T. C.
İSTANBUL GELİŞİM ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

KAMU PROJELERİNDE MALİYETE BAĞLI PROJE SÜRESİNİN TAHMİNİ

Doktora Tezi

Mehmet Sena KAŞKA

Danışman
Doç. Dr. Anıl NİŞ

Eş Danışman
Dr. Öğr. Üyesi Işık Ateş KIRAL

İstanbul – 2025

TEZ TANITIM FORMU

Yazar Adı Soyadı : Mehmet Sena KAŞKA

Tezin Dili : Türkçe

Tezin Adı : Kamu Projelerinde Maliyete Bağlı Proje Süresinin Tahmini

Enstitü : İstanbul Gelişim Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Anabilim Dalı : İnşaat Mühendisliği

Tezin Türü : Doktora

Tezin Tarihi : 25.06.2025

Sayfa Sayısı : 154

Tez Danışmanları : 1. Doç. Dr. Anıl NİŞ
2. Dr. Öğr. Üyesi Işık Ateş KIRAL

Dizin Terimleri : İnşaat Projeleri, Süre Tahmini, Yapay Zeka, Yapay Sinir Ağları, Zaman-Maliyet İlişkisi

Türkçe Özet : Dünya çapında en önemli ve hızla büyüyen sektörlerden biri olan inşaat sektörü, proje süresi ve maliyet tahmini konusunda önemli zorluklarla karşı karşıyadır. Özellikle bütçe ve zaman kontrolünün kritik olduğu kamu projelerinin başarılı bir şekilde yürütülmesi için doğru süre tahmini hayati öneme sahiptir.

Bu çalışma, Türkiye, Avustralya, Nijerya, Teksas ve çeşitli ülkelerdeki kamu projelerinden elde edilen verileri analiz ederek maliyet tabanlı süre tahmini yöntemlerini karşılaştırmayı amaçlamaktadır. Doğrusal regresyon ve Bromilow modeli gibi konvansiyonel yöntemlere ek olarak, yapay zekâ teknikleri olan yapay sinir ağları kullanılarak tahminler yapılacaktır. Yapay sinir ağlarının maliyet ve süre arasındaki karmaşık ilişkileri

modellemede konvansiyonel yöntemlerden daha iyi sonuçlar sağladığı düşünülmektedir. Sonuç olarak, bu çalışma YSA'nın projelerde süre tahminindeki belirsizlikleri azaltabileceğini ve kaynakların daha verimli kullanılmasına katkıda bulunabileceğini ortaya koymaktadır. Bu şekilde, kamu projelerinin tamamlanma süreleri daha gerçekçi ve etkili bir şekilde tahmin edilebilir ve bu da kamu kaynaklarının daha verimli kullanılmasına olanak tanıyabilir.

Dağıtım Listesi **:** 1. İstanbul Gelişim Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsüne
2. YÖK Ulusal Tez Merkezine

İmzası

Mehmet Sena KAŞKA

T. C.
İSTANBUL GELİŞİM ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

KAMU PROJELERİNDE MALİYETE BAĞLI PROJE SÜRESİNİN TAHMİNİ

Doktora Tezi

Mehmet Sena KAŞKA

Danışman
Doç. Dr. Anıl NİŞ

Eş Danışman
Dr. Öğr. Üyesi Işık Ateş KIRAL

İstanbul – 2025

BEYAN

Bu tezin hazırlanmasında bilimsel ahlak kurallarına uyulduğu, başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunulduğu, kullanılan verilerde herhangi tahrifat yapılmadığını, tezin herhangi bir kısmının bu üniversite veya başka bir üniversitedeki başka bir tez olarak sunulmadığını beyan ederim.

Mehmet Sena KAŞKA

…/…/2025

İSTANBUL GELİŞİM ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜNE

Mehmet Sena KAŞKA' nın Kamu Projelerinde Maliyete Bağlı Proje Süresinin Tahmini adlı tez çalışması, jürimiz tarafından İnşaat Mühendisliği anabilim dalı, İnşaat Mühendisliği bilim dalında DOKTORA tezi olarak kabul edilmiştir.

Başkan *Doç. Dr. Sevilay DEMİRKESEN*

Üye *Doç. Dr. Anıl NİŞ*
(Danışman)

Üye *Doç. Dr. Metin MEHMETOĞLU*

Üye *Dr. Öğr. Üyesi Ali ETE*

Üye *Dr. Öğr. Üyesi Sedat Semih ÇAĞLAYAN*

ONAY
Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim üyelerine ait olduğunu onaylarım.
... / ... / 20..

Prof. Dr. İzzet GÜMÜŞ
Enstitü Müdürü

ÖZET

Dünya çapında en önemli ve hızla büyüyen sektörlerden biri olan inşaat sektörü, proje süresi ve maliyet tahmini konusunda önemli zorluklarla karşı karşıyadır. Özellikle bütçe ve zaman kontrolünün kritik olduğu kamu projelerinin başarılı bir şekilde yürütülmesi için doğru süre tahmini hayati öneme sahiptir.

Bu çalışma, Türkiye, Avustralya, Nijerya, Teksas ve çeşitli ülkelerdeki kamu projelerinden elde edilen verileri analiz ederek maliyet tabanlı süre tahmini yöntemlerini karşılaştırmayı amaçlamaktadır. Doğrusal regresyon ve Bromilow modeli gibi konvansiyonel yöntemlere ek olarak, yapay zekâ teknikleri olan yapay sinir ağları kullanılarak tahminler yapılacaktır. Yapay sinir ağlarının maliyet ve süre arasındaki karmaşık ilişkileri modellemede konvansiyonel yöntemlerden daha iyi sonuçlar sağladığı düşünülmektedir. Sonuç olarak, bu çalışma YSA'nın projelerde süre tahminindeki belirsizlikleri azaltabileceğini ve kaynakların daha verimli kullanılmasına katkıda bulunabileceğini ortaya koymaktadır. Bu şekilde, kamu projelerinin tamamlanma süreleri daha gerçekçi ve etkili bir şekilde tahmin edilebilir ve bu da kamu kaynaklarının daha verimli kullanılmasına olanak tanıyabilir.

Anahtar Kelimeler: İnşaat Projeleri, Süre Tahmini, Yapay Zeka, Yapay Sinir Ağları, Zaman-Maliyet İlişkisi

SUMMARY

The construction sector, as one of the fastest growing ve most critical sectors worldwide, is faced with great challenges in project policies ve cost estimations. Especially in public projects, considering the importance of budget ve time management becomes a great necessity in accurate duration estimation. This can be done by examining the data obtained from public projects in Turkey, Australia, Nigeria, Texas ve other regions, with cost-based duration estimation methods. In addition to traditional approaches such as linear regression ve Bromilow model, artificial intelligence techniques, especially artificial neural networks (ANN), will be used to perform estimations. It is anticipated that artificial neural networks will provide more accurate results compared to the traditional distribution in complex units between cost ve duration. As a result, more effective use of ANN will be contributed to calculating estimated amounts during the duration of projects. Thus, the completion of public projects can be estimated better ve more effectively, ve the efficient use of public resources can be increased.

Keywords: Construction Projects, Duration Estimation, Artificial Intelligence, Artificial Neural Networks, Time-Cost Relationship

İÇİNDEKİLER

ÖZET ..... **i**
SUMMARY ..... **ii**
İÇİNDEKİLER ..... **iii**
KISALTMALAR ..... **v**
TABLOLAR LİSTESİ ..... **vi**
GRAFİKLER LİSTESİ ..... **vii**
ŞEKİLLER LİSTESİ ..... **ix**
ÖNSÖZ ..... **x**
GİRİŞ **1**

BİRİNCİ BÖLÜM
LİTERATÜR TARAMASI

1.1. İnşaat Proje Yönetimi 5
1.2. İnşaat Projelerinde Süreyi Etkileyen Ana Faktörler 7
1.2.1. İnşaat Projelerinde Süre - Maliyet İlişkisi 8
1.3. Konvansiyonel Süre ve Maliyet Tahmin Yöntemleri 10
1.3.1. Doğrusal Regresyon Modelleri 10
1.3.2. Bromilow Süre Tahmin Yöntemi 11
1.4. Yapay Sinir Ağları 15
1.4.1. Yapay Sinir Ağlarının Temel Çalışma Prensipleri 15
1.4.2. Aktivasyon Fonksiyonunun Tanımı ve YSA Performansına Etkisi 18
1.4.3. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri 19
1.5. Yapay Zeka ve İnşaat Sektörü 20
1.6. İnşaat Proje Yönetiminde Yapay Zeka 21
1.7. Literatürdeki Boşluklar ve Çalışmanın Amacı 26

İKİNCİ BÖLÜM
YÖNTEM VE MODELLEME

2.1. Veri Toplama Süreci 28
2.2. Veri Seti ve Özellikleri 28
2.2.1. Faktörlerin Belirlenmesi 29
2.2.2. Python Kodunun Geliştirilmesi ve Verilerin Aktarımı 30
2.2.3. Verilerin İşlenmesi ve Analiz Öncesi 30
2.2.4. Eksik Verilerin İncelenmesi ve Çıkarılması 31
2.2.5. Normalizasyon 31
2.3. Kullanılan Modeller ve Algoritmalar 32
2.3.1. Lineer Regresyon Modeli 32
2.3.2. Bromilow Süre Tahmin Yöntemi 33
2.3.3. Yapay Sinir Ağları Modeli 33
2.4. Modellerin Eğitim ve Doğrulama Süreçleri 34

2.5. Performans Ölçütleri ve Karşılaştırma Kriterleri 35

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM
BULGULAR VE TARTIŞMA

3.1. Lineer Regresyon Analizi Sonuçları..... 37
3.2. Bromilow Yöntemi Sonuçları..... 39
3.3. Yapay Sinir Ağları Analiz sonuçları..... 41
3.3.1. Avustralya YSA Sonuçları 43
3.3.2. Nijerya YSA Sonuçları..... 50
3.3.3. Teksas YSA Sonuçları..... 58
3.3.4. Muhtelif Ülkeler YSA Sonuçları..... 66
3.3.5. Türkiye YSA Sonuçları 75

SONUÇ VE ÖNERİLER..... 83
KAYNAKÇA 90
EKLER..... 98
ÖZGEÇMİŞ..... 136

KISALTMALAR

YSA	**:**	Yapay Sinir Ağları
YZ	**:**	Yapay Zekâ
BTC	**:**	Bromilow's Time Cost Model (Bromilow Süre-maliyet Modeli)
EKAP	**:**	Elektronik Kamu İhale Platformu
MSE	**:**	Mean Square Error (Ortalama Kare Hata)
CPM	**:**	Kritik Yol Yöntemi
PMI	**:**	Project Management Institute
CUB	**:**	Kübik Regresyon Modeli

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 1. Veri setleri hakkında genel bilgiler 28
Tablo 2. Muhtelif ülkelerdeki proje sayıları 29
Tablo 3. Lineer regresyon analizinde kullanılan verilerin bilgileri 32
Tablo 4. Lineer regresyon analiz sonuçları 37
Tablo 5. Bromilow süre-tahmin denklemleri ve sonuçları 39
Tablo 6. Avustralya YSA modeli özeti 43
Tablo 7. Nijerya YSA modeli özeti 50
Tablo 8. Teksas YSA modeli özeti 58
Tablo 9. Muhtelif ülkeler YSA modeli özeti 66
Tablo 10. Türkiye YSA modeli özeti 75
Tablo 11. Avustralya veri seti analiz sonuçları 83
Tablo 12. Nijerya veri seti analiz sonuçları 84
Tablo 13. Teksas veri seti analiz sonuçları 84
Tablo 14. Muhtelif ülkelerin veri seti analiz sonuçları 85
Tablo 15. Türkiye veri seti analiz sonuçları 85

GRAFİKLER LİSTESİ

Grafik 1. Avustralya eğitim veri seti grafiği 44
Grafik 2. Avustralya doğrulama veri seti grafiği 45
Grafik 3. Avustralya test veri seti grafiği 45
Grafik 4. Avustralya tüm veri seti grafiği 46
Grafik 5. Avustralya hata histogramı eğrisi grafiği 47
Grafik 6. Avustralya doğrulama performans eğrisi grafiği 48
Grafik 7. Avustralya veri seti için yapay sinir ağı modeline ait fonksiyon uydurma grafiği 48
Grafik 8. Avustralya veri seti için YSA eğitimde gradyan, mu ve doğrulama kontrollerinin iterasyon bazında değişimi 49
Grafik 9. Nijerya eğitim veri seti grafiği 51
Grafik 10. Nijerya test veri seti grafiği 52
Grafik 11. Nijerya tüm veri seti grafiği 53
Grafik 12. Nijerya hata histogram eğrisi grafiği 54
Grafik 13. Nijerya doğrulama performans eğrisi grafiği 55
Grafik 14. Nijerya veri seti için yapay sinir ağı modeline ait fonksiyon uydurma grafiği 56
Grafik 15. Nijerya veri seti için YSA eğitimde gradyan, mu ve doğrulama kontrollerinin iterasyon bazında değişimi 57
Grafik 16. Teksas eğitim veri seti grafiği 59
Grafik 17. Teksas doğrulama veri seti grafiği 60
Grafik 18. Teksas test veri seti grafiği 61
Grafik 19. Teksas tüm veri seti grafiği 62
Grafik 20. Teksas hata histogramı eğrisi grafiği 63
Grafik 21. Teksas doğrulama performans eğrisi grafiği 64
Grafik 22. Teksas veri seti için yapay sinir ağı modeline ait fonksiyon uydurma grafiği 65
Grafik 23. Teksas veri seti için YSA eğitimde gradyan, mu ve doğrulama kontrollerinin iterasyon bazında değişimi 65
Grafik 24. Muhtelif Ülkeler eğitim veri seti grafiği 67
Grafik 25. Muhtelif Ülkeler doğrulama veri seti grafiği 68
Grafik 26. Muhtelif Ülkeler test veri seti grafiği 69
Grafik 27. Muhtelif Ülkeler tüm veri seti grafiği 70
Grafik 28. Muhtelif Ülkeler hata histogramı eğrisi grafiği 71
Grafik 29. Muhtelif Ülkeler doğrulama performans eğrisi grafiği 72
Grafik 30. Muhtelif Ülkeler veri seti için yapay sinir ağı modeline ait fonksiyon uydurma grafiği 73
Grafik 31. Muhtelif Ülkeler veri seti için YSA eğitimde gradyan, mu ve doğrulama kontrollerinin iterasyon bazında değişimi 74
Grafik 32. Türkiye eğitim veri seti grafiği 76

Grafik 33. Türkiye test veri seti grafiği..... 77
Grafik 34. Türkiye tüm veri seti grafiği..... 78
Grafik 35. Türkiye hata histogramı eğrisi grafiği 79
Grafik 36. Türkiye doğrulama performans eğrisi grafiği..... 80
Grafik 37. Türkiye veri seti için yapay sinir ağı modeline ait fonksiyon uydurma grafiği..... 81
Grafik 38. Türkiye veri seti için YSA eğitimde gradyan, mu ve doğrulama kontrollerinin iterasyon bazında değişimi..... 82

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1. Yapay Nöron..... 17
Şekil 2. Tipik bir yapay sinir ağı modeli 18

ÖNSÖZ

Bu doktora tezinin hazırlanmasında, bilgi ve tecrübeleriyle yol gösteren, her zaman yapıcı eleştirileri ve desteğiyle yanımda olan değerli danışmanlarım Dr. Öğr. Üyesi Işık Ateş KIRAL ve Doç. Dr. Anıl NİŞ'e en içten teşekkürlerimi sunarım. Kendileri, sadece akademik anlamda değil, aynı zamanda araştırma sürecinde karşılaştığım zorluklarda da ilham kaynağım olmuşlardır.

Tez sürecinde bana güvenen ve her zaman yanımda olduklarını hissettiren aileme minnettarım. Onların sabrı, sevgisi ve desteği olmasaydı bu çalışmayı tamamlamak çok daha zor olurdu.

Bu çalışmanın inşaat sektörüne, özellikle kamu projelerinin planlanması ve yönetilmesi süreçlerine katkı sağlamasını temenni ediyorum. Gelecekte bu alanda yapılacak çalışmalara bir temel oluşturması dileğiyle…

GİRİŞ

Tezin Amacı ve Kapsamı

Bu çalışma, farklı ülkelerdeki kamu projelerinden elde edilen maliyet ve süre verilerini analiz ederek maliyet tabanlı süre tahmin yöntemlerini karşılaştırmayı amaçlamaktadır. Çalışmada, doğrusal regresyon modeli ve Bromilow süre tahmin yönteminin konvansiyonel yöntemleri ele alınmıştır. Bunlara ek olarak, inşaat projelerinde süre tahmininde yapay zeka teknikleri, özellikle yapay sinir ağları (kullanılacaktır. Yapay sinir ağlarının konvansiyonel yöntemlere kıyasla daha üstün sonuçlar sağlayabileceği düşünülmekte ve bu hipotez analizlerle desteklenerek test edilecektir. Kamu projelerinin tamamlanma sürelerinin bu teknikle daha doğru ve etkili bir şekilde tahmin edilebileceği öngörülmektedir.

Yapay sinir ağları, maliyet ve süre gibi değişkenler arasındaki karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri diğer konvansiyonel yöntemlere kıyasla etkili bir şekilde modelleme kapasitesine sahiptir. Bu teknik, konvansiyonel yöntemlerin sınırlı olduğu yerlerde daha fazla veri analizi ve tahmin yeteneği sağlayarak projelerdeki belirsizlikleri azaltmada önemli bir rol oynamaktadır (Karahan, 2015). Bu çalışmada, geçmiş projelerden elde edilen veriler yapay zeka algoritmaları kullanılarak işlenmiştir ve gelecekteki projeler için daha doğru süre tahminleri yapılmıştır

Bu amaçla, Avustralya, Nijerya, Teksas, çeşitli ülkelerden oluşan karma ihaleler ve Türkiye'de yapılan kamu ihaleleri incelenmiştir. Türkiye dışındaki ihale verileri literatürden elde edilmiştir. Bu veri setleri, bağımsız değişkeni "Maliyet" ve bağımlı değişkeni "Süre" olan verilerden oluşmaktadır. Türkiye verileri, Kamu İhale Kurumu tarafından yayınlanan ve sözleşmeleri imzalanmış inşaat ihalelerinden oluşmaktadır. İdare tarafından resmi olarak duyurulan yaklaşık maliyet hesaplamaları ve proje süresi verileri kullanılarak bir veri seti oluşturulmuştur. Bu veri kümeleri Doğrusal Regresyon Analizi, Bromilow süre tahmin yöntemi ve makine öğrenmesi tekniklerinden biri olan yapay sinir ağları ile analiz edilerek ve benzer çalışmalardaki yaklaşık maliyetin büyüklüğüne bağlı olarak proje süre tahminleri yapılmıştır. Elde edilen veriler incelenecek ve yöntemler arasındaki farklar incelenmiştir.

Sonuç olarak, bütçe ve süre planlaması, özellikle kamu projelerinde çok önemlidir. Yapay zeka tekniklerinin kullanımıyla, kamu projelerinin tamamlanma

süreleri daha yaklaşık ve gerçekçi bir şekilde tahmin edilebilir. Böylece proje yöneticilerinin projeleri daha iyi planlamalarına, kaynakları etkili bir şekilde kullanmalarına, riskleri önceden belirlemelerine ve proje başarısını artırmalarına olanak tanıyabilmektedir.

Araştırma Problemi

Sözleşme kapsamında taahhüt edilen işlerin, ihale öncesi safhalarda belirlenen toplam proje süresi içerisinde ve dengeli bir nakit akışıyla yönetilmesi, inşaat projelerinin başarıyla tamamlanmasında kritik bir faktördür. Ancak, planlanan süre ve maliyetlerde aşımların yaşanması, inşaat projelerinde sıkça karşılaşılan problemler arasında yer almaktadır. Bu problemler, hatalı süre-maliyet tahminleri ve buna bağlı olarak düzensiz nakit akışı yönetimi gibi faktörlerden kaynaklanabilmektedir.

Bu bağlamda, inşaat projelerinde süre ve maliyet yönetiminin doğru bir şekilde yapılması büyük önem taşır. İhale öncesi süre-maliyet tahminleri detaylı ve sağlam bir şekilde yapılmalı, projenin fizibilitesi kapsamlı bir şekilde değerlendirilmelidir. Ayrıca, düzenli bir nakit akışı yönetimi sağlanarak projenin finansal sürdürülebilirliği ve öngörülebilirliği sağlanmalıdır. İnşaat projelerindeki başarı, proje sürelerinin doğru planlanması, maliyetlerin kontrol altında tutulması ve tahminlerin gerçekçi olmasıyla yakından ilişkilidir.

Proje süresinin doğru tahmin edilmesi, ihale teklif aşamasında firmaların rekabet gücünü artırır. Müşterilere sağlanan gerçekçi bir proje süresi tahmini, firmaların müşteri beklentilerini karşılamalarını sağlar ve projenin başarıyla tamamlanmasına katkıda bulunur. Aynı zamanda, doğru süre tahmini maliyet kontrolünü sağlar ve firmaların karlılığını etkileyen faktörlerden biridir.

Endüstri 4.0 ile birlikte inşaat sektöründe de dijitalleşme ve teknolojik yenilikler ön plana çıkmıştır. Bu bağlamda, yapay zekâ teknikleri ve algoritmaları, inşaat projelerinde süre tahmininde önemli bir rol oynayabilir (Dobrucalı ve Demir, 2022).

Bu teknikler, geçmiş projelerden elde edilen verileri analiz ederek benzer projeler için süre tahmini yapabilir. Ayrıca, projenin özelliklerini, kapsamını, karmaşıklığını, kaynakları ve diğer etkileyen faktörleri dikkate alarak gelecekteki projeler için tahminlerde bulunabilir. Yapay zeka destekli süre tahmini, konvansiyonel yöntemlere göre daha hassas ve doğru sonuçlar elde etme potansiyeline sahiptir. Bu

da projelerin daha iyi planlanmasını, kaynakların etkin kullanılmasını, risklerin azaltılmasını ve proje başarısını artırmasını sağlayabilir.

Ancak, yapay zeka tekniklerinin kullanımı bazı zorluklar da beraberinde getirebilir. Veri kalitesi, veri toplama süreci, model eğitimi, algoritma seçimi gibi konuların dikkatle ele alınması gerekmektedir. Ayrıca, insan faktörünün ve deneyimli proje yöneticilerinin değeri göz ardı edilmemelidir. Yapay zeka, projelerin yönetiminde bir araç olarak kullanıldığında, insanlarla işbirliği içinde çalışarak daha iyi sonuçlar elde edilebilir.

Sonuç olarak, yapay zeka teknikleri ve algoritmaları, inşaat projelerinde süre tahmini ve risk yönetimi gibi alanlarda önemli bir potansiyele sahiptir (Li., 2021). Bu tekniklerin doğru şekilde uygulanması ve insan becerileriyle birleştirilmesi, inşaat sektöründe daha verimli ve başarılı projelerin gerçekleştirilmesine katkı sağlayabilir.

Tezin Yapısı

Bu tez, beş ana bölümden oluşmaktadır. Birinci bölümde, çalışmanın temel çerçevesi çizilmiştir. Öncelikle, araştırmanın amacı ve kapsamı detaylı bir şekilde açıklanmış, inşaat projelerinde süre tahmini konusunun neden önemli olduğu ortaya konmuştur. Çalışmada araştırmanın literatüre ve sektöre sağlayacağı katkılar tartışılmıştır.

İkinci bölümde, konuya ilişkin mevcut çalışmalar incelenerek kapsamlı bir literatür taraması yapılmıştır. İnşaat projelerinde maliyet ve süre tahmini konusunda geçmişte kullanılan konvansiyonel yöntemler ele alınmış, doğrusal regresyon modelleri ve Bromilow süre tahmin yöntemi gibi yaklaşımlar detaylandırılmıştır. Daha sonra, bu konvansiyonel yöntemlerin eksiklikleri irdelenmiş ve yapay zeka tabanlı yaklaşımların, özellikle yapay sinir ağlarının, bu alandaki potansiyeli ortaya konmuştur. Ayrıca, inşaat proje yönetiminde yapay zeka uygulamalarına dair güncel çalışmalar incelenmiş ve bu çalışmanın literatürdeki boşluğu nasıl doldurduğu açıklanmıştır.

Üçüncü bölümde, çalışmada kullanılan veri seti, seçilen yöntemler ve modelleme süreçleri detaylı olarak sunulmuştur. Öncelikle, analizde kullanılan verilerin nasıl toplandığı, hangi değişkenlerin değerlendirildiği ve veri ön işleme aşamaları açıklanmıştır. Ardından, yapay sinir ağları modeli ile birlikte doğrusal

regresyon ve Bromilow yöntemi karşılaştırmalı analizlerde kullanılan modeller tanıtılmıştır. YSA modelinin eğitim süreci, doğrulama teknikleri ve performans ölçütleri ayrıntılı bir şekilde ele alınmıştır.

Dördüncü bölümde, elde edilen analiz sonuçları irdelenmiştir. Farklı yöntemlerle yapılan süre tahminlerinin doğruluk oranları karşılaştırılmış, modelin performansı istatistiksel ölçütler kullanılarak değerlendirilmiştir. Yapay sinir ağları modelinin konvansiyonel yöntemlere kıyasla sunduğu avantajlar ve potansiyel sınırlılıkları tartışılmıştır. Ayrıca, çalışmadan elde edilen bulgular literatürdeki diğer çalışmalarla karşılaştırılarak kapsamlı bir analiz sunulmuştur.

Beşinci ve son bölümde, çalışmanın genel sonuçları özetlenmiş, elde edilen bulgular ışığında inşaat projelerinde süre tahmini konusunda hangi çıkarımların yapılabileceği açıklanmıştır. Çalışmanın literatüre ve uygulamaya olan katkıları tartışılmış, yapay zeka temelli tahmin modellerinin sektör açısından sağlayabileceği faydalar üzerinde durulmuştur.

BİRİNCİ BÖLÜM

LİTERATÜR TARAMASI

1.1. İnşaat Proje Yönetimi

İnşaat sektörü, binaların, altyapı tesislerinin ve diğer yapıların inşası, bakımı ve iyileştirilmesi ile ilgilenen bir endüstridir. İnşaat projeleri, karmaşık süreçler ve birçok paydaşın işbirliği gerektiren büyük çabalardır. Bu nedenle, etkin bir inşaat proje yönetimi, projelerin başarısında büyük önem taşır. İnşaat sektörü, karmaşık iş yöntemleri, organizasyon yapıları ve teknolojilerle desteklenen üstyapı, altyapı ve ulaşım sistemleri gibi yapısal çevreyi şekillendirir. Değer yaratan bir üretim sürecinde, toprak, işgücü, malzeme, ekipman, sermaye ve yönetim gibi girdiler birleşir ve son kullanıcıya ulaşır. Bu sürecin en önemli bileşeni inşaat yönetimidir (Akbiyikli ve Dikmen, 2019).

Günümüz dünyasında, projelerin giderek daha karmaşık ve kapsamlı hale gelmesi, proje yönetiminin önemini artırmış ve proje yönetimini firmalar için zorunlu hale gelmiştir. Projelerin hedeflerine zamanında ve uygun maliyetle ulaşmasında, proje yönetiminin planlama, metodoloji ve teknikleri çok önemlidir. Projelerin verimliliği, kalitesi ve başarısı, projeye özel olarak belirlenen teknik ve metodolojiler tarafından doğrudan etkilenir. Rekabetin arttığı günümüz dünyasında, inşaat firmaları daha az insan gücüyle daha iyi işbirliği yapmaya yönelmiştir (Özçekiç, 2005). Her projenin farklı özellikleri olduğundan, proje yönetimi de her projeye özel bir yaklaşımla planlanmalı ve yürütülmelidir. Projelerin başarısında, projeler için uygun teknik ve metodolojilerle oluşturulan proje yönetimi çok önemli bir faktördür (Kömürlü ve Toltar, 2018).

İnşaat proje yönetimi, bir inşaat projesinin planlama, organizasyon, koordinasyon ve kontrolünü içeren disiplinler arası bir süreçtir (Kolaylıoğlu, 2006). Başarılı bir inşaat proje yönetimi, projenin zamanında tamamlanmasını, bütçenin kontrol altında tutulmasını ve kalite standartlarının karşılanmasını sağlar (PMI, 2017). Projelerin hedeflerine ulaşmasını sağlamak için proje faaliyetlerini planlamak, programlamak ve kontrol etmek, proje yönetiminin önemli aşamalarından bazılarıdır (PMI, 2017). Projelerin kalite, zaman ve bütçe kriterlerine uygun şekilde tamamlanması temel hedeflerdir (Bayram, 2013). Projeler, karmaşık yapıları

nedeniyle, belirli sınırlar dahilinde başarıyla tamamlanabilmesi için proje yönetimi aşamalarına ayrılır (Coşkun ve Ekmekçi, 2012).

İnşaat proje yönetimi ayrıca finansal yönetim, sözleşme yönetimi, kalite kontrol, sağlık ve güvenlik gibi diğer önemli konuları da içerir. Teknolojik gelişmeler, inşaat sektöründe proje yönetim süreçlerinin otomasyonunu ve verimliliğini artırmak için çeşitli araçların kullanılmasını sağlamıştır. Örneğin, bina bilgi modellemesi (BIM) ve proje yönetimi yazılımları, inşaat projelerinin daha iyi planlanmasına ve izlenmesine yardımcı olmaktadır. Yapı sektöründe proje yönetimi iyi yapılırsa, istenen süre, kalite ve maliyet içinde tamamlanabilirler (Taner ve Parlak Biçer, 2021). Projelerin tüm aşamalarında planlama, izleme ve kontrol süreçleri proje yönetimi tarafından yönetilir, bu da projelerin başarıyla tamamlanmasını sağlar. Maliyet, süre ve kalite, birbirine bağlı üç temel faktör olup, her birinin dikkatlice ele alınması gerekir. Süre yönetimi, projelerin zamanında bitirilmesini sağlar. Maliyet yönetimi, proje bütçesinin aşılmaması için harcamaların dikkatli bir şekilde izlenmesini ve kontrol edilmesini sağlar. Kalite yönetimi, projenin sonuçlarının kalite standartlarına uygun olmasını sağlar. Proje yönetimi, bu üç temel bileşeni bir araya getirerek kaynakları etkili bir şekilde kullanır, riskleri yönetir ve tüm süreçleri koordine eder (Ireland, 1985). Bu nedenle, projenin hedeflerine ulaşılması ve zamanında, bütçeye uygun ve beklenen kalitede tamamlanması mümkün olur.

İnşaat projelerinin planlanmasında ve kontrolünde süre, maliyet ve kalite arasındaki ilişkilerin analizi, proje yönetiminin önemli bir parçası olmuştur. Geleneksel süre-maliyet analizleri kaliteyi genellikle göz ardı eder ve bu da proje yönetimini zorlaştırır (Karaman ve Kale, 2007). Kaliteyi göz önünde bulunduran daha kapsamlı üç boyutlu analizlerin geliştirilmesi, süre ile maliyet arasındaki ters yönlü ilişki nedeniyle gereklidir. Proje yöneticileri, bu koşullarda süre, maliyet ve kaliteyi birlikte değerlendirerek en iyi çözümler aramaktadır (Karaman ve Kale, 2007). İnşaat projelerinin zamanında tamamlanması, doğru iş programı, verimli makine ve iş gücü kullanımı ile mümkün olur. Ancak, öngörülemeyen faktörler, örneğin doğal afetler veya salgın hastalıklar, projede gecikmelere yol açabilir. Ayrıca, ekonomik koşulların değişmesi ve artan riskler, projelerin erken tamamlanmasını zorunlu kılabilir. Bu durumda, proje yöneticileri daha kısa sürelerde projeyi tamamlamaya mecbur kalabilir. Zaman ve maliyet ödünleşimi, projeyi optimum şekilde tamamlamak için zaman ve maliyet arasındaki dengenin sağlanmasını ifade eder.

Büyük ölçekli inşaat projelerinde, maliyet aşımı ve gecikmelerle sıkça karşılaşılmaktadır. Proje aşamasında yapılan risk tahminleri, inşaat sürecindeki çok sayıda belirsizliği genellikle yeterince kapsamlı şekilde ele alamamaktadır (Moret ve Einstein, 2016). Projenin başarısı, başlangıç aşamasında alınan kararlardan büyük ölçüde etkilenir. Bununla birlikte, projeyle ilgili sınırlı ve belirsiz bilgiler ve projeyi etkileyen çeşitli faktörler arasındaki karmaşık bağlantılar nedeniyle, projenin inşaat süresi ve maliyetinin tahmin edilmesini ve yönetilmesini zorlaştıran bir durum vardır (Koo, Hong ve Hyun, 2010).

1.2. İnşaat Projelerinde Süreyi Etkileyen Ana Faktörler

Projenin tahmin edilen süre içinde başarılı bir şekilde tamamlanması, birçok planlamacı için ana hedeflerden biridir. Bu başarı, yüklenicinin itibarını artıracak ve proje sahibinin projeden gelir elde etmeye başlamasını sağlayacaktır. Bu nedenle, inşaat projelerinin etkin bir şekilde planlanması, herhangi bir gecikmeyi önlemek ve projeyi tahmin edilen süre, maliyet ve kalite çerçevesinde teslim etmek için inşaat yönetiminin kritik bir unsuru olarak kabul edilmektedir (Nouban ve Ghaboun, 2017).

Proje yöneticilerinin, projenin tamamlanma süresini doğru bir şekilde tahmin etmesi zordur. Bu durumda, proje yöneticilerinin proje süresini etkileyen faktörleri değerlendirme yeteneğine sahip olmaları gerekmektedir (Gab-Allah, brahim ve Hagras, 2015). İnşaat projelerinde, belirlenen süre içerisinde tamamlanmaması, yükleniciler için artan maliyetler ve cezalar nedeniyle önemli kayıplara yol açabilir. Ayrıca, işverenler de zaman minimizasyonu hedeflerine ulaşamayacakları için zorluklarla karşılaşabilirler. Bu nedenle, inşaat süresinin doğru bir şekilde tahmin edilmesi, projenin bütçe ve kalite sınırlarında tamamlanması kadar önemlidir (Kanoğlu, 2003).

1970'lerden itibaren, çeşitli proje kategorilerinde inşaat sürelerini etkileyen değişkenler üzerine çok sayıda çalışma yapılmıştır (Örn: (Kim, An ve Kang., 2004), (Mensah, Adjei-Kumi ve Nani, 2016), (Naik ve Kumar, 2015)) . Bu araştırmalar, inşaat projelerinin planlama ve yönetim süreçlerini iyileştirmek için yapılmış ve çok sayıda çalışmaya konu olmuştur. Araştırmacılar, inşaat sürelerini etkileyen faktörlere odaklanmak veya bu faktörleri kullanarak süre tahmin modelleri oluşturmak için bu faktörleri kullanmaktadır. Bu faktörler;

- Proje Yapım Maliyeti
- Müşterinin Öncelikleri
- Projenin Tipi
- Çevresel etkiler
- Şantiye ile ilgili faktörler
- Yönetim ve organizasyon faktörleri
- Diğer (İletişim, yerel yönetimlerin tutumu, iklim koşulları, fizibilite, esneklik, coğrafya vb.)

Bu başlıklar, araştırmacıların sonuçlarını sınıflandırmak ve inşaat sürelerini etkileyen dinamikleri kapsamlı bir şekilde değerlendirmek için bir temel sağlamaktadır. Bu derlemeler, yönetim ve planlama süreçlerinde daha iyi kararlar alınmasına yardımcı olurken, aynı zamanda süre tahmin modellerinin geliştirilmesine de yardımcı olur (Odabaşı, 2009).

Chan ve Kumaraswamy, 1995 tarafından yapılan bir çalışmaya göre bir inşaat projesinin süresini etkileyen önemli faktörler hem nitel hem de niceliksel unsurları içermektedir. Bu faktörler belirlenirken uluslararası literatür, yaygın inşaat uygulamaları ve anket sonuçları olmak üzere üç ana kaynak ele alınmıştır. Bu yaklaşım ile inşaat projelerinin farklı coğrafyalarda ve uygulamalarda gösterdiği ortak özelliklere dayalı genel bir varsayım ortaya konulmuştur. Araştırmaya göre yapım maliyeti, yer, işveren öncelikleri, sözleşme türü ve sonrasındaki gelişmeler, yapının türü ve bunların alt kolları olan birçok faktör ortaya konulmuştur.

1.2.1. İnşaat Projelerinde Süre - Maliyet İlişkisi

İnşaat sektörü, her geçen gün daha karmaşık ve büyük ölçekli projelere imza atmaktadır. Artan rekabet, bu projelerin yalnızca teknik yetenekleriyle değil, aynı zamanda süre ve maliyetleri açısından da iyi değerlendirilmesini gerektirir. İnşaat projeleri yalnızca hizmet üretmekle kalmazlar, aynı zamanda inşaat şirketlerinin, projelerini rakiplerine kıyasla daha kısa sürede ve daha düşük maliyetle tamamlamaları, diğer şirketlere kıyasla önemli bir rekabet avantajı oluşturur (Bayram, 2013). Bu, bir şirketin rekabetçi kalabilmesi için yapım sürecinin her aşamasını etkili

bir şekilde kontrol edebilmesinin çok önemli olduğunu göstermektedir (Uğur ve Erdal, 2014). Maliyet aşımı, proje bütçesinin aşılması, süre aşımı ise projenin sözleşmeyle belirlenen sürede tamamlanamaması anlamına gelir. Bu sorunların temel nedenleri arasında hatalı planlama, yetersiz iş gücü, tedarik sorunları, tasarım hataları, proje katılımcıları arasındaki iletişim eksiklikleri ve ekonomik dalgalanmalar yer almaktadır (Cebe, 2015).

İnşaat sektöründe, yükleniciler genellikle önceki projelerin süresini ve maliyeti üzerinden tasarladıkları mevcut projelerinin sürelerini ve maliyetini tahmin eder (Thomas vd., 2010). Sektördeki rekabet, yüklenicileri proje sürelerini kısaltırken maliyetleri düşürmeye zorlar. Çoğu yüklenici, müşteri tarafından belirlenen sözleşme süresinin gerçekçi olduğunu düşünerek tekliflerini hazırlar, ancak inşaat projelerinde gecikmeler sıklıkla karşılaşılan önemli bir sorundur. Gecikmeler, yüklenicilerin maliyetlerini artırarak kar marjlarını ve itibarlarını zedelerken, müşterilere ek masraflar, profesyonel ücretler ve geç teslimat nedeniyle gelir kaybı yaşatabilir (Dobrucali ve Demir, 2022). Bu nedenle, projelerin başarısı, doğru bir şekilde tahmin edilen proje süresini gerektirir (Bayram, 2016).

Bir projenin zaman ve maliyet verimliliğini değerlendirmek için önemli bir ölçüt de, proje süresinin gerçekçi tahminidir. Proje yöneticileri, bir projenin toplam süresinin tahmin edilmesi konusunda sürekli olarak bir kaygıya sahiptir (Bayram, 2013). Projenin tamamlanma süresi, çoğunlukla proje başlangıcındaki fizibilite çalışmasına bağlıdır (Kolaylıoğlu, 2006). Fizibilite çalışmasının sonucu, yapının türü, politik durumlar, faaliyetlerin sıralı stratejisi, mevcut kaynaklar gibi etmenlere bağlıdır (Özçekiç, 2007). Dolayısıyla projenin tahmin edilen süresi genellikle güvenilir değildir ve inşaat süresince büyük bir risk oluşturur. Gerçekçi proje süresinin tahmin edilmesi ile bu risk azaltılabilir. Ayrıca, proje süresinin gerçekçi tahmini, yükleniciler ve sahipler arasında beklenen anlaşmazlıkları azaltır. (El-Dash, Ramadan, Youssef, 2019).

İnşaat sektöründe sözleşme süresi aşımları sıklıkla meydana gelir ve hem müteahhitler hem de müşteriler için çok sayıda zarara neden olur. Müteahhitler, kaynak planlaması, artan genel giderler ve kar kaybı gibi ek masraflara maruz kalırken, müşteriler gecikme ücretleri, profesyonel masraflar ve gelir kaybı gibi sorunlarla karşılaşır (Sönmez, 2019). Ek olarak, gecikmeler sözleşmesel

anlaşmazlıkların ortaya çıkmasına neden olur. Müteahhitler, rekabetçi sektör koşulları nedeniyle maliyetleri ve proje sürelerini azaltmak zorunda kalırken, müşteriler de proje sürelerini kısaltmak eğilimindedir. Bununla birlikte, bu durum, projelerin doğru tahmin edilmesi ve planlanması için gereken kaynak ve zamanı sınırlar (Ng, Skitmore, Lam ve Varnam, 2001). Bu sebeple projelerin sürelerinin ve maliyetlerinin doğru tahmin edilebilmesi için, süreye ve maliyete etki eden faktörler arasındaki ilişkilerin doğru anlaşılması önem teşkil etmektedir.

