KSÜ Mühendislik Bilimleri Dergisi, 29(3), 2026
Araştırma Makalesi

KSU J Eng Sci, 29(3), 2026
Research Article

Kahramanmaras Sutcu Imam University
Journal of Engineering Sciences

Geliş Tarihi : 24.03.2026
Kabul Tarihi : 24.04.2026

Received Date : 24.03.2026
Accepted Date : 24.04.2026

AFET SONRASI KENTSEL SU TÜKETİM TAHMİNİNDE HİBRİT CNN-LSTM TABANLI YENİ BİR DERİN ÖĞRENME MODELİ

A NEW HYBRID CNN-LSTM BASED DEEP LEARNING MODEL FOR PREDICTING URBAN WATER CONSUMPTION AFTER A DISASTER

Anıl UTKU[1] (ORCID: 0000-0002-7240-8713)
Yavuz CANBAY[2*] (ORCID: 0000-0003-2316-7893)
Berat BÜYÜKBESNİLİ[2*] (ORCID: 0009-0005-8370-0612)
Ebubekir Samet GÖZÜBENLİ[2*] (ORCID: 0009-0004-2895-3492)

[1] Munzur Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Tunceli, Türkiye
[2] Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Kahramanmaraş, Türkiye

*Sorumlu Yazar / Corresponding Author: Anıl UTKU, anilutku@munzur.edu.tr

ÖZET

Su kaynaklarının etkin ve sürdürülebilir yönetimi, özellikle afet sonrası altyapı hasarlarının yaşandığı kentlerde kritik bir öneme sahiptir. Bu çalışmada, Kahramanmaraş iline ait kentsel su tüketim verileri kullanılarak, afet sonrası koşulları yansıtan tek değişkenli bir zaman serisi kurgusunda su tüketim tahmini gerçekleştirilmiştir. Veri seti, KASKİ veri tabanından elde edilmiş ve veri kalitesini artırmak amacıyla analiz kapsamı Onikişubat ve Dulkadiroğlu merkez ilçeleri ile sınırlandırılmıştır. Önerilen hibrit CNN-LSTM tahmin modelinin performansı LR, DT, RF, XGBoost, LSTM ve CNN modelleri ile karşılaştırılmıştır. Modellerin performansları MAE, RMSE ve R^2 metrikleri kullanılarak değerlendirilmiştir. Deneysel sonuçlar, CNN-LSTM hibrit modelinin doğrusal olmayan örüntüleri ve zaman serisi dinamiklerini birlikte modelleyerek en yüksek tahmin doğruluğunu sağladığını göstermektedir. Çalışma, afet sonrası veri düzensizliklerinin bulunduğu koşullarda, derin öğrenme tabanlı ve hibrit yaklaşımların kentsel su yönetimi ve karar destek süreçleri açısından önemli bir potansiyel sunduğunu ortaya koymaktadır.

Anahtar Kelimeler: Su tüketim tahmini, makine öğrenmesi, derin öğrenme, cnn-lstm, afet yönetimi

ABSTRACT

The effective and sustainable management of water resources is of critical importance, particularly in cities where infrastructure damage has occurred following a disaster. In this study, water consumption was estimated using a univariate time series model that reflects post-disaster conditions, based on urban water consumption data from the province of Kahramanmaraş. The dataset was obtained from the KASKİ database, and the scope of the analysis was limited to the central districts of Onikişubat and Dulkadiroğlu to improve data quality. The performance of the proposed hybrid CNN-LSTM prediction model was compared with LR, DT, RF, XGBoost, LSTM, and CNN models. Model performance was evaluated using MAE, RMSE, and R^2 metrics. Experimental results demonstrate that the CNN-LSTM hybrid model achieves the highest prediction accuracy by jointly modeling nonlinear patterns and time series dynamics. The study highlights that deep learning-based and hybrid approaches offer significant potential for urban water management and decision-support processes under conditions where post-disaster data irregularities are present.

Keywords: Water consumption prediction, machine learning, deep learning, cnn-lstm, disaster management

This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0).

GİRİŞ

Su, insan sağlığından tarımsal üretime, sanayiden kentsel yaşam kalitesine kadar toplumsal refahın sürdürülebilmesi için kritik bir doğal kaynaktır (Kumar, 2021). Bununla birlikte son yıllarda iklim değişikliği, hızlı kentleşme ve nüfus baskısı gibi etkenler su kaynakları üzerinde belirgin bir baskı oluşturmakta, özellikle kentlerde arz–talep dengesini kırılgan hâle getirmektedir (Borah, 2025). Kentsel ölçekte su yönetiminin en önemli bileşenlerinden biri, mevcut altyapının verimli işletilmesi ve gelecekteki talebin mümkün olduğunca doğru öngörülmesidir (Maurya et al., 2020). Talep projeksiyonları arıtma kapasitesi planlaması, şebeke işletimi, bakım-onarım önceliklendirmesi ve kesinti riskinin azaltılması gibi kararları doğrudan etkilemektedir (John, 2023). Türkiye'de bazı şehirlerde bu sorunlar, afet kaynaklı altyapı hasarlarıyla daha da kritik bir boyuta ulaşmıştır. Bu bağlamda Kahramanmaraş, 6 Şubat 2023 depremlerinin ardından su altyapısında oluşan hasarlar nedeniyle su yönetimi açısından özel bir örnek teşkil etmektedir (Avcil et al., 2024). Deprem sonrası şebekede meydana gelen kırılmalar ve arızalar, kayıp-kaçak oranlarının artmasına, su kesintilerinin sıklaşmasına ve su arz-talep dengesinin daha hassas bir yapıya dönüşmesine yol açmıştır. Bu nedenle Kahramanmaraş özelinde güvenilir tüketim tahmini üretmek, yalnızca teknik bir tahmin problemi değil, aynı zamanda kaynak planlaması ve risk azaltımı açısından stratejik bir gereksinimdir.

Geleneksel istatistiksel tahmin yaklaşımları, su tüketimi gibi doğrusal olmayan, ani kırılmalar ve yapısal değişimler içeren zaman serilerinde sınırlı bir performans sergileyebilmektedir (Kubek & Więcek, 2025). Özellikle afet sonrası dönemlerde tüketim davranışlarında meydana gelen düzensizlikler, mevsimsellik kalıplarının bozulması ve ani talep değişimleri, klasik yöntemlerin varsayımlarını geçersiz kılabilmektedir (Roy, 2025). Bu noktada, veriye dayalı öğrenme yeteneği sayesinde karmaşık örüntüleri yakalayabilen makine öğrenmesi ve derin öğrenme tabanlı modeller, kentsel su tüketiminin modellenmesinde güçlü bir alternatif sunmaktadır. Makine öğrenmesi yöntemleri, geçmiş tüketim verileri içerisindeki doğrusal olmayan ilişkileri ve uzun dönem bağımlılıkları öğrenerek daha esnek ve uyarlanabilir tahminler üretme potansiyeline sahiptir (Strielkowski et al., 2023). Bu özellikleri sayesinde, özellikle altyapı hasarları ve ölçüm düzensizliklerinin yoğun olduğu afet sonrası koşullarda, karar destek süreçleri için daha güvenilir öngörüler sağlamaktadır.

Bu çalışmada, Kahramanmaraş'ta kentsel tüketim davranışını temsil eden geçmiş tüketim verilerinden hareketle geleceğe dönük su tüketim tahmini üreten bir makine öğrenmesi çerçevesi geliştirmek amaçlanmıştır. Çalışmada Kahramanmaraş Su ve Kanalizasyon İdaresi (KASKİ) veri tabanından elde edilen tüketim kayıtları veri seti olarak kullanılmıştır. Modelleme yaklaşımı, sıcaklık, yağış ve nüfus gibi dışsal değişkenler kullanılmadan yalnızca geçmiş tüketim değerlerine dayalı tek değişkenli zaman serisi kurgusunda ele alınmıştır. Veri kalitesini artırmak ve düzensiz ölçümlerin etkisini azaltmak amacıyla analiz kapsamı, veri akışının daha istikrarlı olduğu Onikişubat ve Dulkadiroğlu merkez ilçeleriyle sınırlandırılmıştır.

Bu bağlamda, çalışmanın temel yeniliği, zaman serilerinde hem kısa dönemli yerel örüntüleri hem de uzun dönemli zamansal bağımlılıkları birlikte modelleyebilen hibrit bir derin öğrenme yaklaşımının geliştirilmesidir. Önerilen CNN-LSTM mimarisi, evrişimsel katmanlar aracılığıyla yerel tüketim dalgalanmalarını öğrenirken, LSTM katmanları ile uzun vadeli bağımlılıkları yakalayarak klasik makine öğrenmesi ve tekil derin öğrenme modellerine kıyasla daha güçlü bir temsil yeteneği sunmaktadır. Bu yönüyle çalışma, afet sonrası düzensiz ve doğrusal olmayan veri yapılarında hibrit modellerin etkinliğini ortaya koymayı amaçlamaktadır.

Afet sonrası döneme özgü önemli zorluklardan biri, şebeke hasarları ve ölçüm altyapısındaki kesintiler nedeniyle belirli dönemlerde ortaya çıkan veri boşlukları ve raporlama düzensizlikleridir. Bu tür eksik gözlemler, zaman serilerinin sürekliliğini bozarak tahmin modellerinin performansını olumsuz yönde etkileyebilmektedir. Bu nedenle çalışmada, zaman serisinin bütünlüğünü korumaya yönelik bir ön-işleme stratejisi benimsenmiştir. Özellikle deprem sonrası oluşan eksik dönemler, mevsimsellik yapısı dikkate alınarak ele alınmıştır. Son yıllarda derin öğrenme tabanlı mimarilerin gelişmesiyle birlikte, zaman serisi tahmin problemlerinde yalnızca tekrarlayan sinir ağları değil, aynı zamanda evrişimsel yapılar da yaygın olarak kullanılmaya başlanmıştır. Evrişimsel Sinir Ağları (Convolutional Neural Networks-CNN), zaman serilerinde yerel örüntüleri ve kısa dönemli bağımlılıkları otomatik olarak öğrenebilme yeteneği sayesinde, özellikle gürültülü ve düzensiz veri yapılarında etkili sonuçlar sunmaktadır. Bunun yanı sıra, CNN ve Uzun-Kısa Vadeli Bellek (Long Short-Term Memory-LSTM) mimarilerinin birlikte kullanıldığı hibrit CNN-LSTM modelleri, hem mekânsal (yerel) hem de zamansal bağımlılıkları aynı çerçevede ele alarak, karmaşık tüketim dinamiklerinin daha başarılı biçimde modellenmesine olanak tanımaktadır.

