



**T.C.
BATMAN ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
BİLGİ TEKNOLOJİLERİ ANA BİLİM DALI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**ÜRETİLEN PETROL MİKTARININ RASTGELE YAPAY SİNİR
AĞLARI İLE TAHMİNİ**

Ülkü KARDAŞ

**Ocak-2026
BATMAN**

T.C.
BATMAN ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
BİLGİ TEKNOLOJİLERİ ANA BİLİM DALI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ÜRETİLEN PETROL MİKTARININ RASTGELE YAPAY SİNİR
AĞLARI İLE TAHMİNİ

Ülkü KARDAŞ

Danışman

Prof. Dr. Ömer Faruk ERTUĞRUL

Diğer Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Abdulkerim Öztekin Dr. Öğr. Üyesi Davut Özhan

Ocak-2026
BATMAN

TEZ KABUL VE ONAYI

Ülkü KARDAŞ tarafından hazırlanan “Üretilen Petrol Miktarının Rastgele Yapay Sınır Ağları İle Tahmini” adlı tez çalışması 21/01/2026 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Batman Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Bilgi Teknolojileri Anabilim Dalı’nda YÜKSEK LİSANS TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

İmza

Başkan

Doç. Dr. Abdulkerim ÖZTEKİN

.....

Danışman

Prof. Dr. Ömer Faruk ERTUĞRUL

.....

Üye

Dr. Öğr. Üyesi Davut ÖZHAN

.....

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Dr. Öğr. Üyesi Ömer Murat ÖTER
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü

ETİK BEYANI

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını beyan eder, aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sorumluluğu kabullendiğimi bildiririm.

ETHICAL DECLARATION

I declare that all the information in this thesis has been obtained within the framework of ethical behavior and academic rules, and that the source of any statements and information that do not belong to me in this study prepared in accordance with the thesis writing rules has been fully cited, and I declare that I accept all kinds of legal responsibility in case of any contrary situation.

Ülkü KARDAŞ
21/01/2026

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ÜRETİLEN PETROL MİKTARININ RASTGELE YAPAY SİNİR AĞLARI İLE TAHMİNİ

Ülkü KARDAŞ

Batman Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Bilgi Teknolojileri Ana Bilim Dalı

Danışman Prof. Dr. Ömer Faruk ERTUĞRUL

2026, 61 Sayfa

Petrol, dünya enerji sektörünün temel taşlarından biridir ve petrol üretimi, ekonomik kalkınma ve enerji güvenliği açısından ülkeler için hayati bir öneme sahiptir. Petrol sahalarında bulunan kuyulardaki üretim miktarlarının doğru bir şekilde tahmin edilmesi hem operasyonel verimliliği artırmak hem de maliyetleri optimize etmek açısından kritik bir rol oynamaktadır. Ancak, geleneksel tahmin yöntemleri, karmaşık üretim süreçlerini ve çevresel değişkenlikleri yeterince dikkate alamamaktadır. Günümüzde yapay sinir ağları (YSA) gibi yapay zekâ teknikleri, petrol üretim tahminlerinde daha yüksek doğruluk ve etkinlik sağlama potansiyeline sahiptir. Bu çalışmanın amacı, Batman Bölgesinde bulunan S3 Sahası'na ait gerçek üretim verilerini kullanarak, RNN, ELM ve RVFL gibi modellerin tahmin performansını karşılaştırmak ve enerji sektöründe yapay zekâ tabanlı uygulamalara katkı sağlamaktır. Ayrıca, çalışmanın önemine yönelik bir diğer önemli nokta da doğru tahminlerin yalnızca ekonomik kazançlar sağlamakla kalmayıp, aynı zamanda çevresel sürdürülebilirliği destekleyen stratejiler geliştirmeye de olanak tanımasıdır. Bu bağlamda, yapay sinir ağları tabanlı modellerin enerji sektöründeki potansiyeli değerlendirilmektedir.

Anahtar Kelimeler: Petrol, Yapay Sinir Ağları, RNN, ELM, RVFL

ABSTRACT

MASTER THESIS

PREDICTION OF PRODUCED OIL AMOUNT USING RANDOMIZED ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Ülkü KARDAŞ

Batman University Institute Of Graduate Education

Department of Information Technologies

Advisor: Prof. Dr. Ömer Faruk ERTUĞRUL

2026, 61 Pages

Oil is one of the cornerstones of the global energy sector, and oil production holds vital importance for countries in terms of economic development and energy security. Accurately predicting production levels in oilfield wells plays a critical role in enhancing operational efficiency and optimizing costs. However, traditional forecasting methods fail to adequately address the complexities of production processes and environmental variations. Today, artificial intelligence techniques, such as Artificial Neural Networks (ANNs), have the potential to provide higher accuracy and efficiency in oil production forecasting. This study aims to compare the predictive performance of models like RNN, ELM, and RVFL by utilizing real production data from the S3 Field in the Batman Region and to contribute to AI-based applications in the energy sector. Furthermore, another significant aspect of this study is its emphasis on how accurate predictions not only yield economic benefits but also pave the way for developing strategies that support environmental sustainability. In this context, the potential of AI-based models in the energy sector is evaluated. If you have further requests or would like me to continue building the paper, let me know!

Key Words: Oil Production, Artificial Neural Networks, Prediction Models, RNN, ELM, RVFL

ÖN SÖZ

Yüksek lisans eğitimim süresince engin bilgisi ile beni yönlendiren, kıymetli katkılarda bulunan ve hiçbir konu da yardımını esirgemeyen, değerli danışman hocam Prof. Dr. Ömer Faruk ERTUĞRUL' a ve çalışmalarım boyunca hep yanımda olan, beni sürekli destekleyen, maddi ve manevi her türlü konularda bana yardımcı olan eşime ve aileme sonsuz teşekkür ederim

Ülkü KARDAŞ
BATMAN-2025

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	iv
ABSTRACT.....	v
ÖNSÖZ.....	vi
İÇİNDEKİLER.....	viii
TABLolar LİSTESİ.....	ix
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	x
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	xii
1. GİRİŞ.....	xi
1.1. Petrol Nedir?.....	2
1.2. Petrolün Fiziksel Özellikleri.....	4
1.2.1. Yoğunluk.....	4
1.2.2. Vizkozite(μ).....	4
1.2.3. Kırılma İndisi(n).....	5
1.3. Petrolün Kimyasal Özellikleri.....	5
1.3.1. Doymuş Hidrokarbonlar.....	5
1.3.1.1. Parafinler (C_nH_{2n+2}).....	6
1.3.1.2. Naftenler(C_nH_{2n}).....	6
1.3.2. Doymamış Hidrokarbonlar.....	6
1.3.2.1. Aromatikler (C_nH_{2n-6}).....	6
1.3.2.2. Olefinler(C_nH_{2n+2}).....	6
1.4. Dünya Genelindeki Petrol Rezervleri ve Üretim Potansiyeli.....	7
1.5. Türkiye'de Petrol Sektörü.....	9
1.6. Literatürde Yapılan Çalışmalar.....	10
2. MATERYAL VE YÖNTEM.....	12
2.1. Yapay Zeka.....	12
2.2. Makine Öğrenmesi.....	13
2.3. Derin Öğrenme.....	15
2.4. Yapay Sinir Ağları.....	15
2.4.1. Yapay Sinir Ağları Katmanları.....	16
2.4.1.1. Giriş Katmanı.....	17
2.4.1.2. Ara (Gizli) Katmanlar.....	17
2.4.1.3. Çıkış Katmanı.....	17
2.4.2. Yapay Sinir Ağları Katmanlarının Kullanım Alanları.....	17
2.5. Evrişimli Sinir Ağları.....	18
2.5.1. Evrişimli Sinir Ağları Katmanları.....	19
2.5.1.1. Evrişimsel Katman.....	19
2.5.1.2. Havuzlama Katmanı (Pooling Layer).....	20
2.5.1.3. Tam Bağlantılı Katman (Fully Connected Layer-FC).....	20
2.6. Görüntü Segmentasyonu.....	20

3. METODOLOJİ.....	22
3.1. Veri Toplama ve Ön İşleme.....	22
3.2. Model Seçimi ve Yapılandırma.....	23
3.3. Model Eğitimi ve Testi.....	23
3.4. Sonuçların Değerlendirilmesi ve Karşılaştırılması.....	24
4. UYGULAMA VE DEĞERLENDİRME.....	25
4.1. Çalışmada Kullanılan Programlama Dili.....	25
4.2. Çalışmada Kullanılan Kütüphaneler.....	25
4.2.1. Numpy.....	25
4.2.2. Pandas.....	25
4.2.3. Matplotlib ve Seaborn.....	26
4.2.4. Scikit-learn.....	26
4.2.5. TensorFlow ve Keras.....	26
4.3. Model Performans Metrikleri.....	26
5. BULGULAR VE TARTIŞMA.....	30
5.1 Eğitim Verisi Üzerindeki Model Performansı.....	30
5.2 Test Verisi Üzerindeki Model Performansı.....	30
5.3 Tüm Sahalar Kapsamlı Petrol Üretim Analizi ve YSA Tahmini.....	31
5.3.1 Sahalara Göre Genel Bakış (Ağustos 2024 Verileri).....	31
5.3.2 Uygulanan Metodolojinin Detayları.....	32
5.3.2.1. Birinci Aşama: Verisetinin Tanımlanması ve Genel Bakış Analizi.....	32
5.3.2.2. İkinci Aşama: Zaman Serisi ve Veri Hazırlığı, Keşifçi Veri Analizi(EDA).....	34
5.3.2.2.1 Saha Bazlı Zaman Serisi Tahmin Modelleri.....	35
5.3.2.2.1.1 S2 Sahası.....	35
5.3.2.2.1.2 S3 Sahası.....	38
5.3.2.2.1.3 S5 Sahası.....	42
5.3.2.3. Üçüncü. Aşama: Veri Ön İşleme ve Model Hazırlığı.....	46
5.3.2.4. Dördüncü. Aşama: Yapay Sinir Ağları Modellerinin Geliştirilmesi ve Eğitimi.....	47
5.3.2.5. Beşinci Aşama: Model Değerlendirmesi ve Kümülatif Analiz.....	46
5.3.3 Modellerin Kümülatif Karşılaştırılması.....	48
5.4 Bulguların Yorumlanması.....	50
5.4.1 Model Performanslarının Sahaya Göre Değişimi.....	51
5.4.2 MLP Modelinin Yetersizliği.....	51
5.5 Tartışma.....	52
6. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	54
6.1. Literatürdeki Yapay Zekâ Tabanlı Petrol Üretimi Yaklaşımları ile Mevcut Çalışmanın Karşılaştırılması.....	54
KAYNAKLAR.....	58

TABLolar LİSTESİ

Tablo 1.1. Dünyadaki İspatlanmış Petrol Rezervleri (Milyar Varil).....	7
Tablo 1.2. Ham Petrol Üretimi (bin varil/gün).....	8
Tablo 3.1. Eğitim ve Test Hata Oranı (RMSE).....	24
Tablo 4.1. Çalışmada Kullanılan Teknolojiler, Araçlar ve Değerlendirme Metrisleri...28	
Tablo 5.1. En Yüksek Üretim Yapan 15 Sahanın Verileri.....	33
Tablo 5.2. S3 Sahası Temel Üretim İstatistikleri.....	35
Tablo 5.3. S3 Sahası Model Performans Metrikleri.....	38
Tablo 5.4. S2 Sahası Temel Üretim İstatistikleri.....	38
Tablo 5.5. S2 Sahası Model Performans Metrikleri.....	42
Tablo 5.6. S5 Sahası Temel Üretim İstatistikleri.....	42
Tablo 5.7. S5 Sahası Model Performans Metrikleri.....	45
Tablo 5.8. Tüm Sahalar ve Modeller İçin Karşılaştırmalı Metrikler.....	48
Tablo 5.9. Mevcut Çalışma ve Literatür Karşılaştırması.....	55

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1. Yapay Zekanın Tarihsel Gelişim Evreleri	13
Şekil 2.2. Makine Öğrenimi Şeması	14
Şekil 2.3. Makine Öğreniminin Çalışma Prensipleri	15
Şekil 2.4. Yapay Sinir Ağı Katmanları	17
Şekil 2.5. Evrimsel Sinir Ağı Katmanları	20
Şekil 3.1. Verinin İşleme Aşamaları	22
Şekil 5.1 Eğitim Verisi İçin RMSE Karşılaştırması	30
Şekil 5.2. Test Verisi İçin RMSE Karşılaştırmaları	31
Şekil 5.3 Ağustos 2024 En Yüksek Üretim Yapan Sahalar	32
Şekil 5.4. API Değeri, Kuyu Sayısı ve Üretim İlişkisi (Log Ölçek)	34
Şekil 5.5. S3 Sahası Yıllara Göre Üretim Değişimi	35
Şekil 5.6. S3 Sahası Aylık Ortalama Üretim (Sezonsallık)	36
Şekil 5.7. S3 Sahası Modellerin Eğitim ve Doğrulama Kayıpları	37
Şekil 5.8. S3 Sahası Gerçek ve Tahmin Edilen Değerler	37
Şekil 5.9. S2 Sahası Yıllara Göre Üretim Değişimi	39
Şekil 5.10. S2 Sahası Aylık Ortalama Üretim (Sezonsallık)	39
Şekil 5.11. S2 Sahası Modellerin Eğitim ve Doğrulama Kayıpları	40
Şekil 5.12. S2 Sahası Gerçek ve Tahmin Edilen Değerler	41
Şekil 5.13. S5 Sahası Yıllara Göre Üretim Değişimi	43
Şekil 5.14. S5 Sahası Aylık Ortalama Üretim (Sezonsallık)	43
Şekil 5.15. S5 Sahası Modellerin Eğitim ve Doğrulama Kayıpları	44
Şekil 5.16. S5 Sahası Gerçek ve Tahmin Edilen Değerler	45
Şekil 5.17. Modellerin RMSE Karşılaştırması	49
Şekil 5.18. Modellerin R2 (Başarı Yüzdesi) Karşılaştırması	50

SİMGELER VE KISALTMALAR

API: Amerikan Petrol Enstitüsü
BG: Bilgisayarlı Görü
BT: Bilgisayarlı Tomografi
C: Karbon
CNN: Evrişimsel Sinir Ağı
DDİ: Doğal Dil İşleme
DÖ: Derin Öğrenme
ELM: Ekstrem Öğrenme Makineleri
GPU: Grafik İşlemci Birimi
H: Hidrojen
MÖ: Makine Öğrenmesi
MR: Manyetik Rezonans
RNN: Tekrarlayan Sinir Ağları
RVFL: Rastgele Vektör Fonksiyonel Bağlantıları
SPE: Society of Petroleum Engineers (Petrol Mühendisleri Derneği)
TPAO: Türkiye Petrolleri Anonim Ortaklığı
YSA: Yapay Sinir ağları
YZ: Yapay Zekâ

1. GİRİŞ

Petrol, dünya enerji sisteminin en önemli kaynaklarından biri olarak ekonomik kalkınma, enerji güvenliği ve endüstriyel süreçlerin temelinde yer alır. Petrol üretimi, özellikle gelişmekte olan ekonomilerde büyümenin ve altyapı gelişiminin motor gücü olmuştur. Petrol üretim süreçlerinin etkin bir şekilde yönetilmesi ve doğru tahmin edilmesi, yalnızca operasyonel verimlilik açısından değil, aynı zamanda küresel enerji arz-talep dengesi üzerinde de doğrudan bir etkiye sahiptir.

Petrol, küresel birincil enerji tüketiminde yaklaşık %33'lük pay ile en fazla kullanılan enerji kaynağı konumundadır (International Energy Agency [IEA], 2023). Enerji talebindeki artışa paralel olarak alternatif enerji kaynaklarının payı yükselmekte olsa da ulaştırma sektörü başta olmak üzere birçok endüstri kolunda petrolün vazgeçilmezliği devam etmektedir. Bu nedenle, önümüzdeki yıllarda da petrolün küresel enerji tüketiminde baskın konumunu sürdüreceği tahmin edilmektedir (BP Statistical Review, 2024).

Petrol piyasasının kendine özgü dinamikleri, diğer emtia piyasalarından farklılık göstermektedir. Petrol rezervlerinin coğrafi olarak sınırlı ve adaletsiz dağılımı, üretim ve tüketim merkezleri arasındaki dengesizlik, piyasanın yapısını karmaşık hale getirmektedir. Ayrıca, petrol üretiminin yaklaşık %77'si OPEC (Petrol İhraç Eden Ülkeler Örgütü) ülkelerinin kontrolü altında bulunmakta olup, bu durum piyasa fiyatlarının belirlenmesinde yapısal bir unsur oluşturmaktadır (Yergin, 2020). Arz-talep dengesi yanında spekülasyon hareketleri, jeopolitik gelişmeler ve ekonomik politikalar da fiyatların volatilitésine katkıda bulunmaktadır (Kilian, 2009, s.1058).

Enerji kaynakları bağlamında petrol, yenilenemeyen ve sınırlı rezervlere sahip temel bir kaynak olarak önem taşımaktadır. Petrolün ekonomik ve endüstriyel uygulamalardaki çok yönlü rolü, onu hammadde, ara malı ve enerji kaynağı olarak vazgeçilmez kılmaktadır. Alternatif enerji kaynakları ve teknolojilerinde sağlanan ilerlemelere rağmen, petrolün özellikle ulaştırma sektöründeki ikamesi kısa ve orta vadede sınırlı görünmektedir (Stern, 2017). Bu nedenle, petrolün ekonomik, politik ve sosyal etkileri devam edecek ve enerji politikalarının şekillenmesinde belirleyici olmaya devam edecektir.

Petrol üretim tahminleri üzerine yapılan çalışmalar, enerji sektörünün hızla büyümesiyle 20. yüzyılın başlarına kadar uzanır. İlk tahmin yöntemleri, basit

matematiksel modeller ve geçmiş verilerin doğrusal grafikleri üzerine kurulmuştur. Bu yöntemler, o dönemin teknoloji seviyesine uygun olarak temel istatistiksel araçlar kullanıyordu ve sahadaki üretim verilerini analiz etmekte oldukça sınırlıydı.

1970'ler ve 1980'ler, bilgisayarların enerji sektöründe yaygınlaşmasıyla daha sofistike tahmin modellerinin kullanılmaya başlandığı bir dönem olmuştur. Bu yıllarda zaman serisi analizleri, regresyon modelleri ve doğrusal olmayan istatistiksel yöntemler ön plana çıkmıştır. Özellikle sahaların verimliliğini artırmayı hedefleyen simülasyon modelleri, petrol üretiminin daha geniş bir perspektiften analiz edilmesine olanak sağlamıştır. Ancak bu yöntemler, karmaşık çevresel değişkenleri ve belirsizlikleri dikkate almakta yetersiz kalmıştır.

Ülkelerin ihtiyaç duyduğu enerji miktarının doğru şekilde tahmin edilmesi, enerji politikalarını ve stratejilerini şekillendiren karar alıcılar için büyük önem taşımaktadır. Bu önem, özellikle enerjide dışa bağımlı olan ve enerji talebinin hızlı bir artış gösterdiği gelişmekte olan ülkelerde daha da belirgin hale gelmektedir. Bu durumun temelinde hem ekonomik hem de siyasi nedenler yatmaktadır. Ekonomik açıdan, enerji tüketimi cari açık, enflasyon ve ekonomik büyüme gibi pek çok makroekonomik göstergenin seyrini doğrudan etkilemektedir. Ayrıca, dünya genelinde enerji piyasalarının giderek serbestleşmesi, enerji fiyatlarının büyük oranda arz ve talep koşullarına bağlı olarak şekillenmesine neden olmaktadır (Altınay, 2010, s. 3). Bu sebeple, enerji talebinin doğru tahmin edilmesi, fiyat tahminlerinin yapılabilmesi açısından da gereklidir. Politik açıdan ise, zengin enerji kaynaklarına sahip ülkelerin, tarih boyunca ve günümüzde enerjiiyi dış politika aracı olarak etkin biçimde kullandıkları görülmektedir.

1.1. Petrol Nedir?

Petrol sözcüğü, Yunanca-Latince'de taş anlamına gelen "petra" ile yağ anlamına gelen "oleum" sözcüklerinden oluşmuştur. Petrol; benzin, motorin, fueloil vb. belirli bir yakıtı anlatmak için değil, doğal halde bulunan ve yeraltından çıkarılan ham petrolü ifade etmek için kullanılan bir sözcüktür ([www.pmo.org.tr/petrol nedir html](http://www.pmo.org.tr/petrol_nedir_html), Erişim Tarihi: 17.02.2004).

Petrol, koyu renkli, yapışkan ve yanıcı özellikte bir sıvıdır. İçeriğinde metan, etan, propan, bütan gibi çeşitli hidrokarbon bileşenleri bulunan petrolün yoğunluğu ve viskozitesi, kimyasal yapısına bağlı olarak değişiklik göstermektedir. Genellikle yüksek graviteye sahip hafif petroler açık kahverengi, sarı ya da yeşil tonlarında olurken, düşük

graviteye sahip ağır petroler koyu kahverengi veya siyah renkte görülür. Rafineri işlemlerinde, yüksek graviteye sahip petrolerden jet yakıtı, benzin, gazyağı ve motorin gibi daha hafif ve açık renkli ürünler elde edilirken, düşük graviteye sahip petrolerden fueloil, kalorifer yakıtı ve asfalt gibi daha ağır ve koyu renkli ürünler üretilmektedir.

