Tarihi:01.10.2024
- Metzger, M. J., Rounsevell, M. D., Acosta-Michlik, L., Leemans, R., & Schröter, D. (2006). The vulnerability of ecosystem services to land use change. *Agriculture, ecosystems & environment*, 114(1), 69-85.
- MODIS. Web Sitesi <https://modis.gsfc.nasa.gov/> Son Erişim Tarihi 02.10.2024

- Motamednia, M., Nohegar, A., Malekian, A., Asadi, H., Tavasoli, A., Safari, M., Karimi, K. 2015. Daily river flow forecasting in a semi-arid region using twodata-driven, Desert (Biaban). 11–21.
- Nacar, S. 2014. Farklı Yapay Zeka Yöntemleri ile Günlük Akarsu Akım Değerlerinin Tahmini: Haldizen Deresi Örneği. YLT, Aksaray Üniversitesi, Fen Bilimleri Ens.
- Nearing, G. S., Kratzert, F., Sampson, A. K., Pelissier, C. S., Klotz, D., Frame, J. M., ... & Gupta, H. V. (2021). What role does hydrological science play in the age of machine learning?. *Water Resources Research*, 57(3), e2020WR028091.
- Nie, Y. (2022). A Time Series is Worth 64Words: Long-term Forecasting with Transformers. *arXiv preprint arXiv:2211.14730*.
- Okkan, U. ve Mollamahmutoğlu, A. 2010. Yiğitler Çayı Günlük Akımlarının YSA ve Regresyon Analizi ile Modellenmesi. DPÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, Sayı 23.
- Olawoyin, A., Chen, Y. 2018. Predicting the future with artificial neural network. *Procedia Computer Science*. 140, 383–392.
- Onyutha, C. (2024). Pros and cons of various efficiency criteria for hydrological model performance evaluation. *Proceedings of IAHS*, 385, 181-187.
- Othman, F., Naseri, M. 2011. Reservoir inflow forecasting using artificial neural network. *International Journal of Physical Sciences*. 6(3) 434–440.
- Önal, S. 2009. Yapay Sinir Ağları Metodu ile Kızılırmak Nehri'nin Akım Tahmini (Doctoral Dissertation, SDÜ Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Özkan, E. S. (2019). Estimation of rock mass rating values with geostatistical analysis (Master's thesis, Middle East Technical University).
- Pan, S. J., & Yang, Q. (2009). A survey on transfer learning. *IEEE Transactions on knowledge and data engineering*, 22(10), 1345-1359.
- Parajka, J., & Blöschl, G. (2008). The value of MODIS snow cover data in validating and calibrating conceptual hydrologic models. *Journal of hydrology*, 358(3-4), 240-258.
- Pareta, K., & Pareta, U. (2011). Quantitative morphometric analysis of a watershed of Yamuna basin, India using ASTER (DEM) data and GIS. *International journal of Geomatics and Geosciences*, 2(1), 248-269.
- Patil, V., Khandare, A., & More, A. (2017, March). Design of electromechanical hair hygrograph system. In *2017 International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems (ICIIECS)* (pp. 1-5). IEEE.

- Pekel, J. F., Cottam, A., Gorelick, N., & Belward, A. S. (2016). High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature*, 540(7633), 418-422.
- Portalanza, D., Ortega, C., Garzon, L., Bello, M., Zuluaga, C. F., Bresciani, C., ...& Ferraz, S. (2024). Projected Heat Waves in Ecuador under Climate Change: Insights from HadGEM-RegCM4 Coupled Model. *Earth*, 5(1), 90-109.
- Rajib, A., Kim, I. L., Golden, H. E., Lane, C. R., Kumar, S. V., Yu, Z., & Jeyalakshmi, S. (2020). Watershed modeling with remotely sensed big data: MODIS leaf area index improves hydrology and water quality predictions. *Remote Sensing*, 12(13), 2148.
- Raniero, M. R., Calça, M. V. C., Franco, J. R., & Dal Pai, A. (2024). SunCounter: Software for automated reading of sunshine duration recorded by heliographs. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 16(4).
- Reimers, N., & Gurevych, I. (2017). Optimal hyperparameters for deep lstm networks for sequence labeling tasks. *arXiv preprint arXiv:1707.06799*.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back propagating errors. *nature*, 323(6088), 533-536.
- Sadeghi, M., Nguyen, P., Naeini, M. R., Hsu, K., Braithwaite, D., & Sorooshian, S. (2021). PERSIANN-CCS-CDR, a 3-hourly 0.04 global precipitation climate data record for heavy precipitation studies. *Scientific Data*, 8(1), 157.
- Sakarya Havzası Master Planı 2017. Hidrodizayn - NFB Ortaklığı. DSİ Genel Müdürlüğü.
- Sahoo, B.B., Jha, R., Singh, A., Kumar, D. 2019. Long short-term memory (LSTM) recurrent neural network for low-flow hydrological time series forecasting, *Acta Geophysica*. 67 1471–1481.
- Salehi, H., Sadeghi, M., Golian, S., Nguyen, P., Murphy, C., & Sorooshian, S. (2022). The application of PERSIANN family datasets for hydrological modeling. *Remote Sensing*, 14(15), 3675.
- Sattari, M.T., Yürekli, K., Ünlükara, A., 2011. Karaman İlinde Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı Kullanılarak Kuraklığın Tahmini. *Tarım Bilimleri Araştırma Dergisi*, Vol:4, No:1, pp:07-13
- Sepp Hochreiter. Web Sitesi: <https://www.bioinf.jku.at/people/hochreiter/> Son Erişim Tarihi 02.12.2024
- Sertel, E., Sağlam, M., Gündüz, A., Şeker, D.Z., Kaya, S., Albut, S., Demirel H. (2012). Uzaktan Algılama Teknolojileri kullanılarak üzüm çeşitliliğinin belirlenmesi ve bağ alanlarının mekânsal dağılımının tespiti, TUBİTAK, ÇAYDAG - 109Y277