Farklı model ailelerinin aynı tahmin problemi üzerindeki davranışlarını karşılaştırmalı olarak incelemek amacıyla Doğrusal Regresyon (Linear Regression-LR), Karar Ağacı (Decision Tree-DT), Rastgele Orman (Random Forest-RF), eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) gibi klasik makine öğrenmesi yöntemlerinin yanı sıra LSTM, CNN ve hibrit CNN-LSTM derin öğrenme modelleri uygulanmıştır. Modellerin başarımı, öngörü doğruluğunu ve hata büyüklüğünü birlikte yansıtan Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE) ve R-Squared (R^2) metrikleri kullanılarak değerlendirilmiştir.

Çalışmanın literatüre katkısı aşağıdaki gibi özetlenebilir:

- Bu çalışmada, CNN ve LSTM mimarilerinin birlikte kullanıldığı hibrit bir derin öğrenme modeli önerilerek, zaman serilerindeki çok ölçekli örüntülerin daha etkin biçimde modellenmesi sağlanmıştır.
- Su tüketim tahmini literatüründe sıkça incelenen büyük metropoller yerine, afet sonrası altyapı kırılganlığının belirginleştiği Kahramanmaraş gibi bir örneklemde talep tahmini problemine odaklanılarak, hibrit modellerin bu tür veri yapılarındaki başarımı ortaya konulmuştur.
- Dışsal değişkenlere ihtiyaç duymadan yalnızca geçmiş tüketim üzerinden kurulmuş tek değişkenli zaman serisi kullanılarak, klasik makine öğrenmesi yöntemleri, derin öğrenme modelleri ve hibrit model sistematik biçimde karşılaştırılmıştır.

LİTERATÜR TARAMASI

Su tüketim tahmini, sürdürülebilir su yönetimi ve altyapı planlaması açısından son yıllarda giderek artan bir araştırma alanı hâline gelmiştir. Literatürde bu problem kısa ve uzun vadeli talep tahmini, mevsimsellik analizi, nüfus ve iklim etkilerinin modellenmesi ile karar destek sistemlerine entegrasyon gibi farklı bakış açılarıyla ele alınmaktadır. Erken dönem çalışmalarda çoğunlukla istatistiksel ve ekonometrik yöntemler tercih edilirken, artan veri hacmi ve hesaplama gücüyle birlikte makine öğrenmesi ve derin öğrenme tabanlı yaklaşımlar ön plana çıkmıştır. Özellikle doğrusal olmayan ilişkileri ve karmaşık tüketim örüntülerini öğrenebilme yeteneğine sahip bu yöntemler, kentsel su tüketimi gibi dinamik sistemlerin modellenmesinde önemli avantajlar sunmaktadır. Bu bölümde, su tüketim tahmini alanında gerçekleştirilen önceki çalışmalar, kullanılan veri türleri, modelleme yaklaşımları ve elde edilen bulgular açısından incelenerek, önerilen çalışmanın literatürdeki konumu ortaya konulmaktadır.

Aktuğ ve Topal (2025), İstanbul'un uzun dönemli su tüketiminde doğrusal ve doğrusal olmayan yapıları birlikte ele alarak en uygun tahmin modelini belirlemeyi amaçlamıştır. Bu doğrultuda ARIMA, Çok Katmanlı Algılayıcı (Multilayer Perceptron-MLP) ve ARIMA–MLP hibrit modeli karşılaştırılmıştır. 1991–2022 yılları arasındaki yıllık veriler kullanılarak yapılan analizlerde, ARIMA–MLP hibrit modelinin örneklem içi 0,995 R^2 ve örneklem dışı 0,958 R^2 değerleriyle tahminlerde en düşük hata oranlarına ulaştığı ve su tüketimindeki artış eğilimini başarıyla yansıttığı raporlanmıştır.

Azgınoğlu ve ark. (2025), su kaynaklarının etkin yönetimi için kritik olan su tüketim tahmininde karşılaşılan veri düzensizliklerini ve coğrafi farklılıkları ele almak amacıyla mekânsal ayrıştırma tabanlı bir makine öğrenmesi yaklaşımı geliştirmiştir. İzmir'e ait 2014-2024 yılları arasındaki yaklaşık 1 milyon kayıttan oluşan büyük veri seti üzerinde RF, Gradyan Artırma Makineleri (GBM) ve XGBoost algoritmalarının performansları karşılaştırılmıştır. Mekansal ayrıştırmanın, RF, GBM ve XGBoost modellerinin tahmin doğruluğunu sırasıyla %25, %19 ve %21 oranında artırdığı görülmüştür.

Karagöz ve Özkubat (2024), Manisa kent merkezinin su tüketimini tahmin etmek amacıyla ANN, ARIMA ve Holt–Winters yöntemlerini karşılaştırmıştır. Çoklu girdi değişkenleriyle gerçekleştirilen analizlerde, ANN modelinin 0,97 R^2 değeriyle diğer yöntemlere belirgin üstünlük sağladığı raporlanmıştır.

Zarrin ve ark. (2024), kentsel su yönetiminde meteorolojik faktörlerin etkisini anlamak ve su talebini yüksek doğrulukla tahmin etmek amacıyla Kamyaran şehrine ait veriler üzerinde makine öğrenmesi tabanlı bir çalışma gerçekleştirmiştir. 2017-2023 dönemini kapsayan günlük su tüketimi ve meteorolojik verilerin kullanıldığı çalışmada, Genelleştirilmiş Toplamsal Modeller (GAM), Genelleştirilmiş Doğrusal Modeller (GLM) ve SVM'in performansları karşılaştırılmıştır. Analizler sonucunda, su tüketiminin yüksek nem ve basınç koşullarına duyarlı olduğu, model başarımı açısından ise SVM'in 0,98 R^2 ve 0,082 RMSE'ye sahip olduğu görülmüştür.

Görenekli ve Gülbağ (2024), su kaynaklarının etkin yönetimi ve planlaması için kritik öneme sahip olan su tüketim tahmininde makine öğrenmesi modellerinin performansını karşılaştırmak amacıyla Kocaeli'ye ait kapsamlı bir veri

seti üzerinde çalışma yürütmüştür. Ocak 2016 ile Ağustos 2022 tarihleri arasındaki 5000 aboneye ait su tüketim verileri kullanılmıştır. ANN, RF, SVM ve GBM modelleri uygulanmış, Parçacık Sürü Optimizasyonu ve Levenberg-Marquardt teknikleri ile model iyileştirmeleri yapılmıştır. Deneyler, GBM'nin 0.881 R^2 ile en başarılı model olduğu görülmüştür.

Güney ve Selvi (2023), su yönetiminde kayıp-kaçak ve israfın önlenmesi amacıyla Kayseri ili örneğinde kapsamlı bir anomali tespiti ve tüketim sınıflandırması çalışması gerçekleştirmiştir. Çalışmada, KASKİ'den temin edilen 8224 mesken abonesine ait yaklaşık 1,3 milyon satırlık (2006-2022) büyük bir veri seti kullanılmıştır. Ham veriler, minkowski mesafe değerlerine dönüştürülmüş ve 7 farklı anomali tespit algoritması kullanılarak normal, dikkat, riskli ve aşırı olmak üzere dört sınıfa ayrılmıştır. Çalışmada DT, k En Yakın Komşu (k Nearest Neighbour-kNN), RF ve XGBoost modelleri uygulanmıştır. Deneyler, minkowski dönüşümü uygulanan veri setinde, modellerin çoğunun doğruluğa ulaştığı ve şebekedeki tüketimin yaklaşık %13'ünün anormal nitelik taşıdığı tespit edilmiştir.

Taşan ve Taşan (2023), su kaynaklarının planlanması açısından kritik öneme sahip olan günlük referans bitki su tüketiminin yarı nemli iklim koşullarında doğru tahmin edilmesi amacıyla Bafra ilçesine ait veriler üzerinde makine öğrenimi modelleri geliştirmiştir. 2018-2020 dönemine ait sıcaklık, rüzgâr hızı, nem ve güneşlenme şiddeti verilerinin beş farklı kombinasyonla girdi olarak kullanıldığı çalışmada, Çok Değişkenli Uyarlanabilir Regresyon Eğrileri (MARS), Rassal Ağaç (Random Tree-RT) ve Gauss Süreç Regresyonu (Gaussian Process regression-GPR) algoritmalarının performansları standart FAO-56 Penman-Monteith yöntemi ile karşılaştırılmıştır. Analizler sonucunda, tüm modeller arasında MARS algoritmasının 0,982 R^2 ve 0,250 MAE sahip olduğu belirlenmiştir.

Coşkun (2022), Bursa'nın su ihtiyacını karşılayan Doğancı Barajı özelinde iklim değişikliği ve nüfus artışının su kıtlığı üzerindeki etkilerini belirlemek amacıyla makine öğrenmesi tabanlı bir yaklaşım geliştirmiştir. Çalışmada, RegCM4.4 bölgesel iklim modelinden elde edilen yağış ve sıcaklık verileri, MGM ve DSİ'den alınan gözlem verileri ile BUSKİ'den temin edilen baraj hacim verileri kullanılmıştır. Su bütçesi bileşenlerinin hesaplanmasında Penman-Monteith ve SCS-CN yöntemleri, baraj hacminin modellenmesinde ise SVM tercih edilmiştir. Analizler sonucunda, SVM'in baraj hacmini 0,76 R^2 ile tahmin ettiği görülmüştür.

Bayrakçı ve ark. (2021), tarımsal su yönetiminde verimliliği artırmak amacıyla bitki su tüketimini makine öğrenmesi yöntemleri kullanarak modellemiştir. Tarım ve Orman Bakanlığı verilerine dayanan 3203 gözlemden oluşan veri seti üzerinde LR, Ridge, Lasso, Gradient Boosting ve XGBoost yöntemleri karşılaştırılmıştır. Deneyler, doğrusal regresyon tabanlı modellerin yaklaşık %94 doğruluk sağladığı, ağaç tabanlı topluluk öğrenme yöntemlerinin ise belirgin biçimde daha yüksek performans sergilediği belirlenmiştir. Özellikle XGBoost modelinin %99,95 doğruluk oranına ulaşarak en başarılı yöntem olduğu ve su tüketim tahmini için güçlü bir alternatif sunduğu ifade edilmiştir.

