

T.C.
ERZİNCAN BİNALİ YILDIRIM ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

YERALTI SUYU SEVİYELERİNİN ÇOKLU MODEL YAKLAŞIMLARIYLA
TAHMİNİ VE TREND ANALİZİ: ARİMAX, VAR, MAKİNE ÖĞRENMESİ VE SHAP
TABANLI AÇIKLANABİLİRLİK ANALİZİ

Melike Nur KOÇAK KATIPOĞLU

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Zeynep Özge TERZİOĞLU

TEZ JÜRİ ÜYELERİ
Prof. Dr. Neşe ERTUGAY
Doç. Dr. Gaye AKTÜRK
Dr. Öğr. Üyesi Zeynep Özge TERZİOĞLU

YÜKSEK LİSANS TEZİ
ERZİNCAN, 2026

Kabul ve Onay Sayfası

Dr. Öğr. Üyesi Zeynep Özge TERZİOĞLU danışmanlığında, Melike Nur KOÇAK KATIPOĞLU tarafından hazırlanan bu çalışma 13.05.2026 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı Hidrolik Bilim Dalı'nda Yüksek Lisans/Doktora Tezi olarak kabul oybirliği/oy çokluğu (.../...) ile kabul edilmiştir.

Başkan : Prof. Dr. Neşe ERTUGAY İmza:

Üye : Doç. Dr. Gaye AKTÜRK İmza:

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Zeynep Özge TERZİOĞLU İmza:

Bu tez Enstitü Yönetim Kurulunun / / 20.... tarih ve/..... sayılı kararı ile onaylanmıştır.

Prof. Dr. Kemal Volkan ÖZDOKUR
Enstitü Müdür V.

Not: Bu tezde kullanılan özgün ve başka kaynaklardan yapılan bildirişlerin, şekil ve tabloların kaynak olarak kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunundaki hükümlere tabidir.

Bilimsel Etięe Uygunluk Sayfası

“Yeraltı Suyu Seviyelerinin Çoklu Model Yaklaşımlarıyla Tahmini ve Trend Analizi: ARIMAX, VAR, Makine Öğrenmesi ve SHAP Tabanlı Açıklanabilirlik Analizi” isimli “Yüksek Lisans” tezim tarafımca intihal tespit programı ile incelenmiştir. Buna göre tezimde bilimsel etik ihlali ve intihal olarak nitelendirilebilecek herhangi bir durum olmadığını taahhüt ederim.

Bu çalışmadaki tüm bilgilerin, akademik ve etik kurallara uygun bir biçimde elde edildiğini; aynı zamanda bu kural ve davranışların gerektirdiğı gibi, bu çalışmanın özünde olmayan tüm materyal ve sonuçları tam olarak aktardığımı ve referans gösterdiğimi beyan ederim. 13/05/2026

(İmza)

**Melike Nur
KOÇAK
KATIPOĞLU**

ÖZET

YERALTI SUYU SEVİYELERİNİN ÇOKLU MODEL YAKLAŞIMLARIYLA TAHMİNİ VE TREND ANALİZİ: ARIMAX, VAR, MAKİNE ÖĞRENMESİ VE SHAP TABANLI AÇIKLANABİLİRLİK ANALİZİ

Melike Nur KOÇAK KATIPOĞLU

Yüksek Lisans Tezi

Erzincan Binali Yıldırım Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü,

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Zeynep Özge TERZİOĞLU

2026, 52 sayfa

Bu çalışma, Erzincan ili Brastik (Çatalören) yeraltısuyu gözlem kuyusunda 1987–2022 dönemine ait yeraltı suyu seviyesi (YSS) dinamiklerini nicel olarak inceleyerek kısa ve orta vadeli tahminlerle en uygun istatistiksel ve makine öğrenmesi yaklaşımlarını belirlemeyi, uzun dönemli trend davranışlarını ortaya koymayı amaçlamaktadır. Çok değişkenli doğrusal regresyon analizinde $YSS(t-1)$ katsayısının 0.611 ve istatistiksel olarak ileri düzeyde anlamlı bulunması, akifer sisteminin güçlü bir zamansal hafızaya sahip ve geçmiş seviye koşullarının mevcut YSS üzerinde belirleyici olduğunu göstermiştir. Zaman serisi tabanlı öngörü performanslarının karşılaştırılmasında ARIMAX ve Vector Autoregression (VAR) modelleri değerlendirilmiş; ARIMAX modeli daha düşük hata değerleri ve daha yüksek açıklama gücü ile VAR modeline kıyasla üstün performans sergilemiştir. Izgara arama ile optimize edilen makine öğrenmesi modellerinde Rastgele Orman (RF) ve Destek Vektör Makineleri (SVM) benzer ve yüksek doğrulukta sonuçlar üretmiştir. SHAP tabanlı açıklanabilir yapay zekâ analizi, RF model kararlarının büyük ölçüde $YSS(t-1)$ ve gecikmeli sıcaklık değişkenleri tarafından yönlendirildiğini, nem, akım ve yağış bileşenlerinin ise görece sınırlı katkı sunduğunu göstermiştir. Yenilikçi Poligon Trend Analizi (IPTA) ve Sıralı Mann-Kendall Testi (SQMK) sonuçları, YSS serisinde belirgin mevsimsel farklılaşma bulunduğunu ve 2010 sonrası dönemde düşüş eğilimlerinin şiddetlendiğini ortaya koymuştur.

Anahtar Kelimeler: Brastik, Yeraltı suyu seviyesi, ARIMAX, VAR, Makine öğrenimi, SHAP, Trend analizi

ABSTRACT

GROUNDWATER LEVEL PREDICTION AND TREND ANALYSIS USING MULTI-MODEL APPROACHES: ARIMAX, VAR, MACHINE LEARNING, AND SHAP-BASED EXPLAINABILITY

Melike Nur KOÇAK KATIPOĞLU

Master's Thesis

Erzincan Binali Yıldırım University, Institute of Science and Technology,

Department of Civil Engineering

Advisor: Assistant Professor Zeynep Özge TERZİOĞLU

2026, 52 pages

This study aims to quantitatively investigate the groundwater level (GWL) dynamics in the Brastik (Çatalören) groundwater observation well in Erzincan province during the period 1987–2022, to determine the most suitable statistical and machine learning approaches with short and medium-term predictions, and to reveal long-term trend behaviors. The fact that the $YSS(t-1)$ coefficient was found to be 0.611 and statistically highly significant in the multivariate linear regression analysis showed that the aquifer system has a strong temporal memory and that past level conditions are decisive on the current YSS . In comparing the time series-based forecasting performance, ARIMAX and Vector Autoregression (VAR) models were evaluated; the ARIMAX model demonstrated superior performance compared to the VAR model with lower error values and higher explanatory power. In machine learning models optimized with grid search, Random Forest (RF) and Support Vector Machines (SVM) have produced similar and highly accurate results. SHAP-based explanatory AI analysis has shown that RF model decisions are largely driven by $YSS(t-1)$ and lagged temperature variables, while humidity, current, and precipitation components contribute relatively limitedly. The Innovative Polygon Trend Analysis (IPTA) and Sequential Mann-Kendall Test (SQMK) results revealed significant seasonal differentiation in the YSS series and that downward trends intensified in the post-2010 period.

Keywords: Brastik, Groundwater level, ARIMAX, VAR, Machine learning, SHAP, Trend analysis

TEŐEKKÜR

Yüksek lisans tezi olarak sunduđum bu alıřmada her zaman gösterdiđi desteđi ile beni yönlendiren ve her ařamada yardımcı olan deđerli danıřman hocam Sayın Dr. Öğr. Üyesi Zeynep Özge TERZİOĐLU'na ve bu süreçte hep yanımda olan aileme teşekkürü bir bor bilirim. Ayrıca alıřmada kullanılan yeraltı suyu verilerini temin eden Devlet Su İşleri Genel Müdürlüđüne ve meteoroloji verileri temin eden Devlet Meteoroloji Genel Müdürlüđüne teşekkür ederiz.

Melike Nur KOAK KATIPOĐLU

Mayıs, 2026

İÇİNDEKİLER

ÖZET	i
ABSTRACT	ii
TEŞEKKÜR	iii
İÇİNDEKİLER.....	iv
TABLolar DİZİNİ.....	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ	vii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ.....	viii
1.GİRİŞ	1
1.1. Araştırmanın Amacı.....	1
1.2. Araştırmanın Önemi.....	1
2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE VE İLGİLİ ÇALIŞMALAR	3
3. YÖNTEM.....	8
3.1. Karşılıklı Bilgi (MI)	9
3.2. Spearman Rho korelasyon	10
3.3. Çok Değişkenli Doğrusal Regresyon Analizi.....	11
3.4. ARIMAX modeli	11
3.5. Vektör Otoregresyon Modeli (VAR)	12
3.6. Makine Öğrenmesi Modelleri.....	13
3.6.1. Rastgele orman (RF) algoritması	13
3.6.2. Destek Vektör Makineleri (SVM).....	15
3.7. SHAP.....	16
3.8. Sıralı Mann-Kendall Testi (SQMK).....	17
3.9. Yenilikçi Poligon Trend Analizi (IPTA).....	18
3.10. Performans Metrikleri	19
4. BULGULAR.....	20
4.1. Karşılıklı Bilgi (MI) Sonuçları	20
4.2. Spearman Rho Korelasyon Sonuçları	21
4.3. Çok Değişkenli Doğrusal Regresyon Analizi Sonuçları	22
4.4. ARIMAX ve Vector Autoregression (VAR) Analizi Sonuçları.....	25
4.5. SHAP Tabanlı Açıklanabilir Yapay Zekâ Modeli Sonuçları	29
4.6. SQMK Trend Analizi Sonuçları	39
4.7. IPTA Sonuçları	43

5. TARTIŞMA VE SONUÇ.....	44
6. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	46
KAYNAKÇA	48

TABLULAR DİZİNİ

Tablo 1. Veri setine ait tanımlayıcı istatistikler.....	9
Tablo 2. Brastik (Çatalören) istasyonunda YSS(t) ile meteorolojik–hidrolojik değişkenler arasındaki Spearman Rho korelasyon katsayıları	21
Tablo 3. YSS değerlerine ait regresyon sonuçları	23
Tablo 4. ARIMAX Modeli İçin Kullanılan Önemli Parametreler.....	25
Tablo 5. VAR Modeli İçin Kullanılan Önemli Parametreler	26
Tablo 6. ARIMAX ve VAR analizi sonuçları	27
Tablo 7. RF ve SVM modelleri için kullanılan hiperparametre arama aralıkları.....	29
Tablo 8. YSS tahmini için kullanılan veri setinin kapsamı ve alt kümelere dağılımı	30
Tablo 9. Izgara arama ile optimize edilen RF ve SVM modellerinin eğitim, doğrulama ve test veri setleri üzerindeki hata metrikleri ile doğruluk ölçütleri karşılaştırması	30
Tablo 10. RF ve SVM modelleri için Izgara arama ile belirlenen en iyi hiperparametreler	34

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1. Erzincan ili lokasyon haritası (Anonim, 2026)	8
Şekil 2. Birçok karar ağacının oluşturduğu RF diyagramı.....	14
Şekil 3. SVM yöntemi diyagramı	15
Şekil 4. SHAP değişken etkisi.....	16
Şekil 5. SQMK grafiğinin açıklaması.....	18
Şekil 6. IPTA yönteminin grafiksel anlatımı.....	19
Şekil 7. MI skorlarına ait sütun grafikleri	20
Şekil 8. Çok değişkenli doğrusal regresyon analizi ile elde edilen bulgular.....	24
Şekil 9. ARIMAX ve VAR analizi sonuçları	28
Şekil 10. Test aşamasında gözlemlenen YSS değerleri ile RF ve SVM modelleri tarafından üretilen tahminlerin zaman serisi karşılaştırması	31
Şekil 11. Test aşamasında RF ve SVM modellerinin tahmin-artıklarının gözlem indeksine göre dağılımı.....	32
Şekil 12. Test aşamasında RF ve SVM modellerine ait tahmin artıklarının yoğunluk dağılımlarının karşılaştırılması	33
Şekil 13. Test aşamasında RF ve SVM modellerinin gözlenen değerlerle karşılaştırılmasına ait Bland–Altman diyagramları	34
Şekil 14. RF modelinde YSS tahmini için kullanılan değişkenlerin görelî önem değerleri.....	35
Şekil 15. RF modeline ait SHAP özellik önem değerleri ve YSS(t) tahminine katkısall etkilerinin sıralaması.....	36
Şekil 16. RF modeline ait SHAP katkıları	37
Şekil 17. RF modeli için YSS(t–1) değişkeninin YSS(t) tahminine etkisini gösteren SHAP bağımlılık grafiğı	38
Şekil 18. Ocak–Haziran dönemine ait SQMK sonuçları	39
Şekil 19. Temmuz–Aralık dönemine ait SQMK sonuçları	41
Şekil 20. Yıllık zaman periyoduna ait SQMK sonuçları	42
Şekil 21. Yeraltı suyu seviyesi değişiminin IPTA ile analizi.....	43

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

ÇGGP	Çok-genli Genetik Programlama
IPTA	Yenilikçi Poligon Trend Analizi
ITA	Yenilikçi eğilim analizi
MAE	Ortalama mutlak hata
MI	Karşılıklı Bilgi
MSE	Ortalama karesel hata
NSE	Nash-Sutcliffe Verimlilik katsayısı
OLS	En Küçük Kareler Yöntemi
R ²	Belirleme Katsayısı
RAE	Bağıl mutlak hata
RF	Rastgele Orman
RH	Nispi nemin
RMSE	Ortalama karekök hatası
RRSE	Bağıl karekök hatası
SQMK	Sıralı Mann-Kendall Testi
SVM	Destek Vektör Makineleri
VAR	Vector Autoregression
YSS	Yeraltı suyu seviyesi

1. GİRİŞ

1.1. Araştırmanın Amacı

Bu araştırmanın temel amacı, Erzincan ili Brastık (Çatalören) yeraltısuyu gözlem kuyusunda 1987–2022 dönemine ait YSS dinamiklerini nicel ve çok boyutlu olarak analiz etmektir. Bu çalışmanın amacı, YSS’yi etkileyen meteorolojik ve hidrojeolojik değişkenler arasındaki ilişkiyi kapsamlı bir şekilde inceleyerek, su kaynakları yönetiminde kullanılacak değerli bilgiler sağlamaktır. Çalışma, bu değişkenler arasındaki zamansal ve mekânsal değişimlerin yanı sıra doğrusal ve doğrusal olmayan etkileşimleri analiz ederek su seviyelerindeki uzun vadeli değişimleri ortaya koymayı hedeflemektedir. Ayrıca, kısa ve orta vadeli YSS tahminleri için en uygun zaman serisi ve makine öğrenmesi modellerini karşılaştırmalı olarak değerlendirmek amaçlanmıştır. Model sonuçlarının açıklanabilirliğini artırmak üzere değişken katkılarının SHAP yaklaşımı ile analiz edilmesi hedeflenmiştir. Son olarak, YSS serisindeki uzun dönemli eğilimlerin ve olası yapısal kırılmaların IPTA ve SQMK testleri ile belirlenmesi amaçlanmıştır.

1.2. Araştırmanın Önemi

Yeraltı suyu, dünyadaki en büyük tatlı su kaynaklarından biridir. Bundan dolayı, özellikle kaynak kıtlığı olan bölgelerde, iklim değişikliği ve insan faaliyetlerine bağlı olarak YSS’nin değişimlerinin araştırılması büyük önem arz etmektedir. (Kartal vd. 2024).

İçme ve sulama suyu kaynağı olarak kullanılan yeraltı sularındaki değişimin analizi, akiferlerin takip edilmesi, su kaynaklarının planlanması, enerji üretimi, iklim değişikliğiyle mücadele ve tarımsal üretim açısından büyük önem taşımaktadır. (Katipoğlu vd. 2024).

Yeraltı suyu, yüzey tatlı su kaynaklarının kıtlığı nedeniyle birçok ülkenin ekonomisinde önemli bir yere sahiptir. Gelişmekte olan bazı ülkelerde sulama, içme ve evsel kullanımlar için kullanılan ikinci büyük su kaynağıdır (Abbas vd. 2023).

Bu çalışma, iklim değişikliği, artan su talebi ve hidrolojik belirsizliklerin yoğunlaştığı bir dönemde yeraltı suyu kaynaklarının sürdürülebilir yönetimi açısından kritik öneme sahiptir. Küresel ölçekte su kıtlığı riskinin artması ve su kaynaklı jeopolitik gerilimlerin güçlenmesi, YSS’nin bilimsel temelde izlenmesini ve öngörülmesini stratejik bir gereklilik hâline

getirmiştir. Akifer sistemlerinin zamansal davranışının ve iklim duyarlılığının ortaya konulması, tarımsal üretim, içme suyu güvenliği ve havza ölçekli planlama açısından karar vericilere doğrudan katkı sağlamaktadır. Bu bağlamda çalışma, su güvenliği politikalarının geliştirilmesi ve olası su krizlerine karşı erken uyarı ve adaptasyon stratejilerinin oluşturulması açısından bilimsel bir altyapı sunmaktadır.

Su kaynaklarının sürdürülebilir yönetimi, erken uyarı ve müdahale stratejileri ve iklim değişikliğine adaptasyon stratejilerinin geliştirilmesi için önemli bilgiler sunması ve yönetici ve politika yapıcıları aksiyon alması açısından hayati öneme sahiptir.

2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE VE İLGİLİ ÇALIŞMALAR

Chen vd. (2004) çalışmasında, Winnipeg bölgesindeki iklim değişikliğinin YSS üzerindeki potansiyel etkileri, üst karbonat akiferinde tamamlanan izleme kuyularındaki geçmiş yıllardaki iklim kayıtları ile su seviyeleri arasındaki bağlantı analiz edilerek incelenmiştir. Hem yağış hem de yıllık ortalama sıcaklık, bu akiferdeki yıllık YSS'leriyle kuvvetli bir korelasyon oluşturmaktadır. Sıcaklıkla olan korelasyon, yıllık ortalama sıcaklıkların daha fazla olduğu zamanlarda daha da güçlenmektedir. Akiferin sığ derinlikte bulunduğu yerlerde, sıcaklığın YSS'leri üzerinde yağıştan daha önemli bir tesiri vardır. Bu bölge için küresel iklim modelleri tarafından öngörülen artan sıcaklık eğiliminin net beslenmeyi azaltabileceğini ve YSS'lerini etkileyebileceği sonucuna varılmıştır.

İçağa vd. (2009) çalışmasında Akarçay Afyon Alt Havzası'nda bulunan yağış, akış ve buharlaşma gözlem istasyonu ile kuyu su seviyesi gözlem istasyonunun uzun yıllara ait aylık verilerinden yararlanarak stokastik modelleme yapmıştır. Akarçay Afyon alt havzasındaki yeraltı suyunun kontrol ve izlenmesi, gelecekteki olası değişimlerinin takip edilmesi açısından katkı sağlayacağı tespit edilmiştir.

Yurtcu vd. (2006) çalışmasında, Akarçay havzasında bulunan Afyon alt havzasındaki 6 gözlem istasyonundan elde edilen 1977-1989 yıllarındaki 936 tane veriden yararlanmıştır. İstasyonların aylık ortalama verileri alınarak, YSS'deki değişim bulanık mantık yaklaşımı ile modellenmiş ve sonuçların gözlemler oldukça yakın olduğu tespit edilmiştir.

Kurak (2013), Göksu 16859-A ve Sarıkız Rasat-1 kuyularına ait aylık YSS'lerinde deterministik trendleri farklı testlerle ayıklayarak, trendden arındırılmış ve tam standardize edilmiş serilere AR(1), AR(2) ve ARMA(1,1) gibi mevsimsel olmayan durağan modeller uygulamıştır. Birinci mertebe farkı alınmış seriler için ise stasyonier olmayan ARIMA(p,1,q) modelleri denenmiş ve her iki kuyuda su seviyelerinin rastgele yürüyüş [ARIMA(0,1,0)] ve/veya IMA(1,1) yapılarıyla temsil edilebildiği gösterilmiştir. Çalışmanın ikinci aşamasında yağış girdili transfer fonksiyonu modelleri (ARMA, ARX) ve farklı mimarilerde beş yapay sinir ağı karşılaştırılmış; sonuçlar, YSA modellerinin yüksek tahmin performansı sergileyerek su seviyesi sürecindeki doğrusal olmayan dinamikleri daha iyi temsil edebildiğini ortaya koymuştur.

Karaboran ve Çobaner (2013) çalışmasında Develi-Yeşilhisar alt havzasındaki meteorolojik verileri kullanarak yeraltı su seviyelerinin arasındaki bağlantının çoklu doğrusal regresyon ve yapay zekâ teknikleri ile tahmin edilmesi hedeflenmektedir. Bir ay sonraki yer altı su seviyelerine etki eden anlamlı bağımsız değişkenler, Temel Bileşenler Analizi ile belirlenmiştir. Sonuç olarak Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları yaklaşımının Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağlarından daha doğru olduğu tespit edilmiştir. Ek olarak YSS ile meteorolojik değişkenleri kuvvetli ilişkiye sahip olduğu ortaya çıkarılmıştır.