- Sit, M., Demiray, B. Z., & Demir, I. (2022). A systematic review of deep learning applications in streamflow data augmentation and forecasting.
- Shahbazi A. 2023. YL Uzaktan Algılama Teknikleri Kullanılarak Kar Örtüsü İle Mevsimsel Akımın Değerlendirilmesi: Urmiye Gölü Örneği. Yüksek Lisans Tezi, Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Tarımsal Yapılar ve Sulama Anabilim Dalı, 152.Ankara
- Shamseldin, A.Y. 2010. ANN Model For River Flow Forecasting in A Developing Country. Journal of Hydroinformatics, Auckland, Newzeland.
- Smagulova, K., & James, A. P. (2019). A survey on LSTM memristive neural network architectures and applications. The European Physical Journal Special Topics, 228(10), 2313-2324.
- Soci, C., Hersbach, H., Simmons, A., Poli, P., Bell, B., Berrisford, P., ... & Thépaut, J. N. (2024). The ERA5 global reanalysis from 1940 to 2022. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 150(764), 4014-4048.
- Sohl, T. L., & Claggett, P. R. (2013). Clarity versus complexity: Land-use modeling as a practical tool for decision-makers. Journal of environmental management, 129, 235-243.
- Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. The journal of machine learning research, 15(1), 1929-1958.
- Sun, J. Q., Li, H. Y., Wang, X. J., & Shahid, S. (2021). Water resources response and prediction under climate change in Tao'er River Basin, Northeast China. Journal of Mountain Science, 18(10), 2635-2645.
- Sun, A. Y., Jiang, P., Yang, Z. L., Xie, Y., & Chen, X. (2022). A graph neural network approach to basin-scale river network learning: The role of physics-based connectivity and data fusion. Hydrology and Earth System Sciences Discussions, 2022, 1-35.
- Şeker, A., Diri, B., & Balık, H. H. (2017). Derin öğrenme yöntemleri ve uygulamaları hakkında bir inceleme. Gazi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 3(3), 47-64.
- Tan, M. L., Ficklin, D. L., Ibrahim, A. L., & Yusop, Z. (2014). Impacts and uncertainties of climate change on streamflow of the Johor River Basin, Malaysia using a CMIP5 General Circulation Model ensemble. Journal of Water and Climate Change, 5(4), 676-695.

- Tan, M. L., Liang, J., Samat, N., Chan, N. W., Haywood, J. M., & Hodges, K. (2021). Hydrological extremes and responses to climate change in the Kelantan River Basin, Malaysia, based on the CMIP6 HighResMIP experiments. *Water*, 13(11), 1472.
- Taylor, K. E. (2001). Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. *Journal of geophysical research: atmospheres*, 106(D7), 7183-7192.
- Tucker, C. J., Grant, D. M., & Dykstra, J. D. (2004). NASA's global orthorectified Landsat data set. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 70(3), 313-322.
- Turhan, E. 2012. Seyhan Havzası'nın Yağış-Akış İlişkisinin Yapay Sinir Ağları Yöntemi ile Modellenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Adana.
- Ulukaya, O. (2011). Yağış-akış bağıntıları ve yapay zeka teknikleri ile Modellenmesi (Doctoral dissertation, Fen Bilimleri Enstitüsü).
- United Nations. (2023). The Sustainable Development Goals Report 2023: Goal 6 – Clean water and sanitation. United Nations Statistics Division. <https://unstats.un.org/sdgs/report/2023/goal-06/>
- Uslu, H. ve İçağa, Y. 2010. Yapay sinir ağları ile akarçay akımının modellenmesi. *Yapı Teknolojileri Elektronik Dergisi*. Cilt6, No2. 31-41.
- Utku, A. Hybrid CNN-LSTM Model for Accurate Long-Term and Short-Term Temperature Prediction: A Case Study for Bingöl and Tunceli. *International Journal of Pure and Applied Sciences*, 10(2), 550-562.
- Vann, J., & Guibal, D. (1998, October). Beyond Ordinary Kriging—An overview of non linear estimation. In *Proceedings of a one day symposium: Beyond Ordinary Kriging* (p. 32).
- Wang, Z., Yu, D., & Wu, Z. (2025). Real-time machine-learning-based optimization using input convex long short-term memory network. *Applied Energy*, 377, 124472.
- Williams, D. L., Goward, S., & Arvidson, T. (2006). Landsat. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 72(10), 1171-1178.
- Xiang, Z., & Demir, I. (2022). Real-Time streamflow forecasting framework, implementation and post-analysis using deep learning.
- Xie, P., & Arkin, P. A. (1997). Global precipitation: A 17-year monthly analysis based on gauge observations, satellite estimates, and numerical model outputs. *Bulletin of the american meteorological society*, 78(11), 2539-2558.