1.3. Konvansiyonel Süre ve Maliyet Tahmin Yöntemleri

1.3.1. Doğrusal Regresyon Modelleri

Süre ve maliyet tahmininde konvansiyonel bir yöntem olan doğrusal regresyon analizi kullanılabilir. Değişkenler arasındaki ilişkileri anlamak, bilimin temel bileşenlerinden biridir. Bu ilişkilerin hem fonksiyonel yapılarını hem de derecelerini belirlemek için istatistiksel teknikler kullanılır (Yavuz, 2010). İstatistikte, değişkenler arasındaki ilişkinin gücünü ve yönünü ölçen değere korelasyon katsayısı denir. Regresyon denklemi, bu ilişkinin matematiksel bir modelle ifadesidir (Yavuz, 2010).

Bir bağımlı değişken (Y) ve bir bağımsız değişken (X) arasında bir ilişki olduğunda, basit doğrusal regresyon yöntemi bu ilişkiyi inceler. Bununla birlikte, bir bağımlı değişken (Y) ile çeşitli bağımsız değişkenler ($X_1, X_2, X_3, \ldots$) arasındaki ilişki, X_n) arasında olduğunda, çoklu doğrusal regresyon yöntemi bu ilişkiyi inceler. Değişkenler arasındaki ilişkileri matematiksel olarak modellemek ve anlamak için bu yöntemler çok önemlidir (Yavuz, 2010).

Regresyon modelleri, bir bağımlı değişkenin bir veya daha fazla bağımsız değişkenle olan ilişkisini ifade etmek için kullanılan istatistiksel araçlardır. Regresyon analizinin temel amacı, verilen verilere en uygun eğriyi yerleştirirken hata kareler toplamını minimize etmek ve açıklayıcılık gücünü gösteren belirleme katsayısını (R^2) maksimize etmektir (Karancı, 2010).

Literatürde, inşaat sektöründe doğrudan doğrusal regresyon analizine dayalı olarak yalnızca süre-maliyet tahmini yapmayı amaçlayan özgün bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu yöntem, genellikle Bölüm 2.3.2 ve 2.6'da sunulan çalışmalarda olduğu gibi, diğer yöntemlerin performansını karşılaştırmak veya desteklemek amacıyla yardımcı bir araç olarak kullanılmaktadır.

1.3.2. Bromilow Süre Tahmin Yöntemi

Bromilow, zaman ve maliyet arasında matematiksel bir modelle gösterilebilecek güçlü bir korelasyon olduğu sonucuna 1969'da Avustralya'daki 370 inşaat projesini inceledikten sonra varmıştır (Love, Tse ve Edwards, 2005). Araştırmasında elde ettiği proje maliyeti ve zaman verilerini inceleyen Bromilow, zaman ve maliyet arasında matematiksel bir korelasyon bulmuştur. Ayrıca, doğrusal olmayan regresyon kullanarak bu bağlantının açıklanabileceği sonucuna varmıştır (Mačková ve Bašková, 2014). İnşaat projeleri için maliyet-süre tahminleri yapmak için Bromilow yöntemi istatistiksel bir yaklaşımdır. Bu yaklaşım, projelerin önceki verileri ve belirli bileşenleri analiz ederek geliştirilmiştir. 1969 yılında Bromilow, süre maliyet ilişkisi ile ilgili ilk araştırmayı Avustralya'da yapmıştır. Bu model, projenin maliyetinin zamanını hesaplamasına olanak tanır. Bromilow modeli, çok sayıda araştırmanın temelini oluşturmaktadır. Günümüzde de kullanılan ve standart kabul edilen Bromilow modeli, fazlaca kullanım alanına sahip ve hala etkili bir modeldir. Süre ve maliyet modellerinden en çok bilinenidir (Özçekiç, 2007).

Bromilow süre-maliyet modelinde, bir inşaat projesinin tamamlanması için gereken süre, maliyetle ölçülen büyüklükle yüksek oranda ilişkilidir ve proje süresi, önceki projelerin verileri kullanılarak hesaplanan maliyetin bir fonksiyonudur. Bu durumda, Bromilow'un Süre-Maliyet (BTC) Modeli aşağıdaki gibi tanımlanmıştır.

$$T = KC^B \quad (1)$$

Bu formülde, T inşaat süresini gün cinsinden ifade ederken, C projenin tahmini maliyetini milyon dolar cinsinden ifade eder. Formülde bulunan K sabiti, genel zaman performansını gösterir ve bir ülkenin inşaat projelerindeki toplam verimlilik düzeyini gösterir. Bununla birlikte, B sabiti, proje büyüklüğünün zaman performansından nasıl etkilendiğini gösteren bir parametredir. Bu sabitler, ülkenin veya inşaat sektörünün koşullarına göre değişebilir ve projelerin tamamlanma süresi ile maliyet arasındaki ilişkiyi daha iyi modellemek için kullanılır (Mačková ve Bašková, 2014).

BTC modelinde K ve B sabitleri, ülkenin inşaat koşullarına ve inşaat sektörüne göre değişebilir. Örneğin, bir ülkenin inşaat verimliliği, kullanılan malzeme ve işgücü kalitesi, hava koşulları ve yerel düzenlemeler bu sabitlerin değerlerini etkileyebilir.

Ayrıca, konut, altyapı veya endüstriyel inşaat gibi çeşitli sektörlerde bu sabitlerin değeri sektöre özgü koşullara göre değişebilir (Sönmez, 2019).

Bromilow modelinde kullanılan katsayıların regresyon analizi kullanılarak bulunabilmesi için, üssel formdaki $T = KC^B$ doğrusal bir forma dönüştürülmelidir. Bunun sonucunda $log(T) = log(K) + B.log(C)$ elde edilmiştir. Bu nedenle, doğrusal bir denklem olarak $y = a + bx$ şeklinde gösterilir. K ve B katsayıları, önceki projelerin veri setlerine dayalı regresyon analizi kullanılarak hesaplanabilir. Bu durumda, bir ülkenin inşaat süresi performansını gösteren K katsayısı, maliyetin inşaat süresine olan etkisini gösterirken, sürenin maliyete duyarlılığını gösteren B katsayısıdır (Sönmez, 2019).

Mačková ve Bašková (2014), BTC modelinin geçerliliğini test etmek ve Slovakya'daki konut inşaat projeleri bağlamında modelin sabitlerini belirlemektir. Araştırma kapsamında, 2010-2013 yılları arasında Slovakya'nın farklı bölgelerinde tamamlanan 28 konut projesine ait veriler toplanmıştır. Bu veriler, klasik korelasyon ve regresyon analizleri kullanılarak incelenmiş ve modelin Slovak inşaat sektörü koşullarına uygunluğu değerlendirmiştir.

Le-Hoai ve Lee (2009), Kore'deki inşaat projeleri üzerine yapılmıştır. Araştırmada, Kore'de gerçekleştirilen 34 bina projesine ait veriler kullanılmış ve inşaat maliyetleri bina fiyat endeksi ile düzeltilerek analiz edilmiştir. Sonuç olarak, Bromilow'un zaman-maliyet ilişkisinin Kore inşaat sektörü için uygulanabilir olduğu tespit edilmiş, ancak orijinal modelin en iyi regresyon formu olmadığı belirlenerek alternatif modeller önerilmiştir.

Ogunsemi ve Jagboro (2006), inşaat projelerinde proje süresinin önemini vurgulayarak, Nijerya'daki inşaat projeleri için Bromilow'un zaman-maliyet modeline dayalı bir ilişki geliştirmektedir. 1991-2000 yılları arasında tamamlanmış 87 bina projesine ait maliyet verileri toplanmış ve bu veriler çift logaritmik regresyon ve kırılma noktalı parçalı model kullanılarak analiz edilmiştir. Nijerya için Bromilow'un zaman-maliyet modeli modeli $T = 563C^{0 \cdot 262}$ olarak bulunmuş, ancak düşük tahmin doğruluğuna sahip olduğu belirlenmiştir ($R = 0.453, R^2 = 0.205$). Daha iyi tahmin yeteneği sunan alternatif parçalı model ise $T = 118.563 + 0.401C$ $(C \leq 408)$ veya $T = 603.427 + 0.610C$ $(C > 408)$ olarak tespit edilmiştir ($R =$

$0.875, R^2 = 0.765$). Bu modelin, inşaat projelerinin süresini tahmin etmede daha kullanışlı olduğu gösterilmiştir.

Purnus (2022), Bromilow Zaman-Maliyet modelinin Romanya'daki yol altyapı projelerine uygulanabilirliğini incelemektedir. Otoyollar, yol rehabilitasyonu, yol modernizasyonu ve çevre yolları olmak üzere dört kategoriye ayrılan projeler üzerinde yapılan araştırma, proje süresi ile maliyet arasındaki korelasyonu doğrulamayı ve kamu otoritelerinin sözleşme süresini tahmin etmeleri için bir prosedür önermeyi amaçlamaktadır. Uygulama süresi, iyimser, en olası ve kötümser olmak üzere üç senaryo ile tahmin edilmiş, Bromilow Zaman-Maliyet modeli ve regresyon modellerinin parametreleri belirlenmiştir.

Mishra vd. 2020 yaptıkları çalışmanın temel amacı, zamanın maliyet üzerindeki etkisini değerlendirerek zaman ve maliyet için bir model geliştirmektir. 35 adet proje, zaman ve maliyet aşımı ile bunların etkileri açısından incelenmiştir. Bromilow'un zaman-maliyet modeli uygulanmış ve zaman ile maliyet arasındaki korelasyon analiz edilmiştir. Sadece zaman aşımına bağlı maliyet artışı, toplam maliyet artışının %33,04'ünü oluştururken, diğer faktörler %66,96'dan fazla maliyet aşımına neden olmuştur. İncelenen projelerde zaman ve maliyetin birbiriyle yüksek oranda ilişkili olduğu belirlenmiş olup, Korelasyon Katsayısı 0,599 olarak hesaplanmıştır. Sonuçlar, katılımcıların çoğunun görüşleriyle uyumlu bulunmuştur. Benzer projelerin zaman ve maliyet bileşenlerini tahmin etmek için $T = 487{,}5 \times (\frac{C}{79{,}96})^{0{,}293}$ denklemi önerilmiştir.

Alemu (2022) yaptığı çalışmada Etiyopya'nın Addis Ababa kentindeki kamu bina projeleri için pratik bir inşaat süresi modeli geliştirmeyi amaçlamaktadır. Regresyon analizleri kullanılarak yapılan incelemelerde, Bromilow zaman-maliyet modelinin orta düzeyde uygulanabilir olduğu, ancak kübik regresyon modelinin (CUB) daha iyi bir uyum sağladığı belirlenmiştir. Brüt alan ile inşaat süresi arasında zayıf bir ilişki tespit edilirken, çoklu doğrusal regresyon (MLR) modelinin en iyi tahmin modeli olduğu görülmüştür.

Dahal (2024), Nepal'deki sağlık binaları için geliştirilen zaman-maliyet modelinin, ihale belgelerindeki tahmini sürelerle uyumunu incelemektedir. Sonuçlar, planlanan ve maliyete dayalı tahmin edilen süreler arasında orta ile yüksek seviyede

pozitif korelasyon olduğunu göstermektedir. Korelasyonun gücü, kullanılan maliyet değişkenlerine bağlıdır. Çalışma, maliyet tahmin yöntemlerinin iyileştirilmesi, zaman-maliyet modellerinin kalibre edilmesi ve inşaat yönetimi uygulamalarının geliştirilmesi gerektiğini vurgulamaktadır.

Dahal (2024), Nijerya'daki yükseköğretim kurumlarında bina inşaat projelerinin planlanan sürede ve bütçede tamamlanma sorununu incelemektedir. 2014-2023 yılları arasında Federal Petrol ve Gaz Politeknik Üniversitesi'nde tamamlanan 8 inşaat projesi analiz edilerek Bromilow'un Zaman-Maliyet (BTC) modeline dayalı doğrusal olmayan bir zaman-maliyet modeli geliştirilmiştir. Sonuçlara göre, Nijerya'daki yükseköğretim kurumlarında her bir milyon Avustralya Doları maliyet için bir binanın tamamlanması yaklaşık 1858,3 iş günü sürmektedir. Geliştirilen modelin, R^2 değeri 0,8218 olup, BTC modelinin bu tür projelere uygulanabilir olduğunu göstermektedir.

Ireland (1985), Avustralya'da 25 yüksek katlı bina projesini inceleyerek Bromilow'un bulgularını doğrulamıştır. Çalışma sonucunda $T = 186\,C^{0.47}$ formülü elde edilmiş ve modelin belirleme katsayısı $R^2 = 0{,}576$ olarak hesaplanmıştır. Bu çalışma, Bromilow'un ortaya koyduğu modelin yüksek katlı bina projelerinde de geçerli olduğunu ve uygulanabilir bir tahmin aracı sunduğunu göstermiştir.

Kaka ve Price (1991), İngiltere'de 1984-1989 yılları arasında gerçekleştirilen bina ve yol projelerini incelemiştir. Çalışmanın en önemli sonucu, Bromilow'un modelinin sadece bina projelerinde değil, yol ve altyapı projeleri gibi farklı inşaat türlerinde de uygulanabilir olduğunu göstermesidir. Bu bulgu, modelin geniş bir kullanım alanına sahip olduğunu ve inşaat sektörünün farklı segmentlerine de adapte edilebileceğini ortaya koymuştur.

Sönmez vd. (2019), Bromilow'un zaman-maliyet modelini temel alarak Türkiye'deki üstyapı projelerini analiz etmektedir. 1999-2018 yılları arasında tamamlanan 460 projenin verileri, bina türlerine göre gruplandırılarak incelenmiştir. Döviz kurları ve resmi tatillerin etkileri de değerlendirilmiştir. Afet yardım projeleri hariç tutulduğunda, Türkiye'deki inşaat projeleri için anlamlı bir zaman-maliyet ilişkisi ($R^2 = 0{,}60$) bulunmuş, hastane projeleri $R^2 = 0{,}87$ ile en yüksek, sosyal konut projeleri $R^2 = 0{,}54$ ile en düşük belirleme katsayısına sahip olmuştur.

Choudhury ve Rajan (2003), farklı inşaat piyasalarında proje maliyeti ile inşaat süresi arasında bir ilişki olduğunu göstermektedir. Bu çalışmanın amacı, Bromilow vd. tarafından geliştirilen zaman-maliyet ilişki modelini Texas'taki konut projeleri bağlamında doğrulamaktır. Çalışmada, tamamlanmış 55 konut projesine ait veriler kullanılmıştır. Sonuçlar, Bromilow modelinin Teksas inşaat sektörü için anlamlılık seviyesinde geçerli olduğunu göstermektedir.

Chan ve Kumaraswamy (1995), Hong Kong'da 110 bina projesini analiz ederek süre ve maliyet arasındaki ilişkiyi incelemiştir. Çalışma sonucunda $T = 152\,C^{0.29}$ formülü elde edilmiş ve modelin belirleme katsayısı $R^2 = 0{,}85$ olarak bulunmuştur. Bu yüksek bir değer olup, modelin büyük oranda geçerli olduğunu göstermektedir. Araştırma, Bromilow modelinin Hong Kong gibi gelişmiş ve istikrarlı bir ekonomide başarılı bir şekilde uygulanabildiğini kanıtlamıştır.

1.4. Yapay Sinir Ağları

Geleneksel yöntemler, projelerin gerçek zamanlı koşullarını ve karmaşık yapısını yeterince dikkate almaz. Ayrıca, karmaşık doğrusal olmayan ilişkileri açıklamada yetersizdir (Zou, Han ve So,2008). Bu durum, özellikle büyük ölçekli kamu projelerinde tahmin hatalarına yol açabilmektedir.

Yapay sinir ağı, insan beynini simüle etme fikrinden geliştirilen, gerçek hayattaki problemlerin çözümünde kullanılan, doğrusal olmayan bir makine öğrenme yöntemidir. Geleneksel bir regresyon yaklaşımıyla karşılaştırıldığında, YSA karmaşık doğrusal olmayan ilişkileri iyi bir hata toleransı ile modelleme yeteneğine sahiptir. Bu husus YSA' ların karmaşık sistem problemlerini başarıyla çözebilme özelliği sayesinde gerçekleşmektedir (Gharehbaghi, 2016).

Geleneksel yöntemlerde bir matematiksel ilişki kurulmaya çalışılır. Dolayısıyla veriler arasındaki uyum ile orantılı olarak iyi sonuçlar elde edilebilir. Ancak YSA ile yapılan analizlerde bir matematiksel ifadeden ziyade makine öğrenimi olduğu için veriler arasındaki uyum çok önemli değildir.

1.4.1. Yapay Sinir Ağlarının Temel Çalışma Prensipleri

Yapay Sinir Ağları, insan beyninin hatırlama, öğrenme ve genelleme yeteneklerini taklit eden bilgisayar yazılımıdır. Bu yazılımlar, topladıkları verilerden

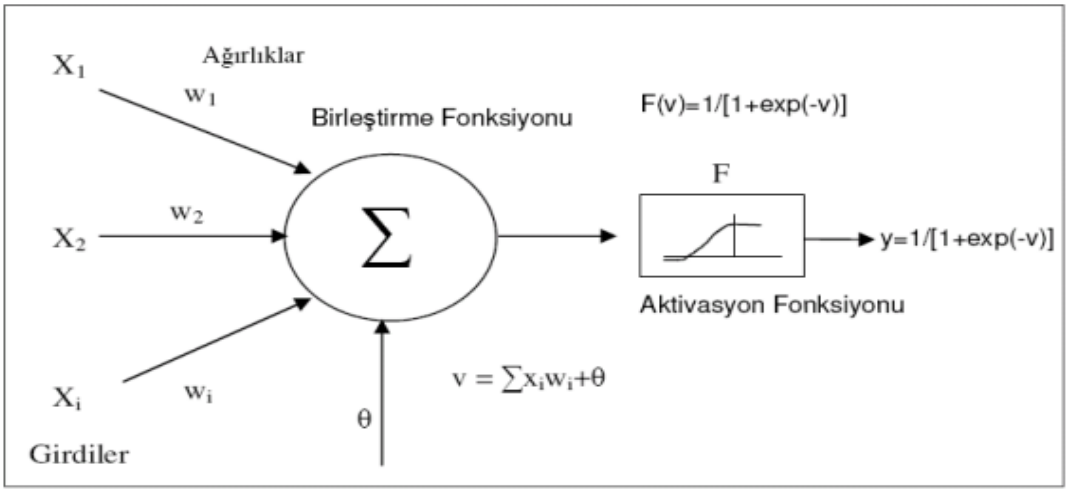
yeni bilgiler oluşturabilir. İnsan beynindeki sinir hücrelerinin bilgi işleme mekanizmasını takip ederek öğrenebilir ve karar verebilirler (Öztürk ve Şahin, 2018).

Yapay Sinir Ağları, biyolojik sinir sisteminin işleyişinden esinlenerek geliştirilmiştir. YSA'lar öğrenme ve paralel işlem yapabilme özelliği vardır. YSA, insan beyninin sinir hücrelerinin bilgi işleme işlevlerini taklit etme özelliğinden dolayı özellikle sınıflandırma, desen tanıma, kontrol sistemleri, görüntü işleme ve ses tanıma gibi alanlarda kullanılabilir. YSA, biyosinir hücreleri gibi giriş katmanından bilgi alır, ara katmanlarda işlenir ve çıktı katmanına iletilir. Bağlantı ağırlıkları ve aktivasyon fonksiyonları, bilgileri işler. Ağ, bu ağırlık değerlerini optimize etmek için öğrenir. Başlangıçta rastgele atanan ağırlıklar, sürekli olarak eğitim örneklerine göre değiştirilir. Ağ, eğitim seti için doğru sonuçlar üretebildiğinde öğrenme tamamlanır (Şen, 2004).

Yapay sinir ağlarının öğrenmesini sağlayan bilgisayar sistemleridir. Örneklerle öğrenir. Yapay sinir hücreleri bu ağları oluşturur. Bu hesaplama yönteminin hayatın hemen hemen her alanında kullanıldığını görmek mümkündür. Adaptif, eksik bilgi ile çalışabilen, belirsizlikler altında karar verebilen ve hatalara toleranslı. Sınıflandırma, örüntü tanıma, sinyal filtreleme, veri sıkıştırma ve optimizasyon, yapay sinir ağlarının en etkili teknikleri arasındadır. (Öztemel, 2016).

Yapay sinir ağları, insan beyninin bilgi işleme mekanizmalarından esinlenerek geliştirilmiş bir yapay zeka tekniğidir. Çok katmanlı yapısı sayesinde karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri modelleyebilir

Yapay sinir ağlarının olmazsa olmaz parçası işlem elemanı olarak isimlendirilen yapay nörondur. İşlem elemanları belirli ağırlık değerleri ile işlem görerek başka bir işleme elemanına aktarılır. İşlem kalemi girdiler (X_1, X_2, X_3), ağırlıklar (w_1, w_2, w_3), birleşme (toplama) fonksiyonu (NET), aktivasyon fonksiyonu ve çıktı elemanlarından meydana gelmektedir (Dobrucalı, 2018; Erler, Beşdok ve Sagiroglu, 2003).



Şekil 1. Yapay Nöron
Kaynak: (Güven, 2010)

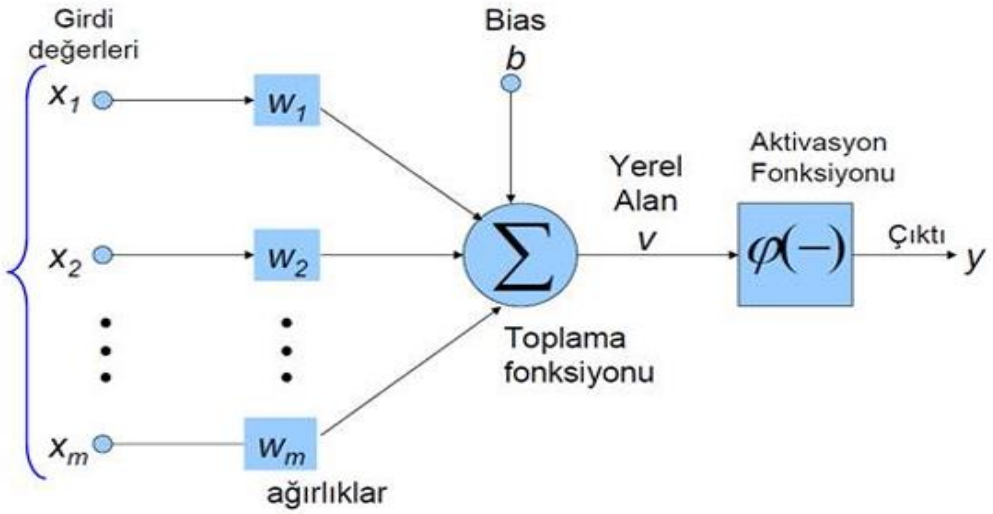
Girdiler X_1, X_2, X_3): Oluşturulan veri setleriyle ağın eğitilmesini sağlayan bilgilerdir.

Ağırlıklar (w_1, w_2, w_3): Girdilerin çıktılar üzerindeki önemini ve etkisini ayarlayabilmek için her girdi kendisine ait bir ağırlık ile işlem görür.

Birleştirme Fonksiyonu: Yapay sinir hücresine ağırlıklarıyla işlem yapılarak gelen girdileri toplayıp net girdiyi veren işlemdir.

Aktivasyon Fonksiyonu: Birleştirme (toplama) fonksiyonundan gelen net girdiyi hesaplayan ve nöron çıktısını oluşturan matematiksel ifadeye denir. Sigmoid, tansig, logsig, purelin en çok kullanılan fonksiyon türü olup türevi alınabilir fonksiyon olmasına dikkat edilir.

Çıktılar: Hücre tarafından üretilen nihai değer çıktıdır. Tekrardan eğitilmek istenildiğinde tekrardan girdi olarak geri beslenebilir ve çıktı değerlerinde iyileştirmeler yapılabilir. (Dobrucalı, 2018). Şekil 2'de, Keskenler ve Keskenler'in (2017) çalışmasında belirtilen tipik bir yapay sinir ağı modeli görselleştirilmiştir.



Şekil 2. Tipik bir yapay sinir ağları modeli
Kaynak: (Keskenler ve Keskenler, 2017)

1.4.2. Aktivasyon Fonksiyonunun Tanımı ve YSA Performansına Etkisi

Yapay sinir ağlarında, aktivasyon fonksiyonu; her bir yapay nöronun aldığı toplam girdi değerine karşılık hangi çıktıyı üreteceğini belirleyen temel bir matematiksel bileşendir. Bu fonksiyon, birleştirme (toplama) fonksiyonu sonucunda elde edilen net girdiyi (NET) alır ve nöronun çıktısını üretir. Aktivasyon fonksiyonu, ağın doğrusal olmayan ilişkileri modelleyebilmesini sağlar ve bu nedenle ağın öğrenme kapasitesinde kritik bir rol oynar (Öztemel, 2016).

YSA uygulamalarında en yaygın kullanılan aktivasyon fonksiyonları arasında log-sigmoid (logsig), tangent-sigmoid (tansig) ve lineer (purelin) fonksiyonlar yer almaktadır. Bu fonksiyonların seçimi, ağın eğitim sürecinde gösterdiği performansı, genelleme yeteneğini ve öğrenme hızını doğrudan etkiler. Örneğin, sigmoid fonksiyonları özellikle sınırlı aralıkta (örneğin 0 ile 1 arasında) çıktı üretmek için uygundur ve geri yayılım algoritmalarında türevlenebilir olmaları nedeniyle yaygın şekilde kullanılmaktadır (Bishop, 1995).

Aktivasyon fonksiyonunun uygun seçilmemesi, öğrenme sürecinin yavaşlamasına, doğruluk oranlarının düşmesine veya “vanishing gradient” (kaybolan gradyan) gibi problemlere yol açabilir. Bu nedenle, özellikle çok katmanlı yapay sinir ağlarında, doğrusal olmayan fonksiyonların kullanımı ağın doğruluk oranını ve genelleme kapasitesini artırmaktadır (Toloşi ve Lengauer, 2011).

Ayrıca, kullanılan aktivasyon fonksiyonu ağın çıkış aralığını belirlediğinden, hedef veri ile çıktı verisinin uyumlu olması açısından fonksiyon tipi büyük önem taşır. Örneğin, sürekli değer aralıklarına sahip regresyon problemlerinde çıkış katmanında purelin fonksiyonunun tercih edilmesi, çıktıların daha gerçekçi bir şekilde modellenmesini sağlamaktadır (Demuth, Beale, De Jess ve Hagan , 2014).

Sonuç olarak, aktivasyon fonksiyonu, yapay sinir ağlarının öğrenme kapasitesini doğrudan etkileyen temel bir parametredir. Uygun bir aktivasyon fonksiyonu ile YSA, daha yüksek doğrulukla tahmin yapabilir, doğrusal olmayan ilişkileri daha etkin şekilde öğrenebilir ve eğitim sürecinde daha stabil sonuçlar verebilir.

1.4.3. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri

Yapay Sinir Ağları, sahip oldukları özellikler sayesinde birçok avantaj sunan ve çeşitli alanlarda başarılı bir şekilde kullanılan sistemlerdir (Öztemel, 2016). Veri kaynağından öğrenme, Yapay Sinir Ağlarının en önemli özelliklerinden biridir. Biyolojik sinapslara benzer şekilde ağırlıklar da veriyi saklar ve ağın eğitilmesinde önemli bir rol oynar. Ağırlıkların en uygun değerini elde etmesi, verilerin en iyi ilişkisini kurarak ağın doğru öğrenmesini sağlar (Öztürk ve Şahin, 2018).

YSA, tekrar edilerek sürekli eğitilebildiği için doğruluk oranını artırabilir ve matematiksel bir model gerektirmeden doğrudan verilerden öğrenme yeteneğine sahiptir. Eğitim sırasında daha önce görmediği verilerle karşılaştığında öğrendiği bilgilere dayanarak yeni çıktılar üretebilir, bu da genelleme kapasitesini artırır. Ayrıca, çeşitli öğrenme algoritmaları kullanarak mevcut verilerden öğrenir ve bu öğrendiği bilgilerle sonuç üretebilir. Desen tanıma, sınıflandırma ve örüntü tanıma gibi görevleri başarıyla yerine getirebilir. Eksik veya hatalı verilerle bile belirli tahminlerde bulunabilmesi, sistemin esnekliğini artırırken, yeni verilerle karşılaştığında öğrenme kabiliyeti sayesinde adaptasyon sağlayarak veri seti hakkında bilgi üretebilir (Öztemel, 2016).

YSA, önceki deneyimlerden öğrenerek yeni veri kümelerine hızlı yanıt verebilir ve örneklerden genelleme yapabilir. Matematiksel modele ihtiyaç duymadan, veriler arasındaki bilinmeyen ilişkileri ortaya çıkarabilir. Geleneksel bilgisayar sistemlerine kıyasla hata toleransı yüksektir; birkaç nöron zarar görse bile sistem çalışmaya devam edebilir. Ayrıca, ağırlık katsayıları ve yapısı değiştiğinde kendini adapte edebilir.

Doğrusal olmayan yapıları sayesinde karmaşık problemleri doğrusal tekniklerden daha doğru çözebilirler (Tolon ve Tosunoğlu, 2008).

1.5. Yapay Zeka ve İnşaat Sektörü

Yapay zekanın tanımı zaman içinde değişime uğrasa da temel amacı, yazılım ve donanım çözümleriyle insan zekasını taklit ederek insanlar gibi düşünebilen makineler üretmektir. Yapay zeka teknolojileri, robotik, makine öğrenimi, doğal dil işleme, konuşma tanıma, uzman sistemler ve bilgisayarla görme gibi alanlarda bilim dünyasına, her saniye daha fazla veri üretilmesiyle büyük verilerin büyümesini yönetmede yardımcı olmaktadır. YZ, insan gözünün bu büyük veri setleri hakkında yeterince hızlı bir şekilde anlayamayacağı bilgileri çıkarabilir (Egwim, Alaka, Demir, Balogun, Olu-Ajayi, Sulaimon, Wusu, Yusuf ve Muideen, 2023).

Günlük hayatta yapay zeka teknolojisi daha yaygın hale geliyor. Uzman sistemler, yapay sinir ağları, genetik algoritmalar, bulanık mantık sistemleri ve zeki etmenler gibi çeşitli yapay zeka teknolojileri, yapay zekanın karar verme yeteneklerinden yararlanarak daha işlevsel hale gelir. Yapay sinir ağları öğrenme yeteneği sayesinde yeni durumlara adapte olabilirken, uzman sistemler çıkarım mekanizmaları kullanarak sorunları çözebilir. Bununla birlikte, bulanık mantık sistemleri ve genetik algoritmalar, karmaşık sorunlara yenilikçi çözümler sunarken aynı zamanda belirsizlikleri yönetebilir. Ek olarak, zeki etmenler, yapıları nedeniyle kendi başlarına hareket edebilen sistemlerdir. Bu teknolojiler, zamanla daha iyi sonuçlar üreten ve insanların yaşam kalitesini artıran ürünlerin geliştirilmesine katkıda bulunmaktadır (Öztemel, 2016).

İnşaat sektörü, diğer sektörlere kıyasla verimliliği düşük ve bundan dolayı büyüme hızı yavaş olduğu için dünya çapında en az dijitalleşmiş sektörlerden biri olarak bilinir ve değişime karşı dirençlidir (Kyivska ve Tsiutsiura, 2021). Dijitalleşmenin eksikliği ve sektörün manuel işi, proje yönetimini daha karmaşık ve gereksiz yere zahmetli hale getirmektedir. Bu durum, maliyette tutarsızlıklar, proje süresinde gecikmeler, performansta düşüş, yanlış kararlar, verimlilik sorunları ve iş sağlığı ve güvenliği sorunlarına yol açabilir (Regona, Yigitcanlar, Xia ve Li, 2022). İnşaat sektörünün sürdürülebilirlik ihtiyacı, kaynak sıkıntıları ve iş gücü kapasitesinin yetersizliğinden dolayı dijitalleşmeyi benimseyip teknolojik kapasitesini hızla

artırması gerektiği açıktır (Abioye, Oyedele, Akanbi, Ajayi, Delgado, Bilal, Akinade ve Ahmed,, 2021).

Son yıllarda endüstri 4.0 ve veri devrimiyle birlikte yapay zeka dijitalleşmenin ana temeli halini almaya başlamıştır. Sağlık alanında genetik verilerle hastalıkların teşhisi, eğitimde yapay zeka destekli sanal derslikler, otomotiv sektöründe otonom sürüş destekli vasıtalar, üretim alanında proses yönetimi gibi birçok sektörde yapay zeka destekli dijitalleşme hızla kullanılmaya başlanmasına rağmen inşaat sektörü konvansiyonel yöntemlerini ve sahip olduğu fırsatlarını bu yapay zeka dönüşümlerine uyum sağlamada zorlanmaktadır (Egwim vd., 2023).

Otomasyon, dijitalleşme, yüksek verimlilik ve risk azaltma, yapay zekânın inşaat sektöründe öne çıkan faydaları arasındadır. Yapay zekâ, manuel gözlemlere dayalı konvansiyonel yaklaşımların eksiklerini gidererek, güvenlik, kalite, verimlilik ve maliyet gibi konularda riskleri izleyip tahmin ederek proje yönetimini daha objektif ve otomatik hale getirir. Ek olarak, optimizasyon sorunlarını çözerek projelerin daha verimli çalışmasını teşvik eder ve tüm proje yaşam döngüsünü bilgi havuzlarıyla yöneterek sektörde dijitalleşmeye önemli bir katkı sağlar (Rampini, Khodabakhshian ve Cecconi 2022).

1.6. İnşaat Proje Yönetiminde Yapay Zeka

Waziri vd. (2017), YSA ile maliyet tahmini, optimizasyon ve zamanlama, risk değerlendirmesi, dava ve ihtilaf çözümü ile karar verme süreçlerinde başarılı bir şekilde kullanıldığını ortaya koymuştur. YSA'nın, konvansiyonel matematiksel ve istatistiksel yöntemlerle çözülmesi zor olan problemlere uygulandığı gözlemlenmiştir.

Darko, Chan, Adabre, Edwards, Hosseini, ve Ameyaw (2020) tarafından yapılan çalışmaya göre genetik algoritmalar, yapay sinir ağları ve makine öğrenimi gibi yöntemlerin en yaygın kullanılan yöntemler olduğunu ortaya koymuştur. İnşaat sektörü kuruluşları başarılı yapay zekâ dönüşümü ve uygulaması için gereken bilgi, beceri ve yetenekleri geliştirmek için yenilikçi yollar bulmasını vurgulamaktadır.

Akınbingöl ve Gültekin (2005) tarafından 30 adet ilkokul ve ortaokul binaları incelenerek en düşük ihale fiyatını tahmin etmek için iki Yapay Sinir Ağı modeli geliştirilmiştir. Bu makalede, yapay sinir ağları ve geri yayılım algoritmaları kullanılarak bir maliyet tahmin modeli oluşturulmuştur.

Yaseen, Ali, Salih ve Al-Ansari, (2020), proje gecikmeleri, inşaat faaliyetlerindeki ilişkili karmaşıklık ve belirsizlik nedeniyle inşaat sektörünün ele aldığı başlıca sorunlar olduğunu vurgulamaktadır. Yapay zeka modelleri, dinamik, belirsiz ve karmaşık görevleri çözme kapasitelerini kanıtlayan yöntemler olduğu için çalışmasında gecikme sorunu tahmini için hibrit yapay zeka modeli geliştirmeyi amaçlamıştır.

Aziz, Hafez ve Abuel-Magd (2014), kritik yol yöntemi (CPM) ve çok amaçlı genetik algoritmalar (GA) kullanılarak mega inşaat projelerinin planlanması ve kontrolü için bir model geliştirmiştir. Gerçek bir vaka çalışması, modelin büyük ölçekli projelerde zamanlama ve planlama için önemli avantajları olduğunu göstermiştir.

Moselhi vd. (1991), inşaat endüstrisindeki karar verme süreçlerini geliştirmek için yapay sinir ağlarının potansiyelini araştırmışlardır. Geleneksel uzman yöntemlerinin performansının yetersiz olduğu bir dönemde, YSA sorunları çözmede daha verimli bir alternatif sunmaktadır. YSA, daha iyi performans sergileyerek, karar destek sistemlerinde ve desen tanıma görevlerinde üstünlük sağlamaktadır. Boussabaine (1996), YSA analizinin kapsamlı bir şekilde uygulanması göz önüne alındığında, bu yöntem ile önemli başarılar elde edilebilecektir. YSA analizinin öngörücü niteliği, karar alma süreci için analitik araçlar gerektiren alanlarda, özellikle doğrusal olmayan durumlar için, çok değerli bir yöntemdir.

Rivals ve Personnaz (2003), genellikle bağımsız olarak kullanılan istatistiksel araçların, doğrusal olmayan statik modellemede yapay sinir ağı tahmini ve seçimini geliştirmek için nasıl birlikte kullanılabileceği incelenmiştir. İnşaat süreçlerinin hangi aşamalarında en faydalı olacağı belirlenmesi ve yeni, sistematik bir inşaat ve seçim prosedürü önerilmiştir.

Aguinaldo ve Silva (2023) tarafından Filipinler'deki devlet okul binalarında gerçekleştirilen çalışma sonucunda proje maliyetini ve süresini tahmin edebilen, daha anlaşılır ve daha eksiksiz bir YSA modeli sunan iki aşamalı bir model oluşturulmuştur. Roxas ve Ongpeng (2014) tarafından yine Filipinler'de gerçekleştirilen bir çalışmada 30 bina projesinin toplanan veriler rastgele olacak şekilde %60'ı eğitim, %20'si performans doğrulamak ve %20'si ise tamamen bağımsız bir ağı genellemek amacıyla toplam 3 gruba ayrılmış ve test edilmiştir. Sonuç olarak kullanılan YSA modelinin

aynı zamanda test aşaması ve olumlu eğitim sonuçlarıyla birlikte inşaat projelerinin toplam yapısal maliyetini de makul olarak tahmin edildiğine ulaşılmıştır.

Chandanshive ve Kambekar (2019) tarafından Hindistan'ın Mumbaj kentinde ve yakın çevresinden toplam yetmiş sekiz bina inşaat projesinin verileri kullanılarak, bina inşaat maliyetinin tahmini için geri yayılım algoritması ile eğitilmiş çok katmanlı ileri beslemeli sinir ağı modelinin geliştirilmesi ile elde edilen sonuçlar sinir ağının inşaat projelerinde maliyetinin inşaatın erken aşamalarından tahmin edilmesinin mümkün olduğu sonucuna varılmıştır.

Kim, An ve Kang (2004) tarafından gerçekleştirilen çalışma kapsamından okul binalarında sinir ağı, destek vektör makine teknikleri (SVM) ve regresyon analizi (RA), olmak üzere üç tahmin yöntemi kullanılmıştır. Bu üç yaklaşım için 530 adet geçmiş maliyet verisi içeren bir veri kümesi kullanmıştır. En iyi sonucu sinir ağlarından elde etmiştir.

Matel, Vahdatikhaki, Hosseinyalamdary, Evers ve Voordijk, (2019), mühendislik hizmetlerinin ihalesi için yapay zekâ destekli doğru bir maliyet tahmin yöntemi geliştirme olasılığını araştırmayı amaçlamaktadır. Bu amaçla, sistematik olarak bir yapay sinir ağı modeli geliştirerek ve optimize ederek yapılmıştır. 132 veri toplanmış, uygun faktörlere göre süzülerek ve en iyi 60 veri ile yapay sinir ağı kullanılarak geliştirilmiştir. Test sonuçları ise yalnızca 12 vaka üzerinden elde edilmiştir. Bu çalışma, modelin performansını iyileştirmek için önemli olmayan faktörlerin çıkarılmasının ve değişken sayısının azaltılmasının nasıl faydalı olduğunu göstermektedir.

Dobrucali ve Demir (2022), yapay zekâ tekniklerinin inşaat projelerinde proje süresi tahminine etkisi araştırılmış ve Gen İfadeli Programlama (GEP) yöntemini kullanmıştır. 2011-2016 yılları arasında tamamlanmış 71 inşaat projesine ait verilerle yapılan analizlerde, GEP yönteminin kısıtlı veri ile inşaat sürelerini tahmin etmede kısmen yeterli performans gösterdiğini ortaya koymuştur. Yapılan analizde kullanılan faktörler yapının kat adedi, her katın alanı ve toplam yapı alanı olup input verisi olarak kullanılmıştır. Çıktı olarak da proje süresi elde edilmeye çalışılmıştır.