Patle vd. (2015) çalışmasında, Haryana'nın Karnal bölgesinde Mann-Kendall testi ve Sen'in eğim tahmininden yararlanarak muson öncesi ve sonrası su seviyelerinin tahmini için YSS'lerinin eğilimini belirlemiştir. ARIMA (0, 1, 2), zaman serisi modelleme ve tahmin için uygun model olarak seçilmiştir. Sonuçlar, 2050 yılında muson öncesi ve sonrası YSS'lerinin, 2010 yılındaki gözlemlenen su seviyesine göre sırasıyla 12.97 m ve 12.00 m azalacağını ve yer altında sırasıyla 29.95 m ve 28.14 m'ye ulaşacağını göstermiştir. Bu dönemde ilçede muson öncesi ve sonrası YSS'deki ortalama düşüş hızı sırasıyla yılda 0.32 ve 0.30 m tahmini bulunmuştur.

Çobaner vd. (2016) çalışmasında geçmiş günlere ait yeraltı su seviyeleri verilerinde yola çıkarak yer altı su seviyelerini tahmin etmek amacıyla Çok-genli Genetik Programlama (ÇGGP) tekniğinden faydalanmıştır. 30 gün sonraki YSS tahmininde doğrusal regresyon modellerine göre ÇGGP yaklaşımının öne çıktığını ortaya koymuştur.

Gibrilla vd. (2018) çalışmasında, Gana'nın Yukarı Doğu Bölgesi'nde 2005-2014 dönemine ait yağış, sıcaklık ve YSS'ndeki eğilimleri incelemek için parametrik olmayan bir nesne kullanılmıştır. Mann-Kendall testi, Sen'in eğim tahmini ve ARIMA modellerinden yararlanılmıştır. Sonuç, yağış ve sıcaklıkta herhangi bir eğilim olmaksızın mevsimsel bir değişim meydana gelmiştir. Ancak yıllık ölçekte, tüm izleme kuyularındaki YSS'nde önemli bir pozitif ya da negatif eğilim olmamıştır. ARIMA modelleri kullanılarak yapılan yağış ve YSS tahmini, 2020 yılına kadar yağış miktarında 4,779 mm/yıl oranında önemli bir düşüş olacağını öngörmüştür. Ancak YSS, çalışma alanı genelindeki kuyuların çoğunda hafif bir artışa doğru nispeten istikrarlı bir eğilim sonucunu vermiştir. Tahmin edilen sonuç, YSS'nin 2020 yılına kadar yaklaşık 12 m'ye düşmesi beklenen Kabingo'da ortalama 1,008 m/yıl düşüş oranı meydana gelmiştir. Bölgedeki yeraltı suyu kullanımına ilişkin çıkarımlar yapılmış ve gelecekteki araştırma ihtiyaçları üzerinde durulmuştur.

Maruf (2019) çalışmasında Hatay ili Dört Yol Bölgesine ait 5512 no'lu kuyuda ARMA, Çoklu Lineer Regresyon ve Bulanık Mantık (BM) modelleri ile YSS tahmin edilmesini amaçlamıştır. Çalışma sonucunda YSS tahmininde BM modeli azda olsa ARMA ve ÇLR modellerinde daha doğru sonuç vermiştir.

Kommineni vd. (2020) çalışmasında, PLS regresyonu ile doğrusal regresyona dayalı olarak, YSS'nin tahmin modeli yapılmıştır. Modelin doğruluğu, Teksas çevresindeki izleme verilerinden faydalanılarak kontrol sağlanmıştır. Bu yaklaşım kullanılarak, temiz bir denklem oluşturulmuş ve benzersiz algoritmalar değerlendirilerek en iyi yapılandırma seçilerek Teksas veri setinin kullanım modeli eğitilmiştir. Vaka çalışması, modelin doğruluğunun oldukça yüksek olduğunu ve popülerlik öneminin alternatif modellerden daha yüksek olduğunu ve dinamik YSS analizinde kullanıldığında bazı pratik avantajlara sahip olduğunu ortaya koymaktadır. Sonuç, PLS doğrusal regresyon, Teksas'taki YSS'nin tahmini için etkili bir metottur.

Bahadır (2021) çalışmasında Amerika Birleşik Devletleri'ndeki Minnesota şehrinde bulunan Prairie Adası civarındaki gözlem kuyusu ve YSA, ÇLR ve M5 Karar Ağacı (M5T) metodları kullanılarak YSS değerleri tahmin edilmiştir. Sonuç olarak tüm modellerin tahmin edici ve birbirine benzer çıktılar ürettiği tespit edilmiştir.

Citakoglu ve Minarecioğlu (2021) çalışmasında, Kızılırmak Havzası'ndaki istasyonların 1970-2017 yılları arasındaki yağış, sıcaklık, debi ve yeraltı suyu verileri kullanılmıştır. Trend analizi için, zaman serilerindeki trendleri belirlemek için doğrusal regresyon ve parametrik olmayan Mann-Kendall, modifiye edilmiş Mann-Kendall ve Spearman'ın Rho yöntemlerinden faydalanılmıştır. Havza genelinde maksimum ve minimum sıcaklıklarda artış trendleri oluşurken, ortalama sıcaklıklarda anlamlı trendler oluşmamıştır. Ilgaz istasyonu hariç, anlamlı yağış trendlerinin tamamında artış gözlenmiştir. Üç istasyon hariç, akışlarda genel olarak azalan eğilimler meydana gelmiştir. Mevcut istasyonların çoğunda YSS'de artış eğilimi oluşmuştur. Artan eğilimlerin ise yeraltı suyu tüketimindeki artıştan dolayı kaynaklanabilir.

Pham vd. (2022) çalışmasında, YSS tahmini için rastgele ağaç (RT), RF, karar kütüğü, M5P, SVM, yerel ağırlıklı doğrusal regresyon ve hata azaltma budama ağacı gibi yedi farklı YSS modelinin performansını ölçmek için karşılaştırmalı bir çalışma yapmıştır. Uzun vadeli tahmin,

Bangladeş'in kuzeybatı bölgesindeki iki kuyudan elde edilen 1981-2017 yıllarına ait tarihsel YSS, ortalama sıcaklık, yağış ve bağıl nem veri kümelerinden yararlanılmıştır. Önerilen yedi modelin çıktıları, ortalama karekök hatası (RMSE), ortalama mutlak hata (MAE), bağıl mutlak hata (RAE), bağıl karekök hatası (RRSE), korelasyon katsayısı ve Taylor diyagramı kullanılmıştır. Bagging-RT ve Bagging-RF modellerinin diğer ML modellerinden daha iyi performans gösterdiği sonucuna varılmıştır.

Abbas vd. (2023) çalışmasında Rechna Doab'da (Pakistan, Pencap eyaletinde) 2006-2019 döneminde yeraltı suyu verilerini yenilikçi eğilim analizi (ITA) ile incelemiştir. ITA sonuçları Ters Mesafe Ağırlıklı interpolasyonu ile mekânsal analiz uygulamıştır. Muson öncesi periyotta verileri %32'sinin eğilime sahip olmadığı, %62'sinin azalan eğilimde olduğu tespit edilmiştir. Şentürk vd. (2023) çalışmasında yapay zekâ teknikleri yardımıyla YSS'nin zaman serileri tahmini yapılmıştır. Çalışmada NAR-NN ve LSTM gibi yapay sinir ağı algoritmaları faydalanılarak performansları RMSE değerleri üzerinden karşılaştırılma yapılmıştır. Zaman gecikmesi artarken NAR-NN performansı iyileşirken LSTM performansında düşüş olmuştur. NAR-NN modeli için Bayesian Regularization geri yayılım (trainbr) algoritması, Levenberg-Marquardt geri yayılım (trainlm) algoritmasına göre daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. LSTM modelinde ise, rmsprop eğitim algoritması adam algoritmasından daha iyi sonuç vermiştir. NAR-NN modelinde LSTM modeline göre daha düşük RMSE değerleri bulunarak daha yüksek tahmin doğruluğuna ulaşılmıştır. Yapay zeka modellerinin doğru tahminler yapabilmesi, su kaynaklarının daha verimli ve sürdürülebilir olarak yönetilmesine etki edecektir.

Katipoğlu vd. (2024) çalışmalarında YSA ve yapay arı kolonisi optimizasyonu (ABC) algoritmasını, topluluk ampirik mod ayrıştırma (EEMD) ve yerel ortalama ayrıştırma (LMD) metotlarını uygulayarak YSS'leri tahmini etmiştir. Çalışmanın sonucunda EEMD-ABC-ANN hibrit yaklaşımının en üstün olduğunu bulmuştur.

Kartal vd. (2024) çalışmasında Mann-Kendall, Sen Eğimi, IPTA ve ITA analizleri YSS değerlerinin eğilimini analizi etmiştir. Sonuç olarak tüm istasyonlarda YSS'de yıllık olarak bir düşüş trendi olduğu saptanmıştır. Ayrıca Haziran, Ağustos ve Eylül aylarında düşen trend dikkat çekmektedir.

Koç ve Katipoğlu (2025) çalışmasında, Erzincan ilindeki yeraltı suyu indisi (SGI) değerlerinin tahmini için ver ayrıştırma teknikleri ile çeşitli gelişmiş yapay zekâ tekniklerini uyarlamıştır.

Yararlanılmıştır. Spektrum analizi ile rölatif nem, sıcaklık, yağış ve gecikmeli SGI verilerine ait döngüsellik, mevsimsellik, trend ve gürültü gibi ayrı gruplandırılarak, bu gruplar AI modellerine aktararak hibrit yaklaşımlar elde edilmiştir. Analizler sonucunda tüm alt bileşenlerin AI modeline sunulması SGI kuraklık indeksi tahminini genel olarak artırdığı saptanmıştır. Ek olarak bulanık mantık sistemlerini ve yapay sinir ağlarını bağlayan hibrit ANFIS yaklaşımının yeraltı suyu kuraklığını en iyi tahmin eden model olduğunu göstermektedir.

Demir vd. (2021) çalışmasında, Konya Kapalı Havza'sında bulunan 10 adet 1978-2020 yıllarına ait YSS gözlem istasyonunun, aylık YSS değerlerinin Lineer trend yöntemi ve parametrik olmayan Mann-Kendall yöntemi ile trend analizi gerçekleştirilmiştir. Sonuç olarak bütün istasyonlarda YSS değerlerinin istatistiksel olarak azalan yönde eğilim gösterdiği, bu eğilimin son yıllarda giderek arttığı gözlenmiştir.

Demir Yetiş vd. (2024) çalışmasında, Bitlis ili ve çevresindeki yeraltı su kaynakları, içme suyu için, bölgenin volkanik kaya yapısıyla birlikte artan florür kirliliğini araştırmak için, Haziran 2019 kurak döneminde ve Eylül 2019 yağışlı döneminde 30 noktada florür seviyeleri ölçülmüştür. Doğrusal Regresyon, RF, Karar Ağacı, K-Komşular ve XGBoost gibi çeşitli makine öğrenimi teknikleri ve regresyon modellerinin yanı sıra ANN, DNN, CNN ve LSTM gibi derin öğrenme modelleri kullanılmıştır. Bulgular, XGBoost regresörünün ve CNN'nin yeraltı suyu kalitesini tahmin etmede üstün performans göstermiştir. XGBoost, diğer modellerden sürekli olarak daha iyi başarı göstererek, farklı k değerlerinde ortalama karesel hata (MSE), MAE ve RMSE gibi değerlendirme ölçütleri için en düşük değerlere sahiptir. Özellikle, makine öğrenimi çerçevesi değerlendirmesinde, XGBoost regresörü hem tüm hem de yağmurlu mevsim veri kümelerini modellemede mükemmel başarı sergilerken, evrişimli sinir ağı "kurak mevsim" veri kümesinde daha iyi başarı sergilemiştir. Bu çalışma, XGBoost regresörünün ve bu sinir ağlarının doğru yeraltı suyu kalitesi tahmini potansiyelini vurgulamakta ve Karar Ağacı Regresörünün sınırlamalarını kabul ederken, bunların kullanımını tavsiye etmektedir.

3. YÖNTEM

Doğu Anadolu Bölgesi'nde bulunan 11903 km² yüzölçümüne sahip Erzincan İli, 39° 02''- 40° 05'' kuzey enlemleri ile 38° 16''- 40° 45'' Doğu boylamları arasında yer almaktadır. İl merkezi rakımı ise 1185 metredir. Karasal iklime sahip olsa da etrafı dağlarla çevrili bir ova olmasından dolayı iklim yer yer değişken karakteristik özellikler göstermektedir. Yıllık ortalama sıcaklık 16.6 °C'dir. Yaklaşık ortalama -3.7 °C ile en soğuk ay Ocak, 23.9 °C ile en sıcak ay Ağustos ayıdır. Erzincan İlinin yıllık nemi %62 olup; yıl içerisindeki en az yağış 206.1 mm, en fazla yağış ise 633.1 mm'dir. Yağış ortalaması ise 380.6 kg/m²'dir. Yağışın %39'u İlkbaharda, %13'ü Yaz, %26'sı Sonbahar ve %22'si Kış mevsiminde meydana gelmektedir (Keskin vd. 2018; Anonim, 2026).

Bölgenin tüm akarsuları ilkbaharda yağın yağmurlarla ve kar erimeleriyle kabaran taşkın karakteri taşıyan kısa boylu dere ve çaylardır. İlin en önemli ve en büyük akarsuyu 43.8 m³/sn ile 1320 m³/sn arasında değişen debisi ile Fırat Irmağıdır. Hem sulama hem enerji üretimi hem de su sporlarında kullanılan Fırat Irmağı; güneydoğuda Tuzla suyu, kuzeybatıda Keşiş dağlarından çıkan Çayırılık dere dahil olmaktadır. Tercan ovasında ise sular birleşerek Karasu'yu oluşturmaktadır. Karasu, Fırat Irmağı en büyük koludur. Erzincan Ovası'ndan sonra bu ırmak derin bir yatak içerisinde Bağıştaş'a kadar akmaktadır. Kemaliye İlçesinde Miran suyunu ve Kadıgözü suyunu alarak Keban barajı ile Elazığ il sınırına girer. Fırat Irmağına dahil olmayan Refahiye ilçesinin suları ise Kelkit çayına dökülür (Yılmaz, vd. 2019; Anonim, 2026). Lokasyon haritası Şekil 1'de belirtildiği gibidir.



Şekil 1. Erzincan ili lokasyon haritası (Anonim, 2026)

Bu çalışmada kullanılan veriler Erzurum DSİ 8. Bölge Müdürlüğü ve Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden için temin edilmiştir. Veriler 1987 ve 2022 yılları arasındadır. Tablo 1'de her bir değişken için sayı, ortalama, standart sapma, minimum, %25, %50, %75 ve maksimum değerleri sunulmuştur.

Tablo 1. Veri setine ait tanımlayıcı istatistikler

Değişken	Veri uzun.	Ortalama	Std.	Min.	25%	50%	75%	Maks.
P (t)	429	31.21	25.05	0.00	11.63	26.00	45.83	138.30
P (t-1)	429	31.29	25.03	0.00	11.70	26.11	45.83	138.30
P (t-2)	429	31.36	25.00	0.00	11.70	26.21	45.83	138.30
P (t-3)	429	31.45	25.03	0.00	11.70	26.52	45.97	138.30
Pmax (t)	429	12.76	33.63	0.00	5.70	9.60	14.90	50.00
Pmax (t-1)	429	11.21	8.14	0.00	5.70	9.60	14.70	50.00
Pmax (t-2)	429	11.23	8.13	0.00	5.80	9.60	14.70	50.00
Pmax (t-3)	429	11.24	8.13	0.00	5.80	9.60	14.90	50.00
T (t)	429	11.49	9.43	-8.50	3.20	12.50	20.00	27.30
T (t-1)	429	11.48	9.44	-8.50	3.10	12.50	20.00	27.30
T (t-2)	429	11.47	9.45	-8.50	3.00	12.50	20.00	27.30
T (t-3)	429	11.43	9.47	-8.50	3.00	12.30	20.00	27.30
Tmin (t)	429	-0.67	9.80	-47.40	-7.40	-0.20	7.50	16.20
Tmin (t-1)	429	-0.69	9.81	-47.40	-7.70	-0.20	7.50	16.20
Tmin (t-2)	429	-0.71	9.82	-47.40	-7.90	-0.20	7.50	16.20
Tmin (t-3)	429	-0.73	9.84	-47.40	-7.90	-0.30	7.50	16.20
Tmax (t)	429	24.57	10.03	1.00	15.60	26.90	33.50	40.60
Tmax (t-1)	429	24.57	10.03	1.00	15.60	26.90	33.50	40.60
Tmax (t-2)	429	24.55	10.05	1.00	15.40	26.90	33.50	40.60
Tmax (t-3)	429	24.50	10.07	1.00	15.20	26.80	33.50	40.60
RH (t)	429	59.12	12.18	21.00	51.60	58.70	69.30	83.80
RH (t-1)	429	59.11	12.16	21.00	51.60	58.70	69.30	83.80
RH (t-2)	429	59.13	12.18	21.00	51.60	58.70	69.30	83.80
RH (t-3)	429	59.19	12.22	21.00	51.60	58.90	69.50	83.80
Q (t)	429	57.68	63.01	8.62	22.97	30.69	59.66	445.90
Q (t-1)	429	57.67	63.01	8.62	22.94	30.69	59.66	445.90
Q (t-2)	429	57.66	63.02	8.62	22.78	30.69	59.66	445.90
Q (t-3)	429	57.64	63.03	8.62	22.78	30.69	59.66	445.90
YSS (t-1)	429	4.84	1.62	1.63	3.50	4.67	6.00	8.90
YSS (t-2)	429	4.85	1.63	1.63	3.50	4.69	6.07	8.90
YSS (t-3)	429	4.86	1.63	1.63	3.50	4.70	6.07	8.90
YSS (t) Target	429	4.83	1.62	1.63	3.50	4.66	6.00	8.90

3.1. Karşılıklı Bilgi (MI)

MI, iki rastgele değişken arasındaki doğrusal ve doğrusal olmayan bağımlılığı ölçen bilgi kuramı temelli bir ölçüttür. Shannon'ın bilgi teorisine dayanan bu yöntem, bir değişken hakkında elde edilen bilginin diğer değişken hakkındaki belirsizliği ne ölçüde azalttığını nicel olarak ifade eder (Shannon, 1948). MI değeri sıfır ise değişkenler bağımsızdır; pozitif değerler ise bilgi paylaşımını ve bağımlılığı gösterir. Özellikle hidrolojik ve iklimsel zaman serilerinde

doğrusal olmayan ilişkilerin belirlenmesinde ve değişken seçimi aşamasında yaygın olarak kullanılmaktadır. Hesaplama, olasılık yoğunluk fonksiyonları veya entropi temelli formülasyonlar aracılığıyla gerçekleştirilir (Kraskov vd. 2004; Shannon, 1948).

3.2. Spearman Rho Korelasyon

Spearman Rho korelasyon katsayısı, iki değişken arasındaki monoton ilişkinin yönünü ve gücünü belirlemek amacıyla kullanılan parametrik olmayan bir istatistiksel ölçüttür. Bu yöntem, değişkenlerin normal dağılım göstermesini zorunlu kılmaz ve özellikle hidrolojik ve meteorolojik verilerde doğrusal olmayan ancak tek yönlü artan veya azalan ilişkilerin değerlendirilmesinde kullanılabilir. Spearman Rho katsayısı, değişkenlerin ham değerleri yerine sıralama değerleri üzerinden hesaplandığından, aykırı değerlere Pearson korelasyonuna göre daha dayanıklıdır (Shadmani vd. 2012; Sedgwick, 2014; Gümüş vd. 2022).

Bu çalışmada Spearman Rho analizi, YSS(t) ile yağış, maksimum yağış, sıcaklık, minimum sıcaklık, maksimum sıcaklık, nispi nem, akım ve gecikmeli YSS değişkenleri arasındaki monoton ilişkilerin belirlenmesi amacıyla uygulanmıştır. Böylece YSS üzerinde etkili olabilecek meteorolojik, hidrolojik ve geçmiş seviye değişkenlerinin ilişki yönü ve göreceli ilişki gücü değerlendirilmiştir. Spearman Rho katsayısı, sıralama değerleri arasındaki farklar kullanılarak Denklem 1'deki gibi hesaplanabilir:

$$D = 1 - \frac{6\sum(R_i - i)^2}{n(n^2 - 1)} \quad (1)$$

Burada R_i , zaman serisindeki X_i gözleminin sıralama değerini; n ise toplam gözlem sayısını göstermektedir. İstatistiksel anlamlılık değerlendirmesinde temel hipotez (H_0), iki değişken arasında anlamlı bir monoton ilişkinin bulunmadığıdır. Alternatif hipotez (H_1) ise iki değişken arasında anlamlı bir monoton ilişkinin bulunduğunu ifade eder. Büyük örneklerde Spearman Rho katsayısının anlamlılığı Denklem 2'de verilen test istatistiği ile değerlendirilebilir:

$$t = \rho_s \sqrt{\frac{n-2}{1-\rho_s^2}} \quad (2)$$

Bu test istatistiği $n - 2$ serbestlik derecesiyle değerlendirilir. Elde edilen p-değeri 0.05'ten küçük olduğunda, ilgili değişken ile YSS(t) arasında istatistiksel olarak anlamlı bir monoton ilişki bulunduğu kabul edilir.

