KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

KAMU YAPIM İŞİ İHALELERİNDE UYGUN YÜKLENİCİ TAHMİNİ İÇİN MAKİNE ÖĞRENMESİNE DAYALI BİR KARAR DESTEK SİSTEMİ ÖNERİSİ

DOKTORA TEZİ

İnş. Yük. Müh. Duygu TEKİN

OCAK 2022
TRABZON

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

KAMU YAPIM İŞİ İHALELERİNDE UYGUN YÜKLENİCİ TAHMİNİ İÇİN MAKİNE ÖĞRENMESİNE DAYALI BİR KARAR DESTEK SİSTEMİ ÖNERİSİ

İnş. Yük. Müh. Duygu TEKİN

Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünce
"DOKTOR (İNŞAAT MÜHENDİSLİĞİ))"
Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 11/01/2022
Tezin Savunma Tarihi : 31/01/2022

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Vedat TOĞAN

Trabzon 2022

ÖNSÖZ

Bu çalışma Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı'nda Doktora Tezi olarak hazırlanmıştır.

Doktora danışmanlığımı üstlenerek ders ve konu seçiminde yardımcı olan, çalışmalarımın yürütülmesi esnasında bilgi ve deneyimlerinden yararlandığım ve manevi desteğini esirgemeyen danışman hocam Sayın Prof. Dr. Vedat TOĞAN'a teşekkür eder saygılarımı sunarım. Kıymetli vakitlerini ayırarak tez izleme jürimi oluşturan ve fikirleri ile bana yön veren Sayın Dr. Öğr. Üyesi Hasan Basri BAŞAĞA, Prof. Dr. Şükrü ÖZŞAHİN ve değerli görüşlerini benimle paylaşan Prof. Dr. Özkan UĞURLU hocama teşekkür ederim.

Bu süreçte yardımlarından ve manevi desteklerinden dolayı değerli arkadaşlarım Arş. Gör. Betül DEMİRTAŞ, doktora öğrencisi Fatemeh MOSTOFİ, Arş. Gör. Ahmet Yahya BOĞA, yüksek mühendis Deniz AFYON ve Fatih TONOĞLU'na teşekkür ederim.

Doktora çalışmamda her koşulda yanımda olan, sevincimi ve üzüntümü beraber paylaştığım bugünlere gelmemde maddi ve manevi desteğini esirgemeyen annem Kadriye TEKİN, babam Oğuz TEKİN ve kardeşlerim Esra TEKİN ve Murat TEKİN'e teşekkürlerimi sunarım.

Duygu TEKİN
Trabzon, 2022

TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Doktora Tezi olarak sunduğum "Kamu Yapım İşi İhalelerinde Uygun Yüklenici Tahmini İçin Makine Öğrenmesine Dayalı Bir Karar Destek Sistemi Önerisi" başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Prof. Dr. Vedat TOĞAN'ın sorumluluğunda tamamladığımı, verileri/örnekleri kendim topladığımı, deneyleri/analizleri ilgili laboratuvarlarda yaptığımı/yaptırdığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 31/01/2022

Duygu TEKİN

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖNSÖZ III
TEZ ETİK BEYANNAMESİ IV
İÇİNDEKİLER V
ÖZET VII
SUMMARY VIII
ŞEKİLLER DİZİNİ IX
TABLOLAR DİZİNİ XIII
SEMBOLLER DİZİNİ XVI
1. GENEL BİLGİLER 1
1.1. Giriş 1
1.2. Literatür Taraması 2
1.3. Problem Tanımlama 10
1.4. Çalışmanın Amaç, Kapsam ve Kısıtı 12
1.5. Yapım İşlerinde İhale Süreci 13
1.5.1. Yeterlik Süreci 14
1.5.1.1. Mesleki ve Teknik Yeterlik Kriterleri 15
1.5.1.1.1. İş Deneyim Belgesi 15
1.5.1.1.2. Makine, Teçhizat ve Diğer Ekipmanlar 17
1.5.1.2. Ekonomik ve Mali Yeterlik Kriterleri 17
1.5.1.2.1. Banka Referans Mektubu 18
1.5.1.2.2. Bilanço 18
1.5.1.2.3. İş Hacmi 19
1.5.1.3. Yeterlik Belgelerinin Ortaklık Hesabı 19
1.5.2. Geçici Kabul Süreci 21
1.5.3. Kesin Kabul Süreci 23
1.6. Yöntemler 23
1.6.1. Bulanık Analitik Hiyerarşi Yöntemi (FAHP) 24
1.6.2. Sınıflandırma Algoritmaları 27
1.6.2.1. Derin Sinir Ağları (DNN) 28
1.6.2.2. Lojistik Regresyon (Logistic Regression) 30
1.6.2.3. Rastgele Orman (Random Forest) 32

1.6.2.4. Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machines) 33
1.6.2.4.1. Destek Vektör Sınıflandırıcısı (Support Vector Classifier) 34
1.6.2.5. Naive Bayes (NB) 34
1.6.2.6. K En Yakın Komşu (KNN) 35
1.6.2.7. Karar Ağaçları (DT) 36
1.6.3. Topluluk Öğrenmesi Algoritmaları 36
1.6.3.1. Torbalama (Bagging) 37
1.6.3.2. Boosting / AdaBoost 37
1.6.3.3. Gradient Boosting (GB) 38
2. YAPILAN ÇALIŞMALAR, BULGULAR VE İRDELEME 39
2.1. Giriş 39
2.2. Verilerin Elde Edilmesi ve İçeriği 40
2.3. Ağırlıkların Bulunması 43
2.4. Senaryoların Oluşturulması 49
2.5. Veri Seti Hazırlık Aşaması 57
2.5.1. Veri Ön İşleme Aşaması 57
2.5.2. Veri Standardizasyonu 58
2.5.3. Korelasyon Analizi 59
2.5.4. Hiper Parametre Düzenlemesi 61
2.6. Oluşturulan Tahmin Modellerinin Performans Değerlendirmesi 63
2.6.1. Karışıklık Matrisi (Confusion Matrix) 63
2.7. Bulgular ve İrdeleme 65
3. SONUÇ VE ÖNERİLER 149
4. KAYNAKLAR 154
8. EKLER 162
ÖZGEÇMİŞ

Doktora Tezi

ÖZET

KAMU YAPIM İŞİ İHALELERİNDE UYGUN YÜKLENİCİ TAHMİNİ İÇİN MAKİNE ÖĞRENMESİNE DAYALI BİR KARAR DESTEK SİSTEMİ ÖNERİSİ

Duygu TEKİN

Karadeniz Teknik Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı
Danışman: Prof. Dr. Vedat TOĞAN
2022, 161 Sayfa, 14 Sayfa Ek

İnşaat sektörü diğer sektörlerle hem özel hem de kamu aracılığıyla yakın bağlantı kuran, farklı uzmanlık alanlarıyla birlikte çalışan, risklerin yüksek olduğu karmaşık projelerin gerçekleştirildiği bir sektördür. Kamu, ihtiyacı olan işlerin bir kısmını özel sektörden ihale yoluyla temin ederek inşaat sektöründe bir nevi işveren konumunda yer almaktadır. Kamu ihale süreci, ihale faaliyetlerinin nasıl yürütüleceğini belirleyen bir dizi kural ve prosedürle temsil edilmektedir. Yapım projelerinin belirlenen maliyet, süre ve kalite hedeflerine ulaşılmasında kamu yapım işleri ihalelerinde kullanılmak üzere geliştirilmiş olan Kamu İhale Kanunu (KİK) dokümanları kullanılmaktadır. Kamu ihalelerinde ağırlıklı olarak ekonomik açıdan en uygun fiyat teklifine dayalı bir seçim süreci izlenmektedir. Uygulanan bu yöntem, yapım projelerinin istenilen süre, bütçe ve kalitede tamamlanmasında birtakım zorluklara yol açmaktadır. Fiyat dışı unsurlarında değerlendirmeye alınması ile bu durumun önüne geçilmeye çalışılmak istenilse de isteklilerin yeterlik kriterlerine teklif değerlendirme sürecinde yeterince önem verilmemektedir. Bu çalışmada, tamamlanmış kamu yapım işlerinin verileri incelenmiş ve ileride ihalesi yapılacak kamu yapım işinin istenilen performansla bitirilebilmesi veya istenilen performansın elde edilmesini sağlayacak maliyetin tahmini için makine öğrenimi algoritmaları kullanılarak karar-destek modelleri oluşturulmuştur. Oluşturulan tahmin modellerinin performans sonuçları Doğruluk, Duyarlılık, Kesinlik, F1 Skoru metrikleriyle kıyaslanmıştır. Sonuç olarak, işveren projeye dair karmaşıklık, risk, iş büyüklüğü gibi farklı faktörleri göz önünde bulundurularak belirleyeceği ceza oranı ile yüklenicinin başarı sınıfını öngörebilecektir.

Anahtar Kelimeler: İhale, Makine Öğrenmesi Algoritmaları, Yüklenici Seçimi

PhD. Thesis

SUMMARY

PROPOSAL FOR MACHINE LEARNING-BASED DECISION SUPPORT SYSTEM FOR CONTRACTOR SELECTION IN PUBLIC CONTRACTS

Duygu TEKİN

Karadeniz Technical University
The Graduate School of Natural and Applied Sciences
Civil Engineering Graduate Program
Supervisor: Prof. Dr. Vedat TOĞAN
2022, 161 Pages, 14 Pages Appendix

The construction sector is a sector where complex projects with high risks are carried out, working with different fields of expertise that are closely connected with other sectors through both private and public. The public is in a kind of an employer position in the construction sector by procuring some of the works it needs from the private sector through tenders. The public procurement process is represented by a set of rules and procedures that determine how procurement activities are conducted. The Public Procurement Law documents developed to be used in public construction works tenders are used in achieving the determined cost, duration, and quality targets of construction projects. In public tenders, a selection process based mainly on the most economically suitable bid price is followed. This method, which is applied, causes some difficulties in completing the construction projects in the desired time, budget, and quality. Although it is desired to try to prevent this situation by taking into consideration the non-price elements, sufficient importance is not given to the qualification criteria of the bidders in the bid evaluation process. In this study, the data of the completed public works were examined, and decision-support models were created by using machine learning algorithms to estimate the cost to be completed with the desired performance or achieve the desired performance. The performance results of the models were compared with the Accuracy, Sensitivity, Precision, F1 Score metrics. As a result, the employer will be able to predict the success class of the contractor with the penalty rate to be determined by considering different factors such as complexity, risk, work size, etc. of the project.

Key Words: Tender, Machine Learning Algorithmsi Contractor Selection

ŞEKİLLER DİZİNİ

Sayfa No

Şekil 1.1. Yapım işi süreçleri 14
Şekil 1.2. M_1 ve M_2 arasındaki kesişim 27
Şekil 1.3. Standart lojistik sigmoid fonksiyonu 31
Şekil 1.4. Destek vektör makinesi (Colley, 2019) 33
Şekil 2.1. Yapım işlerinin yıllara göre dağılımı 41
Şekil 2.2. Yapım işlerinin kullanım amacına göre dağılımı (%) 41
Şekil 2.3. Yapım işlerinin toplam inşaat alanı (%) 42
Şekil 2.4. Yapım işlerinin proje süresi (%) 42
Şekil 2.5. Katılımcıların tecrübe dağılımı 44
Şekil 2.6. Katılımcıların eğitim durumu 44
Şekil 2.7. Katılımcıların bulunduğu konumlar 45
Şekil 2 8. Ceza türleri hiyerarşik yapısı 46
Şekil 2.9. Senaryo 1 için istenilen yeterlik kriterleri 51
Şekil 2.10. Senaryo 2 için istenilen yeterlik kriterleri 52
Şekil 2.11. Senaryo 3 için istenilen yeterlik kriterleri 52
Şekil 2.12. Senaryo 4 için istenilen yeterlik kriterleri 53
Şekil 2.13. Senaryo 5 için istenilen yeterlik kriterleri 54
Şekil 2.14. Senaryo 6 için istenilen yeterlik kriterleri 54
Şekil 2.15. Senaryo 7 için istenilen yeterlik kriterleri 55
Şekil 2.16. Senaryo 8 için istenilen yeterlik kriterleri 56
Şekil 2.17. Senaryo 9 için istenilen yeterlik kriterleri 56
Şekil 2.18. Veri setindeki değişkenler 58
Şekil 2.19. Korelasyon matris sonuçları 60
Şekil 2.20. Algoritma hiper parametreleri 62
Şekil 2.21. Veri akış süreci 64
Şekil 2.22. Senaryo 1 için ceza oranlarına göre veri dağılımı 66
Şekil 2.23. Senaryo 1'de 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 67
Şekil 2.24. Senaryo 1'de 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 68
Şekil 2.25. Senaryo 1'de 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 70

Şekil 2.26. Senaryo 1'de 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 71
Şekil 2.27. Senaryo 1'de 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 73
Şekil 2.28. Senaryo 2 için ceza oranlarına göre veri seti dağılımı 74
Şekil 2.29. Senaryo 2'de 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 75
Şekil 2.30. Senaryo 2'de 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 77
Şekil 2.31. Senaryo 2'de 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 78
Şekil 2.32. Senaryo 2'de 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 80
Şekil 2.33. Senaryo 2'de 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 81
Şekil 2.34. Senaryo 3 için ceza oranlarına göre veri seti dağılımı 83
Şekil 2.35. Senaryo 3'te 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 84
Şekil 2.36. Senaryo 3'te 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 85
Şekil 2.37. Senaryo 3'te 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 86
Şekil 2.38. Senaryo 3'te 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 88
Şekil 2.39. Senaryo 3'te 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 89
Şekil 2.40. Senaryo 4 için ceza oranlarına göre veri seti dağılımı 91
Şekil 2.41. Senaryo 4'te 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 92
Şekil 2.42. Senaryo 4'te 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 93
Şekil 2.43. Senaryo 4'te 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 95
Şekil 2.44. Senaryo 4'te 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 96
Şekil 2.45. Senaryo 4'te 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 98
Şekil 2.46. Senaryo 5 için ceza oranlarına göre veri seti dağılımı 99
Şekil 2.47. Senaryo 5'te 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 100

Şekil 2.48. Senaryo 5'te 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 101
Şekil 2.49. Senaryo 5'te 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 103
Şekil 2.50. Senaryo 5'te 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 104
Şekil 2.51. Senaryo 5'te 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 106
Şekil 2.52. Senaryo 6 için ceza oranlarına göre veri seti dağılımı 107
Şekil 2.53. Senaryo 6'da 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 108
Şekil 2.54. Senaryo 6'da 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 109
Şekil 2.55. Senaryo 6'da 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 111
Şekil 2.56. Senaryo 6'da 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 112
Şekil 2.57. Senaryo 6'da 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 114
Şekil 2.58. Senaryo 7 için ceza oranlarına göre veri seti dağılımı 115
Şekil 2.59. Senaryo 7'de 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 116
Şekil 2.60. Senaryo 7'de 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 117
Şekil 2.61. Senaryo 7'de 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 119
Şekil 2.62. Senaryo 7'de 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 120
Şekil 2.63. Senaryo 7'de 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 122
Şekil 2.64. Senaryo 8 için ceza oranlarına göre veri dağılımı 123
Şekil 2.65. Senaryo 8'de 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 124
Şekil 2.66. Senaryo 8'de 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 125
Şekil 2.67. Senaryo 8'de 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 127
Şekil 2.68. Senaryo 8'de 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 128

Şekil 2.69. Senaryo 8'de 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 130
Şekil 2.70. Senaryo 9 için ceza oranlarına göre veri seti dağılımı 131
Şekil 2.71. Senaryo 9'da 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 132
Şekil 2.72. Senaryo 9'da 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 133
Şekil 2.73. Senaryo 9'da 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 135
Şekil 2.74. Senaryo 9'da 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 136
Şekil 2.75. Senaryo 9'da 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması 138
Şekil 2.76. Senaryo 1 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları 139
Şekil 2.77. Senaryo 1 için K en yakın komşu için "k" değerini bulma 140
Şekil 2.78. Senaryo 2 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları 141
Şekil 2.79. Senaryo 3 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları 142
Şekil 2.80. Senaryo 4 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları 143
Şekil 2.81. Senaryo 5 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları 144
Şekil 2.82. Senaryo 6 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları 145
Şekil 2.83. Senaryo 7 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları 146
Şekil 2.84. Senaryo 8 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları 147
Şekil 2.85. Senaryo 9 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları 148

TABLOLAR DİZİNİ

Sayfa No

Tablo 1.1. Yapım işi ihale türüne göre uyuşmazlık kararlarının sayısal ve oransal dağılımı 11

Tablo 1.2. Üçgen bulanık sayılar ile oluşturulan ölçek 24

Tablo 2.1. Katılımcı 1'e göre ana kriterlerin bulanık yargı matrisi 47

Tablo 2.2. K1'e göre ana kriter ve alt kriterlerin bulanık yargı matrisi 47

Tablo 2.3. Kriterlerin toplu ağırlıklandırılması 48

Tablo 2.4. Senaryoların genel görünümü 50

Tablo 2.5. Senaryo 1'de 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 67

Tablo 2.6. Senaryo 1'de 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 69

Tablo 2.7. Senaryo 1'de 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 70

Tablo 2.8. Senaryo 1'de 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 72

Tablo 2.9. Senaryo 1'de 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 73

Tablo 2.10. Senaryo 2'de 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 76

Tablo 2.11. Senaryo 2'de 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 77

Tablo 2.12. Senaryo 2'de 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 79

Tablo 2.13. Senaryo 2 için 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 80

Tablo 2.14. Senaryo 2'de 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 82

Tablo 2.15. Senaryo 3'te 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 84

Tablo 2.16. Senaryo 3'te 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 85

Tablo 2.17. Senaryo 3'te 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 87

Tablo 2.18. Senaryo 3'te 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 88

Tablo 2.19. Senaryo 3'te 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 90
Tablo 2.20. Senaryo 4'te 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 92
Tablo 2.21. Senaryo 4'te 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 94
Tablo 2.22. Senaryo 4'te 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 95
Tablo 2.23. Senaryo 4'te 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 97
Tablo 2.24. Senaryo 4'te 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 98
Tablo 2.25. Senaryo 5'te 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 100
Tablo 2.26. Senaryo 5'te 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 102
Tablo 2.27. Senaryo 5'te 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 103
Tablo 2.28. Senaryo 5'te 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 105
Tablo 2.29. Senaryo 5'te 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 106
Tablo 2.30. Senaryo 6'da 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 108
Tablo 2.31. Senaryo 6'da 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 110
Tablo 2.32. Senaryo 6'da 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 111
Tablo 2.33. Senaryo 6'da 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 113
Tablo 2.34. Senaryo 6'da 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 114
Tablo 2.35. Senaryo 7'de 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 116
Tablo 2.36. Senaryo 7'de 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 118
Tablo 2.37. Senaryo 7'de 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 119
Tablo 2.38. Senaryo 7'de 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 121

Tablo 2.39. Senaryo 7'de 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 122
Tablo 2.40. Senaryo 8'de 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 124
Tablo 2.41. Senaryo 8'de 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 126
Tablo 2.42. Senaryo 8'de 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 127
Tablo 2.43. Senaryo 8'de 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 129
Tablo 2.44. Senaryo 8'de 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 130
Tablo 2.45. Senaryo 9'da 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 132
Tablo 2.46. Senaryo 9'da 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 134
Tablo 2.47. Senaryo 9'da 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 135
Tablo 2.48. Senaryo 9'da 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 137
Tablo 2.49. Senaryo 9'da 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması 138

SEMBOLLER DİZİNİ

AHP : Analitik Hiyerarşi Süreci
BRM : Banka Referans Mektubu
CO : Cari Oran
DNN : Derin Sinir Ağları
DT : Karar Ağaçları
DT(P) : Budanmış Karar Ağacı
DT(NP) : Budanmamış Karar Ağacı
EKAP : Elektronik Kamu Alımları Platformu
ED : Eşik Değer
FP : Yanlış Pozitif
FN : Yanlış Negatif
FAHP : Bulanık Analitik Hiyerarşi Yöntemi
GB : Gradient Boosting
GC : Gecikme Cezası
GKAK : Geçici Kabul Aşamasındaki Kesintiler
GKEC : Geçici Kabul Eksikliği Cezası
İA : İşçi Alacağı
İD : İş Deneyimi
K1 : Katılımcı 1
KİK : Kamu İhale Kurumu
KVBB : Kısa Vadeli Banka Borçları
KKAK : Kesin Kabul Aşamasındaki Kesintiler
KKEC : Kesin Kabul Eksikliği Cezası
KNN : K En Yakın Komşu
LR : Lojistik Regresyon
NK : Nefaset Kesintisi
NB : Naive Bayes
NH : Nam-ı Hesap
ÖO : Öz kaynak Oranı
RF : Rastgele Orman

RBF : Radyal Temel Fonksiyonu

SVM : Destek Vektör Makinesi

SVC : Destek Vektör Sınıflandırıcısı

SVC(B) : Dengeli Destek Vektör Sınıflandırıcı

SVC(UB) : Dengesiz Destek Vektör Sınıflandırıcı

SB : Sözleşme Bedeli

SD : Sınır Değer

S1 : Senaryo 1

S2 : Senaryo 2

S3 : Senaryo 3

S4 : Senaryo 4

S5 : Senaryo 5

S6 : Senaryo 6

S7 : Senaryo 7

S8 : Senaryo 8

S9 : Senaryo 9

TİA : Toplam İnşaat Alanı

TP : Gerçek Pozitif

TN : Gerçek Negatif

TPBC : Teknik Personel Bulundurmama Cezası

YM : Yaklaşık Maliyet

YİGŞ : Yapım İşleri Genel Şartnamesi

YİUY : Yapım İşleri Uygulama Yönetmeliği

1. GENEL BİLGİLER

1.1. Giriş

Günden güne büyümekte ve değişmekte olan çevresel uyaranlara paralel olarak toplumların yeni nitelik ve tipte ihtiyaçları ortaya çıkmaktadır. Geçmişte olduğu gibi yeni biçimlerde görünen bu toplumsal ihtiyaçlar, devlet yönetimleri tarafından, kamu kurum ve kuruluşları aracılığıyla karşılanmaktadır. Devlet bu görevini yerine getirmek adına çeşitli mal, hizmet alımları ve yapım işleri yaparak harcamalarda bulunmaktadır. Pek çok gelişmekte olan ülkede olduğu gibi Türkiye'de de kamu bu özelliği nedeni ile inşaat sektörü açısından en önemli işveren konumunda olmaktadır. Kamu ihtiyaç duyduğu yol, konut, okul, sağlık binaları, köprü vb. olarak bilinen yapım işlerini, ihale olarak adlandırılan bir dizi işlemler sürecinin sonunda belirlediği istekliler aracılığı ile yerine getirmektedir. Kamunun bu yolla hedeflediği yapım işinin belirlenen sürede, istenilen kalitede ve en uygun maliyetle bitirilmesi olmaktadır. Bu aynı zamanda kamu kaynaklarının doğru bir şekilde yönetilmesi ve istikrarı sağlayarak ülke ekonomisindeki dengelerin korunmasını sağlamada etkin bir rol oynamaktadır. Bu amaç doğrultusunda Kamu İhale Kurumu, ihale ve sonrasında yapım işi inşa aşaması sürecini başından sonuna tanımladığı kanun ve yönetmelikler aracılığı ile yönetmektedir. Bu sayede tüm sürecin şeffaf, hesap verilebilir, izlenebilir ve rekabete açık olması amaçlanmaktadır.

Kamu İhale Kurumu tarafından yayımlanmış olan 4734 sayılı Kamu İhale Kanunu, 4735 sayılı Kamu İhale Sözleşmeleri Kanunu ve bu kanunlara bağlı yönetmelikler sayesinde yukarıda bahsedilen ihale ve sonrası süreçleri belirli bir yol haritasına bağlamıştır. Bunlara ek olarak gelişen teknolojik ilerlemelere bağlı olarak da şeffaflığın ve takip edilebilirliğin artırılması adına EKAP olarak bilinen Elektronik Kamu Alımları Platformu kurulmuştur. Tüm bu düzenlemeler ile önceki deneyimlerden görülen bazı aksaklıkların düzeltilerek iyileştirmelerin yapıldığı görülmektedir.