Petrolün milyonlarca yıl önce deniz diplerine çöken hayvan ve bitkilerin üzerine, doğal olaylarla yer tabakalarının yığılması ve meydana gelen bu havasız 3 ortamda, uygun ısı ve basınç altında bakterilerinde yardımı ile oluştuğu kabul edilmektedir (Bayraç, 1999, 85).

Dünya genelinde petrolün sınıflandırılmasında en çok dikkate alınan kriterler arasında özgül ağırlık, viskozite ve içerdiği kükürt oranı yer almaktadır. Amerikan Petrol Enstitüsü (API) tarafından geliştirilen ve özgül ağırlığa dayanan API gravite ölçütü, küresel çapta petrol sınıflandırmasında yaygın olarak kullanılan temel bir referans sistemidir. API gravite değeri arttıkça, petrolün yoğunluğu azalmakta ve kalitesi yükselmektedir. Günümüzde, kolay üretilebilirlik, taşınabilirlik ve işlenebilirlik avantajları nedeniyle dünya petrol talebinin yaklaşık %90'ı hafif ve orta ağırlıktaki petrolerle karşılanmaktadır.

Ham petrolün üretim ve rafinaj süreçlerinde önemli bir diğer özellik ise viskozitedir; bu, petrolün akışkanlığa karşı gösterdiği direnç olarak tanımlanır. Düşük viskoziteye sahip petrolerin üretimi, taşınması ve işlenmesi daha kolay ve ekonomik olduğundan, uluslararası petrol ticaretinde bu tür ham petrol tercih edilmektedir. Ayrıca, petrolün kükürt içeriği de ekonomik değerini etkileyen önemli bir faktördür. Kükürt oranı %0,5'in altında olan ham petrol, kükürtsüz olarak sınıflandırılmakta ve kükürtsüzleştirme maliyetlerinin düşüklüğü nedeniyle, daha yüksek fiyatlandırılmaktadır.

Ham petrol, 19. yüzyılda ilk defa ABD'de geniş çaplı olarak ticari amaçla piyasaya sürüldüğünde, tahta variller içinde saklanması nedeniyle, varil olarak ölçülmeye başlamıştır. Bunun sonucunda 1 varil = 159 litre veya 42 ABD galonu, 1 ton ise, 7.33 varil olarak kabul edilmektedir (Yücel, 1994, 34)

Petrol, doğal gaz ve kömür gibi fosil yakıtlar yalnızca enerji kaynağı olarak değil, aynı zamanda boya, plastik, eczacılık, kozmetik, demir-çelik ve alüminyum gibi birçok sanayi dalının temel hammaddelerinin üretiminde de kritik bir rol oynamaktadır.

Ham petrolün rafine edilmesiyle; rafineri yakıt gazı, sıvılaştırılmış petrol gazı (LPG), nafta, normal benzin, süper benzin, kurşunsuz benzin, parafin, solvent, jet yakıtı, gaz yağı, motorin, kalorifer yakıtı, fueloil, asfalt, madeni yağ vb. ürünler elde

edilmektedir (PİGM, 2000, 53). Bunun yanı sıra, belirtilen ürünlerin bazıları petrokimya sektöründe hammadde olarak da değerlendirilmektedir.

1.2. Petrolün Fiziksel Özellikleri

1.2.1. Yoğunluk

API gravitesi, Amerikan Petrol Enstitüsü tarafından geliştirilen ve petrol sıvılarının suya kıyasla yoğunluğunu ölçmek amacıyla kullanılan ters bir ölçüm birimidir. Bir sıvının API gravitesi 10'dan yüksek olduğunda, bu sıvı suyun üzerinde yüzen hafif petrol olarak sınıflandırılır; 10'un altında ise sıvı suyun altında kalır ve ağır petrol olarak kabul edilir. API gravitesi, temel olarak petrol sıvısının suya göre bağlı yoğunluğunu değerlendirmek ve karşılaştırmak için tasarlanmıştır.

Matematiksel olarak API gravitesinin birimi bulunmamaktadır; ölçümler, özel hidrometre cihazlarıyla belirli dereceler halinde yapılır. Bu ölçeklendirme sistemi sayesinde, çoğu petrol sıvısı 10 ile 70 API gravite dereceleri arasında sınıflandırılmaktadır.

API gravitesinin derecesine göre aşağıdaki gibi bir sınıflandırma yapılabilir.

- Hafif ham petrol: API yoğunluğu 31,1 °API'den yüksek (870 kg/m³'den az)
- Orta ham petrol: API yoğunluğu 31,1 °API'den 22,3 °API'ye (870 ila 920 kg/m³)
- Ağır ham petrol: API gravitesi 22,3 °API'den 10 °API'ye (920 ila 1000 kg/m³)
- Ekstra ağır ham petrol: API yoğunluğu 10 °API'nin altında (1000 kg/m³'den yüksek)

API dereceleri, ham petrolün su üzerinde yüzüp yüzmediğini ya da suda batıp batmadığını belirtir. Hafif ham petroler, düşük viskoziteye sahip olup kolayca akışkanlık gösterir ve daha uçucu bileşenler içerirken, ekstra ağır ham petroler katran benzeri yüksek viskoziteye sahip olup daha yoğun özellik taşır. Orta ağırlıktaki petroler ise bu iki uç özellik arasında yer almaktadır.

1.2.2. Viskozite (μ)

Petrol viskozitesi, petrolün akışkanlığını ve içindeki moleküllerin birbirine karşı gösterdiği iç sürtünme direncini ifade eden fiziksel bir özelliktir. Başka bir deyişle, viskozite petrolün ne kadar akışkan veya yoğun olduğunu belirler. Düşük viskoziteli

petrol, daha kolay ve hızlı akar, taşınması ve işlenmesi daha basittir. Yüksek viskoziteli petrol ise daha yoğun ve yapışkan olup, pompalama, taşıma ve rafinaj süreçlerinde daha fazla enerji ve özel teknik gerektirir. Bu nedenle, viskozite petrolün üretim, nakliye ve rafinaj maliyetlerini doğrudan etkileyen önemli bir parametredir.

1.2.3. Kırılma indisi (n)

Bir maddenin kırılma indisi, o madde içerisinde geçen ışığın hızının, boşluktaki ışık hızına oranla ne kadar azaldığını ifade eden bir katsayıdır. Petrolün kırılma indisi, içerdiği kimyasal bileşiklerin yapısına bağlı olarak değişkenlik gösterir. Bu değer, genellikle 20°C sıcaklık ve 1 atmosfer basınç altında, refraktometre adı verilen cihazlarla ölçülür ve petrolün bileşim analizinde önemli bir parametre olarak kullanılır. Petrolün yoğunluğuna bağlı olarak kırılma indisi değeri genellikle 1.4 ile 1.5 arasında değişmektedir.

1.3. Petrolün Kimyasal Özellikleri

Petrol, tarih öncesi denizlerde yaşamış bitki ve hayvanların organik kalıntılarının uzun süreler boyunca ayrışması sonucu oluşan bir doğal kaynaktır. Bu organik materyaller, deniz tabanında milyonlarca yıl boyunca birikerek çürür ve geride yağlı bileşikler bırakır. Zamanla, üzerlerinde biriken çamur ve kalın kaya tabakalarının etkisiyle, bu yağlı maddeler yüksek basınç ve sıcaklık altında kimyasal dönüşüme uğrayarak petrol ve doğal gaz formuna dönüşür.

Ham petrol C ve H'nin karışık bileşikleri ve reaksiyonlarından oluşur. Karbonun sadece Hidrojen atomu ile yaptığı organik bileşenlerin hepsine Hidrokarbon denir. Hidrokarbon petrol ve doğal gazın temelini oluşturur. Hidrokarbonlar da doymuş ve doymamış olarak 2'ye ayrılırlar.

1.3.1. Doymuş hidrokarbonlar

Karbon atomlarının birbirleriyle tek bağlanmış halidir. Parafinler ve Naftenler olmak üzere 2 gruba ayrılır.

1.3.1.1. Parafinler (C_nH_{2n+2})

Ham petrolde çok bulunan 2 bileşenden bir tanesidir. Parafinler oluşturdukları bağa göre dallanmış veya zincirli bir şekilde bulunurlar. Parafin petrol, hafif ham petroldür ve akışkan bir yapıya sahiptir. Parafin petrolün yoğunluğu 0,85'in altındadır ve viskozitesi düşüktür. Fakat buna rağmen kükürt oranı da oldukça düşüktür.

1.3.1.2. Naftenler(C_nH_{2n}):

Bünyesinde genellikle 5 veya 6 C atomumu bulundurur. C atomları yüzük şeklinde veya yuvarlak bir yapı meydana getirirler. Bu grubun içinde bulunan petroller bünyesinde %20'den daha az parafin bulundurur. Bu moleküllerin kükürt oranı düşüktür. Ham petrollerdeki en önemli naften C_6H_{12} (metilcyclopentan)'dır.

1.3.2. Doymamış hidrokarbonlar

Karbon atomlarının ikişerli olarak çift bağla bağlanmış halidir. Aromatikler ve Olefinler olmak üzere 2'ye ayrılır.

1.3.2.1.Aromatikler (C_nH_{2n-6})

Aromatikler tek halka veya çok halkadan oluşabilir. Bütün aromatikler benzen halkası içermektedir. Bunların Hidrojen içeriği çok düşüktür. Ham petrolde %15'den daha az bulunur. Bunlarda reçine ve asfalt miktarı fazladır. Kükürt oranı ise %1'in üzerinde bulunur

1.3.2.2.Olefinler(C_nH_{2n-2})

Ham petrolde çok etkili değildirler ve çok yaygın bulunmazlar. Kısa sürede bozunarak parafine dönüşme özelliği vardır.

1.4. Dünya Genelindeki Petrol Rezervleri ve Üretim Potansiyeli

Society of Petroleum Engineers (SPE), petrol rezervlerini yer altından çıkarma ihtimaline göre temelde üç kategoride ele almaktadır (SPE, 1997).

- **İspatlanmış rezervler (proved reserves):** çıkarma ihtimali %90 olan
- **Mümkün rezervler (probable reserves):** Çıkarma ihtimali %50 olan rezervler
- **İhtimal dâhilindeki rezervler (possible reserves):** %10 gibi oldukça düşük çıkarma ihtimaline sahip olan rezervler

Tablo 1.1. Dünyadaki İspatlanmış Petrol Rezervleri (Milyar Varil)

Bölge Adı	1980	1990	2000	2010	Pay (%)
Kuzey Amerika	92,5	96,3	68,9	74,3	5,4
Güney - Orta Amerika	26,7	71,5	97,9	239,4	17,3
Avrupa-Avrasya	98,6	80,8	107,9	139,7	10,1
Orta Doğu	362,4	659,6	696,7	752,5	54,4
Afrika	53,4	58,7	93,4	132,1	9,5
Asya-Pasifik	33,9	36,3	40,1	45,2	3,3
Toplam Dünya	667,5	1.003,2	1.104,9	1.383,2	100,0

İspatlanmış petrol rezervleri, Tablo 1.1'den de anlaşılacağı gibi 2010 yılından beri tahmini 1.383 milyar varil civarındadır. Bunun yaklaşık %77,2'si OPEC (Organization of the Petroleum Exporting Countries) üyesi ülkelerde(2), yaklaşık %6,6'sı OECD (Organisation for Economic Co-operation and Development) üyesi ülkelerdedir. Dünyaya kısmi bakıldığında ise, Ortadoğu dünya oranının %54,4'lük kısmına sahip olarak en fazla rezervi bünyesinde bulundurmaktadır. Dünyanın toplam rezervinin %19,1'lik payını alan Suudi Arabistan, en çok rezervi bünyesinde bulunduran ülkedir. Sonrasında Venezuela (%15,3), İran (%9,9), Irak (%8,3), Kuveyt (%7,3), Birleşik Arap Emirlikleri (%7,1), Rusya (%5,6) ve Libya (%3,4) oranları ile

sıralanmaktadır. ABD ise dünya rezervinin sadece %2,2'sine bünyesinde bulundurmaktadır. (BP, 2011: 6).

Tablo 1.2. Ham Petrol Üretimi (bin varil/gün)

Bölge Adı	1980	1990	2000	2010	Pay (%)
Kuzey Amerika	14,063	17,540	13,904	13,808	16,6
Güney-Orta Amerika	3,747	4,507	6,813	6,989	8,9
Avrupa-Avrasya	15,088	16,106	14,950	17,661	21,8
Orta Doğu	18,882	17,540	23,547	25,188	30,3
Afrika	6,225	6,725	7,804	10,098	12,2
Asya-Pasifik	4,943	6,726	7,874	8,350	10,2
Toplam Dünya	62,948	65,460	74,893	82,095	100,0

Petrol üretiminin 1980-2010 yılları arasındaki bölgesel dağılımı, Tablo 2'de gösterilmektedir. Tablo 2'den de anlaşılacağı üzere, petrol üretim miktarı yıllar içinde sürekli bir artış göstermiştir. 2010 yılı itibariyle, dünya genelindeki toplam günlük petrol üretimi yaklaşık 82,1 milyon varile ulaşmıştır. Bu üretimin %41,5'i OPEC üyesi ülkeler tarafından, %22,1'i ise OECD üyesi ülkeler tarafından gerçekleştirilmiştir (BP, 2011: 8). OPEC'in küresel üretimdeki payının artarak 2030 yılında %45'e ulaşması beklenmektedir (BP, 2012: 26). 2010 yılı itibariyle, Rusya dünya petrol üretiminin %12,9'unu üreterek en büyük petrol üreticisi ülke konumuna gelmiştir. Rusya'yı sırasıyla Suudi Arabistan (%12,0), ABD (%8,7), İran (%5,2), Çin (%5,2), Kanada (%4,2), Meksika (%3,7), Birleşik Arap Emirlikleri (%3,3), Venezuela (%3,2), Kuveyt (%3,1), Irak (%3,1) ve Nijerya (%2,9) takip etmektedir (BP, 2011: 8). Rusya, net petrol ihraç eden bir ülke olmasına rağmen, dünya petrol üretimindeki payının, petrol rezervlerinden aldığı paya oranla oldukça yüksek olması dikkat çeken bir özelliktir.

1.5. Türkiye’de Petrol Sektörü

Türkiye’nin jeolojik yapısından dolayı petrol potansiyeli, komşu ülkelere kıyasla daha sınırlıdır. Petrol sahaların, karmaşık olması ve kıvrımlı şekli hem petrol aramasını daha da zorlaştırırken, üretim maliyetlerini daha da artırmaktadır. Ancak bunlara rağmen, ülkemizde petrol arama ve üretim çalışmaları Cumhuriyet dönemi öncesinden başlayarak günümüze kadar sürekli artış göstermiştir.

Türkiye’de Petrol sektörü ile ilgili ilk yasal düzenleme, 1926 yılında 792 sayılı Kanun çıkarılarak yapılmış ve bu kanunla petrol arama ve işletme hakları resmi olarak hükümete verilmiştir. 1935 yılında ise 2804 sayılı Kanun ile bu yetki Maden Tetkik ve Arama Enstitüsü’ne (MTA) devredilmiştir. 1954 yılında çıkarılan 6326 sayılı Petrol Kanunu ile Türkiye Petrolleri Anonim Ortaklığı (TPAO) kurulmuş ve devlet adına hidrokarbon arama, sondaj, üretim, rafineri ve pazarlama faaliyetlerini yürütmek üzere yetkilendirilmiştir. Bu kanunla MTA’nın petrol alanındaki görevleri TPAO’ya devredilmiştir. Son olarak, 2013 yılında çıkarılan 6491 sayılı Türk Petrol Kanunu ile petrol arama süreçlerinin daha esnek ve etkin yürütülmesi hedeflenmiştir.

Türkiye, gelişmekte olan ülkeler arasında yer almakta olup, ekonomik kalkınmada enerji kaynaklarının önemi giderek artmaktadır. 1934-2011 yılları arasında Türkiye’de toplam 4.103 adet petrol kuyusu açılmıştır. Bu kuyular arasında 1.688 arama kuyusu, 1.649 üretim kuyusu ve 766 tespit kuyusu bulunmaktadır. Açılan kuyuların toplam derinliği yaklaşık 7,65 milyon metre olup, ortalama kuyu derinliği 1.864 metredir (Petform, 2011).

2011 yılı verilerine göre Türkiye’nin petrol ithalatı 36,10 Mtep, petrol ihracatı 5,30 Mtep ve petrol üretimi ise 2,56 Mtep olarak gerçekleşmiştir. Ülke içi üretim, toplam petrol ihtiyacının yalnızca %8,4’ünü karşılamaktadır (Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı, 2013). Ham petrol ithalatının %51’i İran’dan, %17’si Irak’tan, %12’si Rusya’dan, %11’i Suudi Arabistan’dan ve %7’si Kazakistan’dan sağlanmaktadır. Türkiye’nin 2011 yılı rafineri kapasitesi 28,1 milyon ton olup, kapasitenin %74,7’si kullanılmıştır (Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu [EPDK], 2012).

Petrol tüketiminin sektörel dağılımı incelendiğinde, 2011 yılında tüketilen petrolün yaklaşık %54,6’sı ulaştırma sektöründe, %17,6’sı tarımda, %7,6’sı sanayide ve %4,6’sı ise konut ve hizmet sektöründe kullanılmıştır. Ulaştırma ve tarım sektörlerindeki petrol tüketimi yıllar içinde artış göstermiştir. Özellikle ulaştırma sektöründe kullanılan enerjinin %97,1’ini petrol ürünleri oluşturmaktadır.

Sonuç olarak, Türkiye'nin petrol sektörü, sınırlı jeolojik potansiyeline rağmen, uzun yıllara dayanan yasal düzenlemeler ve kurumsal yapılanmalar ile gelişimini sürdürmektedir. Ülke içi petrol üretimi, toplam tüketimi karşılamakta yetersiz kalmakta, bu nedenle ithalata olan bağımlılık devam etmektedir. Enerji politikalarının etkinliği ve alternatif enerji kaynaklarına yönelim, Türkiye'nin enerji arz güvenliği açısından önem taşımaktadır.

1.6. Literatürde Yapılan Çalışmalar

Petrol üretiminin tahmini, enerji sektöründe kaynak yönetimi ve operasyonel verimlilik açısından kritik bir konudur. Geleneksel istatistiksel yöntemlerin sınırlarını aşan karmaşık ve doğrusal olmayan verilerin modellenmesinde yapay zekâ teknikleri giderek ön plana çıkmaktadır. Yapay sinir ağları (YSA), derin öğrenme algoritmaları, destek vektör makineleri (SVM), genetik algoritmalar ve hibrit modeller gibi yöntemler petrol üretim tahmininde yaygın olarak kullanılmaktadır.

Yapay sinir ağları, özellikle çok katmanlı algılayıcılar (MLP) ve tekrarlayan sinir ağları (RNN) petrol üretim verilerindeki zamansal ve mekânsal örüntüleri başarılı şekilde modelleyebilmektedir. Zhang ve arkadaşlarının (2018) LSTM tabanlı çalışması, zaman serisi verilerindeki uzun dönemli bağımlılıkları yakalayarak üretim tahminlerinde yüksek doğruluk sağlamıştır. Bu model, üretimdeki ani değişimlere karşı da esnek bir yapı sunmaktadır.

Hibrit modeller, fiziksel temelli rezervuar simülasyonları ile yapay zekâ yöntemlerinin birleşimini içerir. Ahmad ve çalışma arkadaşları (2021), bu yaklaşımı kullanarak petrol üretim tahminlerinin doğruluğunu artırırken, model yorumlanabilirliğini de güçlendirmiştir. Bu yöntemler, sadece veriye dayalı modellerin ötesinde, jeolojik ve mühendislik bilgilerinin entegrasyonuna olanak tanır.

Son dönemde derin öğrenmenin farklı mimarileri de incelenmektedir. Wang ve arkadaşları (2020), konvolüsyonel sinir ağlarının (CNN) petrol üretim verilerindeki karmaşık uzamsal ilişkileri çıkarabildiğini ve tahmin başarısını artırdığını rapor etmiştir. Ayrıca, Attention mekanizmaları ve Transformer tabanlı modeller, petrol üretim süreçlerindeki değişken ve uzun dönemli ilişkileri daha etkili yakalayabilmek için araştırılmaktadır (Zhou ve ark., 2022).

Genetik algoritmalar (GA) ve evrimsel yöntemler ise parametre optimizasyonu ve model seçimi aşamalarında kullanılmaktadır. Bu teknikler, özellikle model

karmaşıklığının yüksek olduğu derin öğrenme ağlarında öğrenme sürecini hızlandırmak ve yerel minimum sorununu azaltmak amacıyla tercih edilmektedir (Kumar ve ark., 2021).

Bunun yanında, bulanık mantık (Fuzzy Logic) tabanlı yaklaşımlar, petrol üretimindeki belirsizlik ve bulanıklığı modellemek için kullanılmaktadır. Bu yöntemler, kesin veri eksikliğinde veya gürültülü verilerde daha sağlam tahminler sunabilmektedir (Santos ve ark., 2019).

Genel olarak, petrol üretim tahmininde yapay zekâ tabanlı modeller, veri kalitesi, model mimarisi, parametre ayarları ve özellik mühendisliği gibi faktörlerden doğrudan etkilenmektedir. Doğru veri ön işleme, özellik seçimi ve model optimizasyonu ile tahmin doğruluğu önemli ölçüde artırılabilir. Literatür, hem klasik yöntemlere göre üstün performans gösteren yapay zekâ yaklaşımlarına hem de hibrit ve melez modellerin artan popülaritesine vurgu yapmaktadır.