3.3. Çok Değişkenli Doğrusal Regresyon Analizi

Çok değişkenli regresyon analizi, bir bağımlı değişken ile birden fazla bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi modellemek amacıyla kullanılan istatistiksel bir yöntemdir. Yöntemin temel amacı, bağımlı değişkenin varyansını açıklayan en uygun doğrusal denklemi elde etmektir (Kutner vd., 2005; Montgomery vd., 2021). Katsayılar genellikle En Küçük Kareler Yöntemi (OLS) ile tahmin edilir ve her bir bağımsız değişkenin etkisi diğerleri sabit tutulduğunda değerlendirilir. Modelin geçerliliği R^2 , F-testi, p-değerleri ve artık analizleri ile test edilir. Hidrolojik çalışmalarda fiziksel süreçleri nicel olarak açıklamak ve tahmin modeli geliştirmek için yaygın olarak kullanılmaktadır.

3.4. ARIMAX Modeli

ARIMAX modeli, ARIMA modelinin dışsal değişkenler içeren genişletilmiş bir biçimidir. Bu modelde bağımlı zaman serisinin geçmiş değerleri ve hata yapısına ek olarak, sistemi etkilediği düşünülen dışsal bağımsız değişkenler de modele dâhil edilir. Bu sayede, yalnızca serinin kendi geçmişine değil, dışsal girdilere bağlı değişimler de tahmin sürecine katılmış olur (Adu vd., 2023). ARIMAX yaklaşımı, bağımlı zaman serisi ile bir veya birden fazla dışsal değişken arasındaki ilişkiyi birlikte ele alır. X_t ve Y_t 'nin iki durağan zaman serisi olduğunu varsayarak aşağıda belirtilen Denklem 3 elde edilebilmektedir (Peter ve Silvia 2012; Box vd. 2015).

$$Y_t = C + v(B)X_t + N_t \quad (3)$$

Burada; X_t bağımsız değişken (giriş serisi), Y_t bağımlı değişken (çıkış serisi), C sabit terim, N_t stokastik bozulma, B geri kaydırma operatörü, $v(B)X_t$ ise transfer fonksiyondur. X_t ve Y_t birbirini ile ilişkilidir. X_t gecikmeli dağılım ile Y_t 'yi etkileyebilir ve aşağıda belirtilen Denklem 4 gibi olur.

$$v(B)X_t = (v_0 + v_1B + v_2B^2 + \dots)X_t \quad (4)$$

$v(B)X_t$ 'nin sonsuz sayıda katsayısı vardır. Bu nedenden dolayı, bu fonksiyonu düşük dereceli polinomların oranı olarak sonlu dereceli rasyonel polinom dağılımlı gecikme modeli aşağıda belirtilen Denklem 5, 6 ve 7 şeklinde yazabiliriz (Peter ve Silvia 2012).

$$v(B)X_t = \frac{\omega_h B^b}{\delta_r(B)} X_p \quad (5)$$

$$\omega_h(B) = \omega_0 + \omega_1(B) + \dots + \omega_h B^b \quad (6)$$

$$\delta_r(B) = 1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r \quad (7)$$

Burada h dahil edilen bağımsız değişkenin terim sayısı, r dahil edilen bağımlı değişkenin terim sayısı, b ise gecikme süresidir.

Buradan yola çıkarak Nt Denklem 8'de belirtildiği gibi bir otoregresif entegre hareketli ortalama modeli şeklinde yazılabilir.

$$N_t = \frac{\theta(B)\theta(B^s)}{\varphi(B)\varphi(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D} a_t \quad (8)$$

Burada a_t sıfır ortalamalı ve normal dağılımlı beyaz gürültüdür. Denklem 3'te Denklem 4 ve 8'i yerine koyarak Denklem 9 elde edilmektedir (Nozari vd., 2023). Denklem 10:

$$Y_t = C + v_0 X_t + v_1 X_{t-1} + v_2 X_{t-2} + \dots + v_k X_{t-k} + \frac{\theta(B)\theta(B^s)}{\varphi(B)\varphi(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D} a_t \quad (9)$$

3.5. Vektör Otoregresyon Modeli (VAR)

VAR modeli, birden çok zaman serisi değişkenini hesaba katarak aralarındaki dinamik etkileşimleri ve döngüleri analiz etmektedir. Her bir değişkenin önceki değerlerle ve diğer değişkenlerle arasındaki ilişkiyi belirleyerek doğrusal bir fonksiyon oluşturmaktadır (Haydier vd., 2023).

Bu yöntem, $t = 1, 2, \dots, T$ zaman diliminde elde edilen k adet değişken arasındaki doğrusal ve karşılıklı ilişkileri belirlemek için boyutu $k \times 1$ olan elemanları değişkenliğe karşılık gelen bir Y_t

vektörü oluşturmaktadır. Dereceli otoregresif vektör (p) Denklem 10 ile elde edilebilir (Zivot ve Wang, 2006).

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) Y_t = C + e_t \quad (10)$$

Burada ϕ_i her biri $k \times k$ boyutunda $i = 1, 2, \dots, p$ olan katsayı matrisi, B geri kaydırma operatörünü, Y_t $k \times 1$ boyutunda t anındaki zaman serisi değişkenleri içeren vektör, C $k \times 1$ boyutunda otoregresif değişkenlere ait sabit terim vektörü, e_t ise $k \times 1$ boyutunda rassal hata terimleri vektörüdür. Hatanın $E(e_t) = 0$ olması beklenmektedir.

Bu kapsamda $k=2$ şeklinde 2 zaman serisinden oluşan VAR(1) modelinde değişkenler y_1 ve y_2 Denklem 11 ve 12 ile hesaplanabilir (Haslbeck vd., 2021).

$$Y_{1,t} = C_1 + \phi_{11,1} Y_{1,t-1} + \phi_{12,1} Y_{2,t-1} + e_{1,t} \quad (11)$$

$$Y_{2,t} = C_2 + \phi_{21,1} Y_{1,t-1} + \phi_{22,1} Y_{2,t-1} + e_{2,t} \quad (12)$$

Burada c_1 ve c_2 sabit terimler, $\phi_{11,1}$, $\phi_{12,1}$, $\phi_{21,1}$ ve $\phi_{22,1}$ değişkenlerin geçmiş dönem değerleri ile ilişkisini gösteren katsayılar, $e_{1,t}$ ve $e_{2,t}$ ise t anındaki hata değerleridir.

VAR modeli, iki zaman serisi değişkeninin doğrusal bağımlılıklarını Denklem 11 ve 12 ile belirleyerek, zamana bağlı değişkenlerin dinamik davranışlarını ortaya koymaktadır (Elias ve Ali, 2025).

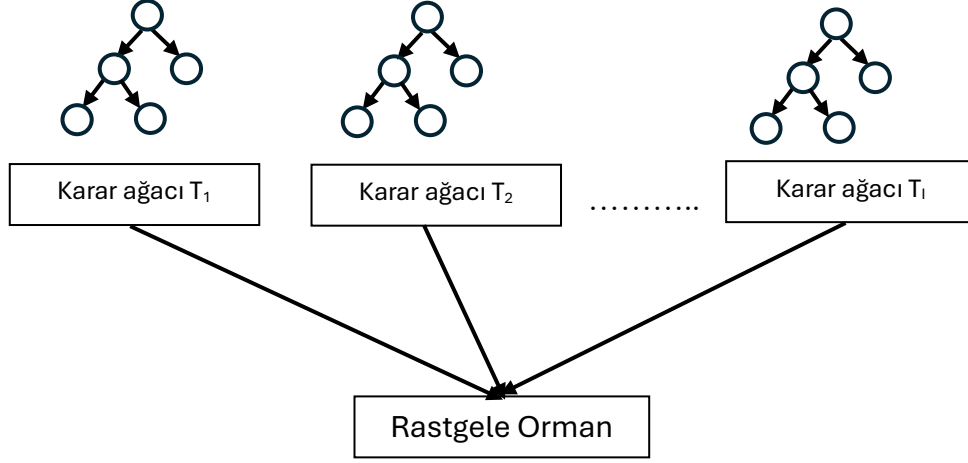
3.6. Makine Öğrenemesi Modelleri

3.6.1. Rastgele orman (RF) algoritması

Büyük veri kümelerinde iyi bir performansa sahip olan RF Algoritması, rastgele özellik seçimi ve önyükleme yapılarak bir araya gelen Denklem 13'te belirtildiği gibi ifade edilen birçok karar ağacından oluşmaktadır.

$$\{T(u, v_i), i = 1, \dots, 1\} \quad (13)$$

Burada T karar ağacını, u modele girdi olarak verilen veri, i ağaç numarası, vi ise her ağacın farklı değişken seçimleriyle eğitilmesiyle elde edilen karar ağacının rastgeleliği. Algoritmanın diyagramı Şekil 2’de gösterilmektedir.



Şekil 2. Birçok karar ağacının oluşturduğu RF diyagramı (Aroef vd., 2020)

RF yöntemi tek kullanılan karar ağaçlarından çok daha iyi doğruluk performansı sunmaktadır. Daha iyi bir korelasyon ile aşırı uyum riskini azaltarak modelin genelleme yeteneğini artırmaktadır (Breiman, 2001).

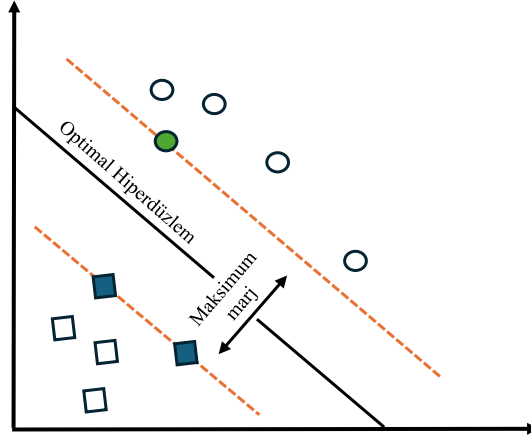
Bu yöntemde bir $T_1(x)$, $T_2(x)$, ..., $T_I(x)$ marj fonksiyonu, X ve Y vektörlerinden elde edilen rastgele eğitim verileriyle oluşturularak Denklem 14 şekilde tanımlanabilir.

$$mg(X, Y) = av_b P(T_I(X) = Y) - \max_{j \neq Y} a v_b (T_I(X) = j) \quad (14)$$

Burada marj değeri doğru ile en iyi alternatif sınıf arasındaki of farkıdır ve değerin büyüklüğü sınıflandırmanın doğruluğunu arttırmaktadır. Ayrıca av_b tüm ağaçların verdiği değerlerin ortalamasını, P gösterge fonksiyonudur. $T_I(X)=Y$ I'nci karar ağacının tahmin ettiği girdinin doğru sınıfı, $T_I(X)=j$ ise I'nci karar ağacının girdinin atandığı j sınıfıdır. Yani hangi ağacın hangi sınıfa oy verdiğini kontrol etmektedir (Breiman, 2001; Aroef vd., 2020).

3.6.2. Destek vektör makineleri (SVM)

SVM Şekil 3'te belirtildiği gibi ile veriler sınıflandırarak, düzlemin her bir sınıf noktasına en yakın mesafesi olan marjı maksimize ederek hiper düzlem oluşturmaktadır.



Şekil 3. SVM yöntemi diyagramı (Aroef vd., 2020)

Bu yöntemde Denklem 15 şeklindeki bir veri kümesi kullanılarak Denklem 16 ve Denklem 17 hesaplanmaktadır.

$$P\{(x_1, y_1), \dots, (x_v, y_v)\}, x_u \in X, y_u \in Y = \{-1, 1\} \quad (15)$$

$$\min_{G, b} \frac{1}{2} \|G\|^2 \quad (16)$$

$$y_u(G^t x_u + b) \geq 1, \quad u = 1, 2, \dots, v \quad (17)$$

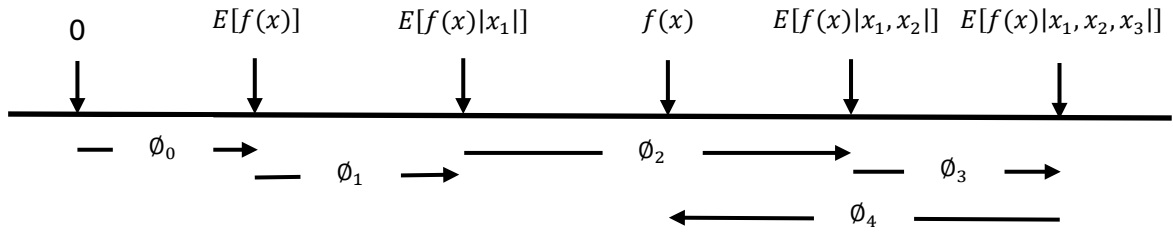
Burada G hiper düzlemin yönünü belirleyen ağırlık vektörü, b hiper düzlemin konumunu belirleyen sapma terimi, u gözlem indeksi, y_u sınıf vektörü, x_u özellik vektörü, v ise örnek sayısıdır. Bazı hata durumlarında Denklem 16 ve Denklem 17'ye hata terimi S ve esneklik değişkeni ϵ_u eklenerek Denklem 18 ve Denklem 19 halini almaktadır (Ben-Hur ve Weston, 2009; Aroef vd., 2020).

$$\min_{G, b} \frac{1}{2} \|G\|^2 + S \sum_{u=1}^v \epsilon_u \quad (18)$$

$$y_u(G^t x_u + b) \geq 1 - \epsilon_u, \quad u = 1, 2, \dots, v \quad (19)$$

3.7. SHAP

SHAP yöntemi giriş değişkenlerinin her birinin model çıktısını ne ölçüde etkilediğini açıklamaktadır. Bu yöntemde amaç, model tahminini her bir değişkenin katkı değerlerine ayırarak yorumlanabilir hâle getirmektir. SHAP açıklama modeli, tahmin değerini temel değer ile her bir özelliğin katkısının toplamı şeklinde ifade eder. Genel olarak bakıldığında SHAP yönteminde değişken etkisi Şekil 4'te belirtilmektedir.



Şekil 4. SHAP değişken etkisi (Lundberg ve Lee, 2017; Mangalathu vd., 2020)

Bu yöntem en basit şekilde bir fonksiyon olarak Denklem 20 ile ifade edilmektedir.

$$f(x) = g(x') = \phi_0 + \sum_{i=1}^M \phi_i X_i' \quad (20)$$

Burada x' basitleştirilmiş girdi, $g(x')$ açıklama modeli, M giriş özelliklerinin toplam sayısı, ϕ_0 beklenen çıktıyı temsil eden sabit terim, ϕ_i ise değişkenin modele etkisi yani Shapely değeridir. Bu denklem yerel doğruluk, eksiklik ve tutarlılık özelliğine sahiptir. Burada yerel doğruluk, özellik etkilerinin toplamının modelin çıktısına eşit olmasını sağlamaktadır. Böylece Denklem 20 ile elde edilen $f(x)$ ile basitleştirilmiş girdi olan x' 'nin doğru bir şekilde eşleşmesini sağlamaktadır. Eksiklik, $x_i'=0$ olması durumunda $\phi_i = 0$ olmasıdır. Yani mevcut olmayan özelliklere bir önem atanmamasıdır. Tutarlılık ise, büyük etkiye sahip bir özelliğin değiştirilmesiyle o özelliğin etki değerinin azalmamasıdır. Yani burada değişkenliğe dahil olma durumunu temsil eden z_i 'nin 0 olması durumunda değişkenin çıkarılmasıyla oluşan diğer tüm değişkenleri temsil eden z'/i 'nin fonksiyon olarak Denklem 21'deki şekilde olması gerekmektedir.

$$f_x'(z') - f_x'(z' \setminus i) \geq f_x(z') - f_x(z' \setminus i) \quad (21)$$

Bu durumu sağlayan tek model ise Denklem 22 şeklindedir.

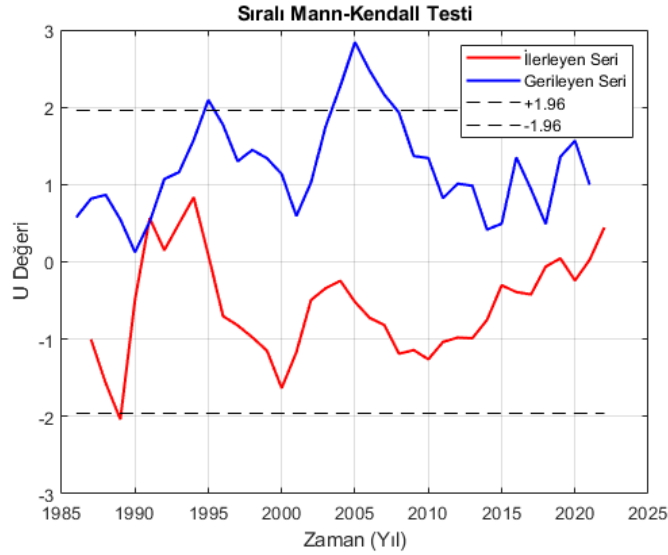
$$\Phi_i(f, x) = \sum_{z' \subseteq x'} \frac{|z'|!(M-|z'|-1)!}{M!} [f_x(z') - f_x(z' \setminus i)] \quad (22)$$

Burada $|z'|$ sıfırdan farklı girişlerin sayısıdır ve $z' \subseteq x'$ şeklindedir (Lundberg ve Lee, 2017; Mangalathu vd., 2020).

3.8. Sıralı Mann-Kendall Testi (SQMK)

Bu çalışmada zaman serilerindeki eğilimlerin yönünü, olası başlangıç zamanını ve istatistiksel anlamlılığını belirlemek amacıyla Ardışık Mann–Kendall (Sequential Mann–Kendall, SQMK) testi uygulanmıştır. Mann–Kendall testi parametrik olmayan bir yöntem olup verilerin normal dağılım göstermesi koşulunu gerektirmez ve hidrolojik ile hidro-meteorolojik zaman serilerinde yaygın olarak kullanılmaktadır (Mann, 1945; Kendall, 1962). Testin ardışık formu ise Sneyers (1990) tarafından detaylandırılmış ve zaman içindeki eğilim başlangıçlarının belirlenmesinde önerilmiştir.

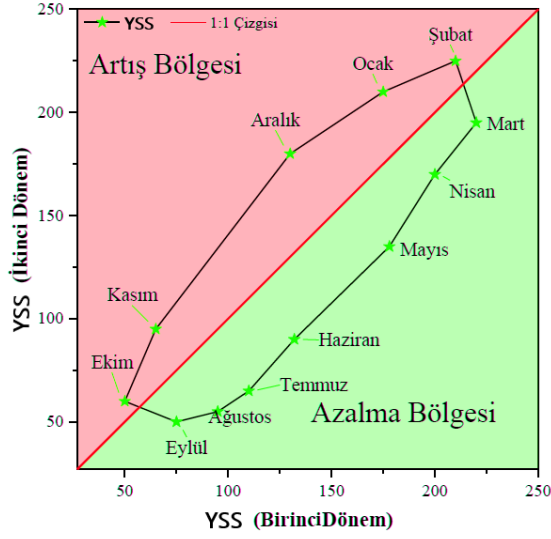
SQMK analizinde istatistik iki yönde hesaplanmaktadır: ileri yönde hesaplanan seri UF (ilerleyen seri) ve geriye doğru hesaplanan seri UB (gerileyen seri) olarak tanımlanır. Grafikselle yorumda UF ve UB eğrilerinin kesiştiği nokta, eğilim değişiminin veya trend başlangıcının yaklaşık zamanını göstermektedir. UF eğrisinin +1.96 güven sınırını aşması %95 güven düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı artan trendi, -1.96 sınırının aşılması ise anlamlı azalan trendi ifade etmektedir. Örneğin, UF eğrisi 1995 yılında +1.96 sınırını aşmışsa, bu durum 1995 yılı civarında istatistiksel olarak anlamlı bir artış eğiliminin başladığını göstermektedir. Eğer kesişim noktası güven sınırları içinde kalıyorsa yönsel bir değişim söz konusu olmakla birlikte eğilim istatistiksel olarak anlamlı değildir. Bu nedenle SQMK testi yalnızca trendin varlığını değil, aynı zamanda olası kırılma ve yön değişim dönemlerini de ortaya koyabilen güçlü bir analiz yaklaşımıdır. Bu yaklaşım ile elde edilecek örnek bir grafik Şekil 5'te belirtilmektedir.



Şekil 5. SQMK grafiğinin açıklaması

3.9. Yenilikçi poligon trend analizi (IPTA)

Şen vd. 2019 tarafından geliştirilen IPTA, yalnızca zaman serisinin genel trend yönünü belirlemekle kalmayıp, ardışık elemanlar (örneğin aylar) arasındaki geçişlerin eğimi ve büyüklüğü hakkında da ayrıntılı bilgi sunan bir yöntemdir. Farklı zaman ölçeklerinde uygulanabilen bu yaklaşımda, analiz girdisi olarak ortalama, minimum, maksimum, standart sapma ve çarpıklık gibi istatistiksel parametreler kullanılabilir; bu çalışmada ise ortalama değerler esas alınmıştır. Şekil 6'da da görüldüğü gibi Grafik üzerinde ardışık ayları birleştiren doğrular, aylar arasındaki değişimin yönünü ve şiddetini göstermekte; bu doğruların eğimleri arasındaki fark büyüdükçe, aylık değişimlerin serinin genel ortalaması üzerindeki etkisinin arttığı anlaşılmaktadır. Ayrıca elde edilen çokgen yapı, zaman serisinin yıllık davranışını temsil eder; incelenen hidro-meteorolojik süreç ne kadar dinamik ve karmaşık ise ortaya çıkan poligon formu da o ölçüde düzensiz ve karmaşık olmaktadır [Şen vd. 2019; Gümüş vd. 2022].