- Xu, W., Jiang, Y., Zhang, X., Li, Y., Zhang, R., Fu, G. 2020. Using long short term memory networks for river flow prediction, *Hydrology Research*. 51, 1358–1376.
- Xue, H., Guo, C., Dong, G., Zhang, C., Lian, Y., & Yuan, Q. (2025). Prediction of runoff in the upper reaches of the Hei River based on the LSTM model guided by physical mechanisms. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 58, 102218.
- Xue, L., & Zhu, Y. (2025). Dynamic hydrological flow prediction with self-iterative spatiotemporal graph neural network: Modeling long-and short-period topological dynamics. *Journal of Hydrology*, 134122.
- Yabar, E. ve Aydın, M. C. Dalgacık Dönüşümlü Yapay Sinir Ağlarıyla Günlük Akım Serilerinin Tahmini. *Bitlis Eren Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 9(2), 943-951.
- Yan, J., Wang, L., Song, W., Chen, Y., Chen, X., & Deng, Z. (2019). A time series classification approach based on change detection for rapid land cover mapping. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 158, 249-262.
- Yeşilyurt, S. N. 2022 Fırat – Dicle Havzası İçin Yapay Zekâ Teknikleri ile Günlük Nehir Akımı Tahmini. *Erzincan Binali Yıldırım Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, YLT* (99). Erzincan.
- Yıldıran, A. 2019. Nehir Akışının Yapay Zeka ve Trend Analizi Metotları ile Tahmini, *YLT. Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü*.
- Yıldıran, A. ve Kandemir, S. Y. 2018. Yağış Miktarının Yapay Sinir Ağları İle Tahmini. *Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 5(2), 97-104
- Yılmaz, E., & Çiçek, İ. (2016). Thornthwaite climate classification of Turkey Türkiye Thornthwaite iklim sınıflandırması. *Journal of Human Sciences*, 13(3), 3973-3994.
- Yılmaz, E., & Darende, V. (2021). Türkiye’de yağış ölçümü yapılan manuel otomatik meteoroloji gözlem istasyonu verilerinin karşılaştırılması. *Türk Coğrafya Dergisi*, (77), 53-66.
- Yüksek, Ö., Babacan, H. T. ve Saka, F. 2018. Yağış - Akış Modellemesinde Optimum Yapay Sinir Ağı Yapısının Araştırılması. *Türk Hidrolik Dergisi*, 2(1), 31-37.
- Zhang, X., Friedl, M. A., Schaaf, C. B., Strahler, A. H., Hodges, J. C., Gao, F., ...& Huete, A. (2003). Monitoring vegetation phenology using MODIS. *Remote sensing of environment*, 84(3), 471-475.
- Zhao, M., Held, I. M., Lin, S. J., & Vecchi, G. A. (2009). Simulations of global hurricane climatology, interannual variability, and response to global warming using a 50-km resolution GCM. *Journal of Climate*, 22(24), 6653-6678.

Zhou, H., Zhang, S., Peng, J., Zhang, S., Li, J., Xiong, H., & Zhang, W. (2021, May). Informer: Beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting. In Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence (Vol. 35, No. 12, pp. 11106-11115).

Zhu, Z., Piao, S., Myneni, R. B., Huang, M., Zeng, Z., Canadell, J. G., ... & Zeng, N. (2016). Greening of the Earth and its drivers. *Nature climate change*, 6(8), 791-795.