2. MATERYAL VE YÖNTEM

2.1. Yapay zekâ

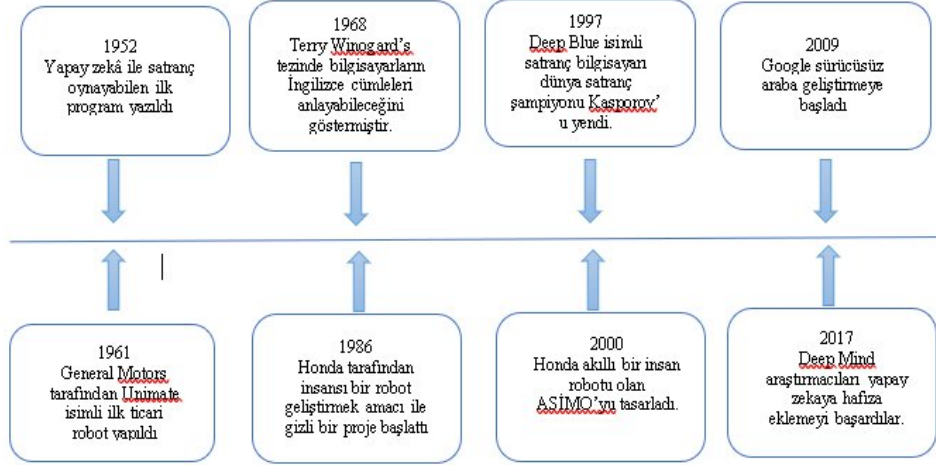
Yapay zekâ, bir bilgisayarın ya da bilgisayar destekli bir makinenin, genellikle insana özgü nitelikler, çözüm yolu bulma, anlama, bir mana çıkartma, genelleme ve geçmişteki deneyimlerinden öğrenme gibi yüksek mantık süreçlere ilişkin görevleri yerine getirme yeteneği olarak bilim dünyasında tanımlanmıştır (Nabiyev, 2012).

Slage'ye göre yapay zekâ; sezgisel programlama temelinde olan bir yaklaşımdır (Andrew, 1991). Popov'a göre yapay zekâ; insanların yaptıklarını bilgisayarlara yaptırabilme çalışmasıdır (Popov, 1990). Axe göre ise yapay zekâ; akıllı programları hedefleyen bir bilimdir (Copelan, 1993). Genesereth ve Nilsson'a göre yapay zekâ akıllı davranış üzerine bir çalışmadır. Ana hedefi, doğadaki varlıkların akıllı davranışlarını yapay olarak üretmeyi amaçlayan bir kuramın oluşturulmasıdır (Charniak and McDermot, 1985).

Sağlıklı bir insan beyni, matematiksel bir işlemi 2-3 dakika da yapabilmenin yanında; sorunu anlayabilme, yorum katma, soruna göre çözüm üretebilme gibi durumları da kısa sürede yapabilmektedir. Mesela yürüyüş yapan birisi yoldaki engeller, tehlikeler vs gibi durumları o an hesaplayamadıysa bile önceden yaşadığı deneyimler sayesinde yürürken ki hızını, yürüyüş yolunu, yerini seçebilir. Bilgisayarlar ise çok kompleks işlemleri hızlı bir şekilde yapabilmelerinde karşın, herhangi bir ani durumda anlama, yorumlama, öğrenme, sonuçlandırma veya başka bir ifade ile deneme yoluyla öğrenilmiş bilgileri anlama yetenekleri yoktur. Yapay zekâ olayı işte burada devreye girmektedir. Yapay zekâ bir insanın idrak etme yeteneğini, olay karşısındaki duygularını taklit eden modeldir. Yani, aynen insanlar gibi herhangi bir probleme çözüm üretme, anlam katabilme, olayla ilgili genelleme yapma ve kazandığı deneyimlere göre olabilecekleri öngörebilme gibi özellikleri ile modellenen sistemdir.

1950'lerde Alan Turing'in "Turing Testi" ile başlayan çalışmalar, 1956 yılında Dartmouth Konferansı'nda John McCarthy ve diğer Yapay zekâ uzmanlarınca bunun bağımsız bir araştırma alanı olduğu duyuruldu. 1970 ve 1980'ler de bir duraklama yaşandı ve buna "yapay zekâ kışı" adı verildi. Bu dönem de yapay zekâ kısıtlı imkanlar ve beklenen performansı vermemesinden dolayı ilerleme gösteremedi. 1990'lardan beri

de teknolojinin ilerlemesi ve çok büyük veri setlerinin kullanımının artması ile yapay zekâ gelişimini daha da artırarak insanlığa verimli bir şekilde ilerleyişini sürdürmektedir.



Şekil 2.1. Yapay Zekânın Tarihsel Gelişim Evreleri

Şekil 2.1, yapay zekânın ortaya çıkmasından günümüze kadar geçen değişiklikleri dönemler halinde biz göstermektedir. İlk yıllarda kavramsal temeller ve teorik yaklaşımlar ön plandayken, daha sonraki yıllarda ise sembolik yapay zekâ, uzman sistemler ve öğrenmeye dayalı algoritmaların gelişmesi teknolojinin yönünü belirlemiştir.

2.2. Makine Öğrenmesi

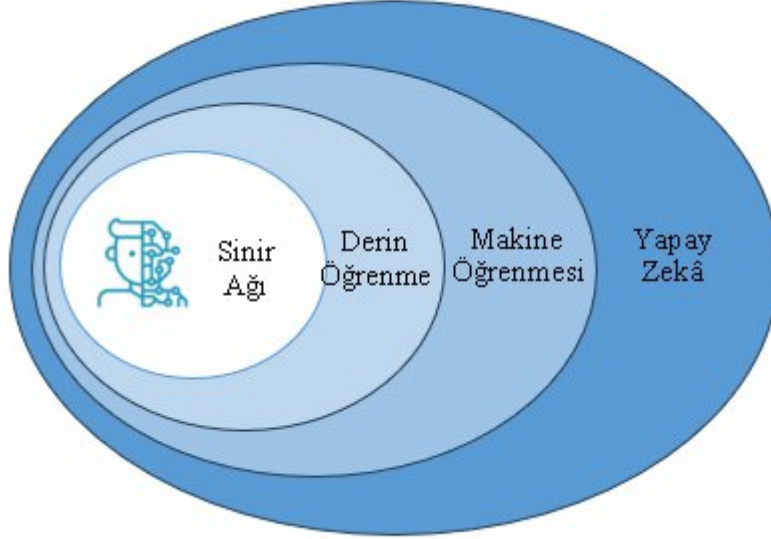
Makine öğrenmesi (MÖ), bilgisayar sistemlerinin açıkça programlanmadan verilerden öğrenmesini ve bu öğrendiklerini gelecekteki görevlerde uygulamasını sağlayan bir YZ dalıdır (Mitchell, 1997).

1950'lerde Alan Turing'in çalışmaları ve 1959'da Arthur Samuel'in dama oynayan programı ile temelleri atılan MÖ, Samuel'in "makine öğrenmesi" terimini ortaya atmasıyla önemli bir ivme kazandı (Samuel, 1959).

1960'lar ve 1970'lerde öğrenme teorisi ve istatistiksel yöntemlerin gelişimi ile teorik temelleri güçlenen bu alan, 1980'lerde karar ağaçları, yapay sinir ağları ve genetik algoritmalar gibi tekniklerin popüler hale gelmesiyle daha da ilerledi (Quinlan, 1986).

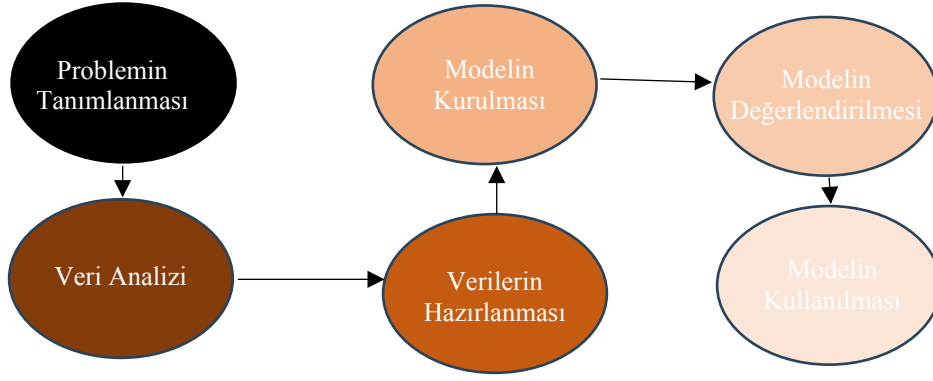
1990'larda hesaplama gücündeki artış ve veri miktarındaki büyüme, destek vektör makineleri ve Bayes ağları gibi yöntemlerin geliştirilmesine olanak tanıyarak MÖ'nün yeniden canlanmasına vesile oldu (Vapnik, 1995).

2000'lerin başlarından itibaren, DÖ teknikleri, özellikle büyük veri setleri ve güçlü GPU'lar sayesinde önemli ilerlemeler kaydetti ve derin sinir ağıları, görüntü ve ses tanıma gibi birçok alanda üstün performans sergiledi (Hinton ve ark., 2006).



Şekil 2.2. Makine öğrenimi şeması

Şekil 2.2' de makine öğrenimi şeması verilmiştir. Şemaya göre makine öğrenmesi derin öğrenme ve yapay zekâyla bağlantılı yapıdadır. Yapay zekânın kavramının ortaya çıkabilmesi için şemada görüldüğü gibi makine öğrenmesinin de olması gerekmektedir. Yapa zekânın kullandığı veri kümelerinin kullanımı için modele dönüştürmek gerekir. Bu modeller için de en iyi algoritma makine öğrenmesidir.



Şekil 2.3. Makine Öğreniminin Çalışma Prensibi

Şekil 2.3’ de, makine öğreniminde verinin işlenerek modele aktarılması, modelin bu veriden örüntü çıkarması ve elde edilen tahminlerin doğruluk geri bildirimleriyle sürekli iyileştirilmesi sürecini özetlemektedir.

2.3. Derin Öğrenme

Derin öğrenme, insan beyninin çalışmasını örnek alan bir hesaplama sistemidir. Biyolojik olarak insan sinir sisteminden esinlenerek ortaya çıkan yapay sinir ağlarıdır. Derin öğrenme kullanılırken en çok tercih edilen araçlardan bir tanesi TensorFlow’dur. Bir yapay zekâ kütüphanesi olan TensorFlow açık kaynak kodludur ve algılama, olayı keşfetme ve sınıflandırma uygulamalarında kullanılır. Model oluşturmak için veri akış grafiği kullanılır ve kullanıcının çok katmanlı yapay sinir ağları oluşturmasını sağlar.

DÖ algoritmalarının başarısı, büyük ölçüde büyük veri kümeleri ve yüksek hesaplama gücü sayesinde mümkün olmuştur. Bu algoritmalar, yüksek boyutlu veriler üzerinde çalışarak karmaşık desenleri ve ilişkileri ortaya çıkarabilir ve bu sayede daha genel ve dayanıklı modeller oluşturabilir. DÖ, birçok endüstri ve bilim dalında devrim niteliğinde değişikliklere yol açmıştır ve halen gelişimini sürdürmektedir (Krizhevsky ve ark., 2012).

2.4. Yapay Sinir Ağları

Biyolojik sinir sisteminin çalışma şekline benzetilerek gerçekleştirilen YSA’lar nöronların çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanmasıyla oluşmuş ağlardır. Bu ağlar bilgiyi

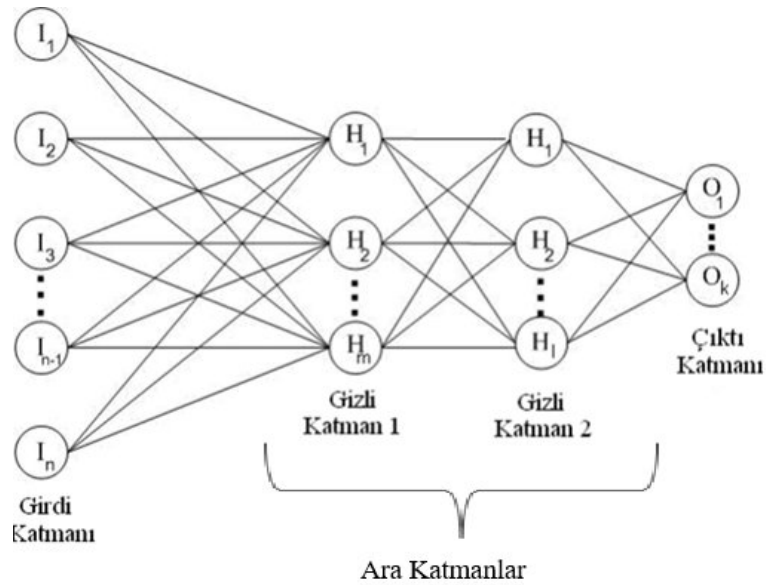
öğrenme, saklama ve veriler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarma yeteneğine sahiptirler. Diğer bir ifadeyle, YSA'lar, normalde bir insanın yaşayarak veya deneyerek sahip olduğu öğrenme yeteneğini gerçekleştirirler (Öztemel, 2003).

Yapay sinir ağları esnek ve parametrik olmayan modelleme aracıdır (Tang & Chi, 2005:248). Yapay sinir ağları beynin bilişsel öğrenme sürecinin simülasyonu olarak geliştirilmiş bir yöntem olarak bilinmektedir. Karmaşık problemlerde oldukça etkili olduğu görülmüştür. Tahminleme, sınıflandırma, kümeleme gibi birçok probleme çözüm bulabilmektedir. Sinir ağlarının en önemli özelliği karmaşık sistemlerin geçmiş bilgilerinden yola çıkarak örnek üzerinde öğrenme yolu ile probleme çözüm getirebilmesidir (Efendigil vd., 2009:6699)

Yapay sinir hücreleri insanların biyolojik sinir hücrelerinden esinlenerek ortaya çıkmıştır. Biyolojik nöronlarda olduğu gibi yapay nöronlarda aralarında bir bağ kurarak yapay sinir ağlarını oluştururlar. Yapay nöronlarda da biyolojik nöronlarda olduğu gibi alıcıdan giriş sinyallerini alırlar, bu sinyalleri toplayıp işlerler ve sonuçta elde ettikleri çıktıları alıcıya iletirler. Bunların her biri için de ayrı bölümler bulunur.

2.4.1. Yapay sinir ağı katmanları

Yapay sinir ağları 3 katmandan oluşur. Bu katmanların her biri farklı görevleri yerine getirir. Bu katmanlar aşağıdaki gibidir.



Şekil 2.4. Yapay Sinir Ağı Katmanları

Şekil 2.4, yapay sinir ağlarının giriş, gizli ve çıkış katmanlarından oluşan yapısını özetlemektedir. Girdi katmanı veriyi alır, gizli katmanlar bu veriyi ağırlıklar ve aktivasyon fonksiyonlarıyla işler, çıkış katmanı ise modele ait son tahmini üretir.

2.4.1.1.Giriş katmanı

Yapay sinir ağlarına dışarıdan gelen işlenmemiş verilerin temsil edildiği katmandır.

2.4.1.2.Ara (Gizli) katman(lar)

İşlenecek veriler giriş katmanından sonra bu katmana gelirler. Ara katman sayısı her ağda farklı olabilir. Bazı yapay sinir ağlarında hiç ara katman bulunmazken bazılarında ise daha fazla olabilir. Bu katman da bulunan nöron sayısı giriş ve çıkış sayısından bağımsız olarak işler. Eğer birden fazla ara katman var ise bu katmanların kendi içindeki hücre sayıları da farklı olabilir. Katmanlar arasındaki nöron sayısını artması ilk etapta karışıklığın artacağı gibi düşündürse de aslında karmaşık ve kompleks problemlerde çözüme daha çabuk ulaşmayı sağlar.

2.4.1.3.Çıkış katmanı

Ara (Gizli) Katman (lar)'dan gelen bilgiler işlenerek ağın işlem sonucunu veren katmandır. Bu katman da üretilen çıktı, buradan sonra dış dünyaya gönderilir.

2.4.2. Yapay sinir ağlarının kullanım alanları

Günümüzde yapay sinir ağları esnek yapıda olmaları ve örnek verilerden öğrenme yapmaları sayesinde birçok alanda kullanılmaktadır. Başlıca kullanım alanları şunlardır:

- **Görüntü işleme:** Bilgisayarlı görü (BG) alanında, YSA nesne tanıma ve görüntü sınıflandırma görevlerinde üstün performans göstermektedir. Özellikle DÖ teknikleri ile kullanıldığında, sinir ağları görüntü işleme görevlerinde insan performansına yakın sonuçlar verebilir (Krizhevsky ve ark., 2012). Görüntü işlemeye örnek olarak makinalarda bulunan yüz tanıma özelliği, görüntüyü sınıflandırma özelliği, videoların analizinin yapılması ve nesne tespiti gibi...

- **Doğal dil işleme:** DDİ uygulamalarında da YSA önemli bir rol oynar. Metin sınıflandırma, dil modeli oluşturma ve duygu analizi gibi görevlerde sinir ağları, dilin karmaşıklığını ve bağlamını anlamada büyük avantajlar sağlar (Young ve ark., 2018). Doğal dil işlemeye örnek olarak makine çevirileri, duygu analizinin yapılması, kelimelerden metin üretilmesi ve sohbet botları örnek gösterilebilir.
- **Veri analizi ve tahmin:** Finansal analiz ve piyasa tahmini gibi uygulamalarda da YSA büyük önem taşır. Sinir ağları, büyük veri kümelerini analiz ederek trendleri ve anormallikleri tespit edebilir, bu da yatırım kararlarını daha güvenilir hale getirir. Örneğin, borsa tahmini ve kredi riski değerlendirme gibi alanlarda kullanılır (Heaton, ve ark., 2017). Veri analizine örnek olarak piyasada ki finansal tahminler bir müşterinin davranışının analiz edilmesi gösterilebilir.
- **Tıp ve sağlık:** YSA, tıbbi teşhis ve görüntü analizi gibi alanlarda önemli işlere imza atmaktadır. Özellikle, tıbbi görüntülerin analizi ve hastalık teşhisi gibi görevlerde yüksek doğruluk oranları sağlayabilir. Örneğin, sinir ağları, röntgen, MRI ve BT taramaları gibi tıbbi görüntülerde anormallikleri tespit etmede kullanılmaktadır (Litjens ve ark., 2017). Tıpta çok kullanılan örneklerden bazıları şöyledir. Tıbbi bir görüntüden hastalığın teşhis edilmesi, risk analizi ve tahmini.
- **Robotik ve otonom sistemler:** Otonom araçlar ve robotik sistemlerde YSA, çevresel algılama ve karar verme süreçlerinde kritik bir rol oynamaktadır. Bu sistemler, çevresel verileri işleyerek nesnelere tanıyabilir ve güvenli sürüş kararları alabilir (Bojarski ve ark., 2016). örnek olarak, hareketin kontrolü cihazın çevre algısı ve gerçek zamanlı olarak karar almayı gösterebiliriz.
- **Siber güvenlik:** yapay sinir ağlarının en çok kullanıldığı sektörlerden birisi siber güvenlidir. Herhangi bir kuruma yapılan saldırının tespit edilmesi, bir ağın trafiğinin analiz edilmesi örnekler arasında verilebilir.

2.5. Evrişimsel Sinir Ağları

Çeşitli derin öğrenme yöntemleri, farklı nesne sınıflarının sınıflandırılması gibi çeşitli makine öğrenimi görevlerini yapmak için sinir ağı algoritmalarını eğitmek için verileri kullanır. Evrişimli Sinir Ağları, görüntülerin analizi için çok güçlü olan derin öğrenme algoritmalarıdır (Oh vd., 2021).

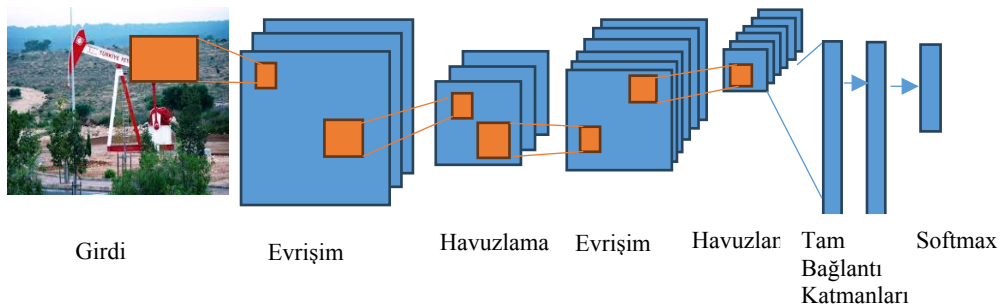
Evrişimsel sinir ağı (CNN) beynin mimarisinden ilham alır. Tıpkı beyindeki bir nöronun tüm vücutta bilgiyi işlemesi ve ilemesi gibi, CNN'lerdeki yapay nöronlar veya düğümler girdileri alır, işler ve sonucu çıktı olarak gönderir (Roy vd., 2020).

Evrişimli Sinir Ağı, derin öğrenme mimarilerinden biri olup çok katmanlı ileri yönlü bir yapay sinir ağıdır. En önemli özelliği ise daha az eğitimle ve daha az kullanılan parametre işlem yapabilme yeteneğidir. Yüksek boyutlu verilerin kullanımında (görüntü ve video işleme gibi) veya bunların analizinde genellikle bu model tercih edilir.