Hali hazırda çeşitli değişikliklerle yürürlükte olan 4734 sayılı kanun gereğince kamu, ihtiyacı olan yapım işlerini, işlerin karmaşıklığı, maliyeti, aciliyeti vb. durumlar gibi kıstasları dikkate alarak; i) Açık ihale usulü, ii) Belli istekliler arasında ihale usulü ve iii) Pazarlık usulü gibi farklı usullerle gerçekleştirebilmektedir. Bu usullerin biri ile gerçekleştirilen yapım işi ihalesi ile işin üzerine ihale edildiği yüklenici belirlenmiş

olmaktadır. Yüklenicinin nihai hedef olan yapım işine ait zaman, kalite ve maliyet hedeflerini sağlayacak en uygun istekli olduğu kabul edilmektedir.

Yüklenici seçiminde en önemli kriterin fiyat teklifi olması nihai hedeflerin sağlanmasında hem idare hem de yüklenici tarafında, karmaşık ve belirsiz bir süreci olan yapım işi projelerinin yürütülmesinde çeşitli tipte problemlerle karşılaşılmasına sebep olmaktadır.

1.2. Literatür Taraması

İhaleyi yapan idarenin yükleniciden beklentisi, projede istenilen maliyet, süre ve kalite sınırları çerçevesinde kalarak yüklenicinin projeyi tamamlamasıdır. İnşaat sektörünün yapısından kaynaklı olan karmaşıklığı, projelerde yer alan ve farklı beklentileri olan tarafların bulunması, koordinasyonun yakalanmasındaki zorluklar ve riskli bir sektör olması gibi pek çok sebep projenin istenilen hedeflerde bitirilmesine engel olabilmektedir. Girdisi çok fazla olan inşaat sektöründe en sık karşılaşılan problem, bu problemlerin giderilmesine yönelik yapılan iyileştirmelere rağmen hala maliyet ve/veya zaman aşımı ve kalite problemi olarak gözükmektedir. Türkiye'de bu konuda sürecin iyileştirilmesine yönelik katkıda bulunan çeşitli çalışmalar yapılmıştır (Özyürek, 2018; Koğ, 2016; Yaman, 2016; Bayram vd. 2012).

Yaman (2016) yapmış olduğu çalışmada, yüklenici seçimi için ortalama standart yüklenici modeli ile fiyata alternatif bir puanlama sistemi oluşturmuştur. Bunun için 2012-2015 yılları arasında Su ve Kanalizasyon İdaresi tarafından düzenlenen 9 adet yapım, bakım ve onarım işine ait 103 adet teklif incelenmiş ve incelenen veriler yaklaşık maliyete göre kıyaslanarak puanlaması hesaplanmıştır. Ortalama standart yüklenici modeli ile pozlara daha dengeli teklifler verilmesi sağlanarak kalitenin arttırılması ve projelerin yapılabilir fiyatlara ihale edilmesi amaçlanmıştır.

Yüklenici ön yeterliği ve yüklenici seçme problemine yapay zekâ kullanarak çoklu ajan tabanlı çözüm yaklaşımı geliştirmeye çalışan Koğ (2016) çalışmasında bu problemlerin çözümü için MAS tabanlı modelleme çalışmaları yapmıştır. Çoklu ajan sistemleri ihale yüklenici bilgileri ve anketler ile elde edilmiş kriter ağırlıklarının depolanması ile veri yönetimi konularını içeren bir sistem olarak modellenmiş ve son kullanıcı için prototip yazılım geliştirmiştir.

Cebe (2015) tarafından yapılan çalışmada projelerin belirlenen maliyetinin üzerinde bitirilmesinin ve proje teslim tarihindeki aşımların nedenleri araştırılarak belirlenen kriterler işveren, yüklenici ve projeden sorumlu yönetici bakış açısı ile değerlendirmiştir. Çalışmada literatür çalışmaları derlenerek 8 ana başlık altında 37 adet kriter belirlenmiştir. Bu kriterler çerçevesinde oluşturulan anket soruları proje yapım aşamasında aktif olarak çalışan 47 uzman ile görüşme yapılarak değerlendirilmiştir. Diğer çalışmalardan farklı olarak bu çalışmada kriterler işveren, yüklenici ve projeden sorumlu yönetici bakış açısına göre etki (kriter şiddeti), sıklık (kriterin yaşanma oranı/sıklığı) ve önem katsayısı şeklinde Likert ölçeği kullanılarak değerlendirilmiştir. Araştırma sonucunda 3 farklı gruba ayrılan katılımcılar arasında maliyet ve süre aşımı nedenlerinin birbirinden oldukça farklı olduğu ve çözümü zor olan böylesi bir problemin, bakış açısındaki farklılıkla birlikte proje başarısını olumsuz yönde etkileyeceği belirtilmiştir. Bu sorunun önüne geçilebilmesi için işveren, yüklenici, proje yönetimi arasında projenin başında iş ve sorumlulukların net bir şekilde belirtilmesi ve daha fazla iletişimde bulunulması önerisinde bulunulmuştur.

Maliyet aşımları yaşamak inşaat şirketleri için özellikle de mikro ölçekli inşaat şirketleri için daha önemli bir sorun olmaktadır. Ciddi maliyet aşımları, mikro ölçekli inşaat şirketlerinin iflasına neden olabilmektedir. Bu nedenle mikro ölçekli inşaat firmalarının, yapımını üstlendikleri projelerde maliyet aşımına hâkim olan faktörleri iyi analiz etmeleri gerekmektedir. Mikro ölçekli inşaat firmalarının yapımını üstlendikleri inşaat projelerinde maliyet aşımlarının nedenini Polat vd. (2014) tarafından araştırılmıştır. Çalışmada, literatür araştırması sonuncunda derlenerek 7 ana grupta sınıflandırılmış faktörler (Sözleşme ile ilgili faktörler, zamanla ilgili faktörler, maliyet ile ilgili faktörler, kalite ile ilgili faktörler, insan kaynakları ile ilgili faktörler, iletişimle ilgili faktörler, riskle ilgili faktörler) 78 inşaat firması çalışanına anket yoluyla sorulmuştur. Anket sonuçlarına göre tasarım sorunlarının (tasarım değişiklikleri, tasarım onay aşamasındaki gecikmeler, inşa edilebilirlik vb.) en kritik faktör olduğu tespit edilmiştir.

Bayram (2013) İzmir, Bursa, Ankara, Gaziantep, Malatya, Adana, Trabzon ve Samsun şehirlerinde bulunan Çevre ve Şehircilik İl Müdürlüklerince, 4734 sayılı Kamu İhale Kanunu'na göre ihale edilmiş ve 2003-2011 yılları arasında tamamlanmış olan 471 yapım işinin ihale dosyalarından proje ile ilgili bazı verileri temin etmiştir. İncelenen 471 kamu yapım işinin; %66,88'inin sözleşme bedelinin üzerinde ve %47,13'ünün öngörülen proje süresinden daha geç tamamlandığını tespit etmiştir. Yapım işlerinin Türkiye genelinde sözleşme bedeline göre ortalama %11,20'lik bir oran ile daha yüksek bedelde

tamamlandıkları, sözleşmede öngörülen proje süresine göre ise ortalama %20,25'lik bir oran ile daha geç tamamlandıkları belirlenmiştir. Turhan (2006)'ın çalışmasının 2003-2005 yılları arasını, Bayram vd. (2014)'nin çalışmanın 2003-2011 yılları arasını kapsadığı göz önüne alındığında, 4734 kanuna göre gerçekleştirilen inşaat projelerinin maliyet sapmalarının 9 yıllık süreç dikkate alındığında, kanunun yürürlüğe girdikten sonraki üç yıla göre ciddi artış gösterdiği ifade edilebilir.

Farklı ülkelerden elde edilen 28 adet büyük inşaat projesi incelenerek yapılan araştırmada (Ahbab, 2012) projelerin maliyet ve zaman aşımı nedenleri araştırılmıştır. Süre ve maliyet aşımlarının nedeni olarak sonradan eklenen iş artışlarının olması, ihale zamanı ve sözleşmenin imzalanması arasında geçen uzun süre gibi nedenler sıralanmıştır. Proje kapsamında incelenen projeler arasında Türkiye'nin de bulunduğu çalışmada maliyet aşımının %50 civarında çok yüksek olduğundan bahsedilmiştir.

Türkiye'de konut inşasında maliyet aşımlarının nedenlerini araştıran Durdyev vd. (2012), derin bir literatür araştırması yaparak makroekonomik, iş gücü, proje finansmanı, proje yönetimi ve diğer dış faktörler olmak üzere 5 grup altında toplam 40 alt faktör belirleyerek bir anket hazırlamışlardır. Faktörlerin göreceli etki seviyelerini belirleyebilmek amacıyla anket, proje yönetimi danışanları, yükleniciler, mal sahiplerinden oluşan 79 kişiye uygulanmıştır. Türkiye'de konut projelerinin yapımında maliyet aşım sorununun planlamanın ve proje maliyet tahmininin yanlış yapılmasından, gereken iş gücü kaynağının yüksek maliyetinden (makine-teçhizat vb.), kalifiyeli iş gücü eksikliğinden ve inşaat malzemeleri ve arazi fiyatlarının yüksek olması gibi nedenlerden kaynaklandığını ifade etmişlerdir.

Bulanık hiyerarşi yöntemini kullanarak yüklenici seçim problemine çözüm arayan Vahdani vd. (2012), hem nitel hem de nicel değerlendirme kriterlerini dikkate alarak kriterlerin göreceli önemini (ağırlıkları) bulanık hiyerarşi yöntemi ile belirleyerek, gerçek bir yapım işi üzerinde yüklenici seçim problemi için bir uygulama örneği yapmışlardır. Örnek çalışmada karar vericilerin beş ana kriter (finansal istikrar, teknik yetenek, yönetim kapasitesi, sağlık ve güvenlik ve tanınırlık) ve yirmi alt kriterden oluşan seçim kriterlerini dilsel değişkenlerle değerlendirmeleri istenilmiştir. Karar vericilerin öznel yargıları ile nesnel bilgiler aynı anda dikkate alınarak önerilen yöntem ile yüklenici seçimi yapılmıştır. Önerilen yöntemin birçok farklı yönetim ve mühendislik alanındaki grup karar verme problemlerinde uygulanabileceğini göstermişlerdir.

Düşük verimlilik ve kötü proje performansının bir göstergesi planlanan iş programının gerisinde olmak olabilmektedir. Bir projedeki herhangi bir gecikme, maliyet ve zaman aşımlarına yol açabilmekte ve bu ikisi arasında sıkı bir ilişki bulunmaktadır (Sambasivan ve Wen Soon, 2007). Proje sahibi için gecikmeler gelir kaybına yol açabilirken yüklenici için gecikmeler, daha uzun bir proje çalışması, gerçekleşen cezalar ve daha yüksek malzeme ve işçilik maliyetleri dolayısıyla maliyet aşımına neden olmaktadır (Assaf ve Al-Hejji, 2006; Khoshgoftar vd. 2010).

Günden güne karmaşıklaşan projelerde gecikmeler projenin başarısı üzerinde olumsuz etki yaratmakta; süre, maliyet ve kaliteyi negatif yönde etkilemektedir. Bu yüzden gecikmelerin önceden tahmin edilebilmesi, ek maliyet ve süre uzatımına gerek kalmadan sorunların çözülebilmesi oldukça önemlidir. Proje süresindeki gecikmeler yalnızca onlara sebep olan faktörlerin belirlenmesiyle minimize edilebilir. Türkiye'de proje gecikmelerin nedenlerini tespit etmek ve olası etkilerini değerlendirmek için yapılan çalışmada (Kazaz vd. 2011) gecikmeye sebep olan faktörler tespit edilerek, Türkiye'nin inşaat sektöründe önde gelen şirketlerin çalışanlarına anket yoluyla sorulmuştur. Ankete katılan katılımcıların cevaplarına göre belirlenen gecikme sebepleri; işverene yapılan hakediş ödemelerindeki gecikmeler, gerçekçi olmayan proje süreleri, müteahhit şirketin inşaat süresindeki finansal durumu, revizyona bağlı faktörler, sözleşmeye dayalı faktörler ve işçiye bağlı faktörler olarak gösterilmektedir.

Enyinda vd. (2011) kamuda tedarik zincirindeki yüklenici seçim probleminin çözümü için karar destek sisteminde analitik hiyerarşi yöntemini (AHP) kullanmışlardır. Önerilen metodolojide, en iyi yüklenicinin seçimi için bir dizi kriter kullanılmış ve önerilen modeli Gana'daki bir hükümet bakanlığının vaka çalışmasında yüklenici seçim problemi için kullanmıştır. Sonuç olarak, müteahhit seçiminde en önemli kriterlerin müteahhitlerin deneyimlerinin, insan gücü kaynaklarının, finansal istikrarının ve ilgili ekipmanlarının olduğunu belirtmişlerdir.

Son on yılda, yüklenici seçimi değerlendirmesine yönelik geliştirilen yöntemlerin sayısında yükselen bir eğilim görülmektedir. Hükümetler, ihaleye ilişkin mevzuat ve yasal düzenlemeler sırasında bu tür çalışmalardan yararlanabilmektedir. Yüklenici seçimi değerlendirmesinde yalnızca fiyat rekabetçiliği değil, aynı zamanda kullanıcıların ihtiyaçlarına uygunluk, performansın güvenilirliği, yetenekler ve deneyim, niteliksel üstünlük ve eserin yaşam boyu maliyetleri de dikkate alınmalıdır. Ergonul (2011) teklif fiyatı ile fiyat dışı nitelikleri kapsayacak şekilde bir yüklenici seçim modeli yapılandırmıştır.

Model orta ölçekli ve yarı karmaşık projelerin yüklenici değerlendirme sürecinde fiyat dışındaki faktörleri de dikkate almak isteyen kamu yetkilileri için oluşturulmuş ve dört yüklenici adayı değerlendirerek varsayımsal bir senaryo ile test edilmiştir. Modelin deneyimsiz veya yetersiz finanse edilen yüklenicilerin elenmesi aşamasında yardımcı olacağı belirtilmiştir.

Yüklenicinin uzmanlığı ve performansı, bir projenin başarılı bir şekilde teslim edilmesinde önemli bir rol oynamaktadır. Başarılı proje sonuçlarına ulaşmada yüklenicilerin seçimiyle ilgili temel niteliklerin net bir şekilde ortaya konulması kritik önem taşımaktadır. Bu nitelik kriterlerini ve yüklenicilerin bir projedeki performansıyla olan bağlantılarını anlamak amacıyla Doloi vd. (2011**)** tarafından hiyerarşik bir yapısal model kurulmuştur. Model, yapısal eşitlik modelleme tekniğini kullanarak, işgücü, planlama ve kontrol, kalite performansı, geçmiş performans ve genel proje başarısı olmak üzere beş doğrulayıcı faktör üzerinden toplam 29 teknik özelliği içermektedir. Avustralya'daki orta büyüklükteki inşaat projelerinden elde edilen anket verilerine göre, modelin sonuçları, projelerde başarıya ulaşmada yüklenicinin teknik planlama ve kontrol uzmanlığının önemli olduğunu ortaya koymaktadır. Bu faktörlerin yüklenicilerin performansındaki öneminin net bir şekilde anlaşılmasıyla, bu bulguların şirketin prosedürlerinin geliştirilmesine veya yüklenici ön yeterlilik uygulamalarına ilişkin mevcut bilgilerinin artırılmasına katkıda bulunabileceği ileri sürülmektedir.

Lam vd. (2010) inşaat projelerinde yüklenici ön yeterlik seçimi aşamasında Destek Vektör Makinesi (SVM) yönteminin uygunluğunu araştırmışlardır. SVM' nin performansı, yapay sinir ağı sonuçlarıyla karşılaştırılmış, ön yeterlilik ve yüklenici seçimi gibi problemlerde SVM'nin uygulanmasının iyi sonuçlar verdiği belirtilerek, yüklenici seçimi için SVM tabanlı bir karar destek çerçevesi önerilmiştir. Önerilen karar modelini doğrulamak için İngiltere' de yerel yönetimce ihale edilmiş 42'si başarılı 41 tanesi başarısız proje üzerinde SVM' nin sınıflandırma yeteneği, sinir ağları (NN) ve temel bileşen analizi (PCA) yöntemleri ile karşılaştırılmıştır. Önerilen SVM modelinin NN ve PCA 'dan daha iyi performans gösterdiği belirtilmiştir. Farklı sözleşme türlerinin farklı gereksinimleri olduğu belirtilerek, bu gibi durumlarda RBF çekirdeği kullanımında çekirdek fonksiyonunun seçiminin model performansında önemli olduğu vurgulanmıştır.

En uygun yüklenici seçimi için yüklenici yeteneklerinin ölçülebileceği ve değerlendirilebileceği bir dizi yöntem bulunmaktadır. Baykasoglu vd. (2009) bu düşünceden yola çıkarak Çoklu Kriter Karar Destek (MCDS) yöntemlerinin bu sorunu çözmek için

faydalı olabileceğini ileri sürerek, çeşitli MCDS (Puanlama, TOPSIS, AHP ve ANP) araçları kullanımını teşvik etmek için, gerçek bir probleme bir dizi yöntem uygulamışlardır. Bahsedilen MCDS yöntemleri Türkiye'deki okul projelerinin yüklenici seçimi problemine uygulanmıştır. Yüklenicilere ilişkin verilerin bir kısmı ihale dosyalarından, bir kısmı da bu firmaların yöneticileri ile yüz yüze görüşülerek elde edilmiştir. Tüm yöntemlerin seçtiği yüklenici, teklif fiyatın en yüksek önceliğe sahip olması sebebiyle hep aynı yüklenici olmuştur. Seçilen yüklenici dışında kalan adaylar her bir yönteme göre farklı sıralanmıştır. Sonuç olarak, yöntemlerin çözüm prosedürlerindeki yapısal farklılıkların sonuçların değişmesine neden oldukları belirtilmiştir.

El-Sawalhi vd. (2007) en uygun yüklenicinin belirlenebilmesi için ön yeterlik sürecinde mevcut nitelikler göz önüne alınarak hibrit genetik algoritma ve sinir ağı (GNN) modeli ile yüklenici performansı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Öngörülen performans, yüklenicilere ön yeterlilik kazandırmak için kullanılmıştır. Yüklenicinin niteliklerini ve buna karşılık gelen yüklenici performansını zaman, maliyet ve kalite aşımı (OR) ile değerlendirilebileceğini ortaya koymuşlardır. Yüklenicinin nitelikleri GNN modelinde girdi olarak kullanılırken buna karşılık gelen zaman, maliyet ve kalite OR'leri, GNN modeline çıktı olarak kullanılmıştır. Ortalama mutlak yüzde hata (MAPE), R^2, ortalama mutlak hata ve ortalama kareler hatası açısından modelin doğruluğu %85 olarak tespit edilmiştir.

Akçay (2008) kamu ihalelerinde yüklenici seçim prosedüründe aşırı düşük teklif sorgulaması yapılarak belirlenen yüklenicinin, aşırı düşük teklif sorgulamasının daha doğru bir şekilde yapılabilmesi için matlab programında bulanık mantık tabanlı karar destek sistemi geliştirmiştir. Geliştirilen sistemin işleyişinde kural tablosu oluşturmak için komisyonlarda görev alan teknik elemanlardan yardım alınarak 360 adet kural belirlemiştir. Çalışmada aşırı düşük teklif sorgulamasının sadece yazılı açıklama ile değerlendirilmesinin yeterli olmayacağı belirtilerek yüklenicilerin belirlenen kriterlere göre (mali durum, geçmiş performans, teknik yeterlik vb.) de değerlendirilmesi gerekliliği vurgulanmıştır. Geliştirilen modelin aşırı düşük teklif sorgulamasında karar vericilerin doğru karar verebilmelerine yardımcı olacağı ifade edilmiştir.

Kadefors vd. (2007) İsveç'te gerçekleştirilen ortak projelerden alınan teklif belgelerini ve müşterilerle yapılan görüşmeleri de incelemişlerdir. Ortak projelerde iş birliğinin içeriklerinin, bireylerin ekip çalışması potansiyellerinin ve tutumlarının değerlendirilmesine odaklanmışlardır. Ortak projelerde yüklenicilerin değerlendirilmesinde yüklenicilerin geçmiş performanslarının sınırlı bir öneme sahip olduğunu göstermişlerdir. Bu hem

bireylerin hem de ortaklık kuran firmaların sorumluluklarının projeden projeye değişebileceğini de belirtmektedir. Yanı sıra, müşteri davranışlarının yüklenicinin geliştireceği stratejiler üzerinde etkileri olduğu belirtilmiştir.

Yüklenici değerlendirme kriterleri "teklif bedeli" ve "fiyat dışı kriterler" olmak üzere iki ana kriterden oluşmaktadır. Yılmaz (2006) bu iki ana bileşenin ağırlıklandırma puanlarını, müşterilerin veya projelerin ihtiyaçlarına göre belirlemiştir. Fiyat dışı kriterlerin toplam puanının ihale bedeline oranı ihtiyaçlara göre şu şekilde genelleştirilmiştir: Yenilikçi projelerde 20/80 ile 40/60 arası, karmaşık projelerde 15/85 ile 35/65 arası, basit projelerde 10/90 ile 25/75 arası, tekrarlayan projelerde 5/95 ile 10/90 arasıdır. Örneğin 100 yataklı bir hastanenin orta ölçekli ve yarı karmaşık bir proje olduğunu değerlendirerek, çalışmada 'Fiyat Dışı Kriterler Toplam Puanı / İhale Bedeli' oranı 30/70 olarak kabul etmiştir.

Kamu yapım işleri ihalelerinde yüklenici seçim kriteri olarak en avantajlı teklifini dikkate alma durumu uzun bir geleneğe sahip olsa da fiyat dışı kriterlere olan güven gün geçtikçe artmaktadır. Waara ve Bröchner (2006) bu düşünceden yola çıkarak yapmış oldukları çalışmalarında 2003 yılında İsveç belediyelerindeki 386 ihale dokümanından elde ettikleri verileri analiz etmiş ve tipik ihale yapısına üç fiyat dışı unsur ekleyerek teklif bedelin yüklenici seçim kriterindeki ağırlığını %70 olarak belirlemişlerdir. Sonuç olarak fiyat dışı özelliklerin kısa ve uzun vadede yüklenici seçimi değerlendirmesinde dikkate alınmaları gerektiğini vurgulanmışlardır.

İnşaat sektörü, mali sorunlar, düşük performans veya şantiyelerde yeterli güvenlik önlemlerinin alınmamasından kaynaklanan kazalar gibi çeşitli nedenlerden dolayı birçok yüklenicinin başarısızlığına tanık olmuştur. Tüm bu olaylar, ihalelerin verilmesindeki sistemin, günümüzün talep ve zorluklarını karşılayabilecek yüklenici seçimi için yetersiz olduğunu göstermiş ve bu konu üzerinde çalışmalar yapılması gerektiğini ortaya koymuştur. Singapur da inşaat sektörünün mevcut durumunu araştırmak amacıyla Singh ve Tiong (2006) yüklenici seçim kriterlerini belirlemek ve seçim sürecinde aday yüklenicilerin kabiliyetlerini değerlendirebilmek için anket aracılığıyla bir çalışma yapmıştır. Çalışma kapsamında kamu müşterileri, özel müşteriler ve yükleniciler arasında yüklenici seçim kriterlerinin önem derecelerine ilişkin istatistiksel olarak önemli görüş farklılıkları olduğu görülmüştür. Çalışmadan elde edilen bulgular ile inşaat müşterilerinin yüklenici seçim sürecinde aday yüklenicilerin yeteneklerini değerlendirirken maliyet dışında birden fazla yüklenici seçim kriteri tanımlaması yapılmıştır. Yüklenicilerin niteliklerini müşterilerin tercihleri

doğrultusunda geliştirmelerine yardımcı olunarak projeye uygun olmayan yüklenici seçiminden dolayı proje başarısızlığı riskini en aza indirmek amaçlanmıştır.