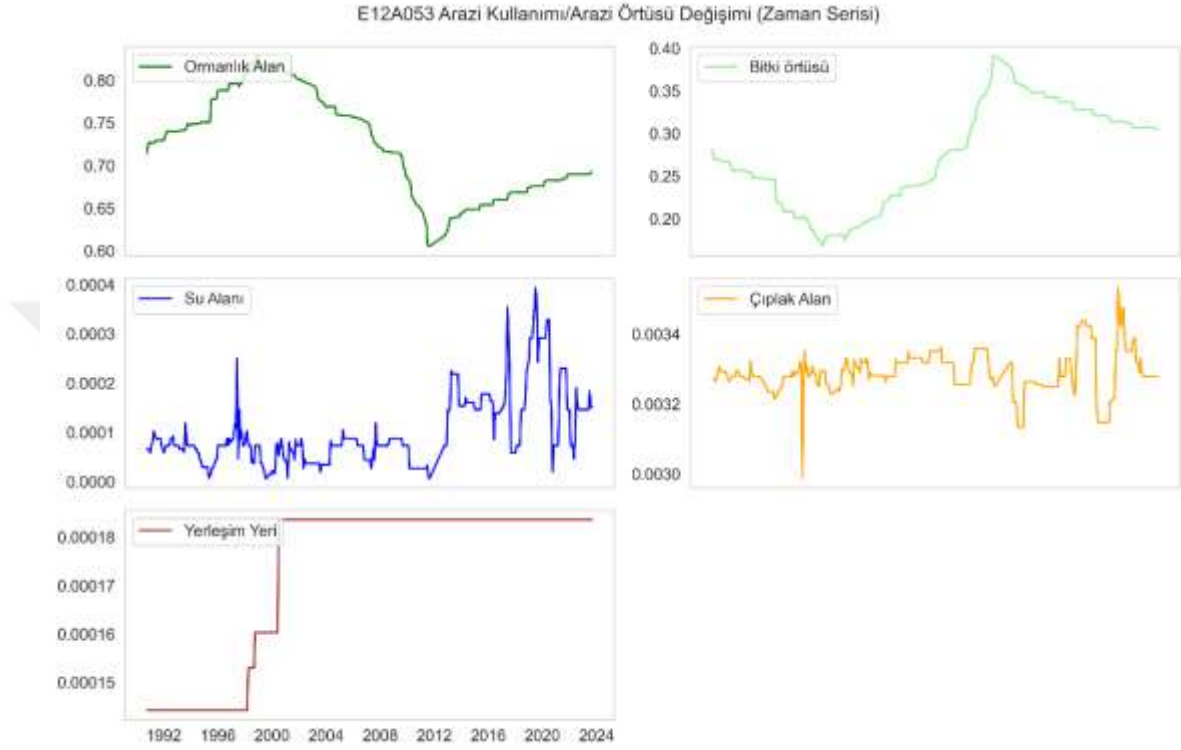
Zilali, A., Larabi, A., & Ajdor, Y. (2025). Satellite-Driven Hydrological Modelling in Ungauged Moroccan bassins: Case study Ouzoud river. In *E3S Web of Conferences* (Vol. 607, p. 04026). EDP Sciences.