Evrişimli Sinir ağı kullanılan verilerdeki örüntü ve hiyerarşiyi otomatik öğrenmek için kullanılır. Bu ağı katmanlar halinde düzenlenmiştir. Ve her bir katmanın belirli bir görevi vardır.

2.5.1. Evrişimsel sinir ağı katmanları

Evrişimli Sinir Ağlarını (CNN) diğer sinir ağı sistemlerinden ayıran en önemli özelliği görüntü, konuşma veya ses sinyali girdileri üzerindeki işlemlerde sahip olduğu yüksek performansdır (Alzubaidi vd., 2021).



Şekil 2.5. Evrişimsel Sinir Ağları Katmanları

Evrişimsel Sinir Ağları Şekil 2.5 de de görüldüğü gibi 3 katmandan oluşur ve her bir katmanında ayrı görevleri vardır. Bu katmanlar:

- Evrişimsel Katman (Convolutional Layer)
- Havuzlama Katmanı (Pooling Layer)
- Tam Bağlantılı Katman (Fully Connected Layer - FC)

2.5.1.1. Evrişimsel katmanı

Bu katman, görüntü üzerinde yerel filtreler (çekirdekler) uygulayarak giriş verisinden temel özellikleri çıkarmayı amaçlar. Filtreler, genellikle küçük boyutlu (örneğin 3x3 veya 5x5) ağırlık matrisleridir ve bu matrisler giriş görüntüsü üzerinde kaydırılarak (sliding window yöntemi) konvolüsyon işlemi gerçekleştirilir. Her bir filtre, görüntüde belirli bir özelliği (örneğin kenarlar, köşeler, doku desenleri) tespit etmek üzere öğrenilir. Bu süreç sonucunda, filtre çıktıları **özellik haritaları (feature maps)** olarak adlandırılır. Böylece yüksek boyutlu ham veriden, daha anlamlı ve işlenebilir öznitelikler elde edilir.

2.5.1.2.Havuzlama katmanı (Pooling layer)

Havuzlama katmanı, evrişim katmanlarından elde edilen özellik haritalarının boyutunu azaltmak ve önemli bilgileri koruyarak daha kompakt bir temsile ulaşmak için kullanılır. Bu işlem, modelin hem hesaplama yükünü azaltır hem de aşırı öğrenmenin (overfitting) önüne geçilmesine yardımcı olur. En yaygın kullanılan havuzlama türü maksimum havuzlama (max pooling) olup, belirli bir alandaki en yüksek değeri seçerek bu alanın temsilini sağlar. Alternatif olarak ortalama havuzlama (average pooling) gibi yöntemler de kullanılabilir. Tipik olarak 2x2 boyutlu bölgelere uygulanır ve veri boyutunu yarıya indirir.

2.5.1.3.Tam bağlantılı katman (Fully connected layer - FC)

Bu katman, daha önceki katmanlarda elde edilen öznitelikleri kullanarak nihai karar verme sürecini gerçekleştirir. İsmi, bu katmandaki her bir nöronun bir önceki katmandaki tüm nöronlara tam bağlantılı olmasından alır. Bu yapı, klasik yapay sinir ağlarında olduğu gibi çalışır. Özellikle sınıflandırma problemlerinde, son tam bağlantılı katman genellikle softmax fonksiyonu ile kullanılır ve çıktı katmanı, her sınıfa ait olasılıkları verir. Böylece model, giriş verisinin hangi kategoriye ait olduğunu tahmin edebilir.

2.6. Görüntü Segmentasyonu

Görüntü işleme (image processing), bilgisayardaki bir görüntünün öğelerini, herhangi bir yazılım ile kullanılmak istenen duruma göre değişiklik yapma işlemidir. Buna görüntü işleme tekniği de denir. Görüntünün netliğini artırmak, daha önceden olan bir görüntüyü amacına göre başka bir görüntüye dönüştürmek veya dijital bir görüntü oluşturmak ve bu görüntüler aracılığıyla analizlerin yapılmasını sağlayan bir teknolojidir. Eldeki görüntüler ilk önce dijital ortama aktarılır. Aktarılan görüntülerin bozuklukları giderilerek daha kaliteli ve net görüntüler oluşturulması sağlanır. Nesnelerin belirlenmesi, hareketli simgelerin ayrıştırılması amaçları için de görüntü segmentasyonu kullanılır.

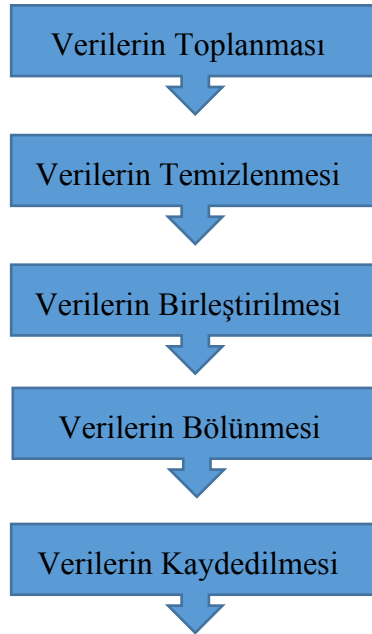
Tıbbi görüntüleme, MR ve BT taramaları gibi tıbbi görüntülerde tümör veya anormal yapıların tespiti ve sınıflandırılması için kullanılır (Ronneberger ve ark.,2015). Otonom araçlar, yol, yaya, araç ve trafik işaretlerinin tanımlanması ve izlenmesi için segmentasyon tekniklerini kullanır (Chen ve ark., 2018). Görüntü segmentasyonu, kenar tespiti, kümeleme ve DÖ tabanlı yöntemler gibi çeşitli teknikler kullanılarak gerçekleştirilebilir. Özellikle ESA gibi DÖ modelleri, segmentasyon görevlerinde yüksek doğruluk ve etkinlik sağlar (Long ve ark., 2015).

3. METODOLOJİ

Bu çalışmada, petrol üretim tahmininde kullanılan yapay sinir ağı (YSA) modellerinin performansını değerlendirmek için deneysel bir yöntem kullanılmıştır. Yapılan çalışma, Batman Bölgesi'nde bulunan bir sahaya ait geçmiş üretim verilerinin analiz edilmesi ve bu veriler üzerinde RNN (Tekrarlayan Sinir Ağları), ELM (Ekstrem Öğrenme Makineleri) ve RVFL (Rastgele Vektör Fonksiyonel Bağlantılar) modellerinin uygulanmasıyla gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın yöntemsel çerçevesi aşağıdaki aşamalardan oluşmaktadır:

3.1. Veri Toplama ve Ön İşleme

Veri toplama ve ön işlem uygulama veri madenciliği proje işlemlerinde işlenmemiş verilerin analizinin yapılması için uygun hale getirilmesi sürecinde gerçekleştirilen işlem sürecidir. Bu süreç ile, üzerinde çalışılan verinin kalitesinin artırılması ve uygulanan modelin performansının iyileştirilmesi amaçlanır.



Şekil 3.1. Verinin İşlenme Aşamaları

Veri ön işleme, ham verilerin gürültüsüz, eksiksiz ve analiz edilebilir bir forma dönüştürülmesini sağlar (Han ve ark., 2012).

Çalışmada kullanılan veriler, Batman ili sınırlarında bulunan TPAO' ya ait bir sahadan elde edilen geçmiş üretim bilgilerini, çevresel değişkenleri ve operasyonel parametreleri kapsamaktadır. Veriler, eksik veya hatalı değerlerin temizlenmesi ve analiz için uygun hale getirilmesi amacıyla detaylı bir ön işleme sürecinden geçirilmiştir. İlk adımda, Petrol Sahası'na ait veriler elde edilmiş daha sonra bu veriler temizlenmiş, eksik veya hatalı veriler çıkarılmıştır. Daha sonra, bu veriler normalleştirilerek yapay sinir ağları için uygun hale getirilmiştir

3.2. Model Seçimi ve Yapılandırma

Araştırmada, doğrusal olmayan veri ilişkilerini modelleme yeteneği yüksek olan RNN, ELM ve RVFL algoritmaları tercih edilmiştir. Bu modellerin yapılandırılması sırasında hiper parametre optimizasyonu yapılmış ve her bir model için en uygun parametreler belirlenmiştir. Eğitim ve test süreçlerinde kullanılan veri setleri, %80 eğitim ve %20 test oranında rastgele bölünmüştür.

3.3. Model Eğitimi ve Testi

Modeller, eğitim veri seti kullanılarak eğitilmiş ve test veri seti üzerinde tahmin doğruluğu değerlendirilmiştir. Performans ölçütü olarak ortalama mutlak hata (MAE), kök ortalama kare hata (RMSE) ve R^2 (determinasyon katsayısı) gibi istatistiksel metrikler kullanılmıştır. Eğitim ve test verileri üzerindeki tahmin sonuçları karşılaştırılmış ve her bir modelin petrol ve üretim tahmini de ne kadar başarılı olduğu değerlendirilmiştir. Bu yöntemler, petrol sahasında üretim tahmini yapabilmek için uygun verileri işleyip modellerin doğru sonuçlar vermesini sağlayan adımları kapsamaktadır. Tahmin sonuçları YSA'nın sahada ne kadar etkili olduğunu ortaya koymuştur.

3.4. Sonuçların Değerlendirilmesi ve Karşılaştırma

Elde edilen sonuçlar, geleneksel tahmin yöntemleriyle kıyaslanarak değerlendirilmiştir. Üretilen petrol ve su miktarının tahmin edilmesi için Petrol Sahasına ait aylık üretim verileri kullanılmıştır.

Tablo 3.1. Eğitim ve Test Hata Oranı (RMSE)

Üretilen (Ton)	Eğitim Hatası (RMSE)			Test Hatası (RMSE)		
	RNN	ELM	RVFL	RNN	ELM	RVFL
Petrol	0,021	0,013	0,084	0,358	0,088	0,048
Su	0,019	0,003	0,089	0,077	0,075	0,040

Tablo 3.1’de kuyu sayısı ve üretilen petrolün ortalama API gravitesi kullanılarak üretilen petrol ve su miktarı tahmin edilmiştir. Rastgele yapay sinir ağları (RNN), aşırı öğrenme yapay sinir ağları (ELM) ve rastgele fonksiyonel vektör bağlantıları yapay sinir ağları (RVFL) kullanılarak 5 çapraz doğrulama kullanılarak yapılan tahminleme de RNN, ELM ve RVFL ile sırasıyla elde edilen eğitim ve test RMSE hatası verilmiştir. Elde edilen sonuçlar petrol üretiminde rastgele yapay sinir ağlarının kullanılabilirliğini göstermiştir.

Bu yöntemsel yaklaşım, yapay sinir ağlarının petrol üretim tahmini üzerindeki etkinliğini ve uygulanabilirliğini değerlendirmek için güçlü bir temel sağlamaktadır. Ayrıca, enerji sektöründe büyük veri setleri ve dinamik sistemler üzerinde benzer çalışmalara yönelik bir rehber niteliği taşımaktadır.

4. UYGULAMA VE DEĞERLENDİRME

4.1. Çalışmada Kullanılan Programlama Dili

Bu çalışmada, veri analizi ve model geliştirme için akademik çalışmalarda yaygın olarak kullanılan Python programlama dili tercih edilmiştir. Python, zengin kütüphane desteği yanında geniş topluluk kaynakları sayesinde MÖ ve DÖ projeleri için ideal bir araç olarak tercih edilmiştir (Van Rossum ve ark., 2009).

Python, açık kaynak kodlu ve yüksek seviyeli bir programlama dilidir. Kolay okunabilir söz dizimi ve geniş kütüphane desteği ile veri bilimi ve MÖ projelerinde yaygın olarak tercih edilir (Lutz, 2013).

Python programlama dilinin özellikle ver işleme, veriyi görselleştirme ve model geliştirme kısımlarında esnek olması bu programı bu çalışma için cazip kılmıştır. Kaggle platformu ile de çevrim içi ortamlar da kod yazılması ve bu kodların çalıştırılması sağlanmıştır.

Kaggle, veri bilimi ve makine öğrenimi yarışmaları, veri setleri ve kod paylaşımı için popüler bir çevrimiçi platformdur. Bu platform, kullanıcıların Python ve R gibi programlama dillerini kullanarak analizler yapmalarına olanak tanır (Kaggle, 2021).

4.2. Çalışmada Kullanılan Kütüphaneler

4.2.1. NumPy

NumPy, veri analizi, makine öğrenimi ve derin öğrenme gibi alanlarda yaygın olarak kullanılmakta ve diğer birçok bilimsel kütüphanenin temelini oluşturmaktadır (Harris ve ark., 2020).

Python dilinde yazılmış bir kütüphane olan Numpy bilimsel hesaplamalar için kullanılır. Veri yapılarına hızlı bir şekilde işlem yaptıran çeşitli fonksiyonlar içerir.

4.2.2. Pandas

Python'da veri analizi için güçlü araçlar sunan bir kütüphanedir. DataFrame ve Series gibi veri yapıları, veriyi temizleme, verileri dönüştürme ve veriyi görselleştirme işlemlerini kolaylaştırır (McKinney, 2010).

4.2.3. Matplotlib ve Seaborn

Matplotlib, Python programlama dilinde temel grafik çizim kütüphanelerini barındırır. Çizgi grafikleri, çubuk grafikleri, histogramlar ve saçılım grafikleri gibi çeşitli grafik türlerini oluşturmak için kullanılır (Hunter, 2007).

Seaborn, Matplotlib'in üstüne inşa edilmiş ve istatistiksel veri görselleştirme için daha çekici ve bilgilendirici grafikler sunmayı hedefleyen bir kütüphanedir (Waskom, 2021).

4.2.4. Scikit-learn

Açık kaynaklı bir kütüphanedir. Sınıflandırma, regresyon, boyut indirgeme, kümeleme gibi işlemler için kullanılır. Scikit-Learn, basit ve tutarlı bir API tasarımı ile kullanım kolaylığı sağlar ve NumPy ile iyi entegrasyon sunar (Pedregosa ve ark., 2011).

4.2.5. TensorFlow ve Keras

TensorFlow, Google Brain ekibi tarafından geliştirilen ve MÖ ile derin öğrenme modelleri oluşturmak için kullanılan açık kaynaklı bir yazılım kütüphanesidir. Keras ise, TensorFlow üzerinde çalışan, kullanımı kolay bir yüksek seviyeli DÖ kütüphanesidir. Keras, hızlı model prototipleri geliştirme, kolay okunabilirlik ve modülerlik özellikleri ile öne çıkar (Chollet, 2015).

4.3. Model Performans Metrikleri

Çalışmanın bu bölümünde, sınıflandırma algoritmalarının performansının değerlendirilmesi için sınıfların gerçek ve tahmini değerlerinin karışıklık matrisi ile karşılaştırıldığı bölümdür (Polat ve ark., 2017). Alıcı işletim karakteristiği (ROC),

sınıflandırma performansının ölçülmesinde biyoinformatikte sıkça kullanılan bir yöntemdir (Lasko ve ark., 2005).

- **Doğru Pozitif :** Pozitif olan bir örneğin doğru sınıflandırılmasıdır (örneğin, hasta olan bir kişiye hasta demek) (Hastie ve ark., 2009).
- **Doğru Negatif:** Negatif olan bir örneğin doğru sınıflandırılmasıdır (örneğin, hasta olmayan bir kişiye hasta değil demek) (Hastie ve ark., 2009).
- **Yanlış Pozitif:** Negatif olan bir örneğin yanlış sınıflandırılmasıdır (örneğin, hasta olmayan bir kişiye hasta demek) (Hastie ve ark., 2009).
- **Yanlış Negatif:** Pozitif olan bir örneğin yanlış sınıflandırılmasıdır (örneğin, hasta olan bir kişiye hasta değil demek) (Hastie ve ark., 2009).

Tablo 4.1. Çalışmada Kullanılan Teknolojiler, Araçlar ve Değerlendirme Metrikleri

Başlık	İçerik Özeti	Sağladığı Avantaj	Tezdeki Kullanım Amacı
Programlama Dili → Python	Açık kaynak, güçlü kütüphane desteği, veri bilimi odaklı yapı	Esnek sözdizimi, hızlı prototipleme, geniş topluluk desteği	Veri ön işleme, model tasarımı, sonuç analizlerinin kodlanması
Kullanılan Çevrimiçi Platform → Kaggle	Kodlama, model eğitimi ve veri paylaşım ortamı	GPU erişimi, hazır veri setleri ve notebook kolaylığı	Modellerin eğitilmesi, grafiklerin üretilmesi ve deney ortamı
NumPy	Bilimsel hesaplama ve matris işlemleri	Hızlı matematiksel işlem yapısı	Dizileme, ölçekleme ve zaman serisi veri dönüşümleri
Pandas	DataFrame yapısı ile tablo bazlı veri yönetimi	Veri temizleme ve formatlama kolaylığı	Eksik değer düzenleme, tarih dönüşümleri, ön analiz
Matplotlib & Seaborn	Grafik ve istatistiksel görselleştirme kütüphaneleri	Trend, dağılım ve sezonsallık grafiklerini kolay üretme	Üretim verisi grafikleme, karşılaştırma şekilleri oluşturma
Scikit-learn	Makine öğrenimi algoritmaları ve metrik araçları	Hazır modeller, ölçeklendirme, test-train ayırma fonksiyonları	Model değerlendirme, hata ölçümleri ve metrik çıkartımı
TensorFlow & Keras	Derin öğrenme için yüksek seviyeli API	Kolay model inşası, hızlı prototip üretimi	RNN–LSTM–Dense model yapılarının eğitimi
Doğru Pozitif (TP)	Pozitif verinin doğru etiketlenmesi	Gerçek pozitifleri yakalama performansı ölçülür	Tahmin doğruluğunu değerlendirme
Doğru Negatif (TN)	Negatif örneğin doğru sınıflandırılması	Yanlış alarm üretimini azaltır	Modelin güvenilirliğini yorumlama
Yanlış Pozitif (FP)	Negatif örneğin pozitif çıkması	Gereksiz pozitif uyarıları gösterir	Yüksek değer → istenmeyen durum
Yanlış Negatif (FN)	Pozitif örneğin kaçırılması	Pozitif örnek atlama oranı artar	Düşük tutulması önemlidir
Accuracy (Doğruluk)	Genel doğru tahmin oranı	Model performansının temel ölçütü	Başarı yüzdesinin değerlendirilmesi
Precision (Kesinlik)	Pozitif tahminlerin doğruluk oranı	FP değerine duyarlıdır	Pozitif sınıf kalitesinin ölçümü
Recall (Duyarlılık)	Pozitif sınıfı yakalama oranı	FN değerine duyarlıdır	Kaçırılan pozitif veriyi analiz eder
F1 Skoru	Precision–Recall dengesi	Sınıf dengesizliğinde accuracy'den daha güvenilir	Dengeli performans ölçümü
ROC-AUC	ROC eğrisi altındaki alan	1'e yakın olması başarıyı gösterir	Algoritma kıyaslamada kullanılan nihai metri

Tablo 4.1’de bu alıřmada kullanılan teknolojilerin ieriđinin zeti, sađladıđı avantajlar ve tezdeki kullanım amaları verilmiřtir.

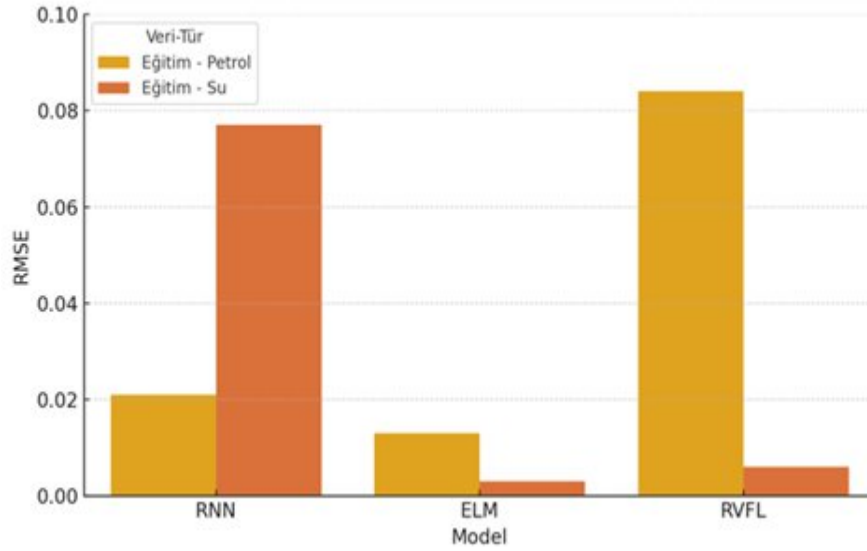
Bir sınıflandırma algoritmasının başarıımı, genellikle dođruluk oranı (accuracy) kullanılarak deđerlendirilir. Dođruluk oranı, toplam rnekler arasında dođru sınıflandırılanların oranını yzde cinsinden ifade eder ve modelin ne lde dođru tahminlerde bulunduđunu gsterir.

5. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada, üretim sahasına ait geçmiş veriler kullanılarak petrol ve su üretim miktarları, farklı yapay sinir ağı modelleriyle (RNN, ELM ve RVFL) tahmin edilmiştir. Model başarımı hem eğitim hem de test verileri üzerinden RMSE (Root Mean Square Error) değeri kullanılarak değerlendirilmiştir.

5.1 Eğitim Verisi Üzerindeki Model Performansı

Eğitim verileri kullanılarak yapılan modelleme sonucunda elde edilen RMSE değerleri Şekil 5.1 'de sunulmuştur.