Sönmez (2019) yaptığı çalışmasında, Türkiye'deki üstyapı projelerinin süre-maliyet ilişkisini ve projenin başlangıç aşamalarında nakit akışı tahminini incelemiştir.

1999-2018 yılları arasında tamamlanmış 501 projenin verilerini analiz etmiştir. Bromilow Zaman Maliyet Modeli (BTC), S-Eğrileri ve Yapay Sinir Ağları ile yaptığı analiz neticesinde. YSA modeli, diğer yöntemlere göre nakit akışı ve süre tahminlerinde %13,55 ile en az hata oranında sonuç elde etmiştir. Veriler yapı türüne göre gruplara ayrılarak her grup için ayrı bir analiz yapılmıştır. Diğer faktörler olarak da döviz kuru, çalışılmayan günler, insani gelişmişlik endeksi, gayrisafi yurtiçi hasıla kullanılmıştır.

Bhokha ve Ogunlana (1999) yaptıkları çalışmada, yapay sinir ağlarının, ön tasarım aşamasında bina inşaat sürelerini tahmin etmek için bina fonksiyonu, yapısal sistem, temel türü, yükseklik, dış cephe kaplaması, iç dekorasyon kalitesi, saha erişilebilirliği gibi yapı özelliklerinden oluşan girdisi ve çıktısı süre olan bir yapay sinir ağı modeli geliştirilmiştir. Modelde, Bangkok'ta 1987-1995 yılları arasında inşa edilmiş 136 adet yapının verisi kullanılmıştır. Genel Delta Kuralı ile eğitilmiştir.

Sanni-Anibire, Zin ve Olatunji (2021), Çin'de inşaat tamamlanma tarihleri 1993 ile 2015 arasında olan 35 adet gökdeleni inceleyerek inşaat sürelerini tahmin eden bir model geliştirilmiştir. Çalışmada model oluşturulurken çoklu doğrusal regresyon analizi, k-En yakın komşu, YSA, destek vektör makineleri gibi makine öğrenimi algoritmalarından faydalanılmıştır. Çalışmada YSA modeli ile en iyi sonuca varıldığı için YSA modeli önerilmektedir. Kullanılan faktörler incelendiğinde kat adedi, asansör sayısı, park alanı, kat alanı, yüksek kat alanı, toplam yapı alanı gibi fiziksel özellikler ve maliyet kullanılmıştır.

Peško, Mučenski, Šešlija, Radović, Vujkov, Bibić, ve Krklješ (2017), Sırbistan'ın Novi Sad şehrinde 2005-2012 yılları arasında gerçekleştirilen 166 adet yol yapımı ve yenileme projesinin maliyet bileşenlerini analiz etmeyi ve inşaat süresi ve maliyet tahmini için modeller geliştirmeyi amaçlamaktadır. Veriler, aynı yatırımcı tarafından finanse edilen projelerden alınmış ve standart ihale dokümanları kullanılarak değerlendirilmiştir. Çalışmada, projelerdeki işler hazırlık, toprak işleri, kaldırım yapımı, peyzaj, drenaj, trafik sinyalleri gibi faktörler kullanılmıştır.

Naik ve Kumar (2015), Hindistan'da Karmanghat, Haydarabad'da 512 konutluk bir projenin vaka çalışmasını yapay sinir ağlarının ağırlıklarının ve eğitim verilerinin performans üzerindeki etkisini incelemektedir. Eğitim verileri, projeyi etkileyen iş kalemleri (duvar işçiliği, döşeme işçiliği, sıva, sıhhi tesisat vb) gibi girdilerden oluşur

ve çıktılar, maliyet ve süre. Denetimli öğrenme algoritması olarak geri yayılım kullanılmıştır. Küresel durgunluk nedeniyle inşaat faaliyetlerinde kaynak verimliliğini artırmak için maliyet tahminleri yapılmıştır. Sonuçlar, YSA yönteminin projenin toplam maliyetini %3,91 oranında azalttığını ve proje süresini 150 günden 142 güne, yani yaklaşık %5 oranında azalttığını göstermiştir.

Zhang ve Li (2023), inşaat süresini tahmin etmek için dört farklı makine öğrenimi modeli kullanılmıştır. Çin'de, Wuhan kentinde yapılmakta olan bir karma bir inşaat projesinden toplanan saha verileri (ilerleme, iş yükü, iş gücü, hava durumu, planlanan günler, lokasyon) faktör olarak kullanılarak model geliştirilmiştir.

Mensah, Adjei-Kumi ve Nani (2016), Gana'da kırsal bölgelerde yapılan bitümlü yol inşaat projelerinin süre tahminini yapmak için bir Yapay Sinir Ağı modeli geliştirmişlerdir. 22 adet yapımı tamamlanmış yol projesinin, iş kalemleri ve gerçek yapım sürelerini içeren veriler kullanılarak YSA modeli oluşturularak analiz yapılmıştır.

Lawal, Ahmadu, Abdullahi, Yamusa ve Abdulrazaq (2022), yapı renovasyon projelerinin yapım sürelerini tahmin etmek için yapay sinir ağı modelleri geliştirilmişlerdir. Veri setinde kullanılan faktörler, inşaat firmalarına yapılan 121 adet anketle elde edilmiştir. Modeller, proje sürelerini daha gerçekçi tahmin etmek için bir araç olarak kullanılabilecek şekilde tasarlanmıştır.

Ujong, Mbadike ve Alaneme (2022) yaptıkları araştırmada yapay sinir ağlarını kullanarak bina detaylarının inşaat projesinin maliyeti ve süresini tahmin etmek için etkisini incelemektedir. Saha anketleri, uzman görüşleri ve literatür taraması ile veri tabanını oluşturulmuştur. Girdi faktörleri olarak faaliyet sayısı, bina alanı, temel türü, kat sayısı, müşteri ve yüklenici sınıfı, çıktı parametreleri olarak maliyet ve süre kullanıldı. Sonuçlar, tekli ve mini yüklenicilerle yapılan projelerin maliyet ve süre açısından daha fazla değişkenlik gösterdiğini göstermektedir.

Velumani, Nampoothiri ve Urbański, (2021), 2000-2018 yılları arasında Hindistan'da yapılan 363 adet kamu altyapı projesinin verileri incelenerek proje süresi tahmininde yapay sinir ağları, zaman serisi analizi ve Bromilow'un zaman-maliyet modelini kullanılmıştır. Yüklenici seçimi, danışmanlar, proje maliyeti, proje kalitesi, proje miktarı, çevresel faktörler gibi çeşitli faktörler incelenmiştir.

Le-Hoai, Lee ve Nguyen (2013), inşaat projelerinin sürelerine etkileyen önemli faktörler anket yoluyla belirlenmiş ve saha koşulları, proje yönetimi çalışmaları, tahminleme süreçleri, alt yüklenici yetkinliği, tasarım ve planlamanın doğruluğu ve proje finansmanı faktörleri Vietnam'da yapılan 70 adet inşaat projesinde veri seti olarak kullanılmıştır. Çoklu regresyon tekniği ile projelerin zaman indeksini tahmin eden bir model geliştirilmiştir ve doğrulama amacıyla yapay sinir ağları modeliyle karşılaştırılmıştır.

1.7. Literatürdeki Boşluklar ve Çalışmanın Amacı

Mevcut literatürde, kamu projelerinde maliyete dayalı süre tahminine yönelik çalışmaların genellikle konvansiyonel yöntemlere odaklandığı, yapay zekâ tabanlı yöntemlerin yeterince ele alınmadığı görülmektedir. Yapılan literatür çalışmalarında proje süre tahmininde kullanılan faktörlerin geniş bir aralığı kapsadığı ve çoğunlukla projelerin kat sayısı, bina alanı, yol uzunluğu gibi fiziksel özellikleriyle doğrudan ilişkili olduğu belirlenmiştir. Yapay zekâ yöntemleriyle yürütülen önceki çalışmaları incelediğimde maliyetin direk olarak girdi verisi olarak kullanıldığı bir çalışmaya rastlamadım. Maliyet, proje süresini doğrudan etkileyen ana faktörlerden biri olduğu için proje süresini tahmin etmek için uygun bir gösterge olduğu görülmüştür. Maliyet ve süre arasındaki ilişkinin yapay zekâ teknikleriyle incelenmesi, proje planlama ve yönetim süreçlerinde daha doğru ve verimli tahminler yapılmasına olanak sağlayacak bir yaklaşım olacağı için bu çalışma literatüre katkı sağalacaktır.

Literatürdeki bu eksiklerin doldurulması için, bu çalışmanın temel amacı, proje süresini etkileyen en önemli faktörlerden biri olarak kabul edilen maliyet verilerini kullanarak, inşaat projelerinin süresinin tahmininde kullanılabilecek YSA yöntemi tabanlı bir model geliştirmektir. Bu bağlamda, YSA yöntemi kullanılarak geliştirilecek bir model üzerinden maliyet verileri ve proje süresi arasındaki ilişkinin incelenmesi, daha doğru ve güvenilir bir süre tahmini yapılmasını mümkün kılacaktır. Çalışma, proje süresini tahmin etmek için geliştirilecek modelin, maliyet verilerini temel alarak daha gerçekçi ve uygulanabilir sonuçlar üretebileceğini öne sürmektedir. Ayrıca literatürde genellikle aynı tek ülke veya bölgedeki proje verileri incelenmiştir. Bu eksiğin giderilmesi adına, bu çalışmada farklı ülkelerde gerçekleştirilen projelerden derlenen veri setleri oluşturulmuştur. Giriş veri setinde kullanılan faktör proje maliyeti ve çıktı verisi olarak proje süre tahmini esas alınmıştır. Bu yaklaşımın

fiziksel özelliklere (kat adedi, toplam inşaat alanı, yükseklik vb.) dayalı konvansiyonel faktörlere kıyasla süre tahmini için maliyet gibi daha soyut değişken kullanarak literatüre önemli bir yenilik ve katkı sağlayacağı öngörülmektedir. Ayrıca, uluslararası projelerden elde edilen verilerin analizi, farklı ülkelerdeki projelerin süre tahmininde kültürel, ekonomik ve coğrafi faktörlerin etkilerini inceleme fırsatı sağlar. Bu şekilde elde edilen sonuçlar küresel projelerde daha geniş bir genelleme potansiyeli sunacaktır. Özetlemek gerekirse, geliştirilen model özellikle kamu projelerinde ve inşaat sektörü paydaşlarına projelerini planlama, kaynak tahsisi ve risk yönetimi süreçlerinde önemli bir rehberlik sağlayabilecek niteliktedir.

İKİNCİ BÖLÜM

YÖNTEM VE MODELLEME

2.1. Veri Toplama Süreci

Analizlerde farklı coğrafi bölgeler ve ekonomik koşulları temsil eden ülkelerden (Avustralya, Nijerya, Teksas, Türkiye ve muhtelif ülkeler (Tablo 1' de belirtilen ülkeler) veri setleri kullanılmıştır. Bu veriler literatürdeki kaynaklardan elde edilmiştir. Ancak Türkiye verileri olarak Kamu İhale Kurumu'nun resmi sitesi üzerinden (EKAP,2024) üzerinde yayınlanan 216 proje, veri seti olarak kullanılmıştır. Bu platform, kamu kurumları tarafından yapılan ihaleleri ilan etmek ve ihale süreçlerini yönetmek amacıyla kullanılan bir platformdur.

2.2. Veri Seti ve Özellikleri

Bu çalışmada kullanılan veriler Tablo 1'de gösterilmiştir. Avustralya, Nijerya, Teksas, Çeşitli Ülkeler için veriler makalelerde yayınlanan verilerdir. Türkiye için veriler Kamu İhale Kurumu tarafından yayınlanan kamu projelerinden alınan verilerdir. Çeşitli Ülkeler veri kümesindeki projeler Tablo 4.2'de gösterildiği gibi 20 farklı ülkede gerçekleştirilen inşaat projeleridir.

Tablo 1. Veri setleri hakkında genel bilgiler

Veri Sayısı	Bağımsız değişkenler	Bağımlı değişkenler	Proje konumları	Referans
25	Maliyet (x $100,000)	Süre (Gün)	Avustralya	(Ireland, 1985)
32	Maliyet (x 1,000,000)	Süre (Gün)	Nijerya	(Waziri ve Yusuf, 2014)
55	Maliyet (x $1,000)	Süre (Gün)	Teksas	(Choudhury ve Rajan, 2003)
209	Maliyet (x $1,000,000)	Süre (Gün)	Muhtelif Ülkeler	(Özçekiç, 2007)
215	**Yaklaşık Maliyet ($)**	**Süre (Gün)**	**Türkiye**	**(*EKAP*, 2023)**

Tablo 2. Muhtelif ülkelerdeki proje sayıları

Ülke Adı	Proje Sayısı
Azerbaycan	7
Rusya	110
BAE	2
Belarus	1
Cezayir	10
Gürcistan	3
Irak	2
Katar	2
Kırgızistan	1
Libya	30
Lübnan	1
İran	1
Pakistan	8
Türkmenistan	3
Suudi Arabistan	13
Ukrayna	2
Umman	3
Ürdün	1
Kazakistan	8
Tunus	1

2.2.1. Faktörlerin Belirlenmesi

Bu analizlerde kullanılan faktörler olan maliyet ve proje süreleri, inşaat projelerinin başarılı bir şekilde yönetilmesi ve tamamlanması açısından kritik rol oynamaktadır. Maliyet faktörü, inşaat süresi tahmininde önemli bir parametre olarak değerlendirilip ve tahminlerin doğruluğunu artırmada katkıda bulunabilir.

Maliyet, bir inşaat projesinin büyüklüğü ve karmaşıklığı ile doğrudan ilişkilidir. Yüksek maliyetli projeler genellikle daha büyük ve daha karmaşık yapılar içerdiği için, tamamlanma süreleri de buna bağlı olarak uzayabilir. Bunun yanında, düşük maliyetli projelerde malzeme kalitesi veya iş gücü miktarı gibi sınırlamalar, süreyi etkileyebilir. Dolayısıyla, maliyet tahminleri doğru bir şekilde yapılmadığında, proje süresi tahminleri de sapabilir.

Maliyet faktörü, aynı zamanda projenin ilerleyişini etkileyen kararların alınmasında da önemli bir rol oynar. Dolayısıyla maliyet, inşaat projelerini etkileyen tüm faktörlerle neredeyse bağlantılı haldedir. Maliyet faktörünün bu öneminden dolayı analizlerde proje sürelerinin daha doğru tahmin edilmesinde etkili olacaktır.

Sözleşmede belirtilen süre, projenin tamamlanması için öngörülen süreyi ifade eder. Bu süre, projenin planlaması ve zaman yönetimi açısından önemlidir. Ayrıca bu

veriler öğrenme için kullanılacağından dolayı YSA çıktısı olan süre tahminlerinin doğruluğunu etkileyen bir faktördür.

2.2.2. Python Kodunun Geliştirilmesi ve Verilerin Aktarımı

Python programlama dili kullanılarak kod geliştirildi ve bu sayede EKAP'dan verilerin Excel'e aktarımı sağlanmıştır. Python, geniş bir veri işleme ve analiz yeteneklerine sahip olan bir programlama dilidir. Verilerin analizi, işlenmesi ve Excel formatına aktarılması için Python'un çeşitli kütüphaneleri ve modülleri kullanılabilmektedir. Bu şekilde, Python kodu kullanılarak hazırlanan yazılım aracılığıyla, analiz edilen verilerin Excel formatına aktarılması ve analizler için kullanılması sağlandı.

2.2.3. Verilerin İşlenmesi ve Analiz Öncesi

Verilerin işlenmesi ve analiz öncesi önemli bir aşamadır. İlk olarak, verilerin doğruluğunun ve güvenilirliğinin sağlanması gerekmektedir. Hatalı, tutarsız veya eksik veriler analiz sonuçlarını yanıltıcı hale getirebilir, bu nedenle verilerin doğru ve güvenilir olması analiz sürecinin sağlıklı sonuçlar üretmesini sağlayabilmektedir.

Ayrıca, verilerin karşılaştırılabilir olması önemlidir. Birimlerin veya ölçeklerin farklı olması, karşılaştırmaları zorlaştırabilir ve hatalı sonuçlara yol açabilir. Verilerin uyumlu bir formatta ve birimde olması, farklı verilerin karşılaştırılabilir olmasını sağlar.

Verilerin işlenmesi aynı zamanda anlamlı ve işlenebilir bir veri seti oluşturmayı da içerir. Gereksiz veya uygun olmayan verilerin çıkarılması veya dönüştürülmesi, analizin daha odaklı ve anlamlı olmasını sağlar. İşlenmesi zor veya anlamsız veriler, analiz sürecinde sorunlara neden olabilir veya sonuçları yanıltıcı hale getirebilir. Bu nedenle, verilerin işlenmesi, anlamlı ve işlenebilir bir veri seti oluşturulmasına yardımcı olur.

Bu çalışma kapsamında yapılan veri analizi için homojenlik sağlamak amacıyla belirli önlemler alınmıştır. İhale bedelleri, sözleşme tarihindeki dolar kuruna göre dönüştürülmüştür. Bu dönüşüm için Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası tarafından ilan edilen resmi veriler kullanılmıştır. Bu yaklaşımın, yapı malzemelerinin büyük bir kısmının dolar bazında üretildiği ve tedarik edildiği düşünülerek, ihale bedellerinin homojenleştirilmesine doğru bir katkı sağladığı düşünülmüştür.

Proje süreleriyle ilgili olarak, tüm sürelerin gün bazında toplanmasına özen gösterilmiştir. Bu, projeler arasında karşılaştırma yapılırken ve veri analizi yapılırken daha tutarlı sonuçlar elde etmek için önemlidir. Bu önlemler, veri setinin homojenliğini artırmak ve analiz sürecinde tutarlı sonuçlar elde etmek için alınan adımlardır.

2.2.4. Eksik Verilerin İncelenmesi ve Çıkarılması

Veri setinde giriş parametresi olarak kullanılamayan kısımlar, analiz için uygun olmayan veya eksik bilgi içeren veriler olarak belirlendikten sonra çıkarılmıştır. Bu şekilde, analiz sürecinde yanlış sonuçlara neden olabilecek verilerden kaçınılmıştır.

Bu önlemler, veri setinin analiz sürecinde güvenilir ve doğru sonuçların elde edilmesini sağlamak amacıyla alınmıştır. Böylece daha sağlıklı kararlar alınmasına ve projelerin başarılı bir şekilde yönetilmesi sağlanabilir.

2.2.5. Normalizasyon

Yapay sinir ağı modellerinin eğitim sürecinde, giriş ve hedef değişkenlerin farklı ölçeklerde olması öğrenme dengesini bozabilmektedir. Bu nedenle, logaritmik dönüşüm uygulanmış değişkenler üzerinde min-max normalizasyon yöntemi kullanılarak tüm veriler 0 ile 1 arasında bir aralığa indirgenmiştir (Yavuz ve Deveci, 2012). Bu normalizasyon işlemi, özellikle tansig ve logsig gibi sınırlı çıkış aralığına sahip aktivasyon fonksiyonları ile çalışan yapay sinir ağı mimarilerinde daha kararlı ve hızlı öğrenme sağlar.

Normalizasyon işlemi MATLAB ortamında “mapminmax” fonksiyonu kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu işlem ile birlikte, modelin eğitim sürecinde değişkenler arasında ölçek farklarının oluşturabileceği öğrenme hataları minimize edilmiş ve genel model performansı artırılmıştır.

Veri setinde yer alan maliyet değişkenleri (yaklaşık maliyet, en düşük teklif ve sözleşme bedeli), yüksek varyans ve çarpık dağılım özellikleri göstermektedir. Bu durum, yapay sinir ağı modeli ile yapılan tahmin çalışmalarında öğrenme sürecini olumsuz etkileyebilmektedir. Bu nedenle, söz konusu değişkenlere logaritmik dönüşüm uygulanmıştır. Uygulanan log10 dönüşümü ile verilerin dağılımı daha simetrik hâle getirilmiş, uç değerlerin etkisi azaltılmış ve modelin öğrenme kapasitesi

iyileştirilmiştir. Böylece, verilerin yapay zeka temelli modellere daha uygun hale getirilmesi sağlanmıştır.

2.3. Kullanılan Modeller ve Algoritmalar

2.3.1. Lineer Regresyon Modeli

Regresyon analizi, günlük yaşamda toplanan verileri bir fonksiyonla en iyi şekilde modellemeyi amaçlayan istatistiksel bir yöntemdir. Genellikle verilere tam olarak uyan bir fonksiyon bulamayabilir ama için en uygun fonksiyon belirlenmeye çalışılır (Er, Kurugöllü ve Ünel vd., 2022).

Lineer regresyon analizi, inşaat projelerinde maliyet-süre tahminleri yaparken de kullanılabilir. Projelerdeki süreyi etkileyen faktörler bağımsız değişkenler olarak ele alınabilir ve bu faktörlerle bağımlı değişken olan süre arasındaki ilişki lineer regresyon analizi ile modellenebilir. Böylece, belirli bir proje için süre tahminleri yapılabilir ve projenin planlaması ve yönetimi daha etkin bir şekilde gerçekleştirilebilir. Ancak, doğru verilerin kullanılması, modelin geçerliliğinin değerlendirilmesi önemlidir.

Bağımsız değişkeni süre ve bağımlı değişkeni süre olan veri setine lineer regresyon modeli ile analiz yapılmıştır. Literatür taraması sonucu elde edilen dört adet veri seti ve Kamu ihale kurumunun resmi sitesinde yayınlanan 215 proje veri seti olarak kullanılmıştır. Bu verilere lineer regresyon analizi yapılarak süre ile maliyet ilişkisi irdelenmiştir.

Tablo 3. Lineer regresyon analizinde kullanılan verilerin bilgileri

Veri Seti Adı	Veri Sayısı	Bağımsız Değişken	Bağımlı Değişken
Avusturalya	25	Maliyet (x $100.000)	Süre (gün)
Nijerya	32	Maliyet (x₦'000,000)	Süre (gün)
Teksas	55	Maliyet (x $1000)	Süre (gün)
Muhtelif Ülkeler	209	Maliyet (x $1.000.000	Süre (gün)
Türkiye	215	Yaklaşık Maliyet ($)	Süre (gün)

2.3.2. Bromilow Süre Tahmin Yöntemi

Literatürlerden alınan verilerin bromilow yöntemine göre hesapları ve denklemleri Tablo 5'deki gibi belirtilmiştir.

Ancak Türkiye' de yapılan kamu projeleri için bu yönteme göre hesabı yapılmıştır. Yapılan işlem sırası aşağıdaki gibidir.

- Veri setinde toplam 216 adet sözleşmesi imzalanmış veya sonucu açıklanan kamu projesi kullanılmıştır.
- Süre ile maliyet arasında doğrusal olmayan regresyona dayalı bir ilişki bulunduğu bir çok ülkede yapılan çalışmalar ile ortaya koyulmuştur. Bu ilişki, doğrusal olmayan regresyona dayalı olsa da basit bir dönüşüm ile problem basitleştirilerek doğrusal regresyonla çözümlenebilir hale getirilmiştir.
- $T = KC^B$ doğrusal olmayan ifadesinin logaritmasının alınması ile $log(T) = B.log(C) + log(K)$ şeklinde ifade edilebilir ve bu basit dönüşüm ile doğrusal olmayan ilişki, doğrusal regresyon ile çözülebilir hale getirilmiştir.
- Veriler Excel tablosunda sözleşme bedeli v e süre olacak şekilde hazırlanmıştır.
- İhale bedelleri, sözleşme tarihindeki dolar kuruna göre düzenlenmiştir.
- Süre ve ihale bedeli verilerinin logaritmaları alınarak, doğrusal modelin kurulacağı data grubu elde edilmiştir.
- Homojenliği sağlanmış verilerden oluşan veri gruplarının, en küçük kareler yöntemine dayalı olarak, Excel programının kullanılması ile doğrusal regresyon denklemleri elde edilmiştir.
- Yine aynı veri gruplarının belirlilik katsayısı (R^2) elde edilmiştir.

2.3.3. Yapay Sinir Ağları Modeli

Yapay sinir ağları ile veri değerlendirme süreci, dikkatli bir planlama ve adım adım ilerlemeyi gerektirir. İlk olarak, verilerin doğru bir şekilde hazırlanması, temizlenmesi, homojenize edilmesi ve eğitim-test veri setlerine ayrılması önemlidir. Veri ayrımında temsil gücü ve dengeye dikkat edilmelidir. Daha sonra, projenin doğasına uygun bir yapay sinir ağı modeli seçilir ve kullanılacak öğrenme algoritması belirlenir. Veri setinin karmaşıklığına göre ağa eklenecek katman sayısı kararlaştırıldıktan sonra model eğitilmeye başlanır. Eğitim sürecinde performans

izlenerek gerekirse hiperparametreler ayarlanır. Eğitim tamamlandıktan sonra model, test verisi üzerinde değerlendirilir ve belirlilik katsayısına bakılarak performansı değerlendirilir.

Bu adımlar, MatLab ortamında yapay sinir ağları ile verilerin değerlendirilmesi sürecinde dikkate alınası gereken temel unsurlardır. Her bir adımdaki detayları göz önünde bulundurarak ilerlemek, başarılı bir model geliştirmede önemli olacaktır.

2.4. Modellerin Eğitim ve Doğrulama Süreçleri

Bu çalışmada, yapay sinir ağı modelinin optimizasyonu ve hiperparametre ayarlamaları, modelin doğruluğunu artırmak ve aşırı uyumdan kaçınmak için dikkatlice gerçekleştirilmiştir.

Öğrenme oranı, modelin her iterasyonda ne kadar ilerleyeceğini belirleyen önemli bir hiperparametredir. Çok yüksek bir öğrenme oranı, modelin kararsız hale gelmesine, çok düşük bir öğrenme oranı ise eğitim süresinin uzamasına neden olabilir (Arı ve Berberler, 2017). Bu çalışmada, Levenberg-Marquardt ve Bayesian Regularization algoritmaları kullanıldığı için, öğrenme oranı bu algoritmaların optimizasyon yöntemi doğrultusunda ayarlanmıştır. Bu algoritmalar, hızla öğrenme sağlayarak modelin en uygun ağırlıkları bulmasını kolaylaştırır.

Levenberg-Marquardt Algoritması, özellikle küçük ve orta büyüklükteki veri kümeleri için hızlı ve etkili bir optimizasyon sağlayan bir yöntemdir. Bu algoritma, ikinci derece türev bilgisi kullanarak ağırlıkları optimize eder ve sinir ağlarının eğitiminde sıkça tercih edilir (Çavuşlu, Becerikli ve Karakuzu, 2012).

Bayesian Regularization algoritması, YSA alanında ortalama karesel hata gibi belirli bir hata fonksiyonunu azaltmak için bir gradyan iniş yöntemi kullanılarak denetlenen öğrenmeye dayanan bir yaklaşımdır (Ticknor, 2013).

Bu çalışmada, Levenberg-Marquardt ve Bayesian Regularization algoritması kullanılarak modelin ağırlıkları optimize edilmiş ve modelin hedef değişken olan "Süre" tahmininde yüksek doğruluk sağlaması hedeflenmiştir.

Veri bölünmesi, makine öğrenimi modellerinin bölünmesi önemli bir adımdır. Bir modelin başarılı bir şekilde eğitilmesi ve genelleme yeteneğinin doğrulanması için veri setinin uygun şekilde bölünmesi gereklidir (Reitermanov´A, 2010). Bu çalışmada,

veriler rastgele olarak uy ayrılmıştır. Veri bölünmesi, modelin performansını değerlendirmek ve genelleme yeteneğini test etmek için gereklidir. Eğer model, yalnızca eğitim verisiyle değerlendirilirse, yalnızca bu veriler üzerinde iyi bir performans gösterebilir, fakat yeni verilerle karşılaştığında başarısız olabilir. Bundan dolayı veri setleri Levenberg-Marquardt algoritmasının kullanıldığı analizlerde eğitim, doğrulama ve test verisi olarak üç parçaya bölünürken Bayesian Regularization algoritması kullanıldığında eğitim ve test verisi olarak 2 parçaya bölünmüştür.

Veri setinin rastgele bir şekilde bölünmesi, modelin verideki örüntüleri veya veri sırasını ezberlemesini engeller ve modelin genelleme yeteneğini artırır. Rastgele bölme, veri setindeki olası yanlılıkların önüne geçilmesine de yardımcı olur. Örneğin, veriler sıralı veya belirli bir düzen içinde bölünseydi, model sadece belirli bir örüntüyü öğrenebilirdi, bu da genelleme yeteneğini olumsuz etkileyebilirdi.

Rastgele veri bölme, modelin aşırı uyum yapmasını engellemeye yardımcı olabilir. Eğer model yalnızca belirli bir örnek kümesinde eğitilip test edilirse, bu verilere aşırı uyum sağlayabilir ve yeni veri üzerinde başarısız olabilir. Rastgele bölme, veri kümelerindeki çeşitliliği sağlayarak bu riski azaltır.

Bu çalışmada veri setinin eğitim, doğrulama ve test kümelerine rastgele bölünmesi, modelin genel performansını daha güvenilir bir şekilde değerlendirmek için yapılmıştır. Eğitim sırasında doğrulama verileri ile modelin genelleme yeteneği kontrol edilmiş, eğitim sonrası test kümesi ile modelin gerçek farklı coğrafyalardaki ülkelerin verilerinde nasıl bir performans sergileyeceği gözlemlenmiştir. Bu yöntem, modelin yalnızca eğitim verilerini ezberlemesini engellemiş ve doğrulama ile test kümelerinde gerçek performansını objektif olarak değerlendirilmesini sağlamıştır.

2.5. Performans Ölçütleri ve Karşılaştırma Kriterleri

Lineer regresyon yöntemi ile değerlendirildiğinde, her veri setindeki bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki ilişki ve aralarındaki anlamlılık derecesi irdelenmesi amaçlanmaktadır. Veriler değerlendirilirken R^2, düzeltilmiş R^2, F değeri ve ρ değerleri irdelenmiştir ve Bromilow Süre Tahmin Modeli ile değerlendirme yapılırken R^2 değerleri irdelenmiştir.

YSA modeli ile değerlendirme yapılırken veri seti, eğitim, doğrulama ve test olmak üzere üç bölüme ayrılmıştır. Modelin eğitiminde Levenberg-Marquardt ve

Bayesian Regularization algoritmaları kullanılmış ve performansı ortalama kare hata (MSE) ile değerlendirilmiştir.

YSA ile yapılan analizlerde elde edilen histogram eğrileri, yapay sinir ağı modelinin eğitim, doğrulama ve test aşamalarında yaptığı hataların dağılımını göstermektedir. Histogramda, hataların (gerçek değerler ile modelin tahmin ettiği değerler arasındaki fark) büyüklüğü ve bu hataların kaç kez meydana geldiği gösterilmektedir.

Ayrıca Doğrulama Performansı Eğrisi grafiği, bir yapay sinir ağı modelinin eğitim sürecinde her bir iterasyon için ortalama kare hata (MSE) değerlerini gösterir. Bu grafik, eğitim sürecinde iterasyon sayısı (yani modelin veriler üzerinde kaç kez eğitildiği) ile modelin hata oranı (Mean Squared Error - MSE) arasındaki ilişkiyi gösterir.

YSA'nın eğitim süreci ve performans değerlendirmesi, genellikle fonksiyon uydurma grafikleri ve eğitim sürecine ait parametre izleme grafikleri ile analiz edilmektedir. Fonksiyon uydurma grafikleri, modelin hem eğitim hem de test veri setleri üzerindeki tahmin başarımlarını hedef değerlerle karşılaştırarak modelin genelleme kabiliyetini ortaya koymaktadır. Bu grafiklerde hedef ve tahmin değerlerinin birbirine yakın olması, modelin öğrenme başarısını ve doğruluğunu yansıtırken; hata dağılımının dengeli ve düşük olması, modelin kararlı çalıştığının bir göstergesidir. Eğitim sürecine ilişkin grafiklerde ise gradyan, öğrenme oranı (mu), parametre sayısı ve doğrulama kontrolü gibi değişkenler izlenmektedir. Bu parametreler, modelin eğitimi sırasında optimizasyon sürecinin ne şekilde ilerlediğini, aşırı öğrenme (overfitting) olup olmadığını ve modelin genel stabilitesini değerlendirmek amacıyla kullanılır. Özellikle gradyan değerinin küçülmesi, modelin hata fonksiyonunda minimuma yaklaştığını; doğrulama kontrollerinin sabit kalması ise eğitim sürecinin genelleştirilebilir şekilde sürdüğünü gösterir. Literatürde, bu tür grafiksel analizler YSA modelinin güvenilirliğini ve geçerliliğini destekleyici temel görseller olarak kabul edilmekte ve model doğrulama sürecinin vazgeçilmez bir parçası olarak kullanılmaktadır (Demuth, Beale, Jess ve Hagan, 2014).

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

BULGULAR VE TARTIŞMA

3.1. Lineer Regresyon Analizi Sonuçları

Regresyon katsayıları, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisini gösterir ve her değişkenin bağımlı değişkeni ne kadar değiştirdiğini ölçer. Bu katsayılar, bağımsız değişkenlerde bir birimlik artışın bağımlı değişkende ne kadar değişime yol açacağını belirler. Belirlilik katsayısı (R^2), modelin bağımsız değişkenlerinin bağımlı değişkeni ne kadar iyi açıkladığını gösterir ve değeri 0 ile 1 arasında değişir; 1'e ne kadar yakınsa, modelin açıklama gücü o kadar iyidir. Belirlilik katsayısının değeri, R^2, regresyon denkleminin anlamlılık seviyesini gösterir. R^2 değeri 0 ile 0,04 arasında olduğunda, regresyon denklemi anlamsızdır. 0,04 ile 0,16 arasında olduğunda, iki değişken arasında bir ilişki olmasına rağmen, regresyon denklemi önemsiz kabul edilir. 0,16 ile 0,49 arasındaki bir R^2 değeri, iki değişken arasında bir ilişki olduğunu, ancak denklemin anlamlılığının düşük olduğunu gösterir. R^2 0,49 ile 1 arasındaysa, iki değişken arasında güçlü bir ilişki vardır ve regresyon denklemi anlamlıdır (Bakioğlu, 2015).

F değeri, regresyon modelinin genel anlamlılığını test eder ve bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni bir bütün olarak açıklayıp açıklayamayacağını gösterir; F değeri ne kadar büyükse, modelin anlamlı olma olasılığı o kadar yüksektir. Son olarak, ρ değeri, her bir bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını belirler. Genellikle, ρ değeri 0,05'in altındaysa, bağımsız değişken anlamlı kabul edilir, aksi takdirde rastgele bir etki olabilir. Bu metrikler, modelin performansını değerlendirmede ve bağımsız değişkenlerin etkisini analiz etmede önemli bir rol oynar (Bakioğlu, 2015).

Tablo 4. Lineer regresyon analiz sonuçları

Veri Setleri	Regresyon (R)	Belirlilik Katsayısı (R^2)	Düzeltilmiş R^2	F Değeri	Sig. (ρ)
Avustralya	0,586	0,343	0,315	12,019	0,002
Nijerya	0,75	0,563	0,548	38,588	0
Teksas	0,822	0,676	0,67	110,805	0
Muhtelif Ülkeler	0,74	0,547	0,545	249,822	0
Türkiye	0,503	0,253	0,25	72,306	0

Avustralya için elde edilen R^2 değeri 0,343 ve düzeltilmiş R^2 değeri 0,315'tir. Bu, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenin varyansını %31,5 oranında açıkladığını gösterir, ki bu düşük bir orandır. F değeri 12,019 ve ρ değeri 0,002 olduğu için modelin istatistiksel olarak anlamlı olduğu söylenebilir. Ancak, düşük R^2 değeri, modelin bağımsız değişkenlerin etkisini tam olarak yakalayamadığını ve dolayısıyla açıklayıcı gücünün sınırlı olduğunu gösterir.

Nijerya için R^2 değeri 0,563 ve düzeltilmiş R^2 değeri 0,548'dir, yani bağımsız değişkenler, bağımlı değişkenin varyansının %54,8'ini açıklar. F değeri 38,588 ve ρ değeri 0,000'dır, bu da modelin istatistiksel olarak anlamlı olduğunu belirtir. Bu değerler, modelin bağımlı değişkeni daha iyi açıkladığını ve daha güçlü bir ilişkiyi gösterdiğini ima eder.

Teksas için R^2 değeri 0,676 ve düzeltilmiş R^2 değeri 0,67'dir. Bu, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenin varyansını %67 oranında açıkladığını gösterir. F değeri 110,805 ve ρ değeri 0,000, modelin istatistiksel olarak son derece anlamlı olduğunu gösterir. Bu yüksek R^2 ve düzeltilmiş R^2 değerleri, modelin bağımlı değişkeni iyi bir şekilde açıkladığını ve güçlü bir ilişkiyi yansıttığını gösterir.

Muhtelif Ülkeler için R^2 değeri 0,547 ve düzeltilmiş R^2 değeri 0,545'tir. Bu, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenin varyansının %54,5'ini açıkladığını gösterir. F değeri 249,822 ve ρ değeri 0,000, bu modelin de istatistiksel olarak anlamlı olduğunu gösterir. Bu değerler, modelin bağımlı değişkeni açıklama gücünün iyi olduğunu ve kabul edilebilir bir anlamlılık taşıdığını gösterir.

Türkiye için R^2 değeri 0,253 ve düzeltilmiş R^2 değeri 0,25'tir, yani bağımsız değişkenler bağımlı değişkenin varyansının yalnızca %25'ini açıklamaktadır. F değeri 72,306 ve ρ değeri 0,000 olduğu için modelin istatistiksel olarak anlamlı olduğu görülmektedir, ancak düşük R^2 değeri modelin bağımsız değişkenlerin etkisini yeterince açıklayamadığını gösterir.

Genel olarak, Nijerya, Teksas ve Muhtelif Ülkeler veri setlerinde elde edilen R^2 ve düzeltilmiş R^2 değerleri, bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklamada yeterince güçlü olduğunu gösterirken, Avustralya ve Türkiye veri setlerinde bu açıklayıcı gücün daha zayıf olduğu görülmektedir. Tüm modellerde ρ değerleri 0'a

çok yakın veya 0 olduğu için modeller istatistiksel olarak anlamlıdır, ancak açıklayıcılık açısından farklılıklar gözlemlenmektedir.

3.2. Bromilow Yöntemi Sonuçları

Bromilow Süre Tahmin Modeli, proje maliyetleri ile proje süreleri arasındaki ilişkiyi tanımlayan matematiksel bir modeldir. Verilen denklemler, inşaat projelerinde maliyet (C) ile süre (T) arasındaki ilişkiyi açıklayan bir üstel modeldir. Bu modelde, T projenin tamamlanma süresini ve C projenin maliyetini temsil eder. K sabit bir katsayıdır ve projeye özgü sabit faktörleri temsil eder. B, maliyet ve süre arasındaki ilişkinin gücünü gösteren üstel katsayıdır; bu katsayı, sürenin maliyet arttıkça nasıl değiştiğini açıklar (Bayram, 2016). Pozitif bir B değeri, sürenin maliyet arttıkça arttığını gösterir. Belirleme katsayısı R^2, maliyetin süredeki değişimi ne kadar açıkladığını ifade eder ve 0 ile 1 arasında bir değer alır; R^2 değeri 1'e yaklaştıkça modelin açıklayıcı gücü artar. Bu denklemler, inşaat projelerinde maliyet-süre ilişkisini anlamak için kullanılan regresyon analizini temsil eder. Elde edilen sonuçlar aşağıdaki Tablo 5'te verilmiştir:

Tablo 5. Bromilow süre-tahmin denklemleri ve sonuçları

Avustralya	$T = 186 \times C^{0,46}$			
	K	***B***	***R²***	**Veri sayısı**
	186	0,46	0,576	25
Nijerya	$T = 2{,}8011 \times C^{0,535}$			
	K	***B***	***R²***	**Veri sayısı**
	2,8011	0,5352	0,5428	32
Teksas	$T = 18{,}96 \times C^{0,39}$			
	K	***B***	***R²***	**Veri sayısı**
	18,96	0,39	0,7449	55
Muhtelif Ülkeler	$T = 137{,}28 \times C^{0,4605}$			
	K	***B***	***R²***	**Veri sayısı**
	137,28	0,4605	0,76	209
Türkiye (EKAP)	$T = 4 \times C^{0,28}$			
	K	***B***	***R²***	**Veri sayısı**
	4	0,28	0,39	215

Avustralya için Bromilow modeli $T = 186 \times C^{0,46}$ formundadır. Bu modeldeki B=0,46 katsayısı, maliyetin artmasıyla birlikte proje süresinin de arttığını ancak bu artışın doğrusal olmadığını ve artış hızının azaldığını gösterir. Belirlilik katsayısı (R^2) 0,576 bu modelin Avustralya'daki projelerin süresini tahmin etmede orta düzeyde bir doğruluk sağladığını belirtir. Yani, proje süresi değişiminin %57.6'sı maliyetle açıklanabilmektedir.