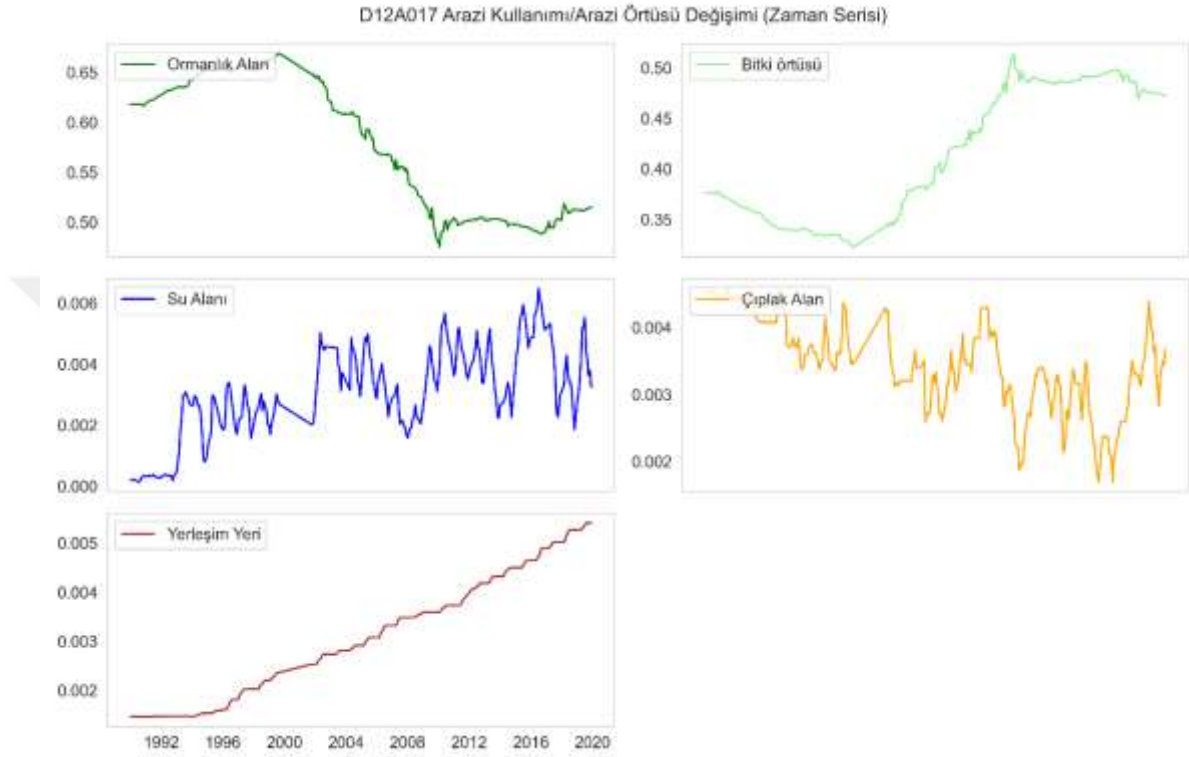
EKLER

- EK 1 E12A053 Havzasında Arazi Kullanımı ve Arazi Örtüsünün Zaman İçindeki Değişimi**
- EK 2 D12A017 Havzasında Arazi Kullanımı ve Arazi Örtüsünün Zaman İçindeki Değişimi**
- EK 3 D12A189 Havzasında Arazi Kullanımı ve Arazi Örtüsünün Zaman İçindeki Değişimi**
- EK 4 E12A053 Havzası İçin Hidrometeorolojik Parametrelerin Arasındaki Korelasyon**
- EK 5 D12A017 Havzası İçin Hidrometeorolojik Parametrelerin Arasındaki Korelasyon**
- EK 6 D12A189 Havzası İçin Hidrometeorolojik Parametrelerin Arasındaki Korelasyon**
- EK 7 E12A033 Havzası İçin Model Sonuçları (LSTM)**
- EK 8 E12A053 Havzası İçin Model Sonuçları (LSTM)**
- EK 9 D12A017 Havzası İçin Model Sonuçları (LSTM)**
- EK 10 D12A189 Havzası İçin Model Sonuçları (LSTM)**

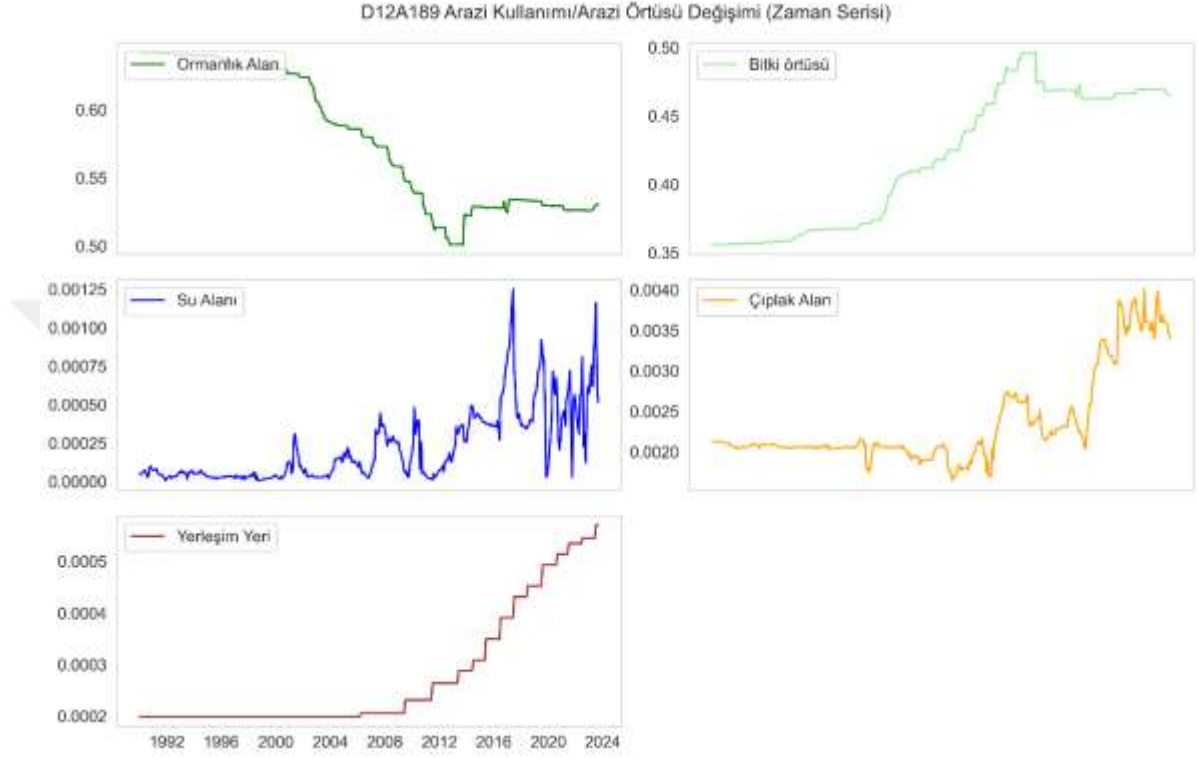
EK 1 E12a053 Havzasında Arazi Kullanımı Ve Arazi Örtüsünün Zaman İçindeki Değişimi