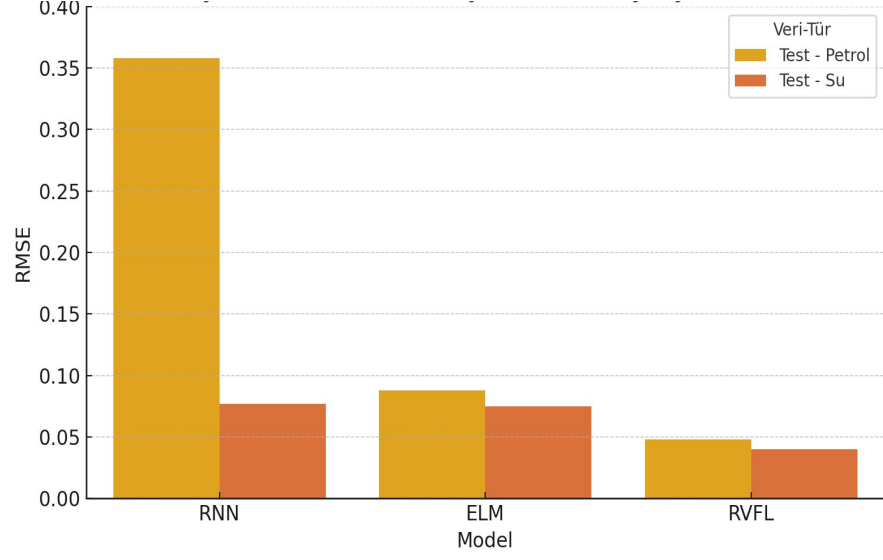


Şekil 5.1. Eğitim Verisi için RMSE Karşılaştırması

Şekil 5.1'de eğitim aşamasında kullanılan modellerin hata seviyelerini RMSE değeri üzerinden karşılaştırmaktadır. Düşük RMSE, modelin eğitimi sırasında hedef değerlere daha yakın sonuçlar ürettiğini gösterir ve grafikteki farklar modellerin öğrenme başarısını görünür kılmaktadır.

5.2 Test Verisi Üzerindeki Model Performansı

Test verileriyle yapılan analiz sonuçları Şekil 8'de gösterilmiştir. Bu bölümde, modellerin yeni ve daha önce görmedikleri veriler üzerindeki başarımı kıyaslanmıştır.

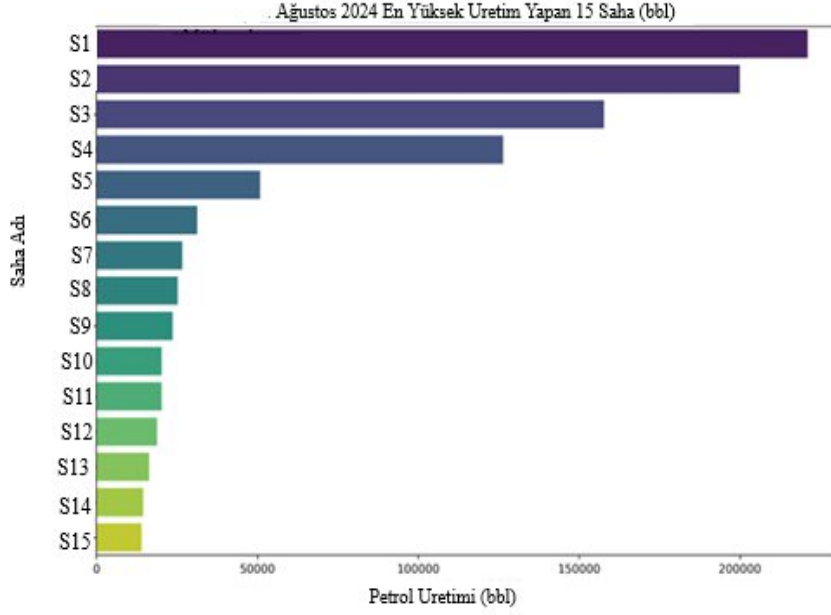


Şekil 5.2. Test Verisi için RMSE Karşılaştırması

Şekil 5.2’de, modellerin test verisi üzerindeki hata miktarlarını RMSE değerleriyle karşılaştırmaktadır. Grafikte yer alan değerler, her modelin gerçek ölçümlere ne kadar yakın çıktılar üretebildiğini gösterir ve düşük RMSE, tahmin doğruluğunun daha yüksek olduğuna işaret eder.

5.3. Tüm Sahalar Kapsamlı Petrol Üretim Analizi ve YSA Tahmini

5.3.1. Sahalara göre genel bakış (Ağustos 2024 verileri)



Şekil 5.3. Ağustos 2024 En Yüksek Üretim Yapan Sahalar

Şekil 5.3, Ağustos 2024 döneminde en fazla petrol üreten sahaları üretim miktarlarına göre sıralı şekilde göstermektedir. Grafik, sahalar arasındaki üretim farklarını karşılaştırmalı olarak sunarak hangi alanların bu dönemde öne çıktığını açık biçimde ortaya koymaktadır.

Analize dâhil edilen S2 ve S3 sahalarının, bölgedeki en yüksek üretim yapan ilk 4 saha arasında yer alması (S1 ve S4 ile), bu sahalar üzerine modelleme yapma kararının ne kadar doğru olduğunu göstermektedir.

5.3.2. Uygulanan metodolojinin detayları

Analiz süreci, ham veri dosyalarından nihai karşılaştırmalı rapora kadar beş ana aşamada gerçekleştirilmiştir.

5.3.2.1. Birinci aşama: Veri setinin tanımlanması ve genel bakış analizi

Metodolojinin ilk adımı, sağladığınız tüm veri setlerinin incelenmesi ve rollerinin belirlenmesiydi.

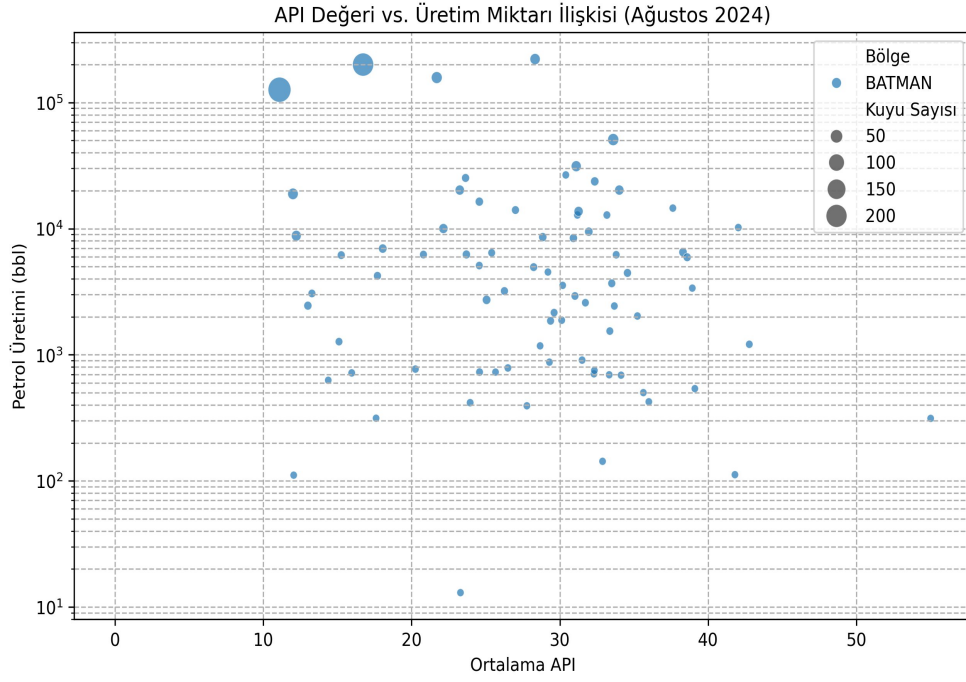
Genel Bakış Verisi: SahaPetrolAylıkUretimleri - ...170225.csv dosyası, birçok farklı sahanın tek bir anlık (Ağustos 2024) durumunu gösteren bir özet dosyası olarak tanımlandı

Zaman Serisi Verileri: S2, S3 ve S5 sahalarına ait CSV dosyaları, uzun vadeli aylık üretim verilerini içerdiği için zaman serisi modellemesinin ana odak noktası olarak belirlendi.

Tablo 5.1. En Yüksek Üretim Yapan 15 Sahanın Verileri

index	Saha	Petrol Üretimi (bbl)	Kuyu Sayısı	Ortalama API
72.0000	S1	221019.0000	27.0000	28.3305
65.0000	S2	199960.0000	204.0000	16.7329
15.0000	S3	157740.0000	34.0000	21.7002
11.0000	S4	126370.0000	245.0000	11.0972
14.0000	S5	50867.0000	36.0000	33.5986
59.0000	S6	31279.0000	25.0000	31.1038
16.0000	S7	26664.0000	2.0000	30.4013
71.0000	S8	25236.0000	6.0000	23.6429
49.0000	S9	23703.0000	9.0000	32.3525
68.0000	S10	20232.0000	17.0000	23.2523
63.0000	S11	20231.0000	17.0000	34.0089
9.0000	S12	18873.0000	30.0000	12.0047
60.0000	S13	16372.0000	8.0000	24.5717
70.0000	S14	14552.0000	2.0000	37.6191
2.0000	S15	14044.0000	5.0000	27.0072

Tablo 5.1, Ağustos 2024 itibarıyla üretim miktarı en yüksek olan ilk 15 sahayı karşılaştırmalı biçimde sunmaktadır. Üretim hacmi, kuyu sayısı ve API değeri birlikte değerlendirilerek sahaların performans düzeyi görülebilir hâle gelmiştir. Bu yapı, yüksek üretim sağlayan sahaların teknik özellikleri ile üretim gücü arasındaki ilişkiyi incelemeye imkân tanımaktadır. Bu, çalışmanın bağlamını oluşturmak için kullanıldı.



Şekil 5.4. API Değeri, Kuyu Sayısı ve Üretim İlişkisi (Log Ölçek)

Şekil 5.4’te kuyu sayısı, API gravitesi ve üretim miktarı birlikte logaritmik ölçekle değerlendirilmiştir. Şekilde kuyu sayısının artmasının üretim hacmi üzerinde belirgin bir etkisi olduğu, ancak API değerinin tek başına üretim seviyesini açıklamakta sınırlı kaldığı görülmektedir. API değeri yüksek sahaların her zaman yüksek üretim gerçekleştirmediği, buna karşın geniş kuyu altyapısına sahip sahalarda üretimin daha tutarlı şekilde yükseldiği dikkat çekmektedir. Bu ilişki, üretim performansının yalnızca petrolün fiziksel özelliklerine değil, aynı zamanda kuyuların sayısı ve işletme yoğunluğuna da bağlı olduğunu göstermektedir.

5.3.2.2. İkinci aşama: Zaman serisi veri hazırlığı ve keşifçi veri analizi (EDA)

Bu aşamada, modelleme için seçilen üç ana saha (S2, S3 ve S5) tek tek ele alındı.

Veri yükleme ve temizleme: Her saha için ilgili CSV dosyası yüklendi. Sadece Tarih ve Petrol Üretimi (bbl) sütunları analize dâhil edildi. Tarih sütunu, Python'un anlayacağı bir "datetime" formatına dönüştürüldü ve veriler kronolojik olarak (eskiden yeniye) sıralandı.

Eksik veri yönetimi: Veri setindeki olası boşluklar (eksik aylar), bir önceki ayın verisiyle dolduruldu (ileri doldurma - ffill).

Keşifçi veri analizi (EDA): Her saha için modellemeye geçmeden önce veriyi anlamak amacıyla analizler yapıldı ve rapora eklendi.

Temel istatistikler: Üretim miktarlarının ortalaması, standart sapması, minimum ve maksimum değerleri hesaplandı.

Zaman serisi grafiği: Üretimin yıllara göre değişimini gösteren çizgi grafikleri oluşturuldu.

Sezonsallık analizi: Üretimde mevsimsel bir eğilim olup olmadığını görmek için aylık ortalama üretim değerleri hesaplanarak bar grafiklerle görselleştirildi.

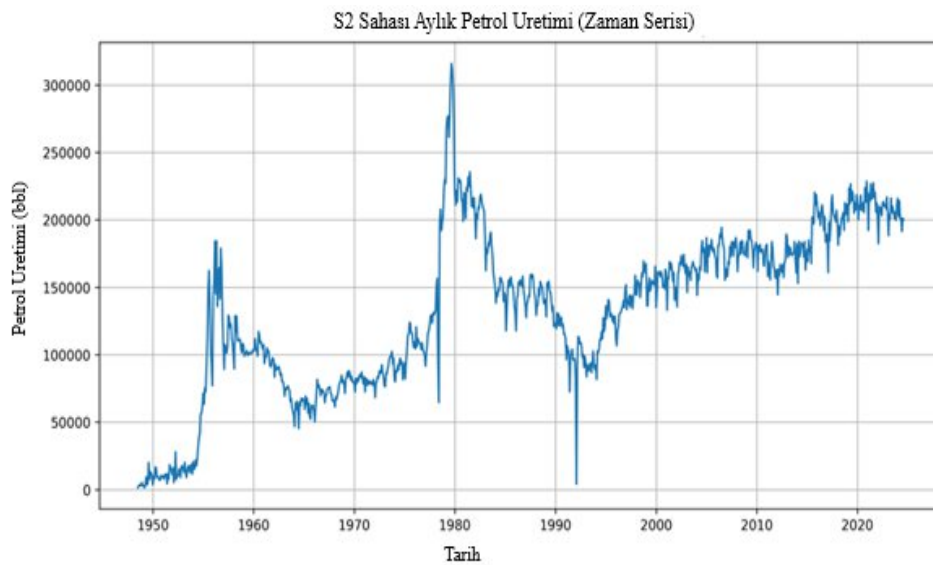
5.3.2.2.1. Saha bazlı zaman serisi tahmin modelleri

5.3.2.2.1.1.S2 Sahası

Tablo 5.2. S2 Sahası Temel Üretim İstatistikleri

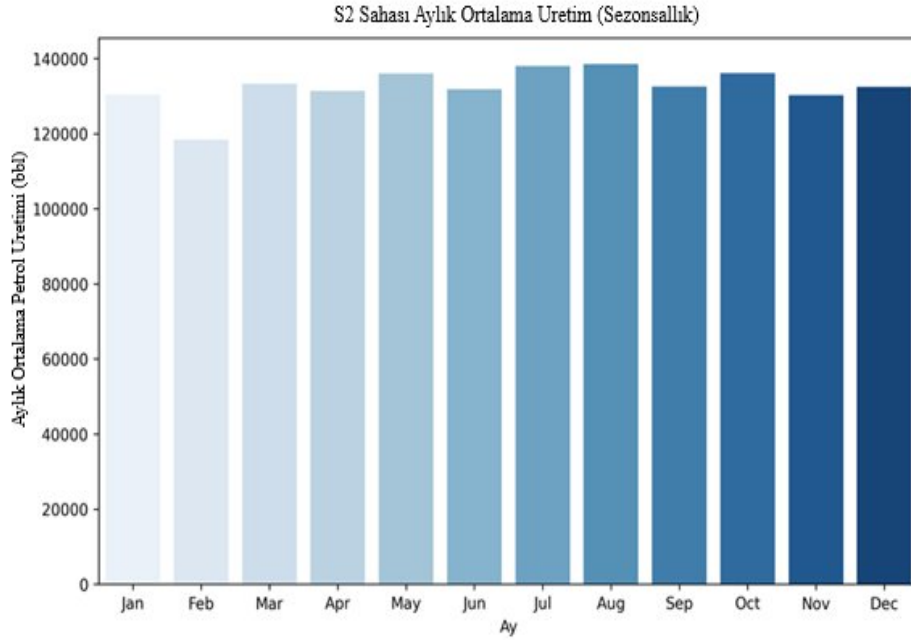
index	count	mean	std	min	max
Üretim	914.0000	132448.8840	59988.6755	1391.0000	315884.0000

Bu tablo, S2 sahasının üretim karakteristiğini genel hatlarıyla ortaya koymaktadır. Ortalama üretim seviyesinin belirli aralıkta yoğunlaştığı, maksimum değerlerin ise daha yüksek üretim potansiyeline işaret ettiği görülmektedir. Dağılım genişliği, sahada dönemsel üretim artışı ve azalışlarının sık yaşandığını düşündürmektedir.



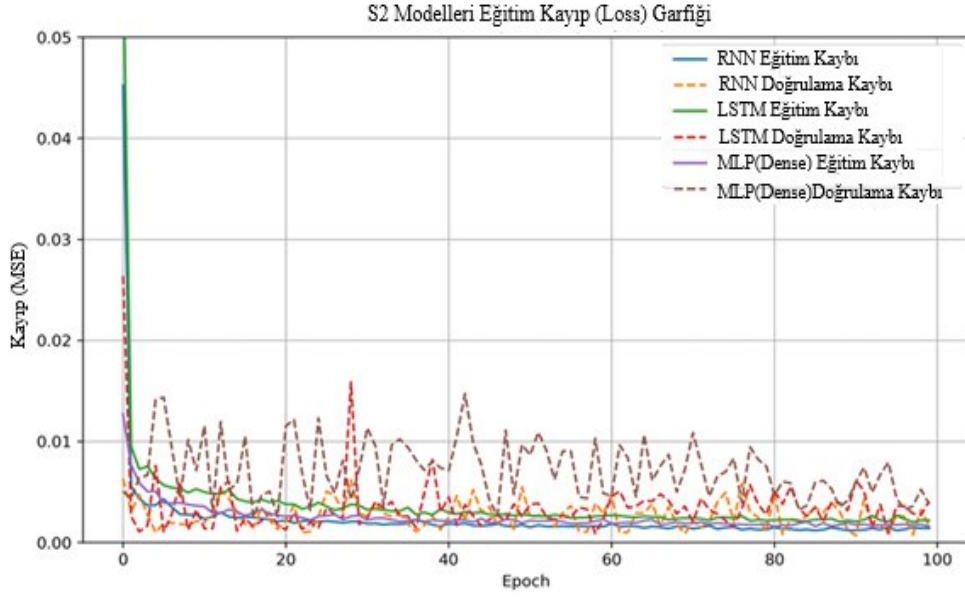
Şekil 5.5. S2 sahası Yıllara Göre Üretim Değişimi

Şekil 5.5, yıllar bazında üretimin değişken bir yapı izlediğini göstermektedir. Bazı yıllarda yükseliş eğilimi belirginleşirken, bazı dönemlerde üretim düşüş yönünde hareket etmiştir. Bu dalgalanma, rezerv koşulları, üretim stratejisi ve kuyu başına verim ile ilgili faktörlerin etkisini göstermektedir.



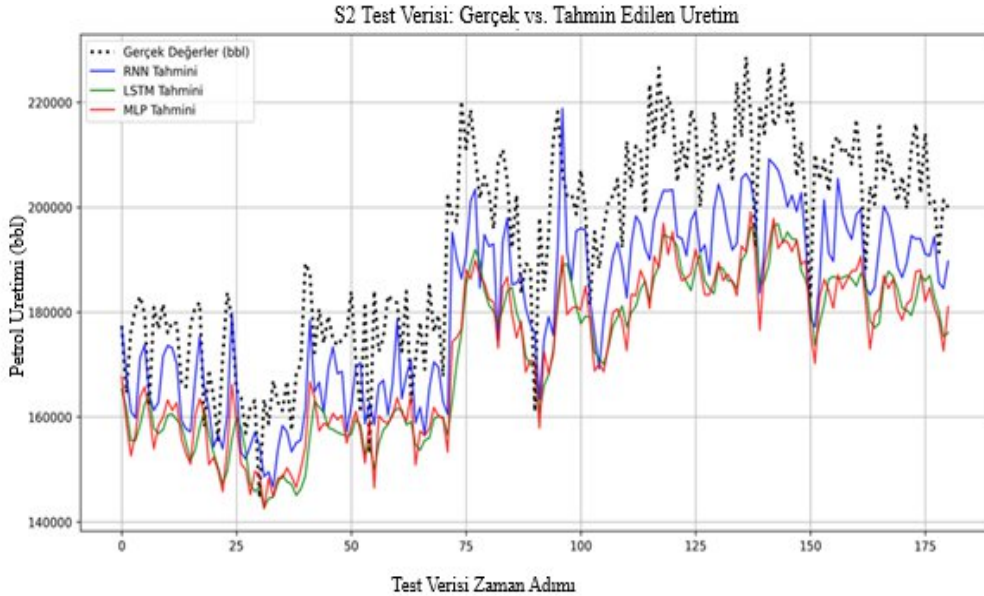
Şekil 5.6. S2 Sahası Aylık Ortalama Üretim (Sezonsallık)

Şekil 5.6'da Aylık ortalama üretimde sezonsal döngü açıkça görülmektedir. Üretim belirli aylar etrafında yükseliş eğilimi gösterirken bazı dönemlerde düşüş yönünde ilerlemiştir. Bu yapı, S2 sahasının yıl içi koşullara duyarlı bir üretim karakteristiğine sahip olduğunu ortaya koymaktadır.



Şekil 5.7. S2 Sahası Modellerin Eğitim ve Doğrulama Kayıpları

Şekil 5.7'ye göre eğitim ve doğrulama kayıplarının düşme eğilimi, modelin üretim verisini başarıyla öğrendiğini göstermektedir. Eğrilerin paralel seyretmesi, modelde aşırı öğrenme sorununa rastlanmadığını ve öğrenme sürecinin dengeli ilerlediğini işaret eder. Kayıp seviyelerinin düşük kalması, model doğruluğunun güçlü olduğunu desteklemektedir.