Şekil 6. IPTA yönteminin grafiksel anlatımı

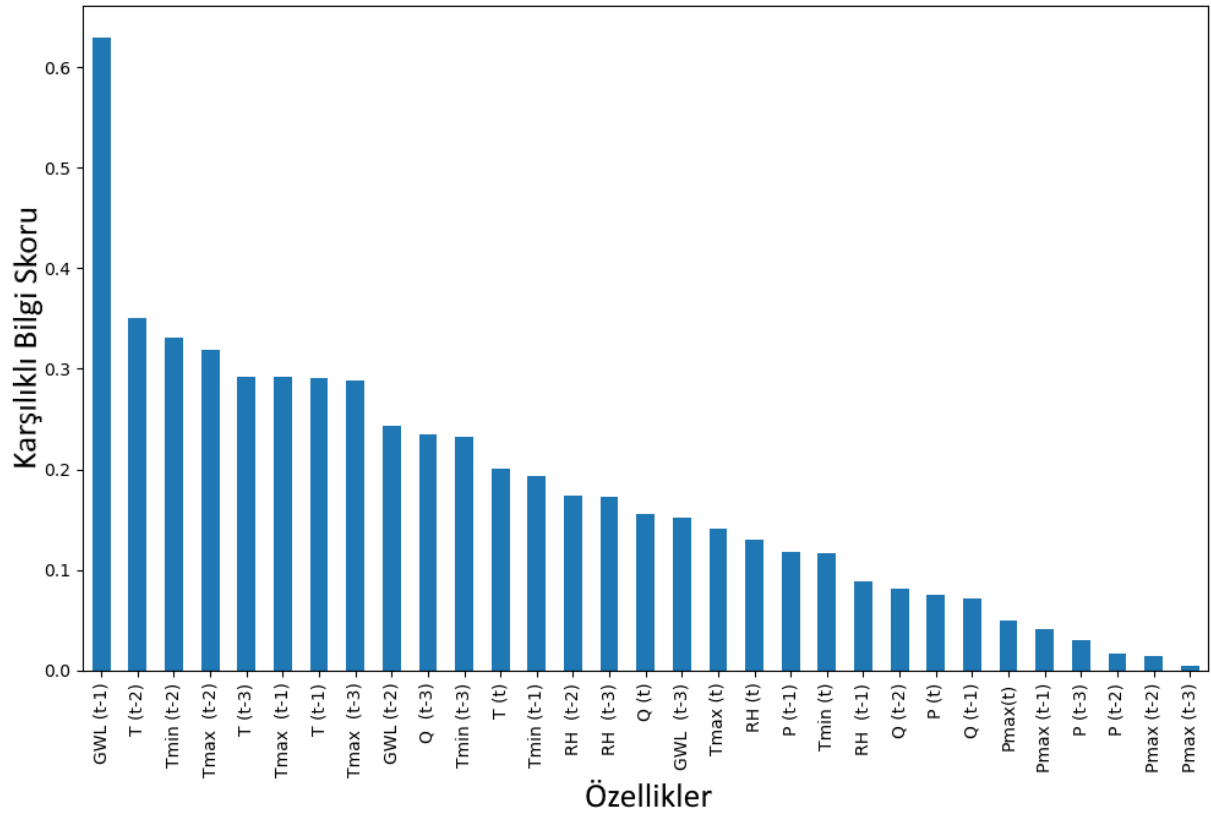
3.10. Performans Metrikleri

MSE, RMSE, MAE, Belirleme Katsayısı (R^2), Açıklanan Varyans Oranı ve Akaike Bilgi Kriteri (AIC) sırasıyla model hatasının büyüklüğünü, hatanın ölçeklenmiş biçimini, ortalama mutlak sapmayı, modelin bağımlı değişkendeki varyansı açıklama gücünü, toplam varyansın açıklanan kısmını ve model karmaşıklığı ile uyum kalitesi arasındaki dengeyi ölçen performans ve model seçim kriterleridir (Akaike, 1974, Breiman, 2001; Willmott, & Matsuura, 2005).

4. BULGULAR

4.1. Karşılıklı Bilgi (MI) Sonuçları

Bu MI sonuçları, tahmin etmeye çalıştığımız hedef değişken üzerinde hangi özelliklerin en güçlü etkiye sahip olduğunu açıkça gösteriyor. Listeye baktığımızda, en önemli bilginin, bir önceki zaman adımındaki YSS (t-1) değişkeninden geldiğini görüyoruz (skor: 0.629114). Bu, sistemin kısa süreli ve güçlü bir hafızaya sahip olduğunu, hedef değer en çok hemen bir önceki durumdan etkilendiğini işaret ediyor. Onu takiben, iki zaman adımı önceki (t-2) sıcaklık (T, T_{min} , T_{max}) değerleri önemli bir etki yaratıyor; bu da sıcaklık koşullarının biraz daha uzun bir gecikmeyle sisteme dahil olduğunu gösteriyor. Buna karşılık, özellikle yağış (P) ve maksimum yağış (Pmax) ile ilgili değişkenlerin, özellikle de geçmişteki (t-2, t-3) değerlerinin, diğer özelliklere göre çok daha düşük skorlara sahip olduğu anlaşılıyor. Kısacası, modelimiz için en kritik etkenler yakın geçmişteki Yeraltı Su Seviyesi ve biraz daha uzaktaki Sıcaklık değerleriyken, geçmişteki yağış miktarları tahmin gücüne çok az katkı sağlıyor. Elde edilen MI skor değerleri grafiksel olarak Şekil 7’de belirtilmiştir.



Şekil 7. MI skorlarına ait sütun grafikleri

4.2. Spearman Rho korelasyon

Tablo 2. Brastik (Çatalören) istasyonunda YSS(t) ile meteorolojik–hidrolojik değişkenler arasındaki Spearman Rho korelasyon katsayıları

İstasyon	Değişken	Spearman Rho	p-değeri	Anlamlılık
ERZİNCAN/17094	P (t)	0.38	0.000	**
	P (t-1)	0.332	0.000	**
	P (t-2)	0.155	0.0013	**
	P (t-3)	-0.026	0.5904	
	Pmax(t)	0.263	0.000	**
	Pmax (t-1)	0.242	0.000	**
	Pmax (t-2)	0.14	0.0038	**
	Pmax (t-3)	0.008	0.8752	
	T (t)	-0.336	0.000	**
	T (t-1)	-0.599	0.000	**
	T (t-2)	-0.709	0.000	**
	T (t-3)	-0.64	0.000	**
	Tmin (t)	-0.339	0.000	**
	Tmin (t-1)	-0.597	0.000	**
	Tmin (t-2)	-0.709	0.000	**
	Tmin (t-3)	-0.628	0.000	**
	Tmax (t)	-0.342	0.000	**
	Tmax (t-1)	-0.601	0.000	**
	Tmax (t-2)	-0.703	0.000	**
	Tmax (t-3)	-0.632	0.000	**
e21a051- demirkapı fırat-Sansa	RH (t)	0.133	0.0059	**
	RH (t-1)	0.364	0.000	**
	RH (t-2)	0.504	0.000	**
	RH (t-3)	0.521	0.000	**
	Q (t)	0.402	0.000	**
	Q (t-1)	0.131	0.0065	**
Brastik Çatalören	Q (t-2)	-0.203	0.000	**
	Q (t-3)	-0.471	0.000	**
	YSS (t-1)	0.769	0.000	**
	YSS (t-2)	0.457	0.000	**
	YSS (t-3)	0.133	0.0058	**

*t mevcut ayın değeri, t-1: bir ay önceki değerler, t-2: 2 ay önceki değerler ve t-3: 3 ay önceki değerleridir. ** %95 güven aralığında anlamlı ilişkileri gösteriyor. P: Aylık toplam yağış (mm), Pmax:Aylık Maksimum Yağış (mm=kg÷m²), T: Aylık Ortalama Sıcaklık (°C), Tmin:Aylık Minimum Sıcaklık (°C), Tmax: Aylık Maksimum Sıcaklık (°C), RH: Aylık Ortalama Nispi Nem (%), Q:Aylık ortalama akarsu akımı

Bu Tablo 2, Brastik (Çatalören) gözlem noktasında YSS ile meteorolojik ve hidrolojik değişkenler arasındaki bağıntıyı gösteren Spearman Rho korelasyon sonuçlarını sunmaktadır. Korelasyon yapısına bakıldığında, YSS üzerinde en güçlü ve en anlamlı ilişkiyi beklediği gibi bir ay önceki YSS(t-1), $\rho=0.769$ oluşturmakta; bu bulgu yeraltı suyunun belirgin bir zaman gecikmeli hafızaya sahip olduğunu net biçimde göstermektedir. Yağış bileşenlerinin etkisi zayıf-orta düzeydedir; özellikle toplam yağışın t, t-1 ve t-2 değerleri YSS ile pozitif fakat düşük düzeyde ilişkilidir ($\rho\approx 0.15-0.38$). Sıcaklık değişkenleri (T, T_{min}, T_{max}) tüm gecikmelerde negatif korelasyon göstermektedir ve özellikle t-1 ve t-2 gecikmelerinde bu ilişki oldukça güçlüdür ($\rho\approx -0.60$ ila -0.70). Bu durum yüksek sıcaklık dönemlerinde buharlaşmanın artması ve yeraltı suyu beslenmesinin azalmasıyla uyumludur. Nispi nem, özellikle gecikmeli değerlerde (t-2, t-3) pozitif ve anlamlı korelasyon sunarken, akarsu debisi Q'nun etkisi karmaşıktır; t zamanında ve t-1'de pozitif, t-2 ve t-3'te ise negatif ilişki görülmektedir. Genel olarak Tablo 2, YSS değişimlerinin en çok önceki YSS, sıcaklık rejimi ve bir ölçüde nem koşullarından etkilendiğini; yağışın ise beklenenin aksine daha sınırlı bir etki gösterdiğini ortaya koymaktadır. Bu durum çalışılan istasyonda yeraltı suyu dinamiklerinin daha çok yavaş tepki veren hidrolojik süreçler tarafından yönetildiğini düşündürmektedir.

4.3. Çok Değişkenli Doğrusal Regresyon Analizi

Tablo 3, YSS değişimlerini açıklamak amacıyla kurulan çok değişkenli regresyon modelinin katsayılarını, istatistiksel anlamlılıklarını ve güven aralıklarını sunmaktadır. Model çıktıları incelendiğinde, YSS üzerindeki en güçlü ve istatistiksel olarak en anlamlı etkinin bir önceki ayın YSS(t-1), katsayı=0.611, $p<0.001$ olduğu görülmektedir; bu sonuç, yeraltı suyunun belirgin bir otoregresif hafızaya sahip olduğunu göstermektedir. Yağış bileşenleri arasından yalnızca P(t-2) değişkeninin (katsayı=-0.011, $p=0.001$) anlamlı bir etkisi bulunmakta olup, bu negatif ilişki, iki ay önceki yağış artışlarının YSS'ni aşağı yönlü etkileyen gecikmeli bir hidrolojik mekanizmayı işaret etmektedir. Maksimum yağış için yalnızca P_{max}(t) anlamlıdır (katsayı=0.004, $p=0.001$), diğer gecikmeli değerlerde ise istatistiksel bir kanıt yoktur. Sıcaklık, minimum sıcaklık ve maksimum sıcaklık değişkenlerinin tamamında anlamlı bir katsayı görülmemektedir; bu da sıcaklığın regresyon modeli içerisinde YSS'yi doğrudan açıklama gücünün zayıf olduğunu düşündürmektedir. Nispi nem değişkenlerinden sadece RH(t-3) anlamlıdır (katsayı=-0.016, $p=0.045$) ve üç ay önceki nem artışının yeraltı suyunu hafifçe düşürdüğünü göstermektedir. Akarsu akımı (Q) için Q(t) pozitif ve anlamlıdır (katsayı=0.003, $p=0.010$), bu da akımın arttığı dönemlerde yüzey-yeraltı suyu etkileşiminin beslenmeye katkı

sağladığını düşündürmektedir. Sonuç olarak model, YSS değişimlerinin ağırlıklı olarak gecikmeli YSS, sınırlı düzeyde yağış ve akım koşulları, daha zayıf biçimde ise nem özellikleri tarafından belirlendiğini göstermektedir; sıcaklık etkisinin ise bu istasyonda anlamlı bir rolü bulunmamaktadır.

Tablo 3. YSS değerlerine ait regresyon sonuçları

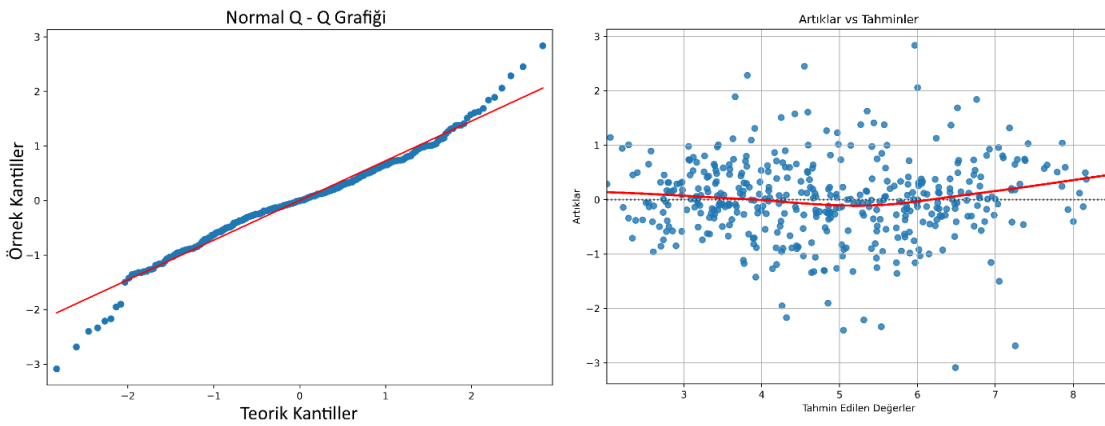
Değişken	Katsayı	Std Hata	t-değeri	p-değeri	Güven Alt	Güven Üst
Sabit terim	3.478	0.735	4.732	0.000	2.033	4.924
P (t)	-0.002	0.002	-0.799	0.425	-0.006	0.002
P (t-1)	-0.004	0.003	-1.076	0.283	-0.010	0.003
P (t-2)	-0.011	0.003	-3.360	0.001	-0.018	-0.005
Pmax(t)	0.004	0.001	3.465	0.001	0.002	0.007
Pmax (t-1)	0.005	0.008	0.577	0.564	-0.011	0.021
Pmax (t-2)	0.014	0.008	1.697	0.090	-0.002	0.029
T (t)	-0.019	0.031	-0.612	0.541	-0.080	0.042
T (t-1)	-0.005	0.032	-0.165	0.869	-0.068	0.058
T (t-2)	0.001	0.032	0.039	0.969	-0.061	0.063
T (t-3)	0.003	0.031	0.090	0.928	-0.057	0.063
Tmin (t)	-0.003	0.011	-0.247	0.805	-0.025	0.020
Tmin (t-1)	0.006	0.011	0.560	0.576	-0.016	0.029
Tmin (t-2)	-0.011	0.011	-0.941	0.347	-0.033	0.012
Tmin (t-3)	-0.002	0.011	-0.165	0.869	-0.025	0.021
Tmax (t)	0.001	0.022	0.034	0.973	-0.043	0.044
Tmax (t-1)	-0.020	0.022	-0.886	0.376	-0.063	0.024
Tmax (t-2)	-0.004	0.022	-0.175	0.861	-0.048	0.040
Tmax (t-3)	-0.023	0.023	-1.026	0.305	-0.068	0.021
RH (t)	-0.002	0.009	-0.244	0.807	-0.019	0.015
RH (t-1)	0.001	0.010	0.061	0.951	-0.019	0.020
RH (t-2)	0.012	0.010	1.253	0.211	-0.007	0.032
RH (t-3)	-0.016	0.008	-2.008	0.045	-0.031	0.000
Q (t)	0.003	0.001	2.593	0.010	0.001	0.005
Q (t-1)	-0.001	0.001	-0.888	0.375	-0.003	0.001
Q (t-2)	-0.005	0.001	-4.012	0.000	-0.007	-0.002
Q (t-3)	0.000	0.001	-0.146	0.884	-0.002	0.002
YSS (t-1)	0.611	0.048	12.622	0.000	0.516	0.706
YSS (t-2)	0.017	0.056	0.310	0.757	-0.093	0.127
YSS (t-3)	0.080	0.047	1.697	0.091	-0.013	0.173

* Anlamlı çıkan değişkenler ($p < 0.05$) koyu karakter ile gösterilmiştir.

Burada Denklem 23'te belirtildiği gibi Regresyon Denklemi oluşturulmaktadır.

$$YSS(t) = 3.478 - 0.011 * P(t - 2) + 0.004 * Pmax(t) - 0.016 * RH(t - 3) + 0.003 * Q(t) - 0.005 * Q(t - 2) + 0.611 * YSS(t - 1) \quad (23)$$

Bu denklem (23), YSS'nin mevcut ay için hangi meteorolojik ve hidrolojik değişkenlerden etkilendiğini gösteren çoklu regresyon modelidir. Model katsayılarının büyüklüğü ve işareti, her bir değişkenin YSS üzerindeki etkisinin yönünü ve gücünü ortaya koymaktadır. Denklemde en baskın ve belirleyici terim, YSS(t-1) katsayısının yüksek değeri (0.6112) ile açıkça görülmektedir; bu, yeraltı suyunun güçlü bir zamansal hafızaya sahip olduğunu, yani bir önceki ayın su seviyesinin hâkim belirleyici olduğunu göstermektedir. Ayrıca YSS(t-3) terimi anlamsız olmasına rağmen pozitif katsayısı (0.08) da daha zayıf bir gecikmeli katkının varlığını göstermektedir. Yağış bileşenleri arasında en dikkat çeken terim P(t-2) olup katsayısı -0.0111'dir; bu negatif işaret iki ay önceki yağış artışının YSS'yi düşürdüğünü, yani dolaylı bir gecikmeli etkileşim olduğunu düşündürmektedir. Maksimum yağış için özellikle Pmax(t) (0.0043) modelde anlamlı bir pozitif katkı göstermektedir. Akarsu akımı için Q(t) (0.0027) pozitif yönde etki verirken daha eski gecikmeler negatif katkılar sunmaktadır. Ayrıca T, Tmin, Tmax değişkenlerinin tüm lag'leri istatistiksel olarak anlamsız görünüyor (p>0.05). Bu nedenle sıcaklık (T, T_{min}, T_{max}) değişkenlerinin çoğu katsayısı oldukça küçüktür ve modele belirgin bir etki yapmamaktadır. Sonuç olarak Denklem 23, YSS'lerinin en çok gecikmeli YSS değerleri, daha sınırlı ölçüde yağış ve maksimum yağış, daha zayıf şekilde ise akarsu akımı tarafından belirlendiğini göstermektedir. Elde edilen değerler grafiksel olarak Şekil 8'de belirtilmiştir.



Şekil 8. Çok değişkenli doğrusal regresyon analizi ile elde edilen bulgular

Yukarıdaki şekil, modelin artıklarının (hata terimlerinin) dağılımını değerlendirmek için kullanılan iki tanısal grafiği göstermektedir. Üstteki Normal Q–Q grafiğinde noktaların büyük bölümünün kırmızı referans çizgisi etrafında hizalanması, artıkların genel olarak normal dağılıma yakın bir yapı sergilediğini düşündürmektedir; yalnızca uç değerlerde hafif sapmalar görülmektedir. Altteki Artıklar vs Tahminler grafiğinde ise artıkların tahmin edilen değerlere göre rastgele saçıldığı, belirgin bir desen veya sistematik sapma oluşmadığı görülmektedir. Bu durum modelde heteroskedastisite veya yapı ihlali belirtisinin zayıf olduğunu, hataların büyük ölçüde istikrarlı ve bağımsız davrandığını göstermektedir. Bununla birlikte kırmızı eğilim çizgisinin çok hafif yukarı yönlü eğilmesi, yüksek tahmin değerlerinde küçük bir pozitif hata eğilimi olabileceğine işaret eder; ancak genel olarak grafikler modelin varsayımlarına büyük ölçüde uygun bir hata yapısı sunduğunu göstermektedir.