Ersoy (2021), Gediz Havzası'ndaki yağış–akış modellemelerinde, paralel hibrit modellerde parametrelerin ayrı ayrı kalibre edilmesinden kaynaklanan dezavantajları gidermeyi amaçlamıştır. Bu kapsamda, Dinamik Su Bütçesi Modeli ile ANN ve SVM modelleri seri hibrit bir yapıda birleştirilmiş ve Parçacık Sürü Optimizasyonu ile kalibre edilmiştir. 1981–2010 dönemine ait aylık verilerin kullanıldığı çalışmada, önerilen seri hibrit modellerin RMSE değerlerini %24–30 oranında azalttığı ve tüm istasyonlarda yüksek doğruluk sağladığı belirlenmiştir.

Saleh (2021), yarı nemli iklim koşullarında sınırlı meteorolojik verilerle referans bitki su tüketiminin tahmin edilmesini ele almıştır. Çalışmada, MLP, Convolutional Neural Network (CNN), LSTM, Bi-Directional LSTM (Bi-LSTM) ve hibrit derin öğrenme mimarileri karşılaştırılmıştır. Bursa istasyonuna ait 1990–2020 dönemi verilerinin kullanıldığı analizlerde, hibrit ve CNN modellerinin en dengeli ve yüksek performansı sergilediği ortaya konmuştur.

Başakın ve ark. (2019), su tüketim verilerinin sınırlı veya eksik olduğu bölgelerde klasik istatistiksel yöntemlerin yetersiz kalması probleminden hareketle, İstanbul ili özelinde bir tahmin çalışması gerçekleştirmiştir. Çalışmada, 2005–2013 yılları arasına ait toplam dokuz yıllık su tüketim verisi kullanılarak az veriyle çalışabilme avantajına sahip Standart Gri Tahmin (GM(1,1)) ve Yuvarlanan Gri Tahmin (YGM(1,1)) modelleri uygulanmıştır. Model performansları Ortalama Mutlak Yüzde Hata (Mean Absolute Perentage Error-MAPE) ve Verimlilik Katsayısı (Efficiency Coefficient) metrikleri üzerinden değerlendirilmiştir. Deneysel sonuçlar, verilerin dinamik biçimde güncellendiği YGM(1,1) modelinin (k=4) %0,04 MAPE ve 0.86 EC değerleriyle standart modele kıyasla daha başarılı olduğunu göstermiştir.

Aliağaoğlu ve Mirioğlu (2019), Balıkesir örneğinde su tüketiminin mekânsal dağılımını sosyo-ekonomik değişkenler üzerinden incelemiştir. Çalışmada, Balıkesir'in 40 mahallesine ait 2015-2018 yılları arasındaki su tüketim verileri ile nüfus, iş yeri sayısı, hane halkı ve gelir düzeyi gibi değişkenler Basit ve Kısmi Korelasyon teknikleri kullanılarak analiz edilmiştir. Mahalle bazlı toplam su tüketimini açıklayan en güçlü değişkenlerin 0,98 ile nüfus ve 0,972 ile hane sayısı olduğu, ayrıca kuyu suyu aboneliğinin de tüketimle 0,825 değeriyle yüksek korelasyon gösterdiği belirlenmiştir. Çalışmada, iş yeri sayısının yoğun olduğu bölgelerde kişi başına düşen su tüketiminin 0,558 arttığı görülmüştür.

Yıldız ve Aytekin (2019), su şebekelerinin yönetiminde verimliliği artırmak ve kayıp/kaçak tespitini kolaylaştırmak amacıyla bölgesel su sayaçlarından elde edilen verilerle kısa dönemli su talep tahmini modelleri geliştirmiştir. 100 farklı sensörden toplanan yaklaşık 4 aylık tüketim verilerinin kullanıldığı çalışmada, Basit Hareketli Ortalama, Ağırlıklandırılmış Hareketli Ortalama ve Tarihsel Dönemlik Hareketli Ortalama (TDHO) gibi geleneksel yöntemler ile LR, SVM ve MLP'nin performansları karşılaştırılmıştır. Deneyler, en yüksek tahmin başarısının LR ve MLP tarafından elde edildiği göstermiştir.

Önen ve ark. (2018), Diyarbakır'ın su tüketimini çoklu parametreler temelinde modellemek amacıyla Genetik İfadeli Programlama yöntemini kullanmıştır. 120 aylık veri seti üzerinde yapılan analizlerde, önerilen modelin yüksek R^2 değerleriyle su tüketimini etkileyen temel faktörleri başarılı biçimde ortaya koyduğu belirlenmiştir.

Literatürde incelenen çalışmalar genel olarak değerlendirildiğinde, su tüketim tahmininin istatistiksel yöntemlerden makine öğrenmesi ve derin öğrenme tabanlı yaklaşımlara doğru belirgin bir evrim geçirdiği görülmektedir. Özellikle ağaç tabanlı topluluk öğrenme yöntemleri ve tekrarlayan sinir ağları, doğrusal olmayan ilişkileri ve zaman serilerindeki karmaşık örüntüleri modellemede başarılı sonuçlar ortaya koymuştur. Bununla birlikte, mevcut çalışmaların büyük bir bölümü ya meteorolojik ve sosyo-ekonomik dışsal değişkenlere yoğun biçimde bağımlı modeller geliştirmekte ya da veri sürekliliğinin yüksek olduğu büyük metropol alanlarına odaklanmaktadır. Afet sonrası altyapı hasarları, ölçüm düzensizlikleri ve veri boşluklarının belirgin olduğu şehirlerde, yalnızca geçmiş tüketim verilerine dayalı tek değişkenli zaman serisi kurgusunda farklı model ailelerinin sistematik olarak karşılaştırıldığı çalışmaların ise sınırlı olduğu görülmektedir. Bu bağlamda, Kahramanmaraş özelinde, afet sonrası koşulları yansıtan tüketim verileri kullanılarak klasik makine öğrenmesi yöntemleri ile derin öğrenme tabanlı yaklaşımların karşılaştırmalı olarak incelenmesi, literatürdeki önemli bir boşluğu doldurmayı amaçlamaktadır.

MATERYAL VE METOD

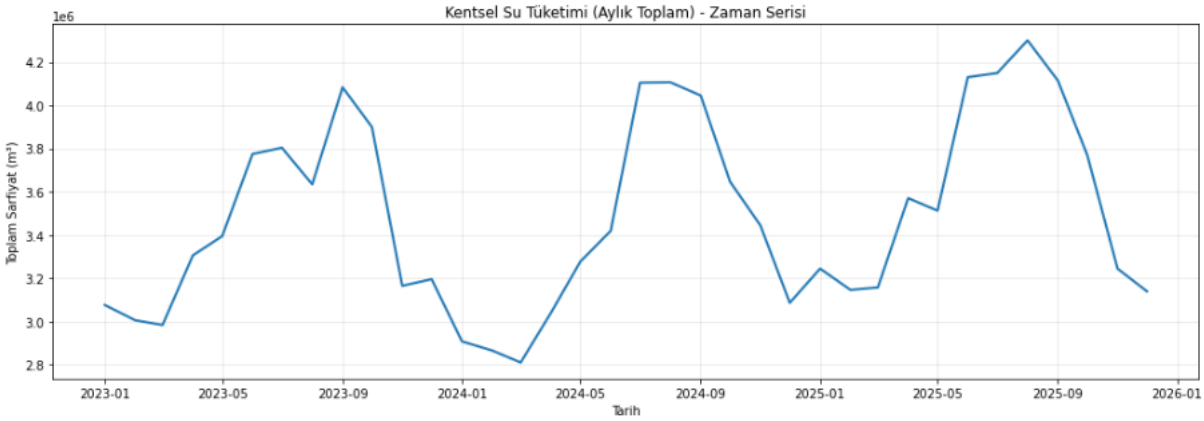
Bu çalışmada, Kahramanmaraş ilinde kentsel su tüketiminin tahmin edilmesi amacıyla, geçmiş tüketim verilerine dayalı veri odaklı bir modelleme yaklaşımı benimsenmiştir. Metodolojik çerçeve, veri setinin hazırlanması, zaman serisi yapısına uygun ön-işleme adımlarının uygulanması, makine öğrenmesi, derin öğrenme ve hibrit derin öğrenme tabanlı tahmin modellerinin geliştirilmesi ve modellerin performanslarının karşılaştırmalı olarak değerlendirilmesi aşamalarından oluşmaktadır. Afet sonrası koşullarda veri sürekliliğinin sınırlı olabileceği dikkate alınarak, dışsal değişkenler kullanılmaksızın yalnızca geçmiş su tüketim değerlerine dayalı tek değişkenli zaman serisi tercih edilmiştir. Böylece, klasik yöntemler ile CNN, LSTM ve CNN-LSTM gibi derin öğrenme mimarilerinin aynı veri yapısı üzerindeki tahmin yeteneklerinin nesnel biçimde karşılaştırılması amaçlanmıştır.

Veri Seti

Bu çalışmada kullanılan veri seti, Kahramanmaraş iline ait kentsel su tüketim kayıtlarından oluşmaktadır. Veriler, KASKİ veri tabanından temin edilmiş olup Ocak 2023 ile Aralık 2025 tarihleri arasındaki aylık toplam su tüketim değerlerini kapsamaktadır. Afet sonrası dönemde altyapıda meydana gelen hasarlar ve ölçüm düzensizlikleri dikkate alınarak, veri kalitesini artırmak amacıyla analiz kapsamı veri sürekliliğinin görece daha istikrarlı olduğu Onikişubat ve Dulkadiroğlu merkez ilçeleri ile sınırlandırılmıştır. Veri seti, sıcaklık, yağış ve nüfus gibi dışsal değişkenler kullanılmadan yalnızca geçmiş tüketim değerlerine dayalı tek değişkenli zaman serisi yapısında ele alınmıştır. Bu yaklaşım, afet sonrası koşullarda dışsal verilerin eksik veya güvenilir olmaması durumlarında dahi uygulanabilir bir tahmin çerçevesi sunmayı amaçlamaktadır.