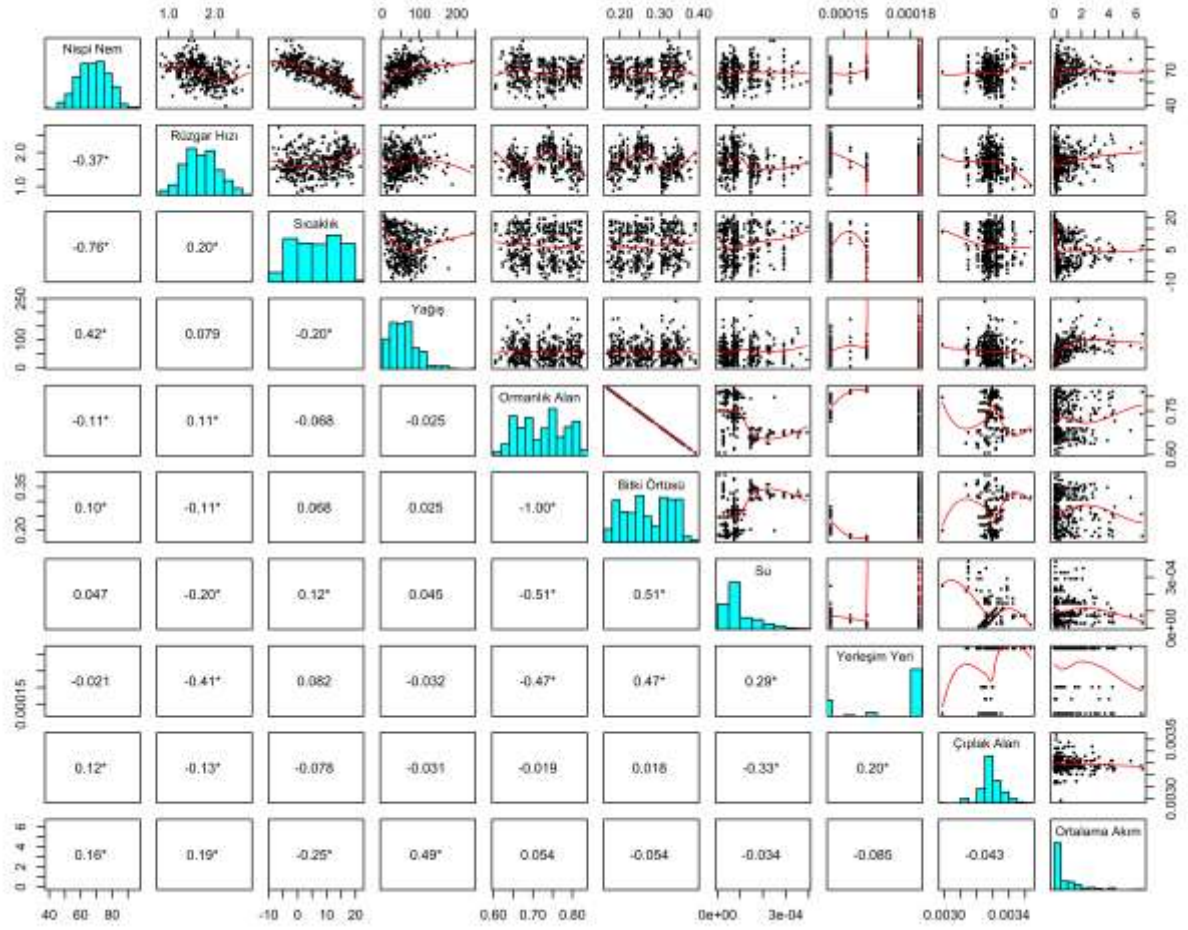
EK 2 D12A017 Havzasında Arazi Kullanımı ve Arazi Örtüsünün Zaman İçindeki Değişimi