4.4. ARIMAX ve Vector Autoregression (VAR) Analizi Sonuçları

Tablo 4. ARIMAX Modeli İçin Kullanılan Önemli Parametreler

Parametre	Değer	Açıklama	Neden Seçildiği
ARIMA order	(2, 0, 2)	Otoregresif (AR), fark alma (d) ve hareketli ortalama (MA) bileşenleri	Auto ARIMA optimizasyonu ile en iyi uyum sağlandı
start_p / start_q	0 / 0	AR ve MA terimlerinin başlangıç değerleri	Sıfırdan başlayarak optimal kombinasyon aranması için
max_p / max_q	3 / 3	AR ve MA terimlerinin üst sınırı	Aşırı karmaşık modelleri ve overfitting'i önlemek için
max_d	2	Maksimum fark alma derecesi	Zaman serilerinde genelde 2'den fazlası gerekli değil
stepwise	True	Adım adım arama yöntemi	Daha hızlı ve verimli optimizasyon sağlamak için
method	lbfgs	Optimizasyon algoritması	Kararlı ve hızlı yakınsama sağlamak için
maxiter	200	Maksimum iterasyon sayısı	Modelin yakınsaması için yeterli süre tanımak adına
enforce_stationarity	False	Durağanlık kısıtı	Verinin doğal yapısını korumak için
enforce_invertibility	False	Terslenebilirlik kısıtı	Modele esneklik kazandırmak için

Tablo 4, ARIMAX modelinin kurulumu sırasında kullanılan temel parametreleri, bu parametrelerin ne anlama geldiğini ve neden seçildiğini özetlemektedir. ARIMA order

değerinin (2,0,2) olarak belirlenmesi, zaman serisinin 2 otoregresif (AR) ve 2 hareketli ortalama (MA) bileşeniyle en iyi uyumu sağladığını göstermektedir. start_p ve start_q parametrelerinin sıfırdan başlatılması, modelin tüm kombinasyonları sistematik biçimde taramasını mümkün kılmıştır; max_p ve max_q sınırlandırmaları ise aşırı karmaşık yapıların ve overfitting riskinin önüne geçmek için eklenmiştir. lbfgs optimizasyon algoritması modelin kararlı biçimde yakınsamasını kolaylaştırırken, maxiter=200 değeri modele yeterli iterasyon hakkı tanımaktadır. enforce_stationarity ve enforce_invertibility kısıtlarının kapatılması, modelin daha esnek çalışmasını mümkün kılmıştır. Genel olarak Tablo 4, ARIMAX modelinin hem doğruluk hem de hesaplama verimliliği gözetilerek optimize edildiğini göstermektedir.

Tablo 5. VAR Modeli İçin Kullanılan Önemli Parametreler

Parametre	Değer	Açıklama	Neden Seçildiği
Lag order	3	Gecikme uzunluğu	AIC kriterine göre en uygun gecikme seçildi
max_lags	min(5, n/30)	Maksimum gecikme aralığı	Veri boyutuna uygun şekilde sınırlandırıldı
selection_criterion	AIC	Model seçim kriteri	Bias-variance dengesini optimize etmek için
max_variables	10	Maksimum değişken sayısı	Hesaplama maliyetini ve karmaşıklığı önlemek için
top_features	8	En önemli 8 değişkenin seçilmesi	Çoklu doğrusal bağlantıyı azaltmak için
correlation_threshold	Otomatik	Korelasyona göre değişken seçimi	En anlamlı değişkenleri önceliklendirmek için

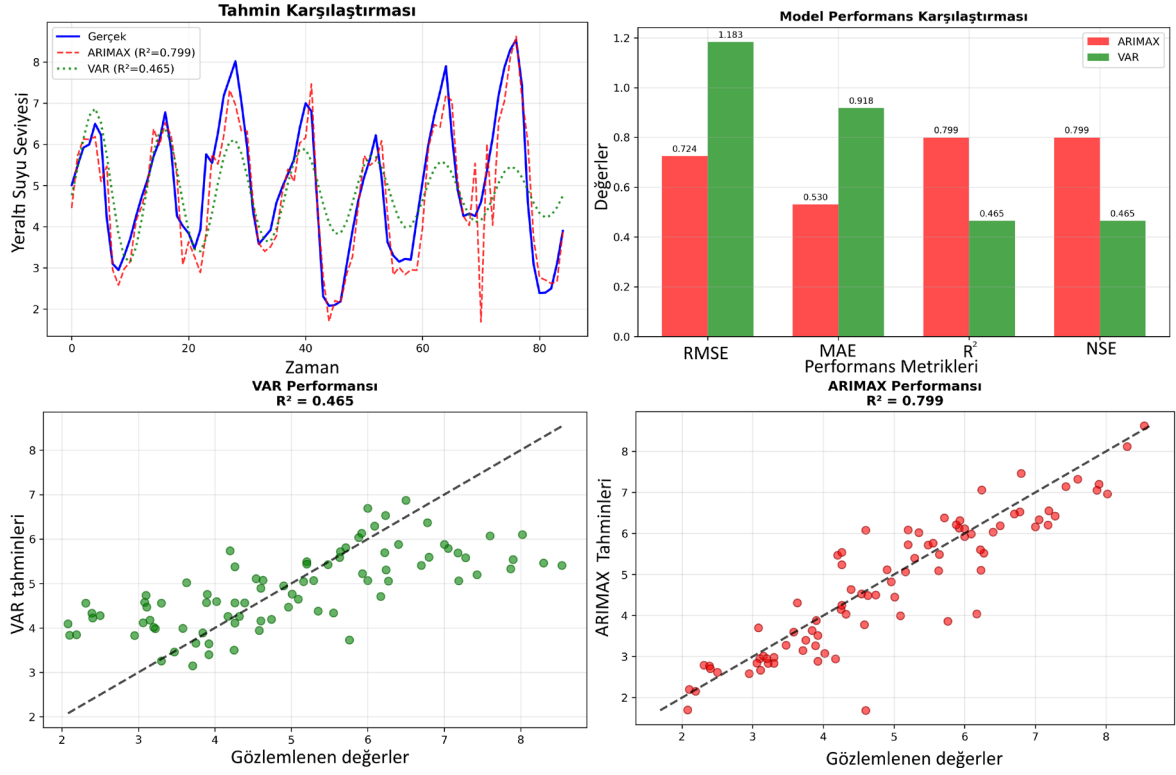
Tablo 5, VAR modelinin kurulumu sırasında kullanılan temel parametreleri ve bu parametrelerin model performansını nasıl şekillendirdiğini özetlemektedir. Lag order değerinin 3 olarak seçilmesi, AIC kriterine göre en uygun gecikme yapısını sağlama amacı taşımaktadır. max_lags parametresinin veri boyutuna göre dinamik şekilde sınırlandırılması, modelde gereksiz karmaşıklığın önüne geçer. selection_criterion olarak AIC'nin kullanılması, modelin bias-variance dengesini en iyi şekilde optimize etmeye yöneliktir. Ayrıca değişken sayısının 10 ile sınırlandırılması hesaplama maliyetini düşürürken, top_features=8 seçimi çoklu doğrusal bağlantıyı azaltmak için en belirleyici değişkenlere odaklanılmasını sağlar. Son olarak correlation_threshold'un otomatik seçilmesi, korelasyona dayalı en anlamlı değişkenlerin modele öncelikli olarak dahil edilmesine olanak tanımaktadır. Genel olarak Tablo 5, VAR modelinin hem istatistiksel geçerlilik hem de hesaplama verimliliği gözetilerek yapılandırıldığını göstermektedir.

Bu çalışmada YSS tahmini için kullanılan ARIMAX ve VAR modellerinin performans karşılaştırması yapılmıştır. ARIMAX modeli, otoregresif bileşenlerle birlikte dışsal değişkenleri de dikkate alarak, zaman serisi dinamiklerini daha kapsamlı bir biçimde yakalamaktadır. Sonuçlar, ARIMAX modelinin daha düşük hata değerleri (RMSE: 0.724, MAE: 0.530) ve daha yüksek açıklayıcılık katsayısı ($R^2 = 0.799$) elde ettiğini göstermektedir. Buna karşılık, VAR modelinde hata değerleri daha yüksek (RMSE: 1.183, MAE: 0.918) olup, açıklayıcılık katsayısı ($R^2 = 0.465$) düşüktür. Bu durum, VAR modelinin çok değişkenli yapısına rağmen, seçilen değişkenlerin YSS'leri açıklamada sınırlı kaldığını göstermektedir. Ayrıca, Nash-Sutcliffe Verimlilik katsayısı (NSE) de ARIMAX modelinin performansını desteklemekte ve modelin güvenilirliğini doğrulamaktadır.

Sonuç olarak, her iki modelin performans kriterleri karşılaştırıldığında, ARIMAX modelinin YSS tahmininde daha uygun ve daha güvenilir bir yöntem olduğu ortaya çıkmıştır. Daha düşük hata değerleri, yüksek R^2 ve NSE katsayıları ARIMAX modelinin hem doğruluk hem de tahmin gücü açısından üstünlüğünü ortaya koymaktadır. VAR modeli ise teorik olarak çoklu değişken ilişkilerini değerlendirebilme avantajına sahip olsa da pratik uygulamada bu çalışmada kullanılan veri seti için sınırlı başarı göstermiştir. Dolayısıyla, bu analiz kapsamında önerilen model ARIMAX'tır. Elde edilen sonuçlar Tablo 6'da ve Şekil 9'da belirtilmektedir.

Tablo 6. ARIMAX ve VAR analizi sonuçları

Model	AIC	RMSE	MAE	R^2
ARIMAX	857.988	0.724	0.530	0.799
VAR	-249.340	1.183	0.918	0.465



Şekil 9. ARIMAX ve VAR analizi sonuçları

Görselde, YSS tahmininde ARIMAX ve VAR modellerinin performans karşılaştırması sunulmaktadır. Zaman serisi grafiğinde ARIMAX modelinin ($R^2=0.799$) gerçek değerlere oldukça yakın tahminler ürettiği, buna karşın VAR modelinin ($R^2=0.465$) dalgalanmaları yeterince yakalayamadığı görülmektedir. Nokta grafikleri de bu durumu desteklemekte; ARIMAX tahminleri gerçek değerlerle daha yüksek korelasyon gösterirken, VAR modelinde yayılımın daha düzensiz olduğu dikkat çekmektedir. Çubuk grafiklerde ise hata metrikleri (RMSE ve MAE) açısından ARIMAX'ın daha düşük hata değerleriyle öne çıktığı, doğruluk metrikleri (R^2 ve NSE) bakımından da üstün performans sergilediği net bir şekilde ortaya konmuştur. Genel olarak, görsel bulgular ARIMAX modelinin YSS'yi tahmin etmede VAR modeline göre çok daha başarılı olduğunu açıkça göstermektedir.

4.5. SHAP Tabanlı Açıklanabilir Yapay Zekâ Modeli Sonuçları

Tablo 7. RF ve SVM modelleri için kullanılan hiperparametre arama aralıkları

RF Modeli		
Hiperparametre	Değer Aralığı	Açıklama
n_estimators	randint(50, 200) (50'den 200'e kadar rastgele tam sayı)	Ormandaki karar ağacı sayısı.
max_depth	randint(3, 10) (3'ten 10'a kadar rastgele tam sayı)	Bir ağacın maksimum derinliği.
min_samples_split	randint(2, 10) (2'den 10'a kadar rastgele tam sayı)	Bir düğümü bölmek için gereken minimum örnek sayısı.
min_samples_leaf	randint(1, 5) (1'den 5'e kadar rastgele tam sayı)	Bir yaprak düğümünde (leaf) olması gereken minimum örnek sayısı.
max_features	['sqrt', 'log2', None] (Kök, log2 veya tümü)	Bölünme aranırken dikkate alınacak maksimum özellik sayısı.
bootstrap	[True, False] (Doğru veya Yanlış)	Ağaçları eğitmek için önyükleme (bootstrap) örneklerinin kullanılıp kullanılmayacağı.
SVM Modeli		
Hiperparametre	Değer Aralığı	Açıklama
C	loguniform(1e-3, 1e3) (10 ⁻³ ile 10 ³ arasında logaritmik)	Ceza (penaltı) parametresi. Hata toleransı ile model karmaşıklığı arasındaki dengeyi kontrol eder.
epsilon (ε)	loguniform(1e-3, 1) (10 ⁻³ ile 1 arasında logaritmik)	Hata marjı. Bu marj içindeki tahmin hataları cezalandırılmaz.
kernel	['linear', 'rbf', 'poly'] (Doğrusal, Radyal Tabanlı veya Polinom)	Veriyi yüksek boyutlu bir alana dönüştüren çekirdek fonksiyonu.
gamma	['scale', 'auto'] + list(loguniform(1e-3, 1).rvs(5))	Çekirdek (kernel) katsayısı. Bir tek örneğin diğer örnekleri ne kadar etkilediğini belirler.

Tablo 7’de, YSS tahmini için kullanılan RF ve SVM modellerine ait hiperparametre arama aralıkları verilmiştir. RF modelinde n_estimators karar ağacı sayısını, max_depth ağaçların maksimum derinliğini, min_samples_split bir düğümün bölünebilmesi için gerekli minimum örnek sayısını ve min_samples_leaf yaprak düğümde bulunması gereken minimum örnek sayısını ifade etmektedir. max_features her bölünmede dikkate alınacak değişken sayısını belirlerken, bootstrap karar ağaçlarının önyükleme örneklemeyle eğitilip eğitilmeyeceğini kontrol etmektedir. SVM modelinde ise C hata toleransı ile model karmaşıklığı arasındaki dengeyi düzenleyen ceza parametresidir. Epsilon (ε) belirli bir hata aralığındaki tahmin sapmalarının cezalandırılmamasını sağlar. Bu hiperparametrelerin farklı aralıklarda denenmesiyle modellerin tahmin başarısının artırılması ve aşırı öğrenme riskinin azaltılması amaçlanmıştır.

Tablo 8. YSS tahmini için kullanılan veri setinin kapsamı ve alt kümelerine dağılımı

Bilgi	Değer
Toplam Veri Sayısı	429
Eğitim Seti Boyutu	257 (%60)
Doğrulama Seti Boyutu	86 (%20)
Test Seti Boyutu	86 (%20)
Özellik Sayısı	31

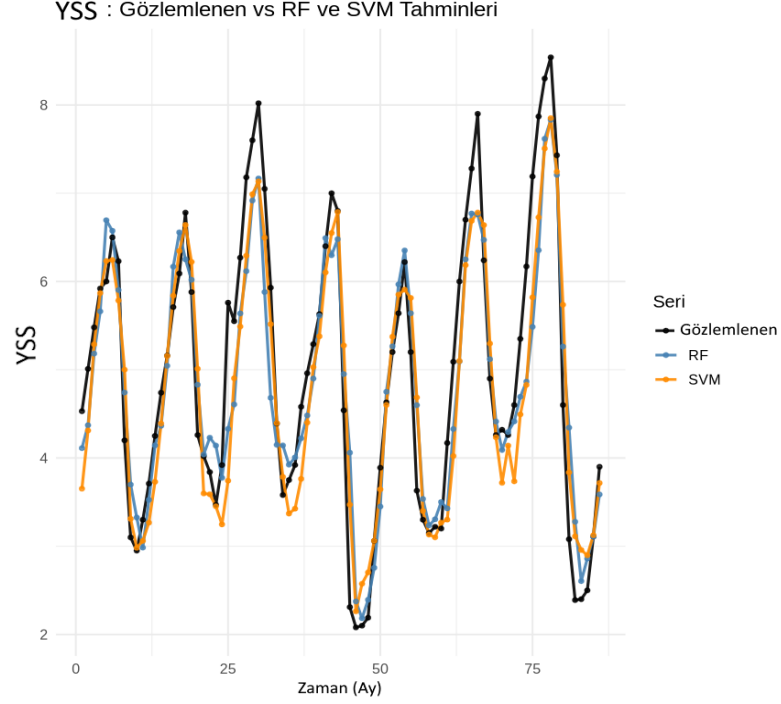
Tablo 8, modelleme sürecinde kullanılan veri setinin genel yapısını özetlemektedir. Toplam 429 gözlemden oluşan veri kümesi, eğitim (257), doğrulama (86) ve test (86) alt kümelerine dengeli biçimde ayrılmıştır. Modelde kullanılan özellik sayısının 31 olması, tahmin sürecinin çok değişkenli bir yapıya dayandığını ve hem meteorolojik hem hidrolojik bileşenlerin birlikte değerlendirildiğini göstermektedir. Bu yapı, modellerin öğrenme kapasitesini artırırken aynı zamanda açıklayıcı değişken çeşitliliği sayesinde daha güvenilir sonuçlar üretmesine olanak tanımaktadır.

Tablo 9. Izgara arama ile optimize edilen RF ve SVM modellerinin eğitim, doğrulama ve test veri setleri üzerindeki hata metrikleri ile doğruluk ölçütleri karşılaştırması

Set	MSE	RMSE	MAE	R ²	Açıklanan varyans
RF Modeli					
Eğitim	0.236	0.486	0.362	0.914	0.914
Doğrulama	0.412	0.642	0.493	0.816	0.820
Test	0.403	0.635	0.494	0.844	0.851
SVM Modeli					
Eğitim	0.745	0.863	0.646	0.728	0.728
Doğrulama	0.370	0.608	0.458	0.834	0.849
Test	0.392	0.626	0.494	0.849	0.864

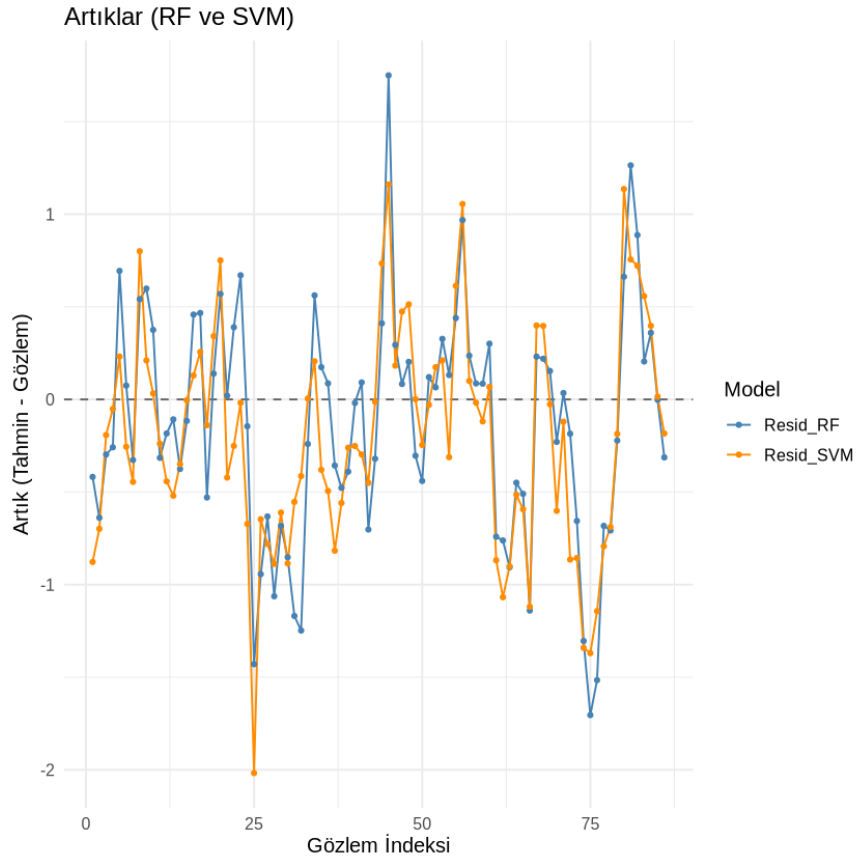
Tablo 9, Izgara arama ile optimize edilen RF ve SVM modellerinin üç farklı veri setindeki (eğitim, doğrulama, test) performansını karşılaştırmaktadır. RF modeli, tüm setlerde tutarlı bir performans sergilemekte olup eğitim aşamasındaki yüksek doğruluk ($R^2=0.914$) doğrulama ve test aşamalarında da büyük ölçüde korunmuştur ($R^2\approx 0.82-0.84$). Bu durum RF'nin genelleme yeteneğinin güçlü olduğunu göstermektedir. SVM modeli ise eğitim setinde daha zayıf bir uyum gösterse de ($R^2=0.728$), doğrulama ve test setlerinde doğruluk seviyesini belirgin şekilde artırmakta ve RF'ye yakın bir başarıya ulaşmaktadır ($R^2\approx 0.83-0.85$). RF modelinde RMSE ve MAE değerlerinin doğrulama ve test aşamalarında eğitim setine göre hafif artması beklenen bir durumdur ve veri dağılımına iyi uyum sağlandığını göstermektedir. Genel olarak Tablo 9, RF modelinin daha dengeli, SVM'nin ise özellikle test performansında güçlü bir alternatif

olduğunu ortaya koymaktadır. SVM modelinde, doğrulama ve test performansının eğitim performansından yüksek olması, veri bölünmesi veya örnek dağılımı farklılığı ile ilişkili olabilir. SVM bazı test metriklerinde RF'ye yakın veya kısmen daha iyi sonuçlar üretmiş olsa da, RF modeli daha dengeli performansı ve SHAP tabanlı açıklanabilirlik avantajı nedeniyle çalışmada daha yorumlanabilir bir model olarak değerlendirilmiştir.