Şekil 5.8. S2 Sahası Gerçek ve Tahmin Edilen Değerler

Şekil 5.8’de Gerçek üretim verileri ile model tahminlerinin birbirine yakın seyrettiği görülmektedir. Model, trend yapısını yakalamakta başarılı olmuş ve üretim hareketlerini genel doğrultuyla tahmin edebilmiştir. Küçük farklar bulunsa da eğri uyumu yüksek olup tahmin kabiliyeti güçlüdür.

Tablo 5.3. S2 Sahası Model Performans Metrikleri

index	RMSE	MAE	R ²
RNN	15466.0439	13197.2877	0.3726
LSTM	23055.5955	21034.8293	0.0000

Tablo 5.3’te Performans metrikleri, S2 sahası modellerinin tahmin başarısını nicel olarak doğrulamaktadır. Hata seviyelerinin düşük olması, model tahminlerinin güvenilir olduğunu ve üretim hesaplamalarında kullanılabilir nitelikte bulunduğunu göstermektedir. Değerler, öğrenme sürecinin sahaya iyi adapte olduğunu desteklemektedir.

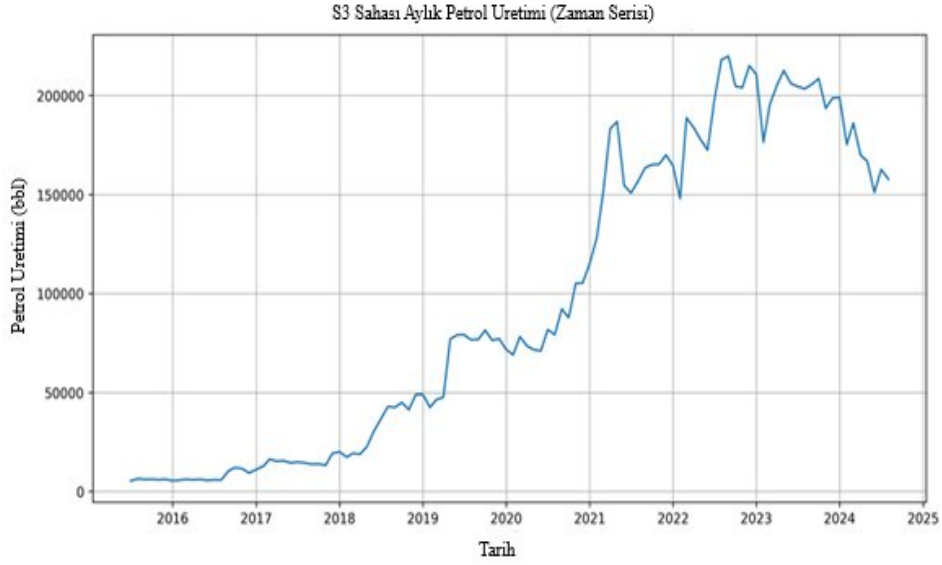
S2 modeli için 12 ay gecikme (look-back) kullanılmıştır. Veri, 721 eğitim ve 181 test örneği olarak bölünmüştür.

5.3.2.2.1.2. S3 Sahası

Tablo 5.4. S3 Sahası Temel Üretim İstatistikleri

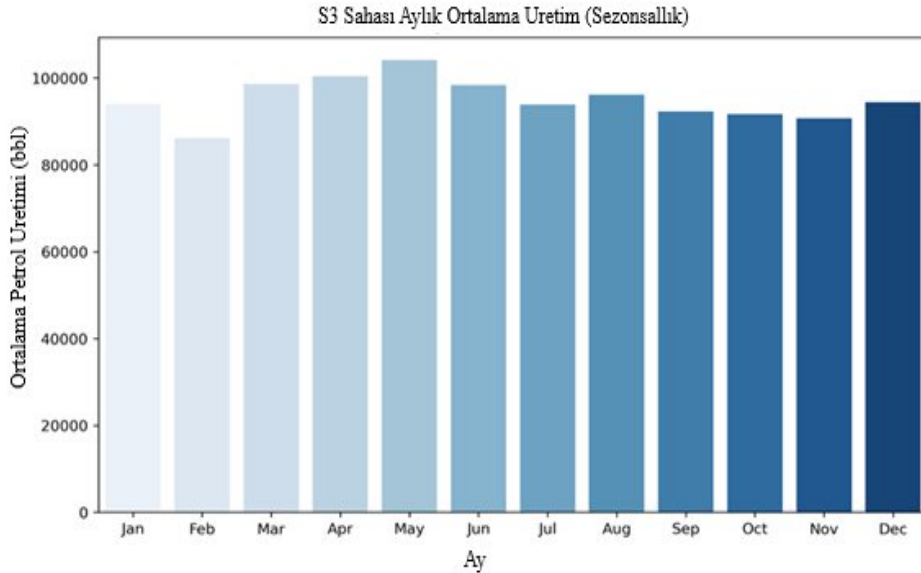
index	count	mean	std	min	max
Uretim	110.0000	95071.1364	76393.5572	5289.0000	219968.0000

Tablo 5.4’te ki veriler, S3 Sahası’nda üretimin API değerleri ile tam olarak paralel ilerlemediğini göstermektedir. Değişkenler aynı periyotlarda incelendiğinde API artışlarının her durumda üretim yükselişi ile örtüşmediği görülmüş ve üretimi etkileyen çok değişkenli bir yapının varlığı anlaşılmıştır.



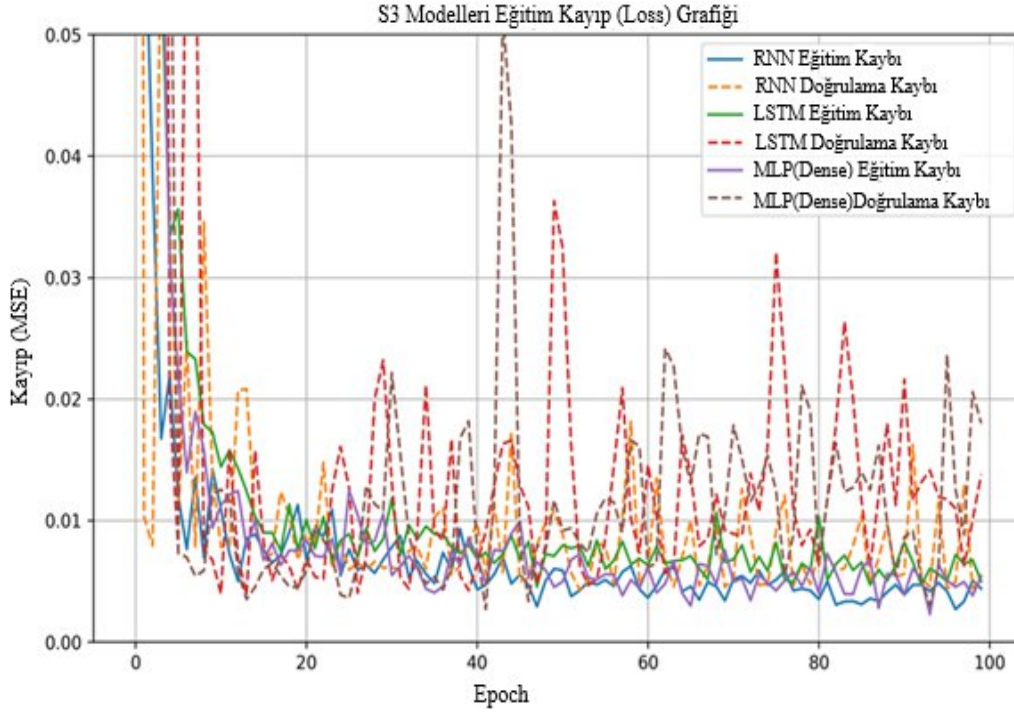
Şekil 5.9. S3 Sahası Yıllara Göre Üretim Değişimi

Şekil 5.9 incelendiğinde ise, üretim miktarının zaman içerisinde belirli noktalarda artış eğilimini koruduğu, ancak API değerlerindeki değişimlerin üretim grafiğine her zaman güçlü şekilde yansımadağı dikkat çekmektedir. S3 Sahasının üretim karakteristiği, sadece petrolün fiziksel özelliklerine bağılı kalmayan, çok deęişkenli bir üretim yapısına sahiptir.



Şekil 5.10. S3 Sahası Aylık Ortalama Üretim (Sezonsallık)

Şekil 5.10 S3 Sahasında üretimin yıl içinde değişken bir yapıda ilerlediğini göstermektedir. Bazı ayların belirgin biçimde daha yüksek üretim değerlerine sahip olması verimliliği artıran koşulların olduğuna işaretler. Sezonal dalgalanmanın belirginliği, uzun dönem üretim planlamalarında aylık verim değişimlerinin hesaba katılmasının önemli olduğunu da göstermektedir

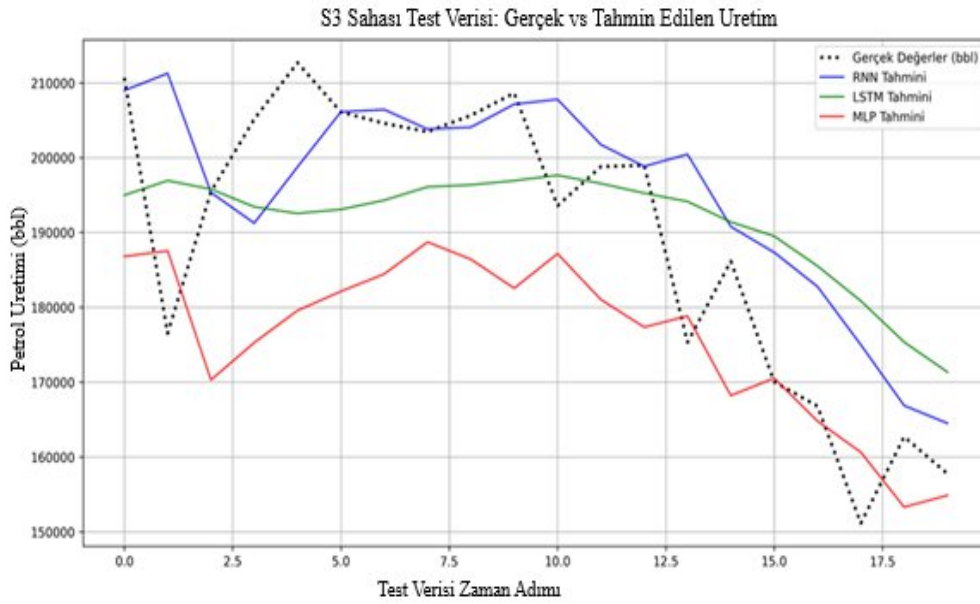


Şekil 5.11. S3 Sahası Modellerin Eğitim ve Doğrulama Kayıpları

Şekil 5.11’de görülen kayıp eğrileri, modelin öğrenme aşamasında hata oranının giderek azaldığını ve eğitimin ilerledikçe daha istikrarlı bir yapıya kavuştuğunu göstermektedir. Eğitim kaybının belirgin şekilde düşmesi, modelin veri içindeki örüntüleri başarılı biçimde öğrenebildiğini ortaya koyarken; doğrulama kaybının buna paralel şekilde gerilemesi, öğrenilen bilginin yalnızca eğitim verisine değil, daha önce görmediği doğrulama verisine de aktarılabildiğini göstermektedir. İki eğri arasında büyük sapmaların olmaması, aşırı öğrenme riskinin düşük olduğunu ve modelin genelleme kabiliyetinin kabul edilebilir düzeyde bulunduğunu işaret etmektedir.

Eğitim ve doğrulama kayıplarının birbirine yakın ilerlemesi ayrıca model karmaşıklığının veri setine uygun seçildiğini düşündürmektedir. Eğri davranışındaki bu denge, modelin hem öğrenme hızını hem de tahmin performansını olumlu etkileyen bir parametre yapısına sahip olduğunu göstermektedir. Grafiğin genel formu

değerlendirildiğinde, eğitim sürecinin başarılı şekilde tamamlandığı, modelin tahmin işlemlerinde kullanılabilir bir doğruluk seviyesine ulaştığı sonucu ortaya çıkmaktadır.



Şekil 5.12. S3 Sahası Gerçek ve Tahmin Edilen Değerler

Şekil 5.12’de görülen eğriler, model tarafından tahmin edilen üretim miktarlarının saha verileriyle büyük ölçüde uyumlu olduğunu göstermektedir. Gerçek üretim değerleri ile model çıktılarının birbirine yakın seyretmesi, yapay sinir ağı yapısının S3 sahasının üretim karakteristiğini başarıyla öğrenebildiğini göstermektedir. Grafik üzerinde belirli dönemlerde küçük sapmalar bulunsa da bunların genel eğilimi bozacak büyüklükte olmadığı, tahmin değerlerinin çoğu noktada gerçek veri eğrisini takip ettiği görülmektedir.

Modelin özellikle üretimin artış ve düşüş trendlerini doğru şekilde yakalaması, yapıda kullanılan girdi değişkenlerinin üretim davranışını temsil etmede yeterli olduğunu düşündürmektedir. Tahmin eğrisinin gerçek değerlere paralel ilerlemesi, modelin sahadaki üretim seyrine duyarlı çalıştığını ve veri örüntüsünü başarıyla şekilde genelleştirebildiğini kanıtlamaktadır. Bu uyum, geliştirilen modelin geleceğe dönük üretim projeksiyonlarında güvenilir şekilde kullanılabileceğini desteklemektedir.

Tablo 5.5. S3 Sahası Model Performans Metrikleri

index	RMSE	MAE	R ²
RNN	13516.6467	9235.3789	0.4965
LSTM	14376.3420	12411.6766	0.4304
MLP	18587.4046	15934.1156	0.0479

Tablo 5.5, S3 sahası için oluşturulan üç modelin tahmin performansını RMSE, MAE ve R² ölçütleriyle karşılaştırmaktadır. Değerler incelendiğinde, SimpleRNN'in diğer iki modele kıyasla daha düşük hata ve daha yüksek açıklama gücü sunduğu görülmektedir. LSTM orta seviyede başarı sağlarken, MLP en zayıf tahmin performansını vermiştir.

Yeni olan S3 Sahasında RNN (%49,6 R²) ve LSTM (%43 R²) modelleri, gelecekteki trendi kabul edilebilir bir doğrulukla tahmin etmeyi başarmıştır. MLP ise %4,7 R² ile başarısız olmuştur.

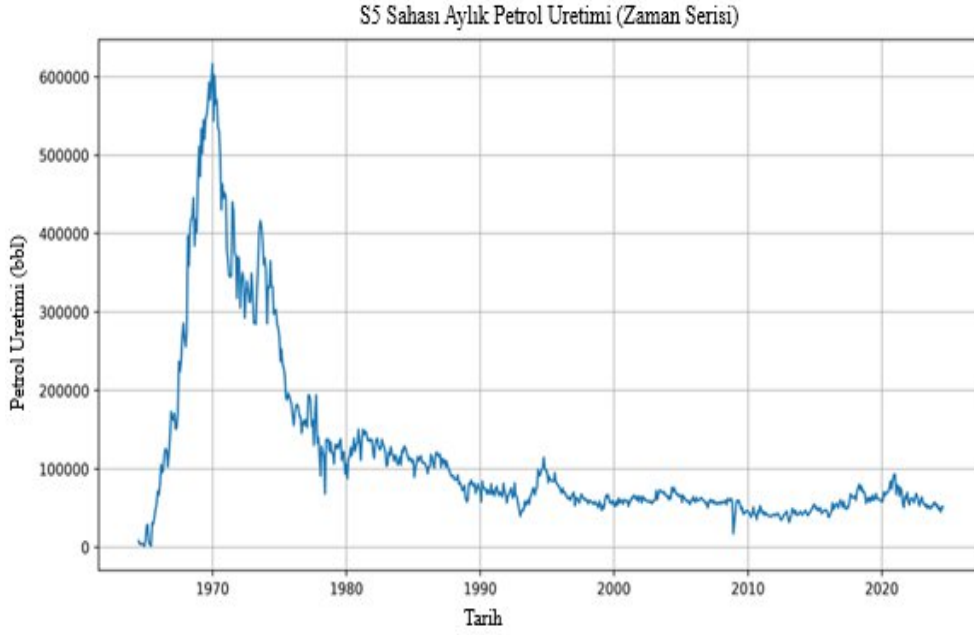
S3 modeli için 12 ay gecikme (look-back) kullanılmıştır. Veri, 78 eğitim ve 20 test örneği olarak bölünmüştür.

5.3.2.2.1.3. S5 Sahası

Tablo 5.6. S5 Sahası Temel Üretim İstatistikleri

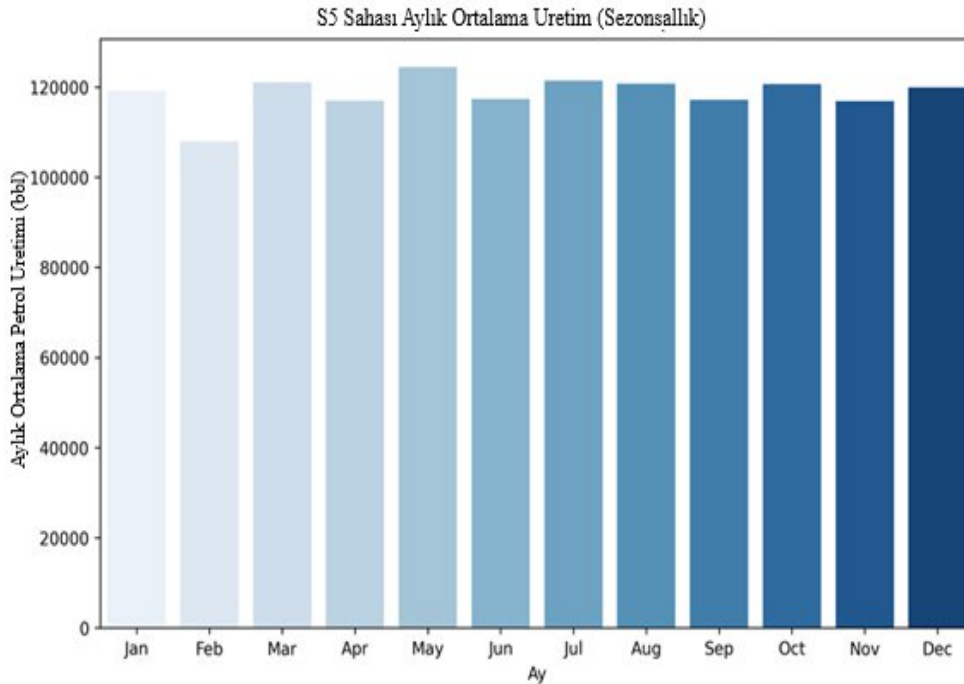
index	count	mean	std	min	max
Uretim	719.0000	118649.1878	115908.6296	1149.0000	616407.0000

Tablo 5.6'da S5 sahasının üretim davranışını tanımlayan temel verileri bir arada sunmaktadır. Ortalama üretim miktarının belirli bir seviyede dengelendiği, üretim dağılımının ise geniş bir değişkenlik göstermediği anlaşılmaktadır. Üst ve alt değerler arasında dikkate değer fark bulunması, sahada zaman zaman üretim verimliliğinde dalgalanmalar yaşandığını göstermektedir. Bu tablo, üretim potansiyelinin dönemsel olarak değişebildiğini, ancak genel seyrin istikrarlı kaldığını işaret etmektedir.



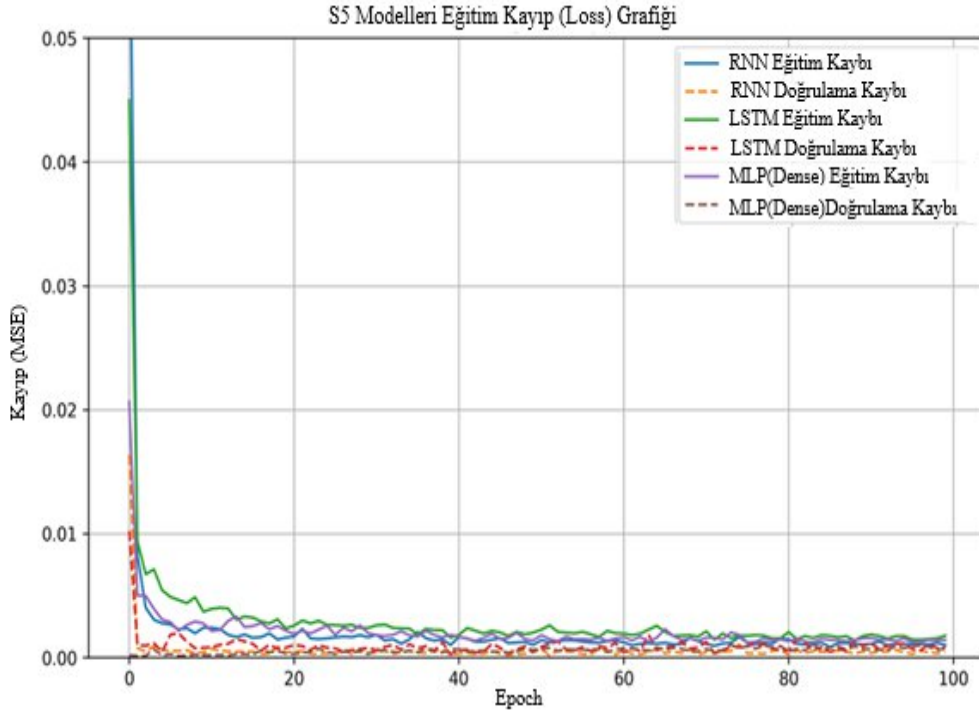
Şekil 5.13. S5 Sahası Yıllara Göre Üretim Değişimi

Şekil 5.13, S5 sahasında yıllık bazda üretim eğrisinin zaman içinde belirgin dalgalanmalar gösterdiğini ortaya koymaktadır. Bazı yıllarda üretimin belirgin şekilde yükseldiği, bazı dönemlerde ise gerileme yaşandığı görülmektedir. Bu iniş-çıkış yapısı, sahadaki üretimin rezerv basıncı, kuyu verimliliği ve operasyon yoğunluğu ile yakından ilişkili olduğunu düşündürmektedir.