Nijerya için model $T = 2{,}8011 \times C^{0,535}$ şeklindedir ve burada $B = 0{,}5352$ katsayısı, maliyetle proje süresi arasında belirgin bir ilişki olduğunu gösterir. R^2 değeri 0,5428 bu modelin Nijerya'daki projelerin süresini tahmin etmede ortalama bir performans sergilediğini ve proje süresindeki değişimlerin %54,28'inin maliyetle açıklandığını gösterir.

Teksas'ta kullanılan model $T = 18{,}96 \times C^{0,39}$formundadır. Buradaki $B = 0{,}39$ proje süresinin maliyetle arttığını ancak bu artışın doğrusal olmadığını ifade eder. R^2 değeri 0,7449 modelin Teksas'taki projelerin süresini tahmin etmede yüksek bir doğruluğa sahip olduğunu gösterir; bu da proje süresinin %74,49'unun maliyetle açıklanabildiğini ifade eder.

Muhtelif ülkeler için Bromilow modeli $T = 137{,}28 \times C^{0,4605}$ şeklindedir. Bu modelde B=0,4605 maliyet ve süre arasındaki kuvvet fonksiyonu ilişkisini gösterir. R^2 değeri 0,76 modelin projelerin süresini tahmin etmede yüksek bir performansa sahip olduğunu ve süre değişimlerinin %76'sının maliyetle açıklanabildiğini gösterir.

Türkiye kamu projeleri için model $T = 4 \times C^{0,28}$ formundadır. Burada $B = 0{,}28$ proje maliyetinin artışıyla proje süresinin arttığını ancak bu artış hızının çok düşük olduğunu gösterir. R^2 değeri 0,39 modelin Türkiye'deki projelerin süresini tahmin etmede düşük bir performans gösterdiğini ve süre değişimlerinin sadece %39'unun maliyetle açıklanabildiğini belirtir.

Bu sonuçlar, Bromilow modelinin proje maliyetleri ile proje süreleri arasındaki ilişkiyi anlamak için güçlü bir araç olduğunu göstermektedir. Model, Teksas ve Çeşitli Ülkeler için daha güçlü bir ilişkiyi yansıtırken, Türkiye ve Avustralya için açıklayıcı gücü daha zayıftır.

Modelin Türkiye ve Avustralya için düşük R^2 değerlerine sahip olmasının birkaç olası nedeni vardır. Her iki ülkedeki proje türü, boyut, coğrafi koşullar ve inşaat

projelerinde kullanılan teknolojiler gibi faktörlerde büyük bir çeşitlilik olabilir. Bu çeşitlilik, modelin maliyet ile süre arasındaki ilişkiyi doğru bir şekilde yansıtmasını zorlaştırabilir.

Veri kalitesi ve tutarsızlığı da düşük R^2 değerlerine yol açabilir. Türkiye ve Avustralya'daki projelere ait veriler eksik veya tutarsızsa, modelin bu verilerden anlamlı sonuçlar üretmesi zorlaşır.

Bu ülkelerde yerel ekonomik ve politik koşullar olabilir. Örneğin, Türkiye'deki ekonomik dalgalanmalar veya yasal düzenlemeler inşaat sürelerini ve maliyetlerini etkileyebilir. Benzer şekilde, Avustralya'daki çevresel faktörler veya işçilik maliyetleri gibi değişkenler projelerin süresini ve maliyetlerini farklı şekillerde etkileyebilir. Son olarak, inşaat sektörüne özgü dinamikler ve proje uygulama süreçleri Türkiye ve Avustralya'da diğer ülkelere kıyasla daha karmaşık olabilir. Bu nedenle, modelin maliyet ve süre arasındaki ilişkiyi açıklama gücü diğer ülkelere göre daha zayıf olabilir.

3.3. Yapay Sinir Ağları Analiz sonuçları

Yapılan analizler maliyet ve süre arasında bir ilişki kurmak için bir yapay sinir ağı modelinin eğitim sonuçlarını göstermektedir. Modeller "Maliyet" değişkenini kullanarak "Süre " değişkenini tahmin etmek için eğitilmiştir. Veri seti, eğitim, doğrulama ve test olmak üzere üç bölüme ayrılmıştır. Modelin eğitiminde Levenberg-Marquardt ve Bayesian Regularization algoritmaları kullanılmış ve performansı ortalama kare hata (MSE) ile değerlendirilmiştir.

Veri setlerinin analizi sonucunda elde edilen grafiklerdeki sonuçlar, bir yapay sinir ağı modelinin eğitim, doğrulama, test ve genel performansını değerlendirmektedir. Grafiklerdeki performanslar tahmin edilen (output) ve gerçek (target) değerler arasındaki ilişkiyi gösteren R ve R^2 değerleri ile açıklanmaktadır.

Eğitim (Training) veri seti grafiği, yapay sinir ağı modelinin eğitim veri seti üzerindeki performansını göstermektedir. Doğrulama (Validation) veri grafiği, yapay sinir ağı modelinin doğrulama veri seti üzerindeki performansını yansıtmaktadır. Test veri seti grafiği, modelin test veri seti üzerindeki performansını göstermektedir. Test seti, modelin eğitimi sırasında hiç görülmemiş verilerdir ve bu nedenle modelin gerçek

dünyadaki performansını yansıtır. Tüm Veriler (All) grafiği, tüm veri setlerinin birleştirilmiş halindeki model performansını gösterir.

Analizlerde elde edilen histogram eğrileri, yapay sinir ağı modelinin eğitim, doğrulama ve test aşamalarında yaptığı hataların dağılımını göstermektedir. Histogramda, hataların (gerçek değerler ile modelin tahmin ettiği değerler arasındaki fark) büyüklüğü ve bu hataların kaç kez meydana geldiği gösterilmektedir.

Histogramda, her bir renk farklı bir veri setini temsil eder: mavi renk eğitim setindeki hataları, yeşil renk doğrulama setindeki hataları, kırmızı renk ise test setindeki hataları gösterir. Histogramdaki sütunların yüksekliği, belirli bir hata aralığında kaç veri noktasının bulunduğunu ifade eder. Histogramın merkezine yakın olan sütunlar, modelin tahminlerinin gerçek değerlere daha yakın olduğunu gösterirken, merkezden uzaklaşan sütunlar modelin daha büyük hatalar yaptığını gösterir. Turuncu çizgi, hatanın sıfır olduğu, yani modelin tahmini ile gerçek değerlerin tam olarak örtüştüğü noktayı belirtir. Hataların çoğunluğunun bu sıfır hata çizgisine yakın olması, modelin genel performansının iyi olduğunu ve tahminlerinin büyük oranda gerçek değerlere yakın olduğunu gösterir.

X ekseni (Errors = Targets - Outputs): Hataların büyüklüğünü, yani modelin tahmin ettiği değer ile gerçek değer arasındaki farkı gösterir. Bu farklar negatif ve pozitif değerler alabilir, bu da modelin tahminlerinin hedef değerden sapma miktarını ifade eder. Y ekseni (Instances): Belirli bir hata büyüklüğünün kaç kez gözlemlendiğini, yani hatanın frekansını gösterir.

Doğrulama Performansı Eğrisi grafiği, bir yapay sinir ağı modelinin eğitim sürecinde her bir iterasyon için ortalama kare hata (MSE) değerlerini gösterir. Bu grafik, eğitim sürecinde iterasyon sayısı (yani modelin veriler üzerinde kaç kez eğitildiği) ile modelin hata oranı (Mean Squared Error - MSE) arasındaki ilişkiyi gösterir.

Grafikte üç ana çizgi bulunmaktadır: Mavi çizgi, eğitim seti için Ortalama Kare Hata (MSE) değerlerini, yeşil çizgi doğrulama seti için MSE değerlerini ve kırmızı çizgi test seti için MSE değerlerini göstermektedir.

Grafik üzerinde görülen dördüncü bir işaret, en iyi doğrulama performansını gösterir. Bu grafik, modelin eğitim süreci boyunca ne kadar iyi öğrendiğini ve doğrulama performansını nasıl geliştirdiğini veya bozduğunu anlamamızı sağlar.

Bu grafik, modelin performansını değerlendirirken hangi iterasyonda en iyi doğrulama performansının elde edildiğini ve bu performansın ardından modelin ne zaman aşırı öğrenmeye başladığını belirlememize yardımcı olur.

3.3.1. Avustralya YSA Sonuçları

Avusturalya için tamamlanan YSA sonuçları Tablo 6 ve Grafik 1'de gösterilmiştir.

Tablo 6. Avustralya YSA modeli özeti

Model Summary

Train a neural network to map predictors to continuous responses.

Data

Predictors: Maliyet_ireland - [25x1 double]
Responses: Sure_ireland - [25x1 double]

Maliyet_ireland: double array of 25 observations with 1 features.
Sure_ireland: double array of 25 observations with 1 features.

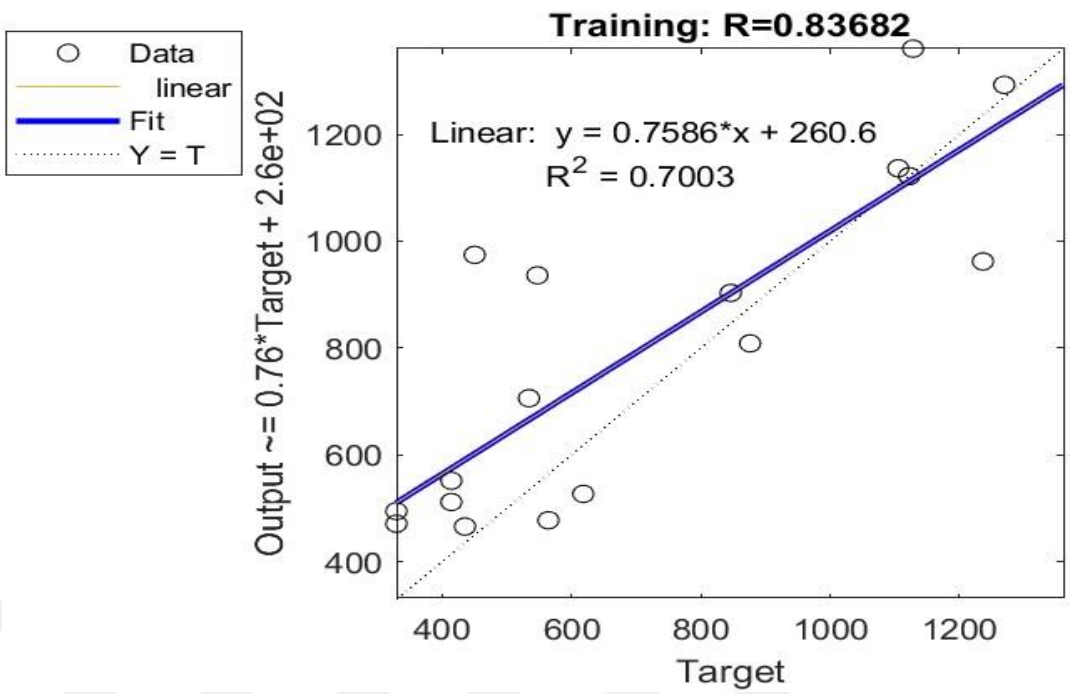
Algorithm

Data division: Random
Training algorithm: Levenberg-Marquardt
Performance: Mean squared error

Training Results

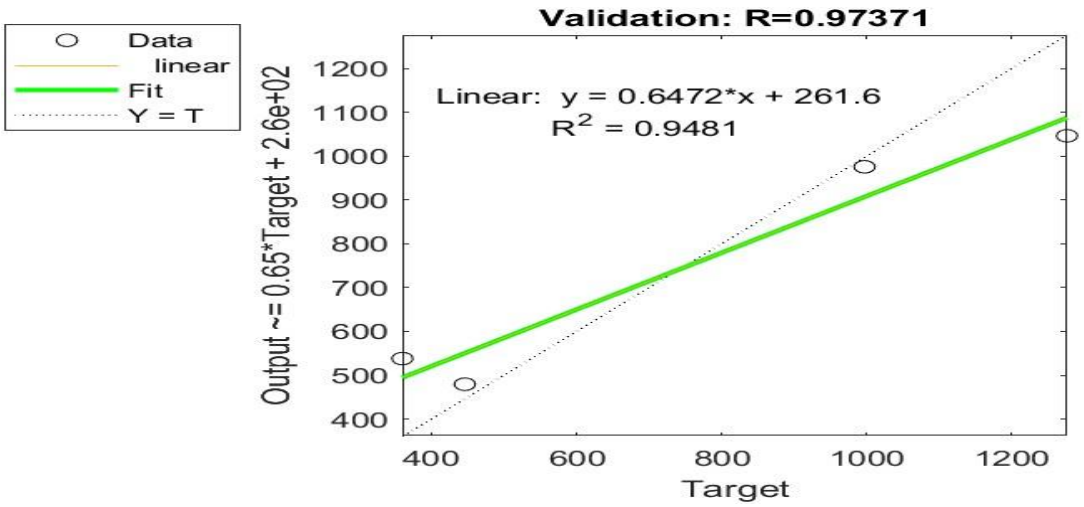
Training start time: 24-Aug-2024 23:11:58
Layer size: 10

	Observations	MSE	R
Training	17	4.0398e+04	0.8368
Validation	4	2.1490e+04	0.9737
Test	4	9.4606e+04	0.8001



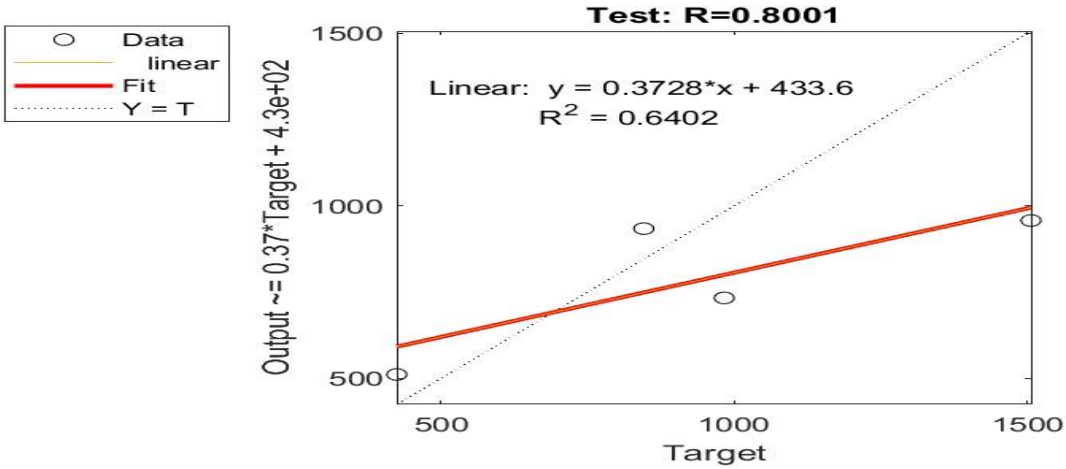
Grafik 1. Avustralya eğitim veri seti grafiği

Eğitim Seti (Training): Eğitim veri seti için R değeri 0,83682 ve R^2 değeri 0,7003 olarak hesaplanmıştır. Bu değerler, modelin eğitim verileri üzerinde iyi bir uyum sağladığını ve modelin bağımlı değişkenin varyansının %70'ini açıkladığını gösterir. Ancak, R^2 değerinin %70 olması, eğitim verilerinde modelin bazı hatalar yaptığını ve veri noktalarının modelden sapma gösterdiği durumlar olduğunu belirtir. Bu durum, modelin eğitildiği veri setinde bile bazı öngörülemeyen değişkenler veya karmaşık ilişkiler olduğunu ve modelin bunları tam anlamıyla yakalayamadığını gösterir. Genel olarak, eğitim verisi üzerindeki performans makul düzeydedir, ancak mükemmel değildir (Grafik 1).



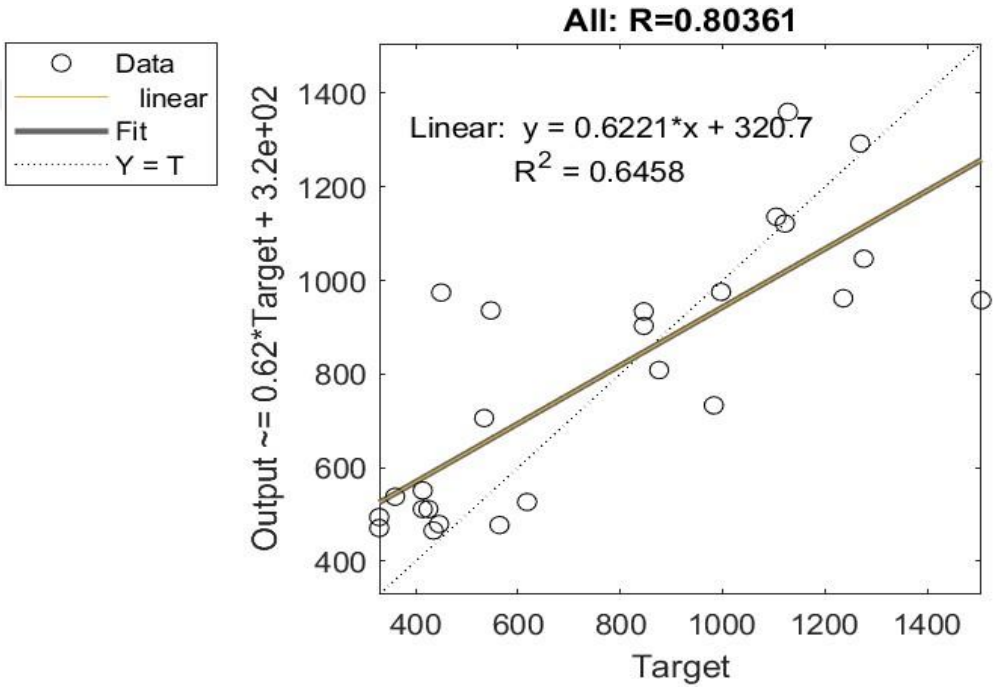
Grafik 2. Avustralya doğrulama veri seti grafiği

Doğrulama Seti: Doğrulama veri seti için R değeri 0,97371 ve R^2 değeri 0,9481 gibi yüksek değerler elde edilmiştir. Bu sonuçlar, modelin doğrulama verileri üzerinde çok güçlü bir performans sergilediğini gösterir. Doğrulama verileri, modelin eğitimi sırasında görülmeyen veriler olduğundan, bu yüksek uyum oranı, modelin genelleme yeteneğinin çok iyi olduğunu ve yeni verilere uyum sağlama konusunda başarılı olduğunu belirtir. Modelin bu veri setindeki yüksek performansı, genel yapı ve parametrelerin doğrulama seti üzerinde iyi çalıştığını ve modelin aşırı öğrenme yapmadığını gösterir (Grafik 2).



Grafik 3. Avustralya test veri seti grafiği

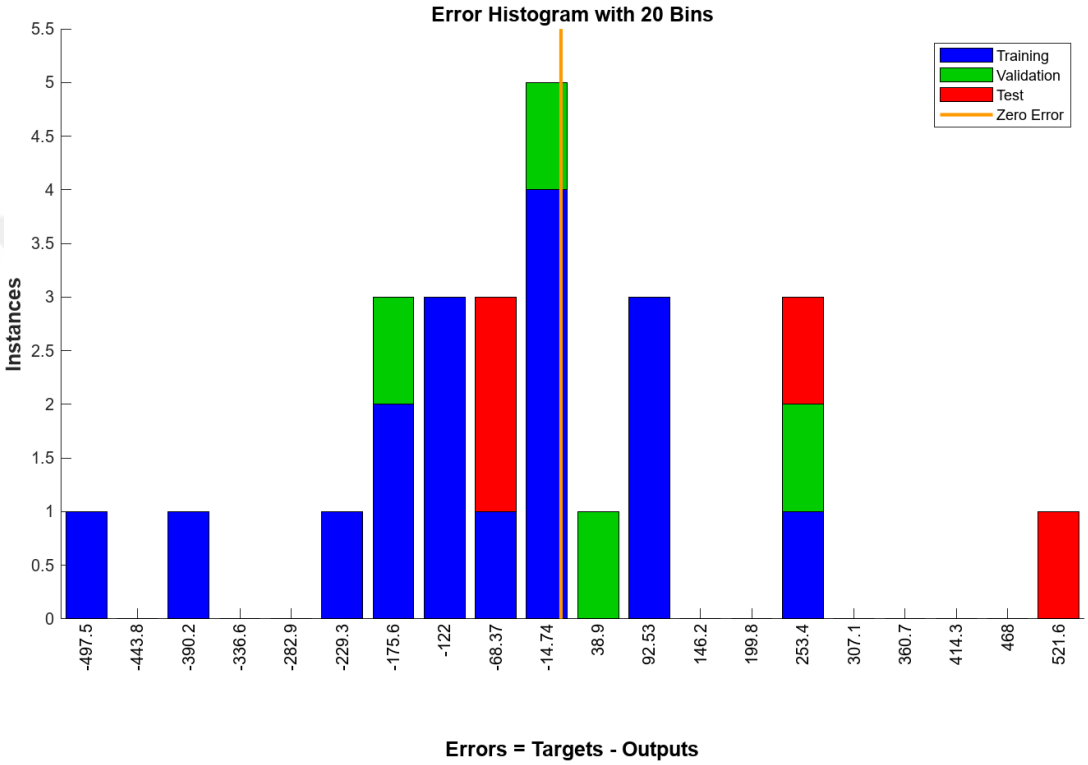
Test Seti: Test veri seti için R değeri 0,8001 ve R^2 değeri 0,6402 olarak bulunmuştur. Bu sonuçlar, modelin test verisi üzerinde makul bir performans gösterdiğini ancak bazı sapmaların bulunduğunu gösterir. R^2 değerinin %64 olması, modelin test verisi üzerindeki varyansın %64'ünü açıklayabildiğini ve bu nedenle modelin, eğitildiği ve doğrulandığı veri setlerine göre daha düşük bir performans sergilediğini gösterir. Test setindeki bu performans, modelin gerçek dünyadaki yeni verilere karşı iyi bir uyum sağladığını, ancak daha fazla iyileştirme yapılması gerektiğini de işaret eder. Bu, modelin tahmin gücünü artırmak ve daha doğru sonuçlar elde etmek için daha fazla optimize edilmesi gerektiği anlamına gelir (Grafik 3).



Grafik 4. Avustralya tüm veri seti grafiği

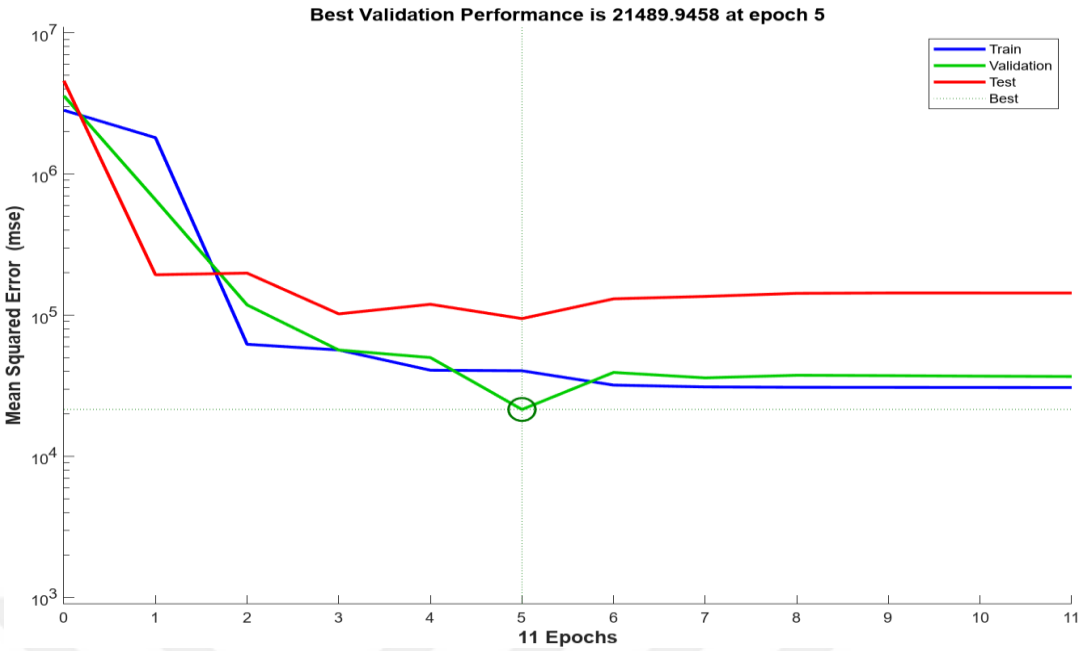
Tüm Veri Seti: Genel veri seti üzerinde R değeri 0,80361 ve R^2 değeri 0,6458 olarak hesaplanmıştır. Bu değerler, modelin tüm veri seti üzerinde makul bir performans sergilediğini, ancak modelin genelde mükemmel olmadığını gösterir. R^2 değerinin %64,58 olması, modelin tüm veri seti üzerindeki varyansın %64,58'ini açıklayabildiğini gösterir. Bu, modelin genel uyumunun makul olduğunu ancak daha güçlü bir performans elde edebilmek için bazı iyileştirmelere ihtiyaç duyulabileceğini belirtir. Model, veri setlerinin çoğunluğunda iyi bir performans sergilemekte, ancak bazı tutarsızlıklar ve varyasyonlar görülebilmektedir.

Sonuç olarak, YSA modeli, doğrulama setinde en yüksek performansı sergilerken, eğitim ve test setlerinde nispeten daha düşük performans göstermiştir. Bu durum, modelin genelleme kabiliyetinin yüksek olduğunu, ancak bazı veri setlerinde uyumun daha zayıf olabileceğini işaret etmektedir. Modelin genel performansı makul düzeyde olup, test ve eğitim verisi üzerinde performansı artırmak için daha fazla iyileştirme yapılabilir (Grafik 4).



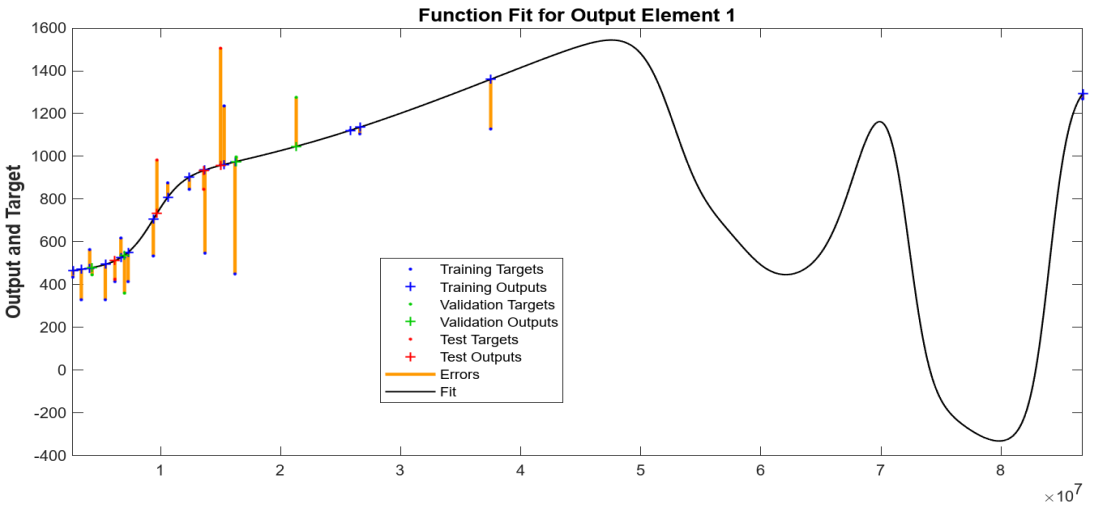
Grafik 5. Avustralya hata histogramı eğrisi grafiği

Eğitim ve doğrulama hatalarının merkezde yoğunlaşması, modelin eğitildiği veriler üzerinde iyi bir performans gösterdiğine işaret eder. Test setindeki hataların dağılımı da benzer bir şekilde olduğunda, modelin yeni ve görülmemiş veriler üzerinde de başarılı bir performans sergilediği anlaşılır.



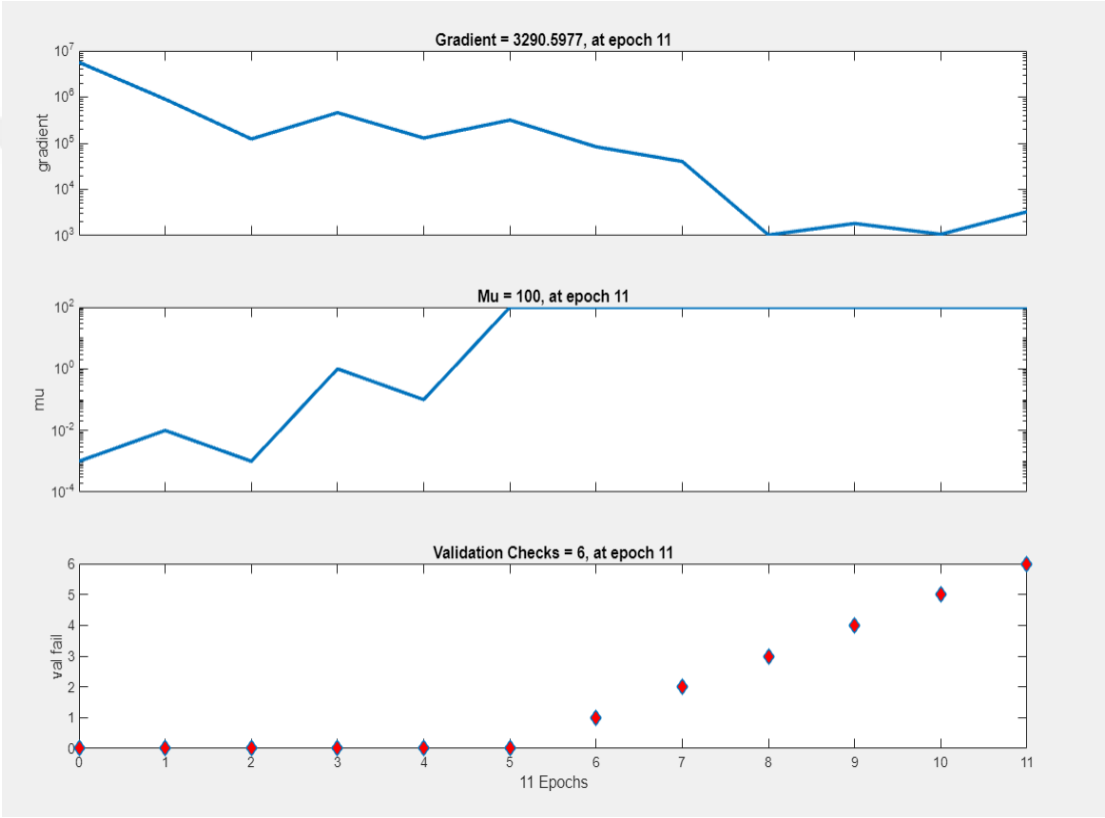
Grafik 6. Avustralya doğrulama performans eğrisi grafiği

Grafik 6'da, modelin her üç veri seti üzerinde de hatayı azaltmayı başardığını, ancak doğrulama setindeki en düşük hatanın 5. iterasyonda elde edildiğini görüyoruz. Bu noktadan sonra, doğrulama seti üzerindeki hata sabit kalmakta veya artmakta, bu da modelin fazla öğrenmeye başladığının bir göstergesi olabilir. Modelin performansının en iyi olduğu iterasyon'un ardından eğitim sürecine devam edilmesi, doğrulama seti üzerinde iyileşme sağlamamış, dolayısıyla bu noktada eğitim durdurulabilir.



Grafik 7. Avustralya veri seti için yapay sinir ağı modeline ait fonksiyon uydurma grafiği

Grafik 7, Avustralya veri seti için oluşturulan yapay sinir ağı (YSA) modelinin tahmin başarısını göstermektedir. Eğitim, doğrulama ve test verilerine ait gerçek ve tahmin değerleri ile bunlar arasındaki farklar (hatalar) görselleştirilmiştir. Siyah eğri, YSA'nın maliyet-süre ilişkisini modelleyerek veriye nasıl fonksiyon uydurduğunu gösterir. Özellikle orta maliyetli projelerde modelin yüksek doğrulukla tahmin yaptığı, ancak bazı yüksek maliyetli projelerde hata oranlarının arttığı görülmektedir. Bu durum, modelin doğrusal olmayan yapıları etkili biçimde yakaladığını ortaya koymaktadır.



Grafik 8. Avustralya veri seti için YSA eğitimde gradyan, mu ve doğrulama kontrollerinin iterasyon bazında değişimi

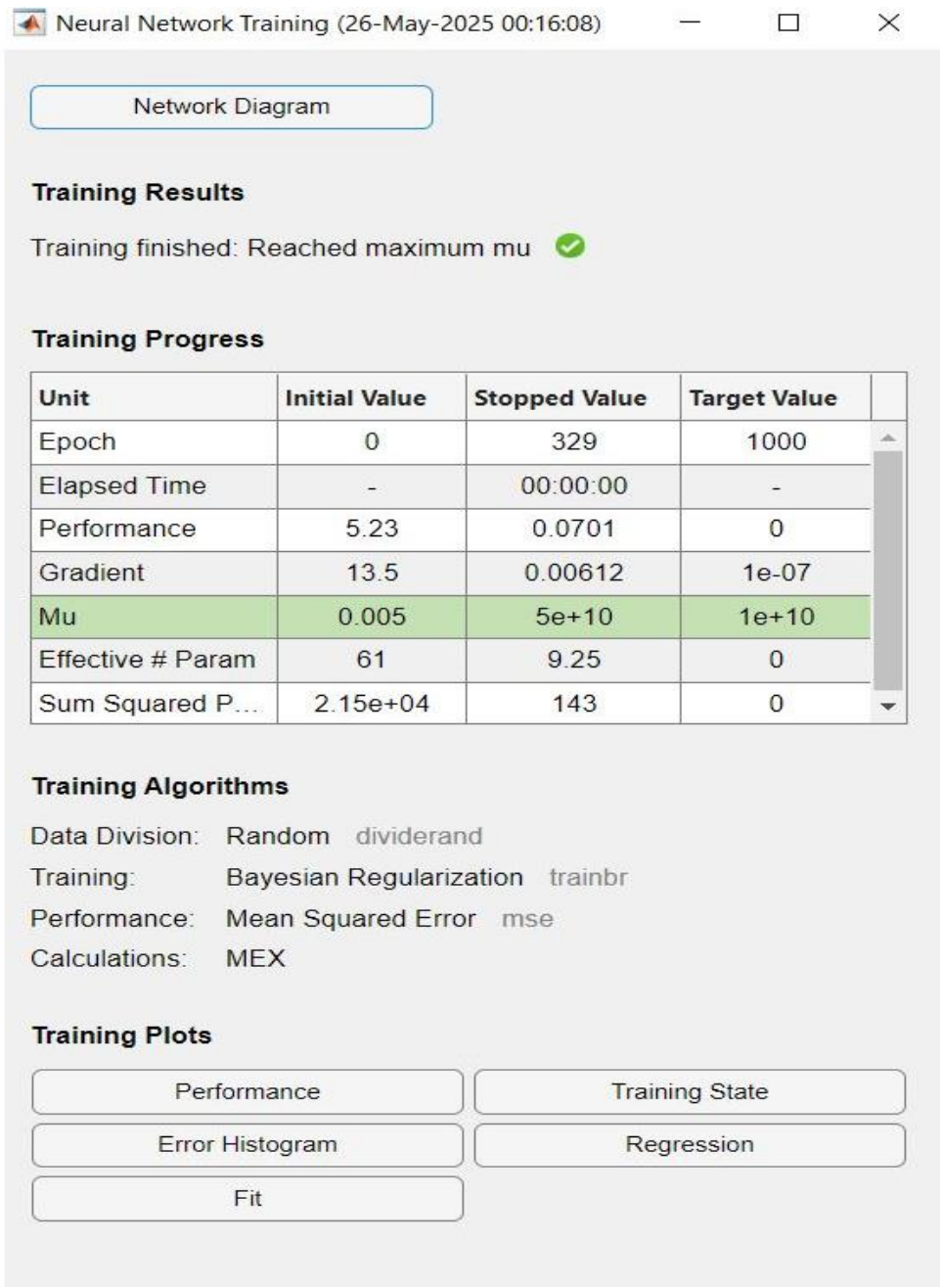
Grafik 8, Avustralya veri seti için oluşturulan yapay sinir ağı modelinde eğitim sürecine ait gradyan, mu ve doğrulama kontrolü değişimlerini göstermektedir. Gradyan değeri 11 iterasyon boyunca azalma eğilimi göstermiş ancak 3290 gibi yüksek bir değerde kalmıştır; bu, modelin optimum öğrenmeye henüz ulaşamadığını gösterir. Mu değeri 100'e çıkarak modelin daha küçük adımlarla öğrenmeye çalıştığını ortaya koymaktadır. Doğrulama kontrol sayısının 6'ya ulaşması, doğrulama hatasının

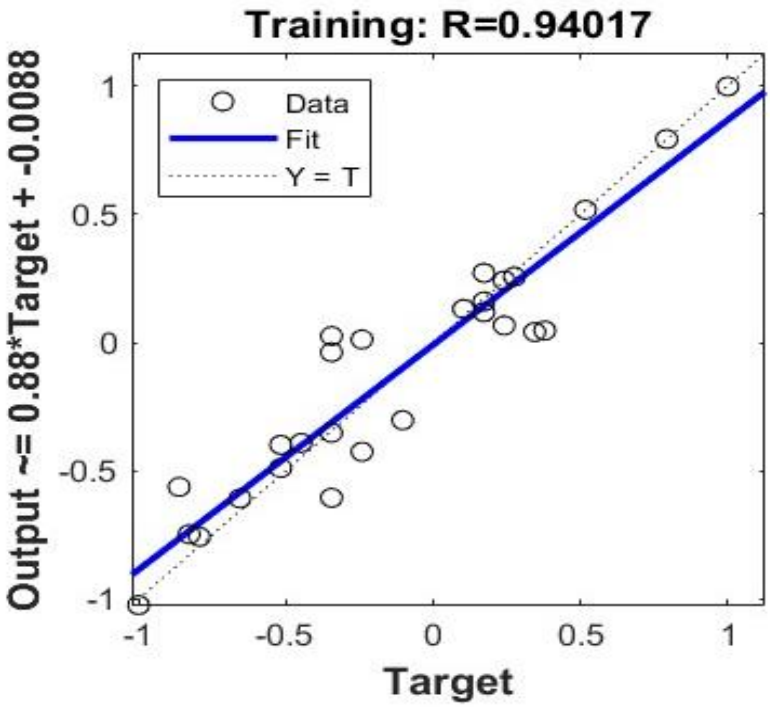
artmaya başlaması nedeniyle eğitim sürecinin erken durdurulduğunu göstermektedir. Bu durum, modelin aşırı öğrenmeye karşı korunduğunu ifade eder.

3.3.2. Nijerya YSA Sonuçları

Nijerya için tamamlanan YSA sonuçları Tablo 7'de gösterilmiştir.