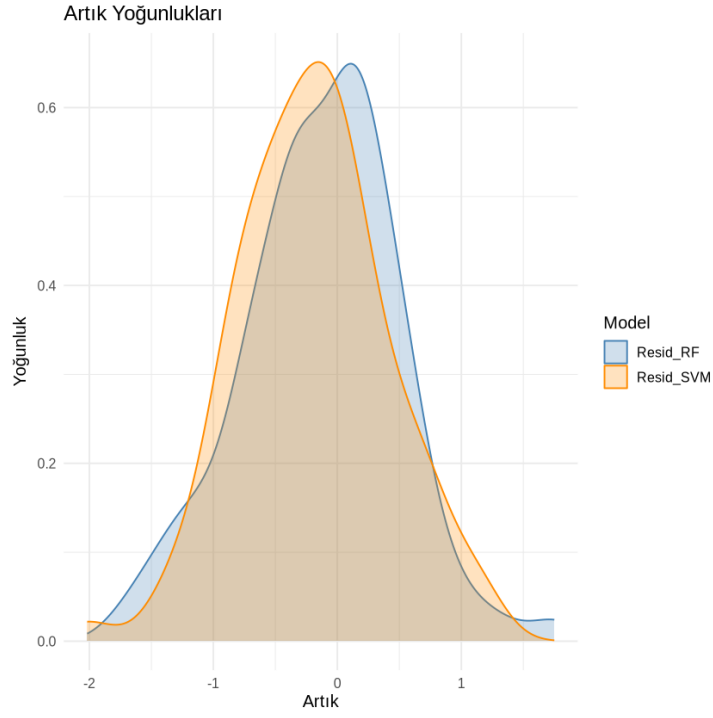
Şekil 10. Test aşamasında gözlemlenen YSS değerleri ile RF ve SVM modelleri tarafından üretilen tahminlerin zaman serisi karşılaştırması

Şekil 10, test aşamasında gözlemlenen YSS ile RF ve SVM modellerinin tahminlerinin zaman içerisindeki değişimini göstermektedir. Gözlemlenen seri belirgin bir mevsimsellik ve döngüsel yapı içerirken her iki modelin de bu dalgalanma örüntüsünü büyük ölçüde doğru yakaladığı görülmektedir. RF tahminleri (mavi çizgi), gözlem eğrisine daha yakın ve daha yumuşak bir uyum sunarken SVM tahminleri (turuncu çizgi) bazı sivri tepe ve çukur noktalarında gözlem değerlerine daha sert tepkiler vererek yer yer küçük aşırı/eksik tahminler üretmektedir. Buna rağmen her iki model de genel trend yapısını güçlü biçimde takip etmekte, özellikle yüksek su seviyelerindeki pik noktalarını doğru yakalamakta ve alçak seviyelerdeki minimum noktaları oldukça benzer şekilde sapmalar üretmektedir.



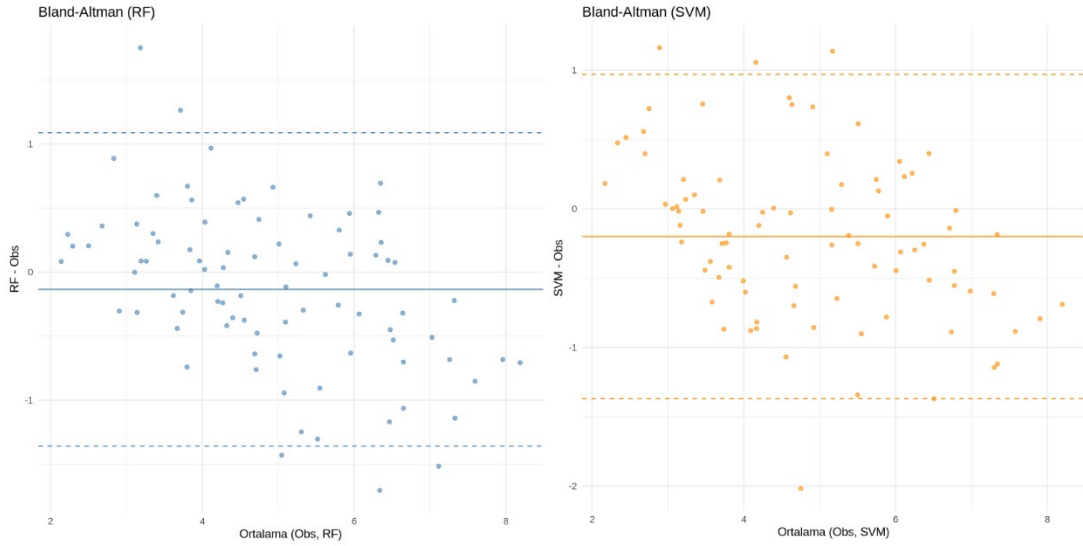
Şekil 11. Test aşamasında RF ve SVM modellerinin tahmin-artıklarının gözlem indeksine göre dağılımı

Şekil 11, test aşamasında RF ve SVM modelleri tarafından üretilen artıkların gözlem indeksine göre dağılımını göstermektedir. Her iki modelin artıkları sıfır hattı etrafında rastgele dağılmakta olup sistematik bir sapma, trend veya mevsimsel desen görülmemektedir; bu durum modellerin yapısal bir hata üretmediğini ve artık dağılımının büyük ölçüde kararlı olduğunu düşündürür. RF artıklarının yer yer daha düşük negatif değerlere ulaştığı, SVM artıklarının ise bazı noktalarda daha yüksek pozitif sapmalar gösterdiği izlenmektedir; ancak her iki modelde de artıkların çoğunluğu ± 1 aralığında kalmaktadır. Bu görünüm, RF'nin zaman zaman daha büyük negatif, SVM'nin ise bazı yüksek pozitif hatalar üretebildiğini, fakat genel hata büyüklüklerinin birbirine oldukça yakın olduğunu göstermektedir.



Şekil 12. Test aşamasında RF ve SVM modellerine ait tahmin artıklarının yoğunluk dağılımlarının karşılaştırılması

Şekil 12, test aşamasında RF ve SVM modellerine ait artıkların yoğunluk dağılımlarını karşılaştırmaktadır. Her iki modelin artık eğrisi yaklaşık çan şeklinde olup, normal dağılıma benzer simetrik bir yapı göstermektedir. RF artıklarının dağılımı merkeze (0 civarı) biraz daha yakın ve daha dar bir yayılım sergilerken, SVM artıklarının yoğunluğu sıfırın biraz soluna kaymakta ve dağılımı RF'ye göre daha geniş görünmektedir. Bu durum RF modelinin hatalarının daha düşük varyansla merkezi çevrede toplandığını, SVM'nin ise biraz daha geniş bir hata dağılımına sahip olduğunu düşündürmektedir. Her iki modelde de çok büyük uç hata gözlemleri bulunmaması, modellerin genel hata yapısının stabil ve iyi davranışlı olduğunu göstermektedir. Yoğunluk eğrilerinin büyük ölçüde örtüşmesi ise modellerin test setinde benzer hata büyüklükleri ürettiğini desteklemektedir.



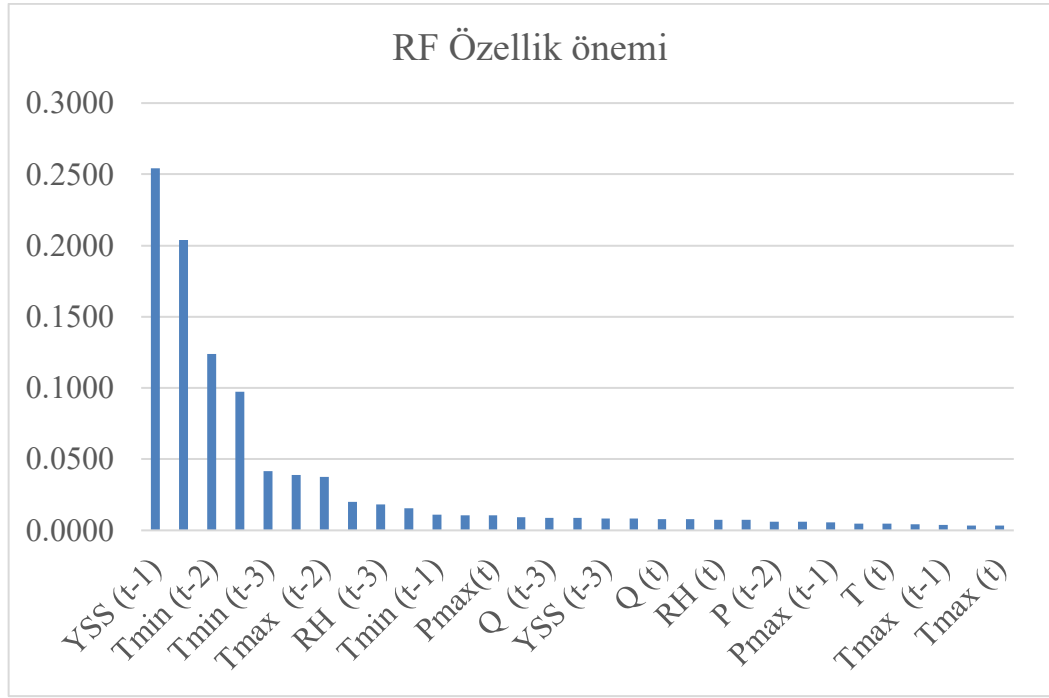
Şekil 13. Test aşamasında RF ve SVM modellerinin gözlenen değerlerle karşılaştırılmasına ait Bland–Altman diyagramları

Şekil 13, RF ve SVM modellerinin test aşamasındaki tahmin hatalarını karşılaştırmak için oluşturulan Bland–Altman diyagramlarını göstermektedir. RF için farkların (RF–Obs) büyük bölümünün ortalama hata çizgisi etrafında yoğunlaştığı ve ± 1 sınırları içinde kaldığı görülmektedir; bu durum RF modelinin hatalarının hem düşük hem de istikrarlı olduğunu, sistematik bir sapma taşımadığını göstermektedir. Grafikte yukarı veya aşağı yönde belirgin bir eğilim bulunmaması, RF’nin hata büyüklüğünün gözlenen değerlerin düzeyine bağlı olmadığını (homoskedastisiteye yakın bir yapı) işaret eder. SVM grafiğinde ise benzer şekilde farkların büyük çoğunluğu ortalama etrafında kümelenmiş olsa da dağılım RF’ye göre biraz daha geniş ve birkaç uç negatif hata görülmektedir. Bununla birlikte SVM’de de hataların dağılımı herhangi bir sistematik yön değişimi göstermemektedir. Her iki grafiğin bütününe bakıldığında, modellerin test aşamasında genel olarak tutarlı, bias içermeyen ve kabul edilebilir sınırlar içinde kalan hata yapıları sergilediği söylenebilir.

Tablo 10. RF ve SVM modelleri için Izgara arama ile belirlenen en iyi hiperparametreler

RF				
bootstrap	max_depth	min_samples_leaf	min_samples_split	n_estimators
DOĞRU	6	3	4	130
SVM				
C	epsilon	gamma	kernel	
4.570671	0.315926	0.052541	rbf	

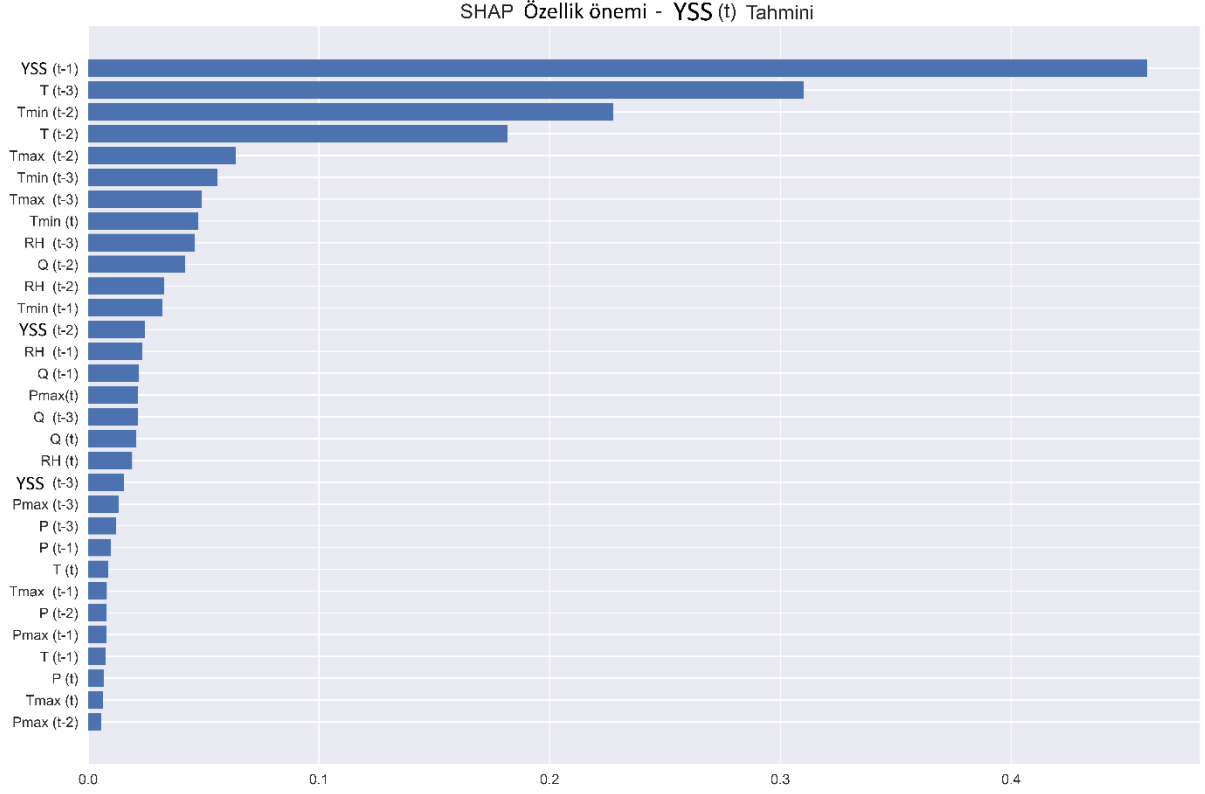
Tablo 10, RF ve SVM modelleri için Izgara arama süreci sonunda elde edilen en iyi hiperparametre kombinasyonlarını göstermektedir. RF modelinin 130 ağaçtan oluşması, maksimum derinliğin 6 ile sınırlandırılması ve yaprak/split değerlerinin nispeten düşük tutulması, modelin hem karmaşıklığının kontrol altında tutulduğunu hem de öğrenme gücünün korunduğunu işaret eder. Ayrıca bootstrap yönteminin kullanılması RF'nin örnek çeşitliliğini artırarak daha dengeli bir yapı kurmasına yardımcı olmuştur. SVM tarafında ise en iyi performansın $C \approx 4.57$, $\epsilon \approx 0.316$ ve $\gamma \approx 0.0525$ değerleriyle, rbf çekirdeği kullanıldığında elde edilmesi, modelin doğrusal olmayan ilişkileri yakalamada daha başarılı olduğunu göstermektedir. Her iki modelin parametre seti bir arada değerlendirildiğinde, seçilen değerlerin aşırı karmaşıklığa kaçmadan iyi genelleme sağlayacak şekilde optimize edildiği anlaşılmaktadır.



Şekil 14. RF modelinde YSS tahmini için kullanılan değişkenlerin görel önem değerleri

Şekil 14 RF modelinin tahmin sürecinde en etkili bulunduğu değişkenlerin görel önem değerleri gösterilmektedir. En baskın değişkenin açık farkla YSS(t-1) olması, YSS'nin güçlü bir otoregresif yapıya sahip olduğunu ve bir önceki ayın seviyesinin tahmin performansını belirlediğini göstermektedir. Bunu sırasıyla Tmin(t-2), Tmin(t-3) ve Tmax(t-2) gibi gecikmeli sıcaklık göstergelerinin izlemesi, sıcaklığın özellikle birkaç ay gecikmeyle yeraltı suyu dinamiklerine etki ettiğini ortaya koymaktadır. Nispi nemin (RH), maksimum sıcaklığın (Tmax) ve belirli gecikmeli minimum sıcaklık bileşenlerinin daha düşük paylara sahip olması

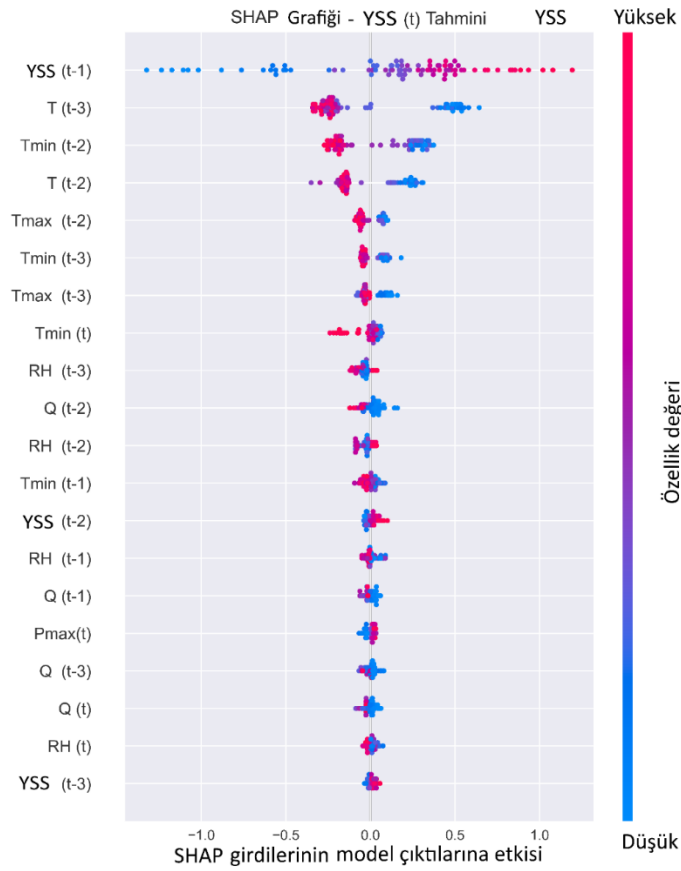
modele ikincil düzeyde katkı sunduklarını göstermektedir. Yağış ve akım değişkenlerinin ise grafiğin alt sıralarında yer alması, RF modelinin bu istasyonda YSS değişimlerini açıklarken yağış ve yüzey akımını sınırlı etkili bulunduğunu göstermektedir. Genel görünüm, yeraltı suyunun yakın geçmişteki seviyesi ve sıcaklık rejiminin YSS tahmininde belirleyici olduğunu ortaya koymaktadır.



Şekil 15. RF modeline ait SHAP özellik önem değerleri ve YSS(t) tahminine katkısız etkilerinin sıralaması

Şekil 15, RF modelinin YSS(t) tahmininde hangi değişkenlere ne ölçüde duyarlı olduğunu SHAP değerleri üzerinden göstermektedir. Grafiğin en üstünde yer alan YSS(t-1) değişkeninin açık ara en büyük katkıya sahip olması, YSS'nin güçlü bir otoregresif yapıya sahip olduğunu ve modelin kararlarının büyük ölçüde bir önceki ayın değerine dayandığını ortaya koymaktadır. Bunu izleyen T(t-3), Tmin(t-2) ve T(t-2) gibi gecikmeli sıcaklık bileşenleri, sıcaklığın özellikle 2-3 ay gecikmelere yayılan belirgin bir hidrolojik etkisi olduğunu düşündürmektedir. Tmax ve Tmin'in farklı gecikme adımlarındaki katkılarının grafiğe yayılmış olması, sıcaklık rejiminin YSS üzerinde çok katmanlı bir yanıt oluşturduğunu göstermektedir. Daha alt sıralarda RH, akım (Q) ve yağış (P ve Pmax) değişkenlerinin katkıları oldukça sınırlıdır; bu da modelin, çalışılan istasyonda YSS değişimlerini açıklarken meteorolojik nem veya yağış girdilerini

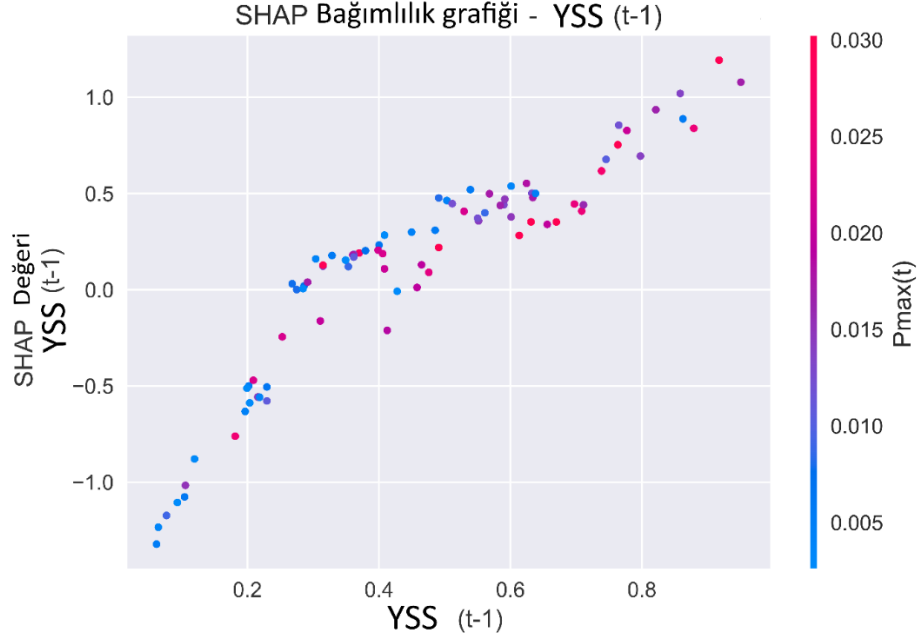
ikincil düzeyde değerlendirdiğini göstermektedir. Genel olarak grafik, YSS'nin tahmininde gecikmeli YSS ve sıcaklık bileşenlerinin belirleyici, diğer değişkenlerin ise daha zayıf etkiye sahip olduğunu net biçimde ortaya koymaktadır.