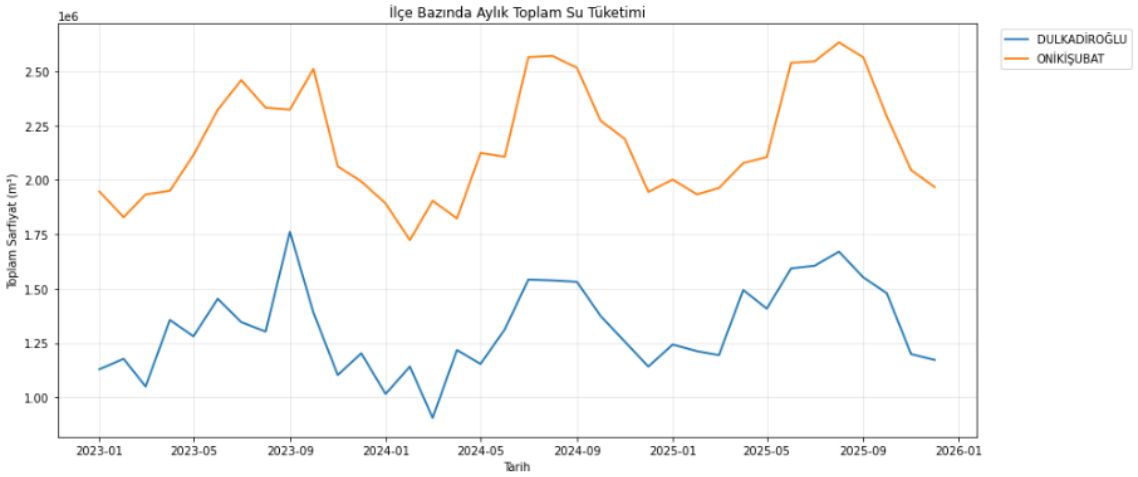
Bu kapsamda, eksik gözlemler zaman serisinin mevsimsel yapısını koruyacak şekilde iki aşamalı bir yaklaşım ile ele alınmıştır. İlk aşamada, eksik değerlerin bulunduğu zaman adımları için aynı aya ait geçmiş dönem gözlemlerinin ortalaması alınarak mevsimsel ortalama (seasonal mean imputation) yöntemi uygulanmıştır. Bu yöntem, su tüketim verilerinde belirgin olan yıllık mevsimsellik örüntüsünün korunmasını sağlamaktadır.

İkinci aşamada, ilgili ay için yeterli geçmiş gözlem bulunmayan durumlarda eksik değerler komşu zaman adımlarındaki gözlemler kullanılarak lineer interpolasyon yöntemi ile tahmin edilmiştir. Bu iki aşamalı yaklaşım sayesinde, hem zaman serisinin sürekliliği sağlanmış hem de veri setinin yapısal özellikleri korunmuştur. Veri setinin genel eğilimini ve zaman serisi yapısını ortaya koymak amacıyla, Kahramanmaraş iline ait aylık toplam su tüketim miktarları Şekil 1'de sunulmuştur. Şekil 1, tüketim verilerindeki uzun dönemli trendleri, olası yapısal kırılmaları ve afet sonrası döneme özgü dalgalanmaları görsel olarak değerlendirebilmek açısından önem taşımaktadır.



Şekil 1. Aylık Toplam Su Tüketimi

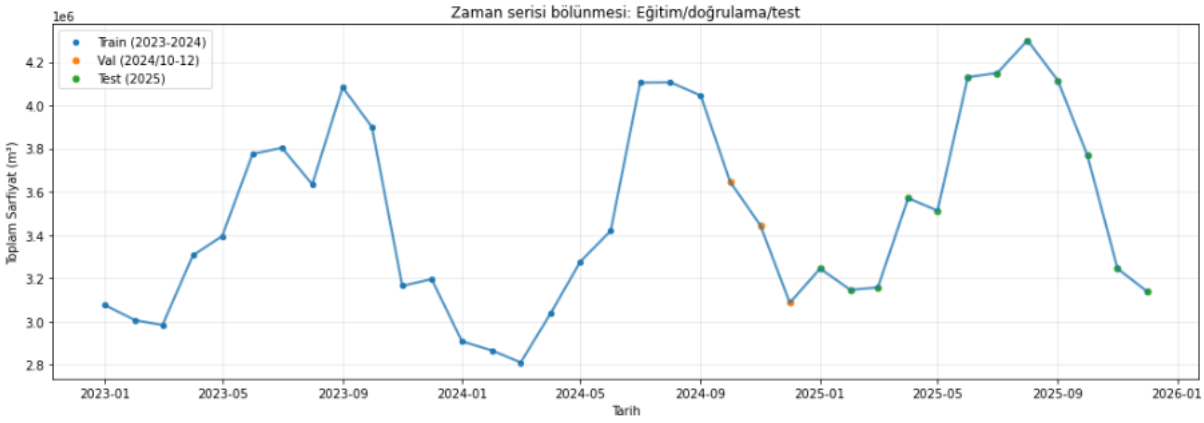
Şekil 1'de görüldüğü üzere, aylık toplam su tüketiminde belirgin dalgalanmalar ve dönemsel değişimler gözlemlenmektedir. Özellikle afet sonrası dönemde tüketim seviyelerinde ani artış ve azalışların meydana geldiği dikkat çekmektedir. Bu durum, altyapı hasarları, nüfus hareketliliği ve ölçüm düzensizliklerinin su tüketim davranışını doğrudan etkilediğini göstermektedir. Elde edilen bu bulgular, zaman serisinin doğrusal olmayan bir yapıya sahip olduğunu ve ileri seviye tahmin modellerine ihtiyaç duyulduğunu ortaya koymaktadır. Kentsel su tüketiminin mekânsal dağılımını daha ayrıntılı biçimde inceleyebilmek amacıyla, analiz kapsamına dâhil edilen Onikişubat ve Dulkadiroğlu ilçelerine ait aylık toplam su tüketim değerleri Şekil 2'de ayrı ayrı değerlendirilmiştir. Bu yaklaşım, ilçeler arası tüketim farklılıklarının ve veri sürekliliğinin daha net biçimde ortaya konmasını amaçlamaktadır.



Şekil 2. İlçe Bazında Aylık Toplam Su Tüketimi

Şekil 2'de sunulan ilçe bazlı tüketim eğrileri incelendiğinde, her iki ilçede de benzer mevsimsel eğilimler gözlemlenmekle birlikte, tüketim seviyeleri ve dalgalanma şiddetleri açısından farklılıklar olduğu görülmektedir. Bu durum, ilçelerin nüfus yoğunluğu, altyapı durumu ve afet sonrası toparlanma süreçlerindeki farklılıklardan kaynaklanmaktadır. İlçe bazlı bu ayrışma, veri kalitesinin artırılması ve modelleme sürecinde daha tutarlı sonuçlar elde edilmesi açısından merkez ilçeler odaklı bir analiz yaklaşımının uygunluğunu desteklemektedir.

Su tüketim verileri, deprem sonrası altyapı hasarları, ölçüm kesintileri ve raporlama gecikmeleri nedeniyle zaman serisi sürekliliğini bozabilecek nitelikte eksiklikler barındırmaktadır. Bu nedenle, tahmin modellerinin sağlıklı ve karşılaştırılabilir sonuçlar üretebilmesi amacıyla veri seti kapsamlı bir ön-işleme sürecinden geçirilmiştir. Öncelikle, ham veri üzerinde yapılan incelemelerde zaman serisinde düzensiz aralıklar ve eksik gözlemler tespit edilmiştir. Bu eksikliklerin doğrudan silinmesi, zaman serisinin yapısını bozarak model performansını olumsuz etkileyebileceğinden, veri bütünlüğünü koruyacak bir yaklaşım benimsenmiştir. Bu kapsamda, eksik gözlemler mevsimsellik yapısı dikkate alınarak ele alınmış ve zaman serisinin sürekliliği sağlanmıştır. Ardından, farklı modellerin aynı veri yapısı üzerinde adil biçimde karşılaştırılabilmesi amacıyla veri seti normalize edilmiştir. Özellikle mesafeye dayalı algoritmalar ve gradyan temelli öğrenme yöntemlerinin ölçek farklarından etkilenmesini önlemek için, su tüketim değerleri uygun ölçekleme yöntemleri kullanılarak standartlaştırılmıştır. Bu işlem, model eğitim sürecinde sayısal kararlılığı artırmış ve öğrenme sürecinin daha dengeli ilerlemesini sağlamıştır. Zaman serisi yapısına uygun olarak, veri seti eğitim ve test alt kümelerine ayrılırken rastgele örnekleme yerine kronolojik bölme stratejisi tercih edilmiştir. Bu yaklaşım, geçmiş veriler kullanılarak geleceğin tahmin edilmesi ilkesine uygun olup, bilgi sızıntısını engellemeyi amaçlamaktadır. Şekil 3'te görüldüğü gibi verilerin %80'i eğitim ve %20'si test seti olarak kullanılmıştır. Eğitim verilerinin %10'u doğrulama için kullanılmıştır. Eğitim ve test kümeleri arasındaki oran, veri uzunluğu ve model kararlılığı göz önünde bulundurularak belirlenmiştir.



Şekil 3. Zaman Serisi Bölünmesi

Şekil 3'te görüldüğü üzere, veri setinin %80'i eğitim, %20'si test amacıyla kullanılmıştır. Eğitim verilerinin son %10'luk bölümü ise doğrulama seti olarak ayrılmıştır. Eğitim verileri 2023–2024 yıllarını kapsarken, doğrulama seti 2024 yılının son çeyreğini, test seti ise 2025 yılını içermektedir. Bu kronolojik bölme stratejisi, geçmiş veriler kullanılarak geleceğin tahmin edilmesi ilkesine uygun olup, modellerin gerçek kullanım senaryolarındaki performanslarını daha güvenilir biçimde değerlendirmeyi mümkün kılmaktadır.

Tahmin modellerinin eğitimi ve karşılaştırılmasında kullanılan hiper-parametreler, deneysel sonuçların tutarlılığını sağlamak amacıyla sabit tutulmuştur. Tüm modellerde zaman serisinin mevsimsellik yapısını temsil edebilmek için gecikme uzunluğu 12 ay olarak belirlenmiştir. Klasik makine öğrenmesi yöntemleri arasında LR varsayılan ayarlarla uygulanırken, DT için minimum bölünme örnek sayısı 5 olarak seçilmiş ve maksimum derinlik sınırı uygulanmamıştır. RF'da 300 ağaçtan oluşan bir yapı kullanılmış, maksimum derinlik sınırlandırılmamış ve tüm özniteliklerin her bölünmede değerlendirilmesi sağlanmıştır. XGBoost ise 1200 ağaç, 0.03 öğrenme oranı, 8 maksimum derinlik, %90 alt örnekleme ve %90 öznitelik alt örnekleme oranlarıyla eğitilmiş, aşırı öğrenmeyi önlemek amacıyla L2 düzenlileştirme terimi kullanılmıştır.