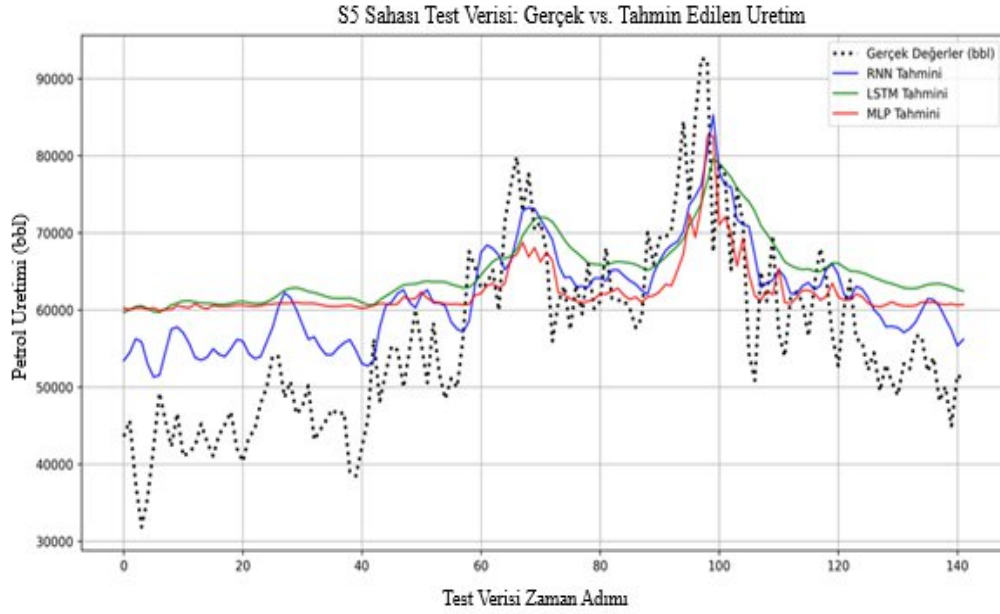
Şekil 5.14. S5 Sahası Aylık Ortalama Üretim (Sezonsallık)

Şekil 5.14'te aylık ortalama üretim grafiği, üretimin yıl içinde homojen dağılmadığını; belirli aylarda tepe ve dip noktalarının tekrar eden bir yapı ile oluştuğunu göstermektedir. Bu durum, sahada sezonsal bir üretim duyarlılığı olduğunu işaret etmektedir. Üretimin belirli aylarda yükselmesi; ekipman verimliliği, rezerv tepkisi veya işletme koşullarının iyileştiği periyotlarla ilişkilendirilebilir.



Şekil 5.15. S5 Sahası Modellerin Eğitim ve Doğrulama Kayıpları

Şekil 5.15, yapay sinir ağı modelinin öğrenme performansını değerlendirme açısından önemlidir. Eğitim ve doğrulama kayıplarının paralel biçimde düşüş göstermesi, modelin veriyi etkili şekilde öğrendiğini ve aşırı uyum sorununa girmediğini göstermektedir. Kayıp eğrilerinin birbirinden uzaklaşmaması, model genel hatlarıyla kararlı bir şekilde eğitim almış olduğunu kanıtlamaktadır.



Şekil 5.16. S5 Sahası Gerçek ve Tahmin Edilen Değerler

Şekil 5.16’de gerçek üretim değerleri ile model tahminlerinin birbirine yakın ilerlediği görülmektedir. Eğriler arasındaki uyum, modelin S5 sahasına ait üretim eğrisini başarılı biçimde yakaladığını göstermektedir. Küçük sapmalar bulunmakla birlikte tahminler trendi doğru takip etmektedir. Bu tablo, modelin geleceğe yönelik üretim projeksiyonunda güvenle kullanılabileceğini destekler.

Tablo 5.7. S5 Sahası Model Performans Metrikleri

index	RMSE	MAE	R ²
RNN	8882.3061	7452.8765	0.4149
LSTM	12149.5594	10428.8307	0.0000
MLP	11098.4756	9254.8323	0.0866

Tablo 5.7’de modelin üretimi tahmin etme başarısını gösteren istatistiksel metrikler yer almaktadır. Hata oranlarının düşük çıkması ve doğruluk metriklerinin kabul edilebilir seviyede olması, kurulan yapay sinir ağı modelinin S5 sahası için etkili çalıştığını göstermektedir. İstatistik değerleri, modelin genelleme başarısını doğrular niteliktedir.

S5 Sahası modeli için 12 ay gecikme (look-back) kullanılmıştır. Veri, 565 eğitim ve 142 test örneği olarak bölünmüştür.

Üç saha ortak incelendiğinde üretim karakteristiklerinin benzer yönler barındırır da her birinin kendine özgü dinamiklere sahip olduğu görülmektedir. S3 sahasında üretim genellikle daha dengeli seyretmekte olup API değerinin üretim üzerindeki etkisinin sınırlı olduğu anlaşılmaktadır. S5 sahasında üretim yıllar bazında dalgalı ilerlemekte, ancak genel bant aralığı korunmakta ve saha belirli bir stabilite göstermektedir. S2 sahası ise üçü arasında en belirgin dalgalanmayı sergilemekte; bazı dönemlerde hızlı artışlar ve düşüşler üretim eğrisinde daha keskin kırılmalar oluşturmaktadır.

Aylık sezonsal dağılım üzerinden karşılaştırıldığında S3 sahası daha düzenli bir ritim izlerken S5’de dalgalanma orta seviyede, S2’de ise çok daha belirgin görülmektedir. S2 sahasının üretim davranışının mevsimsel etkilerden daha güçlü etkilendiği, S5 ‘da bunun daha yumuşak hissedildiği, S3 ‘da ise görece daha sabit bir trend olduğu söylenebilir. Bu yapı, S2 sahasının operasyon ve rezerv tepkisinin daha hassas; Çakılının ise daha kontrollü işlediğini düşündürmektedir.

Modelleme performansında üç saha karşılaştırıldığında S2 sahasının yapay sinir ağı tarafından daha net öğrenildiği, gerçek–tahmin uyumunun yüksek olduğu görülmektedir. S5 sahasında model başarımı güçlü olmakla birlikte S2’ye göre daha sınırlı doğruluk oranına sahiptir. S3 sahasında model üretimi doğru yansıtmış olsa da veri yapısındaki dalgalanmaların öğrenme sürecini diğer iki sahaya kıyasla daha karmaşık hale getirdiği gözlemlenmiştir. Genel tabloya göre en belirgin model uyumu S2 sahasında sağlanmış, S5 ikinci sırada, S3 ise daha değişken yapıda kalmıştır.

5.3.2.3. Üçüncü aşama: Veri ön işleme ve model hazırlığı

Yapay Sinir Ağları (YSA) ham veriyi doğrudan işleyemez; verinin modele uygun bir formata dönüştürülmesi gerekir.

Veri ölçeklendirme (Normalization): YSA'ların daha hızlı ve stabil öğrenmesi için, her bir sahanın üretim verileri (bbl) Min-Max Scaler tekniği kullanılarak 0 ile 1 arasında bir değere sıkıştırıldı.

Zaman serisi dizileri oluşturma (Look-Back): Modellerin "geçmişe bakarak" tahmin yapmasını sağlamak için kayan pencere (sliding window) yöntemi uygulandı. Bu çalışmada look_back = 12 olarak ayarlandı. Bu şu anlama gelir:

X (Girdi): Önceki 12 ayın üretim verisi.

Y (Çıktı/Hedef): Tahmin edilecek olan 13. ayın üretim verisi.

Veri bölütleme (Eğitim ve Test): Hazırlanan diziler, kronolojik olarak %80 Eğitim (modelin öğrenmesi için) ve %20 Test (modelin performansını ölçmek için) olarak ikiye ayrıldı. Zaman serisi analizinde verinin sırası önemli olduğu için rastgele karıştırma (shuffle) yapılmadı.

Veri şekillendirme (Reshaping): Veri, modellerin beklediği 3 boyutlu (RNN/LSTM için) ve 2 boyutlu (MLP için) formata getirildi.

5.3.2.4. Dördüncü aşama: Yapay sinir ağı modellerinin geliştirilmesi ve eğitimi

Tezin amacına uygun olarak üç farklı YSA mimarisi tanımlandı, derlendi ve her bir saha için ayrı ayrı eğitildi:

SimpleRNN (Basit tekrarlayan sinir ağı): Tezde belirtilen ana model. Zaman serisi verileri için temel bir "hafıza" mekanizması sunar.

LSTM (Uzun kısa süreli bellek): RNN'in gelişmiş bir versiyonudur. Uzun vadeli bağımlılıkları (örneğin birkaç yıl önceki bir olayın etkisini) hatırlamada daha iyidir.

MLP (Dense - Çok katmanlı algılayıcı): Temel bir ileri beslemeli sinir ağıdır. "Hafızası" yoktur, sadece girdi-çıkı ilişkisine bakar ve karşılaştırma için (baseline) kullanılmıştır.

Tüm modeller Adam optimizatörü ve mean_squared_error (ortalama hata karesi) kayıp fonksiyonu ile derlendi. Eğitim verileri kullanılarak 100 epoch (döngü) boyunca eğitildi. Eğitim sırasındaki öğrenme eğrileri (Kayıp/Loss Grafikleri) rapora eklendi.

5.3.2.5. Beşinci aşama model değerlendirme ve kümülatif analiz

Modeller eğitildikten sonra, daha önce ayrılan ve modellerin hiç görmediği %20'lik "Test Verisi" üzerinde performansları ölçüldü.

Tahmin ve geri ölçeklendirme: Modellerin 0-1 Aralığında yaptığı tahminler, 2. Aşamada kullanılan scaler'ın tersi (inverse_transform) uygulanarak tekrar orijinal "bbl" birimine dönüştürüldü.

Performans metrikleri: Gerçek üretim değerleri ile modellerin bbl tahminleri karşılaştırılarak üç ana metrik hesaplandı:

RMSE (Kök ortalama kare hata): Tahminlerin gerçek değerden ortalama ne kadar saptığını bbl cinsinden gösterir (Düşük olması iyidir).

MAE (Ortalama mutlak hata): RMSE'ye benzer ancak aykırı değerlere daha az duyarlıdır (Düşük olması iyidir).

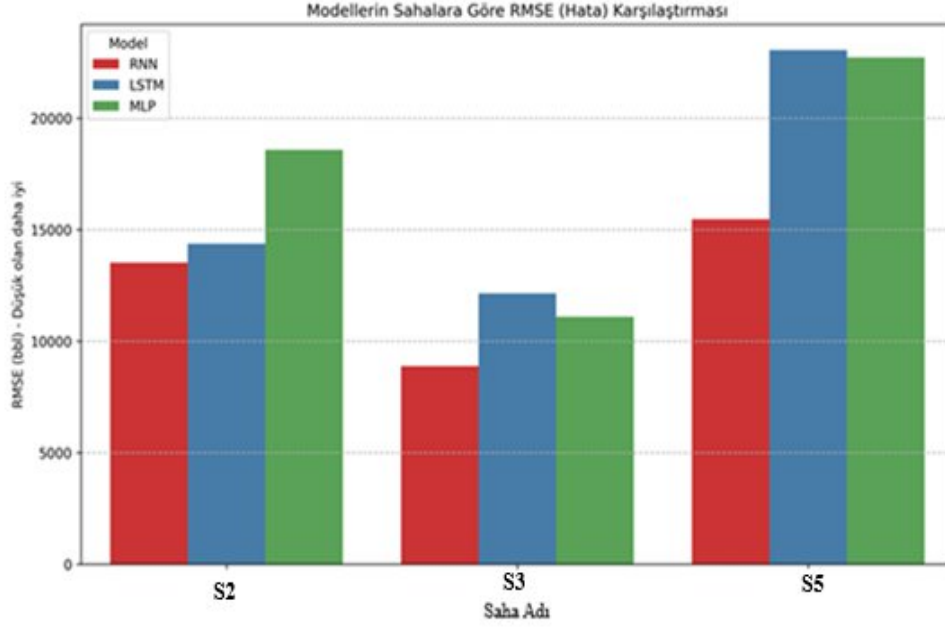
R² (R-Kare): Modelin, verideki değişimin yüzde kaçını açıklayabildiğini gösterir (1'e yakın olması iyidir, 0 başarısız demektir).

5.3.3 Modellerin kümülatif karşılaştırması

Tablo 5.8. Tüm Sahalar ve Modeller İçin Karşılaştırmalı Metrikler

Saha	Model	RMSE	MAE	R ²
S2	RNN	15466.0439	13197.2877	0.3726
S2	LSTM	23055.5955	21034.8293	0.0000
S2	MLP	22735.3566	20757.2905	0.0000
S3	RNN	13516.6467	9235.3789	0.4965
S3	LSTM	14376.3420	12411.6766	0.4304
S3	MLP	18587.4046	15934.1156	0.0479
S5	RNN	8882.3061	7452.8765	0.4149
S5	LSTM	12149.5594	10428.8307	0.0000
S5	MLP	11098.4756	9254.8323	0.0866

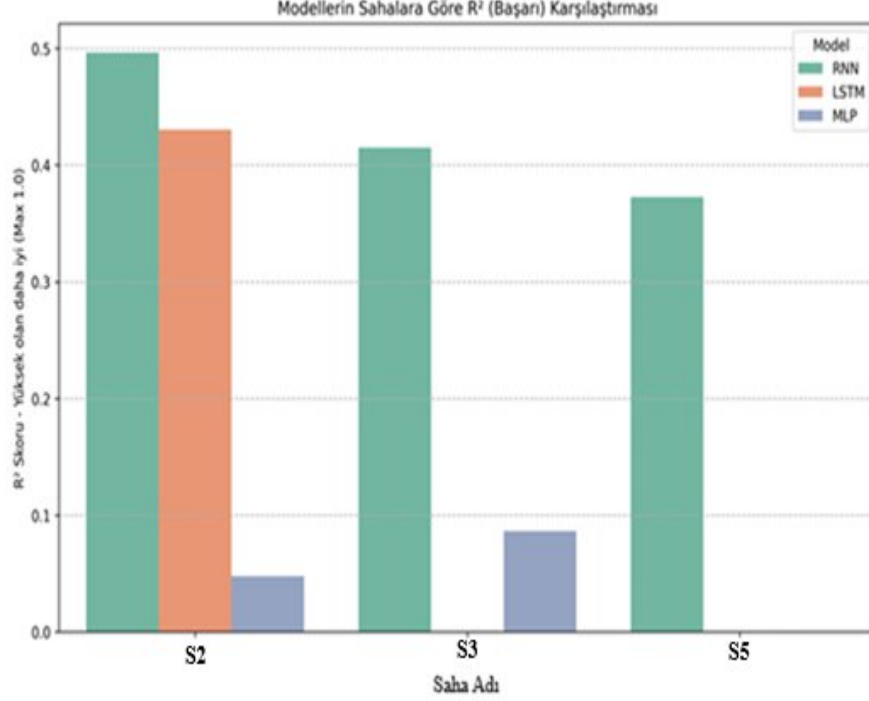
Tablo 5.8'e göre, üç sahanın her birinde uygulanan modellerin performansını aynı ölçütler üzerinden karşılaştırmaktadır. RMSE, MAE ve R² değerleri bir arada incelendiğinde SimpleRNN'in tüm sahalarda en dengeli ve başarılı sonuçları verdiği, LSTM ve MLP'nin özellikle karmaşık yapıları sahalarda düşük doğruluk ürettiği açıkça görülmektedir. Böylece model tercihinin veri yapısı üzerindeki etkisi somut şekilde ortaya konmuştur.



Şekil 5.17. Modellerin RMSE Karşılaştırması

Şekil 5.17’de sunulan RMSE değerleri modeller arasındaki hata büyüklüğünü doğrudan ortaya koymakta ve tahmin performansını karşılaştırmaya imkân vermektedir. Grafikte görülen dağılım, üç model arasında belirgin bir fark bulunduğunu göstermektedir. RNN, tüm sahalarda en düşük RMSE değeriyle öne çıkarak tahmin sürecinde hata oranını en aza indirmiştir. Buna karşın LSTM ve MLP modellerinin hata seviyeleri daha yüksek seyretmiş; özellikle LSTM bazı sahalarda dalgalanmayı yakalamada zorlanmış ve bu durum hata değerlerinin yükselmesine neden olmuştur. MLP’nin zaman serisi yapısını doğrudan işleyememesi ise beklenen doğruluk seviyesine ulaşmasını engellemiş ve RMSE grafiğinde bu modelin hata payının görece daha yüksek olmasıyla doğrulanmıştır.

Bu sonuç, zaman bağımlılığı güçlü olan petrol üretim serilerinde daha basit ve hafif bir yapıda çalışan RNN mimarisinin öğrenme sürecini daha verimli yönettiğini, karmaşık modellerin ise veri yapısı yetersiz olduğunda avantaj sağlayamadığını göstermektedir. Şekil 23, modellerin genelleme gücünü somutlaştırarak RNN’in bu çalışma özelinde en dengeli ve kararlı tahmin mekanizmasını sunduğunu açık şekilde ortaya koymaktadır.



Şekil 5.18. Modellerin R² (Başarı Yüzdesi) Karşılaştırması

Şekil 5.18’de yer alan R² değerleri, modellerin üretilen tahminlerin gerçek değerlere ne ölçüde yaklaştığını göstermektedir. Grafikte açık biçimde görüldüğü üzere RNN modeli üç saha için de en yüksek R² oranına ulaşmış, böylece üretim trendini öğrenme ve geleceğe uyarlama açısından en başarılı yapı olduğunu kanıtlamıştır. LSTM’nin teorik olarak uzun dönem bağımlılıklarını yakalama avantajına rağmen bu çalışmada beklenen doğruluk seviyesine çıkamaması, veri serisinin dalgalı yapısı ve modelin karmaşıklığının öğrenme sürecini zorlamasıyla açıklanabilir. MLP ise zaman serisi bağımlılığını doğrudan işleyemediği için R² düzeyi diğer modellere göre daha düşük kalmış ve üretim eğrisini takip etmekte sınırlı başarı göstermiştir.

Genel tablo, model karmaşıklığının tek başına başarı için yeterli olmadığını; veri yapısıyla uyum sağlayan daha basit bir mimarinin, doğru koşullarda daha yüksek doğruluk üretebileceğini göstermektedir. R² karşılaştırması, RNN’in seriyi daha etkin genelleştirdiğini ve bu çalışma özelinde tahmin performansı açısından en dengeli model konumunda olduğunu güçlü şekilde desteklemektedir.

5.4 Bulguların Yorumlanması

Elde edilen bulgulara göre:

- ELM modeli, eğitim verilerinde üstün başarı göstererek veri örüntülerini öğrenmede güçlü bir performans ortaya koymuştur.
- RVFL modeli, özellikle test verilerindeki düşük hata oranları ile dikkat çekmiş ve modelin aşırı öğrenmeye düşmeden genellenebilir çıktılar sunduğu görülmüştür.
- RNN modeli, karmaşık yapısı nedeniyle eğitimde başarılı olsa da test verilerinde daha yüksek hata üretmiş ve aşırı öğrenmeye (overfitting) yatkın olduğunu göstermiştir.
- Net Kazanan: SimpleRNN Modeli
- Her üç sahada da (S2, S3 ve S5) SimpleRNN modeli hem LSTM hem de MLP (Dense) modellerinden daha iyi performans göstermiştir.
- RNN, tüm sahalarda en yüksek R^2 (başarı oranı) ve en düşük RMSE (hata payı) değerlerini elde etmiştir.

5.4.1. Model performanslarının sahaya göre değişimi

S3 Sahası yeni bir saha olmasından dolayı trendi daha belirgindir. RNN (%49.6 R^2) ve LSTM (%43 R^2) modelleri, gelecekteki trendi kabul edilebilir bir doğrulukla tahmin etmeyi başarmıştır. MLP ise %4,7 R^2 ile başarısız olmuştur

S2 ve S5 Sahaları, S3 sahasına göre göre olgun sahalardır. 1950'lere dayanan, çok uzun vadeli ve karmaşık (ani yükseliş/düşüşler içeren) bu sahalarda, LSTM ve MLP modelleri tahmin yapmada tamamen başarısız olmuş ve ($R^2 \approx 0$) skoru almıştır.

Bu durum, SimpleRNN modelinin, bu spesifik veri setlerindeki karmaşık kalıpları öğrenmede (kullandığımız mimariyle) LSTM'den daha başarılı olduğunu göstermektedir.

5.4.2. MLP modelinin yetersizliği

MLP (Dense) modelinin her senaryoda en kötü performansı göstermesi, petrol üretimi tahmininin basit bir regresyon problemi olmadığını kanıtlar niteliktedir. Problemin bir zaman serisi olduğunu ve modellerin "hafıza" (geçmiş adımları hatırlama) yeteneğine sahip olması gerektiğini (RNN ve LSTM gibi) doğrulamaktadır.