Topçu (2004) tarafından yapılan çalışmada, Türk kamu sektörü için bir model önerisi yapılmıştır. Bu çalışmada literatür taraması ile elde edilen ve mevcut uygulamadaki ön yeterlik ve değerlendirme modellerinde kullanılan kriterler, uzman görüşleri ile yeniden düzenlenerek yeni bir ön yeterlilik hiyerarşisi oluşturulmuştur. İlk aşamada projenin istenilen performans ve kalitede bitirilebilmesi idarenin üzerinde durduğu en önemli husus olarak değerlendirilerek ana kriter olarak zaman ve kalite kriteri üzerinde durulmuştur. İkinci aşamada ise maliyet yani teklif fiyatı hiyerarşiye dahil edilmiştir. Önerilen modelde mevcut sistemdeki ihaleye başvuru şartları geçerli olmuş, bu yeterliği geçen yükleniciler için zaman ve kaliteye göre belirlenen kriterlerden karar matrisi oluşturulmuştur. Karar matrisi oluşturulduktan sonra en yaygın kullanılan puanlama yöntemlerinden biri olan analitik hiyerarşi süreci (AHP) yöntemi kullanılarak yüklenici puanları hesaplanmıştır. Önerilen modelin, proje sahipleri tarafından ihaleyi kazanacak uygun yükleniciyi belirlemede bir karar destek sistemi olarak kullanılabileceği belirtilmiştir.

İnşaat projesinde yaşanan gecikmeler, maliyet aşımı ve yetersiz kalitenin yanı sıra anlaşmazlıkları da beraberinde getirebilmekte ve tarafların aralarında yaşanan uyuşmazlık sürecini davaya kadar götürebilmektedir (Aibinu ve Jagboro, 2002). Projelerdeki gecikmeyi oluşturan faktörleri 2005-2016 yılları arsında yapılmış 22 makaleyi inceleyerek araştıran Uçmazbaş (2016) çalışmasında 9 ana başlık altında (mal sahibi ile ilişkili faktörler, yüklenici ile ilişkili faktörler, danışman ile ilişkili faktörler, tasarım ile ilişkili faktörler, iş gücü ile ilişkili faktörler, ekipman ile ilişkili faktörler, malzeme ile ilişkili faktörler, proje ve sözleşme ile ilişkili faktörler, dış etmenlerle ilişkili faktörler) 205 gecikme nedenini irdelemiştir. Gecikmelerin analiz edilmesi için kullanılan teknikleri incelemiş ve sonuç olarak çoğu gecikme nedeninin evrensel olduğunu, elde edilen sonuçların önem sıralamasının farklılık gösterdiğini belirtmiştir. Proje yöneticisinin paydaşları ile daha sık iletişimde bulunmasının ve süreci koordineli şekilde yürüterek hakediş ödemelerini zamanında yapmasının gecikme etkilerini azaltmak için etkili olacağı önerisinde bulunmuştur.

Jaskowski ve diğerleri (2010) tarafından yapılan çalışmada Polonya yönetmeliklerine dayalı bir kamu ihale prosedüründe yüklenici ön yeterliğinde kullanılacak beş kriter tanımlanmıştır: 1) insan gücü ve ekipman; 2) finansal kapasite; 3) geçmiş proje performansı; 4) deneyim; 5) sertifikalı yönetim sistemleri (kalite sistemi, güvenlik politikası). Kriter

ağırlıklarını oluşturmak için, 15 uzmandan kriterlerin göreceli önemine ilişkin görüşlerini ikili yargılar şeklinde ifade etmeleri istenmiş ve sonuçlar bulanık analitik hiyerarşi yöntemi ile değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlar ışığında önerilen bulanık AHP yönteminin, kriter önceliklendirme açısından geleneksel AHP'den üstün olduğu belirtilmiştir.

1.3. Problem Tanımlama

Kamu yatırımları, yıllara göre değişmekle beraber devlet harcamalarının büyük bir kısmını oluşturmaktadır. Kamu yapım projelerinin etkin bir biçimde gerçekleştirilmesi sadece kamu harcamaları açısından değil, aynı zamanda kamu alımlarının büyük bir kısmını oluşturması nedeniyle ülke ekonomisi açısından da çok önemlidir. Ülkelerin milli giderlerinde kamu harcamaları büyük bir paya sahip olmasına rağmen, yapılan harcamaların karşılığının alınamadığı görülmektedir. Yapılan kamu harcamalarının karşılığının alınabilmesinde ortaya yeteneği çerçevesinde şekillenecek bir eser koyabilecek yüklenicinin seçimi kritik bir öneme sahip olmaktadır (Özyürek, 2018).

Yapım işlerinin, istenilen maliyet, kalite ve öngörülen süre çerçevesinde bitirilmesinde doğru bir şekilde hazırlanmış standart dokümanların önemi büyüktür. Sözleşme dokümanı resmî kurumlar tarafından hazırlanmakta ve Yapım İşlerine Ait Tip Sözleşmesi (YİATS) olarak yayımlanmaktadır. Türkiye'de standart dokümanlar Kamu İhale Kurumu (KİK) tarafından yayımlanmaktadır. İhaleye çıkılmadan önce sözleşme dokümanının hazırlanması gerekmektedir. Uygulama projeleri tam olarak hazırlanmadan ihale edilen projelerde problemler yaşandığı ve yapım işlerinin tamamlanamadığı belirtilmektedir (I. Çakmak ve Taş, 2017). Sözleşme dokümanın yetersiz içerikte olması örneğin süre uzatımının hangi durumlarda verileceği açıklansa da bazı önem teşkil eden hususların (süre uzatımına neden olan durumun mücbir sebep olup olmadığı, ne kadar süre uzatımı verileceği, cezalı mı ya da cezasız mı olacağı gibi) net bir şekilde açıklanmaması gibi durumlar taraflar arasında anlaşmazlığa da sebebiyet vermektedir (I. Çakmak ve Taş, 2017).

4734 sayılı kanuna göre ihalelere yönelik başvurularda;

> "İhale sürecindeki hukuka aykırı işlem veya eylemler nedeniyle bir hak kaybına veya zarara uğradığını veya zarara uğramasının muhtemel olduğunu iddia eden aday veya istekli ile istekli olabilecekler, bu Kanunda belirtilen şekil ve usul kurallarına uygun olmak şartıyla şikâyet ve itirazen şikayet başvurusunda bulunabilirler"

maddesi bulunmaktadır (KİK). Şikâyet başvurularının çözümüne ilişkin iki durum söz konusudur. Öncelikle şikâyet başvurusu ihaleyi yapan idareye yapılmaktadır. Daha sonra itirazen şikâyet başvurusu Kamu İhale Kurumu'na yapılarak süreç iki aşamada tamamlanmaktadır. Kamu İhale Kurumu'nun kararları yargısal denetime açıktır. Bu başvurular neticesinde düzeltici işlem ile giderilecek durumlarda düzeltici işlemin belirlenmesi, aksi halde hukuka aykırılığın tespit edildiği durumlarda ihalenin iptal edilmesi yoluna gidilir. 4734 sayılı Kanunun 54'üncü maddesine göre, Kamu İhale Kurumu'nun karar organı olan Kamu İhale Kurulu'na yapılan şikayetler sonucunda ihale sürecini durdurabilecek ve düzeltici işlemle çözülemeyecek durumlarda ihalenin iptal edileceği açıkça belirtilmiştir. İhalenin iptali kararı verilmesi ihale sürecinin doğru bir şekilde yönetilmediğinin bir göstergesi olduğu düşünülmektedir (Çiftçi ve Yılmaz, 2019). Tablo 1.1'de yıllara göre yapım işi ihalelerinde 2015-2019 yılları arasında düzeltici işlem veya iptal kararı uygulanan ihale sayıları ve bu ihale sayılarının tüm yapım işi ihaleleri içindeki oranı gösterilmiştir (URL-1). Tablo incelendiğinde son yıllarda ihale iptal kararında artış olduğu görülmektedir.

Tablo 1.1. Yapım işi ihale türüne göre uyuşmazlık kararlarının sayısal ve oransal dağılımı

Karar Türleri	2019 (adet)	%	2018 (adet)	%	2017 (adet)	%	2016 (adet)	%	2015 (adet)	%
Düzeltici İşlem	128	28,83	154	21,84	282	27,81	302	33,30	270	31,43
İptal	11	2,48	17	2,41	19	1,87	3	0,33	7	0,81

Yapım işlerini oluşturan inşaat projelerinin verimli olabilmesi projelerin istenilen kalite, süre ve maliyet üçgeni içerisinde gerçekleşmesine bağlıdır. Fakat yüklenici değerlendirme sürecinde en önemli seçim kriteri olarak hesaplanan sınır değere göre en düşük teklif fiyatı veren ya da aşırı düşük teklif sorgulaması yapılarak kabul edilen yüklenicinin işi alması ile yapılan işlerin istenilen süre, maliyet ve kalitede tamamlanamadığı hatta bazı durumlarda işin fesihe kadar gidebildiği görülmektedir (Özyürek, 2018). Bu durumda tamamlanamamış işlerin tekrar ikmal edilmesi yoluyla başka yükleniciye yaptırılmak zorunda kalınması idareye fazladan bir iş yükü ve zaman kaybı oluşturmaktadır.

Türkiye'de yapılan bir çalışmada Çevre ve Şehircilik İl Müdürlüğü tarafından ihale edilen 471 kamu yapım işinin incelemesi sonucu, yapım işlerinin %67'sinin sözleşme

bedelinin üzerinde tamamlandığı, %47,13'ünün ise belirlenen süreden daha geç tamamlandığı tespit edilmiştir (Bayram, 2013). Yapılan çalışmalar ve istatistikler göz önüne alındığında sözleşme şartlarına uygun bir şekilde sürecin yürütülmesinde problemler olduğu görülmektedir.

1.4. Çalışmanın Amaç, Kapsam ve Kısıtı

Proje sürecinde yaşanan maliyet ve süresel problemler yalnızca onlara sebep olan faktörlerin belirlenmesiyle en aza indirgenebilir. Bu amaçla Türkiye'de gerçekleştirilen inşaat projelerinde yaşanan problemlerin nedenlerini tespit etmek amacıyla yapılan çalışmalarda, çoğunlukla literatür kapsamında elde edilen yeterlik kriterleri ile işveren, yüklenici ve proje tasarımcılarına anket aracılığıyla problemin hangi kriterler ile iyileştirileceği hakkında sorular sorulmuş ve fiyat dışı unsurların belirlenmesi amaçlanmıştır (Kazaz vd. 2011, Koğ, 2016; Topçu, 2004). Literatürde yüklenici seçimi ve ön yeterliği ile ilgili istatistiksel yöntemler (Vahdani vd. 2012; Li vd. 2008; Aje, 2012), karar destek sistemleri (Enyinda vd. 2011; Topçu, 2004; Lam ve Yu, 2011), yapay sinir ağları (Lam vd. 2010; Cheng ve Li, 2004) ile yapılmış birçok çalışma mevcuttur. Yapılan çalışmalara rağmen mevcut sorunlar hala devam etmektedir. Kamu eliyle yapılan ihalelerde belirlenen genellikle en düşük fiyat uygulamasının devam etmesi ve yeterlik kriterlerinin idarenin isteğine bırakılma hali mevcut sorunların çözümünde ileriye gidilememesine neden olmaktadır.

Bu çalışmada mevcut yüklenici seçim süreci ile gerçekleştirilmiş işlerden elde edilen bilgiler ışığında yüklenici performansını gösteren bir model geliştirilmesi hedeflenmiştir. Bu araştırmanın kapsamı geçmiş verilerden hareketle seçilecek olan yüklenicinin en iyi performansı gerçekleştirecek şekilde belirlenmesini içermemektedir. Bunun yerine, ihaleleri gerçekleştirilmiş yapım işlerinin yapım süreçleri ile ilgili geçmiş verilerden hareketle ihalesi yapılacak işlerin istenilen performansla (maliyet, zaman, kalite) bitirilebilme veya istenilen performansın elde edilmesini sağlayacak maliyetin (sözleşme bedeli, sınır değer) tahminini gerçekleştirme ve karar-destek amacıyla alternatif makine öğrenimi tekniklerini kullanan modellerin oluşturulabileceğini göstermektir.

Makine öğrenimine dayalı olarak geliştirilen modellerin veriye bağımlı olan doğaları gereği çalışmada kullanılan yapım işlerinden elde edilen sınırlı sayıdaki veri çalışmanın kısıtı olarak kabul edilmektedir. Toplanan veri seti kurulan modellerin işleyişini

gerçekleştirecek düzeyde olmasına rağmen, bu tür verilere olan erişim kısıtlamaları nedeni ile veri kümesi büyüklüğü hala sınırlı kalmaktadır. Sürecin modellenmesine katkıda bulunacak yapım işlerinin sayısının artırımı sunulan modellerin genelleme yeteneklerini geliştirebilir.

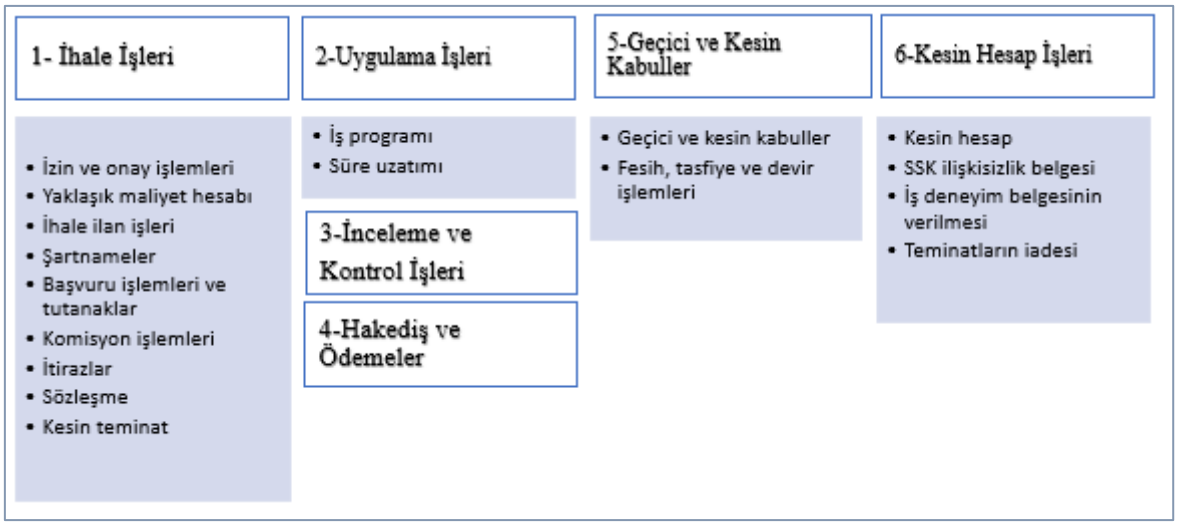
1.5. Yapım İşlerinde İhale Süreci

Devlet, vatandaşlarının refahını artırmak, vatandaşlarına daha iyi ve etkin hizmetler sunabilmek için bazı yatırımlar, mal ve hizmet alımları yapmak zorundadır. Kamu ihalelerinde yasalara uygun olarak etkili harcama yapmak devletin en önemli görevlerinden biridir. Kamu kurumları, mal, hizmet ve inşaat faaliyetlerini ihale yoluyla yaptırmaktadırlar. İhale, mal, iş ve hizmetleri teslim alma, satın alma ve değerlendirme sürecidir. İhale süreci, kamu sektörü ve özel sektör olmak üzere iki farklı sektörde incelenmektedir. Kamu sektöründe ihale, kamu kurum veya kuruluşları tarafından gerçekleştirilmektedir (Adotévi, 2004).

4734 sayılı Kamu İhale Kanunu ihaleyi şu şekilde tanımlamaktadır: "İhale, yazılı usul ve şartlarla mal veya hizmet alımları ile yapım işlerinin istekliler arasından seçilecek birisi üzerine bırakıldığını gösteren ve ihale yetkilisinin onayını nüteakip sözleşmenin imzalanması ile tamamlanan işlemler" olarak ifade edilmiştir (Kamu İhale Kanunu, 2012).

Kamu ihale süreci, ihale faaliyetlerinin nasıl yürütüleceğini belirleyen bir dizi kural ve prosedürle temsil edilmektedir. Türkiye'de 4734 sayılı Kamu İhale Kanunu bu süreci, kuralları ve prosedürleri ayrıntılı olarak açıklamaktadır.

4734 sayılı Kamu İhale Kanunu'na göre yapım işleri sürecinin aşamaları kısaca Şekil 1.1'de gösterilmiştir.



Şekil 1.1. Yapım işi süreçleri

İhale sürecinde teknik şartname ve diğer dokümanlar hazırlanır ve daha sonra yaklaşık maliyet tahmini için her türlü fiyat araştırması yapılır. Katma değer vergisi hariç yaklaşık maliyet belirlenir ve yaklaşık maliyet cetveli üzerinde gösterilir. Ardından ihale usulü belirlenir. Mali kaynaklar mevcutsa ve güvence altına alınmışsa, ihale onay belgesi hazırlanarak ihale makamının onayına sunulur. İhalenin yetkili makam tarafından onaylanmasının ardından, ihale dokümanları Elektronik Kamu Alımları Platformu (EKAP) üzerinden hazırlanarak, kontrol için Kamu İhale Kurumu'na (KİK) gönderilir. Daha sonraki süreçte tüm belgeler eklenerek ihale dosyasının hazırlanışı tamamlanır ve ihale komisyonu atanır. Komisyon üyelerine ihale belgeleri verilir. İhale dokümanları ihale katılımcılarına belli bir ücret karşılığı verilir. İhale dokümanı veya eklerine herhangi bir itiraz yoksa, ihale zarflarının teslimine başlanır. İhalenin yapıldığı yer ve zamanda, EKAP'dan gelen belgelerin alıcılarının listesi alınır ve ihale başlatılır İhale zarfları detaylı olarak incelenir ve teklif değerlendirme işlemi gerçekleştirilir (Keskin, 2019).

1.5.1. Yeterlik Süreci

Yüklenicinin ihaleye katılımında vereceği teklif bedelini içeren mektubun yanı sıra, işi yaptıran idarenin yükleniciden istediği yeterlik belgeleri de bulunmaktadır. Bu belgeler ihaleye katılım sırasında teklif zarfıyla birlikte idareye sunulmaktadır. Yüklenicinin belirli bir işi yapabilecek yeterliliğe ve kapasiteye sahip olduğunu gösteren belgelere ‘yeterlik

belgeleri' denilmektedir. Bu kapsamda Kamu İhale Kanunu'nda genel manada açıklanan ve Yapım İşleri İhaleleri Uygulama Yönetmeliğinde yapım işleri özelinde belirtilen iki farklı belge düzenlemesi bulunmaktadır. Bunlar; 1) Ekonomik ve Mali Yeterlik ile 2) Mesleki ve Teknik Yeterlik belgeleridir. Yükleniciden istenilecek belgeler belirli kriterlere göre belirlenmektedir. Yapım İşleri İhaleleri Uygulama Yönetmeliği'nin 30. maddesinde belirtilen 'İstenecek belgeler' başlığı altında belgelerin yükleniciden istenilme durumları düzenlenmiştir.

1.5.1.1. Mesleki ve Teknik Yeterlik Kriterleri

Yapım işlerinde yükleniciden istenilen iki önemli yeterlik kriterlerinden biri mesleki ve teknik yeterlik kriterleridir. Mesleki ve teknik yeterlik kriterlerinden iş deneyim belgesi her yapım işi için sunulması zorunlu bir belgedir.

1.5.1.1.1. İş Deneyim Belgesi

Mesleki ve teknik yeterlik kriterlerinden biri olan iş deneyim belgesi, yaklaşık maliyetin eşik değer durumuna bakılmaksızın her yapım işi ihalesinde istenilen zorunlu bir belgedir. İş deneyim belgesi, ihalelerde işi almak isteyen yüklenicinin geçmiş işlerinin göz önüne alınarak yüklenicinin işe uygunluğunun değerlendirildiği, yeterliğinin ve deneyiminin sorgulandığı belgedir. Yapım İşleri İhaleleri Uygulama Yönetmeliğin 3. maddesinde iş deneyim belgesi; "adayın veya isteklinin ihale konusu iş veya benzer işlerdeki deneyimini gösteren; iş bitirme belgesi, iş durum belgesi, iş denetleme belgesi ve iş yönetme belgesi" şeklinde tanımlanmaktadır. Ayrıca inşaat mühendisleri ve mimarlar mezuniyet belgelerini iş deneyim belgesi olarak kullanabilmektedirler (Bayraktar ve Bayraktar, 2016). İş deneyim belgelerinin düzenlenme esasları aşağıda kısaca açıklanmaktadır:

- İş Bitirme Belgesi

İş deneyim belgesi için referans gösterilecek yapım işinde iş bitirme belgesinin kabulü için ilk şart işin geçici kabulünün yapılmış olmasıdır. Ancak bu durumda iş bitirme belgesi düzenlenebilir. Düzenlenen belge iş bitirme belgesi olarak geçici kabul tarihinden itibaren başlamak üzere ilk ilan tarihinden itibaren geriye doğru 15 yıl boyunca kullanılabilir.

- İş Durum Belgesi

İşin geçici kabulünün yapımının gerçekleşmediği durumlarda yapım işinin ilk sözleşme bedeli tamamlandıysa ve toplam sözleşme bedelinin de en az %80'i başarılı bir şekilde bitirilebildiyse bu durumda yüklenici bir yıl geçerli olmak şartıyla iş durum belgesi alabilir ve katılım sağlayacağı ihalelerde kullanabilir.

- İş Denetleme Belgesi

İş deneyimi istenilen yapım işi ihalelerinde iş denetleme belgesi verilecek işler için geçici kabul ve benzer işe uygunluk şartı aranmaktadır. İş deneyim belgesi düzenleyen yetkili kurumlarda fiilen denetlemede bulunan mühendis ya da mimarın iş denetleme belgesini alabilmeleri için işin ilk sözleşme bedelinin en az %80 oranında bitirilmesi gerekmektedir. Yüklenicinin iş denetleme belgesini kullanabilmesi için gerekli şart ihalenin ilk ilan tarihinden itibaren 15 yıl içerisinde bu belgeye konu olan işin geçici kabulünün yapılması veya toplam sözleşme bedelinin %80 oranında başarı ile gerçekleştirilmesi gerekmektedir.

- İş Yönetme Belgesi

Gerçek kişinin iş yönetme belgesi alabilmesi iş deneyim belgesi düzenleyen yetkili kurumlarda yapım işinde ilk sözleşme bedelinin %80'i oranında fiilen çalışmış olması şartı aranmaktadır. Yetkili kurum tarafından kişinin görevlendirmesi yapılarak veya idari bir düzenleme ile fiilen görevlendirildiği işin ilk sözleşme bedelinin %80 oranında yapımı bitene kadar çalışmış mühendis ve mimarlara verilir.

- Mezuniyet Belgesi

Diploma, mühendis ve mimarlar için mezuniyetten sonra her yıl Kamu İhale Kanunu'nun 62. maddesinin birinci fıkrasının (h) bendinde belirtilen tutar ile hesaplanan toplam miktar kadar benzer iş deneyimi şartı aranmaksızın yeterlik belgesi olarak ihalelerde kullanılabilir. Diplomanın yapım işi deneyimi olmaksızın kullanılacağı süre 15 yıldır. Eğer bu süre zarfında iş deneyimi belgesi alınmış ise diplomanın geçerliliği için belirlenen yıl sınırlaması ortadan kalkacaktır.

Yapım İşleri Uygulama Yönetmeliğinin 39. maddesine göre;

> "İş ortaklığında, pilot ortağın istenen asgari iş deneyim tutarının en az %80'ini, diğer ortakların her birinin ise, istenen asgari iş deneyim tutarının en az %20'sini sağlaması zorunludur. Ancak ihaleye katılan iş ortaklığının ortakları tarafından ortaklık oranları ve yapısı aynı olmak kaydıyla daha önce kurulmuş olan iş ortaklığının gerçekleştirdiği bir işten elde ettiği iş deneyim belgesi sunulması halinde pilot ortak ve diğer ortakların her birinin birinci cümledeki oranlara göre

> asgari iş deneyim tutarını sağlaması koşulu aranmaz. Konsorsiyumda ise, her bir ortağın kendi kısmı için istenen asgari iş deneyim tutarını sağlaması zorunludur"

ibaresi ile ortaklık durumunda işleyiş açıklanmıştır.