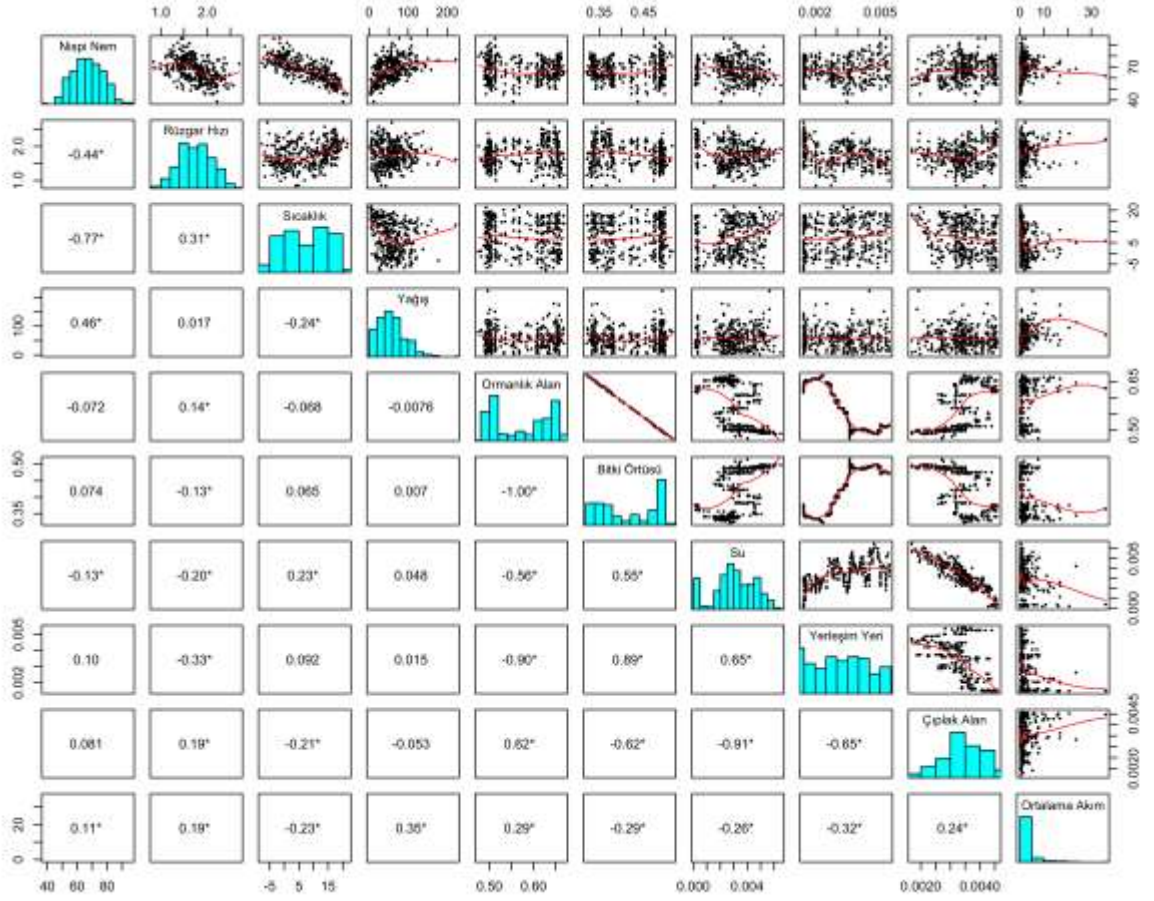
EK 3 D12A189 Havzasında Arazi Kullanımı ve Arazi Örtüsünün Zaman İçindeki Değişimi



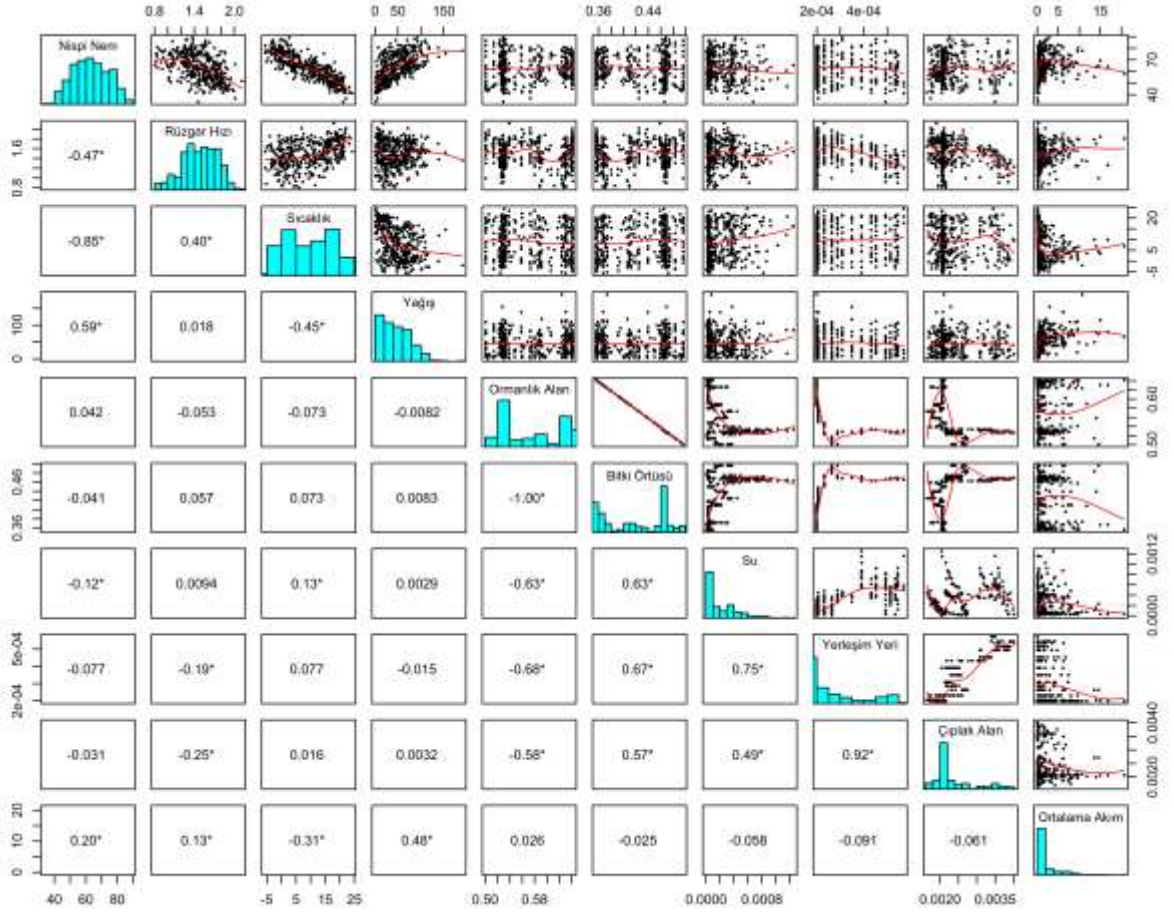
EK 4 E12A053 Havzası İçin Hidrometeorolojik Parametrelerin Arasındaki Korelasyon