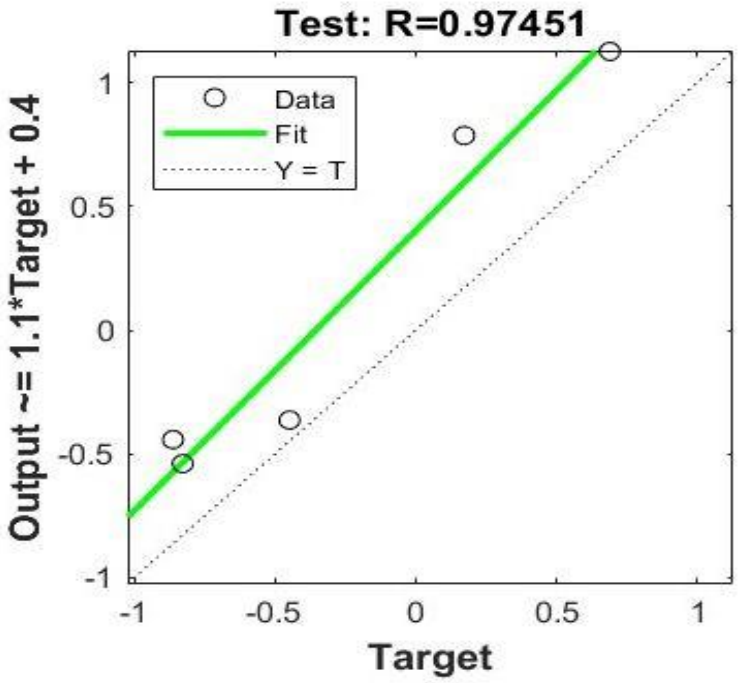
Tablo 7. Nijerya YSA modeli özeti





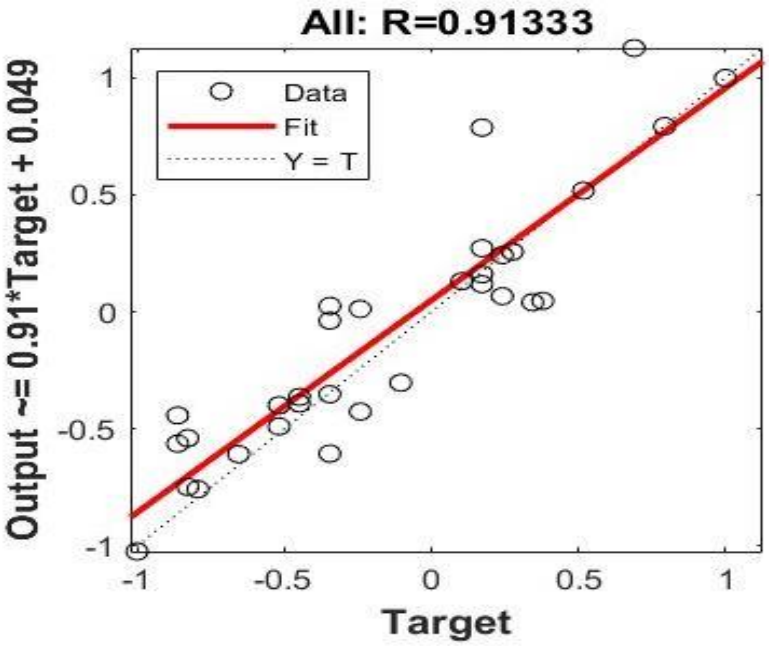
Grafik 9. Nijerya eğitim veri seti grafiği

Eğitim Seti: R değeri 0,94017 ve R^2 değeri 0,884 olarak hesaplanmıştır. Bu değerler, modelin eğitim verileri üzerinde güçlü bir performans sergilediğini ve tahminlerinin genel olarak gerçek verilerle uyumlu olduğunu göstermektedir. R^2 değerinin 0,884 olması, modelin eğitim verisi üzerindeki varyansın yaklaşık %88,40'sini açıklayabilmektedir. Elde edilen doğrusal model Output = 0.88 * Target - 0.0088 olup, hedefe yakın fakat eğimi 1'in altında bir yapı göstermektedir. Bu durum, yüksek değerlerin model tarafından kısmen düşük tahmin edildiğini göstermektedir. Ancak bu sapma tolerans dahilindedir ve modelin overfitting eğiliminde olmadığını göstermektedir (Grafik 9).



Grafik 10. Nijerya test veri seti grafiği

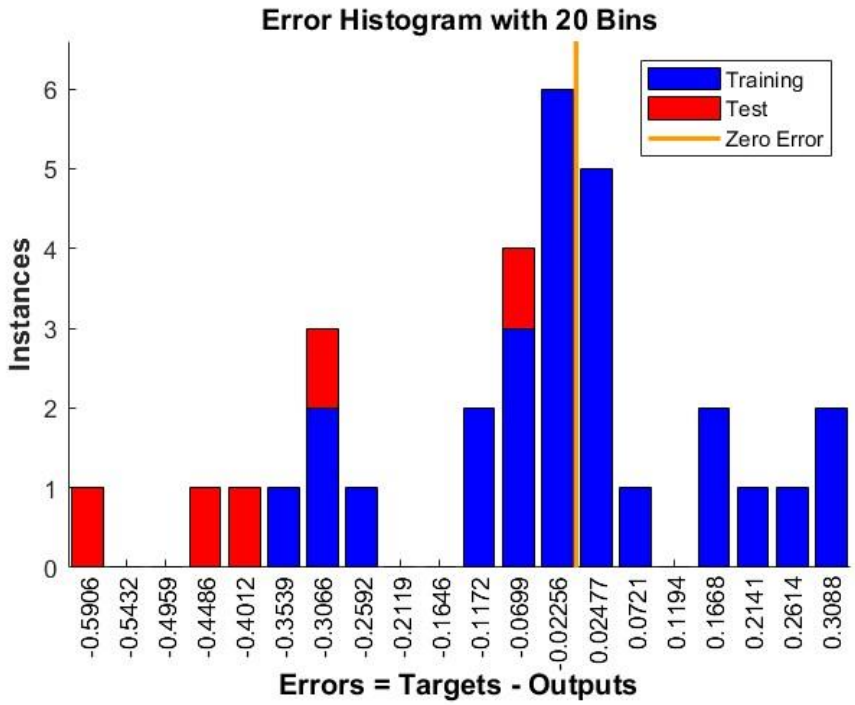
Test verilerine ait regresyon analizinde elde edilen R = 0.97451 değeri son derece yüksek doğrulukla tahmin gerçekleştirebildiğini göstermektedir. Bu değere karşılık gelen R^2 = 0.950 olup, modelin test verisindeki hedef değişkenin %95'ini açıklayabildiği anlamına gelmektedir. Elde edilen regresyon doğrusu Output = 1.1 * Target + 0.4 olup, eğimin 1'in üzerinde olması modelin yüksek değerleri sistematik olarak olduğundan büyük tahmin etme eğiliminde olduğunu ortaya koymaktadır (Grafik 10).



Grafik 11. Nijerya tüm veri seti grafiği

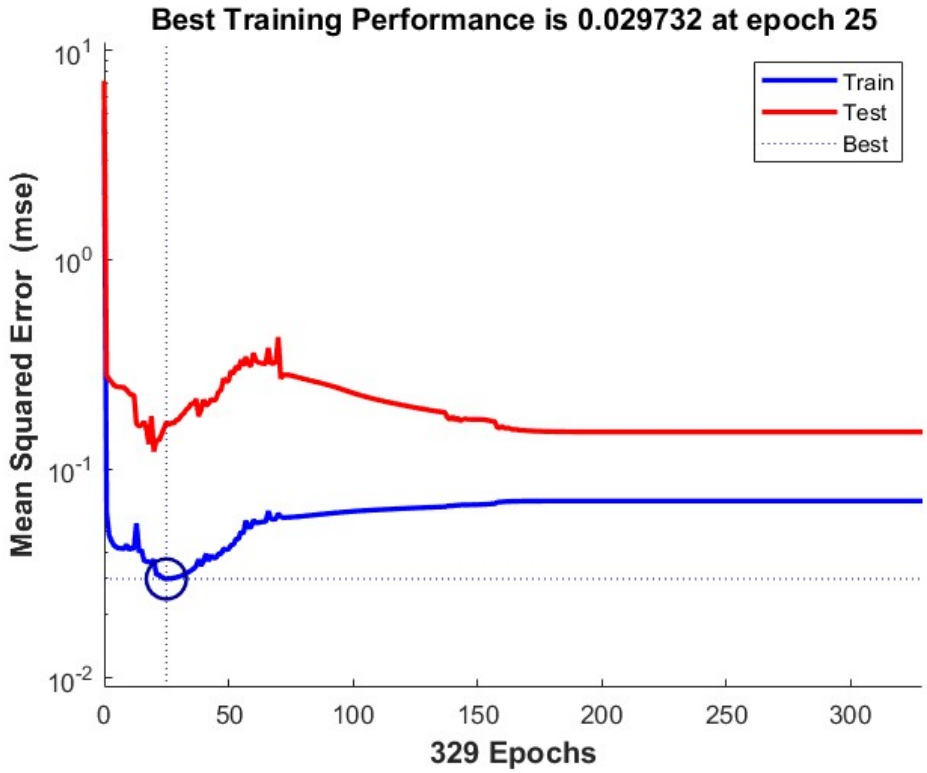
Tüm veri seti için elde edilen regresyon grafiğinde korelasyon katsayısı R = 0.91333 olarak bulunmuştur. Bu durum, modelin tahmin ettiği çıktılar ile hedef değerler arasında kuvvetli bir doğrusal ilişki bulunduğuna işaret etmektedir. Söz konusu değer, yaklaşık R^2 = 0.834 olup; modelin hedef değişkenin %83.4'ünü açıklayabildiğini göstermektedir. Regresyon doğrusu Output = 0.91 * Target + 0.049 şeklindedir.

Genel olarak değerlendirildiğinde, bu YSA modeli yüksek doğrulukta tahminler üretebilen, sade yapılı, iyi genelleme yapan ve verimli öğrenme gerçekleştiren bir yapıdır.



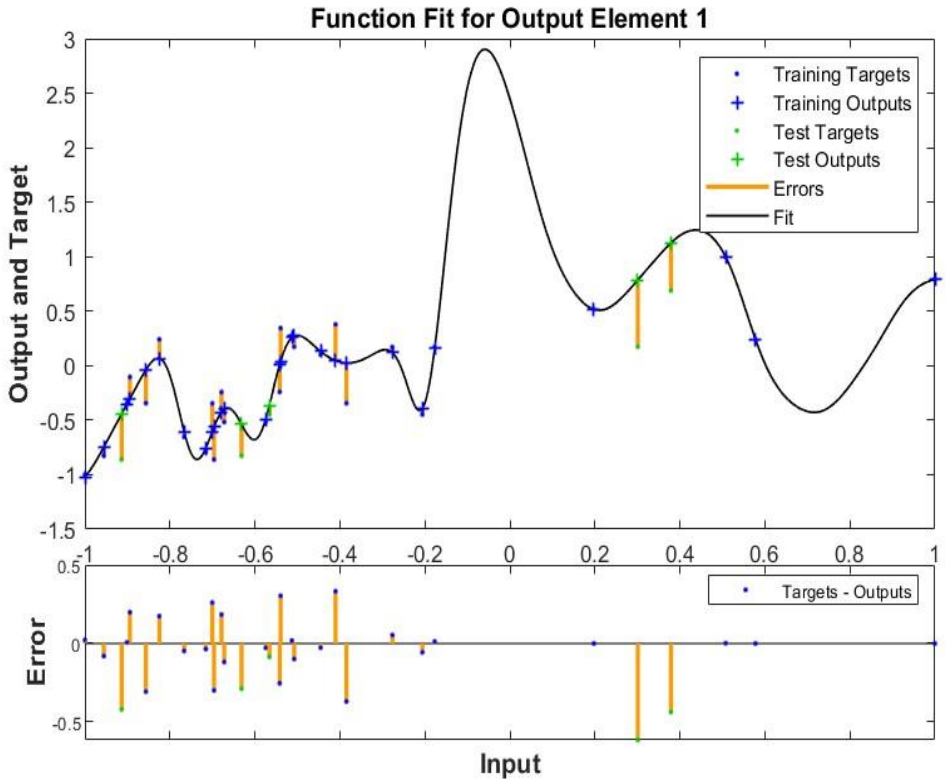
Grafik 12. Nijerya hata histogram eğrisi grafiği

Grafik 10'da, hataların büyük çoğunluğu sıfır merkezli olup, düşük mutlak hata değerlerinde yoğunlaşma göstermektedir. Bununla birlikte, -0.5'e kadar ulaşan az sayıda örnek hatası gözlemlenmiştir; bu noktaların outlier (aykırı değer) niteliği taşıyabileceği düşünülmektedir. Eğitim ve test hatalarının benzer dağılım göstermesi, modelin genelleme başarısını desteklemektedir.



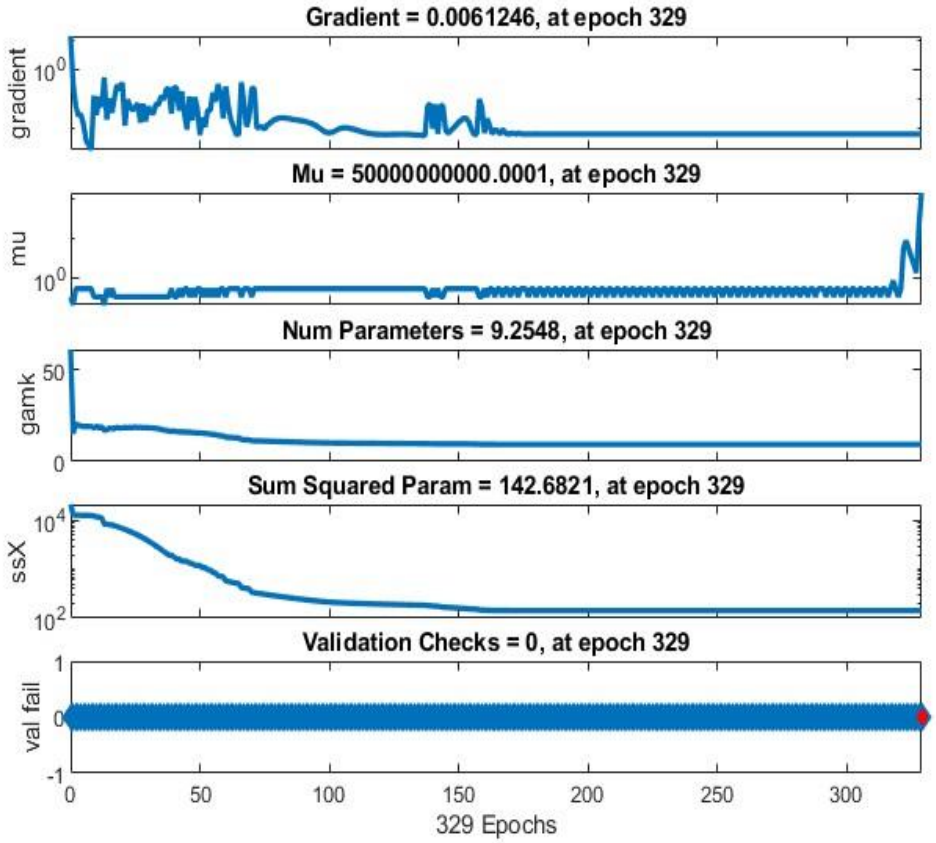
Grafik 13. Nijerya doğrulama performans eğrisi grafiği

Grafik 13'e dayanarak, modelin 25. iterasyonda en iyi doğrulama performansına ulaştığı ve bu noktadan sonra doğrulama ve test hatalarının artmaya başladığı görülüyor. Bu, modelin 25. iterasyondan sonra aşırı uyum yapmaya başladığını ve genel performansın düşebileceğini gösterir.



Grafik 14. Nijerya veri seti için yapay sinir ağı modeline ait fonksiyon uydurma grafiği

Grafik 14'de modelin hem eğitim hem de test verileri üzerindeki performansı görselleştirilmektedir. Modelin ürettiği çıktılar ile gerçek hedefler arasındaki uyumun yüksek olduğu, eğrinin veri noktalarını yakından takip ettiği görülmektedir. Ayrıca hata çubuklarının genellikle düşük genlikte olması, modelin genel doğruluğunu ve istikrarını ortaya koymaktadır. Hata dağılımının dengeli olması da modelin sistematik hatalardan kaçındığını ve genelleme yeteneğinin güçlü olduğunu göstermektedir. Bu sonuçlar, yapay sinir ağı modelinin ilgili veri seti üzerinde başarılı bir tahminleme yaptığına işaret etmektedir.



Grafik 15. Nijerya veri seti için YSA eğitimde gradyan, mu ve doğrulama kontrollerinin iterasyon bazında değişimi

Bu grafik, Bayesian Regularization algoritması ile eğitilen YSA modelinin başarıyla yakınsadığını ve aşırı öğrenmeden kaçındığını göstermektedir. Düşük gradyan değeri, azalan parametre toplamı ve etkin parametre sayısındaki düşüş, modelin düzenli ve kontrollü bir şekilde öğrenme gerçekleştirdiğini göstermektedir. Özellikle validation check değerinin sıfır olması, algoritmanın içsel olarak genelleme yeteneğini optimize ettiğini ve ek bir doğrulama setine ihtiyaç duymadığını ortaya koymaktadır.

3.3.3. Teksas YSA Sonuçları

Teksas için tamamlanan YSA sonuçları Tablo 8'de gösterilmiştir.

Tablo 8. Teksas YSA modeli özeti

Model Summary

Train a neural network to map predictors to continuous responses.

Data

Predictors: Maliyet_texas - [55x1 double]

Responses: Sure_texas - [55x1 double]

Maliyet_texas: double array of 55 observations with 1 features.

Sure_texas: double array of 55 observations with 1 features.

Algorithm

Data division: Random

Training algorithm: Levenberg-Marquardt

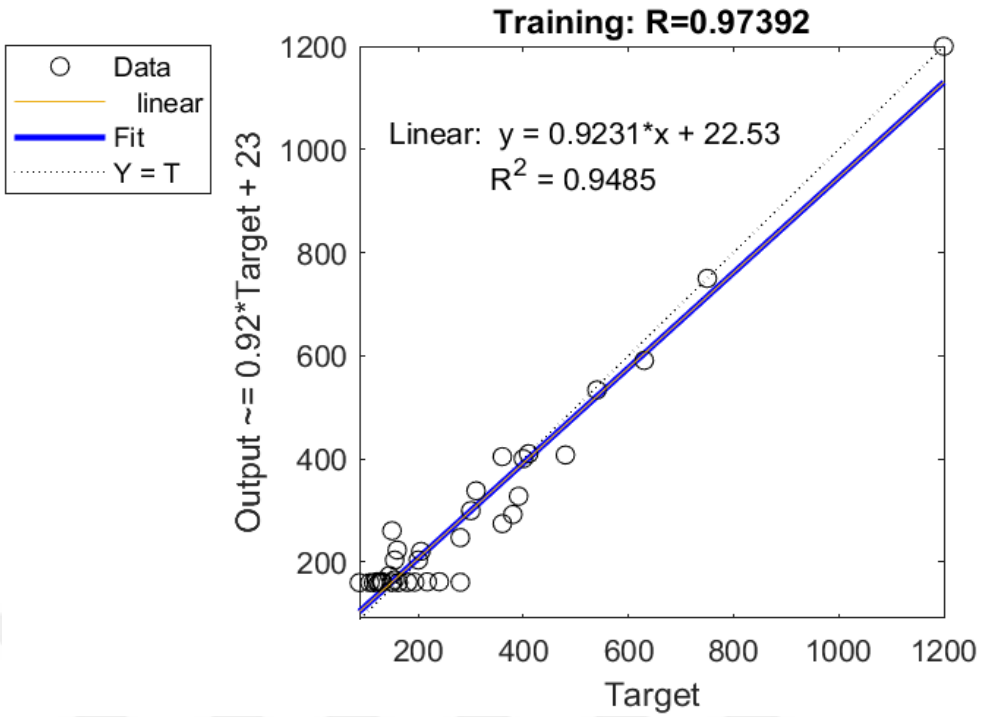
Performance: Mean squared error

Training Results

Training start time: 25-Aug-2024 01:44:52

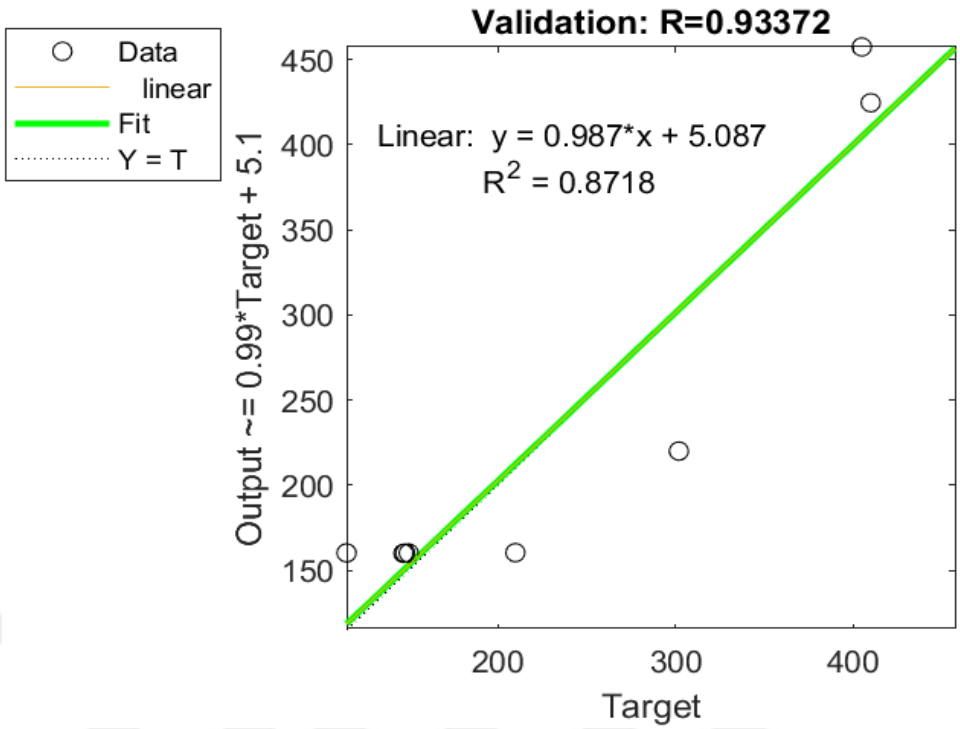
Layer size: 10

	Observations	MSE	R
Training	39	2.3797e+03	0.9739
Validation	8	1.8244e+03	0.9337
Test	8	5.2032e+03	0.8642



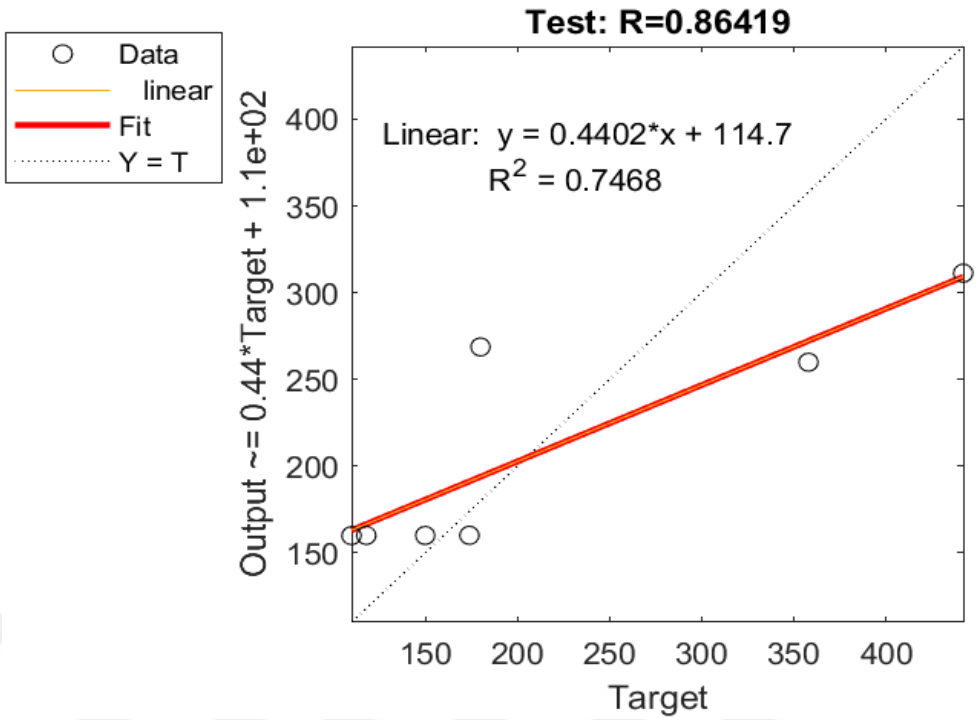
Grafik 16. Teksas eğitim veri seti grafiği

Eğitim Seti: R değeri 0,97392 ve R^2 değeri 0,9485 olarak hesaplanmıştır (Grafik 16). Bu değerler, modelin eğitim verileri üzerinde son derece güçlü bir ilişki kurduğunu ve tahminlerinin gerçek değerlere çok yakın olduğunu göstermektedir. Eğitim setindeki bu yüksek performans, modelin verileri çok iyi öğrendiğini ve eğitim sürecinde mükemmel bir uyum sağladığını ifade eder. Yani, model eğitim verisine iyi bir şekilde uyum sağlamış ve bu verilerdeki tahmin hatalarını minimumda tutmuştur.



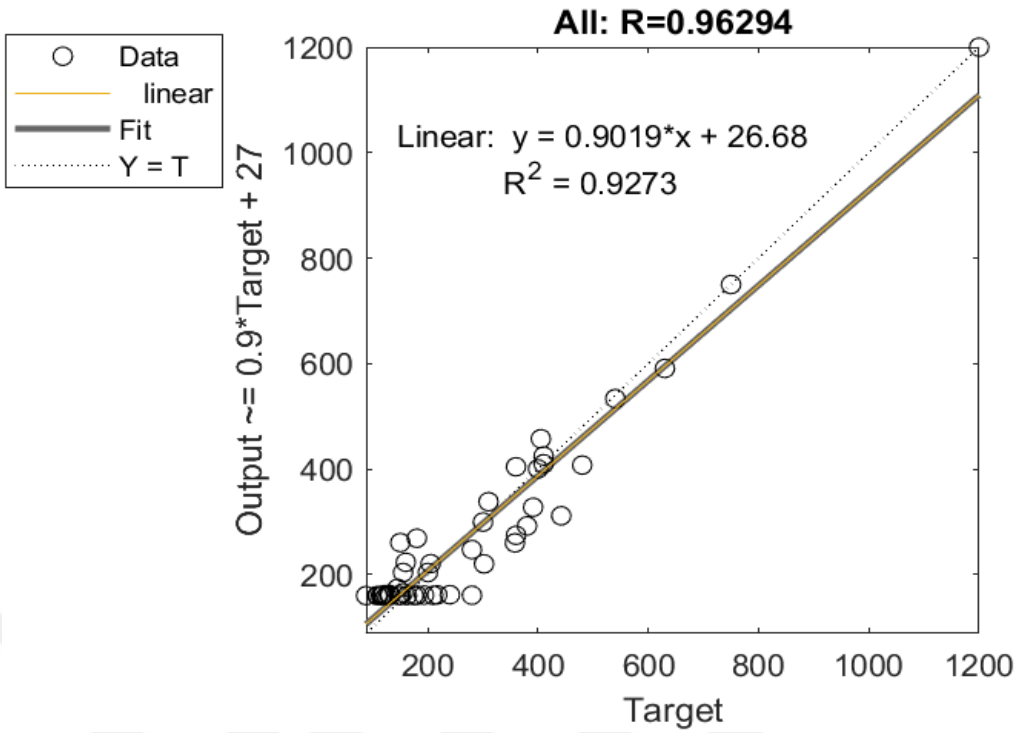
Grafik 17. Teksas doğrulama veri seti grafiği

Doğrulama Seti: R değeri 0,93372 ve R^2 değeri 0,8718 olarak hesaplanmıştır (Grafik 17). Bu sonuçlar, modelin doğrulama verileri üzerinde de oldukça iyi bir performans sergilediğini ancak eğitim setine kıyasla biraz daha fazla sapma olduğunu göstermektedir. Bu, modelin doğrulama verisi üzerinde hala iyi tahminler yaptığını, ancak eğitim verisine kıyasla biraz daha düşük bir uyum sağladığını gösterir. Bu fark, modelin doğrulama setindeki verileri eğitim setindeki kadar iyi öğrenmediğini, ancak yine de güçlü bir genelleme kabiliyeti sergilediğini gösterir.



Grafik 18. Teksas test veri seti grafiği

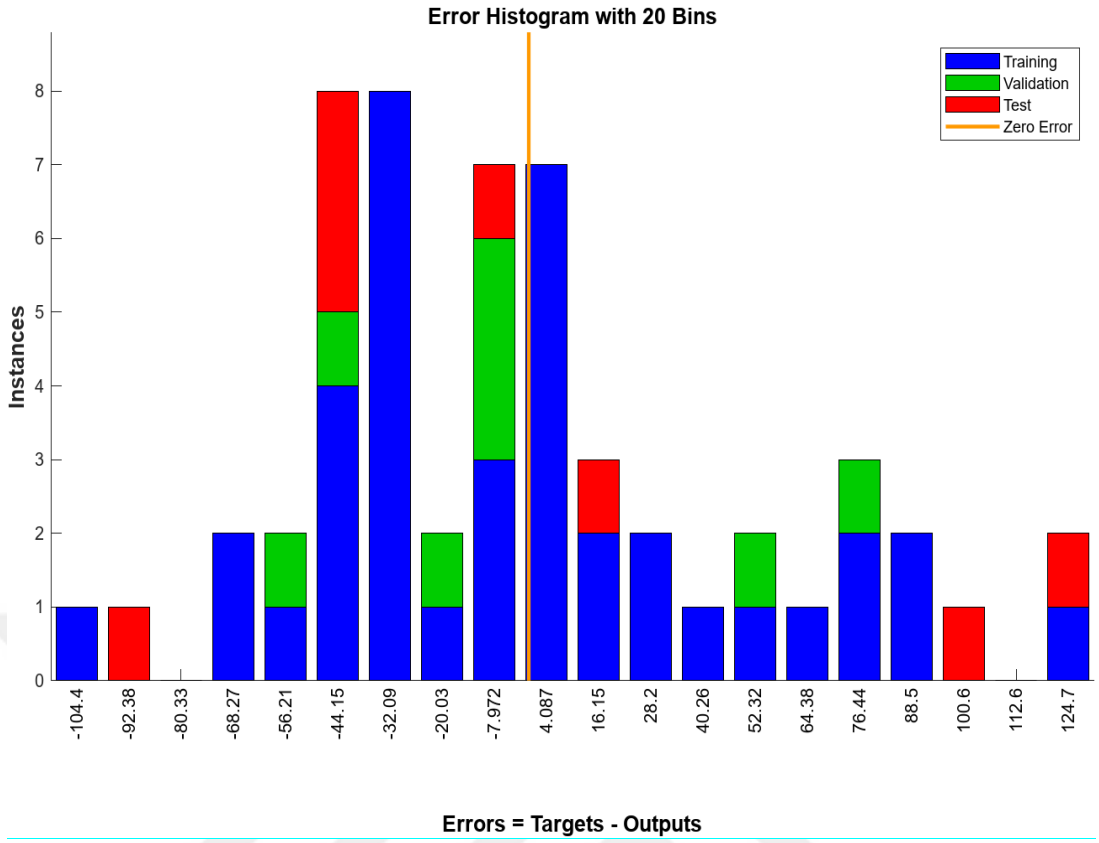
Test Seti: R değeri 0,86419 ve R^2 değeri 0,7468 olarak bulunmuştur (Grafik 18). Bu değerler, modelin test setindeki performansının eğitim ve doğrulama setlerine kıyasla daha düşük olduğunu gösterir. Ancak, R ve R^2 değerleri hala kabul edilebilir düzeydedir, bu da modelin test verileri üzerinde yeterli bir doğruluk seviyesinde çalıştığını gösterir. Test setindeki bu düşüş, modelin yeni ve daha önce görülmemiş verilerle başa çıkma yeteneğinin eğitim ve doğrulama setlerine göre biraz sınırlı olduğunu gösterir. Yine de modelin performansı, tahminlerin genel olarak makul bir doğrulukta olduğunu göstermektedir.



Grafik 19. Teksas tüm veri seti grafiği

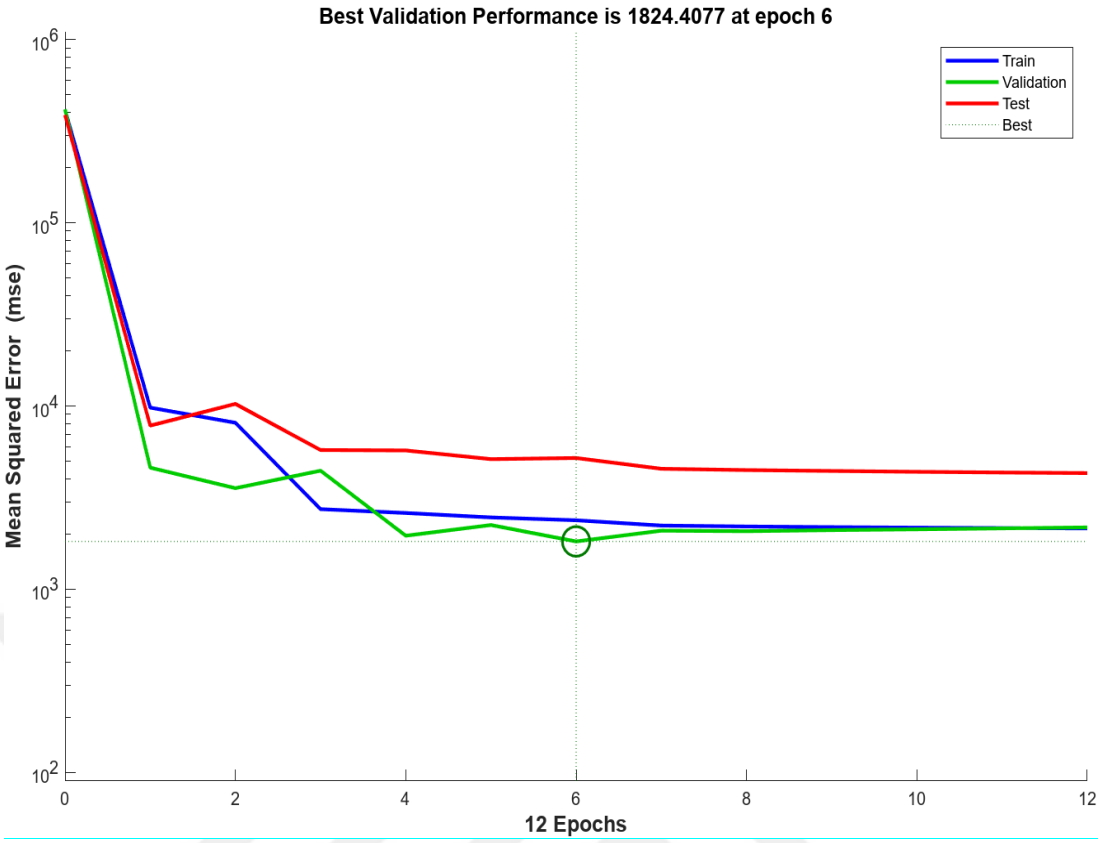
Genel Veri Seti: R değeri 0,96294 ve R^2 değeri 0,9273 olarak hesaplanmıştır (Grafik 19). Bu sonuçlar, modelin tüm veri seti üzerinde de güçlü bir performans sergilediğini ve tahminlerinin büyük ölçüde gerçek değerlere yakın olduğunu gösterir. Bu yüksek R ve R^2 değerleri, modelin genelde veri setine iyi uyum sağladığını ve verinin büyük bir kısmını doğru bir şekilde modellediğini gösterir.

Sonuç olarak, YSA modeli, eğitim setinde en yüksek performansı gösterirken, doğrulama setinde hala iyi bir performans sergilemiş ancak biraz daha düşük bir uyum göstermiştir. Test setinde ise performans daha düşük olsa da, model hala makul bir doğruluk seviyesinde kalmıştır. Genel olarak, modelin performansı oldukça iyidir ve büyük ölçüde doğru tahminler yapmaktadır. Bu da modelin genelleme yeteneğinin iyi olduğunu, ancak test verileri üzerindeki performansını iyileştirmek için bazı ek iyileştirmelere ihtiyaç duyabileceğini gösterir.



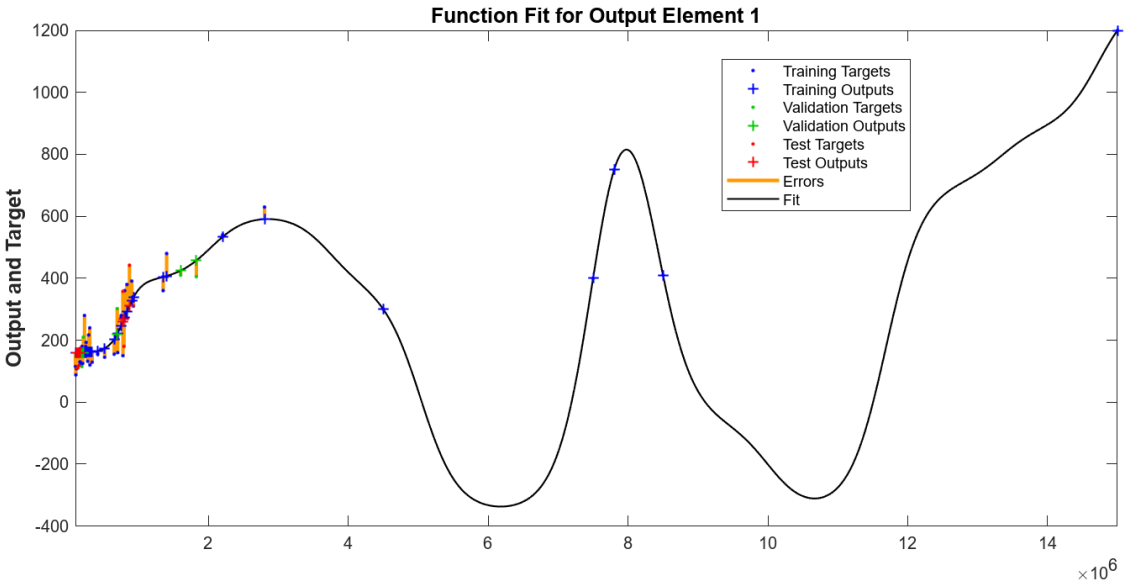
Grafik 20. Teksas hata histogramı eğrisi grafiği

Eğitim ve doğrulama hatalarının merkezde yoğunlaşması, modelin eğitildiği veriler üzerinde iyi bir performans gösterdiğine işaret eder. Modelin hatalarının çoğunlukla sıfıra yakın olması, tahminlerinin genel olarak doğru olduğunu, ancak bazı durumlarda önemli hatalar yapabileceğini gösterir.



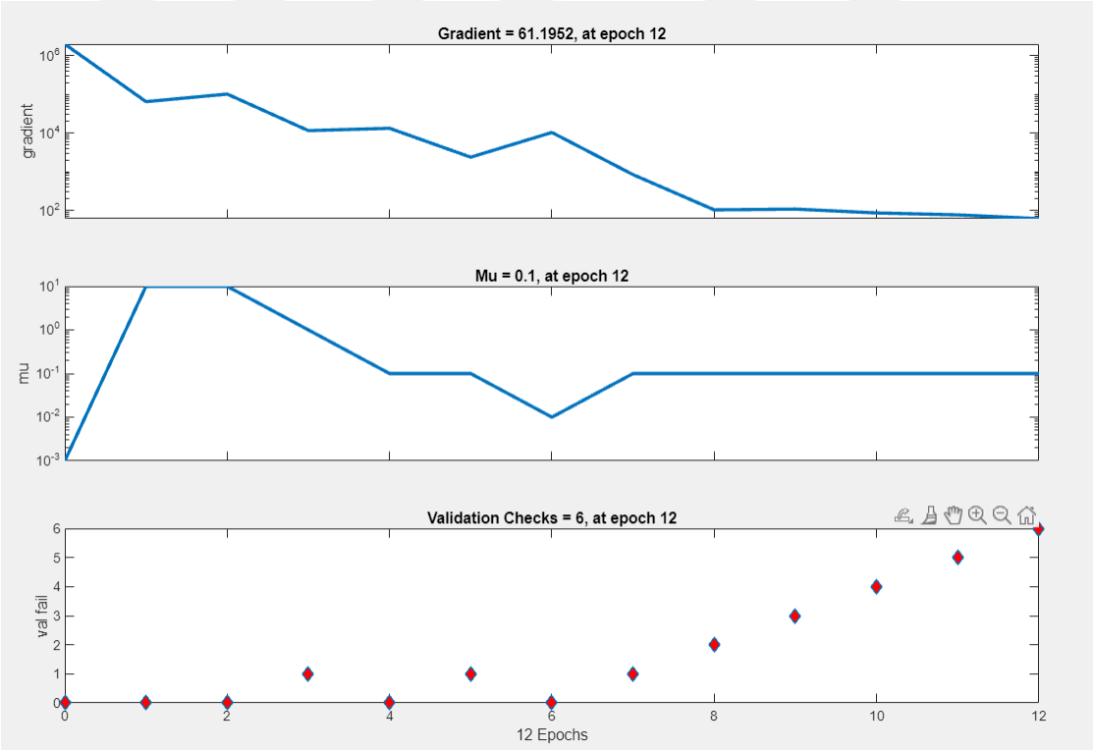
Grafik 21. Teksas doğrulama performans eğrisi grafiği

Grafik 21'e dayanarak, modelin 6. iterasyonda en iyi doğrulama performansına ulaştığı ve bu noktadan sonra doğrulama ve test hatalarının artmaya başladığı görülüyor. Bu, modelin 6. iterasyondan sonra aşırı uyum yapmaya başladığını ve genel performansın düşebileceğini gösterir.