1.5.1.1.2. Makine, Teçhizat ve Diğer Ekipmanlar

İhaleyi yapan idare, sözleşme şartnamesinde makine, teçhizat ve ekipmanların yüklenicinin kendi malı olması şartını arayabilir. Bu durumda gerekli sayı ve hangi nitelikte makine, teçhizat ve ekipman istenildiği idari şartnamede belirtilir. Bazı durumlarda idare makine-teçhizat ve diğer ekipmanların yüklenicinin malı olma şartını aramaz, sadece iş için gereken durumlarda kiralama yoluyla ekipmanların şantiyede bulunması yeterlidir. Kiralama yoluyla işin yürütüldüğü ihalelerde makine, teçhizat ve ekipmanlar yeterlik kriteri özelliğini yitirmektedir (Özyürek, 2018).

1.5.1.2. Ekonomik ve Mali Yeterlik Kriterleri

İhalelerde ekonomik ve mali yeterlik belgelerinin yükleniciden istenilme durumu yaklaşık maliyet ve eşik değerin oranına bağlı olarak aşağıda verildiği gibi belirlenir (Yapım İşleri Uygulama Yönetmeliği):

- ✓ Yaklaşık maliyeti eşik değerin; onda birine kadar olan ihalelerde ekonomik ve mali yeterliğe ilişkin belgeler idare tarafından yükleniciden istenilemez.
- ✓ Yaklaşık maliyeti eşik değerin; onda birinden eşik değerin yarısına kadar olan ihalelerde ekonomik ve mali yeterlik belgelerinin istenilme durumu idarenin takdir yetkisine bırakılmıştır.
- ✓ Yaklaşık maliyeti eşik değerin; yarısına eşit ve bu değerin üzerinde olan ihalelerde yeterlik belgesinin istenilmesi zorunludur.
- ✓ Ekonomik ve mali yeterliğe ilişkin belgelerin istenildiği işlerin ihalelerinde, banka referans mektubu istenilmesi zorunlu değildir.

1.5.1.2.1. Banka Referans Mektubu

Yüklenicinin ihale konusu işe başvurduğu zamanki mali gücünün bu işi yapabilecek yeterlikte olduğunu kanıtlamak için bankadan aldığı belgedir. İhaleyi yapan idarenin ekonomik ve mali yeterlik belgelerini istediği durumlarda banka referans mektubunu da istemesi 25.01.2017 tarihinden itibaren ihaleyi yapan idarenin isteğine bırakılarak zorunlu olmaktan çıkarılmıştır (URL-2).

1.5.1.2.2. Bilanço

Bilanço, bir işletmenin varlıklarını gösteren ve bu varlıkların nasıl elde edildiğini açıklayan finansal durum tablosudur (Demirel, 2019). Kamu yapım projelerinde ekonomik ve mali yeterlik kriteri olarak bilançonun istenildiği durumlarda yüklenicinin sunması gereken finansal oranlar (Arabacı, 2018); cari oran, öz kaynak oranı ve kısa vadeli banka borçlarının öz kaynaklara oranıdır. Finansal oranlara ait tanımlar aşağıda kısaca açıklanmaktadır:

- Cari Oran (CO)

Cari oran, bir şirketin kısa vadede borç ödeyebilme gücünü gösteren orandır. Dönen varlıkların kısa vadeli banka borçlarına oranı ile hesaplanır. Bu oran şirketin 1 yıl içinde borç ödeyebilme kapasitesini, nakit akışı için yeterli likidite varlığını gösteren parametresidir. Yapım işi ihalesi başvurusunda şirketlerin cari oranı en az 0.75 olmalıdır.

- Öz Kaynak Oranı (ÖO)

Öz kaynakların toplam aktiflere oranı ile elde edilir. İhaleye konu işlerde ekonomik ve mali yeterlik kriterleri başlığı altında yükleniciden istenilen öz kaynak oranı ez az 0.15 oranında olmalıdır. Bu oranın 0.15'ten düşük olması şirketin risk potansiyelinin yüksek olduğu anlamına gelir ve düşük oran göstergesi şirketin yüksek borçlanma ile iş yaptığını işaret eder (Özyürek, 2018).

- Kısa Vadeli Banka Borçlarının Öz Kaynaklara Oranı (KVBB/ÖO)

Bilançonun, dönen varlık kısmında yer alan değerlerden hesaplanarak elde edilen bu oran kamu yapım işi ihaleleri özelinde idare tarafından istenilmekte olup, ihaleye katılabilmek için yüklenicinin maksimum 0.50 oranında karşılaması gerekmektedir.

1.5.1.2.3. İş Hacmi

Ciro, şirketlerin aylık ve yıllık olarak dönemsel bazda yapmış olduğu hasılatın masraflar düşülmeden ki ham halidir. Yapım işi ihalelerinde istenilen ciro belgesinin ihale ilan ve davet tarihine göre güncellenmeleri gerekmektedir. Yapım İşileri İhaleleri Uygulama Yönetmeliği'nin 37. maddesine göre yıllık toplam ciro;

> "Gelirin elde edildiği yılın haziran ayına ait endeksin, ilk ilan veya davet tarihinin içinde bulunduğu aydan bir önceki aya ait endekse oranlanması suretiyle bulunan katsayı üzerinden güncellenir."

ifadesinde belirtilen şekilde güncelleme yapılır. Açık ihale usulü ile yapılan yapım işi ihalelerinde yüklenicinin sağlaması gereken ciro tutarı, teklif ettiği bedelin en az 0.25'i kadar olmalıdır. Eğer bu tutarı ihalenin yapıldığı yıldan önceki yıl karşılayamazsa, son iki yılın ortalamasına bakılır yine karşılaymazsa bu durum en son 6 yıllık ortalamanın alınmasına kadar devam ettirilir. Bir başka iş hacmini gösteren parametre, taahhüt altında yapımı devam eden ya da gerçekleştirilen yapım işleridir. Bu belge tutarı, teklif bedelin en az 0.15'ini sağlamalıdır. Yüklenicinin ciro ya da bu kriterden birini sağlaması yeterlidir(Özyürek,2018).

1.5.1.3. Yeterlik Belgelerinin Ortaklık Hesabı

Yapılan çalışmada yüklenicinin yeterlik belgelerinin ortaklık hesabında yapım işlerinde ihaleyi yapan idarenin, yükleniciden istediği yeterlik belgesi değeri eğer teklif edilen bedelin belli bir oranı sağlaması olarak belirlendiyse (banka referans mektubu, iş hacmi ve iş deneyim) yüklenicinin verdiği yeterlik belgelerinde yer alan değerlerin güncel tutarları, ortaklık payları dikkate alınarak toplanmış ve tek bir değer olarak belirlenmiştir (Özyürek, 2018). Bu kapsamda ortaklık durumlarında çalışmada kullanılacak her bir yeterlik belgesi için izlenilecek prosedür aşağıda açıklanmaktadır:

- Ortak girişimde iş hacmi hesabı

Yapılan çalışmada teklif bedel üzerinden şartnamede belirli bir oran üzerinden yeterliğin sağlanması istenilen ciro belgelerinde, ortak girişimli firmalarda tek değerin elde edilmesi için ortaklık oranları ile belge tutarları birleştirilerek tek bir toplam tutar elde edilmiştir.

- Ortak girişimlerde banka referans mektubu hesabı

Belli bir ortaklık payı ile ihaleye giren firmalarda, nakdi ve gayri nakdi krediden oluşan banka referans mektubunu her iki ortağında sunması ile sunulan belgede ortaklara ait tutarlar ortaklık oranlarınca birleştirilerek tek bir tutar elde edilmiştir.

- Ortak girişimlerde bilanço (finansal oranlar) hesabı

Yüklenicinin ekonomik ve mali yeterlik kriteri için sunduğu finansal oranlar teklif bedelin herhangi bir oranı üzerinden hesaplanmamaktadır. Finansal oranların; cari oranın en az 0.75, öz kaynak oranının en az 0.15 ve kısa vadeli banka borçlarının öz kaynaklara oranının en fazla 0.50'yi sağlaması istenilmektedir. Bu çalışmada, ortaklara ait bilanço değerleri (dönen varlıklar, kısa vadeli borçlar, öz kaynaklar, toplam aktif, yıllara yaygın inşaat maliyetleri, kısa vadeli banka borçları, yıllara yaygın inşaat hakediş gelirleri) ortaklık payları dikkate alınarak birleştirilmiş ve elde edilen yeni değerler üzerinden tekrar finansal oranlar hesaplanarak tek bir değer elde edilmiştir.

- Ortak girişimlerde iş deneyim belgesi hesabı

Ortak girişimlerde her ortak belli bir ortaklık payına sahiptir. Bu çalışmada her bir yeterlik kriterinin tek bir değer olarak ele alınması gerekliliğinden dolayı, ortakların iş deneyim belgesi tutarları ortaklık payları oranınca birleştirilerek tek bir değer elde edilmiştir.

Tekliflerin değerlendirme işleminden sonra ihale komisyonu hangi ihale katılımcısının ihaleyi kazandığını açıklar. İhale komisyon sonucu onaylanmak üzere yetkili mercie sunulur. Kararın yetkili mercie tarafından onaylanması ile kesinleşen ihale kararı, tüm ihale katılımcılarına duyurulur. İhale makamının kararı onaylamaması halinde ihale iptal edilir. Karara yapılan itirazlar dikkate alınır, değerlendirilir ve ardından ihale katılımcısı sözleşmeye davet edilir. Tüm belgelerin tamamlanması ve karşılıklı olarak anlaşmaya varılması üzerine sözleşme imzalanır. Sözleşmenin ardından sonuç duyurusu yapılır.

Sözleşmenin kabulünün ardından yapım işi süreci uygulama işleri, inceleme ve kontrol işleri, hakediş ve ödemeler süreçleri ile devam eder. Bu süreçte yapım işi ile ilgili inceleme ve kontrol işlemleri Yapım İşleri Genel Şartnamesinin 14. maddesinde yapı denetim hizmetleri başlığı altında açıklanan, idare tarafından görevlendirilen yapı denetim görevlisi denetimi altında gerçekleştirir. Denetim süreçlerinde, Yapım İşleri Genel Şartnamesinin 34. maddesinde çalışanların hakları ve çalışma şartları başlığı altında yer alan

> "Yapı denetim görevlisi iş yerinde çalışanlar arasında yüklenici veya alt yükleniciler tarafından ücretleri ödenmeyenlerin bulunup bulunmadığını kontrol ederek ücretleri ödenmeyen varsa

> yükleniciden ve alt yüklenicilerden istenecek bordrolara göre bu ücretlerin yüklenici hakedişinden ödenmesini sağlayacaktır."

ibaresi uyarınca işçi alacağının durumunu kontrol eder. Ayrıca yine Yapım İşleri Genel Şartnamesinin 19. maddesinde işin yürütülmesi için gerekli personel ve araçlar başlığı altında yer alan,

> "Yüklenici, sözleşmesine göre işyerinde bulundurulması istenen teknik personelin isimleri ile belgelerini (diploma, meslek odası kayıt belgesi, noterden alınan taahhütname) teknik personel bildirimi ile birlikte yer tesliminin yapıldığı tarihten itibaren on gün içerisinde idareye sunmak zorundadır. İdare, bu personel hakkında gerekli incelemeyi yaptıktan sonra kabul edip etmediğini on gün içinde yükleniciye bildirir. İdare tarafından bu süre içerisinde herhangi bir bildirim yapılmadığı takdirde teknik personel bildirimindeki teknik personel kabul edilmiş sayılır. Teknik personele ait bilgi ve belgelerden herhangi birinin idareye süresinde sunulmaması halinde, söz konusu personelin iş başında bulundurulmadığı kabul edilerek, verilen sürenin bitiminden sonra başlamak üzere usulüne uygun olarak bildirilmeyen her bir teknik personel için sözleşmesinde öngörülen günlük cezalar uygulanır."

ibaresi uyarınca ilgili denetimleri proje süreci boyunca yapar. Yapım işinin yüklenici tarafından tamamlanmasının ardından denetim, kabul ve muayene komisyonu tarafından gerekli incelemeler yapılarak, işin kabul süreci başlatılır (Demir, 2021).

1.5.2. Geçici Kabul Süreci

Yapım İşleri Genel Şartnamesi (YİGŞ)'nin 41. maddesinde belirtilen geçici kabul, sözleşmesi yapılan işin ihaleyi yapan idare tarafından teslim alınmasını ifade etmektedir. İşin sözleşmesinde belirtilen süre zarfında geçici kabule uygun bir şekilde teslim edilmesi sözleşmenin en önemli şartlarından birisidir. Yapım İşleri Muayene Kabul Yönetmeliği'nin 7. maddesine göre yüklenici sözleşme ve eklerine uygun olarak tamamlandığı işin, geçici kabulünün yapılması için idareye yazılı olarak başvuru yapar. Yapılan başvuru üzerine, bitirilen işin ön kontrolü için yapı denetim görevlisi görevlendirilir. Görevli işi sözleşme ile fen ve sanat kurallarına uygunluk açısından denetler. Ön inceleme aşaması sadece yapılan başvurunun geçici kabule uygunluğunun tespiti için yapılmaktadır. Bu aşamada, geçici kabul öncesi gerekli inceleme yapılarak geçici kabule engel bir husus var mı bu durum belirlenmektedir. Geçici kabul aşamasının başlatılabilmesi için tamamlanan işin eksik ve kusur bedelleri toplamının sözleşme bedeline oranının %5'inden fazla olmaması gerekmektedir. Yapılan inceleme sonucunda eksik ve kusurlu işin bedel toplamının, sözleşme bedeline oranı %5'i geçerse yapı denetim görevlisinin belirlediği yaklaşık bitim

tarihi yükleniciye bildirilir ve kabul süresi eksik ve kusurun tamamlanacağı tarihe ertelenir. Eğer eksik ve kusurlu işlerin sözleşme bedeline oranı %5'ten fazla değil aynı zamanda işin tesliminde ve kullanılmasında herhangi bir tehlikeye meydan verecek bir durum söz konusu değilse, geçici kabul tutanağı düzenlenir ve eksik ve kusurlu imalatlar belirtilerek yükleniciye tamamlaması için gerekli süre verilir. Kabul komisyonu tarafından belirlenen eksiklikler, verilen ek süre zarfında yüklenici tarafından tamamlanamaz ise bu sürenin sonundan itibaren eksikliklerin tamamlanacağı zamana kadar geçecek her gün için tamamlanması gereken eksikliklere göre sözleşmede belirtilen ceza oranının, hesaplanan ceza tutarına uygulanması ile günlük ceza hesaplanır ve geçici kabul tarihi kusur ve eksikliklerin belirlenen bitirilme tarihine kadar ertelenir. Gecikme süresinin otuz günü aştığı durumlarda idare, yüklenici hesabına eksikleri kendisi giderebilir ve bu durum nam-ı hesap olarak adlandırılır. Bu süreçte iş tamamlanıncaya kadar gecen süre boyunca yükleniciye gecikme cezası uygulanmaya devam eder ve kabul tarihi ertelenir. Ayrıca nefaset kesintisi (YİGŞ) tespit edildiyse nefaset kesintisi bedeli de geçici kabul tutanağında gösterilir (Uslu, 2019).

Geçici kabule engel olmayan kusur ve eksikliklerin tespit edilmesi durumunda ihaleyi yapan idarece uygulanacak durumlar aşağıda kısaca belirtilmiştir:

- ✓ Komisyon tarafından tespit edilen kusurlu ve eksik imalatlar düzeltilebilecek nitelikte ise, gerekli ek süre tespit edilerek ek süre verilir. Yükleniciye verilen ek süre boyunca ceza işlemi uygulanmaz.
- ✓ Komisyon tarafından tespit edilen kusur ve eksiklikler yüklenici tarafından verilen ek süre de bitirilemezse, eksiklerin bitirildiği tarihe kadar "sözleşmede günlük gecikme cezası olarak yazılan miktarın belli bir oranında" gecikme cezası uygulanır.
- ✓ Gecikmenin otuz günü aştığı durumlarda, idare yüklenicinin nam-ı hesabına eksik ve kusurlu imalatı başkasına yaptırabilir. Eksik ve kusurlu imalatın tamamlandığı süre boyunca yükleniciye gecikme cezası uygulanmaya devam edilir.
- ✓ Nefaset kesintisine YİGŞ'nin 41. maddesinin on ikinci fıkrasına göre

> "Geçici kabul için yapılan incelemede, teknik olarak kabulünde sakınca görülmeyen ve işin idareye teslimini ve kullanılmasını ve/veya işletilmesini engellemeyen, giderilmesi de mümkün olmayan veya fazla harcama ve zaman kaybını gerektiren, kusur ve eksiklikler görülecek olursa yüklenicinin varsa hakediş veya teminatından uygun görülecek bir bedel kesilmek şartı ile, iş idare tarafından bu hali ile kabul edilebilir. Bu gibi kusur ve eksikliklerin niteliğinin ve kesilecek bedelin kabul tutanağında gösterilmesi gereklidir. Yüklenici bu işleme razı olmazsa, her türlü

> gideri kendisine ait olmak üzere, kusur ve eksiklikleri verilen sürede düzeltmek ve gidermek zorundadır.”

şeklindedir. Nefaset kesintisi bütün yapım işleri ihalelerine ilişkin sözleşmelerde söz konusu olabilir. Nefaset kesintisi işin geçici ve kesin kabul süreçlerinde ortaya çıkabilecek bir durumdur (Uslu, 2019).

1.5.3. Kesin Kabul Süreci

Kesin kabul işlemleri, geçici kabul işlemleriyle birçok açıdan benzerlik göstermektedir. Bu durum Yapım İşleri Genel Şartnamesinin 44’üncü maddesinde,

> “Kesin kabul için belirlenen tarihte, yüklenicinin yazılı müracaatı üzerine, kesin kabul komisyonu oluşturularak geçici kabuldeki esas ve usullerle kesin kabul yapılır”

ibaresi ile kesin kabul işlemlerinin yapılmasında YİGŞ’nin geçici kabul esas ve usullerinin açıklandığı 41. maddesinin dikkate alınacağı belirtilmiştir. Kesin kabul komisyonu gerekli incelemeleri ve muayeneyi YİGŞ’nin 41. ve 44. maddelerine göre yapar.

1.6. Yöntemler

Bu çalışmada, kamu aracılığıyla yaptırılan yapım işlerinin yüklenici seçimi aşamasında makine öğrenimindeki bazı sınıflandırma algoritmalarını kullanarak yükleniciden istenen yeterlik kriterleri kapsamında oluşturulan senaryolarla, işi yapacak yüklenicinin performans sınıfının belirlenmesi (başarılı/başarısız) ve yükleniciden istenilen performansı gösterebilmesi için gereken maliyetin (sözleşme bedeli, sınır değer) tahmini araştırılmıştır. Bu bölümde öncelikle modelin hem girdi hem de çıktı değişkenini oluşturan kriterin (ceza oranı) belirlenmesi için başvurulan anket çalışmasında karar vericilerin sözel ifadelerini sayısallaştırmak için kullanılan bulanık analitik hiyerarşi yöntemi açıklanmıştır. Daha sonra oluşturulan modellerde uygulanan sınıflandırma algoritmalarından bahsedilmiştir.

1.6.1. Bulanık Analitik Hiyerarşi Yöntemi (FAHP)

Analitik Hiyerarşi Süreci (AHP), Saaty (1977, 1980, 1990) tarafından çok kriterli karar verme problemlerini çözmek için geliştirilmiş sistematik bir prosedürdür. Karmaşık problemleri basitleştirmeye yönelik bir yöntem (Kilincci ve Önal, 2011) olan AHP popüler hale gelerek sosyal, fen bilimleri, sağlık vb. gibi farklı alanlarda görülebilen birçok karar verme problemini çözmek için kullanılmıştır.

AHP yöntemi her ne kadar uzmanların görüşleri ile ilgilense de insanların düşünme biçimini tam olarak yansıtamamaktadır (Kahraman vd. 2004). Özellikle karar vericinin nitel faktörleri karşılaştırırken gerçek sayıları kullanması, kişinin değerlendirmesini yansıtabilmesi açısından önemli bir zorluk olarak ortaya çıkmaktadır (Karsak ve Tolga, 2001; Kulak ve Kahraman, 2005). Bu sorunun üstesinden gelebilmek için ilgili problemlerde parametreler veya değişkenler kesin olarak bilinmiyorsa ve değerlendirmeler dilsel ise bulanık teori ile geliştirilen yöntemlerin kullanılması önerilmektedir (Klir ve Yıan, 1995; Karsak ve Tolga, 2001; Ding ve Liang, 2005).

Bu amaçla geliştirilen yöntemlerden biri olan Chang'ın (1996) Bulanık Analitik Hiyerarşi Süreci (FAHP) yönteminin, insanların düşünce tarzlarındaki belirsizliği en aza indirebilme yeteneğine sahip olup çok kriterli karar verme problemlerini çözmede etkili olduğu görülmektedir (Chan ve Kumar, 2007).

Bu çalışmada ceza türlerinin ağırlık değerlerinin belirlenmesinde üyelik fonksiyonu olarak üçgen bulanık sayıların kullanıldığı Chang'ın (1996) önerdiği Bulanık Analitik Hiyerarşi Yöntemi (FAHP) yöntemi kullanılmıştır. Çalışmada ceza türlerinin ikili karşılaştırılmasında kullanılan üçgen bulanık sayılar Tablo 1.2'de gösterilmektedir.

Tablo 1.2. Üçgen bulanık sayılar ile oluşturulan ölçek

Önem	Dilsel ifadeler	Bulanık üçgen sayılar
1	Eşit derecede önemli	(1,1,1)
3	Orta derecede önemli	(2/3,1,3/2)
5	Kuvvetli derecede önemli	(3/2,2,5/2)
7	Çok kuvvetli derece önemli	(5/2,3,7/2)
9	Mutlak derecede önemli	(7/2,4,9/2)
2	Ara değerleri temsil etmektedir.	(1/2,3/4,1)
4		(1,3/2,2)
6		(2,5/2,3)
8		(3,7/2,4)
Eğer ij = (5/2,3,7/2) ise karşılaştırma yönü ters ise ji = (2/7,1/3,2/5)		

Üçgenler tarafından iki üçgen bulanık sayı X ve Y tanımlanarak, X= (l_1, m_1, u_1) ve Y= (l_2, m_2, u_2);

Toplam yapılarak;

$$X \oplus Y = (l_1, m_1, u_1) \oplus (l_2, m_2, u_2) \quad (1.1)$$

$$X \oplus Y = (l_1 \oplus l_2, m_1 \oplus m_2, u_1 \oplus u_2) \quad (1.2)$$

Çarpım yapılarak;

$$X \otimes Y = (l_1, m_1, u_1) \otimes (l_2, m_2, u_2) \quad (1.3)$$

$$X \otimes Y = (l_1 l_2, m_1 m_2, u_1 u_2) \quad (1.4)$$

Burada X=$\{x_1, x_2, x_3 \ldots . x_n\}$ bir nesne kümesini, U=$\{u_1, u_2, u_3 \ldots . u_m\}$ ise amaç kümesini ifade etmektedir. Kapsam analiz metoduna göre (Chang, 1996), her bir nesne alınarak her bir amaç için kapsam analizi uygulanır ve g_i hesaplanır. Böylece, her bir nesne için *m* tane kapsam analiz değerleri elde edilir ve aşağıda verilen eşitlik (1.5)'deki gibi gösterilir:

$$M_{gi}^1, M_{gi}^2, \ldots M_{gi}^m \qquad i = 1, 2, \ldots . n \quad (1.5)$$

Formülde geçen tüm M_{gi}^j (*j*=1, 2, …, *m*) ifadeleri üçgen bulanık sayılardır. Kapsam analiz işlem adımları aşağıda verildiği gibidir.