Şekil 16. RF modeline ait SHAP katkıları

Şekil 16, RF modelinde YSS(t) tahmininin hangi değişkenlerin hangi yönde etkilendiğini SHAP dağılımı üzerinden göstermektedir. Grafiğin en üstünde yer alan YSS(t-1) değişkeni, hem kırmızı (yüksek değerler) hem de mavi (düşük değerler) noktalarla güçlü bir yatay ayrışma sergileyerek model çıktısını en fazla etkileyen bileşen olduğunu açık biçimde ortaya koymaktadır; yüksek YSS(t-1) değerleri tahmini artırırken düşük değerler tahmini aşağı çekmektedir. Bunu izleyen T(t-3), Tmin(t-2) ve T(t-2) gibi gecikmeli sıcaklık girdileri de benzer şekilde model sonuçları üzerinde belirgin etki bırakmakta; bu özelliklerin yüksek değerleri genellikle pozitif, düşük değerleri ise negatif yönlü SHAP etkileri üretmektedir. Tmax ve Tmin'in diğer gecikmeli bileşenlerinin dağınık fakat tutarlı bir etki göstermesi, sıcaklık rejiminin YSS'ye çok yönlü bir tepki oluşturduğunu göstermektedir. Daha alt sıralardaki nem (RH), akım (Q) ve yağış bileşenleri ise sıfır çizgisine çok yakın konumlanmış olup model çıktılarını yalnızca sınırlı düzeyde etkilediklerini göstermektedir. Genel dağılım, RF modelinin

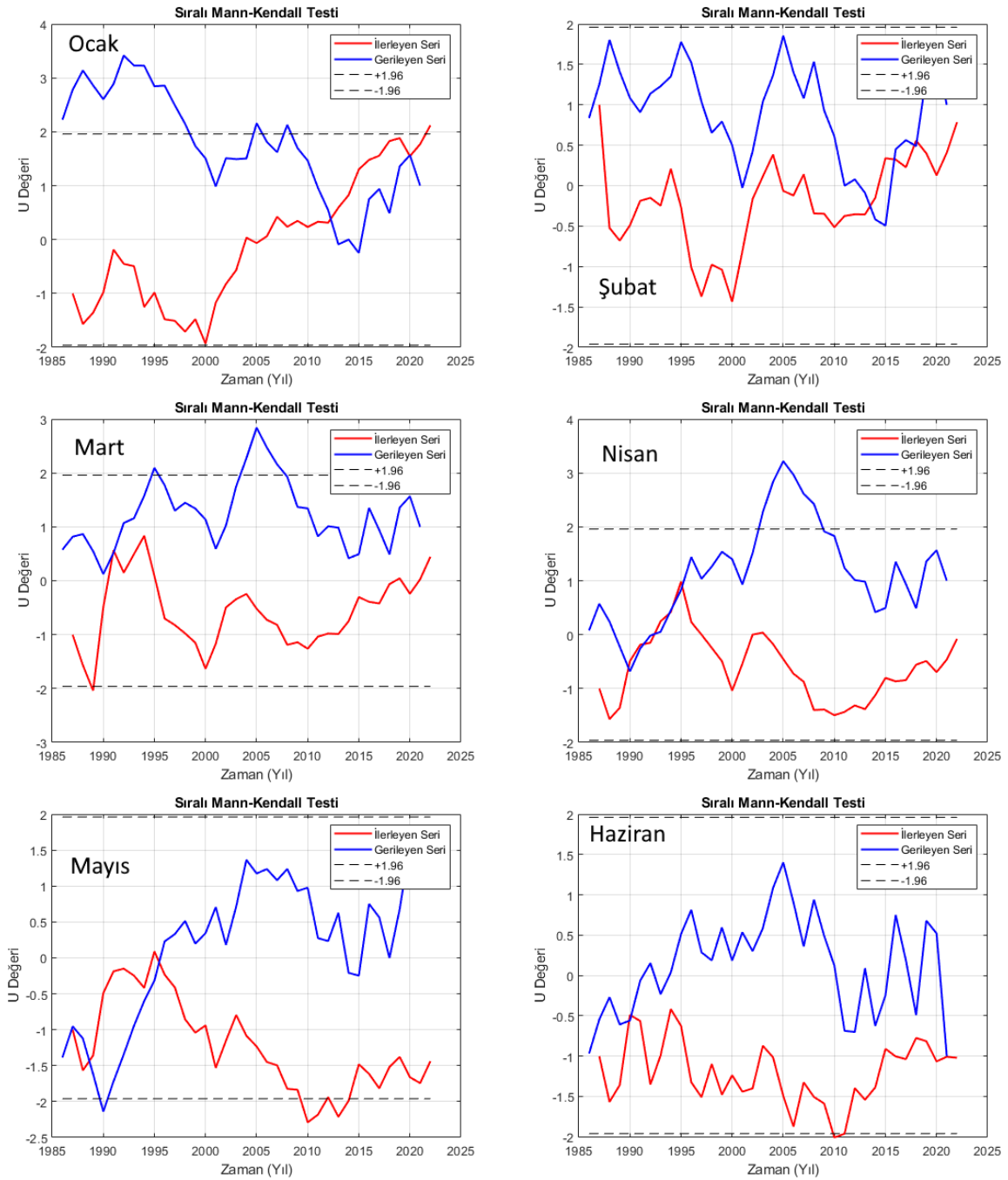
özellikle gecikmeli YSS ve sıcaklık değerlerine yüksek duyarlılık gösterdiğini, diğer meteorolojik değişkenlerin ise daha zayıf bir etki ile modele katkıda bulunduğunu ortaya koymaktadır.



Şekil 17. RF modeli için YSS(t-1) değişkeninin YSS(t) tahminine etkisini gösteren SHAP bağımlılık grafiği.

Şekil 17, RF modelinde YSS(t-1) değişkeninin YSS(t) tahmini üzerindeki etkisini SHAP bağımlılık analizi üzerinden göstermektedir. Noktaların sola yakın düşük YSS(t-1) değerlerinde negatif SHAP etkileri üretmesi, bu değişkenin küçük olduğu dönemlerde modelin YSS'yi daha düşük tahmin etme eğiliminde olduğunu ortaya koymaktadır. YSS(t-1) arttıkça SHAP değerlerinin istikrarlı bir biçimde yükselmesi ise, bir önceki ayın YSS'nin tahmini güçlü biçimde pozitif yönlendirdiğini göstermektedir. Noktaların renklendirilmesi Pmax(t) değişkeni üzerinden yapılmıştır; renkler arasında büyük bir ayrışma görülmemesi, Pmax(t)'in YSS(t-1)'in etkisini anlamlı derecede değiştirmedikçe, yani iki değişken arasında güçlü bir etkileşim bulunmadığını düşündürmektedir. Genel olarak grafik, YSS(t-1)'in hem doğrusal hem de istikrarlı bir şekilde RF modelinin en belirleyici girdisi olduğunu açık biçimde ortaya koymaktadır.

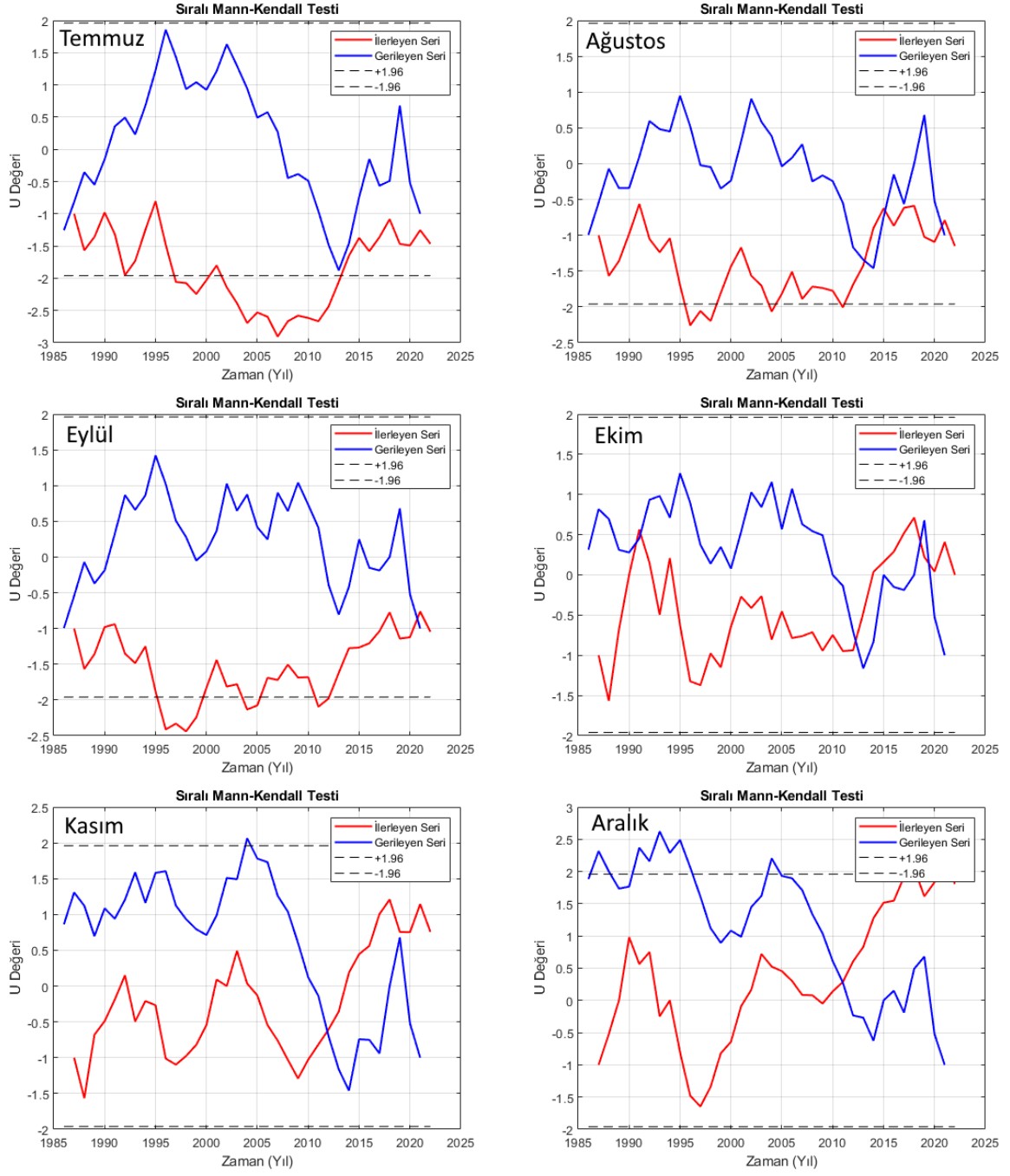
4.6. SQMK Trend Analizi Sonuçları



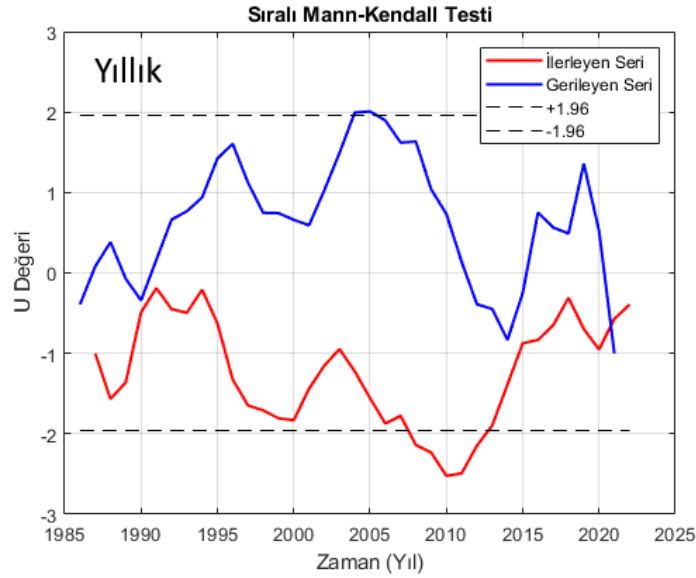
Şekil 18. Ocak–Haziran dönemine ait SQMK sonuçları

Şekil 18’de verilen SQMK trend analizi sonuçları, Ocak–Haziran döneminde aylık serilerin trend yönü ve olası trend başlangıç zamanlarını karşılaştırmalı olarak göstermektedir. Grafiklerde kırmızı eğri (ilerleyen seri) ve mavi eğri (gerileyen seri) birlikte değerlendirilir; bu iki eğrinin kesişme noktaları trend değişiminin/başlangıcının yaklaşık zamanı hakkında fikir verirken, ± 1.96 sınırları %95 güven düzeyinde anlamlılık eşliğini temsil eder. Görsele göre Ocak ayında son yıllara doğru belirgin bir artan eğilim güçlenmektedir (ilerleyen seri yukarı yönlü

ve +1.96'ya yaklaşmaktadır/yer yer aşmaktadır); olası trend başlangıcı yaklaşık 2014–2017 bandında görünmektedir. Şubat ayında dalgalı yapı baskın olmakla birlikte son dönemde orta düzey artış eğilimi izlenmekte, kesişim yaklaşık 2016–2019 civarında oluşmaktadır; ancak anlamlılık güçlü değildir. Mart ayında uzun süreli dalgalanma sonrası son yıllarda hafif artış yönlü toparlanma vardır; olası başlangıç 2017 sonrası görünmektedir fakat güven sınırlarını aşmadığı için istatistiksel olarak anlamlı trend yoktur. Nisan ayında ilerleyen seri uzun süre negatif bölgede kaldıktan sonra son yıllarda yukarı dönmektedir; Ancak eğriler kesişmediği ve güven sınırlarını aşmadığı için anlamlı bir trenden bahsedilemez. Mayıs ve Haziran ayında ise seri büyük ölçüde negatif bölgede dalgalanmakta ve son yıllarda kısmi toparlanma olsa da genel tablo zayıf azalış eğilimi veya trend belirsizliği şeklindedir. Trendlerin fiziksel anlamını değerlendirecek olursak yeraltı suyu kuyularının referans düzlemi yeryüzüne göre alındığı için grafiklerdeki artan trendler yeraltı su seviyesinin düşünü yani suyun yeryüzüne göre daha derinlerde olduğunu gösterirken azalan trendler YSS'nin yükseldiğini göstermektedir. Buna göre genel olarak Ocak ayında yeraltısuyu seviyesi anlamlı düşüş gösterirken mayıs ve haziran aylarında anlamlı artış göstermekte, diğer aylarda ise anlamlı trend görülmemektedir. Ek olarak tüm zaman periyotlarında 2010 yılından sonra yeraltı su seviyelerinde azalış hareketi dikkat çekmektedir.



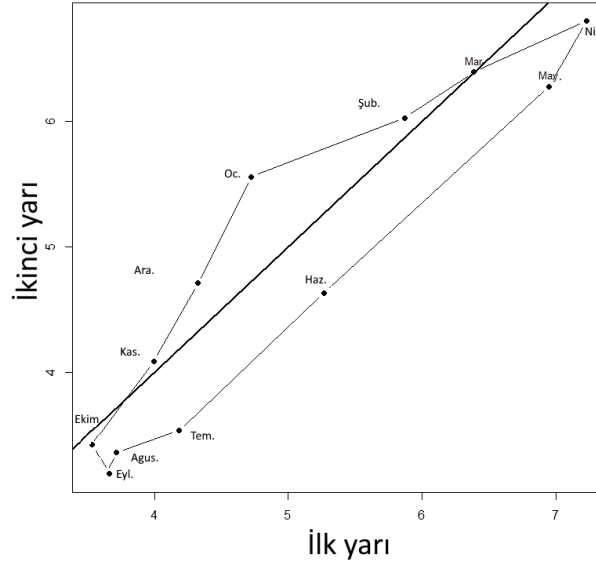
Şekil 19. Temmuz–Aralık dönemine ait SQMK sonuçları



Şekil 20. Yıllık zaman periyoduna ait SQMK sonuçları

Şekil 19’da verilen SQMK sonuçları (Temmuz–Aralık), yılın ikinci yarısında yeraltı su seviyesi serilerinin trend yönü ve olası trend başlangıçlarını göstermektedir. Görsele göre Temmuz, Ağustos ve Eylül aylarında ilerleyen seri çoğunlukla negatif bölgede kalmakta, son yıllarda sınırlı toparlanma görülse de eğriler genellikle güven sınırlarını aştığı için anlamlı azalan bir trend sinyali vardır. Yani bu aylarda genel olarak 1985-2010 aralığında YSS’lerinde artış görülmesine rağmen 2012’den sonra istatistiksel olarak anlamsız olmasına rağmen azalış eğilimi baskındır. Ekim ve kasım ayında 1995-2010 periyodunda seriler birbirlerine paralel etmesi nedeniyle istatistiksel anlamlı bir eğilim yoktur. Ancak son dönemde ilerleyen seride belirgin bir yukarı yönlü hareket vardır ve mavi seriye yaklaşma/kesişim davranışı görülmektedir; bu durum yaklaşık 2012 sonrası dönemde artış yönlü ama anlamsız bir trendin başladığı görülmektedir. Bu durum 2012 sonrası YSS’de azalış eğiliminin güçlendiğine işaret etmektedir. Aralık ayında da benzer şekilde ilerleyen seri güçlü biçimde yükselmekte ve son dönemde +1.96 düzeyine yaklaşarak artan trendin güçlendiğini göstermektedir; olası trend başlangıcı yaklaşık 2012 yılında değerlendirilebilir. Aralık ayın da ocak gibi yeraltı su seviyesinin önemli azalış eğilimine sahip olduğu çıkarımı yapılabilmektedir. Şekil 20’de yıllık seri SQMK sonuçları gösterilmiştir. Yıllık seride ilerleyen serinin ise uzun dönem boyunca dalgalı bir yapı olsa da 1985-2010 aralığında istatistiksel açıdan anlamlı azalan trend yani artan YSS’leri hakimdir. Ancak 2010 yılından sonra güven aralığına girerek anlamsız bir artış eğilimi yani YSS’de azalma eğilimi görülmüştür.

4.7. IPTA Sonuçları



Şekil 21. YSS değişiminin IPTA ile analizi

Şekil 21’de IPTA ile YSS’nin değişimi değerlendirilmiştir. Buna göre aylık noktaların 1:1 referans doğrusuna göre konumu incelendiğinde, Kasım, Aralık, Ocak ve Şubat aylarının referans doğrusunun üstünde (artış bölgesinde), Mart ayının referans doğrusuna çok yakın/üzerinde (zayıf ya da sınırlı değişim), buna karşılık Nisan–Ekim dönemindeki ayların büyük kısmının referans doğrusunun altında (azalış bölgesinde) yer aldığı görülmektedir. Bu durum, YSS değişkeninin ikinci yarı değerlerinin yılın önemli bir bölümünde ilk yarıya göre daha düşük, kışa geçiş, kış ve bahar başlangıcı aylarında ise daha yüksek olduğunu göstermektedir. YSS’nin yeraltı suyu derinliği (yeryüzüne göre seviye) olarak tanımlanması nedeniyle, referans doğrusunun üstündeki aylar (özellikle Kasım–Şubat) yeraltı su seviyesinin derinleştiğine (yani su seviyesinin düştüğüne), referans doğrusunun altındaki aylar ise yeraltı su seviyesinin yükselme eğiliminde olduğuna işaret etmektedir. Aralık, Ocak ve Şubat aylarında artış bölgesinde yer alma durumu kış ve kış başlangıcı döneminde yeraltı su seviyesinde düşüş eğiliminin öne çıktığını düşündürürken, ilkbahar sonu–yaz döneminde (özellikle referans doğrusunun altında kalan aylarda) bunun tersine su seviyesi yükselme koşullara geçiş gözlenmektedir. Mart, Ekim ve referans doğrusuna yakın diğer aylar ise iki dönem arasındaki farkın zayıf olduğu, dolayısıyla değişimin daha kararsız veya sınırlı kaldığı geçiş ayları olarak değerlendirilebilir. Bu nedenle IPTA grafiği, yıl içinde tek yönlü bir davranıştan ziyade, mevsimsel olarak değişen iki farklı hidrojeolojik rejime işaret etmektedir: kış döneminde düşme eğilimi, sıcak dönemlerde ise görece yükselme eğilimi hakimdir.

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bu çalışmada ARIMAX, VAR, Makine Öğrenme Modelleri olan RF ve SVM Yöntemleri ve SHAP tabanlı açıklana bilirlilik analizi kullanılarak Erzincan İli'nin YSS tahmin edilmiştir. Bu kapsamda istatistiksel modeller olan MI, Spearman Rho Korelasyonu, Çok Değişkenli Doğrusal Regresyon Analizi, Sıralı Mann Kendall testi, IPTA ve Performans Metrikleri kullanılarak ARIMAX, VAR, RF ve SVM Yöntemlerinin performansları kapsamlı bir şekilde değerlendirilmiştir. Elde edilen bulgular neticesinde Şen ve Özaydın (2009) ve Nury vd. (2025) çalışmalarında olduğu gibi, VAR ve ARIMAX yöntemlerinin doğrusal bileşenlerin olduğu modellemelerde daha iyi sonuç verdiği, aksi takdirde performansının düştüğü sonucuna varılmıştır. Bu iki yöntem kıyaslandığında ise VAR yöntemine göre ARIMAX yönteminin hata değerini daha az ve performansının daha iyi olduğu belirlenmiştir. Doğrusal olmayan karmaşık değişkenlerde ise RF ve SVM Yöntemlerinin VAR ve ARIMAX yöntemlerine göre daha iyi sonuç verdiğini görülmektedir (Nury vd., 2025). Makine Öğrenme Modelleri olan RF ve SVM Yöntemleri kıyaslandığında ise RF Yönteminde üstün genelleme yeteneği ile hem eğitim hem test veri setlerinde daha iyi performansa sahip olduğu, SVM yönteminde ise eğitim setinde hata oranı düşük olsa da test veri setlerinde performansında düşüş görülmektedir. Bu da SVM yönteminin eğitim verisine genelleme yeteneğinin nispeten zayıf ve RF yöntemine göre yeni veri genelleme performansının daha düşük olduğu anlamına gelmektedir (Akay vd., 2019; Abu ve Rasel, 2024). RF Yöntemi ile elde edilen R^2 değerinin 0.844 olması diğer yöntemlere göre YSS'nin tahmininde daha yüksek öngörü gücü ile daha üstün bir performans gösterdiği görülmektedir ve bu nedenle çalışmalarda diğer yöntemlere göre daha çok tercih edilmektedir (Abu ve Rasel, 2024).