Grafik 22. Teksas veri seti için yapay sinir ağı modeline ait fonksiyon uydurma grafiği

Grafik 22, modelin özellikle düşük ve orta maliyetli projelerde yüksek tahmin başarısı gösterdiğini, ancak yüksek maliyetli projelerde sapmalar yaşadığını ortaya koymaktadır. Tahmin hatalarının bazı bölgelerde artması, modelin veri dağılımına bağlı olarak genelleme yeteneğinde zayıflık olabileceğini göstermektedir.



Grafik 23. Teksas veri seti için YSA eğitimde gradyan, mu ve doğrulama kontrollerinin iterasyon bazında değişimi

Grafikler, modelin eğitim sürecinin erken durdurulduğunu, ancak modelin henüz tam anlamıyla yakınsamaya ulaşmadan bu durdurmanın gerçekleştiğini göstermektedir. Düşen mu değeri ve orta seviyedeki gradyan, modelin öğrenmeye devam edebileceğini işaret etmektedir. Eğitim sürecinin daha fazla iterasyona izin verilerek sürdürülmesi, model performansını artırabilir.

3.3.4. Muhtelif Ülkeler YSA Sonuçları

Muhtelif ülkeler için tamamlanan YSA sonuçları Tablo 9'da gösterilmiştir.

Tablo 9. Muhtelif ülkeler YSA modeli özeti

Model Summary

Train a neural network to map predictors to continuous responses.

Data

Predictors: Maliyet_muhtelifulkeler - [209x1 double]

Responses: Sure_muhtelifulkeler - [209x1 double]

Maliyet_muhtelifulkeler: double array of 209 observations with 1 features.

Sure_muhtelifulkeler: double array of 209 observations with 1 features.

Algorithm

Data division: Random

Training algorithm: Levenberg-Marquardt

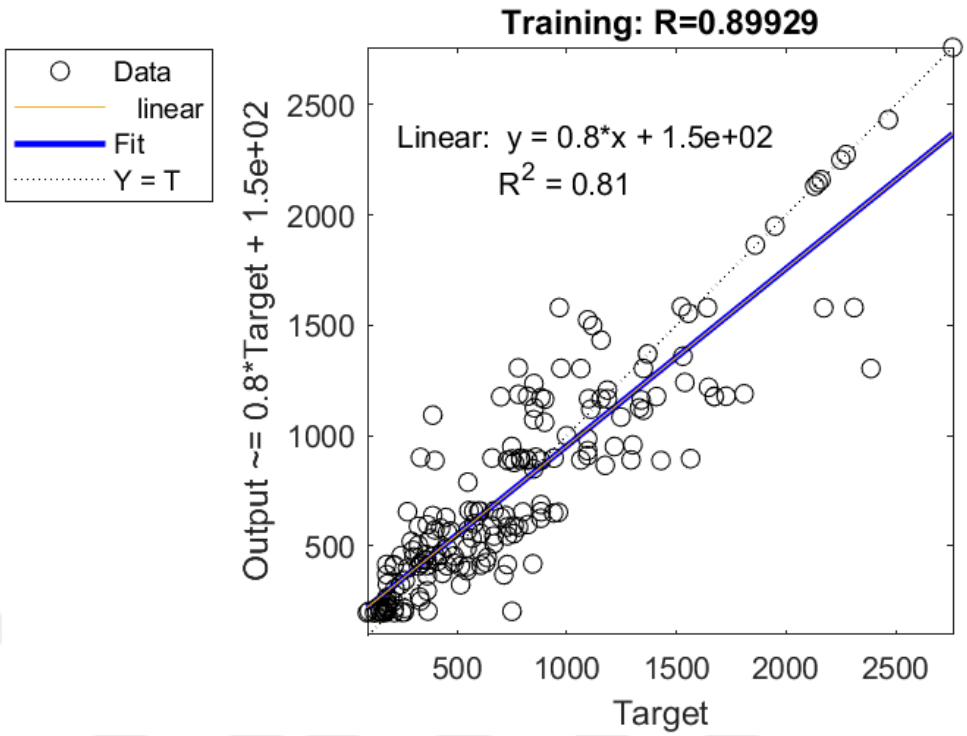
Performance: Mean squared error

Training Results

Training start time: 25-Aug-2024 03:05:43

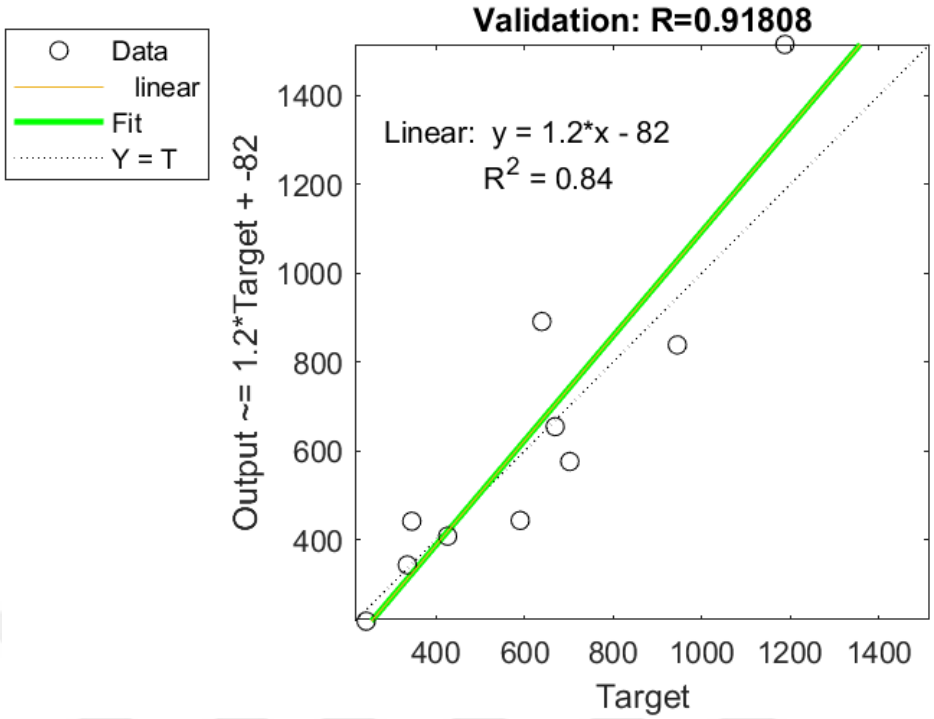
Layer size: 60

	Observations	MSE	R
Training	189	5.9699e+04	0.8993
Validation	10	2.2993e+04	0.9181
Test	10	1.3992e+05	0.7601



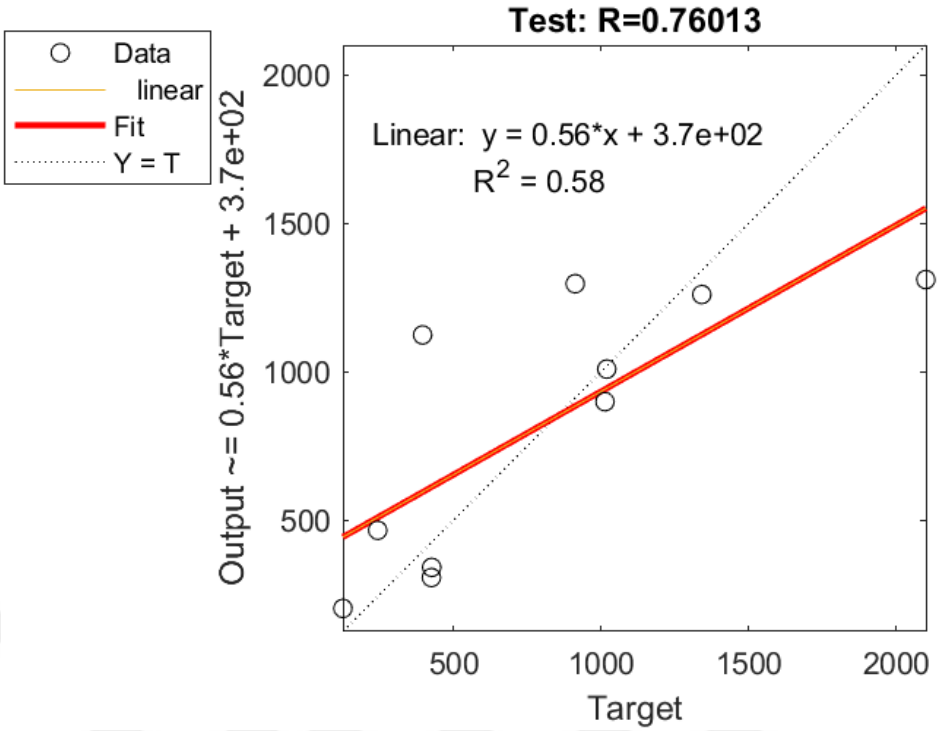
Grafik 24. Muhtelif Ülkeler eğitim veri seti grafiği

Eğitim Veri Seti için modelin R değeri 0,89929 ve R^2 değeri 0,81 olarak hesaplanmıştır. Bu değerler, modelin eğitim verileri üzerindeki tahminlerinin gerçek hedef değerlerle yüksek bir korelasyona sahip olduğunu ve verinin %81'ini açıklayabildiğini gösterir. Bu, modelin eğitim verisi üzerinde başarılı bir şekilde öğrenim yaptığını ve tahminlerinde isabetli olduğunu belirtir.



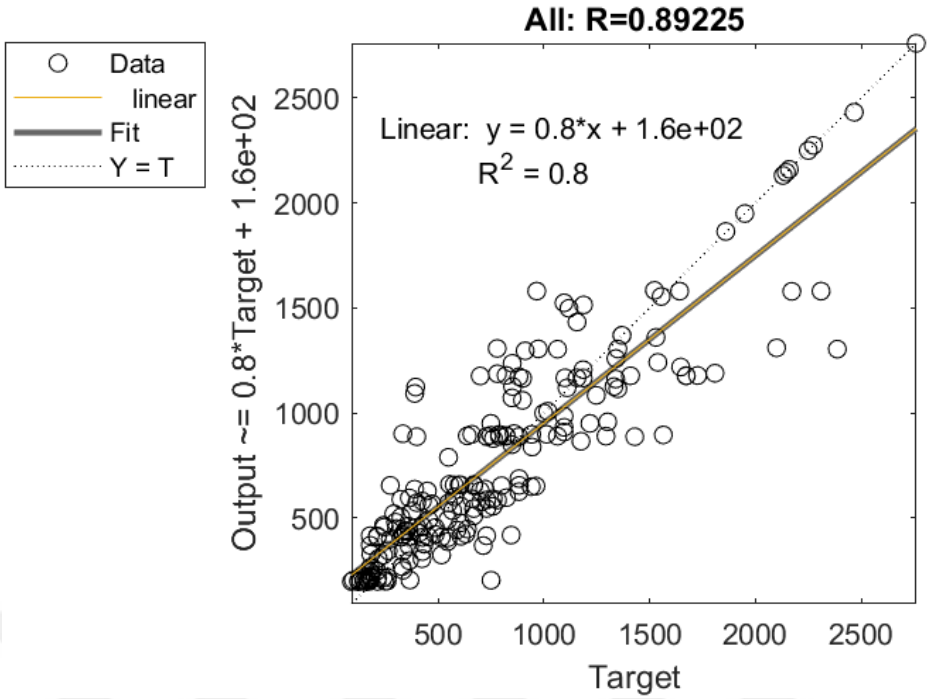
Grafik 25. Muhtelif Ülkeler doğrulama veri seti grafiği

Doğrulama Veri Setinde ise R = 0,91808 ve R^2 = 0,84 olarak bulunmuştur (Grafik 20). Doğrulama setindeki yüksek R ve R^2 değerleri, modelin daha önce görmediği veri üzerinde de iyi performans sergilediğini ve genelleme kabiliyetinin tatmin edici düzeyde olduğunu gösterir. Bu, modelin doğrulama verisi üzerindeki tahminlerinin doğru olduğunu ve aşırı uyuma uğramadığını gösterir.



Grafik 26. Muhtelif Ülkeler test veri seti grafiği

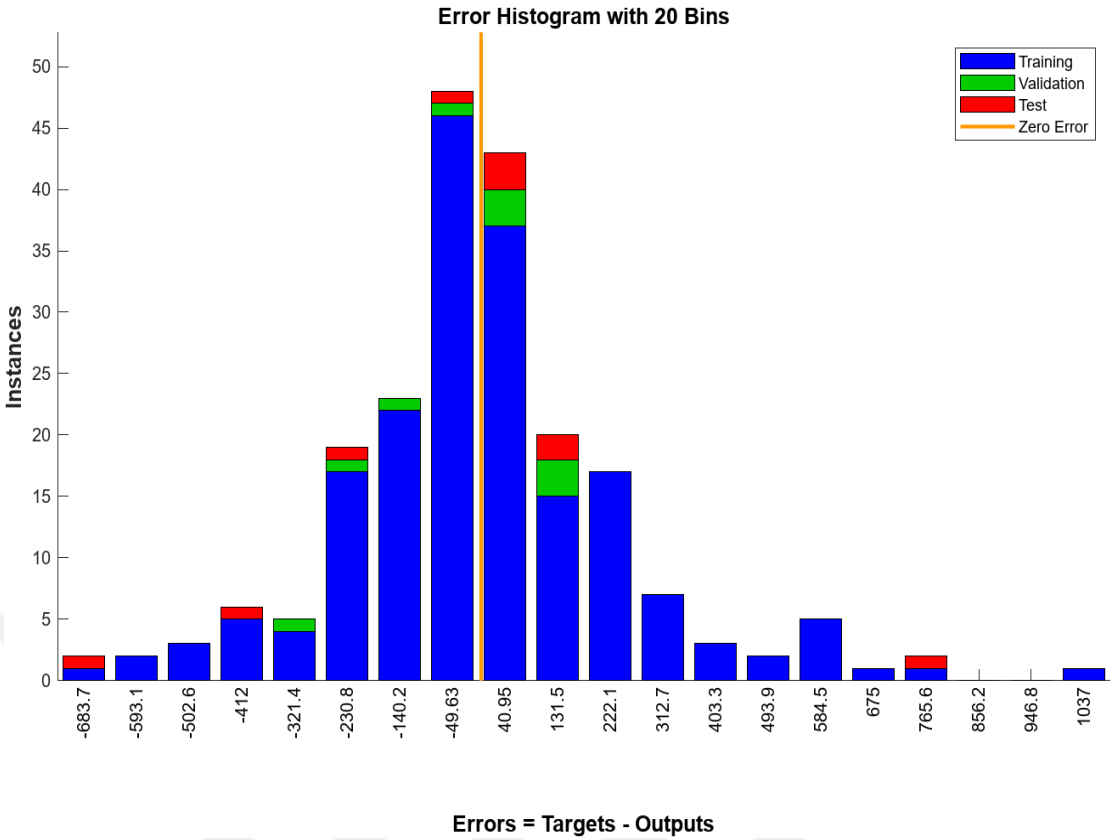
Test Seti sonuçlarına baktığımızda, R değeri 0.76013 ve R^2 değeri 0.58'dir. Bu değerler, modelin test setindeki tahminlerinin gerçek hedeflerle daha düşük bir korelasyona sahip olduğunu ve verinin sadece %58'ini açıklayabildiğini gösterir. Test setindeki bu performans düşüşü, modelin genelleme kabiliyetinin eğitim ve doğrulama setlerine göre sınırlı olduğunu ve muhtemelen aşırı öğrenme problemi yaşadığını düşündürmektedir. Bu durum, modelin yeni veriler üzerindeki performansının geliştirilmesi gerektiğine işaret eder.



Grafik 27. Muhtelif Ülkeler tüm veri seti grafiği

Tüm Veri Seti üzerinde yapılan değerlendirmede, R = 0,89225 ve R^2 = 0,8 olarak bulunmuştur (Grafik 27). Bu değerler, modelin genel olarak tüm veri setindeki hedef değerlerle iyi bir uyum içinde olduğunu ve verinin %80'ini açıklayabildiğini gösterir.

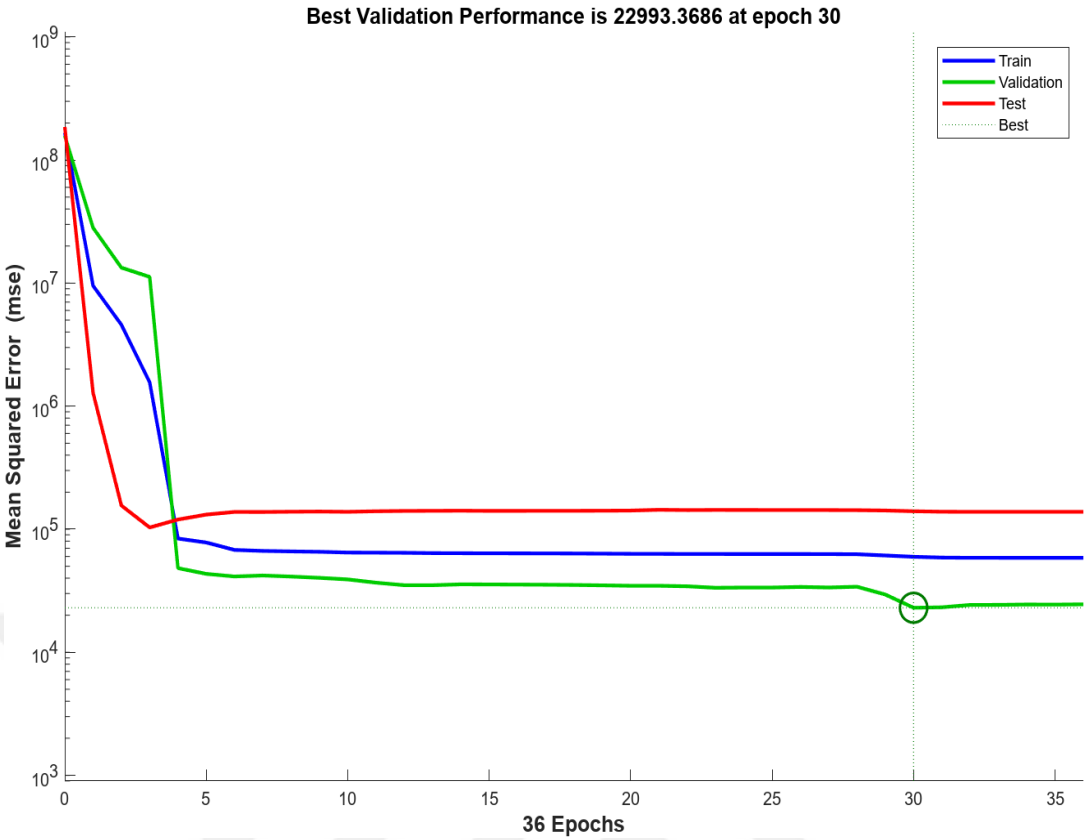
Genel olarak, model eğitim ve doğrulama setlerinde iyi performans sergilemekte, ancak test setindeki daha düşük performans (daha düşük R ve R^2 değerleri) modelin genelleme kabiliyetinin sınırlı olduğunu göstermektedir. Modelin test verisi üzerindeki performansını artırmak için aşırı öğrenmeyi azaltıcı yöntemler kullanılabilir veya modelin daha fazla veriyle yeniden eğitilmesi düşünülebilir.



Grafik 28. Muhtelif Ülkeler hata histogramı eğrisi grafiği

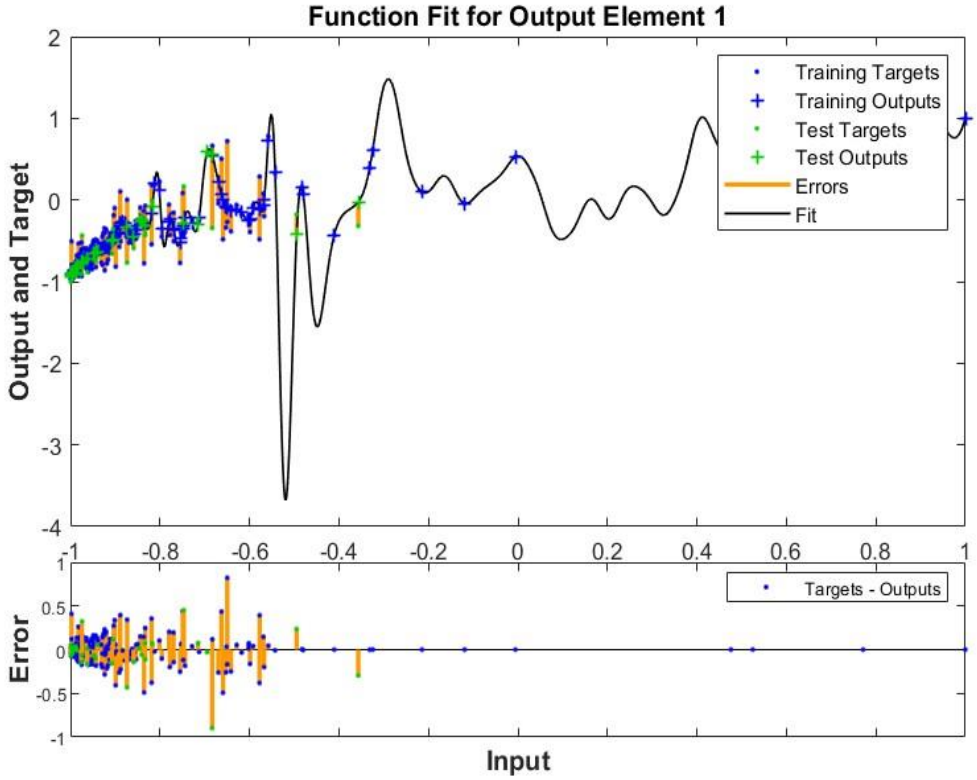
Çubukların çoğunun sıfıra yakın olduğu (yani modelin hedeflere yakın tahminler yaptığı) ve hataların çoğunun küçük değerlerde yoğunlaştığı görülmüğştür (Grafik 23). Ancak, bazı veri noktaları için hataların büyük olduğu da dikkat çekiyor. Bu durum, modelin bazı veri noktalarında yüksek hata oranlarına sahip olabileceğini gösterir.

Hata histogramı, modelin genel olarak iyi bir performans gösterdiğini, ancak bazı veri noktalarında yüksek hatalar yapabileceğini gösteriyor.



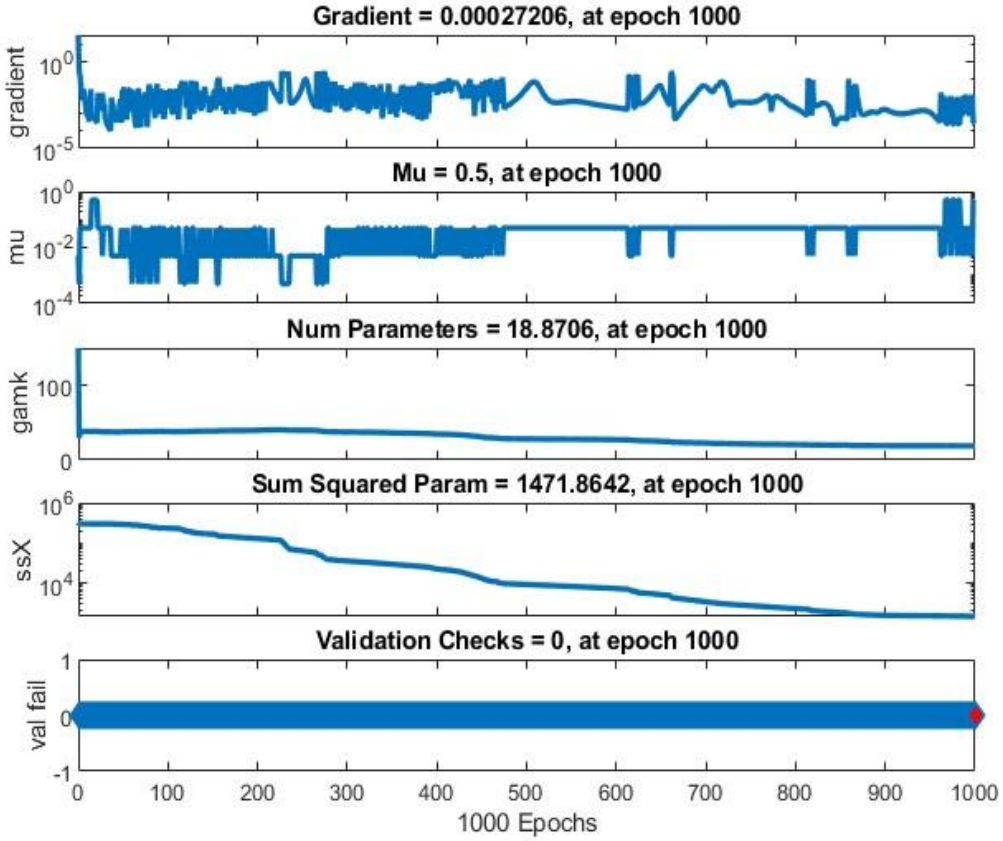
Grafik 29. Muhtelif Ülkeler doğrulama performans eğrisi grafiği

En iyi doğrulama performansı (minimum hata) 30. iterasyonda elde edilmiş ve bu nokta grafikte işaretlenmiş (Grafik 29). Bu, modelin doğrulama setinde en iyi sonuçları 30. iterasyonda verdiği anlamına gelir. Bu noktada modelin genelleme kabiliyetinin en iyi durumda olduğunu gösterir.



Grafik 30. Muhtelif Ülkeler veri seti için yapay sinir ağı modeline ait fonksiyon uydurma grafiği

Model, eğitim verisinin yoğun olduğu bölgelerde yüksek doğrulukla tahmin üretmiştir. Ancak bazı dar aralıklarda aşırı uyum (overfitting) belirtileri gözlemlenmiş ve modelin genelleme kapasitesi sınırlı kalmıştır. Tahmin hatalarının dengeli dağılmaması ve eğrideki sert dalgalanmalar, ağın fazla karmaşık yapı öğrenmeye çalıştığını göstermektedir (Grafik 30).



Grafik 31. Muhtelif Ülkeler veri seti için YSA eğitimde gradyan, mu ve doğrulama kontrollerinin iterasyon bazında değişimi

Bu grafik, Bayesian Regularization algoritmasıyla eğitilen YSA modelinin, yüksek epoch sayısına rağmen istikrarlı bir şekilde yakınsadığını ve öğrenme sürecini tamamladığını göstermektedir. Düşük gradyan değeri, etkin parametre sayısındaki sınırlama ve azalan ağırlık toplamı, modelin aşırı öğrenmeden kaçındığını ve genelleme yeteneğini koruduğunu ortaya koymaktadır. Bu sonuçlar, karmaşık veri yapılarında bile BR algoritmasının sağlam ve dengeli bir öğrenme süreci sunduğunu doğrulamaktadır.

3.3.5. Türkiye YSA Sonuçları

Türkiye için tamamlanan YSA sonuçları Tablo 10'da gösterilmiştir.

Tablo 10. Türkiye YSA modeli özeti

Neural Network Training (25-May-2025 22:31:21)

Network Diagram

Training Results

Training finished: Reached maximum number of epochs

Training Progress

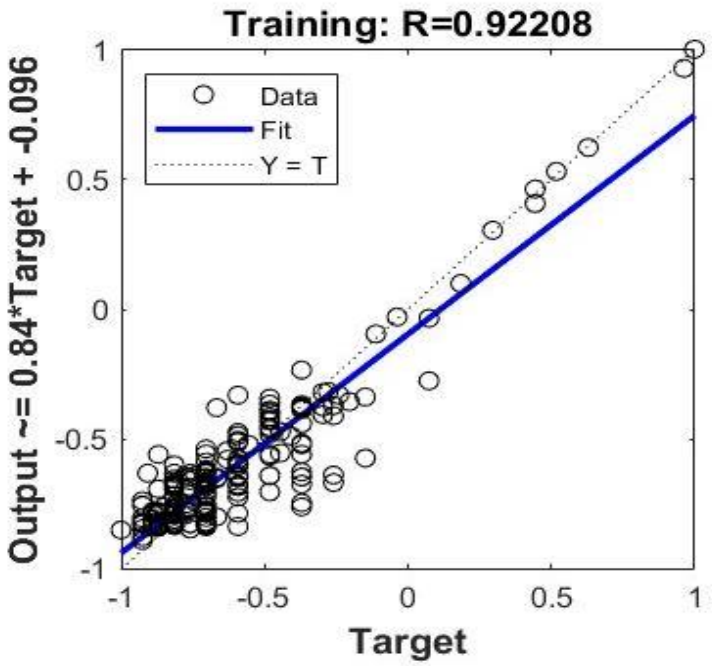
Unit	Initial Value	Stopped Value	Target Value
Epoch	0	1000	1000
Elapsed Time	-	00:06:16	-
Performance	5.36	0.0153	0
Gradient	34.3	0.00711	1e-07
Mu	0.005	0.5	1e+10
Effective # Param	1.75e+03	66.4	0
Sum Squared P...	1.91e+03	193	0

Training Algorithms

Data Division: Random dividerand
Training: Bayesian Regularization trainbr
Performance: Mean Squared Error mse
Calculations: MEX

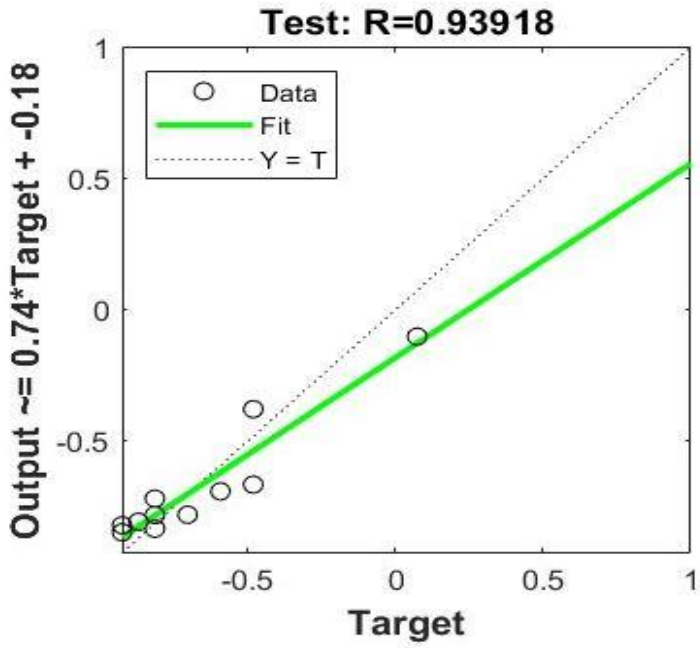
Training Plots

Performance | Training State
Error Histogram | Regression
Fit



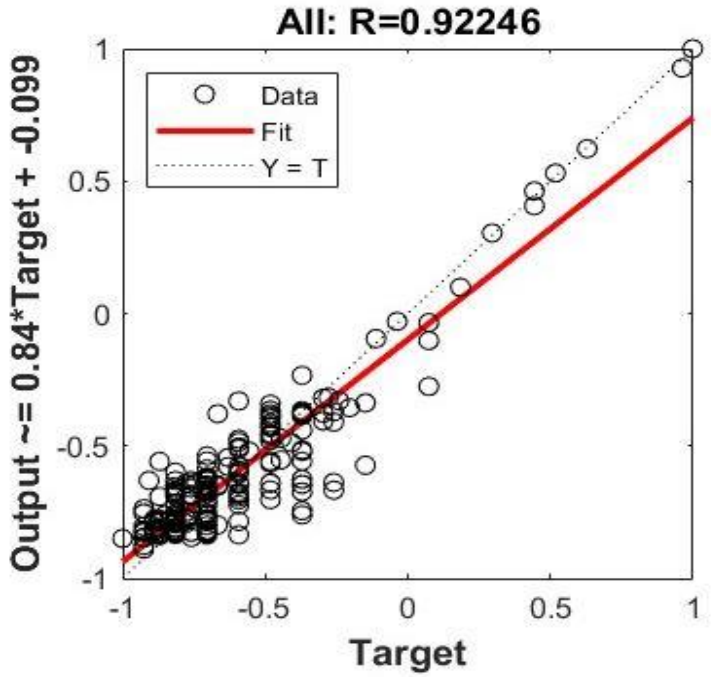
Grafik 32. Türkiye eğitim veri seti grafiği

Eğitim verisi üzerinde yapılan regresyon analizinde elde edilen R = 0.92208 değeri, modelin eğitilen veriler üzerinde oldukça yüksek bir doğrulukla çalıştığını göstermektedir (Grafik 32). Bu değer, $R^2 \approx 0.850$ düzeyinde olup, eğitim verisindeki varyansın yaklaşık %85'inin açıklanabildiğini göstermektedir. Regresyon denklemi Output = 0.84 * Target - 0.096 olup eğimin 1'in altında kalması, modelin yüksek değerleri bir miktar düşük tahmin etme eğiliminde olduğunu ortaya koymaktadır.



Grafik 33. Türkiye test veri seti grafiği

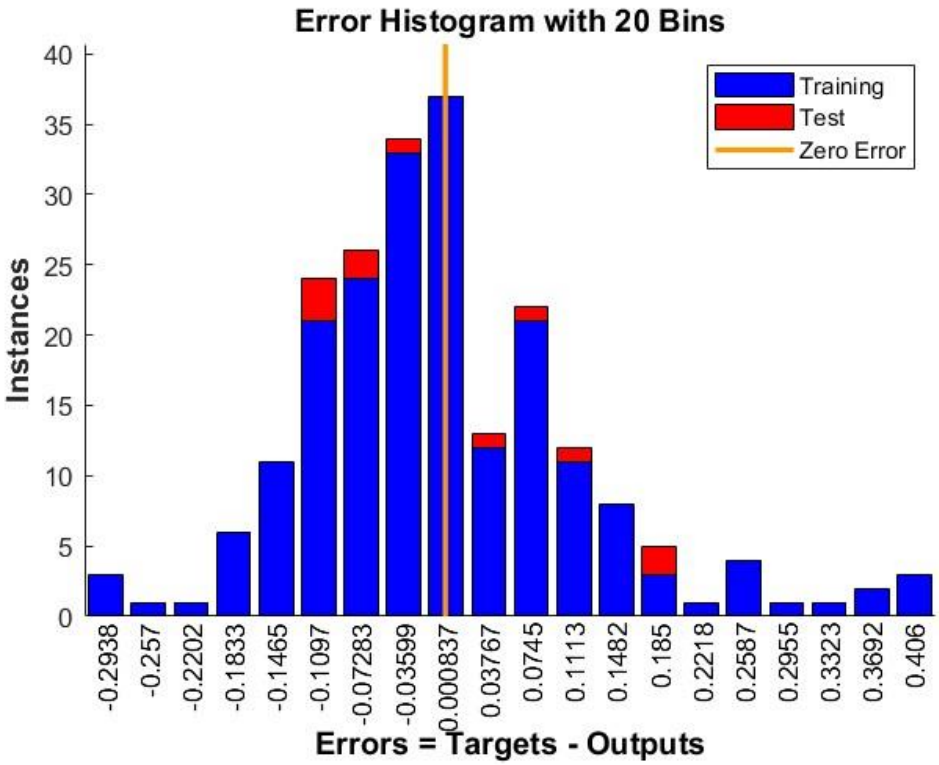
Test verisi için elde edilen regresyon sonucunda R = 0.93918 gibi oldukça yüksek bir korelasyon katsayısı elde edilmiştir (Grafik 33). Bu, modelin daha önce görmediği verilere karşı da güçlü genelleme kabiliyetine sahip olduğunu göstermektedir. Elde edilen regresyon eğrisi Output = 0.74 * Target - 0.18 şeklindedir. Eğimin 1'den düşük olması, test verisinde de sistematik olarak hafif eksik tahmin eğilimi bulunduğuna işaret etmektedir. Ancak bu, aşırı öğrenme olmadığını ve modelin gerçekçi tahminler yaptığını ortaya koymaktadır. Bu değere karşılık gelen R^2 = 0.882, test verisinde %88.2 açıklayıcılık sağlamaktadır.



Grafik 34. Türkiye tüm veri seti grafiği

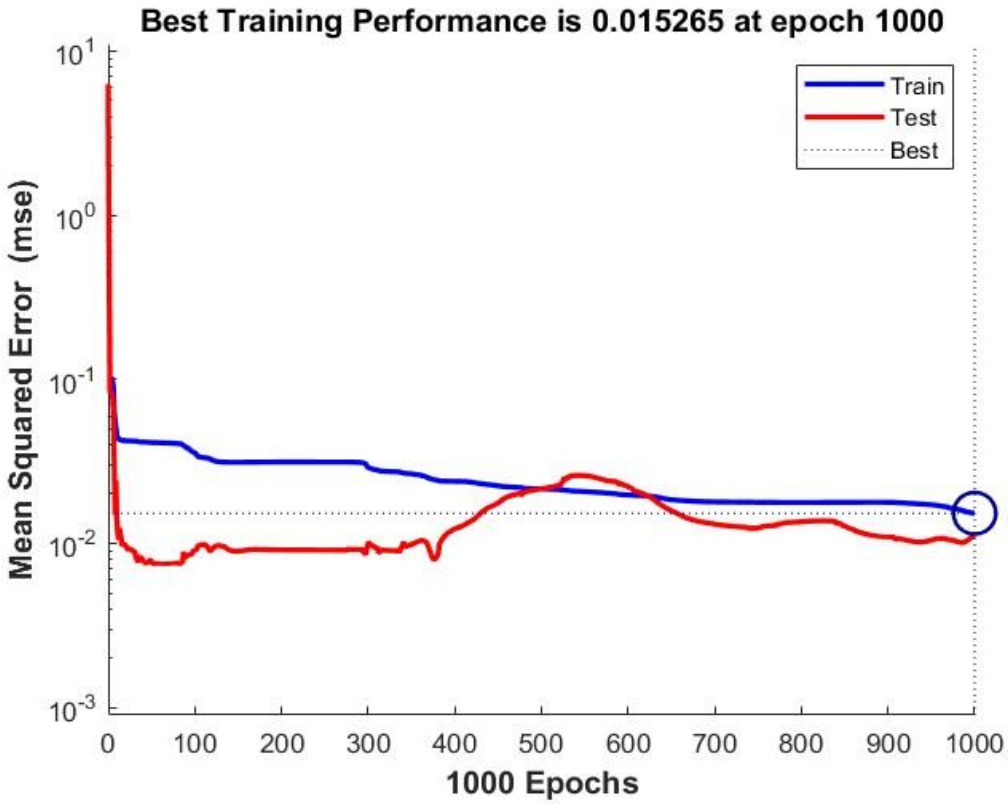
Tüm veri seti üzerinden yapılan regresyon analizinde R = 0.92246, yani R^2 = 0.851 olarak bulunmuştur. Bu, eğitim ve test verileri birlikte ele alındığında da modelin istikrarlı bir şekilde yüksek doğruluk sunduğunu göstermektedir. Output = 0.84 * Target - 0.099 ifadesi genel eğilimin yine hedefe yakın, fakat hafif düşük tahmin eğiliminde olduğunu doğrulamaktadır..

Genel olarak, eğitim ve test verilerinde elde edilen R ve R^2 değerleri modelin kararlı, doğrusal ilişkiyi başarıyla modelleyebilen ve aşırı öğrenme eğilimi göstermeyen bir yapı ortaya koyduğunu kanıtlamaktadır.