1.Adım: i. nesneye göre bulanık sentetik kapsam değeri şu şekilde tanımlanmaktadır:

$$S_i = \sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^j \otimes \left[\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^j\right]^{-1} \quad i=1, 2, 3, \ldots, n \quad j = 1, 2, 3, \ldots, n \quad (1.6)$$

$\sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^j$ değeri belirli bir matris için *m* tane genişletilmiş analiz değerlerinin bulanık toplama bulunmaktadır (eşitlik 1.7)

$$\sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^{j} = \left(\sum_{j=1}^{m} l_j \ , \sum_{j=1}^{m} m_j \ , \sum_{j=1}^{m} u_j\right) \ i=1, 2, 3, \ldots, n \tag{1.7}$$

$\left[\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^{J}\right]^{-1}$ denklemini bulabilmek için M_{gi}^{j} (j=1, 2, ….m) değerlerinin bulanık toplama işlemini şu şekilde tanımlanmaktadır (eşitlik 1.8):

$$\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^{j} = \left(\sum_{i=1}^{n} l_i \ , \sum_{i=1}^{n} m_i \ , \sum_{i=1}^{n} u_i\right) \tag{1.8}$$

Daha sonra denklemdeki vektörün tersi hesaplanır (eşitlik 1.9)

$$S_i = \left[\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^{j}\right]^{-1} = \left[\frac{1}{\sum_{i=1}^{n} u_i} , \frac{1}{\sum_{i=1}^{n} m_i} , \frac{1}{\sum_{i=1}^{n} l_i}\right] \tag{1.9}$$

2.Adım:$M_2 = (l_2, m_{2,} u_2) \geq M_1 = (l_1, m_{1,} u_1)$ olasılığının derecesi şu şekilde tanımlanmaktadır:

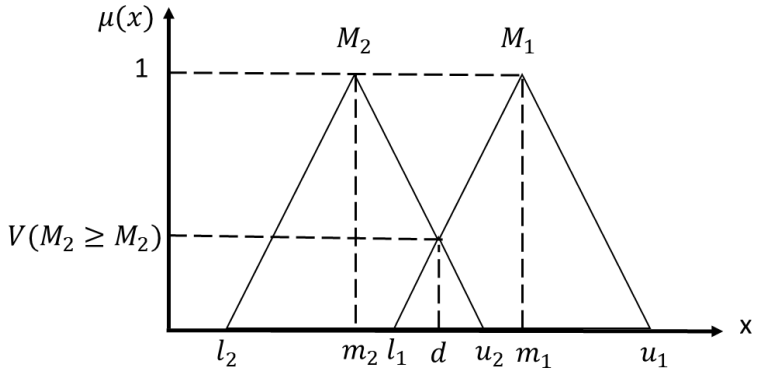
$$V(M_2 \geq M_1) = \sup\left[\min(\ _{\mu M_1}(x), \ _{\mu M_2}(y)\right]_{y \geq x} \tag{1.10}$$

Ve eşdeğer olarak aşağıdaki gibi ifade edilebilmektedir:

$$V(M_2 \geq M_1) = \text{hgt}(M_1 \cap M_2) = \ _{\mu M_1}(d) \tag{1.11}$$

$$\begin{cases} 1, & \text{eğer } m_2 \geq m_1, \\ 0, & \text{eğer } l_1 \geq u_2, \\ \dfrac{l_1 - u_2}{(l_1 - m_1) - (u_2 - m_2)} & \text{Diğer durumlarda} \end{cases} \tag{1.12}$$

Burada d, μM_1 ve μM_2 arasındaki D en yüksek kesişim noktasının ordinatıdır (Şekil 1.2). M_1 ve M_2'i karşılaştırmak için $V(M_1 \geq M_2)$ ve $V(M_2 \geq M_1)$ değerlerine ihtiyaç duyulmaktadır.



Şekil 1.2. M_1 ve M_2 arasındaki kesişim (Chang, 1996)

3. Adım: Bir konveks bulanık sayının k adet konveks bulanık sayıdan M_i (i=1,2,3, …, k) daha büyük olma olasılığının derecesi aşağıdaki gibi tanımlanabilmektedir.

$$V\ (M \geq M_1, M_2, \ldots\ M_k) = V\ [(M \geq M_1)\ \text{ve}\ (M \geq M_2)\ \text{ve}\ \ldots\ldots\text{ve}\ (\ M \geq M_k)]$$
$$= \min(M \geq M_i)\quad i = 1,2,3, \ldots, k \qquad (1.13)$$

d'(A_i) nin minimum V(Mi≥Mk) k=1,2,…,n k≠i olduğu varsayılırsa ağırlık vektörü şu olur (eşitlik 1.14).

$$W' = (d'(A_1), d'(A_2), \ldots\ldots, d'\ (A_n)\ ^T \qquad i = 1,2,3, \ldots\ldots, n \qquad (1.14)$$

4.Adım: Bulanık sayıdan kurtulmak için normalizasyon yapılarak W elde edilir.

$$W = (d(\ A_1), d(A_2), \ldots\ , d(A_n))^T \qquad (1.15)$$

1.6.2. Sınıflandırma Algoritmaları

Bu çalışmada, yüklenicilerin kamu yapım işi ihalelerinde idare tarafından belirlenen ceza oranlarına göre başarı sınıfını tahmin edebilmek için kurulan modelde Naive Bayes gibi basit bir algoritmadan topluluk ve sinir ağları gibi karmaşık algoritmalara kadar farklı makine öğrenmesi algoritmalarından yararlanılmıştır. Bu bölümde kullanılan algoritmaların yapısı ile ilgili bilgiler verilmektedir.

1.6.2.1. Derin Sinir Ağları (DNN)

Yapay sinir ağları, insan beyninin öğrenme şeklini taklit ederek elde ettiği tecrübelerden tahminde bulunabilen matematiksel formdaki algoritmalardır. Yapay sinir ağlarının daha gelişmiş şekli olan çok katmanlı versiyonuna derin sinir ağları (DNN) denilmektedir. Karmaşık yapıya sahip olan aynı zamanda veri sayısının çok olduğu problemlerin çözümünde derin sinir ağları kullanılmaktadır. Derin sinir ağlarında modelden tahmin edilen parametreler ve model dışında parametreleri kontrol etmesi amaçlı verilen hiper parametreler optimum şekilde modelin sonuç vermesini sağlayacak değişkenlerden oluşur. Bu değişkenler, modelin zor problemlerde çözüm kabiliyetinin geliştirmesini sağlamaktadırlar (Ng, 2020; Jiang, 2019). Optimum DNN modellerini yapılandırma prosedürü aşağıda kısaca özetlenmektedir.

1. Adım: Hiper parametrelerin başlatılması:

İlk olarak DNN modellerinin işleyebilmesi için ihtiyaç duyduğu hiper parametrelere değerler atanarak süreç başlatılır. Bu amaçla, optimizasyon ve etkinleştirme işlevlerinde yaygın olarak kullanılan mse, adam ve relu gibi parametreler ayarlanmaktadır. Bu adım, daha küçük veri kümelerinin eğitimi sırasında yaygın olarak karşılaşılan aşırı uyum sorununu gidermek için gerçekleştirilir. Yapılan çalışmada öğrenme oranı tüm eğitimler boyunca 0,01 olarak sabit tutulmuştur. Ayrıca, nöron ve katman sayısı 1 nöronlu 3 katmanlı sığ bir ağdan başlatılmakta ve daha sonra derin ağ mimarisi için yinelenmektedir. Ayrıca, her bir hiper parametrenin DNN modeline olan etkisi modelin mimarisi içinde yer alan bu belirli hiper parametreler yinelenerek araştırılmıştır. Bu süreç (aktivasyon), optimizasyon fonksiyonlarının ve en iyi aktivasyon kombinasyonunun tanımlanması ile birlikte optimum nöron ve gizli katmanların sayısına bağlıdır. Bu çalışmada verilerin %70'i ağın eğitiminde, %15'i testinde ve %15'i doğrulamasında kullanılmıştır.

2. Adım: Ağırlık ve sapma (bias) parametrelerinin başlatılması:

Ağın ilk katmanında, ağırlık ve sapma parametreleri rastgele atanırken, süreç normalleştirilmiş özellik matrisi X* kullanılarak başlatılmaktadır (eşitlik 1.16).

$$Z_1 = W_1 X^* + \mathbf{b_1} \tag{1.16}$$

Eşitlik 1.16'da verilen W_1 ve $\mathbf{b_1}$ DNN'nin ilk katmanının ağırlık ve sapma matrisleridir. Burada Z_1, aktivasyon fonksiyonunun sonuç girişi olan ön aktivasyon

parametresidir. Ayrıca, Z_1 parametresi, eşitlik (1.17)'de gösterildiği gibi aktivasyon fonksiyonunu hesaplamak için kullanılır.

$$A_1 = \varphi\,(Z_1) \tag{1.17}$$

Burada A_1 ilk katmanın aktivasyonu iken φ(.) aktivasyon fonksiyonunu göstermektedir. Bu çalışmada, gizli katmanların optimum aktivasyonunu bulmak için relu, softmax ve tanh aktivasyon fonksiyonları kullanılarak süreç yinelenmiştir. Son katman için ise doğrusal bir aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır.

3. Adım: İleri yayılma:

$$Z_L = \mathbf{W_L}\, A_{L-1} + b_L \tag{1.18}$$

$$A_L = \varphi\,(Z_L) \tag{1.19}$$

Eşitlik (1.19)'daki A_L, önceki katmandan etkinleştirilen işlevdir, $\mathbf{W_L}$ ağırlık matrisi, b_L ise sapmayı ifade etmektedir. L ilişkili katmanın numarasını temsil etmektedir. Her katmandaki aktivasyon fonksiyonunun hesaplanmasından sonra, sonuç eşitlik (1.20) kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$J = -\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{Y}_i\,\ln\left(A_{L_i}\right) + \left(1 + \hat{Y}_i\right)\ln\left(1 - A_{L_i}\right)\right) \tag{1.20}$$

Eşitlik (1.20)'da J çapraz entropinin ortalama değeridir, ($\hat{Y}_t$) ise tahmin edilen başarı etiketidir.

4. Adım: Geriye yayılma

Ayarlanan parametrelere göre hesaplanan kayıp fonksiyonunun gradyan değerinin hesaplamak için geriye doğru yayılım kullanılmaktadır. Böylelikle düzeltilmiş ağırlık ve sapma değerleri aşağıdaki eşitliklerde verilen matematiksel ifadeler kullanılarak güncellenir (Eşitlik (1.21-1.23)).

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W_L}} = \frac{1}{n}\left(\frac{\partial L}{\partial Z_L}\,\mathbf{A_{L-1}}^{T}\right) \tag{1.21}$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{b_L}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \frac{\partial L}{\partial Z_{L_i}} \quad (1.22)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{A_{L-1}}} = \mathbf{W_L}^T \frac{\partial L}{\partial Z_L} \quad (1.23)$$

Denklemde ifade edilen $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W_L}}$ ve $\frac{\partial J}{\partial b_L}$, ağırlık $\mathbf{W_L}$ ve sapma $\mathbf{b_L}$ matrislerinin türevleridir. Benzer şekilde, $\frac{\partial L}{\partial A_{L-1}}$ ve $\frac{\partial L}{\partial Z_L}$ sırasıyla aktifleştirilmiş katman $\mathbf{A_{L-1}}$ ve ön aktivasyon $\mathbf{Z_L}$' nin türevlerini ifade etmektedir.

5. Adım: Parametreleri ve hiperparametreleri güncelleme

Bir önceki adımda hesaplanan gradyan değerleri kullanılarak, ağırlık ve sapma parametreleri eşitlik (1.24-1.25)'te belirtildiği gibi güncellenmektedir.

$$\mathbf{W_L} = \mathbf{W_L} + \alpha \frac{\partial J}{\partial \mathbf{W_L}} \quad (1.24)$$

$$\mathbf{b_L} = \mathbf{b_L} + \alpha \frac{\partial J}{\partial \mathbf{b_L}} \quad (1.25)$$

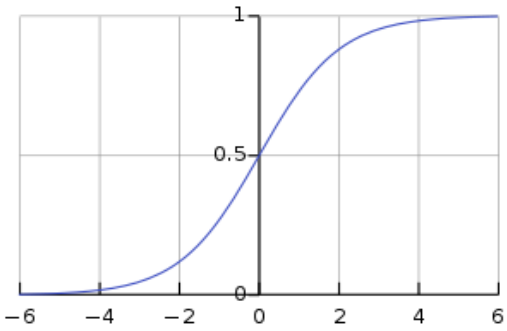
α, Adım 1'de başlatılan öğrenme hızıdır.

6. Adım: Yineleme sayısı

Önceden belirlenmiş yineleme sayılarına ulaşılıncaya kadar Adım 3 ve 5 tekrarlanmaktadır.

1.6.2.2. Lojistik Regresyon (Logistic Regression)

Doğrusal sınıflandırma modellerinden biri de Lojistik regresyon (LR) tekniğidir. Doğrusal regresyona çok benzeyen, bir olayın olasılığını tahmin etmede yaygın bir şekilde kullanılan regresyon ve sınıflandırma yapabilen makine öğrenmesi tekniğidir (Tien Bui vd. 2019). Lojistik regresyon aynı zamanda log-doğrusal sınıflandırıcı, logit regresyon veya maksimum entropi sınıflandırması (MaxEnt) olarak da isimlendirilmektedir (URL-3). Bu çalışmada, tek bir denemenin muhtemel çıktılarını tanımlayan olasılıklar, bir lojistik sigmoid fonksiyon kullanılarak modellenmiştir. Standart lojistik sigmoid fonksiyonu Şekil 1.3'te verilmiştir.



Şekil 1.3. Standart lojistik sigmoid fonksiyonu

Kullanılan sigmoid fonksiyonu denklemi eşitlik (1.26)'da gösterilmiştir (URL-4).

$$f(x) = \frac{L}{1+e^{-k(x-x_0)}} \tag{1.26}$$

x_0 değeri, sigmoidin orta noktasının *x* değerini, L eğrinin maksimum değerini, k eğrinin lojistik büyüme oranını göstermektedir. Standart sigmoid fonksiyonunda L=1, k=1, ve x_0 =0'dır. Lojistik regresyon analizi, temel olarak bir bağımlı değişken ile birden çok bağımsız değişken arasında çoklu regresyon ilişkisi oluşturan genelleştirilmiş bir doğrusal regresyon analizi modelidir (Zhu vd. 2021).

Bir olayın olasılığını tahmin etmek için kullanılan lojistik regresyon algoritması, verileri mantıksal bir işleve sığdırarak bu tahmini gerçekleştirmektedir. Bir şeyin doğru veya yanlış olduğuna basitçe karar verebilir. Örneğin bir kredi başvurusunda bulunan müşteriye borç vermenin riskliliğini tahmin etmede, tahmini olasılık %50'den büyükse onu kötü olarak, aksi ise iyi olarak sınıflandırır (Colley, 2019), (Crook vd. 2007).

Lojistik regresyonda, 2 seviyeli önem derecesi tahmini için ikili bir sınıflandırıcı kullanılırken, daha yüksek seviyeli tahmin için "bire-karşı-geri" (one-vs-rest) yöntemi kullanılmaktadır. Eğitim prosedürünü optimize etmek ve modelin sayısal kararlılığını sağlamak için, lojistik regresyon konfigürasyonu kullanılır. Bu aşamada aşırı öğrenmeyi (overfitting) engellemek için kullanılan düzeltme parametreleri l1 ve l2 hiper-parametrelerdir. Modele eklenen liblinear çözücüler ile model performansının arttırılması amaçlanmaktadır (Phan, 2018).

LR modelinin temel avantajları; veri setindeki değişkenlerin dağılım gerektirmemesi, uygulanmasının hızlı olması ve istatistiksel analiz yapılırken bağımsız değişkenlerin sürekli veya ayrık olabilmesidir (Tien Bui vd. 2019). Ayrıca ikili sınıflandırma problemlerinde

genellikle daha iyi sonuçlar üretebilmektedir. LR' nin uygulanması kolay ve aynı zamanda sınıflandırma sırasında hesaplama miktarı küçük olduğundan depolama kaynakları da düşüktür. Ayrıca LR, endüstriyel problemler dahil birçok alanda yaygın kullanım geçmişine sahiptir (Zhu vd. 2021; Colley, 2019).

LR modelinin dezavantajları, veri havuzu fazla sayıda çoklu tip özelliğe veya değişkene sahipse iyi performans gösteremeyip süreç iyi idare edilemeyebilir. Ayrıca, Lojistik regresyonun işlem sırasında takılmasının kolay olması büyük veri işlemlerinde sorun çıkarabilmektedir (Zhu vd. 2021).

1.6.2.3. Rastgele Orman (Random Forest)

Rastgele orman (RF) algoritması, eğitim verisinde bir dizi rastgele seçimle karar ağaçları oluşturarak sınıflandırma ve regresyon yapabilen denetimli öğrenme yöntemlerinden biridir. Bir karar ağacı, sırasıyla karar eşiklerini ve tahmin sonuçlarını temsil eden iç ve yaprak düğümlerinden oluşur (Liang vd. 2019). Niteliklerine göre yeni bir nesneyi sınıflandırmak için bölünme, öznitelik hakkında soruya "oy (vote)" verilerek yapılır. Çoğunluğun oylarına göre sınıflandırmalar belirlenir (Zhu, 2021). Breiman (2001) tarafından literatüre kazandırılan bu yöntem "oylama yöntemi" olarak bilinmektedir.

RF, tüm eğitim veri setinden değiştirilmek üzere rastgele örnekler seçerek her ağacı büyütür ve böylece daha kesin ve kararlı bir tahmin sağlamayı amaçlar. Karar ağaçları, veri setindeki aykırı değerleri ele almada güçlüdür ve yüksek boyutlu değişkenler arasındaki doğrusal olmayanları ve ilişkilerini yakalayabilir (Maskey vd. 2020). Bir makine öğrenimi modelinde daha iyi tahmin elde edebilmek için uygun hiper parametrelere ihtiyaç vardır (Çarkacı, 2018). RF modelinin en kritik hiper parametreleri, karar ağaçlarının sayısı ve derinliği ile dahili bir düğümü bölmek için gereken minimum örnek sayısını içermektedir.

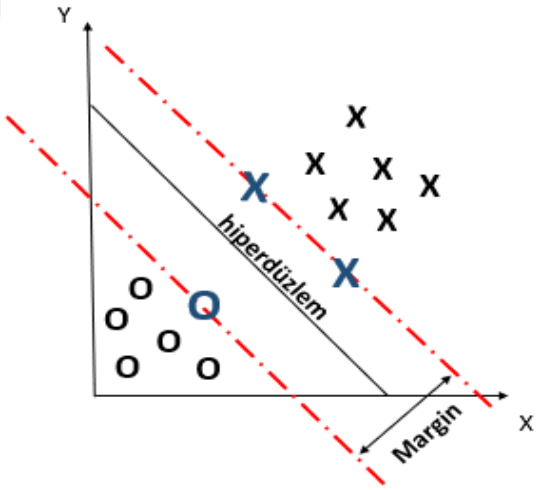
Rastgele orman algoritması yüksek boyutlu verileri işleyebilme özelliğine sahiptir. RF algoritması eğitim aşamasından sonra hangi özelliklerin daha önemli olduğunu sınıflandırabilir. Ayrıca RF yüksek eğitim hızına sahiptir ve değişkenler arasındaki karşılıklı etkiyi tespit edebilmektedir. Dengesiz veri kümeleri için hataları dengeleyebilir. Özelliklerin büyük bir kısmı kaybolsa bile doğruluk yine de korunabilir. Regresyon ve sınıflandırma gereken problemler için kullanılabilmektedir. Özniteliğin en iyisine değil en önemlisine odaklanmaktadır (Zhu, 2021).

Rastgele orman algoritmasında herhangi küçük bir gürültü, ağaçların büyüme şekline etki edebilir ve böylece istenilmeyen bir büyüme şekli oluşabilir. Ağaçların derinleşmesinin fazla olduğu durumlarda regresyon problemlerinde aşırı öğrenme (overfitting) durumu ile karşılaşılabilmektedir (Shaik, 2018).

1.6.2.4. Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machines)

Destek vektör makinesi (SVM), girdi eğitim verilerini yüksek boyutlu uzaydaki (N boyutlu) noktalara eşleyerek çeşitli sınıflar arasındaki boşluğun genişliğini en üst düzeye çıkarmaktadır (Zhu, 2021). SVM hem doğrusal hem de doğrusal olmayan sınıflandırma probleminin çözümünde kullanılabilmektedir (Tango, 2013).

Veri setindeki iki sınıfın noktaları arasına bir hiper düzlem çizilir. Bu hiper düzlem (fonksiyon) arada herhangi bir yere çizilebilir, ancak hiper düzlemin en uygun yere çizilmesi yanlış sınıflandırmalardan kaçınmak adına dikkate alınması gereken önemli bir konudur (Colley W. 2019).



Şekil 1.4. Destek vektör makinesi (Colley, 2019)

Şekil 1.4'te hiper düzlem fonksiyonunun ±1'i arasında kalan bölgesine Margin adı verilir. Marginin büyüklüğüne göre sınıflar hakkında yorum yapılmaktadır. Margin ne kadar genişse sınıflar o kadar iyi ayrılmış demektir (Akcay, 2021). Şekil 1.4 'te, büyük sıfırlar ve büyük x'ler destek vektör sınıflandırıcısı (SVC) olarak adlandırılan her iki sınıfın

etiketlenmiş eğitim veri noktalarını temsil etmektedir. Eğitim veri setindeki destek vektör sınıflandırıcıları hiper düzleme yakın olurlar ve sınıflandırma için en faydalı bilgileri sağlarlar (Muriira vd. 2018). Ayrıca, hiper düzlem mutlaka doğrusal olmak zorunda değildir, bir çekirdek hilesi (Kernel-trick) kullanılarak doğrusal olmayan bir fonksiyonda da kullanılabilmektedir (Cortes ve Vapnik, 1995).

1.6.2.4.1. Destek Vektör Sınıflandırıcısı (Support Vector Classifier)

Destek vektör sınıflandırıcısı (SVC), yüksek boyutlu ve dengesiz veri setini işleme yeteneğiyle birlikte bellek kullanımının etkinliği içinde tercih edilmektedir. Çekirdek fonksiyon (Kernel function), aşırı uyum sorununu engellemek için Radyal Temel Fonksiyonu (RBF) kullanılır. RBF'de önceden tanımlanmış C ve gama parametreleri bulunmaktadır. C, yanlış sınıflandırma hatasıyla karar yüzeyinin basitliğini takas ederek (trading off) modelin genelleme yeteneğini geliştirmek için kullanılırken, gama her eğitim örneğinin etki seviyesini temsil etmektedir. Önerilen modelde, C (1, 5, 10 ve 15) ve gama (0.0001, 0.0005, 0.001, 0.005) değer aralıkları için ızgara araması kullanarak tüm sınıflandırıcılar için optimum RBF çekirdeğini bulmaktadır. Önerilen çerçevede dengeli SVC ve dengesiz SVC modelleri arasından seçim yapılmaktadır.

Veri seti aşırı büyük değilse genellikle RBF Kernel tercih edilir. Karmaşık olan küçük ve orta ölçekteki veri setleri için uygundur. Doğrusal ve doğrusal olmayan verileri sınıflandırmak için kullanılabilir (Lam vd. 2011).

Gözlem örneklerinin sayısı büyük olduğunda, SVC'nin verimliliği yüksek olmayabilir. Aynı zamanda doğrusal olmayan problemlerin çözümünde uygun bir çekirdek işlevi (Kernel function) bulmak bazen zor olabilmektedir (Zhu, 2021).

1.6.2.5. Naive Bayes (NB)

Değişkenlerin birbirinden bağımsız olduğu varsayımı ile Bayes teoremine göre basit bir Bayes sınıflandırma işlemi yapabilen bir yöntemdir. Bayes sınıflandırıcıları, koşullu olasılıkları kullanarak girdi değişkenlerine bağlı olan hedef değişkenleri sınıflandıran Bayes kurallarına dayanmaktadır (Troussas vd. 2013). Naive Bayes kararlı sınıflandırma verimliliğine ve sağlam bir matematiksel temele sahiptir (Zhu, 2021). Bu nedenle kullanılan

en kapsamlı sınıflandırma yöntemlerinden biridir. Tahmin edilecek değerler iki sınıftan oluştuğunda (örneğin, küçük kazalar ve büyük kazalar) NB modeli genellikle yüksek doğruluğa sahip olabilmektedir (Marucci-Wellman vd. 2017).