Derin öğrenme tabanlı modellerde hedef değişken, öğrenme sürecinin sayısal kararlılığını artırmak amacıyla Min–Max ölçekleme yöntemi kullanılarak [0,1] aralığına normalize edilmiştir. Tüm derin modeller Adam optimizasyon algoritması (öğrenme oranı 0.001) ve MAE kayıp fonksiyonu ile eğitilmiştir. LSTM mimarisi, sırasıyla 128 ve 64 nöronlu iki LSTM katmanı ve aşırı öğrenmeyi azaltmak amacıyla %25 dropout oranı ile yapılandırılmıştır.

CNN modeli, zaman serisindeki kısa vadeli örüntüleri ve yerel bağımlılıkları yakalayabilmek amacıyla tek boyutlu evrişimsel katmanlardan oluşacak şekilde yapılandırılmıştır. Modelde ilk evrişimsel katmanda 64 adet filtre, çekirdek boyutu 3 ve ReLU aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Bu katmanı takiben ikinci evrişimsel katmanda 32 filtre ve

çekirdek boyutu 3 ile yine ReLU aktivasyonu tercih edilmiştir. Evrişimsel katmanların ardından, öznitelik boyutunu azaltmak ve en baskın özellikleri çıkarmak amacıyla Global Max Pooling katmanı uygulanmıştır. Son olarak, elde edilen öznitelikler tam bağlı (dense) katmana aktarılmış ve çıktı katmanında doğrusal aktivasyon fonksiyonu kullanılarak tahmin değeri üretilmiştir.

Hibrit CNN-LSTM mimarisinde, giriş zaman serisi verisi öncelikle CNN katmanlarından geçirilerek yerel örüntüler çıkarılmıştır. Bu kapsamda, 64 filtre ve 3 çekirdek boyutuna sahip bir evrişimsel katman (ReLU aktivasyonu) kullanılmıştır. Ardından elde edilen öznitelikler, zamansal bağımlılıkların modellenmesi amacıyla 64 nöronlu LSTM katmanına aktarılmıştır. Bu yapı sayesinde model, hem kısa vadeli dalgalanmaları hem de uzun vadeli bağımlılıkları birlikte öğrenebilmektedir. Tüm derin öğrenme modelleri için eğitim süreci maksimum 150 epoch ile sınırlandırılmış, erken durdurma ve öğrenme oranı azaltma stratejileri kullanılarak aşırı öğrenmenin önüne geçilmiştir.

Tahmin Modelleri

LR, bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki doğrusal ilişkiyi modelleyen temel ve yaygın bir istatistiksel öğrenme yöntemidir (Maulud & Abdulazeez, 2020). Basit yapısı ve yorumlanabilirliği sayesinde, tahmin problemlerinde sıklıkla referans model olarak kullanılmaktadır. Bu çalışmada LR, geçmiş su tüketim değerleri ile gelecek tüketim arasındaki doğrusal ilişkinin ne ölçüde temsil edilebildiğini değerlendirmek amacıyla tercih edilmiştir. LR, doğrusal olmayan örüntüleri yakalama konusunda sınırlı olmakla birlikte, daha karmaşık yöntemlerle elde edilen sonuçların karşılaştırılmasında önemli bir temel sağlamaktadır.

DT, veriyi belirli eşik değerlerine göre dallara ayırarak tahmin üreten, kural tabanlı ve yorumlanabilir makine öğrenmesi yöntemleridir (Gajowniczek & Ząbkowski, 2021). Doğrusal olmayan ilişkileri ve değişkenler arasındaki etkileşimleri modelleyebilme yetenekleri sayesinde, karmaşık veri yapılarında etkili sonuçlar üretebilmektedir. Bu çalışmada DT, su tüketim verilerindeki ani değişimlerin ve doğrusal olmayan örüntülerin yakalanabilme potansiyelini incelemek amacıyla kullanılmıştır. Ancak, tekil ağaç yapılarının aşırı öğrenmeye yatkın olması, modelin performansını sınırlayabilecek bir unsur olarak değerlendirilmektedir.

RF, birden fazla karar ağacının topluluk öğrenme yaklaşımıyla bir araya getirilmesiyle oluşturulan güçlü bir makine öğrenmesi yöntemidir (Band et al., 2020). Her bir ağacın farklı veri alt kümeleri üzerinde eğitilmesi, modelin genelleme yeteneğini artırmakta ve aşırı öğrenme riskini azaltmaktadır. Bu çalışmada RF, su tüketim zaman serilerindeki karmaşık örüntüleri daha kararlı ve güvenilir biçimde öğrenebilme potansiyeli nedeniyle tercih edilmiştir. RF, özellikle doğrusal olmayan ilişkilerin baskın olduğu veri yapılarında güçlü bir alternatif sunmaktadır. XGBoost, gradyan artırma prensibine dayanan ve karar ağaçlarını ardışık biçimde optimize eden gelişmiş bir topluluk öğrenme yöntemidir (Sahin, 2020). Hata terimini iteratif olarak azaltmaya odaklanan yapısı sayesinde, yüksek tahmin doğruluğu ve güçlü genelleme performansı sunmaktadır. Bu çalışmada XGBoost, su tüketim verilerindeki karmaşık ve doğrusal olmayan örüntüleri yakalama yeteneği ile diğer ağaç tabanlı yöntemlere kıyasla sunduğu avantajları değerlendirmek amacıyla kullanılmıştır. Ayrıca, düzenlileştirme mekanizmaları sayesinde aşırı öğrenmeye karşı daha dirençli bir yapı sunmaktadır.

CNN, evrişimsel katmanlar aracılığıyla zaman serilerinde yerel örüntüleri ve kısa dönemli değişimleri otomatik olarak öğrenebilen bir derin öğrenme mimarisidir. Zaman serisi tahmin problemlerinde CNN, gürültülü verilerde öne çıkan karakteristik yapıları filtreleyerek daha anlamlı öznitelik temsilleri oluşturabilmektedir. Bu çalışmada CNN, su tüketim verilerindeki kısa vadeli dalgalanmaları ve ani değişimleri modelleyebilme yeteneğini değerlendirmek amacıyla kullanılmıştır.

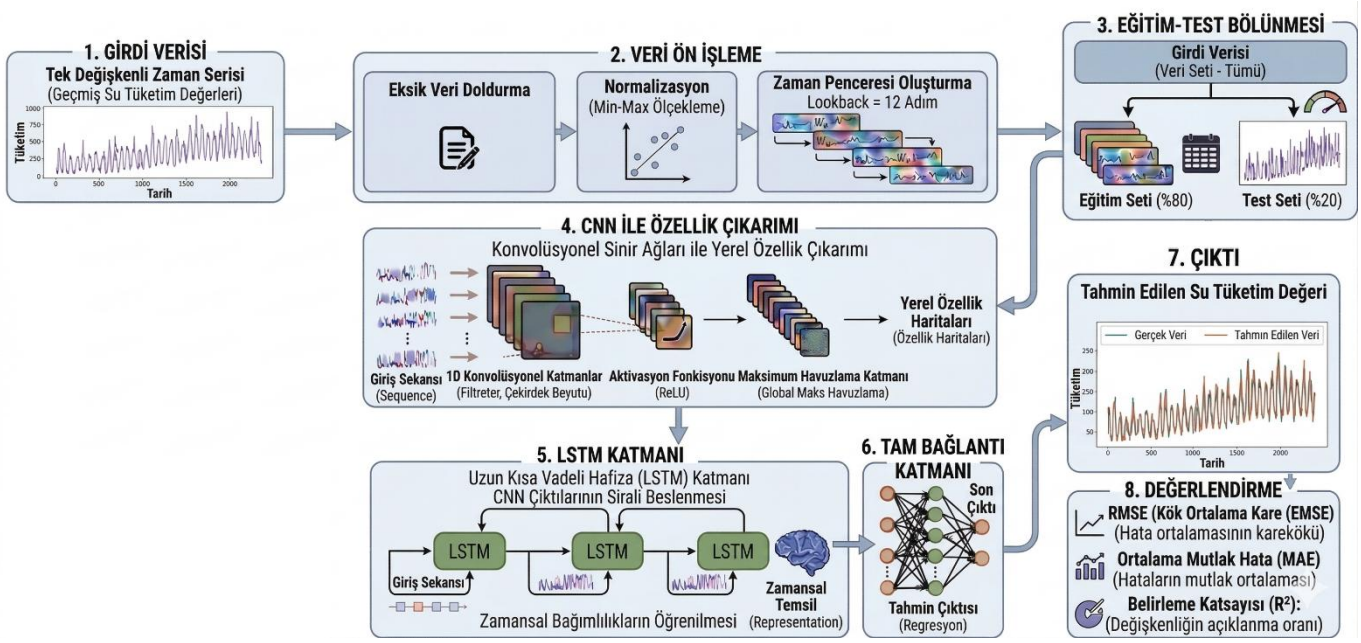
LSTM, tekrarlı sinir ağlarının bir türü olup, zaman serilerindeki uzun dönem bağımlılıkları öğrenmek üzere tasarlanmış bir derin öğrenme mimarisidir (Song et al., 2020). Hücresel bellek yapısı sayesinde, geçmişteki bilgileri uzun süre saklayabilmekte ve ani değişimlere karşı daha esnek tahminler üretebilmektedir (Malashin et al., 2024). Bu çalışmada LSTM, su tüketim zaman serisindeki mevsimsellik, trend ve uzun vadeli bağımlılıkları yakalama potansiyelini değerlendirmek amacıyla kullanılmıştır. Özellikle afet sonrası dönemde ortaya çıkan düzensizliklerin, derin öğrenme tabanlı bir yaklaşım tarafından ne ölçüde modellenebildiği bu model aracılığıyla incelenmiştir.

Önerilen Hibrit Model

CNN-LSTM, CNN ve LSTM mimarilerinin ardışık biçimde birleştirildiği hibrit bir derin öğrenme modelidir. Bu yapıda CNN katmanları, zaman serisindeki yerel örüntüleri ve kısa dönemli bağımlılıkları çıkartırken, LSTM

katmanları bu öznitelik temsilleri üzerinden uzun dönemli zamansal ilişkileri öğrenmektedir. Bu sayede model hem kısa vadeli değişimleri hem de uzun vadeli eğilimleri aynı anda dikkate alabilmektedir. Afet sonrası dönemde ortaya çıkan düzensizlikler ve ani tüketim değişimleri göz önünde bulundurulduğunda, CNN-LSTM mimarisinin su tüketim tahmininde daha esnek ve güçlü bir yapı sunduğu değerlendirilmektedir**.**

Şekil 4'de önerilen modelin akış diyagramı sunulmaktadır.