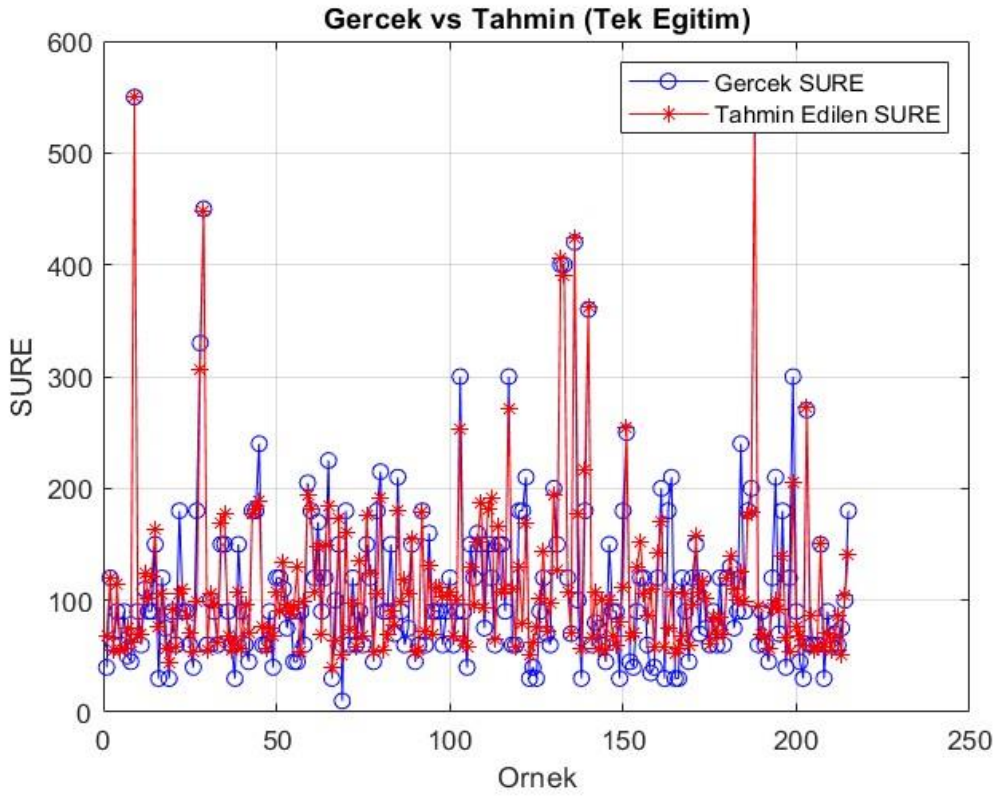
Grafik 35. Türkiye hata histogramı eğrisi grafiği

Hata histogramında, hataların büyük çoğunluğu sıfıra yakın değerler etrafında toplanmıştır. Hem eğitim (mavi) hem de test (kırmızı) verilerinde hatalar benzer dağılım göstermekte, bu durum modelin farklı veri bölümlerinde tutarlı sonuçlar ürettiğini göstermektedir. Çok büyük sapmaların sayıca az olması, aykırı değerlerin etkisinin düşük düzeyde kaldığını göstermektedir.



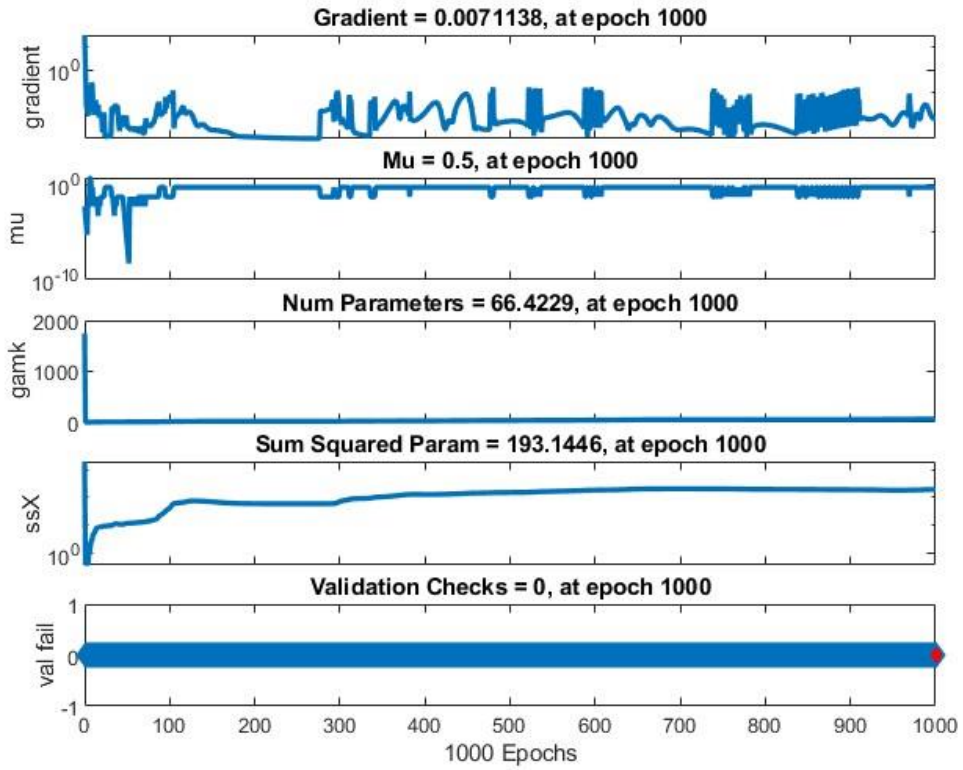
Grafik 36. Türkiye doğrulama performans eğrisi grafiği

Eğitim sürecine ait performans grafiğinde en iyi MSE değeri 0.015265 ile 1000. epoch'ta elde edilmiştir. Eğitim (mavi) ve test (kırmızı) hataları paralel seyretmekte ve test hatasının eğitim sonuna kadar düşmeye devam ettiği gözlemlenmektedir. Bu durum, modelin genelleme potansiyeline sahip olduğunu göstermektedir.



Grafik 37. Türkiye veri seti için yapay sinir ağı modeline ait fonksiyon uydurma grafiği

Tek eğitimli YSA modelinin, çoğu proje için makul düzeyde tahmin başarısı elde ettiği görülmektedir. Ancak, özellikle uç değerlere sahip projelerde yüksek hata oranları mevcuttur. Bu durum, modelin genelleme yeteneğini sınırlandırmakta olup çoklu eğitim, veri dengeleme veya uç değer filtreleme gibi ek adımların uygulanmasıyla daha kararlı tahminler elde edilebilir. Ayrıca bu sapmaların, veri setindeki dengesizlik ya da girdi özelliklerindeki eksikliklerden kaynaklanabileceği de göz önünde bulundurulmalıdır.



Grafik 38. Türkiye veri seti için YSA eğitimde gradyan, mu ve doğrulama kontrollerinin iterasyon bazında değişimi

Bayesian Regularization algoritmasıyla eğitilen model, 1000 iterasyon boyunca istikrarlı şekilde öğrenmiş; gradyan ve mu değerleri optimize olmuş, ağırlık parametreleri dengeli biçimde güncellenmiştir. Ancak, etkin parametre sayısının yüksekliği ve ağırlık kare toplamının artışı, modelin karmaşıklığının da arttığını göstermektedir. Bu durum, modelin eğitim verisine iyi uyum sağladığını; fakat küçük ve düzensiz veri setlerinde genelleme kabiliyetinin izlenmesi gerektiğini ortaya koyar.

SONUÇ VE ÖNERİLER

Çalışmanın Sonuçları

Tablolarda İrlanda (Avusturya), Nijerya, Teksas, Çeşitli Ülkeler ve Türkiye'ye ait veriler üç farklı regresyon yöntemi (Doğrusal Regresyon, Bromilow ve Yapay Sinir Ağları) kullanılarak analiz edilmiştir. Bu analizlerde kullanılan belirleme katsayısı (R^2) değerleri ve yapılan değerlendirmeler her yöntem için sonuçların ne kadar anlamlı olduğunu ortaya koymaktadır.

Tablo 11. Avustralya veri seti analiz sonuçları

YÖNTEM	REGRESSION	BELİRLİLİK KATSAYISI (R^2)	DEĞERLENDİRME
LINEAR REGRESSION	0,586	0,343	İki değişken arasında ilişki var ancak denklem düşük derecede anlamlı.
BROMILOW	0,759	0,576	İki değişken arasında kabul edilebilir derecede ilişki var regresyon denklemi kabul edilebilir oranda anlamlı.
YSA	0,80361	0,6458	İki değişken arasında kabul edilebilir derecede ilişki var regresyon denklemi kabul edilebilir oranda anlamlı.

Avusturya verileri incelendiğinde, Lineer Regresyon yöntemi R^2 değeri 0,343 ile iki değişken arasında bir ilişki olduğunu ancak bu ilişkinin düşük derecede anlamlı olduğunu göstermektedir. Bromilow yöntemi ise 0,576 ile kabul edilebilir bir anlamlılık sunarken, YSA yöntemi 0,65'lik R^2 değeri ile en yüksek performansı sergilemiş, bu da YSA'nın iki değişken arasındaki ilişkiyi daha güçlü ve anlamlı bir şekilde modellediğini göstermektedir.

Tablo 12. Nijerya veri seti analiz sonuçları

YÖNTEM	REGRESSION	BELİRLİLİK KATSAYISI (R^2)	DEĞERLENDİRME
LINEAR REGRESSION	0,75	0,563	İki değişken arasında kabul edilebilir derecede ilişki var regresyon denklemi kabul edilebilir oranda anlamlı.
BROMILOW	0,7367	0,5428	İki değişken arasında kabul edilebilir derecede ilişki var regresyon denklemi kabul edilebilir oranda anlamlı.
YSA	**0,91333**	**0,834**	**İki değişken arasında kabul edilebilir derecede ilişki var regresyon denklemi kabul edilebilir oranda anlamlı.**

Nijerya verilerine bakıldığında, Lineer Regresyon'un R^2 değeri 0,563, Bromilow yönteminin değeri ise 0,5428 olarak bulunmuş, her iki yöntem de kabul edilebilir düzeyde sonuçlar vermiştir. Ancak YSA yöntemi 0,834 R^2 değeri ile bu iki yöntemin üzerinde bir performans sergileyerek, iki değişken arasındaki ilişkiyi çok daha güçlü ve anlamlı bir şekilde modellediğini ortaya koymuştur.

Tablo 13. Teksas veri seti analiz sonuçları

YÖNTEM	REGRESSION	BELİRLİLİK KATSAYISI (R^2)	DEĞERLENDİRME
LINEAR REGRESSION	0,822	0,676	İki değişken arasında kabul edilebilir derecede ilişki var regresyon denklemi kabul edilebilir oranda anlamlı.
BROMILOW	0,8631	0,7449	İki değişken arasında kabul edilebilir derecede ilişki var regresyon denklemi kabul edilebilir oranda anlamlı.
YSA	0,96294	0,9273	İki değişken arasında kabul edilebilir derecede ilişki var regresyon denklemi kabul edilebilir oranda anlamlı.

Teksas verilerinde ise Lineer Regresyon R^2 değeri 0,676 ile diğer bölgelere göre daha yüksek bir anlamlılık göstermiştir. Bromilow yöntemi 0,7449 ile biraz daha iyi sonuç vermiştir. Ancak YSA yöntemi, 0,9273'lük R^2 değeri ile açık ara en yüksek performansı sergilemiş, iki değişken arasındaki ilişkiyi çok daha güçlü ve anlamlı bir şekilde modellediğini ortaya koymuştur.

Tablo 14. Muhtelif ülkelerin veri seti analiz sonuçları

YÖNTEM	REGRESSION	BELİRLİLİK KATSAYISI (R^2)	DEĞERLENDİRME
LINEAR REGRESSION	0,74	0,547	İki değişken arasında kabul edilebilir derecede ilişki var regresyon denklemi kabul edilebilir oranda anlamlı.
BROMILOW	0,872	0,76	İki değişken arasında kabul edilebilir derecede ilişki var regresyon denklemi kabul edilebilir oranda anlamlı.
YSA	0,89225	0,80	İki değişken arasında yüksek derecede korelasyon vardır ve regresyon denklemi anlamlıdır.

Muhtelif Ülkeler verileri için Lineer Regresyon yöntemi R^2 değeri 0,547 ile iki değişken arasındaki ilişkiyi kabul edilebilir bir düzeyde açıklarken, Bromilow yöntemi 0,76 ile biraz daha iyi bir sonuç sunmuştur. YSA yöntemi ise 0,80'lik R^2 değeri ile en yüksek performansı göstererek, iki değişken arasındaki ilişkiyi en iyi şekilde açıklamıştır.

Tablo 15. Türkiye veri seti analiz sonuçları

YÖNTEM	REGRESSION	BELİRLİLİK KATSAYISI (R^2)	DEĞERLENDİRME
LINEAR REGRESSION	0,503	0,253	İki değişken arasında ilişki var ancak denklem düşük derecede anlamlı.
BROMILOW	0,6244	0,39	İki değişken arasında ilişki var ancak denklem düşük derecede anlamlı.
YSA	0,92246	0,851	İki değişken arasında yüksek derecede korelasyon vardır ve regresyon denklemi anlamlıdır

Türkiye verilerine bakıldığında, Lineer Regresyon yöntemi 0,253'lük düşük bir R^2 değeri ile iki değişken arasındaki ilişkiyi zayıf bir şekilde modellemiştir. Bromilow yöntemi ise 0,39 ile biraz daha iyi sonuç verse de yine düşük bir anlamlılık sunmuştur. Ancak YSA yöntemi, 0,851'lik R^2 değeri ile diğer iki yöntemi geride bırakarak, iki değişken arasındaki ilişkiyi çok daha güçlü ve anlamlı bir şekilde modellediğini ortaya koymuştur.

Yöntemlerin Karşılaştırılması

Sonuç olarak, bölgelerdeki tüm analizlerde Yapay Sinir Ağları yöntemi diğer iki yönteme kıyasla en yüksek R^2 değerlerini elde etmiş ve iki değişken arasındaki ilişkileri en güçlü ve en anlamlı şekilde modellemiştir. Doğrusal Regresyon genellikle en düşük performansı göstermiştir ve bu nedenle verilerdeki ilişkileri açıklamada yetersiz kalmıştır. Bromilow yöntemi Doğrusal Regresyondan daha iyi sonuçlar vermesine rağmen YSA kadar başarılı olmamıştır. Bu nedenle en doğru ve güvenilir sonuçları elde etmek için YSA yönteminin tercih edilmesi gerektiği sonucuna varılmıştır.

Yapay Sinir Ağları'nın diğer yöntemlerden daha iyi performans göstermesinin nedeni daha karmaşık ve nitelikli bir modelleme yeteneğine sahip olmasıdır. YSA karmaşık doğrusal olmayan ilişkileri modelleme yeteneğine sahiptir. Ayrıca, hata toleransı yüksek olup, hızlı ve paralel işlemeye uygun şekilde ölçeklenebilir (Zou vd., 2008).

YSA, paralel işlem yapma kapasitesinden dolayı büyük veri setlerini hızlı ve etkili bir şekilde işleyebilmektedir. YSA, eksik bilgiyle karar verme ve karmaşık desenleri tanıma gibi insan beyninin yeteneklerini taklit edebilir. YSA, geniş uygulama yelpazesi ve donanımda kolay kullanımı nedeniyle birçok alanda kullanılmaktadır ve her geçen gün daha da önem kazanmaktadır (Şen, 2004).

Sonuçlar, Tartışma ve Değerlendirme

Bu tez kapsamında uygulanan üç farklı modelleme yöntemi olan doğrusal regresyon, Bromilow'un zaman-maliyet modeli ve yapay sinir ağları (YSA), kamuya ait inşaat projelerinde sürenin tahmini amacıyla çok uluslu veri setleri üzerinde karşılaştırılmıştır.

Doğrusal regresyon, düşük varyansa sahip, homojen veri setlerinde ve doğrusal ilişki varsayımı altında kabul edilebilir tahminler sunmuştur. Ancak, gerçek yaşam

projelerinde maliyet ve süre arasındaki ilişkinin genellikle doğrusal olmaması nedeniyle, bu yöntemle elde edilen tahminlerde hata payı artmış ve modelin sınırlılıkları belirginleşmiştir.

Bromilow'un zaman-maliyet modeli ise özellikle Avustralya gibi gelişmiş ve kurumsallaşmış inşaat sektörlerine sahip ülkelerde makul sonuçlar üretmiş; ancak sabit katsayılara dayalı yapısı nedeniyle Türkiye ve Nijerya gibi bağlamsal çeşitliliğe sahip ülkelerde yeterli doğruluğa ulaşamamıştır. Bu bulgu, modelin ülke özgü parametrelerle yeniden kalibre edilmesi gerekliliğini ortaya koymuştur.

Yapay sinir ağı modelleri, çok değişkenli ve doğrusal olmayan yapıları başarıyla modelleyerek en yüksek R^2 değerlerini sağlamış ve genellenebilirlik açısından üstünlük sergilemiştir. Bununla birlikte, YSA modellerinin çıktılarının yorumlanabilirliğinin düşük olması, yani "kara kutu" yapıları, karar vericiler için şeffaflık sorunları doğurabilmektedir. Bu sebeple, açıklanabilir yapay zekâ yaklaşımlarının entegrasyonu gelecekte bu tür modellerin daha yaygın kabul görmesini sağlayabilir.

Bu çalışma, inşaat projelerinde süre tahmini literatürüne hem içerik hem yöntem açısından önemli katkılar sunmaktadır. Mevcut literatürdeki birçok araştırma tek bir ülkeye, sınırlı sayıda proje türüne veya dar kapsamlı örneklem gruplarına odaklanmaktadır. Bu tez çalışması ise farklı kıtalardan veri toplayarak, bu alandaki sınırlı bölgelerdeki yaklaşımın ötesine geçmeyi başarmıştır. Çalışmanın özgünlüğü sadece çok uluslu veri seti kullanımıyla sınırlı değildir. Aynı zamanda üç farklı modelleme yönteminin ortak performans kriterlerine göre değerlendirilmesiyle kapsamlı bir karşılaştırmalı analiz yapısı oluşturulmuştur. Bu analiz matrisi, araştırmacılara ve uygulayıcılara model seçimi sürecinde sistematik bir karar desteği sunmaktadır. Türkiye'ye ait kamu projelerinden elde edilen verilerle yapay sinir ağı modellerinin uygulanması, yerel bağlama özgü ampirik bir katkı sağlamaktadır. Bu durum, Türkiye bağlamında az sayıda bulunan yapay zekâ temelli tahmin çalışmaları arasına anlamlı bir örnek kazandırmaktadır. Ayrıca çalışmada veri ön işleme sürecine verilen önem, normalizasyon, aykırı değer temizliği ve logaritmik dönüşüm gibi adımlar, tezi yalnızca bir modelleme çalışması olmaktan çıkarıp nitelikli bir veri bilimi uygulaması haline getirmiştir.

Bu tez çalışması, yalnızca mühendislik alanında bir süre tahmin modeli geliştirmekle sınırlı kalmamış, aynı zamanda kamu yönetimi, bütçe planlaması ve proje ekonomisi gibi farklı disiplinlerle doğrudan ilişkili sonuçlar ortaya koymuştur. Bu yönüyle çalışma, çok yönlü bir yaklaşıma sahiptir ve farklı uzmanlık alanlarına katkı sağlayabilecek niteliktedir.

Öncelikle mühendislik yönetimi açısından değerlendirildiğinde, proje süresinin doğru tahmin edilmesi; iş gücü planlaması, kaynakların etkili biçimde kullanılması ve ekipmanların uygun zamanlarda devreye alınması gibi konularda önemli avantajlar sağlamaktadır. Özellikle büyük ölçekli projelerde, tahminlerin isabetli olması sayesinde şantiye planlaması daha sağlıklı yapılabilir ve gecikme riskleri azaltılabilir. Bu da projenin zamanında tamamlanması ve kaynakların verimli kullanılması açısından kritik bir rol oynar. Geliştirilen model, bu süreci daha öngörülebilir hale getirerek proje yöneticilerine karar alma süreçlerinde destek olur.

Kamu yönetimi boyutuyla bakıldığında, devletin yatırım programlarını planlarken süre tahminlerini bilimsel verilere dayandırması, hem kaynakların etkili yönetilmesini sağlar hem de projelerin denetlenebilirliğini artırır. Gerçekçi süre tahminleri sayesinde, projelerin aşırı gecikme veya maliyet artışı yaşaması önlenebilir. Bu durum, kamu hizmetlerinin zamanında vatandaşlara ulaştırılması ve kamuoyuna karşı hesap verebilirliğin güçlenmesi açısından önemlidir. Aynı zamanda Sayıştay gibi denetim kurumlarının da daha erken aşamalarda riskleri tespit etmesine katkı sunar.

Ekonomik açıdan ise, proje sürelerinin öngörülememesi; iş gücü, ekipman ve malzeme maliyetlerinde ciddi artışlara, dolayısıyla kamu bütçesinde israfa neden olabilmektedir. Süre tahminlerinin daha doğru yapılabilmesi, bu tür maliyet sapmalarını önlemeye yardımcı olur. Bu sayede kamu kaynakları daha etkili şekilde kullanılabilir, yatırımlar daha planlı bir şekilde tamamlanabilir ve kamu projelerinden beklenen sosyal ve ekonomik fayda zamanında sağlanabilir. Ayrıca bu durum, ülke ekonomisi üzerinde olumlu etkiler yaratır; çünkü büyük altyapı projelerinin zamanında tamamlanması, ekonomik büyümeye ve hizmet sunumunun kalitesine doğrudan katkı sağlar.

Geliştirilen YSA tabanlı modeller, kamu sektörü karar alıcılarına çeşitli aşamalarda pratik faydalar sağlayabilecek niteliktedir. Özellikle proje ihale süreçlerinde, sürenin bilimsel temellere dayanarak öngörülebilmesi, “en kısa süre”

odaklı yaklaşımlardan ziyade “makul süre” anlayışının benimsenmesini teşvik edecektir. Bölgesel kalkınma ajansları ve kamu planlama birimleri için, zaman yönetimi açısından yapılacak fizibilite analizlerinde bu modelin kullanılması, yatırımların daha etkili ve gerçekçi temellere oturtulmasını sağlayabilir. Aynı şekilde, kamu denetim mekanizmaları için de bu modeller, projelerdeki potansiyel gecikmeleri önceden tespit etme ve risk bazlı denetim sistemlerini kurma açısından önemli fırsatlar sunmaktadır. Veri politikaları bağlamında ise, EKAP gibi kamu ihale platformlarının verileri daha erişilebilir ve yapay zekâ uygulamalarına uygun formatta sunması, kamu veri ekosisteminin gelişmesi açısından kritik önem arz etmektedir.

Bu tez çalışması, gelecekte yürütülecek çok sayıda disiplinlerarası araştırma için önemli bir zemin sunmaktadır. İlk olarak, açıklanabilir yapay zekâ yaklaşımlarının yapay sinir ağı modellerine entegrasyonu, modellerin karar vericiler tarafından daha güvenle kullanılabilmesini sağlayacaktır. Ayrıca veri madenciliği ve kümeleme (clustering) yöntemleriyle proje tiplerinin sınıflandırılması, bu projelere özgü tahmin modellerinin daha başarılı biçimde kurgulanmasına olanak tanıyabilir.

YSA modellerinin mobil uygulamalar veya bulut sistemlerine entegrasyonu ile saha kullanımı mümkün hale getirilebilir ve gerçek zamanlı tahmin kapasitesi oluşturulabilir. Ek olarak, iş gücü kalitesi, yüklenici deneyimi, idare kabiliyeti gibi sosyal ve teknik risk göstergelerinin de modele entegre edilmesi, daha kapsamlı ve çok değişkenli tahmin sistemlerinin geliştirilmesini mümkün kılacaktır.

Bu tez çalışması, geleneksel süre tahmin yöntemlerinin sınırlılıklarını ortaya koyarken, yapay zekâ tabanlı modelleme yaklaşımlarının kamu projelerine olan katkı potansiyelini somut bulgularla göstermiştir. YSA modellerinin yüksek doğruluk oranları ve karmaşık yapıları modelleyebilme kabiliyeti, bu yaklaşımı geleceğin karar destek sistemlerinden biri haline getirmektedir.

Sonuç olarak, bu çalışma yalnızca akademik literatüre özgün bir katkı sunmakla kalmamış; aynı zamanda kamu yönetiminin daha rasyonel, veriye dayalı ve etkin hale getirilmesine yönelik stratejik bir öneri seti oluşturmuştur. YSA temelli süre tahmin sistemlerinin yaygınlaşmasıyla birlikte, mühendislikten kamu politikalarına kadar geniş bir alanda verimlilik artışı sağlanabilecektir.

KAYNAKÇA

Abioye, S., Oyedele, L. O., Akanbi, L., Ajayi, A., Delgado, J. M. D., Bilal, M., Akinade, O. O., Ahmed, A. (2021). Artificial intelligence in the construction industry: A review of present status, opportunities future challenges. Journal of Building Engineering, 44, 103299. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2021.103299

Adeli, H. (2001). Neural Networks in Civil Engineering: 1989–2000. Computer-Aided Civil Infrastructure Engineering, 16(2), 126–142. https://doi.org/10.1111/0885-9507.00219

Aguinaldo, E., Silva, D. (2023). Digitization Digitalization of Cost Duration Estimation in Philippine Public School Building Projects Using Artificial Neural Network. In 2023 6th International Conference on Artificial Intelligence Big Data (pp. 506–511). https://doi.org/10.1109/icaibd57115.2023.10206223

Ahuja, H. N., Dozzi, S. P., AbouRizk, S. M. (1984a). Project Management: Techniques in Planning Controlling Construction Projects. http://ci.nii.ac.jp/ncid/BA09877015

Akbiyikli, R., Dikmen, S. Ü. (2019). İnşaat Proje Yönetimi Teorisi İnşaat Sektörü İlişkisi: Bir İnceleme Çalışması. Düzce Üniversitesi Bilim Teknoloji Dergisi, 7(1), 136–159. https://doi.org/10.29130/dubited.430343

Akınbingöl, M., Gültekin, A. (2005). Bina Üretimi Yapım Evresinde Maliyet Planlama Denetimine Yönelik Bir Maliyet Yönetim Modeli Önerisi. Gazi Üniv. Müh. Mim. Fak. Der.

Arı, A., Berberler, M. E. (2017). Yapay Sinir Ağları ile Tahmin Sınıflandırma Problemlerinin Çözümü İçin Arayüz Tasarımı. ACTA INFOLOGICA, 1(2), 55–56. https://dergipark.gov.tr/acin

Aziz, R. F., Hafez, S. M., Abuel-Magd, Y. R. (2014). Smart optimization for mega construction projects using artificial intelligence. Alexandria Engineering Journal, 53(3), 591–606. https://doi.org/10.1016/j.aej.2014.05.003

Bakioğlu, G. (2015). Alt Yüklenici Sözleşmelerinde Riskler Meydana Gelen Uyuşmazlıklar Arasındaki İlişkinin Modellenmesi.

Barron, A. (2003). Statistical properties of artificial neural networks. Proceedings of the 28th IEEE Conference on Decision Control, 280–285. https://doi.org/10.1109/cdc.1989.70117

Bayram, S. (2013). Türkiye Kamu İnşaat Projelerindeki Maliyet Süre Sapmalarının Yapay Zekâ Yöntemleri İle Kıyaslamalı Analizi [Thesis]. Erciyes Üniversitesi.

Bayram, S. (2016). Duration prediction models for construction projects: In terms of cost or physical characteristics? KSCE Journal of Civil Engineering, 21(6), 2049–2060. https://doi.org/10.1007/s12205-016-0691-2

Bayram, S., Al-Jıbourı, S. (2018). İnşaat Proje Süresi Tahmininde Referans Sınıf Tahmin Yöntemi. Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 22(3), 1132–1142. https://doi.org/10.19113/sdufenbed.469288

Bhokha, S., Ogunlana, S. O. (1999). Application of artificial neural network to forecast construction duration of buildings at the predesign stage. Engineering Construction Architectural Management, 6(2), 133–144. https://doi.org/10.1108/eb021106

Bishop, C. M. (1995). Neural networks for pattern recognition. Oxford University Press.

Boussabaine, A. H. (1996). The use of artificial neural networks in construction management: a review. Construction Management Economics, 14(5), 427–436. https://doi.org/10.1080/014461996373296

Cansiz, Ö. F., ÖztekiN, N., ErgiNer, İ. (2020). Optimum taşıt sayısının belirlenmesinde yapay sinir ağları ile çok değişkenli regresyon tekniklerinin karşılaştırılması. DÜMF Mühendislik Dergisi, 11(2), 771–782. https://doi.org/10.24012/dumf.553228

Cebe, G. (2015). Türkiye'De Yapılan İnşaat Projelerinde Yapım Aşamasında Maliyet Süre Aşımına Neden Olan Faktörlerin İncelenmesi [Thesis]. İstanbul Teknik Üniversitesi.

Chan, D. W. M., Kumaraswamy, M. M. (1995). A study of the factors affecting construction durations in Hong Kong. Construction Management Economics, 13(4), 319–333. https://doi.org/10.1080/01446199500000037

Chandanshive, V., Kambekar, A. (2019). Estimation of building construction cost using artificial neural networks. DOAJ (DOAJ: Directory of Open Access Journals). https://doi.org/10.22115/scce.2019.173862.1098

Choudhury, I., Rajan, S. (2003). Tıme-Cost Relatıonshıp For Resıdentıal Constructıon In Texas.

Coşkun, O., Ekmekç, İ. (2012). Bir inşaat projesinin evreleri ile zaman maliyet analizinin proje yönetim teknikleri vasıtasıyla incelenmesi. İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, 20.

Çavuşlu, M. A., Becerikli, Y., Karakuzu, C. (2012). Levenberg-Marquardt Algoritması ile YSA Eğitiminin Donanımsal Gerçeklenmesi. Türkiye Bilişim Vakfı Bilgisayar Bilimleri Mühendisliği Dergisi.

Darko, A., a, Chan, A. P. C., a, Adabre, M. A., a, Edwards, D. J., b, Hosseini, M. R., Ameyaw, E. E. (2020). Artificial intelligence in the AEC industry: Scientometric analysis visualization of research activities. Automation in Construction. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103081

Demuth, H., Beale, M., De Jess, O., & Hagan, M. (2014). Neural Network Design (2nd Ed.). Martin Hagan.

Dobrucali, E., DemiR, İ. H. (2022). Determination of Construction Project Duration With Artificial Intelligence. International Refereed Journal of Engineering and Sciences, 0(16), 0. https://doi.org/10.17366/uhmfd.2022.16.4

Egwim, C. N., Alaka, H., Demir, E., Balogun, H., Olu-Ajayi, R., Sulaimon, I., Wusu, G., Yusuf, W., Muideen, A. A. (2023). Artificial intelligence in the Construction Industry: A Systematic review of the entire construction value chain lifecycle. Energies, 17(1), 182. https://doi.org/10.3390/en17010182

EKAP. (2023). Retrieved February 12, 2023, from https://ekap.kik.gov.tr/EKAP/Ortak/IhaleArama/index.html

El-Dash, K. M. M., Ramadan, O. M. O., Youssef, W. M. M. A. (2019). Duration Prediction Models for Construction Projects in Middle East. In Engineering, Technology Applied Science Research (Vols. 9–9, Issue 2, pp. 3924–3932).

Er, B., Kurugöllü, S., Ünel, F. (2022). Tarım Arazilerinin Yapay Sinir Ağları Çoklu Lineer Regresyon Analizi ile Toplu Taşınmaz Değerlemesi: Mersin, Mezitli-Bozön Mahallesi Örneği. Türkiye Coğrafi Bilgi Sistemleri Dergisi, 4(1), 5–14. https://doi.org/10.56130/tucbis.898579

Erler, M., Beşdok, E., Sagiroglu, Ş. (2003). Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-I: Yapay Sinir Ağları. https://avesis.erciyes.edu.tr/yayin/ef718bcf-319c-45fc-9ea7-2335f3681eea/muhendislikte-yapay-zeka-uygulamalari-i-yapay-sinir-aglari

Gab-Allah, A., Ibrahim, A., Hagras, O. (2015). Predicting the construction duration of building projects using artificial neural networks [Journal-article]. Int. J. Applied Management Science, 7(2), 123–141.

Gharehbaghi, K. (2016). Artificial neural network for transportation infrastructure systems. MATEC Web of Conferences, 81–681. https://doi.org/10.1051/matecconf/2016

Ireland, V. (1985). The role of managerial actions in the cost, time quality performance of high-rise commercial building projects. Construction Management Economics, 3(1), 59–87. https://doi.org/10.1080/01446198500000006

Kanoglu, A. (2003). An integrated system for duration estimation in design/build projects organizations. Engineering Construction Architectural Management, 10(4), 272–282. https://doi.org/10.1108/09699980310489988

Karaman, E., Kale, S. (2007). Bulanık Hedef Programlama Yöntemi ile Süre-Maliyet-Kalite Eniyilemesi. In BAÜ Mühendislik Mimarlık Fakültesi.

Karancı, H. (2010). A Comparative Study of Regression Analysis, Neural Networks and Case – Based Reasoning for Early Range Cost Estimation of Mass Housing Projects. Middle East Technical University.

Keskenler, M., Keskenler, E. (2017). Geçmişten Günümüze Yapay Sinir Ağları Tarihçesi. Takvim-i Vekayi, 5(2), 8–18. https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/396994

Kim, G., An, S., Kang, K. (2004). Comparison of construction cost estimating models based on regression analysis, neural networks, case-based reasoning. Building Environment, 39(10), 1235–1242. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2004.02.013

Kiral, I. A., Demirkesen, S. (2024). Evaluating the impact of different hard hats on the peripheral vision of construction workers. International Journal of Occupational Safety Ergonomics, 30(2), 436–449. https://doi.org/10.1080/10803548.2024.2316515

Koo, C., Hong, T., Hyun, C., Koo, K. (2010). A CBR-based hybrid model for predicting a construction duration cost based on project characteristics in multi-family housing projects. Canadian Journal of Civil Engineering, 37(5), 739–752. https://doi.org/10.1139/l10-007

Kömürlü, R., Ceceloğlu, D. (2021). Yeşil Bina Üretiminde Proje Yönetimi Kapsamında Yaşanılan Zorluklar Çözüm Önerileri. Artium, 9(2), 98–104. https://doi.org/10.51664/artium.859757

Kömürlü, R., Toltar, L. (2018). İnşaatta Proje Yönetimi; Projenin Başarısına Etkisi. Kocaeli Üniversitesi Mimarlık Yaşam Dergisi, 249–258. https://doi.org/10.26835/my.488853

Kyivska, K., Tsiutsiura, S. (2021). Implementation of artificial intelligence in the construction industry analysis of existing technologies. Technology Audit Production Reserves, 2(2(58)), 12–15. https://doi.org/10.15587/2706-5448.2021.229532

Lawal, H. S., Ahmadu, H. A., Abdullahi, M., Yamusa, M. A., Abdulrazaq, M. (2022). Modeling duration of building renovation projects. In Journal of Financial Management of Property Construction. https://doi.org/10.1108/JFMPC-06-2022-0030

Le-Hoai, L., Lee, Y. D., Nguyen, A. T. (2013). Estimating time performance for building construction projects in Vietnam. KSCE Journal of Civil Engineering, 17(1), 1–8. https://doi.org/10.1007/s12205-013-0862-3

Lewis, J. P. (2005). Project Planning, Scheduling Control, 4E. In McGraw-Hill Pub. Co. eBooks. http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1199592

Love, P. E. D., Tse, R. Y. C., Edwards, D. J. (2005). Time–Cost relationships in Australian building construction projects. Journal of Construction Engineering Management, 131(2), 187–194. https://doi.org/10.1061/(asce)0733-9364(2005)131:2(187

Mačková, D., Bašková, R. (2014). Applicability of Bromilow´s Time-cost Model for Residential Projects in Slovakia. Selected Scientific Papers, 9(2), 5–12. https://doi.org/10.2478/sspjce-2014-0011

Matel, E., Vahdatikhaki, F., Hosseinyalamdary, S., Evers, T., Voordijk, H. (2019). An artificial neural network approach for cost estimation of engineering services. International Journal of Construction Management, 22(7), 1274–1287. https://doi.org/10.1080/15623599.2019.1692400

Mensah, I., Adjei-Kumi, T., Nani, G. (2016). Duration determination for rural roads using the principal component analysis artificial neural network. Engineering Construction Architectural Management, 23(5), 638–656. https://doi.org/10.1108/ecam-09-2015-0148

Mizirak, Z. (2017). Türkiye'de İnşaat Sektörü Bölgesel Ekonomik Büyüme İlişkisi: Düzey 2 Bölgeler. Journal of Turkish Studies, 12(Volume 12 Issue 24), 121–146. https://doi.org/10.7827/turkishstudies.12402

Moret, Y., Einstein, H. H. (2016). Construction Cost Duration Uncertainty Model: Application to High-Speed Rail Line Project. Journal of Construction Engineering Management, 142(10). https://doi.org/10.1061/(asce)co.1943-7862.0001161

Moselhi, O., Hegazy, T., Fazio, P. (1991). Neural Networks As Tools in Construction. In Journal of Construction Engineering Management.

Naik, M. G., Kumar, D. R. (2015). Construction project cost duration optimization using artificial neural network. In University College of Engineering, Osmania University, K P C Projects Ltd., ASCE, University College of Engineering.

Ng, S. T., Mak, M. M., Skitmore, R. M., Lam, K. C., Varnam, M. (2001). The predictive ability of Bromilow's timecost model. Construction Management Economics, 19(2), 165–173. https://doi.org/10.1080/01446190150505090

Nouban, F., Ghaboun, N. (2017). The Factors Affectıng The Methods Of Constructıon Projects Schedulıng: An State Of The Art And Overvıew. In Asian Journal Of Natural Applied Sciences. Leena Luna International. Https://Www.Ajsc.Leena-Luna.Co.Jp

Odabaşı, E. (2009). Models For Estımatıng Constructıon Duratıon: An Applıcatıon For Selected Buıldıngs On The Metu Campus.

Özçekiç, A. (2007). Türk yüklenicilerinin uluslararası teklif aşamasında kullanabileceği bir süre maliyet model. İstanbul Teknik Üniversitesi.

Özçekiç, A. F. (2005). Türk Yüklenicilerinin Uluslararası Teklif Aşamasında Kullanabileceği Bir Süre Maliyet Modeli. İstanbul Teknik Üniversitesi.

Öztemel, E. (2016). Yapay Sinir Ağları. https://avesis.marmara.edu.tr/yayin/0e54ace5-cabc-49d0-8ad2-c95c65196f3e/yapay-sinir-aglari

Öztürk, K., Şahin, M. E. (2018). Yapay Sinir Ağları Yapay Zekâ'ya Genel Bir Bakış. DergiPark (Istanbul University). https://dergipark.org.tr/tr/pub/takvim/issue/40063/427526

Peško, I., Mučenski, V., Šešlija, M., Radović, N., Vujkov, A., Bibić, D., Krklješ, M. (2017). Estimation of costs durations of construction of urban roads using ANN SVM. Complexity, 2017, 1–13. https://doi.org/10.1155/2017/2450370

Rampini, L., Khodabakhshian, A., Cecconi, F. R. (2022). Artificial intelligence feasibility in construction industry. Computing in Construction. https://doi.org/10.35490/ec3.2022.189

Regona, M., Yigitcanlar, T., Xia, B., Li, R. Y. M. (2022). Artificial intelligent technologies for the construction industry: How are they perceived utilized in Australia? Journal of Open Innovation Technology Market Complexity, 8(1), 16. https://doi.org/10.3390/joitmc8010016

Reitermanov´A, Z. (2010). Data splitting. In WDS'10 Proceedings of Contributed Papers, Part I. MATFYZPRESS. https://physics.mff.cuni.cz/wds/proc/pdf10/WDS10_105_i1_Reitermanova.pdf

Rivals, I., Personnaz, L. (2003). Neural-Network Construction Selection İn Nonlinear Modeling. In Ieee, Ieee Transactıons On Neural Networks (Vol. 14, Issue 4) [Journal-Article]. Https://Doi.Org/10.1109/Tnn.2003.811356

Roxas, C., Ongpeng, J. (2014). An artificial neural network approach to structural cost estimation of building projects in the Philippines. In Presented at the DLSU Research Congress 2014. https://www.dlsu.edu.ph/wp-content/uploads/pdf/conferences/research-congress-proceedings/2014/SEE/SEE-I-005-FT.pdf

Sanni-Anibire, M. O., Zin, R. M., Olatunji, S. O. (2021). Developing a machine learning model to predict the construction duration of tall building projects. Journal of Construction Engineering Management Innovation, 4(1), 22–36. https://doi.org/10.31462/jcemi.2021.01022036

Sönmez, M. (2019). Türkiye'de Üstyapı Projelerinde Zaman-Maliyet İlişkileri. Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Şen, Z. (2004). Yapay sinir ağları ilkeleri. Su Vakfı.