Naive Bayes sınıflandırıcısının, Gaussian, Multinomial, Bernoulli olmak üzere üç farklı çeşidi bulunmaktadır. Mevcut veri durumu ve dağılım varsayımları göz önüne alındığında bu çalışmada, Gaussian özelliği kullanılarak Naive Bayes eğitilmiştir. Gaussian NB, sınıflandırma için Gauss Naive Bayes algoritmasını uygulanır. Gaussian Naive Bayes için eşitlik (1.27)'deki gibi ifade edilir (URL-5).

$$\mathrm{P}(x_i/\mathrm{y}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_y^2}} \exp\left(-\frac{(x_i-\mu_y)^2}{2\sigma_y^2}\right) \tag{1.27}$$

NB, küçük ölçekli veriler üzerinde iyi performans gösterebildiği gibi birden fazla sınıflandırma görevini de yerine getirebilir ve aşamalı/kademeli eğitim için de uygundur. Önceki olasılığın hesaplanması ile yani elde olan ilk bilgi ile deneme yaparak elde edilen ek bilgileri Bayes teoremi ile birleştirerek kullanır (Zhu, 2021; Zeytinoğlu, 2019).

1.6.2.6. K En Yakın Komşu (KNN)

K en yakın komşu algoritması (KNN), k parametresi ile oluşturulan mesafe fonksiyonuna dayalı yaygın olarak kullanılan parametrik olmayan bir makine öğrenmesi yöntemidir. KNN algoritması öncelikle "sınıf değerleri" belli olan örneklemden eğitim veri setini ve k parametresi ile mesafe fonksiyonunu oluşturur. Daha sonra sınıflandırma yapılması istenen örneklem seti için KNN algoritmasını kullanarak, önceden hesaplanan mesafe fonksiyonunun eğitim setine olan uzaklığını hesaplar. Oluşturulan yeni veri seti sınıflandırılmış veri seti olarak adlandırılır. Tahmin edilecek örneklem içindeki veriler, oluşturulan yeni veri setinde en çok bulunan sınıfa göre sınıflandırılır (Ulaş, 2020; Harrington, 2012).

Hesaplanan mesafe ölçütleri, veri setindeki değişkenlerin kategorik, nümerik, ikili değerler olması gibi durumlara göre değişebilmektedir (Görmez, 2021). k'nın seçim aşaması algoritmanın başarılı performansı için büyük önem arz etmesine rağmen sorunlu bir konudur. Eğitim setini oluşturan sınıfların dengesiz dağılımı algoritmanın doğru performans vermesini olumsuz şekilde etkileyebilmektedir (Koptur, 2017).

1.6.2.7. Karar Ağaçları (DT)

Bu algoritma, özellik niteliklerinden çıkarılan hiyerarşik yapısıyla ve basit karar verme kurallarından dolayı, çeşitli ağaç tabanlı yöntemleri benimseyerek dengesiz veri setleri üzerinde iyi performans göstermektedir. Karar ağacının derinliğinin artması, modeli daha uyumlu hale getirirken daha iyi kararlar alınmasını sağlamaktadır (Sugumaran, vd. 2009)

Karar ağacında ilk olarak amaçlanan durum, öncelikle hem eğitim hem de test veri setinde en iyi kararı elde etmek için maksimum sayıda derinlik, özellik ve seviye üzerinde sınır setleri olmaksızın karar ağacını eğitmektir. Bu işlem budanmamış (not-pruned tree) karar ağacı olarak adlandırılır. Daha sonra ızgara araması (grid search) kullanılarak, 1 özellikli yaprak ve derinlik ile maksimum sayıda yaprak ve derinlik arasında yapılan yineleme yoluyla karar ağacı performansı ölçülmektedir. Elde edilen optimum özellikli yaprak sayısı ve en iyi derinlik sayesinde DT modeli budanır ve buna bağlı olarak eğitilir. Aynı zamanda aşırı uyumu önlemek için yapılan bu işlem budanmış (pruned tree) karar ağacı olarak adlandırılır (Mistikoğlu, vd. 2015).

Modelin en önemli özelliği, kolay anlaşılabilir olması ve doğrusal olmayan parametrelerin modelin performansını etkilememesidir. Bununla birlikte, yeterince budanmazsa, ağaçlar karmaşık hale gelmekte ve eğitim verilerinde aşırı uyum (overfitting) sorunu ortaya çıkmaktadır (Podgorelec, 2000).

1.6.3. Topluluk Öğrenmesi Algoritmaları

Topluluk öğrenmesinde, birden fazla öğrenen aynı sorunu çözmek için eğitildiği ve tahminlerinin muhtemelen herhangi bir bireysel topluluk üyesinden ortalama olarak daha iyi performansa sahip tek bir çıktıda birleştirildiği bir makine öğrenimi tekniğidir.

Topluluk öğreniminin ardındaki temel fikir, zayıf öğrenenleri, daha iyi bir genelleme hatasına sahip olan, gürültü veya küçük örneklem boyutu varlığında aşırı öğrenmeye karşı daha az duyarlı olan güçlü bir öğrenicide birleştirmektir. Bunun nedeni, farklı sınıflandırıcıların bazen farklı örüntüleri yanlış sınıflandırabilmesi bu nedenle tamamlayıcı sınıflandırıcıların kararlarını birleştirerek doğruluğun geliştirilebilmesidir (Tüysüzoğlu, 2021).

1.6.3.1. Torbalama (Bagging)

Bir topluluk stratejisi olan torbalama algoritmasının amacı eğitim setinin farklı alt kümeleriyle farklı temel öğrenenleri eğitmektir. Bu işlem, bir veri kümesinin rastgele yeniden örneklenmesiyle yapılabilir. Bu algoritma ile farklı eğitim setleriyle birden fazla temel öğrenici eğitilerek varyans ve dolayısıyla hatayı azaltmak mümkün olabilmektedir. Torbalamada (Bagging)**,** eğitim seti küçük parçalara ayrılarak oluşturulan farklı eğitim setleri ile modeller kurulur. Kurulan çoklu veri seti modellerinin tekli eğitim veri setine göre daha iyi tahmin oluşturabilmesi amaçlanmaktadır. Tüm topluluk yinelemeleri aynı model parametreleri kullanılarak uygulanır ancak tek fark kullanılan eğitim setleridir. Örneklerin son sınıf etiketleri, topluluk yinelemelerinin çıktılarına uygulanan bir oylama mekanizması kullanılarak belirlenir (Ribeiro, 2020).

1.6.3.2. Boosting / AdaBoost

En yaygın olarak uygulanan boosting yöntemi AdaBoost' tur. Bu topluluk stratejisi, önceki adımlarda doğru bir şekilde sınıflandırılmamış zor örneklere odaklanarak veri setinin seri bir şekilde ağırlıklı yeniden örneklendirilmesiyle oluşturulur. Bu yöntemde yanlış cevaplar tekrar test edilerek, tahmin sonuçlarında sadece doğru olanlar dikkate alınır. Ağırlıklı çoğunluk oylaması yaklaşımına göre, her örneğe son sınıf etiketi atanır (Ding, vd. 2016; Tüysüzoğlu, 2021).

Bagging ve Boosting algoritmaları karşılaştırıldığında Boosting, örnek seçimi sırasında eğitim setindeki zorlu unsurlara odaklandığından, daha az hatalı sonuç çıkarır (Quinlan, 1996). Ancak, Boosting te bir modelin girdileri diğerlerinin çıktılarına bağlı olduğu için paralelleştirilmesi zor olmaktadır.

1.6.3.3. Gradient Boosting (GB)

Gradient boosting tree, kullanılacak olan kademeli iyileştirme modeli arayışı için birçok modeli eğiten, kayıp fonksiyonunda gradyan değerlerini kullanan bir modeldir. Her aşamada elde edilen özellikler ile büyüme istenmektedir. Rastgele orman algoritmasından farklı olarak, karar ağacı oluşturma prosedürü boyunca karar verme sonuçlarını birleştirerek her aşamada tek bir ağaç oluşturur (Ding vd. 2016).

GB'de modelin nihai çıktısının iyileştirilmesi için daha fazla ağaç eklenmektedir. Bu algoritmanın aşırı öğrenme olasılığı diğer algoritmalara göre daha yüksektir bu yüzden model hiper parametre ayarında da yineleme sayısı dikkate alınmalı ve ızgara araması kullanılmalıdır (Singh, 2018).

2. YAPILAN ÇALIŞMALAR, BULGULAR VE İRDELEME

2.1. Giriş

İhalesi gerçekleştirilecek olan yapım işlerine en uygun yüklenicinin seçim sürecine ve aynı işin yapım sürecinde oluşabilecek istenmeyen durumlara yönelik ilgili literatürden görülen sorunlara yeni bir yaklaşım ile çözüm öneresi sunmayı amaçlayan araştırma hedefleri doğrultusunda, araştırma metodolojisi beş adımda özetlenebilir.

1. Adım: Verilerin toplanması:

Kamu ihale kanununa göre ihalesi gerçekleştirilen kamu yapım projelerine ait verilerin bilgileri, Çevre ve Şehircilik ve İklim Değişikliği Bakanlığı tarafından düzenlenip arşivlenmektedir. Bu kapsamda seçilen illerin Çevre ve Şehircilik İl Müdürlüklerine gidilerek, 4734 sayılı kanun ile ihalesi yapılan işler incelenmiştir. Bu çalışmada Trabzon, Ankara, Samsun, Ordu, Bayburt, Erzurum ve Rize illerinde 2004-2019 yılları arasında açık ihale usulü ile yapımı gerçekleştirilmiş onarım, tadilat ve restorasyon işlerinin dosyaları hariç kesin hesabı çıkmış işlerin arşiv verileri incelenmiş ve gerekli veriler elde edilmiştir.

2. Adım: Ağırlıkların bulunması:

Yapım işi süresi boyunca yüklenici performansının önemli bir göstergesi olan ceza ve kesintiler hakediş dosyalarının kesintiler ve mahsuplar kısmına işlenmektedir. Kamu yapım projelerinde idarelerin istedikleri hedeflere ne ölçüde ulaşabildiklerini belirleyebilmek adına geçmiş yıllara ait yapım işlerinin hakediş dosyaları incelenerek yüklenicinin proje boyunca aldığı ceza türleri tespit edilmiştir. Yüklenicinin proje boyunca performansını gösteren ceza türlerinin önem derecelerinin belirlenmesinde anket aracılığıyla uzman görüşlerine başvurularak, sonuçlar dilsel soruların çözümünde yaygın bir şekilde kullanılan bulanık hiyerarşi yöntemi ile değerlendirilmiştir.

3. Adım: Senaryoların oluşturulması:

Yüklenicinin belirli bir işi yapabilecek yeterliğe ve kapasiteye sahip olduğunu gösteren belgelere ‘yeterlik belgeleri’ denilmektedir. Yükleniciden istenilecek yeterlik belgeleri Yapım İşleri İhaleleri Uygulama Yönetmeliği’nin 30. maddesinde ‘İstenecek belgeler’ başlığı altında düzenlenmiştir. İhale konusu işin niteliğine uygun biçimde ve yönetmelik çerçevesinde idarenin belirlediği yeterlik kriterlerine göre oluşturulan

senaryolarla yüklenicinin başarı durumunu öngörebilme imkânı veren tahmin modelleri oluşturulmuştur.

4. Adım: Veri seti hazırlık aşaması

Sınıflandırma algoritmalarının etkin bir şekilde uygulanabilmesi veri seti yapısına önemli ölçüde bağlıdır. Bu nedenle algoritmalar ile uygulama aşamasına geçmeden önce ham veri seti bir takım ön işlemlere tabi tutularak daha anlamlı hale getirilerek kalitesi arttırılır (Görmez, 2021).

5. Adım: Oluşturulan tahmin modellerinin performans değerlendirmesi

Algoritmalar kullanılarak oluşturulan modellerde algoritmaların ne kadar başarılı olduğunun tespit edilmesinde karışıklık matrisi kullanılarak elde edilen ölçüm değerleri olan doğruluk, duyarlılık, kesinlik, F1 Skoru performans metrikleri kullanılmıştır.

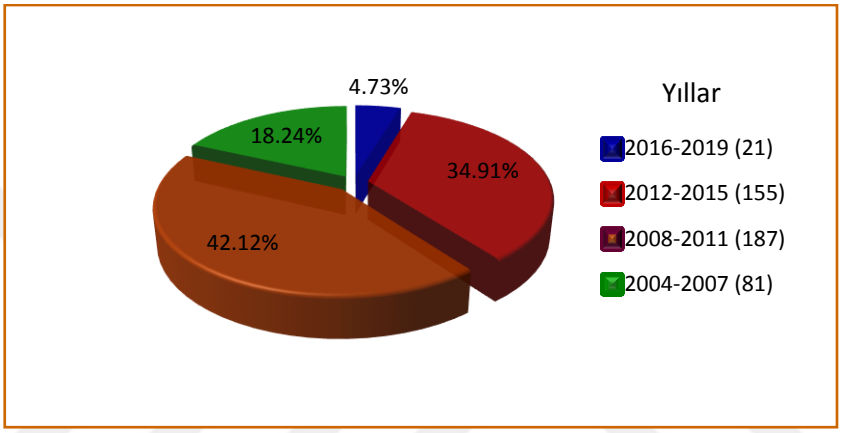
2.2. Verilerin Elde Edilmesi ve İçeriği

Kamu İhale Kanunu'na göre ihalesi gerçekleştirilen kamu yapım projelerine ait verilerin bilgileri, Çevre, Şehircilik ve İklim Değişikliği Bakanlığı tarafından düzenlenip arşivlenmektedir. Türkiye'nin her bölgesinde bakanlığa bağlı Çevre ve Şehircilik İl Müdürlükleri bulunmaktadır. Bu kapsamda seçilen illerin Çevre ve Şehircilik İl Müdürlüklerine gidilerek, 4734 sayılı kanun ile ihalesi yapılan işler incelenmiştir. Bu çalışmada Trabzon, Ankara, Samsun, Ordu, Bayburt, Erzurum ve Rize illerinde 2004-2019 yılları arasında açık ihale usulü ile yapımı gerçekleştirilmiş (onarım, tadilat ve restorasyon işlerinin dosyaları hariç) işlerin arşiv verileri incelenmiş ve gerekli veriler elde edilmiştir. Temin edilen 650 veriden hakediş dosyalarına ulaşılamayan verilerin elenmesi ile 444 adet veri elde edilmiştir. Bu veri havuzu içerisinden yeterlik belgelerine erişebildiğimiz veriler ile senaryolar oluşturulmuştur.

Bu çalışmada, 4734 sayılı Kamu İhale Kanunu'nun 19.maddesinde düzenlenen açık ihale usulü ile yapılmış yapım projeleri çalışmanın sınırını oluşturmaktadır. Çalışmada mesleki ve teknik yeterlik kriteri olarak istenilebilen makine, teçhizat ve diğer ekipmanların yüklenicinin kendi malı olma şartı aranmayarak kiralanabilir olması ve sadece gerekli işin yapımı sırasında şantiyede bulunması nedeniyle bu kriter yeterlik özelliğini kaybettiği için (Özyürek, 2018) değerlendirmeye alınmamıştır. Çalışma aşamasında ziyaret edilen Çevre ve Şehircilik İl Müdürlüklerinde ihale dosyalarının düzenlenme şeklinde düzgün bir standart

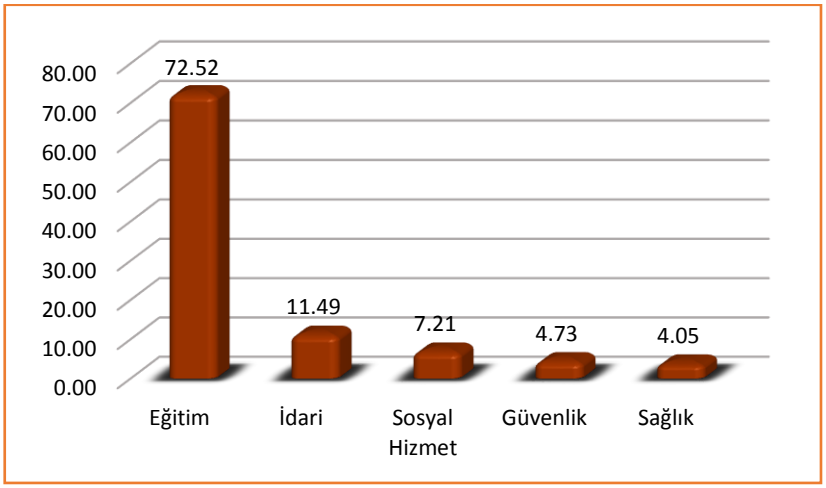
bulunmaması, ulaşılan dosyalara rağmen aranan bilgilerin eksikliğinden kaynaklı birçok yapım işi çalışma kapsamında değerlendirilememiştir.

İncelenen ihale dosyalarından hakediş dosyalarına ulaşılan 444 verinin yıllara göre, kullanım amacına göre, toplam inşaat alanına ve proje süresine göre dağılımları Şekil 2.1-2.4 'te gösterilmektedir. Ceza oranını tanımlayabildiğimiz 444 veri içerisinden yeterlik belgelerine de ulaşabildiğimiz ve ceza oranı ile süreci tanımlayabildiğimiz veri setimiz 324 veriden oluşmaktadır.



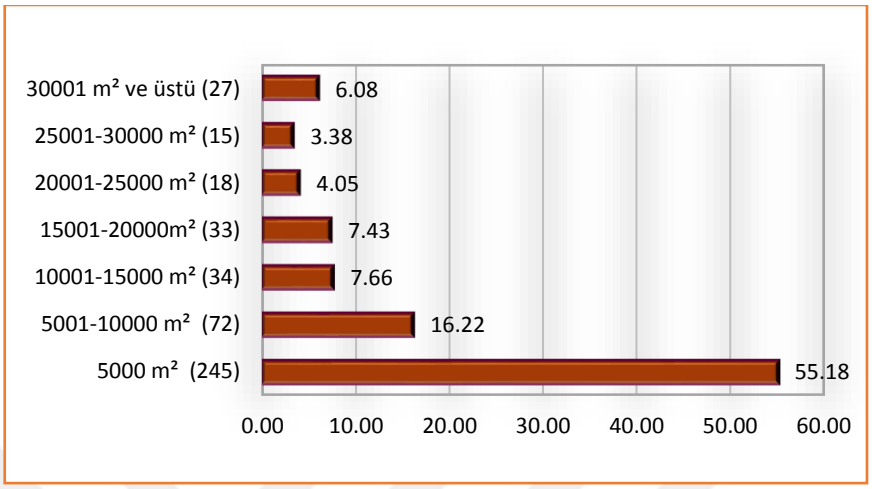
Şekil 2.1. Yapım işlerinin yıllara göre dağılımı

Şekil 2.1'de görüldüğü üzere en çok yapım işinin %42,12'lik oran ile 2008-2011 yılları arasında bitirildiği görülmektedir.



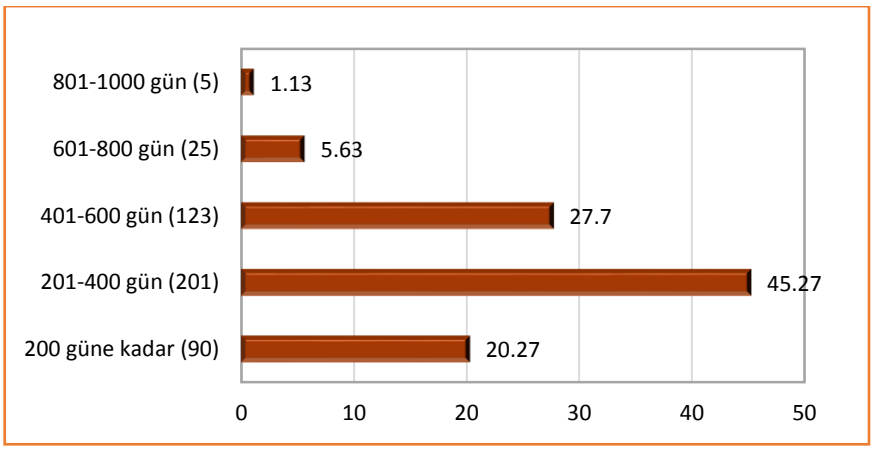
Şekil 2.2. Yapım işlerinin kullanım amacına göre dağılımı (%)

Şekil 2.2 incelendiğinde en fazla yapım işinin %72,52 oranında eğitim sektöründe, en az yapım işinin ise %4 oran ile sağlık sektöründe gerçekleştirildiği görülmektedir.



Şekil 2.3. Yapım işlerinin toplam inşaat alanı (%)

Yapım işlerinin toplam inşaat alanları incelendiğinde (Şekil 2.3) %55,18 'i gibi büyük çoğunluğun toplam inşaat alanının 5000 m^2 'nin altında olduğu görülmektedir.



Şekil 2.4. Yapım işlerinin proje süresi (%)

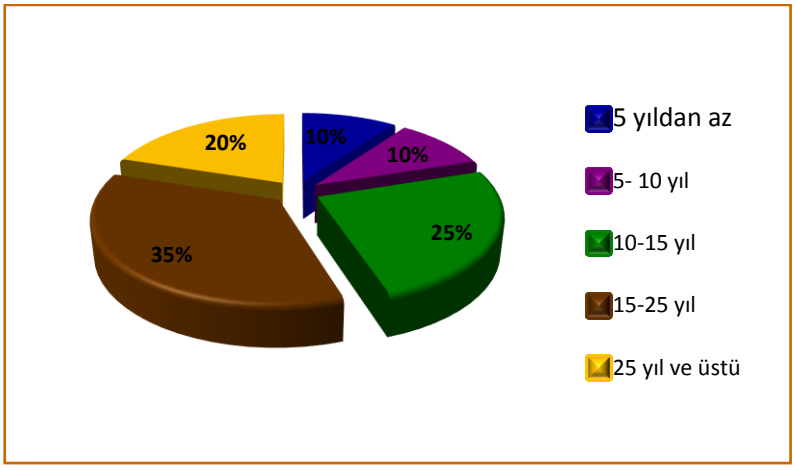
Şekil 2.4'te yapım işlerinin proje sürelerinin %45,27 oranında 201 ila 400 gün arasında gerçekleştirildiği görülmektedir.

2.3. Ağırlıkların Bulunması

Kamu kurum ve kuruluşları mal, hizmet alımı ve yapım işini sorunsuz ve istenilen kalite çerçevesinde teslim alabilmek adına kontrol sürecini işletirler. Bu süreçte meydana gelen sorunların çeşidine göre kesintiler ve mahsuplar başlığı altında ceza türleri (gecikme cezası, teknik personel bulundurmama cezası, nefaset kesintisi vb.) hakediş dosyalarına işlenmektedir. Yüklenicinin proje boyunca aldığı cezalar yapım işi boyunca performansının önemli bir göstergesini oluşturmaktadır. Bu nedenle geçmiş yıllara ait yapım işlerinin hakediş dosyaları incelenerek yüklenicilerin yapım işi süreci boyunca aldığı ceza türleri tespit edilmiştir. Ceza türlerinin yüklenici performansındaki önem derecelerini tespit edebilmek için anket hazırlanmıştır (Ek-1). Hazırlanan anket aracılığıyla uzman görüşlerine başvurularak elde edilen sonuçlar dilsel soruların çözümünde yaygın bir şekilde kullanılan Bulanık Analitik Hiyerarşi Yöntemi (FAHP) ile değerlendirilerek yüklenicinin proje boyunca aldığı ceza türlerinin birbirlerine göre önem dereceleri belirlenmiştir.