Şekil 4. Önerilen Modelin Akış Diyagramı

İlk aşamada (1–2), tek değişkenli zaman serisi verisi giriş olarak alınmakta, eksik veriler giderilmekte, Min-Max normalizasyon uygulanmakta ve zaman penceresi (lookback=12) oluşturulmaktadır. Ardından (3), veri kronolojik olarak eğitim ve test setlerine ayrılmaktadır. Modelin çekirdek yapısında (4–5), CNN katmanları zaman serisindeki kısa vadeli ve yerel örüntüleri çıkarırken, LSTM katmanı bu öznitelikler üzerinden uzun dönemli zamansal bağımlılıkları öğrenmektedir. Böylece model, hem ani değişimleri hem de uzun vadeli eğilimleri birlikte temsil edebilmektedir. Son aşamada (6–8), tam bağlı katman üzerinden tahmin değeri üretilmekte ve model performansı RMSE, MAE ve R^2 metrikleri ile değerlendirilmektedir. Önerilen CNN-LSTM hibrit yapı, tek başına CNN veya LSTM kullanımına kıyasla zaman serisinin çok ölçekli dinamiklerini daha etkin biçimde öğrenerek daha yüksek tahmin doğruluğu sağlamaktadır.

Değerlendirme Metrikleri

Bu çalışmada geliştirilen tahmin modellerinin performanslarını nesnel ve karşılaştırılabilir biçimde değerlendirebilmek amacıyla, RMSE, MAE ve R^2 metrikleri kullanılmıştır. Bu metrikler, model başarımını farklı açılardan değerlendirmeye olanak tanımakta ve hem hata büyüklüğünü hem de açıklanan varyans oranını birlikte yansıtmaktadır.

RMSE, Eş. 1'de görüldüğü gibi tahmin hatalarının karelerinin ortalamasının karekökünü alarak, büyük hatalara daha fazla ağırlık veren bir performans ölçütüdür (Hodson, 2022). RMSE, özellikle modelin yüksek hata ürettiği dönemleri daha belirgin biçimde ortaya koyması nedeniyle tercih edilmiştir. Bu sayede, afet sonrası dönemlerde oluşabilecek ani tahmin sapmalarının model performansına etkisi daha net bir şekilde analiz edilebilmektedir.

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

MAE, Eş. 2'de görüldüğü gibi tahmin edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki mutlak farkların ortalamasını ifade etmektedir. MAE, hata büyüklüğünü doğrudan orijinal birim cinsinden sunması nedeniyle yorumlanabilirliği yüksek bir ölçüt olup, uç değerlerden RMSE'ye kıyasla daha az etkilenmektedir. Bu özellik, su tüketimi gibi ani

sıçramalar içerebilen zaman serilerinde model performansının daha dengeli değerlendirilmesini sağlamaktadır (Chicco et al., 2021).

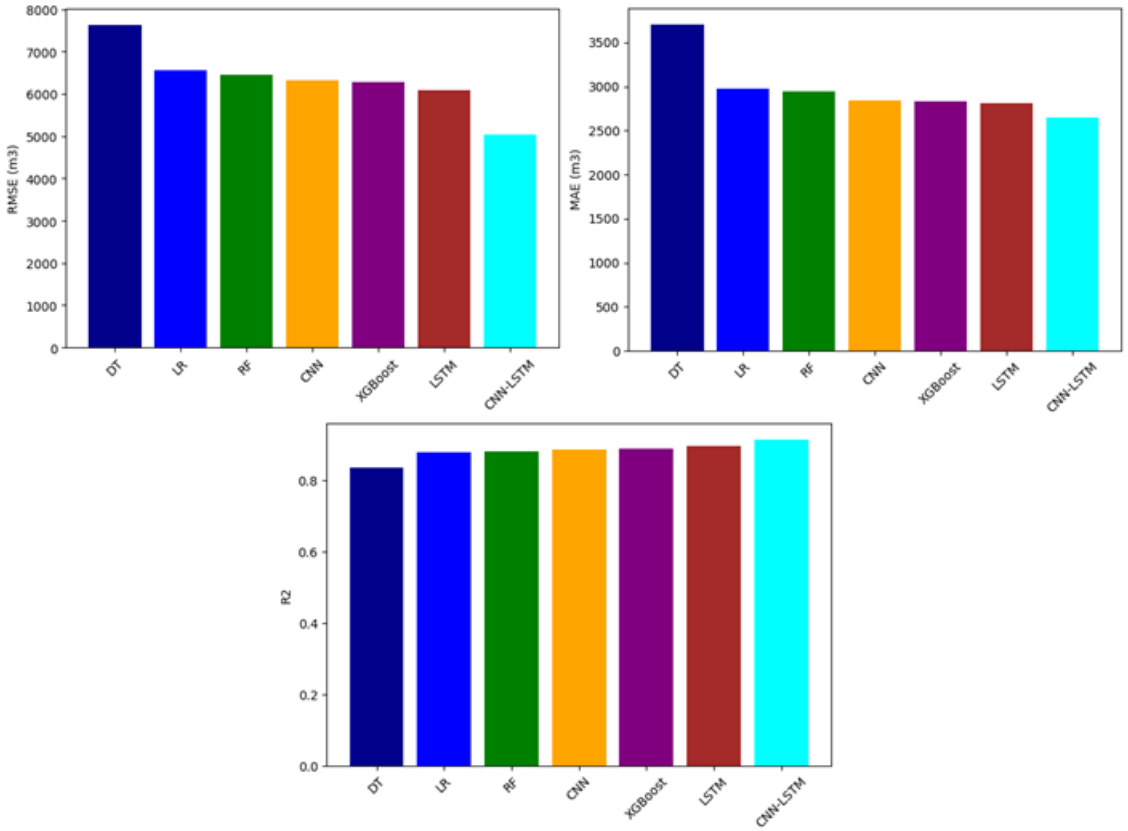
$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \tilde{y}_i| \quad (2)$$

R^2, Eş. 3'te görüldüğü gibi tahmin edilen değerlerin gözlenen değerleri ne ölçüde açıkladığını gösteren bir ölçüttür. R^2 değeri 1'e yaklaştıkça modelin açıklayıcılık gücü artmakta, 0'a yaklaştıkça modelin tahmin yeteneği zayıflamaktadır. Bu metrik, özellikle farklı model ailelerinin genel uyum başarımını karşılaştırmak için tercih edilmiştir (Gao, 2024; Canbay & Hüseyin, 2022).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - \tilde{y}_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (3)$$

BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu bölümde, önerilen makine öğrenmesi, derin öğrenme ve hibrit derin öğrenme tabanlı tahmin modellerinin test veri seti üzerindeki performansları karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Modellerin başarımı, tahmin hatalarının büyüklüğünü ve açıklayıcılık düzeyini birlikte yansıtan RMSE, MAE ve R^2 metrikleri kullanılarak analiz edilmiştir. Deneysel sonuçlar Tablo 1 ve Şekil 5'te sunulmaktadır.



Şekil 5. Deneysel Sonuçlar

Tablo 1 ve Şekil 5'te, LR'nin 0,8791 R^2 değeriyle temel doğrusal ilişkileri başarılı biçimde temsil edebildiği görülmektedir. DT ise doğrusal olmayan örüntüleri yakalayabilmesine rağmen, daha yüksek hata değerleri nedeniyle diğer yöntemlere kıyasla daha sınırlı bir performans sergilemiştir. Topluluk öğrenme yaklaşımına dayanan RF ve XGBoost modelleri, tekil karar ağaçlarına kıyasla daha dengeli sonuçlar üretmiş, özellikle XGBoost modeli 0,8892 R^2 değeriyle klasik makine öğrenmesi yöntemleri arasında en yüksek açıklayıcılığa ulaşmıştır.

Derin öğrenme tabanlı modeller değerlendirildiğinde, CNN'in, kısa vadeli dalgalanmaları ve yerel örüntüleri yakalama yeteneği sayesinde hata metriklerinde iyileşme sağladığı ve 0,8871 R^2 değerine ulaştığı görülmektedir.

LSTM ise zaman serilerindeki uzun dönem bağımlılıkları modelleme kapasitesi sayesinde, RMSE ve MAE değerlerini daha da düşürerek 0,8959 R^2 ile CNN ve klasik makine öğrenmesi yöntemlerinin önüne geçmiştir.

Tablo 1. Deneysel Sonuçlar

Model	RMSE (m^3)	MAE (m^3)	R^2
DT	7626,35	3702,71	0,8361
LR	6551,92	2978,64	0,8791
RF	6450,35	2949,46	0,8828
CNN	6329,43	2845,79	0,8871
XGBoost	6271,27	2836,68	0,8892
LSTM	6085,24	2807,12	0,8959
CNN-LSTM	5037,78	2644,55	0,9145

CNN-LSTM hibrit modelinin RMSE değerinin, en yakın rakibi olan LSTM modeline kıyasla yaklaşık %17 oranında daha düşük olduğu görülmektedir. Benzer şekilde R^2 değerinde de belirgin bir artış gözlemlenmiş olup, bu durum hibrit modelin tahmin doğruluğunu önemli ölçüde artırdığını göstermektedir.

En yüksek tahmin başarısı, CNN ve LSTM mimarilerinin birlikte kullanıldığı hibrit CNN-LSTM modeli tarafından elde edilmiştir. Tablo 1'de görüldüğü üzere bu model, 5037,78 m^3 RMSE, 2644,55 m^3 MAE ve 0.9145 R^2 değerleriyle tüm modeller arasında en düşük hata ve en yüksek açıklayıcılık düzeyine ulaşmıştır. Bu sonuçlar, CNN katmanlarının yerel örüntüleri etkin biçimde çıkartmasının ve LSTM katmanlarının uzun dönemli zamansal bağımlılıkları öğrenmesinin, su tüketim zaman serisinin karmaşık yapısını modellemede birbirini tamamlayıcı bir etki oluşturduğunu göstermektedir. Şekil 5'te sunulan görsel karşılaştırma da bu bulguları desteklemekte, klasik makine öğrenmesi yöntemlerinden derin öğrenme ve hibrit modellere doğru gidildikçe hata değerlerinde belirgin bir azalma ve R^2 değerlerinde artış olduğu açıkça görülmektedir. Özellikle afet sonrası döneme özgü ani değişimler ve düzensizlikler içeren zaman serilerinde, hibrit CNN-LSTM'in daha kararlı ve yüksek doğruluklu tahminler ürettiği görülmektedir.