Bunlara ilaveten kullanılan yöntemlerle elde edilen model çıktılarının giriş değişkenlerinin nasıl etkilendiğini belirleyen SHAP yöntemi kullanılmıştır. Böylelikle modellerin karmaşık iç yapısı anlaşılır hale gelmiş ve yorumlanarak statik ve dinamik değişkenlerin YSS üzerindeki etkileri ortaya koyulmuştur. Bu durum model çıktılarına olan güvenilirliği artırmaktadır (Fan vd., 2023).

Bu tez çalışması neticesinde, kullanılan tüm yöntem sonuçlarının bir araya getirilerek hem istatistiksel hem de SHAP tabanlı açıklana bilirlilik analizi yapılması model çıktılarının performansları belirlenmiş ve uzun zamansal dinamikleri daha anlaşılır hale getirmiştir. Bu durum su kaynakları yönetiminde güvenilir bir yol haritasının elde edilmesi ve etkili karar

mekanizmasının belirlenmesi açısından literatüre önemli katkılar sunmuştur. Ayrıca bu çalışmada daha fazla verilerin modele entegre edilmesi, tahmin doğruluğunu artırmış ve açıklana bilirliliği artırarak belirsizlikleri azaltmıştır (Habibi ve Hassanpour, 2025).

Elde edilen mevsimsel desen (kış aylarında YSS düşmesi, sıcak dönemde görelî yükselme) iklim değışikliđi bağlamında değeriendirildiđinde, Akdeniz havzasında raporlanan artan sıcaklık, artan buharlaşma talebi ve yağış rejimindeki düzensizleşme ile uyumlu bir hidrojeolojik sinyal olarak okunabilir; özellikle kış-toparlanma dönemlerinin zayıflaması veya kayması ve 2010 sonrası derinleşme eğiliminin belirginleşmesi, yeraltı suyu besleniminin iklim baskısı altında daha kırılğan hale geldiđini düşündürmektedir. Akdeniz'in iklim değışikliđine duyarlı bir hotspot bölge olduđu, su güvenliđi risklerinin arttıđı ve yüzey/yeraltı su kaynaklarında azalma beklentisinin güçlendiđi literatürde güçlü biçimde vurgulanmaktadır; bu nedenle sizin IPTA ve SQMK sonuçlarınız, yerel ölçekte gözlenen mevsimsel YSS değışimlerinin daha geniş ölçekli iklim zorlamalarıyla tutarlı olabileceđini göstermektedir. Bununla birlikte, bu iliřkinin nedensel olarak güçlendirilmesi için bir sonraki aşamada yağış, sıcaklık, ET_0 , kuraklık indisleri (SPI/SPEI) ve mümkünse çekim verileriyle birlikte çok değışkenli analiz yapılması bilimsel olarak daha sağlam olacaktır (Caloiero vd. 2018; Ndehedehe vd. 2023; Noto vd. 2023).

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışma, tek bir akifer sisteminde uzun süreli eş zamanlı hidro-meteorolojik verilerin kullanılmasıyla, YSS'nin hem fiziksel süreçler hem de veri odaklı modeller üzerinden bütüncül olarak değerlendirilebileceğini göstermiştir. Elde edilen bulgular şu temel sonuçlara işaret etmektedir:

- o YSS(t-1) hem MI hem korelasyon hem de regresyon ve SHAP analizlerinde açık farkla en baskın değişken olarak öne çıkmıştır.
- o Bu durum, akiferin kısa dönemli davranışının büyük ölçüde kendi geçmiş seviyeleri tarafından belirlendiğini, yani sistemde güçlü bir otoregresif hafıza bulunduğunu göstermektedir.
- o T , T_{\min} ve T_{\max} değişkenleri özellikle t-1 ve t-2 gecikmelerinde güçlü ve negatif Spearman korelasyonları sergilemiş; SHAP analizinde de üst sıralarda yer almıştır.
- o Yüksek sıcaklık dönemlerinde buharlaşma ve bitki su tüketiminin artması, yeraltı suyunu besleyen yüzey ve sızma bileşenlerini azaltmakta ve bu etki birkaç ay gecikmeyle YSS'de azalma olarak ortaya çıkmaktadır.
- o Korelasyon ve MI sonuçları, toplam yağış ve P_{\max} değişkenlerinin YSS üzerindeki etkisinin düşük-orta düzeyde kaldığını, regresyon modelinde ise yalnızca $P(t-2)$ ve $P_{\max}(t)$ terimlerinin anlamlı olduğunu göstermiştir.
- o Bu bulgu, çalışılan istasyonda yağış-yeraltı suyu ilişkisinin doğrudan ve hızlı bir yanıt yerine, toprak, kar örtüsü, yüzey-akış ve depolama süreçleri üzerinden dolaylı ve gecikmeli bir mekanizma ile işlediğini düşündürmektedir.
- o ARIMAX, hem hata metrikleri hem de R^2/NSE değerleri bakımından VAR modeline göre belirgin üstünlük sağlamıştır.
- o Dışsal değişkenlerin (meteorolojik ve hidrolojik bileşenler) modele kontrollü biçimde dâhil edilmesi, YSS tahmininde daha dengeli ve güvenilir bir yapı sunmuştur.
- o RF ve SVM modelleri, test setinde $R^2 \approx 0.84-0.85$ aralığında, düşük RMSE ve MAE değerleriyle güçlü genelleme yeteneği sergilemiştir.
- o Artık dağılımları, yoğunluk grafikleri ve Bland-Altman analizleri, her iki modelin de sistematik bias üretmediğini, hataların çoğunlukla ± 1 m aralığında kaldığını ve normal dağılıma oldukça yakın olduğunu göstermiştir.
- o SHAP önem ve dağılım grafikleri, RF modelinin karar mekanizmasını sayısal olarak açığa çıkarmış; YSS(t-1) ve gecikmeli sıcaklık bileşenlerinin baskın rolü, klasik regresyon ve korelasyon sonuçlarıyla tam uyumlu bulunmuştur.

o YSS(t-1) için oluşturulan SHAP bağımlılık grafiği, bu değişkenin artmasıyla model tahmininin neredeyse doğrusal biçimde yükseldiğini göstererek otoregresif yapıyı görsel olarak da doğrulamıştır.

o SQMK sonuçlarına göre özellikle Ocak ve kısmen Aralık aylarında son yıllarda yukarı yönlü YSS trendi belirginleşmiştir. Trend başlangıcı Ocak için yaklaşık 2014–2017 aralığında izlenmektedir. Bu durum YSS artışı (yer yüzünden derinlik artışı) anlamına geldiğinden, fiziksel olarak yeraltı su seviyesinde düşüş eğilimini göstermektedir. Şubat–Nisan aylarında artış yönlü sinyal olsa da güven sınırları aşılmadığı için istatistiksel anlamlılık sınırlıdır. Mayıs–Haziran aylarında ise belirgin bir trend başlangıcı tespit edilmemiştir.

o IPTA sonuçlarına göre Kasım–Aralık–Ocak–Şubat ayları 1:1 referans doğrusunun üstünde yer almakta ve bu aylarda ikinci yarı YSS değerlerinin ilk yarıya göre daha yüksek olduğu belirlenmektedir. Buna karşılık Nisan–Ekim dönemindeki ayların büyük kısmı referans doğrusunun altında yer almakta olup bu aylarda YSS'nin ikinci yarıda azaldığı görülmektedir. Bu durum yıl içinde iki farklı dönemsel davranış rejimine işaret etmektedir.

o SQMK trendin zaman içindeki başlangıç-zamanı ve anlamlılığını, IPTA ise iki yarı dönem arasındaki yönsel farkı/sapmayı öne çıkarır. Ancak her iki testte büyük ölçüde örtüşmekte ve birbirlerini doğrulamaktadır.

Genel değerlendirmeye, çalışma hem klasik istatistiksel yöntemleri hem de modern makine öğrenmesi ve açıklanabilir yapay zekâ araçlarını bir araya getirerek, YSS tahmininde güçlü, yorumlanabilir ve uygulanabilir bir çerçeve sunmuştur. Bu çerçevenin, benzer hidrolojik ve iklimsel koşullara sahip diğer bölgelerde de uyarlanması, sürdürülebilir yeraltı suyu yönetimi ve iklim değişikliğine uyum çalışmalarına somut katkılar sağlayacaktır.

Bu çalışma kapsamında elde edilen bulguların daha güçlü biçimde doğrulanabilmesi için, YSS değişimlerinin meteorolojik parametreler ve farklı kuraklık indisleri ile birlikte çok değişkenli istatistiksel analizler kullanılarak değerlendirilmesi önerilmektedir. Özellikle 2010 sonrası dönemde gözlenen derinleşme eğiliminin iklim değişikliği ve yeraltı suyu çekimleri ile ilişkisi nicel olarak test edilmelidir. Gelecek çalışmalarda uzaktan algılama verileri ile saha gözlemlerinin birlikte kullanılması, bölgesel ölçekte su bütçesi analizine katkı sağlayacaktır. Ayrıca trend analizlerinin farklı istasyonlar ve daha uzun zaman serileri ile tekrarlanması, sonuçların mekânsal tutarlılığını ve istatistiksel güvenilirliğini artıracaktır.

KAYNAKÇA

- Abbas, M., Arshad, M., & Shahid, M. A. (2023). *Zoning of groundwater level using innovative trend analysis: case study at Rechna Doab, Pakistan*. *Water Resources and Irrigation Management-WRIM*, 12(1-3), 64-80.
- Abu, S. M., & Rasel, H. M. (2024). *Machine Learning for Groundwater Storage Prediction: Leveraging Climatic Variables*, Preprint. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-4452205/v1>
- Adu, W. K., Appiahene, P., & Afrifa, S. (2023). *VAR, ARIMAX and ARIMA models for nowcasting unemployment rate in Ghana using Google trends*. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 10(1), 12.
- Akaike, H. (1974). *A new look at the statistical model identification*. *IEEE transactions on automatic control*, 19(6), 716-723.
- Akay, E. Ç., Topal, K. H., Kizilarlan, S., & Bulbul, H. (2019). *Forecasting of Turkish housing price index: ARIMA, random forest, ARIMA-random forest*. *Pressacademia*, 10(10), 7-11.
- Anonim. (2026). Erzincan coğrafi özellikleri. Erzincan Valiliği. <http://www.erzincan.gov.tr/cografi-yapisi>
- Aroef, C., Rivan, Y., & Rustam, Z. (2020). *Comparing random forest and support vector machines for breast cancer classification*. *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 18(2), 815-821.
- Bahadırılı, Z. M. (2021). *Yeraltı suyu seviye değişiminin M5 karar ağacı ve yapay sinir ağları yöntemleriyle belirlenmesi*. (Master's thesis, İskenderun Teknik Üniversitesi/Lisansüstü Eğitim Enstitüsü/İnşaat Mühendisliği Ana Bilim Dalı).
- Ben-Hur, A., & Weston, J. (2009). *A user's guide to support vector machines*. In *Data mining techniques for the life sciences* (pp. 223-239). Totowa, NJ: Humana Press.
- Breiman, L. (2001). *Random forests*. *Machine learning*, 45(1), 5-32.
- Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: forecasting and control*. John Wiley & Sons.
- Caloiero, T., Veltri, S., Caloiero, P., & Frustaci, F. (2018). *Drought analysis in Europe and in the Mediterranean basin using the standardized precipitation index*. *Water*, 10(8), 1043.
- Chen, Z., Grasby, S. E., & Osadetz, K. G. (2004). *Relation between climate variability and groundwater levels in the upper carbonate aquifer, southern Manitoba, Canada*. *Journal of Hydrology*, 290(1-2), 43-62.

- Citakoglu, H., & Minarecioglu, N. (2021). Trend analysis and change point determination for hydro-meteorological and groundwater data of Kizilirmak basin. *Theoretical and Applied Climatology*, 145(3), 1275-1292.
- Çobaner, M., Babayiğit, E., & Babayiğit, B. (2016). Meteorolojik veriler kullanılarak yeraltı su seviyesinin genetik programlama ile tahmini. *Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 5(2), 177-187.
- Demir Yetiş, A., İlhan, N., & Kara, H. (2024). Integrating deep learning and regression models for accurate prediction of groundwater fluoride contamination in old city in Bitlis province, Eastern Anatolia Region, Türkiye. *Environmental Science and Pollution Research*, 31(34), 47201-47219.
- Demir, V., Uray, E., Orhan, O., Yavariabdi, A., & Kusetogullari, H. (2021). Yer Altı Su Seviyelerinin Trend Analizi Ve Efektif Zemin Gerilmesi Değişimine Etkisi: Konya Kapalı Havzası Örneği, *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*. Özel Sayı 24, S. 515-522.
- Elias, I. I., & Ali, T. H. (2025). Optimal level and order of the Coiflets wavelet in the VAR time series denoise analysis. *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*, 11, 1526540.
- Fan, M., Zhang, L., Liu, S., Yang, T., & Lu, D. (2023). Investigation of hydrometeorological influences on reservoir releases using explainable machine learning methods. *Frontiers in Water*, 5, 1112970.
- Gibrilla, A., Anornu, G., & Adomako, D. (2018). Trend analysis and ARIMA modelling of recent groundwater levels in the White Volta River basin of Ghana. *Groundwater for Sustainable Development*, 6, 150-163.
- Gümüş, V., Şimşek, O., & Açar, M. K. (2022). Artvin ve Rize İstasyonlarına ait aylık toplam yağış verilerinin trendinin farklı yöntemlerle değerlendirilmesi. *Harran Üniversitesi Mühendislik Dergisi*, 7(3), 204-216.
- Habibi, S., & Tasouji Hassanpour, S. (2025). An explainable machine learning framework for forecasting lake water equivalent using satellite data: a 20-year analysis of the urmia lake basin. *Water*, 17(10), 1431.
- Haslbeck, J. M., Bringmann, L. F., & Waldorp, L. J. (2021). A tutorial on estimating time-varying vector autoregressive models. *Multivariate behavioral research*, 56(1), 120-149.
- Haydier, E. A., Albarwari, N. H. S., & Ali, T. H. (2023). The comparison between VAR and ARIMAX time series models in forecasting. *Iraqi Journal of Statistical Sciences*, 20(2), 249-262.

- İçağa, Y., Yurtçu, Ş., & Ulutürk, Y. (2009). Yeraltı Suyu Seviye Degisiminin Stokastik Modellemesi: Akarçay Afyon Alt Havzası Örneği. *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 11(2), 180-186.
- Kartal, V., Nones, M., Topcu, E., & Ariman, S. (2024). Comparison of different techniques in determining groundwater levels trends in Türkiye. *Hydrological Processes*, 38(8), e15244.
- Karaboran, O., & Çobaner, M. (2013). Serbest akiferlerdeki yeraltı su seviyeleri ile meteorolojik veriler arasındaki ilişkinin yapay sinir ağları ile belirlenmesi. *Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri*.
- Katipoğlu, O. M., Mohammadi, B., & Keblouti, M. (2024). Bee-inspired insights: Unleashing the potential of artificial bee colony optimized hybrid neural networks for enhanced groundwater level time series prediction. *Environmental Monitoring and Assessment*, 196(8), 724.
- Kendall, M. G. (1962). *Rank correlation methods*. Griffin, London.
- Keskin, M. E., Çakto, İ., Çetin, V., & Bektaş, O. (2018). Doğu Anadolu Bölgesi sıcaklık ve yağış trend analizi. *Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi*, 6(2), 294-300.
- Koç, E., & Katipoğlu, O. M. (2025). Singular spectrum analysis for noise reduction and feature extraction in hybrid deep learning models: Integrating Meteorological variables for improved SGI predictions: E. Koç and OM Katipoğlu. *Pure and Applied Geophysics*, 182(8), 3219-3254.
- Kommineni, M., Reddy, K. V., Jagathi, K., Reddy, B. D., & Bhavani, V. (2020, March). Groundwater level prediction using modified linear regression. In *2020 6th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)* (pp. 1164-1168). IEEE.
- Kraskov, A., Stögbauer, H., & Grassberger, P. (2004). Estimating mutual information. *Physical Review E—Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 69(6), 066138.
- Kurak, M. (2013). İzmir'e su Sağlayan Kuyularda Yer Altı Suyu Seviye Salınımlarının Stokastik Analizi (Master's thesis, Dokuz Eylül Üniversitesi (Turkey)).
- Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., Neter, J., & Li, W. (2005). *Applied linear statistical models*. New York: McGraw, Irwin.
- Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30.

- Mangalathu, S., Hwang, S. H., & Jeon, J. S. (2020). Failure mode and effects analysis of RC members based on machine-learning-based SHapley Additive exPlanations (SHAP) approach. *Engineering Structures*, 219, 110927.
- Mann, H. B. (1945). Nonparametric tests against trend. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 245-259.
- Maruf, A. G. (2019). Hatay ili Dörtüol bölgesi yer altı su seviyesinin bulanık mantık, çoklu lineer regresyon ve arma modelleri ile tahmini. (Yüksek Lisans tezi), Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi'nden edinilmiştir. (Tez No. 557969)
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2021). *Introduction to linear regression analysis*. John Wiley & Sons.
- Ndehedehe, C. E., Adeyeri, O. E., Onojeghuo, A. O., Ferreira, V. G., Kalu, I., & Okwuashi, O. (2023). Understanding global groundwater-climate interactions. *Science of the Total Environment*, 904, 166571.
- Noto, L. V., Cipolla, G., Pumo, D., & Francipane, A. (2023). Climate change in the Mediterranean Basin (Part II): A review of challenges and uncertainties in climate change modeling and impact analyses. *Water Resources Management*, 37(6), 2307-2323.
- Nozari, H., Vanaei, A., & Faraji, F. (2023). Gap-filling missing data in time series using the correlation matrix method of multiple time series in Asadabad Plain, Iran. *Sustainable Water Resources Management*, 9(6), 194.
- Nury, A. H., Taher, A., Alam, S., Afroz, R., Deb Anti, S., Nandi Majumdar, S., & Munna, G. M. (2025). Assessment of groundwater variability using ARIMA, random forest, and LSTM-RNN in the northeastern region of Bangladesh. *H2Open Journal*, 8(5), 336-360.
- Patle, G. T., Singh, D. K., Sarangi, A., Rai, A., Khanna, M., & Sahoo, R. N. (2015). Time series analysis of groundwater levels and projection of future trend. *Journal of the Geological Society of India*, 85(2), 232-242.
- Peter, Ď., & Silvia, P. (2012, September). ARIMA vs. ARIMAX—which approach is better to analyze and forecast macroeconomic time series. In *Proceedings of 30th international conference mathematical methods in economics (Vol. 2, pp. 136-140)*.
- Pham, Q. B., Kumar, M., Di Nunno, F., Elbeltagi, A., Granata, F., Islam, A. R. M. T., Talukdar, S., Nguyen, X. C., Ahmed, A. N., & Anh, D. T. (2022). Groundwater level prediction using machine learning algorithms in a drought-prone area. *Neural Computing and Applications*, 34(13), 10751-10773.
- Sedgwick, P. (2014). Spearman's rank correlation coefficient. *Bmj*, 349.

- Shadmani, M., Marofi, S., & Roknian, M. (2012). Trend analysis in reference evapotranspiration using Mann-Kendall and Spearman's Rho tests in arid regions of Iran. *Water resources management*, 26(1), 211-224.
- Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *The Bell system technical journal*, 27(3), 379-423.
- Sneyers, R. (1990). On the statistical analysis of series of observations. WMO Tech. Note, 143, 1.
- Şen, H., & Özyayın, Ö. (2009). ARMAX Modelleri ve Porsuk Barajı Su Seviyesinin Öngörüsü. *Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 9(2), 1-14.
- Şen, Z., Şişman, E., & Dabanlı, I. (2019). Innovative polygon trend analysis (IPTA) and applications. *Journal of Hydrology*, 575, 202-210.
- Şentürk, R., Kurban, R., & Çakıroğlu, F. (2023, December). Yeraltı su seviyesinin doğrusal olmayan otoregresif sinir ağı ile tahmini. In *SETSCI-Conference Proceedings (Vol. 15, pp. 59-63)*. SETSCI-Conference Proceedings.
- Willmott, C. J., & Matsuura, K. (2005). Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate research*, 30(1), 79-82.
- Yılmaz, Y. A., Sen, O. L., & Turuncoglu, U. U. (2019). Modeling the hydroclimatic effects of local land use and land cover changes on the water budget in the upper Euphrates–Tigris basin. *Journal of Hydrology*, 576, 596-609.
- Yurtcu, Ş., Uygunoğlu, T., & İçağa, Y. (2006). Yeraltı suyu akımı ile diğer meteorolojik değişkenler arasındaki ilişkinin bulanık mantıkla modellenmesi. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 12(2), 285-292.
- Zivot, E., & Wang, J. (2006). Vector autoregressive models for multivariate time series. In *Modeling financial time series with S-PLUS® (pp. 369-413)*. New York, NY: Springer New York.