Yapılan çalışmada yapım işi faaliyetlerinin proje başarısını göstermede kullanılacak olan ceza türleri Çevre ve Şehircilik İl Müdürlüklerinin arşivlerinden elde edilen bilgileri kapsamaktadır. Bu çerçevede 4734 sayılı Kamu İhalesi Kanunu'na göre ihale edilen yapım işlerine ait hakediş dosyaları incelenmiştir. İncelenen hakediş dosyalarında kesintiler ve mahsuplar kısmında yer alan ceza türleri; gecikme cezası, geçici kabul aşamasındaki kesintiler (geçici kabul eksikliği cezası, nefaset kesintisi, nam-ı hesap), kesin kabul aşamasındaki kesintiler (kesin kabul eksikliği cezası, nefaset kesintisi, nam-ı hesap), teknik personel bulundurmama ve işçi alacağı cezasıdır.

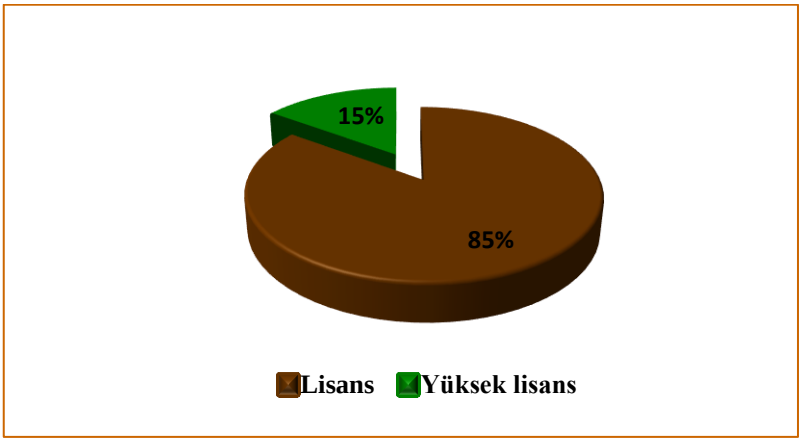
Kanun'da yer alan ceza türlerinin önem derecelerini belirlemek için hazırlanan ankete Çevre ve Şehircilik İl Müdürlüğü ve illerin Valilik Yatırım İzleme birimi yapım işleri bölümünde çalışan toplam 20 uzman katılmıştır. Yüz yüze yapılarak gerçekleştirilen anket çalışmasına katılan uzmanların tecrübe grafiği Şekil 2.5'te verilmiştir.



Şekil 2.5. Katılımcıların tecrübe dağılımı

Şekil 2.5'te katılımcıların tecrübe dağılım grafiği incelendiğinde 5 ile 10 yıl arasında ve 5 yıldan az tecrübe sahibi katılımcıların aynı oranda tüm katılımcıların %10' unu oluşturduğu, %35 oranında en yüksek tecrübeye sahip uzmanların 15-25 yıl arasında tecrübeye sahip olduğu görülmektedir.

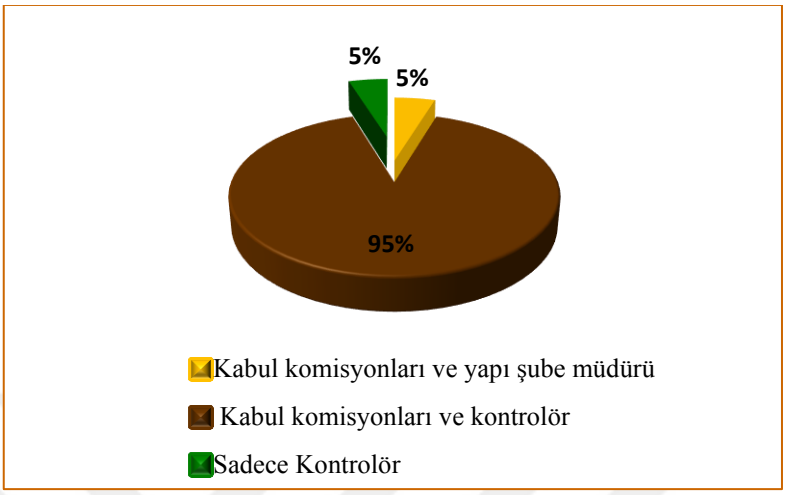
Şekil 2.6'da görüldüğü üzere katılımcıların %85'inin lisans mezunu oldukları görülmektedir. Yüksek lisans eğitim düzeyine sahip katılımcılar, tüm katılımcıların %15'lik kısmını oluşturmaktadır.



Şekil 2.6. Katılımcıların eğitim durumu

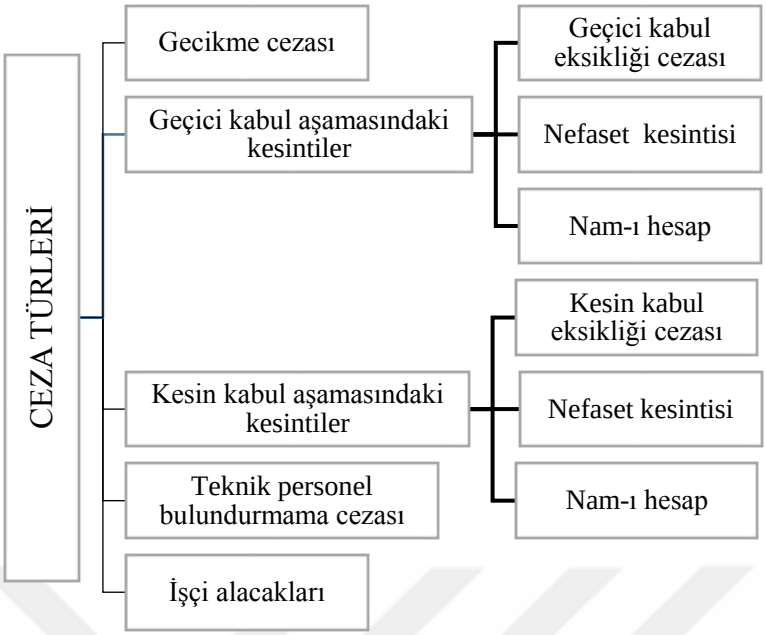
Şekil 2.7'de katılımcıların %95 oranında büyük bir kısmının her komisyonda görev aldığı görülmektedir. Çoğu katılımcının her komisyonda görev alması ile yapım işinin her

aşamasında tecrübeye sahip oldukları ve anket sorularına verdikleri cevaplarda uyuşmazlık olmasının çok düşük olasılıkta olacağı düşünülmektedir.



Şekil 2.7. Katılımcıların bulunduğu konumlar

Yüklenicinin yapım işi süreci boyunca, işi zamanında bitirip-bitiremediği hangi tür kesintilerle işe devam ettiği gibi sorunların yanıtları hakediş dosyalarında yer almaktadır. Bu çalışmada yüklenicinin sorumluluğu altındaki projedeki performansını ölçebilmek adına hakediş dosyalarında yer alan ceza türleri dikkate alınmıştır. Bu amaçla ceza türlerinin birbirlerine göre önem derecelerini belirleyebilmek için uzmanlara anket yapılarak elde edilen dilsel sonuçlar, bulanık analitik hiyerarşi yöntemi (FAHP) ile sayısal sonuçlara çevrilmiş, yüklenicinin iş boyunca aldığı cezalardan bir ağırlık oranı hesaplanmıştır. Ceza türlerinin hiyerarşik yapısı Şekil 2.8'de gösterilmektedir.



Şekil 2 8. Ceza türleri hiyerarşik yapısı

Birinci seviye 5 ana grubu; gecikme cezası (GC), geçici kabul aşamasındaki kesintiler (GKAK), kesin kabul aşamasındaki kesintiler (KKAK), teknik personel bulundurmama cezası (TPBC) ve işçi alacağı (İA) oluşturmaktadır. İkinci seviyede geçici kabul aşaması altında üç alt kriter yer almaktadır. Bunlar; geçici kabul eksikliği cezası (GKEC), nefaset kesintisi (NK) ve nam-ı hesap (NH) ceza türleridir. Yine aynı sevide kesin kabul aşaması altında üç alt kriter yer almaktadır. Bunlar; kesin kabul eksikliği cezası (KKEC), nefaset kesintisi ve nam-ı hesap ceza türleridir.

İkili karşılaştırma matrisinin oluşturulması:

Şekil 2.8'de ceza türlerini gösteren karar ağacı dikkate alınarak anket soruları hazırlanmıştır. Katılımcılardan ana ve alt kriterleri ikili karşılaştırma yöntemi ile karşılaştırarak önem derecelerini belirlemeleri istenmiştir. Sorulara sözel olarak verilen cevapların Tablo 1.2'deki skalaya göre karşılıkları kullanılarak nitel değerlendirmesi yapılmış ve ağırlıkları hesaplanmıştır

Tablo 2.1'de bulunan bilgiler yüklenici başarısını etkileyen kesinti türlerinin, yüklenici başarısızlığındaki önem derecesi nedir sorusuna örnek olması açısından katılımcı 1 (K1)'in verdiği cevapları göstermektedir. Ceza türleri şu şekildedir:

a) Gecikme cezası (GC)

b) Geçici kabul aşamasındaki kesintiler (GKAK)

c) Kesin kabul aşamasındaki kesintiler (KKAK)

d) Teknik personel bulundurmama cezası (TPBC)

e) İşçi alacakları (İA)

Tablo 2.2' de bulunan alt kriter bilgileri geçici/kesin kabul aşamasındaki kesinti türlerinin yükleniciyi başarısız atfetmedeki önem derecesi nedir sorusuna örnek olması açısından katılımcı 1 (K1)'in verdiği cevapları göstermektedir. Ceza türleri şu şekildedir:

a) Geçici/Kesin kabul eksikliği cezası (GKEC/KKEC)

b) Nefaset kesintisi (NK)

c) Nam-ı hesap (NH)

Tablo 2.1. Katılımcı 1'e göre ana kriterlerin bulanık yargı matrisi

Katılımcı 1 (K1)		GC	GKAK	KKAK	TPBC	İA	Ağırlık
	GC	(1,1,1)	(5/2,3,7/2)	(5/2,3,7/2)	(1,1,1)	(2/3,1,3/2)	0.49
	GKAK		(1,1,1,)	(3/2,1,5/2)	(2/3,1,3/2)	(2/5,1/2,2/3)	0.09
	KKAK			(1,1,1)	(2/3,1,3/2)	(2/5,1/2,2/3)	0.00
	TPBC				(1,1,1)	(1,1,1)	0.08
	İA					(1,1,1)	0.30

Tablo 2.2. K1'e göre ana kriter ve alt kriterlerin bulanık yargı matrisi

Katılımcı 1		GC	GKAK	KKAK	TPBC	İA	Ağırlık
	GC	(1,1,1)	(5/2,3,7/2)	(5/2,3,7/2)	(1,1,1)	(2/3,1,3/2)	0.49
	GKAK		(1,1,1)	(3/2,1,5/2)	(2/3,1,3/2)	(2/5,1/2,2/3)	0.09
	KKAK			(1,1,1)	(2/3,1,3/2)	(2/5,1/2,2/3)	0.00
	TPBC				(1,1,1)	(1,1,1)	0.09
	İA					(1,1,1)	0.33
	GKAK	**GKEC**	**NK**	**NH**			
	GKEC	(1,1,1)	(2/3,1,3/2)	(2/5,1/2,2/3)			0.15
	NK		(1,1,1)	(2/5,1/2,2/3)			0.15
	NH			(1,1,1)			0.71
	KKAK	**KKEC**	**NK**	**NH**			
	KKEC	(1,1,1)	(2/3,1,3/2)	(2/5,1/2,2/3)			0.15
	NK		(1,1,1)	(2/5,1/2,2/3)			0.15
	NH			(1,1,1)			0.71

Grup kararı:

Katılımcıların verdiği bireysel görüşlerin ortak bir görüşe dönüştürülmesi gerekmektedir. Bu amaçla kullanılan çeşitli yöntemler bulunmaktadır. Bu yöntemlerden biri

de uzman ağırlıklandırma yöntemidir (Liu vd. 2020). Şekil (2.5-2.7)' de ankete katılan uzmanlar hakkında çeşitli bilgiler verilmektedir. Bu bilgiler neticesinde yapılan görüşmeler sonucu uzmanların eğitim durumlarının, mesleki tecrübelerinin ve komisyonlardaki konumlarının soruya verilen cevapların önem ağırlığını değiştirmeyeceği kanısına varılmıştır. Bu nedenle uzmanların birbirlerine göre ağırlıklarının eşit (1) olarak alınmasına karar verilmiştir. Tablo 2.3'te tüm katılımcıların dilsel cevaplarının bulanık sayılar işlenerek dönüştürülmesi ile edilen sonuçların aritmetik ortalaması hesaplanarak elde edilen kriterlerin toplu ağırlıkları verilmektedir.

Tablo 2.3. Kriterlerin toplu ağırlıklandırılması

	K1	**K2**	**K3**	**….**	**K19**	**K20**	**Ağırlık**
GC	0.4944	0.1619	0.2890	….	0.6285	0.0000	**0.26**
GKAK	0.0917	0.3181	0.2356	….	0.2364	0.4618	**0.23**
GKEC	0.1464	0.0614	0.3236	….	0.1707	0.1457	0.04
NK	0.1464	0.4693	0.2254	….	0.0000	0.1457	0.05
NH	0.7071	0.4693	0.4510	….	0.8293	0.7086	0.15
KKAK	0.0000	0.0742	0.1777	….	0.0917	0.0000	**0.13**
KKEC	0.1464	0.0614	0.3236	….	0.1707	0.1457	0.02
NK	0.1464	0.4693	0.2254	….	0.0000	0.1457	0.03
NH	0.7071	0.4693	0.4510	….	0.8293	0.7086	0.09
TPBC	0.0880	0.0742	0.0088	….	0.0000	0.0124	**0.12**
İA	0.3259	0.1278	0.2890	….	0.1351	0.5258	**0.26**

Tablo 2.3 incelendiğinde grup görüşü sonucunda 1. seviyede en yüksek önem değeri %26 oranında gecikme cezası ve işçi alacağına aittir. Bu durumu %23 oranında geçici kabul aşamasında eksiklikler, %13 oranında kesin kabul aşamasındaki eksiklikler ve son olarak %12 oranında teknik personel bulundurmama cezası takip etmektedir. 2. seviyede en yüksek önem değeri %15 oranında geçici kabulde gerçekleşen nam-ı hesap cezasına aittir.

Belirlenen bu ağırlıkların hakediş dosyalarından elde edilen bilgiler ile eşleştirilmesi yapılarak ilgili yükleniciye bir ceza değeri atanmaktadır. Örneğin kamudan A yapım işi ihalesini alan istekli X ilgili projenin tamamlanma süreci boyunca şu ceza türlerini almış olsun; geçici kabul eksikliği cezası, kesin kabul aşamasında nefaset kesintisi, teknik personel bulundurmama cezası. Bu ceza türlerinin Tablo 2.3'te gösterilen ve uzman görüşlerine göre elde edilen ağırlık(önem) değerleri sırası ile 0.04, 0.03, ve 0.12 olmaktadır. Dolayısı ile

istekli X'in A projesinin tamamlanması süreci boyunca ki performansını gösterecek olan ceza değeri bu ceza türlerinin ağırlık değerlerinin toplamı olan 0.19 olarak hesaplanır.

2.4. Senaryoların Oluşturulması

Bu tez çalışmasında yüklenicinin çeşitli kriterlere göre başarı durumunu tahmin edebilmek amacıyla idare tarafından istenilen farklı kriterlere göre çeşitli senaryolar oluşturulmuştur. Senaryoların oluşturulma aşamasında ihale dosyaları incelenerek elde edilen veriler kullanılarak idarenin yükleniciden isteyeceği yeterlik kriterlerine göre senaryolar belirlenmiştir.

Yeterlik Kriterlerinin belirlenmesi:

Kamu yapım işi ihalelerinde istenilen yeterlik kriterleri Yapım İşi İhaleleri Uygulama Yönetmeliği'nde belirtilen yaklaşık maliyet eşik değer ölçütlerine göre yapılmaktadır. Bu kapsamda yaklaşık maliyet ve eşik değer oranının durumuna göre ön yeterlik için gerekli kriterlerin istenilme durumu belirlenmektedir. İstenilen yeterlik kriterleri aşağıda belirtilmiştir.

- Mesleki ve teknik yeterlik kriteri olan iş deneyim belgesinin tüm yapım işi ihalelerinde istenilmesi zorunludur.
- Ekonomik ve mali yeterlik belgelerinin idare tarafından istenilme durumu yaklaşık maliyet ve eşik değerinin oranına bağlı olarak değişmektedir. Bu durum üç farklı şekilde ifade edilmektedir:
  1. Yaklaşık maliyet eşik değerin onda biri kadar ya da yaklaşık maliyet eşik değerin onda birinden daha az ise bu durumda ekonomik ve mali yeterlik kriterleri yüklenicide aranmaz (**YM ≤ ED/10).**
  2. Yaklaşık maliyet eşik değerin yarısı kadar veya yaklaşık maliyet eşik değerin yarısından küçükse ekonomik ve mali yeterlik kriterlerin yükleniciden istenilmesi idarenin isteğine bırakılmıştır (**ED/10 <YM ≤ ED/2).**
  3. Yaklaşık maliyet eşik değerin yarısından fazla ise ekonomik ve mali yeterlik kriterlerin yükleniciden istenilmesi zorunludur (**ED/2 <YM ≤ED).**

Ekonomik ve mali yeterlik kriterlerinin istenildiği 2. ve 3. durumlarda banka referans mektubunun da talep edilebilmesi idarenin takdir yetkisine bırakılmıştır.

Ekonomik ve mali yeterlik belgelerinin (bilanço, ciro) yükleniciden talep edilme durumu yukarıda da bahsedildiği gibi üç farklı duruma bağlı olmaktadır. Bunlar; zorunlu olması, istenilmemesi ve konunun idareye bırakılması durumudur.

İhaleyi yapan idarenin yükleniciden yeterlik belgelerini istemesi ve istememesi durumları göz önüne alınarak ilk aşamada 3 senaryo belirlenmiş olup, bu 3 senaryonun çıktı değişkeni ceza oranı olarak tanımlanmıştır ve model 1 olarak isimlendirilmiştir. Belirlenen bu 3 senaryonun girdi değişkenine ceza oranının eklenmesi ve çıktı değişkeni olarak sözleşme bedelinin tanımlanması ile oluşturulan 4., 5. ve 6. senaryo model 2 olarak isimlendirilmiştir. Son olarak model 2'nin çıktı değişkeninin sınır değer olarak tanımlanması ile 7., 8. ve 9. senaryo model 3 olarak isimlendirilmiştir. Tablo 2.4'te oluşturulan 9 senaryoya ait girdi ve çıktı verileri belirtilmiştir.

Burada uygun yüklenici seçimine yardımcı olması amacıyla tahmini istenilen ceza oranı, sözleşme bedeli ve sınır değer tahmin sınıfları çıktı değişkenleri olarak belirlenerek modeller oluşturulmuştur.

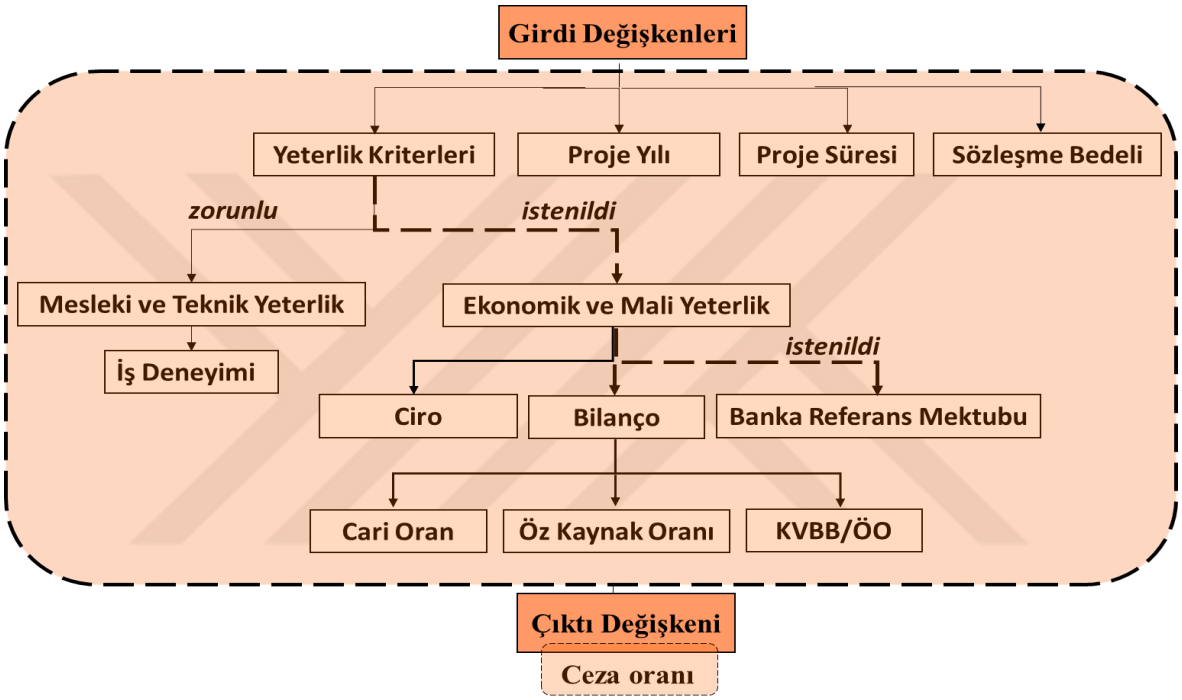
Çıktı değişkeninin sözleşme bedeli ve sınır değer olarak tanımlandığı modellerde çalışmada izlenen süreç şu şekilde işlemektedir: Öncelikle idarenin belirlediği ceza oranlarına göre (%5, %10, %15, %20, %30) çıktı verisi başarılı ve başarısız olmak üzere iki ayrı veri sınıfına ayrılmıştır, daha sonra başarılı kümeyi oluşturan verilerin ortalaması (mean) alınarak yeni bir değer elde edilmiştir. Elde edilen bu yeni değer artık girdi verimizin başarılı ve başarısız olarak ayrılmasında belirleyici değer olarak alınmış ve model eğitim ve test aşamasından geçirilerek süreç tamamlanmıştır.

Tablo 2.4. Senaryoların genel görünümü

Senaryolar	**Girdi verisi**								**Çıktı verisi**			**Model No**
	Ceza	SB	Yıl	Gün	Bilanço	Ciro	BRM	İD	Ceza	SB	SD	
S1		√	√	√	√	√	√	√	√			**Model 1**
S2		√	√	√	√	√		√	√			
S3		√	√	√				√	√			
S4	√		√	√	√	√	√	√		√		**Model 2**
S5	√		√	√	√	√		√		√		
S6	√		√	√				√		√		
S7	√		√	√	√	√	√	√			√	**Model 3**
S8	√		√	√	√	√		√			√	
S9	√		√	√				√			√	

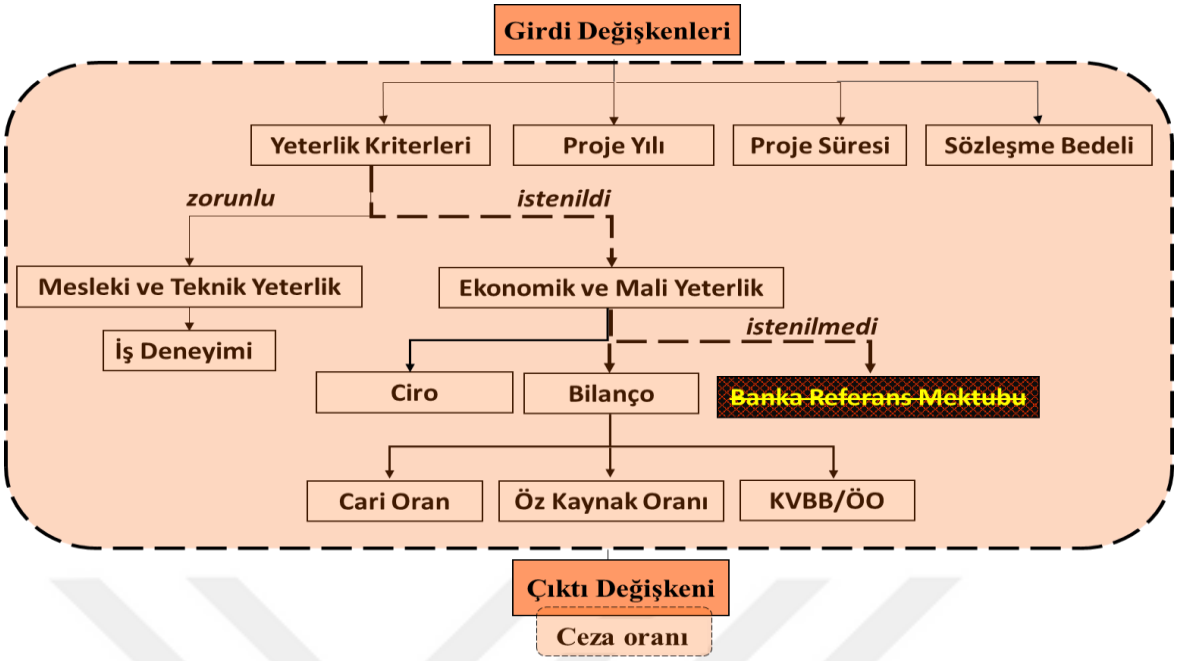
S1=Senaryo1, S2=Senaryo 2, S3=Senaryo 3, S4=Senaryo 4, S5=Senaryo 5, S6=Senaryo 6, S7=Senaryo 7, S8=Senaryo 9

Senaryo 1: Bu senaryonun uygulanacağı ihalelerde girdi değişkenlerini; ekonomik ve mali yeterlik kriterleri için ciro, bilanço (cari oran, öz kaynak oranı ve kısa vadeli banka borçlarının öz kaynak oranı) ve banka referans mektubu, mesleki ve teknik yeterlik kriteri için iş deneyim belgesinin istenildiği durumlar ile sözleşme bedeli, proje yılı ve süresi oluştururken, çıktı değişkenini ise FAHP ile belirlenen ceza oranı oluşturmaktadır (Şekil 2.9).