Tabar, M. E., Başara, A. C., ŞiŞman, Y. (2021). Çoklu Regresyon Yapay Sinir Ağları ile Tokat İlinde Konut Değerleme Çalışması. Türkiye Arazi Yönetimi Dergisi, 3(1), 1–7. https://doi.org/10.51765/tayod.832227

Taner, Z. T., BiÇer, Z. Ö. P. (2020). Endüstri 4.0'ın Proje Yönetim Etmenlerine Etkisi. Journal of Polytechnic, 24(4), 1461–1472. https://doi.org/10.2339/politeknik.741566

Taner, Z. T., BiÇer, Z. Ö. P. (2020). Endüstri 4.0'ın Proje Yönetim Etmenlerine Etkisi. Journal of Polytechnic, 24(4), 1461–1472. https://doi.org/10.2339/politeknik.741566

Taner, Z., Parlak Biçer, Z. (2021). Endüstri 4.0'In Proje Yönetim Etmenlerine Etkisi. In Politeknik Dergisi. https://doi.org/10.2339/Politeknik.741566

Taner, Z., Parlak Biçer, Z. (2021). Endüstri 4.0'ın proje yönetim etmenlerine etkisi. In Politeknik Dergisi. https://doi.org/10.2339/politeknik.741566

Ticknor, J. L. (2013). A Bayesian regularized artificial neural network for stock market forecasting. Expert Systems With Applications, 40(14), 5501–5506. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.04.013

Toloşi, L., & Lengauer, T. (2011). Classification with correlated features: Unreliability of feature ranking and solutions. Bioinformatics, 27(14), 1986–1994.

Uğur, L., Erdal, A. (2014). İnşaat Projelerinin Ağ Diyagramlarıyla Planlanmasında Süre-Maliyet Değişimlerinin Yeni İşgücü Eklenmesi Orijininde Analizi. Düzce Üniversitesi Bilim Teknoloji Dergisi, 2–2014, 362–373.

Uğur, L., Erdal, A. (2014). İnşaat Projelerinin Ağ Diyagramlarıyla Planlanmasında Süre-Maliyet Değişimlerinin Yeni İşgücü Eklenmesi Orijininde Analizi. Düzce Üniversitesi Bilim Teknoloji Dergisi, 2–2014, 362–373.

Ujong, J. A., Mbadike, E. M., Alaneme, G. U. (2022). Prediction of cost duration of building construction using artificial neural network. Asian Journal of Civil Engineering, 23(7), 1117–1139. https://doi.org/10.1007/s42107-022-00474-4

Velumani, P., Nampoothiri, N. V. N., Urbański, M. (2021). A comparative study of models for the construction duration prediction in highway road projects of India. Sustainability, 13(8), 4552. https://doi.org/10.3390/su13084552

Waziri, B. S., Bala, K., Bustani, S. A. (2017). Artificial neural networks in construction engineering management. In International Journal of Architecture Engineering Construction. https://doi.org/10.7492/IJAEC.2017.006

Waziri, B. S., Yusuf, N. (2014). Applıcatıon Of Browmılow'S Tıme-Cost (Btc) Model To Hıghway Projects In Nıgerıa. In Arid Zone Journal Of Engineering, Technology Environment.

Williamson, O. E. (1979). Transaction-Cost Economics: The Governance of Contractual Relations. The Journal of Law Economics, 22(2), 233–261. https://doi.org/10.1086/466942

Williamson, O. E. (1979). Transaction-Cost Economics: The Governance of Contractual Relations. The Journal of Law and Economics, 22(2), 233–261. https://doi.org/10.1086/466942

Yaseen, Z. M., Ali, Z. H., Salih, S. Q., Al-Ansari, N. (2020). Prediction of risk delay in construction projects using a hybrid artificial intelligence model. Sustainability, 12(4), 1514. https://doi.org/10.3390/su12041514

Yavuz, S. (2010). Hataları Ardışık Bağımlı (Otokorelasyonlu) Olan Regresyon Modellerinin Tahmin Edilmesi. Dergipark (Istanbul University). Https://Dergipark.Org.Tr/Tr/Pub/Atauniiibd/İssue/2672/35002

Yavuz, S., & Deveci, M. (2012). İstatiksel normalizasyon tekniklerinin yapay sinir ağın performansına etkisi. Erciyes Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi.

Zhang, S., Li, X. (2023). A comparative study of machine learning regression models for predicting construction duration. Journal of Asian Architecture Building Engineering, 23(6), 1980–1996. https://doi.org/10.1080/13467581.2023.2278887

Zou, J., Han, Y., So, S.-S. (2008). Overview of artificial neural networks. In Artificial Neural Networks: Methods Protocols (pp. 15–16).

EKLER

EK-A

EKAP VERİ ÇEKME PYHTON KODU

```
from behave import *
from openpyxl import Workbook
from selenium import webdriver
from webdriver_manager.chrome import ChromeDriverManager
from selenium.webdriver.support.ui import WebDriverWait
from selenium.webdriver.support import expected_conditions as EC
from selenium.webdriver.common.by import By
import time
from datetime import datetime,timedelta
import uuid
## importing socket module
import socket
import openpyxl
#from zeep import Client
import requests
#from zeep.transports import Transport
import os
import configparser
#Bu paket indirilenler klasörünü değiştirebilmeyi sağlıyor
from selenium.webdriver.chrome.options import Options
config = configparser.ConfigParser()
#config.read('config.ini')
#Tanımlamalar----------
```

```
#url=str(config['Url'])

url="https://ekap.kik.gov.tr/EKAP/Ortak/IhaleArama/index.html"

startedDate="

dataDateTimeStart="

dataDateTimeEnd="

DataToAdd={}

date = datetime.now().strftime("%d.%m.%Y %H:%M:%S")

sheetnrowscount = 0

addedrowscount = 0

nowCurrent =datetime.now()

restOfExcelName="{:02d}".format(nowCurrent.day)+"_"+"{:02d}".format(nowCurr
ent.month)+"_"+str(nowCurrent.year)[2:]+"_00_00.xlsx"

#restOfExcelName=str(date)+"_00_00.xlsx"

print(restOfExcelName)

excelName="ekap_kik_"+restOfExcelName

#cwd = os.getcwd()

cwd=r"C:\ekapkik"


excelPath=cwd+excelName

editedExcelPath=r"{}".format(excelPath)


def prepareExcelHeader(sheet):

    sheet["A1"] = "Proje adı"

    sheet["B1"] = "İhale usullu"

    sheet["C1"] = "İlgili idare"

    sheet["D1"] = "İdarenin İli"

    sheet["E1"] = "En Yüksek Teklif"
```

```
    sheet["F1"] = "En Düşük Teklif"
    sheet["G1"] = "Yaklaşık Maliyet"
    sheet["H1"] = "Sözleşme Bilgileri"
    sheet["I1"] = "ihale başlangıç tarihi"
    sheet["J1"] = "Sözleşmede verilen süre"


@given(u'I launch browser')
def step_impl(context):
    options = Options()
    #Tarayıcı acılmadan test yapılmasını sağlıyor
    #options.add_argument('headless')
    #options.add_argument('start-maximized')
    #options.add_argument("--window-size=1920,1080")
    options.add_argument("--window-size=1320,1080")
    options.add_experimental_option("prefs",{"download.default_directory":cwd})
    context.driver = webdriver.Chrome(
        ChromeDriverManager().install(),chrome_options=options)
    context.driver.maximize_window


@when(u'I open page')
def step_impl(context):
    context.driver.get(url)
    time.sleep(3)


@then(u'User must successfully open page')
def step_impl(context):
```

```
    # last_height = context.driver.execute_script("return
document.body.scrollHeight")

    # while True:

    #     context.driver.execute_script("window.scrollTo(0,
document.body.scrollHeight);")

    #     time.sleep(12)

    #     new_height = context.driver.execute_script("return
document.body.scrollHeight")

    #     if new_height == last_height:

    #         break

    #     last_height = new_height

    #x =
context.driver.find_element_by_xpath("/html/body/div[1]/div[2]/div/p/small")

    #time.sleep(5)

    #context.driver.execute_script("arguments[0].scrollIntıView()",x)

    #context.driver.execute_script("window.scrollBy(0,1000000)")

    time.sleep(3)

    try:

        # x =
context.driver.find_element_by_xpath("/html/body/div[1]/div[2]/div/p/small")

        # time.sleep(5)

        # context.driver.execute_script("arguments[0].scrollIntıView()",x)

        wait = WebDriverWait(context.driver, 100)

        element = wait.until(EC.element_to_be_clickable((By.ID, 'pnlFiltreBtn')))

        text =
context.driver.find_element("xpath","/html/body/div[1]/div[2]/div/div[1]/div/div/div[
1]/ul/li/span/b").text

    except Exception as e:

        assert False, "Fail-User failed login"
```

```
        context.driver.close()
        context.driver.quit()
    if text == "Yasa Kapsamı":
        assert True, "Test Passed"
    else:
        assert False, "Fail-User failed login"
        context.driver.close()
        context.driver.quit()


@then(u'apply filters')
def step_impl(context):
    try:
        assert True, "Test Passed"

context.driver.find_element("xpath","/html/body/div[1]/div[1]/div/div/div[4]/div[4]/
div[1]/div/div[1]/div/div[2]/label").click()
        time.sleep(1)

context.driver.find_element("xpath","/html/body/div[1]/div[1]/div/div/div[4]/div[4]/
div[4]/select").send_keys("Sözleşme İmzalanmış")
    except Exception as e:
        assert False, "Fail-apply filters"
        context.driver.close()
        context.driver.quit()


@then(u'Click filtrele button on the page')
def step_impl(context):
    context.driver.maximize_window
```

```
    time.sleep(1)
    context.driver.find_element("id","pnlFiltreBtn").click()
    time.sleep(1)
    WebDriverWait(context.driver,
100).until(EC.element_to_be_clickable((By.XPATH,
'/html/body/div[1]/div[2]/div/div[2]/div[1]/div/div/div/div[3]/div/div/ul/li[1]/button/s
pan')))

context.driver.find_element("xpath","/html/body/div[1]/div[2]/div/div[2]/div[1]/div/
div/div/div[3]/div/div/ul/li[1]/button/span").click()
    #time.sleep(5)
    try:
        workbook = Workbook()
        sheet = workbook.active
        prepareExcelHeader(sheet)
        time.sleep(2)
        i = 1
        original_window = context.driver.current_window_handle
        while True:
            try:
                maxOffer = "-"
                minOffer = "-"
                approximateCost = "-"
                contractInformation = "-";
                contractDate = "-"
                timeGivenInTheContract = ""
                tenderName = ""
                tenderType = ""
```

```
            contractDate = ""
            bagliOlduguEnUstIdare = ""
            bagliIdareIli = ""
            # if i > 10:
            #     context.driver.execute_script("window.scrollBy(0,500)")
            frames = context.driver.find_element(By.TAG_NAME,"iFrame")
            frameSrc = frames.get_attribute('src')
            context.driver.execute_script(f'window.open("{frameSrc}", "_blank");')
            #time.sleep(1)
            context.driver.switch_to.window(context.driver.window_handles[-1])
            WebDriverWait(context.driver,
100).until(EC.element_to_be_clickable((By.CLASS_NAME,"fa-building")))
            #inside frame
            tenderName =
context.driver.find_element("id","ucBirBakistaIhale_lblIhaleAdi").text
            tenderType =
context.driver.find_element("id","ucBirBakistaIhale_lblIhaleTuruUsulu").text
            contractDate =
context.driver.find_element("id","ucBirBakistaIhale_lblIhaleOnayTarihi").text
            #idari bilgileri için tab;
            context.driver.find_element(By.CLASS_NAME,"fa-building").click()
            #time.sleep(2)
            bagliOlduguEnUstIdare =
context.driver.find_element("id","ucBirBakistaIhale_lblBagliOlduguEnUstIdare").te
xt
            bagliIdareIli =
context.driver.find_element("id","ucBirBakistaIhale_lblIdareIli").text
        # if len(context.driver.find_elements(By.CLASS_NAME, 'fa-pencil-
square'))>0:
```

```
        #     context.driver.find_element_by_class_name('fa-pencil-square').click()

            if len(context.driver.find_elements(By.CSS_SELECTOR, '#ulTabs > li:nth-child(5) > a'))>0:

                context.driver.find_element(By.CLASS_NAME,'fa-pencil-square').click()

                maxOffer = context.driver.find_element("xpath","/html/body/form/div[4]/div/div/div/section[5]/div/div/div[1]/div/div[2]/div/div[5]/p/span[2]").text

                minOffer = context.driver.find_element("xpath","/html/body/form/div[4]/div/div/div/section[5]/div/div/div[1]/div/div[2]/div/div[6]/p/span[2]").text

                approximateCost = context.driver.find_element("xpath","/html/body/form/div[4]/div/div/div/section[5]/div/div/div[1]/div/div[2]/div/div[3]/p/span[2]").text

                contractInformation = context.driver.find_element("xpath","/html/body/form/div[4]/div/div/div/section[5]/div/div/div[1]/div/div[2]/div/div[2]/p/span[2]").text

                contractDate = context.driver.find_element("xpath","/html/body/form/div[4]/div/div/div/section[5]/div/div/div[1]/div/div[2]/div/div[4]/p/span[2]").text

                context.driver.close()

                context.driver.switch_to.window(original_window)

                iString = str(i)

                i2String = str(i+1)

                #ilan kısmından da bilgileri al burada dikkat robotluk kontrolü vardır;

                xpathCloseButton = "/html/body/div[1]/div[2]/div/div[2]/div["+iString+"]/div/div[2]/button/span"

                time.sleep(0.5)

            #ilan dan alınan veriler;

                WebDriverWait(context.driver, 100).until(EC.element_to_be_clickable((By.XPATH, xpathCloseButton)))

                context.driver.find_element("xpath",xpathCloseButton).click()
```

```
            context.driver.execute_script("""
                                    var iframes = document.querySelectorAll('iframe');
                                    for (var i = 0; i < iframes.length; i++) {
                                    iframes[i].parentNode.removeChild(iframes[i]);
                                    }""")
            xpathAdvertButton = "/html/body/div[1]/div[2]/div/div[2]/div["+iString+"]/div/div/div/div[3]/div/div/ul/li[2]/button/span"
            WebDriverWait(context.driver, 100).until(EC.element_to_be_clickable((By.XPATH, xpathAdvertButton))).click()
            framesAdvert = context.driver.find_element(By.TAG_NAME,"iFrame")
            frameSrcAdvert = framesAdvert.get_attribute('src')
            context.driver.execute_script(f'window.open("{frameSrcAdvert}", "_blank");')
            context.driver.switch_to.window(context.driver.window_handles[-1])
            while True:
                if len(context.driver.find_elements(By.ID, 'ctl00_btnCaptchaProtect'))>0:
                  time.sleep(5)
                else:
                   break
        # #ilan sayfasının açılmasını bekle
            WebDriverWait(context.driver, 100).until(EC.element_to_be_clickable((By.ID, "ctl00_ContentPlaceHolder1_imgIhaleDokuman")))
        #ilanlarda karışık kopyalamalar;
        #alan 1;
            if len(context.driver.find_elements(By.XPATH, '/html/body/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[1]/td[1]'))>0:
```

```
            timeGivenInTheContract =
context.driver.find_element_by_xpath("/html/body/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[1]/td[1]").text

        #alan1 in verisi;

            if len(context.driver.find_elements(By.XPATH,
'/html/body/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[1]/td[3]/span'))>0:

                timeGivenInTheContract =
timeGivenInTheContract+"===="+context.driver.find_element_by_xpath("/html/body/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[1]/td[3]/span").text

        #alan 2;

            if len(context.driver.find_elements(By.XPATH,
'/html/body/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[2]/td[1]'))>0:

                timeGivenInTheContract =
timeGivenInTheContract+"****"+context.driver.find_element_by_xpath("/html/body/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[2]/td[1]").text

            #alan2 in verisi;

            if len(context.driver.find_elements(By.XPATH,
'/html/body/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[2]/td[3]/div/span'))>
0:

                timeGivenInTheContract =
timeGivenInTheContract+"==="+context.driver.find_element_by_xpath("/html/body/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[2]/td[3]/div/span").text

            #alan 3;

            if len(context.driver.find_elements(By.XPATH,
'/html/body/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[3]/td[1]'))>0:

                timeGivenInTheContract =
timeGivenInTheContract+"****"+context.driver.find_element_by_xpath("/html/body/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[3]/td[1]").text

            #alan 3 ün verisi;

            if len(context.driver.find_elements(By.XPATH,
'/html/body/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[3]/td[3]/span'))>0:
```

```
            timeGivenInTheContract =
timeGivenInTheContract+"==="+context.driver.find_element_by_xpath("/html/body
/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[3]/td[3]/span").text

            #alan 4;

            if len(context.driver.find_elements(By.XPATH,
'/html/body/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[4]/td[1]'))>0:

            timeGivenInTheContract =
timeGivenInTheContract+"****"+context.driver.find_element_by_xpath("/html/bod
y/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[4]/td[1]").text

            #alan 4 ün verisi;

            if len(context.driver.find_elements(By.XPATH,
'/html/body/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[4]/td[3]/span'))>0:

            timeGivenInTheContract =
timeGivenInTheContract+"==="+context.driver.find_element_by_xpath("/html/body
/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[4]/td[3]/span").text

            #alan 5;

            if len(context.driver.find_elements(By.XPATH,
'/html/body/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[5]/td[1]'))>0:

            timeGivenInTheContract =
timeGivenInTheContract+"****"+context.driver.find_element_by_xpath("/html/bod
y/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[5]/td[1]").text

            #alan 5 in verisi;

            if len(context.driver.find_elements(By.XPATH,
'/html/body/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[5]/td[3]/span'))>0:

            timeGivenInTheContract =
timeGivenInTheContract+"==="+context.driver.find_element_by_xpath("/html/body
/div[1]/form/div[4]/div/div[1]/span/table[3]/tbody/tr[5]/td[3]/span").text

            context.driver.close()

            context.driver.switch_to.window(original_window)


        # if len(context.driver.find_elements(By.ID, 'ctl00_btnCaptchaProtect'))>0:

        #     #burada Captcha buttonu tıklanarak geçilmeli
```

```
        #     WebDriverWait(context.driver,
100).until(EC.presence_of_element_located((By.XPATH, xpathCloseButton)))

        #     timeGivenInTheContract =
context.driver.find_element_by_xpath("/html[1]/body[1]/div[1]/form[1]/div[4]/div[1
]/div[1]/span[1]/table[3]/tbody[1]/tr[4]/td[3]")

        #time.sleep(5)

        #xpathCloseButton =
"/html/body/div[1]/div[2]/div/div[2]/div["+iString+"]/div/div[2]/button/span"

            WebDriverWait(context.driver,
100).until(EC.element_to_be_clickable((By.XPATH, xpathCloseButton)))

            context.driver.find_element("xpath",xpathCloseButton).click()

            context.driver.execute_script("""

                                var iframes = document.querySelectorAll('iframe');

                                for (var i = 0; i < iframes.length; i++) {

                                iframes[i].parentNode.removeChild(iframes[i]);

                                }""")

        #time.sleep(5)

        # tabs = context.driver.window_handles #get list of open windows

        # context.driver.switch_to_window(tabs[1])

        # context.driver.close() #close the current window

        # context.driver.switch_to_window(tabs[0])

        #
context.driver.find_element_by_xpath("/html/body/div[1]/div[2]/div/div[2]/div[1]/di
v/div[1]/div/div[3]/div/div/ul/li[2]/button/span").click()

        # time.sleep(5)

        #
context.driver.find_element_by_xpath("/html/body/div[1]/div[2]/div/div[2]/div[2]/di
v/div/div/div[3]/div/div/ul/li[1]/button/span").click()

        # time.sleep(5)

        #frameId = frames.get_attribute('frameborder')
```

```
        # frame = context.driver.find_element_by_class_name("")

        # WebDriverWait(context.driver,
100).until(EC.frame_to_be_available_and_switch_to_it((frame)))

        # WebDriverWait(context.driver,
100).until(EC.presence_of_element_located((By.ID,"ucBirBakistaIhale_lblIhaleAdi"
)))

        # text =
context.driver.find_element("id","ucBirBakistaIhale_lblIhaleAdi").text

        #for b in x:

        #print("Frame Id: ",b.get_attribute('id'),"Frame Name:
",b.get_attribute('name'))

        #x =
context.driver.find_element_by_xpath("//span[@id='ucBirBakistaIhale_lblIhaleAdi']
").text

        #time.sleep(2)

        #sheet["A"+ str(i+2)] =x


#context.driver.find_element_by_xpath("/html/body/div[1]/div[2]/div/div[2]/div[1]/d
iv/div/div/div[3]/div/div/ul/li[1]/button/span").click()

        #sheet["B"+ str(i+2)] = str("B")

            sheet["A"+ str(i+1)] = tenderName

            sheet["B"+ str(i+1)] = tenderType

            sheet["C"+ str(i+1)] = bagliOlduguEnUstIdare

            sheet["D"+ str(i+1)] = bagliIdareIli

            sheet["E"+ str(i+1)] = maxOffer

            sheet["F"+ str(i+1)] = minOffer

            sheet["G"+ str(i+1)] = approximateCost

            sheet["H"+ str(i+1)] = contractInformation

            sheet["I"+ str(i+1)] = contractDate

            sheet["J"+ str(i+1)] = timeGivenInTheContract
```

```
            xpathInfosButton =
"/html/body/div[1]/div[2]/div/div[2]/div["+i2String+"]/div/div/div/div[3]/div/div/ul/l
i[1]/button/span"

            #WebDriverWait(context.driver,
100).until(EC.element_to_be_clickable((By.XPATH, xpathInfosButton)))

            i = i + 1

            if i % 10 == 0:

                workbook.save(filename=iString+excelName)

        #check if exist button to continue;

            try:

                WebDriverWait(context.driver,
100).until(EC.element_to_be_clickable((By.XPATH, xpathInfosButton)))

                context.driver.find_element("xpath",xpathInfosButton).click()

            except Exception as e:

                break

            assert True, "Test Passed"

        except Exception as e:

          continue

    workbook.save(filename="Tüm Veriler"+excelName)

  except Exception as e:

    assert False, "Fail-apply rest of filters"+e
```

EK-B

AVUSTRALYA VERİ SETİ YSA MATLAB KODU

```
% Solve an Input-Output Fitting problem with a Neural Network
% Script generated by Neural Fitting app
% Created 25-Aug-2024 00:12:55
% This script assumes these variables are defined:
%
%   Maliyet_ireland - input data.
%   Sure_ireland - target data.

x = Maliyet_ireland';
t = Sure_ireland';

% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
trainFcn = 'trainlm';  % Levenberg-Marquardt backpropagation.

% Create a Fitting Network
hiddenLayerSize = 10;
net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 15/100;

% Train the Network
[net,tr] = train(net,x,t);

% Test the Network
y = net(x);
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y)

% View the Network
view(net)

% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
%figure, plotperform(tr)
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, ploterrhist(e)
%figure, plotregression(t,y)
%figure, plotfit(net,x,t)
```

EK-C

AVUSTRALYA VERİ SETİ REGRESYON SONUÇLARI

```
REGRESSION
  /MISSING LISTWISE
  /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA
  /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)
  /NOORIGIN
  /DEPENDENT Sureireland
  /METHOD=ENTER Maliyetireland.
```

Regression

Notes

Output Created		24-AUG-2024 22:31:39
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet1
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	25
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing.
	Cases Used	Statistics are based on cases with no missing values for any variable used.

Syntax		REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) /NOORIGIN /DEPENDENT Sureireland /METHOD=ENTER Maliyetireland.
Resources	Processor Time	00:00:00,00
	Elapsed Time	00:00:00,00
	Memory Required	2400 bytes
	Additional Memory Required for Residual Plots	0 bytes

Variables Entered/Removed[a]

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	Maliyet-ireland[b]	.	Enter

a. Dependent Variable: Sure-ireland

b. All requested variables entered.

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,586[a]	,343	,315	300,704

a. Predictors: (Constant), Maliyet-ireland

ANOVA[a]

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	1086752,005	1	1086752,005	12,019	,002[b]
	Residual	2079719,995	23	90422,608		
	Total	3166472,000	24			

a. Dependent Variable: Sure-ireland

b. Predictors: (Constant), Maliyet-ireland

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	571,069	81,587		6,999	,000
	Maliyet-ireland	1,246E-5	,000	,586	3,467	,002

a. Dependent Variable: Sure-ireland

EK-Ç

NİJERYA VERİ SETİ YSA MATLAB KODU

```
% ysa_jerya_optimize_all_r90.m
% Amaç: Train, Validation, Test ve tüm veride r > 0.90 olacak YSA bulmak

clc; clear;
rng('default');

% Veriyi oku
data = readmatrix('temizlenmis_veri_jerya_dogrulandi.csv');  % [Total Cost,
Duration]
inputs = data(:,1)';
targets = data(:,2)';

% Normalize
[inputn, inputSettings] = mapminmax(inputs);
[targetn, targetSettings] = mapminmax(targets);

best_model = struct('r_train', -Inf, 'r_val', -Inf, 'r_test', -Inf, 'net', [], 'tr', [], 'neurons',
0);

for hiddenSize = 10:5:50
   for trial = 1:5
      rng(trial);  % Rastgeleliği değiştir

      net = fitnet(hiddenSize);
      net.trainFcn = 'trainbr';
      net.performFcn = 'mse';
      net.divideParam.trainRatio = 0.7;
      net.divideParam.valRatio = 0.15;
      net.divideParam.testRatio = 0.15;

      [net, tr] = train(net, inputn, targetn);

      % Çıktılar
      output_all = net(inputn);
      trainOutput = net(inputn(:, tr.trainInd));
      valOutput   = net(inputn(:, tr.valInd));
      testOutput  = net(inputn(:, tr.testInd));

      % Gerçek değerler
      target_all_orig = mapminmax('reverse', targetn, targetSettings);
      output_all_orig = mapminmax('reverse', output_all, targetSettings);
      trainTargets = mapminmax('reverse', targetn(:, tr.trainInd), targetSettings);
      valTargets   = mapminmax('reverse', targetn(:, tr.valInd), targetSettings);
      testTargets  = mapminmax('reverse', targetn(:, tr.testInd), targetSettings);
      trainOutput  = mapminmax('reverse', trainOutput, targetSettings);
```

```
        valOutput    = mapminmax('reverse', valOutput, targetSettings);
        testOutput   = mapminmax('reverse', testOutput, targetSettings);

        % Korelasyonlar
        r_train = corrcoef(trainTargets, trainOutput); r_train = r_train(1,2);
        r_val = NaN;  % trainbr algoritmasında r_val hesaplanmaz
        r_test  = corrcoef(testTargets, testOutput);   r_test = r_test(1,2);
        r_all   = corrcoef(target_all_orig, output_all_orig); r_all = r_all(1,2);

        fprintf('Nöron: %d | Deneme: %d | r_train: %.3f | r_val: %.3f | r_test: %.3f |
r_all: %.3f\n', ...
                hiddenSize, trial, r_train, r_val, r_test, r_all);

        if all([r_train, r_test, r_all] > 0.90)  % r_val değerlendirme dışı
            best_model = struct('r_train', r_train, 'r_val', r_val, 'r_test', r_test, ...
                                'r_all', r_all, 'net', net, 'tr', tr, 'neurons', hiddenSize);
            break;
        end
    end

    if best_model.r_test > 0.90
        break;
    end
end

if isempty(best_model.net)
    fprintf('\n✗ Tüm setlerde r > 0.90 sağlanamadı.\n');
else
    fprintf('\n✓ Tüm setlerde r > 0.90 sağlandı! Nöron: %d\n', best_model.neurons);

    % Performans metrikleri
    outputs = best_model.net(inputn);
    targets_orig = mapminmax('reverse', targetn, targetSettings);
    outputs_orig = mapminmax('reverse', outputs, targetSettings);

    mse_val = mean((targets_orig - outputs_orig).^2);
    mae_val = mean(abs(targets_orig - outputs_orig));
    rmse_val = sqrt(mse_val);
    R2 = 1 - sum((targets_orig - outputs_orig).^2) / sum((targets_orig -
mean(targets_orig)).^2);

    fprintf('MAE  : %.4f\n', mae_val);
    fprintf('RMSE : %.4f\n', rmse_val);
    fprintf('R^2  : %.4f\n', R2);

    % Grafik
    figure;
    plot(targets_orig, 'b', 'LineWidth', 1.5);
    hold on;
```

```
    plot(outputs_orig, 'r--', 'LineWidth', 1.5);
    legend('Gerçek Süre', 'Tahmin Edilen Süre');
    xlabel('Örnek No');
    ylabel('Süre');
    title(sprintf('YSA Tahmini (r_{test} = %.4f)', best_model.r_test));
    grid on;

    % Eğitim süreci grafiği
    figure;
    plotperform(best_model.tr);
end
```

EK-D

NİJERYA VERİ SETİ REGRESYON SONUÇLARI

```
REGRESSION
  /MISSING LISTWISE
  /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA
  /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)
  /NOORIGIN
  /DEPENDENT Maliyetnijerya
  /METHOD=ENTER Surenijerya.
```

Regression

Notes

Output Created		25-AUG-2024 00:05:39
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet3
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	32
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing.

	Cases Used	Statistics are based on cases with no missing values for any variable used.
Syntax		REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) /NOORIGIN /DEPENDENT Maliyetnijerya /METHOD=ENTER Surenijerya.
Resources	Processor Time	00:00:00,00
	Elapsed Time	00:00:00,01
	Memory Required	2400 bytes
	Additional Memory Required for Residual Plots	0 bytes

Variables Entered/Removed[a]

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	Sure-nijerya[b]	.	Enter

a. Dependent Variable: Maliyet-nijerya

b. All requested variables entered.

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,750[a]	,563	,548	72722770,569

a. Predictors: (Constant), Sure-nijerya

ANOVA[a]

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	20407880255 1139328,000	1	20407880255 1139328,000	38,588	,000[b]
	Residual	15865804077 7735680,000	30	52886013592 57856,000		
	Total	36273684332 8875010,000	31			

a. Dependent Variable: Maliyet-nijerya

b. Predictors: (Constant), Sure-nijerya

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients		
		B	Std. Error	Beta	t	Sig.
1	(Constant)	-41902442,949	44979178,808		-,932	,359
	Sure-nijerya	1751094,252	281890,857	,750	6,212	,000

a. Dependent Variable: Maliyet-nijerya

EK-E

TEKSAS YSA MATLAB KODU

```
% Solve an Input-Output Fitting problem with a Neural Network
% Script generated by Neural Fitting app
% Created 25-Aug-2024 01:55:54
%
% This script assumes these variables are defined:
%
%   Maliyet_texas - input data.
%   Sure_texas - target data.

x = Maliyet_texas';
t = Sure_texas';

% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
trainFcn = 'trainlm';  % Levenberg-Marquardt backpropagation.

% Create a Fitting Network
hiddenLayerSize = 10;
net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 15/100;

% Train the Network
[net,tr] = train(net,x,t);

% Test the Network
y = net(x);
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y)

% View the Network
view(net)

% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
%figure, plotperform(tr)
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, ploterrhist(e)
%figure, plotregression(t,y)
%figure, plotfit(net,x,t)
```

EK-F

TEKSAS VERİ SETİ REGRESYON SONUÇLARI

```
REGRESSION
  /MISSING LISTWISE
  /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA
  /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)
  /NOORIGIN
  /DEPENDENT Suretexas
  /METHOD=ENTER Maliyettexas.
```

Regression

Notes

Output Created		25-AUG-2024 01:59:49
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet5
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	55
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing.

	Cases Used	Statistics are based on cases with no missing values for any variable used.
Syntax		REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) /NOORIGIN /DEPENDENT Suretexas /METHOD=ENTER Maliyettexas.
Resources	Processor Time	00:00:00,02
	Elapsed Time	00:00:00,01
	Memory Required	2400 bytes
	Additional Memory Required for Residual Plots	0 bytes

Variables Entered/Removed[a]

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	Maliyet-texas[b]	.	Enter

a. Dependent Variable: Sure-texas

b. All requested variables entered.

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,822[a]	,676	,670	111,277

a. Predictors: (Constant), Maliyet-texas

ANOVA[a]

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	1372050,461	1	1372050,461	110,805	,000[b]
	Residual	656274,885	53	12382,545		
	Total	2028325,345	54			

a. Dependent Variable: Sure-texas

b. Predictors: (Constant), Maliyet-texas

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients		
		B	Std. Error	Beta	t	Sig.
1	(Constant)	181,148	16,766		10,805	,000
	Maliyet-texas	6,057E-5	,000	,822	10,526	,000

a. Dependent Variable: Sure-texas

EK-G

MUHTELİF ÜLKELER YSA MATLAB KODU

```
% Solve an Input-Output Fitting problem with a Neural Network
% Script generated by Neural Fitting app
% Created 25-Aug-2024 03:15:22
%
% This script assumes these variables are defined:
%
%   Maliyet_muhtelifulkeler - input data.
%   Sure_muhtelifulkeler - target data.

x = Maliyet_muhtelifulkeler';
t = Sure_muhtelifulkeler';

% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
trainFcn = 'trainlm';  % Levenberg-Marquardt backpropagation.

% Create a Fitting Network
hiddenLayerSize = 60;
net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
net.divideParam.trainRatio = 90/100;
net.divideParam.valRatio = 5/100;
net.divideParam.testRatio = 5/100;

% Train the Network
[net,tr] = train(net,x,t);

% Test the Network
y = net(x);
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y)

% View the Network
view(net)

% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
%figure, plotperform(tr)
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, ploterrhist(e)
%figure, plotregression(t,y)
%figure, plotfit(net,x,t)
```

EK-H

MUHTELİF ÜLKELER VERİ SETİ REGRESYON SONUÇLARI

```
REGRESSION
  /MISSING LISTWISE
  /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA
  /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)
  /NOORIGIN
  /DEPENDENT Sureverilerim
  /METHOD=ENTER yaklasikmaliyet.
```

Regression

Notes

Output Created		25-AUG-2024 02:16:56
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet9
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	216
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing.
	Cases Used	Statistics are based on cases with no missing values for any variable used.

Syntax		REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) /NOORIGIN /DEPENDENT Sureverilerim /METHOD=ENTER yaklasikmaliyet.
Resources	Processor Time	00:00:00,05
	Elapsed Time	00:00:00,01
	Memory Required	2400 bytes
	Additional Memory Required for Residual Plots	0 bytes

Variables Entered/Removed[a]

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	yaklasikmaliyet[b]	.	Enter

a. Dependent Variable: Sure-verilerim

b. All requested variables entered.

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,503[a]	,253	,250	74,438

a. Predictors: (Constant), yaklasikmaliyet

ANOVA[a]

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	400641,627	1	400641,627	72,306	,000[b]
	Residual	1180220,699	213	5540,942		
	Total	1580862,326	214			

a. Dependent Variable: Sure-verilerim

b. Predictors: (Constant), yaklasikmaliyet

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients		
		B	Std. Error	Beta	t	Sig.
1	(Constant)	106,611	5,181		20,576	,000
	yaklasikmaliyet	2,436E-5	,000	,503	8,503	,000

a. Dependent Variable: Sure-verilerim

EK-I

TÜRKİYE YSA MATLAB KODU

```
% sure_model_single_train.m
% Hedef: SÜRE tahmini - Tek seferlik eğitimle R değeri raporlanır

% Veriyi oku
data = readtable('model_girdili_dataset.xlsx');

% Girdiler ve hedef
inputs = [data.logyaklasikmaliyet, data.logendusukmaliyet, data.logsozlesme]';
targets = data.sure';

% Normalize et
[inputNorm, inputSettings] = mapminmax(inputs);
[targetNorm, targetSettings] = mapminmax(targets);

% Ağ yapısı
trainFcn = 'trainbr';
hiddenLayerSize = [50 25 10];
net = fitnet(hiddenLayerSize, trainFcn);
net.divideParam.trainRatio = 0.85;
net.divideParam.valRatio = 0.1;
net.divideParam.testRatio = 0.05;

% Eğitimi tek sefer yap
[trainedNet, tr] = train(net, inputNorm, targetNorm);
predictions = trainedNet(inputNorm);
R = corr(targetNorm', predictions');

% Performans
performance = perform(trainedNet, targetNorm, predictions);
fprintf('R degeri: %.4f\n', R);

% Geri dönüşüm
predictedSURE = mapminmax('reverse', predictions, targetSettings);

% Regresyon grafigi
try
   figure;
   scatter(targetNorm, predictions, 'filled');
   hold on;
   b = polyfit(targetNorm, predictions, 1);
   xvals = linspace(min(targetNorm), max(targetNorm), 100);
   yvals = polyval(b, xvals);
   plot(xvals, yvals, 'r-', 'LineWidth', 2);
   title('Regresyon Grafigi (Tek Egitim)');
   xlabel('Gercek (Normalize)');
   ylabel('Tahmin (Normalize)');
```

```
    legend('Veri Noktalari', 'Regresyon Dogrusu');
    grid on;
catch
    warning('Regresyon grafigi çizilemedi.');
end

% Gercek vs Tahmin grafigi
try
    figure;
    plot(targets, 'b-o'); hold on;
    plot(predictedSURE, 'r-*');
    legend('Gercek SURE', 'Tahmin Edilen SURE');
    title('Gercek vs Tahmin (Tek Egitim)');
    xlabel('Ornek');
    ylabel('SURE');
    grid on;
catch
    warning('Tahmin grafigi çizilemedi.');
end

% Hata analizi
abs_error = abs(targets - predictedSURE);
mean_error = mean(abs_error);
fprintf('Ortalama mutlak hata: %.2f gun\n', mean_error);

% Sonuçları yaz
results = table(targets', predictedSURE', abs_error', ...
    'VariableNames', {'Gercek_SURE', 'Tahmin_SURE', 'Mutlak_Hata'});
writetable(results, 'sure_model_single_train_sonuclar.xlsx');
```

EK-J

TÜRKİYE VERİ SETİ REGRESYON SONUÇLARI

```
REGRESSION
  /MISSING LISTWISE
  /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA
  /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10)
  /NOORIGIN
  /DEPENDENT Suremuhtelifulkeler
  /METHOD=ENTER Maliyetmuhtelifulkeler.
```

Regression

Notes

Output Created		25-AUG-2024 02:05:46
Comments		
Input	Active Dataset	DataSet7
	Filter	<none>
	Weight	<none>
	Split File	<none>
	N of Rows in Working Data File	209
Missing Value Handling	Definition of Missing	User-defined missing values are treated as missing.
	Cases Used	Statistics are based on cases with no missing values for any variable used.

Syntax		REGRESSION /MISSING LISTWISE /STATISTICS COEFF OUTS R ANOVA /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) /NOORIGIN /DEPENDENT Suremuhtelifulkeler /METHOD=ENTER Maliyetmuhtelifulkeler.
Resources	Processor Time	00:00:00,00
	Elapsed Time	00:00:00,01
	Memory Required	2400 bytes
	Additional Memory Required for Residual Plots	0 bytes

Variables Entered/Removed[a]

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	Maliyet-muhtelifulkeler[b]	.	Enter

a. Dependent Variable: Sure-muhtelifulkeler

b. All requested variables entered.

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,740[a]	,547	,545	372,325

a. Predictors: (Constant), Maliyet-muhtelifulkeler

ANOVA[a]

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	34631889,622	1	34631889,622	249,822	,000[b]
	Residual	28695596,809	207	138626,072		
	Total	63327486,431	208			

a. Dependent Variable: Sure-muhtelifulkeler

b. Predictors: (Constant), Maliyet-muhtelifulkeler

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients		
		B	Std. Error	Beta	t	Sig.
1	(Constant)	518,404	30,390		17,058	,000
	Maliyet-muhtelifulkeler	4,302E-6	,000	,740	15,806	,000

a. Dependent Variable: Sure-muhtelifulkeler

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : Kaşka, Mehmet Sena

Uyruğu : T.C.

Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet Tarihi
Yüksek lisans	İnşaat Mühendisliği	09.08.2019
Yüksek Lisans	İş Sağlığı ve Güvenliği	11.01.2017
Lisans	İnşaat Mühendisliği	11.06.2013
Lisans	Kimya Mühendisliği	31.05.2012
Lise	Fen Bilimleri	2007

İş Deneyimi

Yıl	Yer	Görev
2013-2014	Makinel Yapı Denetim	Yardımcı Kontrol elemanı
2014-2015	Ergül İnşaat Ltd. Şti.	Şantiye Şefi
2015- Devam etmekteyim	İstanbul Gelişim Üniversitesi	Yapı İşler Daire Başkanı

Yabancı Dil

İngilizce

Yayınlar

Hobiler