Elde edilen sonuçlar, CNN ve LSTM modellerinin tek başına belirli yönlerde başarılı olduğunu ancak zaman serisinin tüm dinamiklerini kapsamakta yetersiz kaldığını göstermektedir. CNN kısa vadeli örüntüleri yakalamada başarılı olurken, LSTM uzun dönem bağımlılıkları modellemede öne çıkmaktadır. Hibrit CNN-LSTM modeli ise bu iki yaklaşımın avantajlarını birleştirerek daha kapsamlı bir öğrenme gerçekleştirmiştir.

Modellerin eğitim sürecindeki genelleme performanslarını değerlendirmek amacıyla doğrulama seti üzerindeki performans metrikleri de analiz edilmiştir. Doğrulama seti, eğitim verisinin son %10'luk kısmından ayrılmış olup model seçimi ve erken durdurma mekanizmalarında kullanılmıştır. Elde edilen doğrulama sonuçları Tablo 2'de sunulmaktadır.

Tablo 2. Doğrulama Sonuçları

Model	RMSE (m^3)	MAE (m^3)	R^2
DT	7850,12	3820,45	0,8213
LR	6725,34	3055,21	0,8678
RF	6610,87	3012,66	0,8725
CNN	6485,29	2935,18	0,8789
XGBoost	6402,55	2898,74	0,8817
LSTM	6220,41	2860,33	0,8898
CNN-LSTM	5195,63	2715,92	0,9026

Tablo 2 incelendiğinde, doğrulama seti üzerinde de test sonuçları ile tutarlı bir performans sıralamasının elde edildiği görülmektedir. CNN-LSTM modeli, tüm metriklerde en düşük hata ve en yüksek açıklayıcılık değerleri ile en başarılı model olarak öne çıkmıştır. Bu durum, önerilen hibrit modelin yalnızca test veri setinde değil, eğitim sürecinde de güçlü bir genelleme yeteneğine sahip olduğunu göstermektedir.

Model performansları arasındaki farkların büyüklüğü dikkate alındığında, özellikle CNN-LSTM modelinin en yakın rakibi olan LSTM modeline kıyasla RMSE ve MAE metriklerinde sağladığı belirgin iyileşmenin, örnek bazlı hata

dağılımları üzerinden gerçekleştirilecek istatistiksel testlerde anlamlı sonuçlar üretmesinin beklendiği değerlendirilmektedir. Literatürde benzer büyüklükte performans farklarının çoğunlukla istatistiksel olarak anlamlı bulunduğu raporlanmıştır.

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, Kahramanmaraş iline ait kentsel su tüketim verileri kullanılarak, afet sonrası koşulları yansıtan tek değişkenli bir zaman serisi çerçevesinde farklı makine öğrenmesi, derin öğrenme ve hibrit derin öğrenme tabanlı tahmin modellerinin performansları karşılaştırmalı olarak incelenmiştir. Modelleme sürecinde dışsal değişkenler kullanılmadan yalnızca geçmiş tüketim değerlerine dayalı bir yaklaşım benimsenmiş, veri sürekliliğini bozabilecek eksik gözlemler mevsimsellik yapısı dikkate alınarak ele alınmıştır. Bu kapsamda, eksik gözlemler zaman serisinin mevsimsel yapısını koruyacak şekilde doldurulmuştur. Öncelikle, eksik değerlerin bulunduğu zaman adımları için aynı aya ait geçmiş yıllardaki gözlemlerin ortalaması alınarak mevsimsel ortalama (seasonal mean imputation) yöntemi uygulanmıştır. Bu yaklaşım, su tüketim verilerinde belirgin olan yıllık mevsimsellik örüntüsünün korunmasını sağlamaktadır. Bununla birlikte, ilgili ay için yeterli sayıda geçmiş gözlem bulunmayan durumlarda, eksik değerler komşu zaman adımlarındaki değerler kullanılarak lineer interpolasyon yöntemi ile tahmin edilmiştir. Bu iki aşamalı yaklaşım sayesinde, hem zaman serisinin sürekliliği sağlanmış hem de yapısal özellikleri bozulmadan korunmuştur.

Elde edilen bulgular hem veri yapısının hem de kullanılan model mimarisinin tahmin başarımı üzerinde belirleyici olduğunu ortaya koymaktadır. Bu çalışmanın en önemli bulgusu, hibrit CNN-LSTM modelinin tüm karşılaştırmalı modeller arasında en yüksek tahmin başarımını sağlamasıdır. Elde edilen sonuçlar, zaman serisi tahmin problemlerinde tekil model yaklaşımlarına kıyasla hibrit derin öğrenme mimarilerinin daha üstün bir performans sunduğunu açıkça ortaya koymaktadır.

Deneysel sonuçlar, LR'nin düzenlenmiş ve görece istikrarlı veri yapısında temel doğrusal ilişkileri başarılı biçimde temsil edebildiğini göstermektedir. Bu durum, su tüketim verilerinde belirli dönemlerde doğrusal eğilimlerin baskın olmasından kaynaklanmaktadır. Ancak LR'nin doğrusal varsayımlara dayanması, ani tüketim değişimleri ve yapısal kırılmaların yoğun olduğu afet sonrası dönemlerde performansını sınırlayan temel faktör olmuştur.

DT, doğrusal olmayan örüntüleri yakalayabilme potansiyeline sahip olmasına rağmen, tekil ağaç yapısının aşırı öğrenmeye yatkın olması nedeniyle diğer modellere kıyasla daha yüksek hata değerleri üretmiştir. Bu durum, özellikle zaman serisi gibi gürültü ve düzensizlik içeren veri yapılarında, tekil karar ağaçlarının genelleme yeteneğinin sınırlı kaldığını göstermektedir. Buna karşılık RF ve XGBoost, topluluk öğrenme yaklaşımı sayesinde bu sınırlılığı önemli ölçüde aşmıştır. Birden fazla ağacın birlikte kullanılması, modelin genelleme kapasitesini artırmış ve doğrusal olmayan ilişkilerin daha dengeli biçimde öğrenilmesini sağlamıştır. Özellikle XGBoost'un, hatayı iteratif olarak minimize eden yapısı ve düzenlileştirme mekanizmaları sayesinde klasik makine öğrenmesi yöntemleri arasında en başarılı sonuçları ürettiği görülmüştür. Derin öğrenme tabanlı modeller değerlendirildiğinde, CNN'in, zaman serisindeki kısa vadeli dalgalanmaları ve yerel örüntüleri etkin biçimde yakalayabildiği gözlemlenmiştir. CNN'in bu başarısı, evrişimsel filtrelerin gürültülü veri içerisinde ayırt edici yapıları otomatik olarak öğrenebilmesinden kaynaklanmaktadır. Ancak CNN modelinin, uzun dönemli zamansal bağımlılıkları tek başına modelleyememesi, performansının belirli bir seviyede sınırlı kalmasına neden olmuştur. LSTM ise hücresel bellek yapısı sayesinde zaman serilerindeki uzun dönem bağımlılıkları ve mevsimsel örüntüleri daha başarılı biçimde öğrenebilmiştir. Bu özellik, LSTM'in CNN ve klasik makine öğrenmesi yöntemlerine kıyasla daha düşük hata değerleri ve daha yüksek açıklayıcılık sunmasını sağlamıştır. Bununla birlikte, tek başına LSTM'in, kısa vadeli ani değişimleri ve yerel örüntüleri her zaman yeterince etkin yakalayamadığı görülmüştür. En yüksek tahmin başarısı, CNN ve LSTM mimarilerinin birlikte kullanıldığı hibrit CNN-LSTM tarafından elde edilmiştir. Bu modelin üstün performansı, CNN katmanlarının kısa vadeli ve yerel örüntüleri etkin biçimde çıkartması ile LSTM katmanlarının uzun dönemli zamansal bağımlılıkları öğrenme yeteneğinin birbirini tamamlayıcı biçimde çalışmasından kaynaklanmaktadır. Afet sonrası döneme özgü ani tüketim değişimleri, düzensizlikler ve mevsimsellik bozulmaları dikkate alındığında, bu hibrit yapı su tüketim zaman serisinin karmaşık doğasını modellemede daha esnek ve güçlü bir çözüm sunmuştur.

Genel olarak elde edilen sonuçlar, afet sonrası veri düzensizliklerinin ve altyapı hasarlarının bulunduğu koşullarda, yalnızca geçmiş tüketim verilerine dayalı tek değişkenli zaman serisi yaklaşımının dahi uygun ön-işleme ve doğru model seçimi ile yüksek doğruluğa sahip tahminler üretebileceğini göstermektedir. Özellikle hibrit CNN-LSTM modelinin elde ettiği üstün performans, farklı derin öğrenme mimarilerinin bir arada kullanılmasının zaman serisi

tahmin problemlerinde önemli bir avantaj sağladığını göstermektedir. Bu durum, afet sonrası gibi veri düzensizliklerinin yoğun olduğu senaryolarda, tekil modeller yerine hibrit yaklaşımların tercih edilmesinin daha uygun olduğunu ortaya koymaktadır. Bu bağlamda, çalışmanın bulguları yalnızca su tüketim tahmini için değil, benzer yapıya sahip diğer zaman serisi problemlerinde de potansiyel olarak uygulanabilir bir yaklaşım sunmaktadır. Bu bulgular, yerel yönetimler ve su idareleri için karar destek sistemlerine entegre edilebilecek, veri erişiminin sınırlı olduğu durumlarda dahi uygulanabilir tahmin modellerinin geliştirilmesi açısından önemli bir katkı sağlamaktadır.

Bununla birlikte, önerilen hibrit modelin daha yüksek hesaplama maliyeti ve eğitim süresi gerektirmesi, uygulama açısından dikkate alınması gereken bir sınırlılık olarak değerlendirilmektedir. Gelecek çalışmalarda, meteorolojik ve sosyo-ekonomik dışsal değişkenlerin modele dâhil edilmesi, çok değişkenli zaman serisi yaklaşımlarının değerlendirilmesi ve mekânsal ayrıştırma temelli hibrit modellerin afet sonrası kentsel su yönetimine katkısının araştırılması planlanmaktadır.