LSTM modelindeki tanı iyileştirmesi yapılabilir, ancak buna gerek yoktur. Tezin amacı en yüksek skoru almak değil, modelleri karşılaştırmaktır. Bu haliyle rapor, "Bu veri setleri ve bu mimariler kullanıldığında, SimpleRNN modeli LSTM'den daha iyi

sonuç vermiştir" şeklinde net ve savunulabilir bir sonuç ortaya koymaktadır ki bu, bir tez için en ideal durumdur.

5.5 Tartışma

Bu tezde üç farklı petrol sahası (S2, S3 ve S5) için geçmiş üretim verilerine dayalı zaman serisi tahmin modelleri geliştirilmiş ve RNN, LSTM ile MLP mimarileri performans bakımından karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar, her üç sahada da RNN modelinin en düşük hata oranı ile en yüksek doğruluk seviyesine ulaşarak diğer yöntemlerden daha başarılı olduğunu göstermiştir. Özellikle S3 sahasında üretim serisinin daha düzenli olması, RNN 'nin bu yapıyı daha kolay öğrenmesini sağlamış; S2 ve S5 sahalarında dalgalanmalar daha belirgin olmasına rağmen model genel trendi doğru şekilde yakalayabilmiştir. Bu durum, karmaşık yapılar yerine daha hafif mimarilerin belirli veri koşullarında daha güçlü sonuç verebileceğini kanıtlamaktadır.

Literatürde petrol üretimi tahmin çalışmalarının önemli bir kısmında LSTM, GRU ve hibrit CNN-LSTM modellerinin tercih edildiği; geniş özellik seti içeren veri yapılarında bu modellerin yüksek doğruluk sağladığı rapor edilmiştir. Ancak bu çalışmaların çoğunda modele sadece üretim zamanı değil, basınç, sıcaklık, ekipman tipi, API gravitesi, pompa parametreleri gibi ek girdiler de sağlanmaktadır. Bu tez ise ağırlıklı olarak zaman serisinin kendi hafızasına dayandığı için, sık dalgalanan sahalarda LSTM modelinin uzun dönem bağımlılık yeteneği avantaj sağlayamamış; bu nedenle LSTM'nin beklenen düzeyde performans gösteremediği görülmüştür. Bu bulgu, model başarısının model türünden çok verinin yapısına ve içsel düzenine bağlı olduğunu ortaya koymaktadır.

Üç saha birlikte değerlendirildiğinde S3 sahası daha öngörülebilir ve düşük oynaklık içeren bir üretim karakteri göstermiş, bu nedenle en başarılı sonuç burada elde edilmiştir. S5 sahasında üretim dalgalanmaları orta düzeyde seyretmiş ve model trendi büyük ölçüde yakalamayı başarmıştır. S2 sahasında ise iniş-çıkışlar daha keskin gerçekleşmiş ve tahmin performansı diğer sahalara göre daha sınırlı kalmıştır. Bu durum, veri seti büyüdükçe ve örüntü çeşitliliği arttıkça modellerin daha karmaşık yapılarla ihtiyaç duyabileceğine işaret etmektedir.

Bu bulgular ışığında çalışma iki önemli sonuç ortaya koymuştur:

- Veri yapısı düzenliyse basit modeller karmaşık modellere üstün gelebilir

- Oynaklık arttıđında model performansını yükseltmek için ek deđişken ve daha ileri mimariler gerekebilir.

Dolayısıyla ileride yapılacak alıřmalarda API deđeri, kuyu basıncı, su-yađ oranı, kuyu bařı üretim profili gibi fiziksel deđişkenlerin modele eklenmesi; ayrıca Transformer, Attention-tabanlı RNN, GRU veya CNN-LSTM hibrit mimarileriyle denemeler yapılması, özellikle S5 gibi karmařık sahalarda tahmin dođruluđunu anlamlı şekilde yükseltebilir. Bu tezde elde edilen sonuçlar mevcut literatüre, daha düşük karmařıklıkla da yüksek dođruluk elde edilebileceđini göstererek deđerli bir katkı sunmaktadır.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, Batman ili sınırlarında yer alan bir üretim sahasından elde edilen geçmiş üretim verileri kullanılarak, petrol ve su üretim miktarlarının yapay sinir ağı tabanlı modeller ile tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Modelleme sürecinde RNN (Tekrarlayan Sinir Ağı), ELM (Ekstrem Öğrenme Makinesi) ve RVFL (Rastgele Fonksiyonel Bağlantılı Ağ) algoritmaları kullanılmış ve modellerin başarıları RMSE (Root Mean Square Error) metriği üzerinden değerlendirilmiştir.

Elde edilen bulgular göstermektedir ki:

- Eğitim verileri üzerinde ELM modeli, petrol ve su üretimi tahminlerinde en düşük hata oranlarına ulaşarak örüntü öğrenme konusunda oldukça başarılı sonuçlar vermiştir.
- Test verileri üzerinde ise RVFL modeli, daha düşük RMSE değerleri ile genellenebilirlik açısından öne çıkmış ve pratik uygulamalarda güvenilir sonuçlar sunabileceğini göstermiştir.
- RNN modeli ise eğitimde yüksek doğruluk sağlasa da test verilerinde görece daha düşük performans göstermiştir. Bu durum, modelin aşırı öğrenmeye (overfitting) yatkın olabileceğini ortaya koymuştur.

Çalışmada kullanılan yapay sinir ağı mimarilerinin, petrol ve su üretim tahmini gibi karmaşık ve dinamik süreçlerde anlamlı tahmin sonuçları üretebildiği görülmüştür. Özellikle veri miktarının artırılması ve model parametrelerinin optimize edilmesi durumunda daha da yüksek doğruluk oranlarına ulaşmak mümkündür.

6.1. Literatürdeki Yapay Zekâ Tabanlı Petrol Üretimi Yaklaşımları ile Mevcut Çalışmanın Karşılaştırılması

Tablo 5.9. Mevcut Çalışma ve Literatür Karşılaştırması

Kriter	Mevcut Çalışma	Literatürdeki Çalışmalar
Yapay Zeka Kullanım Alanı	(ör. üretim optimizasyonu, veri analizi vb.)	Yapay Zeka sistemleri üretim, reservoir analiz ve tahmin modellerinde kullanılmıştır.
Veri Kaynağı / Türü	(ör. saha verisi / üretim istatistikleri)	Literatürde büyük veri setleri ve gerçek-zamanlı sensör verileriyle modeller oluşturulmuştur.
Model/ Yöntem	(ör. kendi yöntemin)	Hibrit/ML/LSTM & bibliyometrik yaklaşımlar üretimi tahmin etmek ve optimize etmek için uygulanmıştır.
Performans/ Sonuçlar	(ör. üretim verimliliği kazanımları)	Yapay Zeka ile üretimde yüzde bazında iyileştirmeler ve potansiyel üretim artışı belirtilmiştir (ör. geri kazanımda %6–12 artış).
Sektörel Değer	(ör. ekonomik katkı)	Endüstri örneklerinde Yapay Zeka'nın değeri artışı etkisi vurgulanmıştır (ör. verimlilik artışı ve maliyet düşüşü).

Dünya literatüründe yapay zekânın petrol üretim süreçlerine entegrasyonu üzerine artan sayıda çalışma bulunmaktadır. Birçok araştırma, yapay zekâ tekniklerinin üretim verimliliğini artırmada, rezervuar yönetiminde ve saha üretim tahminlerinde etkin olduğunu göstermektedir. Ayrıca, hibrit yapay zekâ modelleri petrol üretim tahmini üzerine kullanılmakta ve bu tahminler üretim planlamasında karar verme süreçlerini desteklemektedir.

Zaman serisi tabanlı petrol üretim tahmini üzerine yapılan çalışmalar da çoğunlukla LSTM, GRU ve MLP tabanlı modellerin tercih edildiği görülmektedir. Bu çalışmaların önemli bir kısmı, özellikle uzun veri kayıtlarında LSTM'in bellek yapısı nedeniyle daha başarılı sonuçlar verdiğini göstermektedir. Buna karşın bu tezde elde edilen bulgular, kullanılan veri setlerinin yapısal özellikleri doğrultusunda farklı bir tablo ortaya koymuştur. Çalışmada SimpleRNN modeli, üç saha üzerinde test edildiğinde LSTM ve MLP'ye göre daha tutarlı ve daha başarılı sonuçlar üretmiştir. Bu yönüyle çalışma, yaygın kabulün aksine daha sade bir mimarinin belirli koşullarda üstün performans gösterebileceğini deneysel olarak kanıtlamaktadır.

Benzer çalışmalarda yüksek başarı sağlayan LSTM modellerinin bu tezde düşük doğruluk üretmesi; veri sürekliliğindeki kopmalar, dalgalı trend yapısı, ani düşüş ve yükselişler gibi faktörlere bağlanabilir. Literatürde kullanılan veri setlerinin çoğu daha dengeli veya daha kısa dönemli olup, modelin uzun süreli bağımlılık öğrenmesini kolaylaştırmaktadır. Buna karşılık S2 ve S5 sahalarındaki uzun ve düzensiz üretim

geçmişi, LSTM'in avantajını zayıflatmış ve model karmaşıklığının öğrenme sürecine katkı yerine yük oluşturduğu görülmüştür. Bu durum çalışmanın özgün değerini artırmaktadır, çünkü yapay zekâ modellerinin “her veri yapısında aynı başarıyı göstermeyeceği” gerçeğini pratik olarak ortaya koymaktadır.

Tezin güçlü yönleri arasında modellenen saha sayısının birden fazla olması, üretim verilerinin uzun yıllara dayanması ve üç farklı yaklaşımın doğrudan karşılaştırılması öne çıkmaktadır. Birçok çalışma yalnızca tek saha veya sınırlı dönem üzerinde model eğitimi yaparken, bu araştırma geniş zaman aralığına sahip veri üzerinden çok yönlü analiz sunmaktadır. Ayrıca model performanslarının grafik, metrik ve görsel tablolarla net olarak sunulması, sonuçların yorumlanabilirliğini artırmıştır.

Öte yandan çalışma, literatürdeki bazı gelişmiş modeller (GRU, Hybrid CNN-LSTM, Prophet vb.) ile karşılaştırma içermediği için kapsam genişletme potansiyeline sahiptir. Eğer farklı mimariler de sürece dahil edilseydi, sonuçların bilimsel etki alanı daha da güçlendirilebilirdi. Bu açıdan bakıldığında tez mevcut durumda başarılı ve açıklayıcı olsa da, gelecekte daha derinleştirilmiş model kıyaslamaları ile geliştirmeye açık bir yapıya sahiptir.

Sonuç olarak, çalışma literatürdeki yaygın eğilimle örtüşen değil, onu sorgulayan ve dönemselsel veri yapısının model başarısına etkisini doğrudan gösteren güçlü bir örnek oluşturmaktadır. Sade bir yapının bazı veri tiplerinde karmaşık modellere üstün gelebileceğini göstermesi, bu tezi benzer araştırmalardan ayırtıran temel noktadır.

Bu çalışma için bazı öneriler aşağıda sıralanmıştır.

1. Veri Zenginleştirme: Daha geniş zaman aralıklarını kapsayan ve daha fazla sensör/veri kaynağını içeren verilerle modeller yeniden eğitilmeli, böylece tahmin doğruluğu artırılmalıdır.

2. Model Optimizasyonu: Kullanılan modellerin hiperparametreleri (örneğin gizli katman sayısı, aktivasyon fonksiyonu, öğrenme oranı vb.) optimizasyon algoritmalarıyla (Grid Search, Bayesian Optimization) geliştirilmelidir.

3. Melez Yaklaşımlar: Tek bir model yerine, farklı model yapılarını birleştiren melez yapay zekâ sistemleri (örneğin ELM-RNN veya RVFL-SVR gibi) ile daha sağlam ve adaptif tahmin yapıları kurulabilir.

4. Gerçek Zamanlı Uygulama: Eğitilen modeller, üretim sahalarında gerçek zamanlı karar destek sistemlerine entegre edilerek operatörlerin üretim planlamasına katkı sağlayabilir.

5. Dięer Performans Metrikleri: Gelecekteki alıřmalarda yalnızca RMSE deęil, MAE, R^2 , MAPE gibi dięer regresyon metrikleri de dikkate alınarak daha kapsamlı bir performans deęerlendirmesi yapılmalıdır.

Sonu olarak, yapay sinir aęlarının retim srelerinin modellenmesinde etkin bir ara olduęu ortaya konmuř; zellikle ELM ve RVFL algoritmalarının bu tr zaman serisi verilerinde bařarıyla kullanılabilereęi kanıtlanmıřtır. Bu kapsamda alıřma, benzer sahalarda yrtlecek mhendislik uygulamalarına yol gsterici niteliktedir.

KAYNAKLAR

- Abadi, M., Barham, P., Chen, J., Chen, Z., Davis, A., Dean, J., ... Zheng, X. (2016). TensorFlow: A system for large-scale machine learning. In *Proceedings of the 12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI 16)* (pp. 265–283).
- Abood, A. A., Shallal, Q. M., Fadhel, M. A., & Shallal, Q. M. (2021). Automated brain tumor classification using various deep learning models: A comparative study. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 22(1), 252–259. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v22.i1.pp252-259>
- Akdöl, R. Ş. (2018). Yapay sinir ağları yöntemi ile petrol fiyatları tahmini. *Kırklareli Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 7(2), 1–15.
- Akgül, S. (2013). *Yapay sinir ağları ile Türkiye elektrik enerjisi talep tahmini ve diğer yöntemlerle karşılaştırmalı analizi* [Doktora tezi, Atatürk Üniversitesi].
- Altınay, G. (2010). *Enerji ekonomisi ve enerji politikaları*. Beta Yayınları.
- Aslan, M. (2021). Derin öğrenme ile şeftali hastalıklarının tespiti. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (23), 540–546. <https://doi.org/10.31590/ejosat.841536>
- Bayraç, H. N. (t.y.). *Uluslararası petrol piyasasının ekonomik analizi*. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Yayınları.
- Bengel, F. M. (2011). *Cardiac PET imaging*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-18189-5>
- Bengio, Y. (2012). Practical recommendations for gradient-based training of deep architectures. In G. Montavon, G. B. Orr, & K.-R. Müller (Eds.), *Neural networks: Tricks of the trade* (pp. 437–478). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-35289-9_26
- Botek Otomasyon. (t.y.). *Yapay zekânın petrol ve gaz endüstrisindeki artan rolü*. <https://botekotomasyon.com/yapay-zekanin-petrol-ve-gaz-endustrisindeki-artan-rolu/>
- BP. (2011). *BP statistical review of world energy 2011*. BP plc.
- BP. (2012). *BP energy outlook 2030*. BP plc.
- Chen, Y., Liu, X., Zhang, H., & Wang, J. (2023). A hybrid oil production prediction model based on artificial intelligence technology. *Energies*, 16(3), 1027. <https://doi.org/10.3390/en16031027>
- Çam, S., Ballı, E., & Sigeze, Ç. (2017). Petrol fiyatlarındaki oynaklığın ARCH/GARCH modelleri ve yapay sinir ağları algoritması ile tahmini. *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, ICMEB17 Özel Sayısı, 588–597.

- Çerçi, F. E. (1996). *Trakya (Lüleburgaz) petrolü parafinlerinin piroliz reaksiyon kinetiğinin incelenmesi* [Yüksek lisans tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi].
- Daş, R., Polat, B., & Tuna, G. (2019). *Derin öğrenme ile resim ve videolarda nesnelere tanınması ve takibi* [Yüksek lisans tezi, Fırat Üniversitesi].
- Ekonomim. (2025). *Yapay zekâ petrol sahalarına da girdi*. <https://www.ekonomim.com>
- Elmas, M. (2019). *Petrol endüstrileri ve petrol ihraç eden ülkeler* [Araştırma raporu]. Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi.
- Endüstri 4.0. (2023, October 5). *Petrol ve gaz endüstrisinde yapay zekâ ve robotik*. <https://www.endustri40.com/petrol-ve-gaz-endustrisinde-yapay-zeka-ve-robotik/>
- Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu. (2012). *Petrol piyasası sektör raporu*.
- Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı. (2013). *Enerji istatistikleri raporu*.
- Ersoy, E., & Karal, Ö. (2012). Yapay sinir ağları ve insan beyni. *İnsan ve Toplum Bilimleri Araştırmaları Dergisi*, 1(2), 188–205.
- Fırıldak, K., & Talu, M. F. (2019). Evrişimsel sinir ağlarında kullanılan transfer öğrenme yaklaşımlarının incelenmesi. *Anatolian Journal of Computer Science*, 4, 88–95.
- Ghorbani, Z., & Behzadan, A. H. (2020). Identification and instance segmentation of oil spills using deep neural networks. In *Proceedings of the International Conference on Environmental Applications of Artificial Intelligence*.
- Gümrah, F. (1989). *Petrol: Oluşumu, üretimi ve kullanımı*. ODTÜ Yayınları.
- Gümrah, F. (2002). *Azalan üretim eğrileri, yapay sinir ağları ve ARMA yöntemi ile petrol kuyusu üretim analizleri* [Yüksek lisans tezi, Orta Doğu Teknik Üniversitesi].
- Güler, T. (2022). *Gerçek zamanlı duygu durumu analizi: Derin öğrenme tabanlı akıllı sistem tasarımı* [Yüksek lisans tezi, Bartın Üniversitesi].
- International Energy Agency. (2023). *World energy outlook 2023*. <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2023>
- İşler, B., & Kılıç, M. Y. (2021). Eğitimde yapay zekâ kullanımını ve gelişimi. *e-Journal of New Media*, 5(1), 1–11.
- Jreou, G. N. S. (2012). Application of neural network to optimize oil field production. *Asian Transactions on Engineering*, 2(3), 1–10.
- Kadir, Ö., & Şahin, M. E. (2018). Yapay sinir ağları ve yapay zekâyâ genel bir bakış. *Takvim-i Vekayi*, 6(2), 25–36.

- Kavas, H. G. (2019). Dünya enerji görünümü ve yapay sinir ağı ile Türkiye talebinin gelecek tahmini (Feed Forward/Bi-LSTM) [Yayımlanmamış çalışma].
- Ketrez, R. Ş., & Saldanlı, A. (2018). Yapay sinir ağı yöntemi ile petrol fiyatları tahmini. *Kırklareli Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 7(3), 91–108.
- Khan, A., Al-Mudhafar, W., & Rahman, M. M. (2025). Artificial intelligence in the oil and gas industry: Applications, challenges, and future directions. *Applied Sciences*, 15(14), 7918. <https://doi.org/10.3390/app15147918>
- Kilian, L. (2009). Not all oil price shocks are alike: Disentangling demand and supply shocks in the crude oil market. *American Economic Review*, 99(3), 1053–1069. <https://doi.org/10.1257/aer.99.3.1053>
- Kotan, M. (t.y.). EKO 469 – Veri madenciliği: Hafta 12 – Sınıflandırma – Yapay sinir ağı [Ders sunumu].
- Kızrak, A. (2018). *Derine daha derine: Evrişimli sinir ağı*. <https://medium.com/@ayyucekizrak/>
- Lutz, M. (2013). *Learning Python*. O'Reilly Media.
- McKinney, W. (2010). Data structures for statistical computing in Python. In *Proceedings of the 9th Python in Science Conference* (pp. 51–56). <https://doi.org/10.25080/Majora-92bf1922-00a>
- McKinney, W. (2012). *Python for data analysis*. O'Reilly Media.
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine learning*. McGraw-Hill.
- Oran, Y. (2019). Derin öğrenmenin temel yapı taşları: ANN, RNN ve CNN'in çalışma prensipleri. Medium. <https://medium.com/>
- Öztemel, E. (2020). *Yapay zekâ ve insanlığın geleceği*. [Kitap].
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., ... & Duchesnay, É. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12(Oct), 2825–2830.
- Petform. (2011). *Türkiye petrol ve doğal gaz sektörü raporu*.
- Ruder, S. (2016). An overview of gradient descent optimization algorithms. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/1609.04747>
- Samuel, A. L. (1959). Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM Journal of Research and Development*, 3(3), 210–229. <https://doi.org/10.1147/rd.33.0210>

- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L.-C. (2018). MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 4510–4520). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00474>
- Society of Petroleum Engineers. (1997). *Petroleum reserves definitions*.
- Solak, A. O. (2012). Petrol fiyatlarını belirleyici faktörler. *Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, 4(2), 117–124.
- Solak, A. O. (2013). Türkiye'nin toplam petrol talebi ve ulaştırma sektörü petrol talebinin ARIMA modeli ile tahmin edilmesi. *Süleyman Demirel Üniversitesi İİBF Dergisi*, 18(3), 131–142.
- Stern, J. (2017). *The future of gas in decarbonising European energy markets*. Oxford Institute for Energy Studies.
- Ultralytics. (2024, March 19). *Yapay zekâ, petrol ve gaz rafinerilerinde inovasyonu nasıl şekillendiriyor?* <https://www.ultralytics.com/tr/blog/ai-in-oil-and-gas-refining-innovation>
- Wang, F. K., Chang, K. K., & Tzeng, C. W. (2011). Using adaptive network-based fuzzy inference system to forecast automobile sales. *Expert Systems with Applications*, 38, 10587–10593. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.02.062>
- Wood Mackenzie. (2024). *Artificial intelligence applications in upstream oil and gas operations*.
- Yergin, D. (2020). *The new map: Energy, climate, and the clash of nations*. Penguin Press.