EK 5 D12A017 Havzası İçin Hidrometeorolojik Parametrelerin Arasındaki Korelasyon



EK 6 D12a189 Havzası İçin Hidrometeorolojik Parametrelerin Arasındaki Korelasyon



Ek 7 E12A033 Havzası İçin Model Sonuçları (LSTM)

E12A033	Learning rate	epochs	seed	Sequence length	Train size	dropout	Lstm_Layers	rmse_test	r2_test	kge_test
1	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((100, True), (100, False))	7.339	0.595	0.749
2	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((200, True), (200, False))	7.080	0.623	0.680
3	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((100, True), (60, False))	8.970	0.396	0.308
4	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((200, True), (100, False))	6.193	0.712	0.699
5	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((100, True), (100, True), (60, False))	11.31	0.039	-0.037
6	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((200, True), (200, True), (100, False))	9.095	0.379	0.285
7	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((200, True), (100, True), (60, True), (20, False))	10.000	0.249	0.162
8	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((100, True), (100, False))	6.521	0.680	0.798
9	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((200, True), (200, False))	7.601	0.566	0.669
10	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((100, True), (60, False))	6.699	0.663	0.669
11	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((200, True), (100, False))	6.910	0.641	0.765

EK 8 E12A053 Havzası İçin Model Sonuçları (LSTM)

E12a053	Learning Rate	Epochs	Seed	Sequence Length	Train Size	Dropout	Lstm_Layers	Rmse_Test	R2_Test	Kge_Test
1	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((100, True), (100, False))	0.421	0.633	0.776
2	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((200, True), (200, False))	0.511	0.462	0.535
3	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((100, True), (60, False))	0.455	0.573	0.719
4	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((200, True), (100, False))	0.4412	0.599	0.65
5	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((100, True), (100, True), (60, False))	0.47583	0.534	0.598
6	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((100, True), (100, False))	0.440	0.599	0.769
7	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((200, True), (200, False))	0.436	0.607	0.728
8	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((100, True), (60, False))	0.460	0.562	0.675
9	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((200, True), (100, False))	0.434	0.611	0.657
10	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((100, True), (100, True), (60, False))	0.603	0.249	0.290
11	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((200, True), (200, True), (100, False))	0.630	0.183	0.132

EK 9 D12A017 Havzası İçin Model Sonuçları (LSTM)

D12a017	Learning Rate	Epochs	Seed	Sequence Length	Train Size	Dropout	Lstm Layers	Rmse Test	R2_Test	Kge_Test
1	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((100, True), (100, False))	1.083	0.567	0.683
2	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((200, True), (200, False))	1.068	0.579	0.663
3	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((100, True), (60, False))	1.199	0.469	0.379
4	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((200, True), (100, False))	1.176	0.489	0.737
5	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((100, True), (100, True), (60, False))	1.367	0.311	0.489
6	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((200, True), (200, True), (100, False))	1.253	0.421	0.339
7	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((200, True), (100, True), (60, True), (20, False))	1.837	-0.244	-0.295
8	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((100, True), (100, False))	1.125	0.533	0.571
9	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((200, True), (200, False))	1.095	0.557	0.568
10	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((100, True), (60, False))	1.125	0.533	0.4927
11	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((200, True), (100, False))	1.390	0.287	0.159

EK 10 D12A189 Havzası İçin Model Sonuçları (LSTM)

D12A189	Learning Rate	Epochs	Seed	Sequence Length	Train Size	Dropout	Lstm Layers	Rmse Test	R2 Test	Kge_Test
1	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((100, True), (100, False))	1.083	0.567	0.683
2	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((200, True), (200, False))	1.068	0.579	0.663
3	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((100, True), (60, False))	1.199	0.469	0.379
4	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((200, True), (100, False))	1.176	0.489	0.737
5	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((100, True), (100, True), (60, False))	1.367	0.311	0.489
6	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((200, True), (200, True), (100, False))	1.253	0.421	0.339
7	0.01	30	10	12	0.8	0.05	((200, True), (100, True), (60, True), (20, False))	1.837	-0.244	-0.295
8	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((100, True), (100, False))	1.125	0.533	0.571
9	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((200, True), (200, False))	1.095	0.557	0.568
10	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((100, True), (60, False))	1.125	0.533	0.492
11	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((200, True), (100, False))	1.390	0.287	0.159
12	0.01	30	10	12	0.8	0.1	((100, True), (100, True), (60, False))	2.144	-0.694	-0.548