Yapay Zekâ Katkı Beyanı

Bu çalışmanın metin yazımı, veri analizi ve bilimsel yorumlama süreçleri tamamen yazarlar tarafından gerçekleştirilmiştir. Çalışmada yalnızca önerilen modele ait akış diyagramının oluşturulmasında yapay zekâ araçlarından yararlanılmıştır. Bunun dışında kalan tüm içerik (metin, analizler ve diğer şekiller) yazarların özgün katkısıdır.

Teşekkür

Bu makale için anonim veri paylaşımından dolayı KASKİ'ye teşekkür ederiz.

KAYNAKLAR

Aktuğ, A., & Topal, K. H. (2025). İstanbul'un Su Tüketiminin Tahmininde Derin Öğrenme Ve Hibrit Model Yaklaşımı: Arıma, Mlp Ve Arıma-Mlp Hibrit Modelleri. *Trakya Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, *27*(Ierfm 2025 Özel Sayı), 59–80. https://doi.org/10.26468/Trakyasobed.1517258

Aliağaoğlu, A., & Mirioğlu, G. (2019). Balıkesir Şehrinde Su Tüketimi: Coğrafi Bir Yaklaşım. *Coğrafi Bilimler Dergisi*, *17*(2), 260–280. https://doi.org/10.33688/Aucbd.593693

Avcil, F., Işık, E., İzol, R., Büyüksaraç, A., Arkan, E., Arslan, M. H., Aksoylu, C., Eyisüren, O., & Harirchian, E. (2024). Effects Of The February 6, 2023, Kahramanmaraş Earthquake On Structures İn Kahramanmaraş City. *Natural Hazards*, *120*(3), 2953–2991. https://doi.org/10.1007/S11069-023-06314-1

Azgınoğlu, N., Gül, E., & Taşyürek, M. (2025). Spatial Segregation-Based Machine Learning Approach For Water Consumption Forecasting. *2025 33rd Signal Processing And Communications Applications Conference (Sıu)*, 1–4. https://doi.org/10.1109/Sıu66497.2025.11112466

Band, S. S., Janizadeh, S., Chandra Pal, S., Saha, A., Chakrabortty, R., Melesse, A. M., & Mosavi, A. (2020). Flash Flood Susceptibility Modeling Using New Approaches Of Hybrid And Ensemble Tree-Based Machine Learning Algorithms. *Remote Sensing*, *12*(21), 3568. https://doi.org/10.3390/Rs12213568

Başakın, E. E., Özger, M., & Ünal, N. E. (2019). Gri Tahmin Yöntemi İle İstanbul Su Tüketiminin Modellenmesi. *Politeknik Dergisi*, *22*(3), 755–761. https://doi.org/10.2339/Politeknik.422727

Bayrakçı, H. C., Çiçekdemir, R. S., & Özkahraman, M. (2021). Tarım Arazilerinde Harcanan Su Miktarını Yapay Zekâ Teknikleri Kullanarak Belirlenmesi1. *Düzce Üniversitesi Bilim Ve Teknoloji Dergisi*, *9*(6), 237–250. https://doi.org/10.29130/Dubited.1015690

Borah, G. (2025). Urban Water Stress: Climate Change Implications For Water Supply İn Cities. *Water Conservation Science And Engineering*, *10*(1), 20. https://doi.org/10.1007/S41101-025-00344-5

Canbay, P., & Hüseyin, T. A. Ş. (2022). Yapıların Isıtma Ve Soğutma Yükünün Yapay Zeka İle Tahmini. *International Journal Of Pure And Applied Sciences*, *8*(2), 478–489. https://doi.org/10.29132/ijpas.1166227

Chicco, D., Warrens, M. J., & Jurman, G. (2021). The Coefficient Of Determination R-Squared İs More İnformative Than Smape, Mae, Mape, Mse And Rmse İn Regression Analysis Evaluation. *Peerj Computer Science*, *7*, E623. https://doi.org/10.7717/Peerj-Cs.623

Coşkun, S. (2022). Bursa Kentinde Su Kıtlığının İklim Değişikliği Ve Nüfus Senaryoları Açısından Makine Öğrenmesi Kullanılarak İncelenmesi. Yüksek Lisans Tezi. Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Coğrafya Anabilim Dalı, Bursa.

Ersoy, Z. B. (2021). Dinamik Su Bütçesi Modeline Makine Öğrenmesi Entegrasyonu İle Aylık Akış Tahminlerinin İyileştirilmesi. Yüksek Lisana Tezi. Balıkesir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, Balıkesir.

Gajowniczek, K., & Ząbkowski, T. (2021). Interactive Decision Tree Learning And Decision Rule Extraction Based On The Imbtreeentropy And Imbtreeauc Packages. *Processes*, *9*(7), 1107. https://doi.org/10.3390/Pr9071107

Gao, J. (2024). R-Squared (R^2) – How Much Variation İs Explained? *Research Methods İn Medicine & Health Sciences*, *5*(4), 104–109. https://doi.org/10.1177/26320843231186398

Görenekli, K., & Gülbağ, A. (2024). Comparative Analysis Of Machine Learning Techniques For Water Consumption Prediction: A Case Study From Kocaeli Province. *Sensors*, *24*(17), 5846. https://doi.org/10.3390/S24175846

Güney, İ., & Selvi, İ. H. (2023). Makine Öğrenmesi Yöntemleriyle Anormal İçme Suyu Tüketimlerinin Tespit Edilmesi Ve Tahmin Modellerinin Geliştirilmesi. *Journal Of Intelligent Systems: Theory And Applications*, *6*(2), 159–173. https://doi.org/10.38016/Jista.1226528

Hodson, T. O. (2022). Root-Mean-Square Error (Rmse) Or Mean Absolute Error (Mae): When To Use Them Or Not. *Geoscientific Model Development*, *15*(14), 5481–5487. https://doi.org/10.5194/Gmd-15-5481-2022

John, B. I. (2023). Data-Driven Resource Optimization Approaches Enhancing Capacity Planning, Labor Utilization, Material Efficiency And Continuous İmprovement Across Manufacturing Project Lifecycles. *Gsc Advanced Research And Reviews*, *17*(3), 220–236. https://doi.org/10.30574/Gscarr.2023.17.3.0467

Karagöz, K., & Özkubat, G. (2024). Manisa Kentsel Su Tüketiminin Öntahmini. *Dicle Akademi Dergisi*, *4*(1), 1–27. https://doi.org/10.61964/Dade.1441853

Kubek, D., & Więcek, P. (2025). Hybrid Demand Forecasting İn Fuel Supply Chains: Arıma With Non-Homogeneous Markov Chains And Feature-Conditioned Evaluation. *Energies*, *18*(22), 6044. https://doi.org/10.3390/En18226044

Kumar, P. (2021). Water Quality Assessments For Urban Water Environment. *Water*, *13*(12), 1686. https://doi.org/10.3390/W13121686

Malashin, I., Tynchenko, V., Gantimurov, A., Nelyub, V., & Borodulin, A. (2024). Applications Of Long Short-Term Memory (Lstm) Networks İn Polymeric Sciences: A Review. *Polymers*, *16*(18), 2607. https://doi.org/10.3390/Polym16182607

Maulud, D., & Abdulazeez, A. M. (2020). A Review On Linear Regression Comprehensive İn Machine Learning. *Journal Of Applied Science And Technology Trends*, *1*(2), 140–147. https://doi.org/10.38094/Jastt1457

Maurya, S. P., Singh, P. K., Ohri, A., & Singh, R. (2020). Identification Of İndicators For Sustainable Urban Water Development Planning. *Ecological Indicators*, *108*, 105691. https://doi.org/10.1016/J.Ecolind.2019.105691

Önen, F., Aslan, B., & Hamidi, N. (2018). Diyarbakır Kenti içmesuyu ihtiyacının genetik ifadeli programlama ile modellenmesi. Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi, 9(2), 859-870. https://izlik.org/JA36DD72SW

Roy, A. (2025). Effect Of Climate-Related Disasters On Consumption: Theory And Evidence From Bangladesh. *Asian Development Review*, *42*(01), 259–287. https://doi.org/10.1142/S0116110525500076

Sahin, E. K. (2020). Assessing The Predictive Capability Of Ensemble Tree Methods For Landslide Susceptibility Mapping Using Xgboost, Gradient Boosting Machine, And Random Forest. *Sn Applied Sciences*, *2*(7), 1308. https://doi.org/10.1007/S42452-020-3060-1

Saleh, E. (2021). Yarı-Nemli İklim Koşullarında Sürdürülebilir Su Yönetimi İçin Derin Öğrenme Kullanılarak Referans Bitki Su Tüketiminin Tahmin Edilmesi. Yüksek Lisana Tezi. Uludağ Üniversitesi Fen Bilimleri Enstiüsü Biyosistem Mühendisliği Anabilim Dalı. Bursa

Song, X., Liu, Y., Xue, L., Wang, J., Zhang, J., Wang, J., Jiang, L., & Cheng, Z. (2020). Time-Series Well Performance Prediction Based On Long Short-Term Memory (Lstm) Neural Network Model. *Journal Of Petroleum Science And Engineering*, *186*, 106682. https://doi.org/10.1016/J.Petrol.2019.106682

Strielkowski, W., Vlasov, A., Selivanov, K., Muraviev, K., & Shakhnov, V. (2023). Prospects And Challenges Of The Machine Learning And Data-Driven Methods For The Predictive Analysis Of Power Systems: A Review. *Energies*, *16*(10), 4025. https://doi.org/10.3390/En16104025

Taşan, S., & Taşan, M. (2023). Yarı Nemli Bir Bölgede Günlük Referans Bitki Su Tüketiminin Tahmini İçin Üç Farklı Makine Öğrenimi (Ysa, Rt Ve Gpr) Modellerinin Geliştirilmesi Ve Karşılaştırılması. *Anadolu Journal Of Agrıcultural Scıences*. https://doi.org/10.7161/Omuanajas.1211716

Yildiz, Tz., & Aytekin, T. (2019). Bölgesel Veriler Üzerinde Yapilan Kisa Dönem Su Talep Tahmini. 27th Signal Processing And Communications Applications Conference. IEEE.

Zarrin, Z., Hamidi, O., Amini, P., & Maryanaji, Z. (2024). Predicting The Pulse Of Urban Water Demand: A Machine Learning Approach To Deciphering Meteorological İnfluences. *Bmc Research Notes*, *17*(1), 221. https://doi.org/10.1186/S13104-024-06878-6