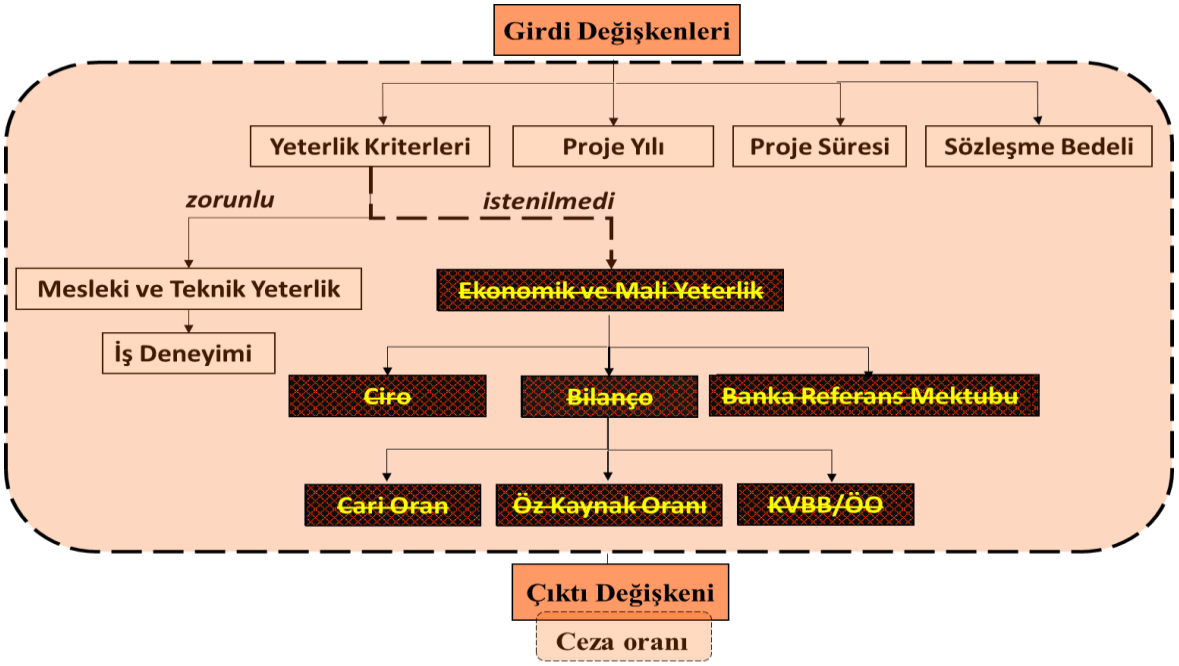
Şekil 2.9. Senaryo 1 için istenilen yeterlik kriterleri

Senaryo 2: Bu senaryonun uygulanacağı ihalelerde girdi değişkenlerini; ekonomik ve mali yeterlik kriterleri için ciro ve bilanço, mesleki ve teknik yeterlik kriteri için iş deneyim belgesinin istenildiği durumlar ile sözleşme bedeli, proje yılı ve süresi oluştururken, çıktı değişkenini ise FAHP ile belirlenen ceza oranı oluşturmaktadır (Şekil 2.10).



Şekil 2.10. Senaryo 2 için istenilen yeterlik kriterleri

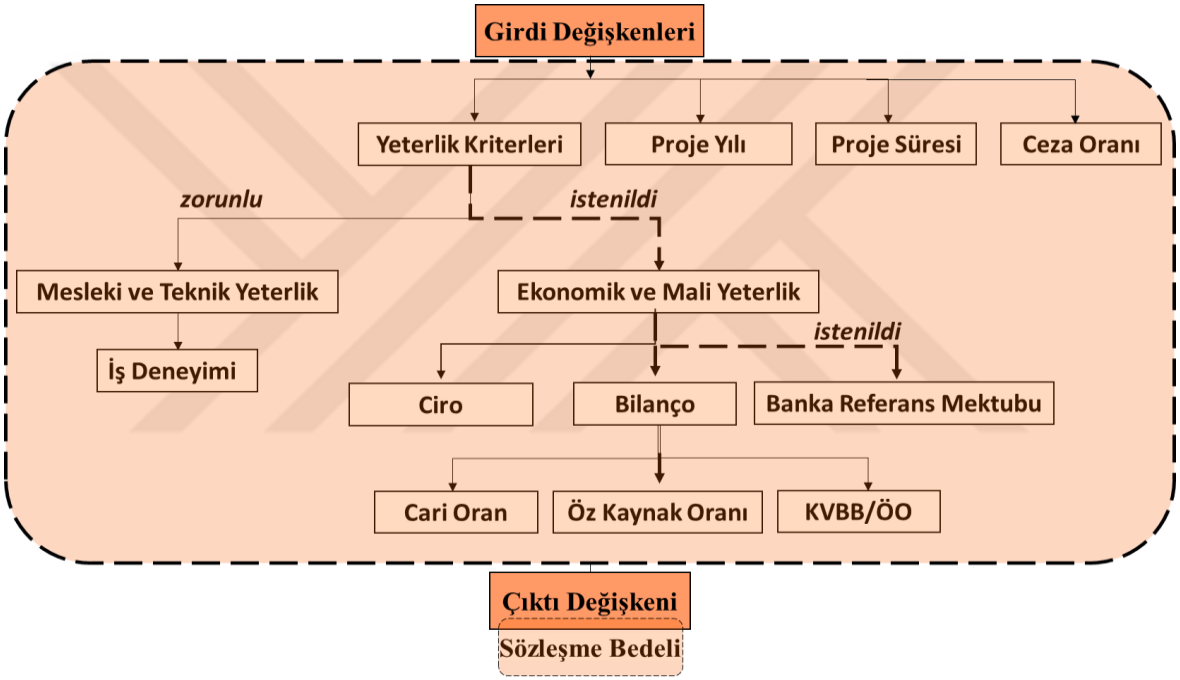
Senaryo 3: Bu senaryonun uygulanacağı ihalelerde girdi değişkenlerini mesleki ve teknik yeterlik kriterine ilişkin iş deneyim belgesinin istenildiği durum ile sözleşme bedeli, proje yılı ve süresi oluştururken, çıktı değişkenini ise FAHP ile belirlenen ceza oranı oluşturmaktadır (Şekil 2.11).



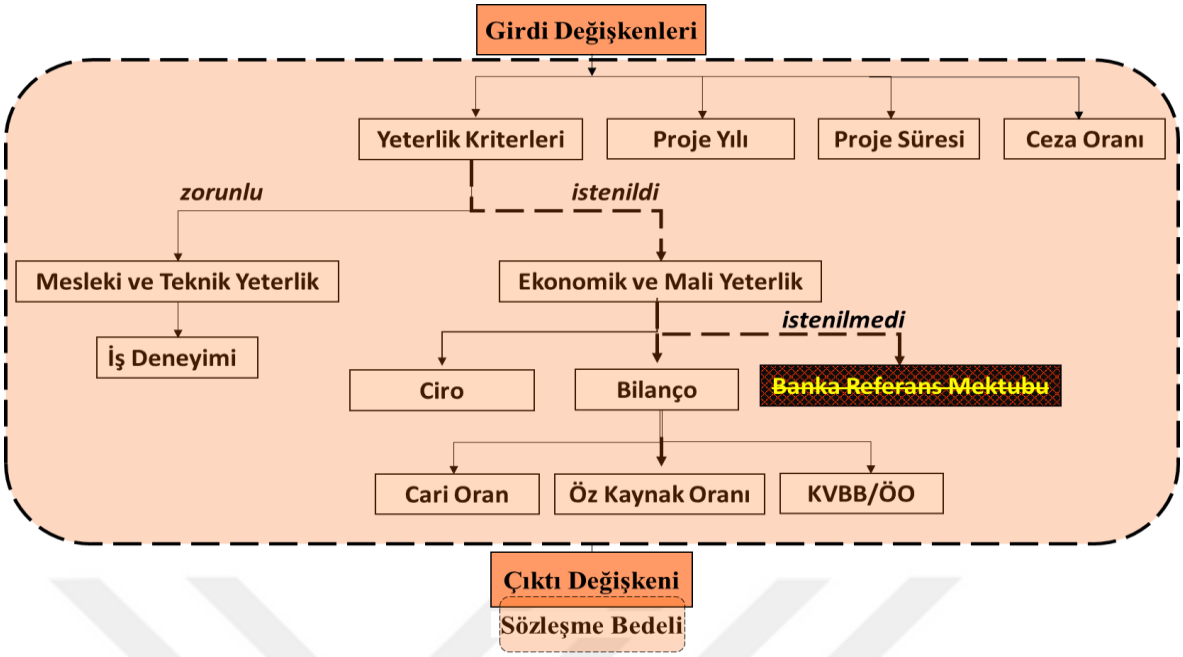
Şekil 2.11. Senaryo 3 için istenilen yeterlik kriterleri

Senaryo 4: Bu senaryonun uygulanacağı ihalelerde girdi değişkenlerini; ekonomik ve mali yeterlik kriterleri için ciro, bilanço ve banka referans mektubu, mesleki ve teknik yeterlik kriteri için iş deneyim belgesinin istenildiği durumlar ile ceza oranı, proje yılı ve süresi oluştururken, çıktı değişkeni sözleşme bedeli olarak tanımlanmıştır (Şekil 2.12).

Senaryo 5: Bu senaryonun uygulanacağı ihalelerde girdi değişkenlerini, ekonomik ve mali yeterlik kriterleri için ciro ve bilanço, mesleki ve teknik yeterlik kriteri için iş deneyim belgesinin istenildiği durumlar ile ceza oranı, proje yılı ve süresi oluştururken, çıktı değişkeni sözleşme bedeli olarak tanımlanmıştır (Şekil 2.13).

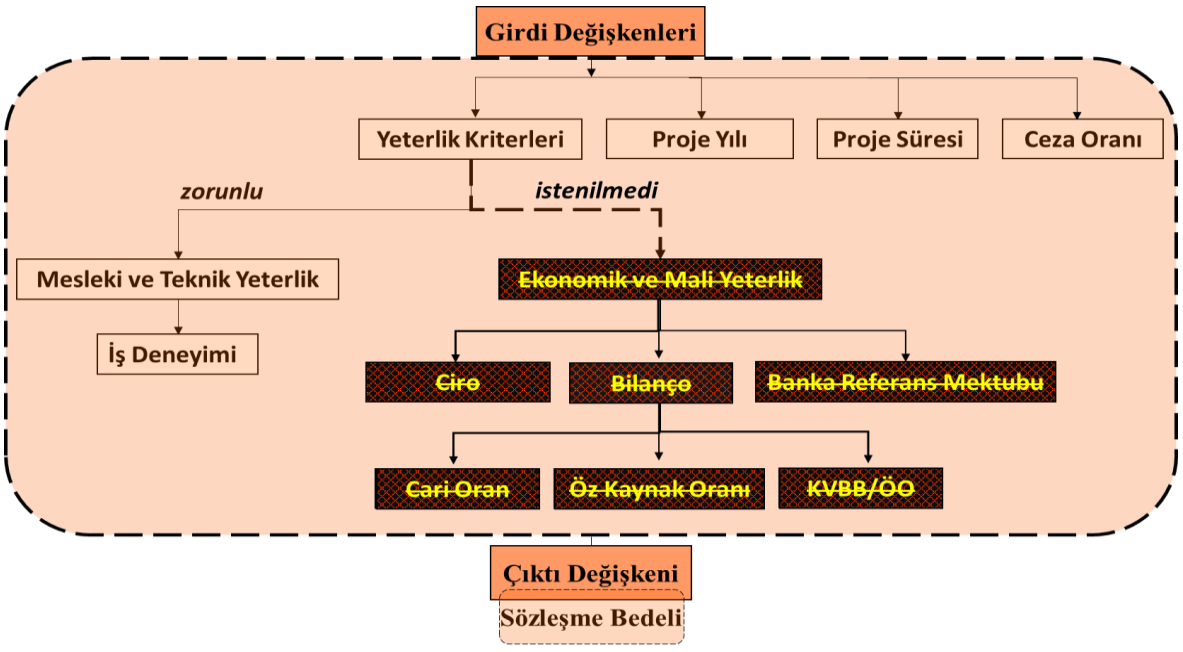


Şekil 2.12. Senaryo 4 için istenilen yeterlik kriterleri



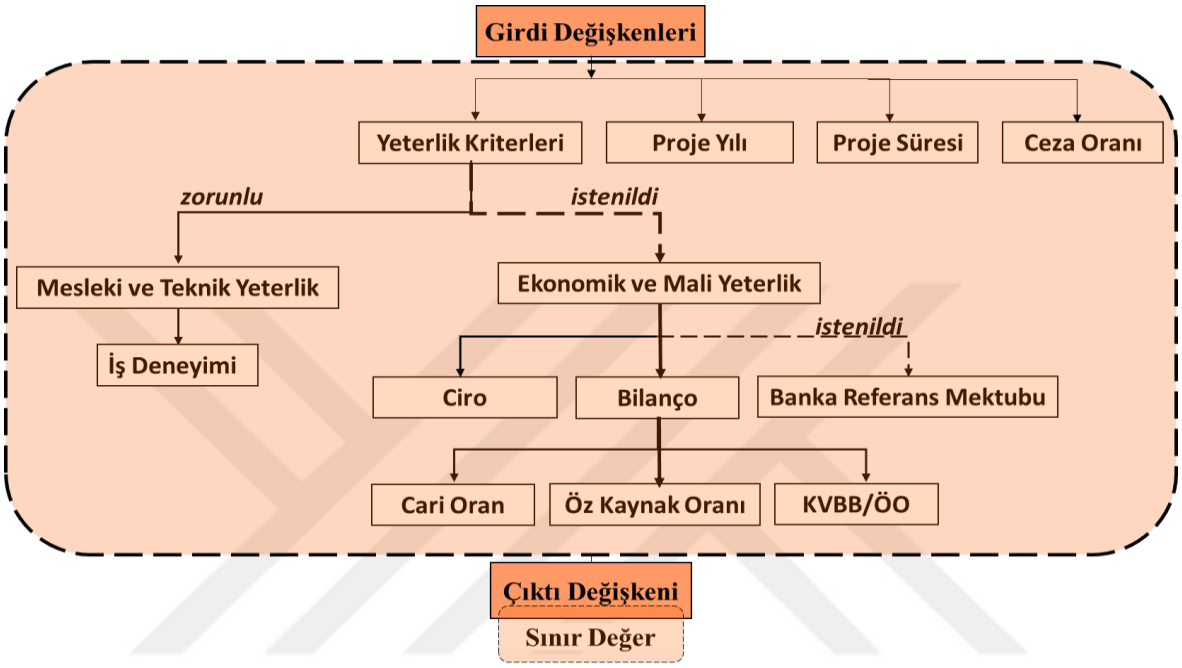
Şekil 2.13. Senaryo 5 için istenilen yeterlik kriterleri

Senaryo 6: Bu senaryonun uygulanacağı ihalelerde girdi değişkenini; mesleki ve teknik yeterlik kriterine ilişkin iş deneyim belgesinin istenildiği durum ile ceza oranı, proje yılı ve süresi oluştururken, çıktı değişkeni sözleşme bedeli olarak tanımlanmıştır (Şekil 2.14).



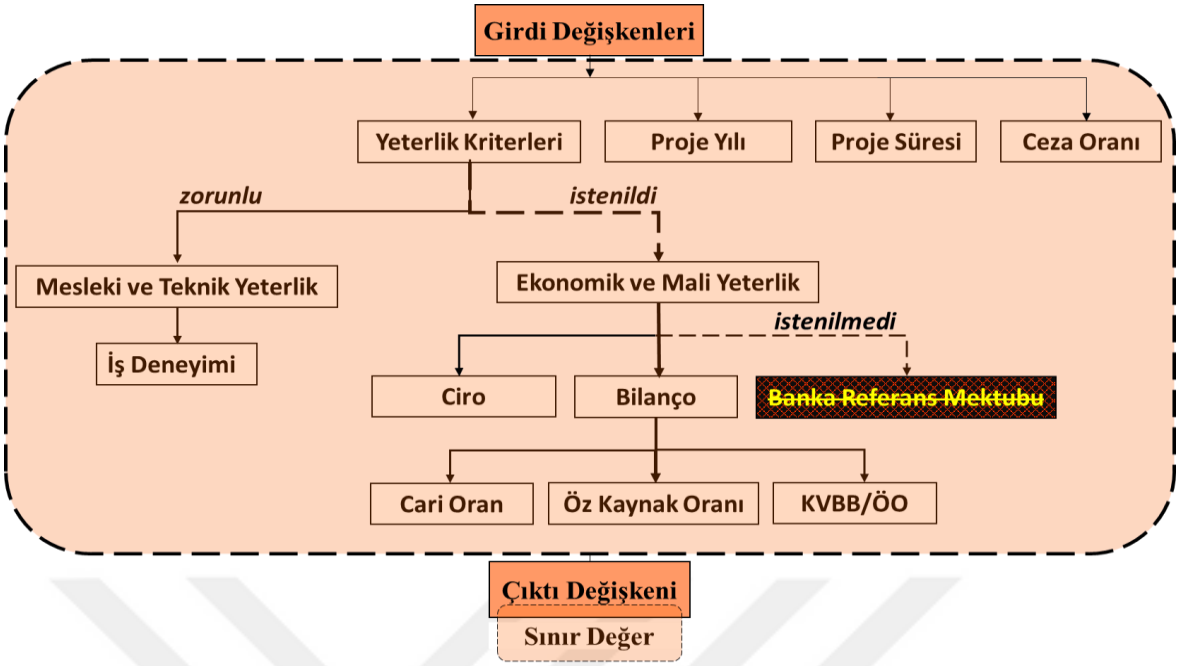
Şekil 2.14. Senaryo 6 için istenilen yeterlik kriterleri

Senaryo 7: Bu senaryonun uygulanacağı ihalelerde girdi değişkenlerini; ekonomik ve mali yeterlik kriterleri için ciro, bilanço ve banka referans mektubunun istenildiği, mesleki ve teknik yeterlik kriteri için iş deneyim belgesinin istenildiği durum ile ceza oranı, proje yılı ve süresi oluştururken çıktı değişkeni sınır değer olarak belirlenmiştir (Şekil 2.15).



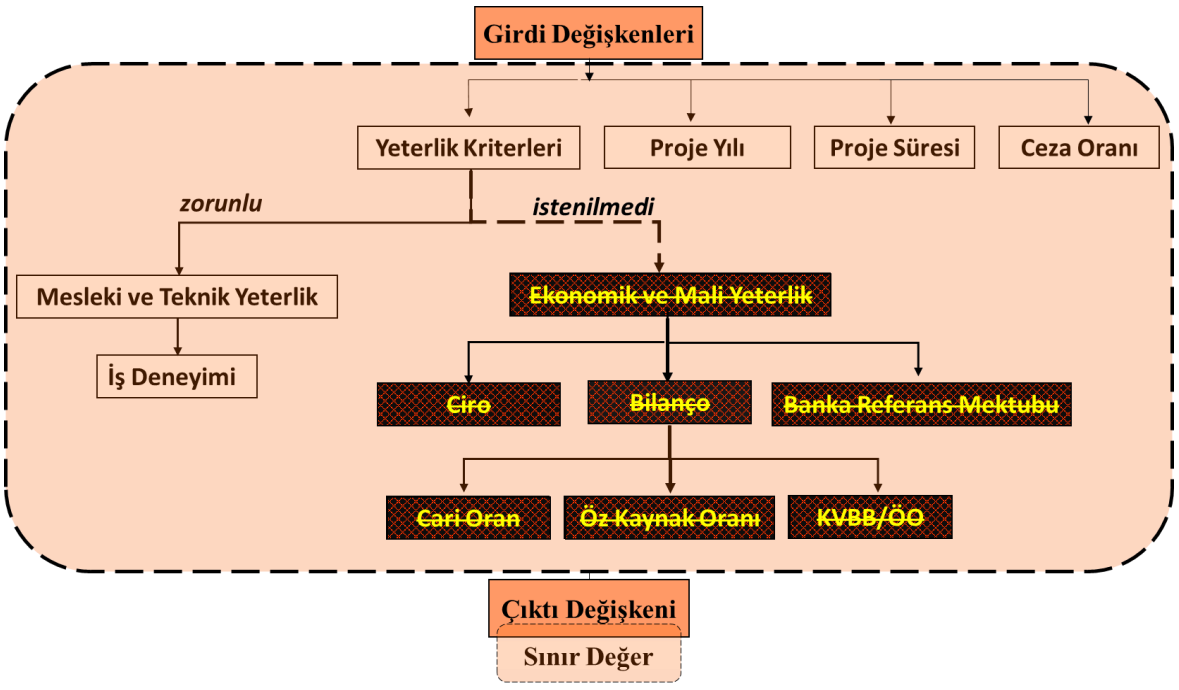
Şekil 2.15. Senaryo 7 için istenilen yeterlik kriterleri

Senaryo 8: Bu senaryonun uygulanacağı ihalelerde girdi değişkenlerini; ekonomik ve mali yeterlik kriteri için ciro ve bilanço, mesleki ve teknik yeterlik kriteri için iş deneyim belgesinin istenildiği durum ile ceza oranı, proje yılı ve süresi oluştururken, çıktı değişkeni sınır değer olarak belirlenmiştir (Şekil 2.16).



Şekil 2.16. Senaryo 8 için istenilen yeterlik kriterleri

Senaryo 9: Bu senaryonun uygulanacağı ihalelerde girdi değişkenlerini; mesleki ve teknik yeterlik kriteri için iş deneyim belgesinin istenildiği durum ile ceza oranı ve proje yılı ve süresi oluştururken, çıktı değişkeni sınır değer olarak belirlenmiştir (Şekil 2.17).



Şekil 2.17. Senaryo 9 için istenilen yeterlik kriterleri

2.5. Veri Seti Hazırlık Aşaması

Bu aşama veri kümesinde yer alan özniteliklerin yapısına bağlı olarak birtakım işlemlerin (ağırlıklandırma, format dönüştürme vb.) yapıldığı algoritma performansı için önemli bir aşamadır. Örneğin, kategorik olan bir değişkenin nümerik bir değere dönüştürülmesi, kullanılan öznitelik değerlerinin bir çıktı olarak vektörel bir biçime dönüştürülmesi gibi işlemler bu konuya örnek verilebilir (Ulaş ve Karabay, 2020).

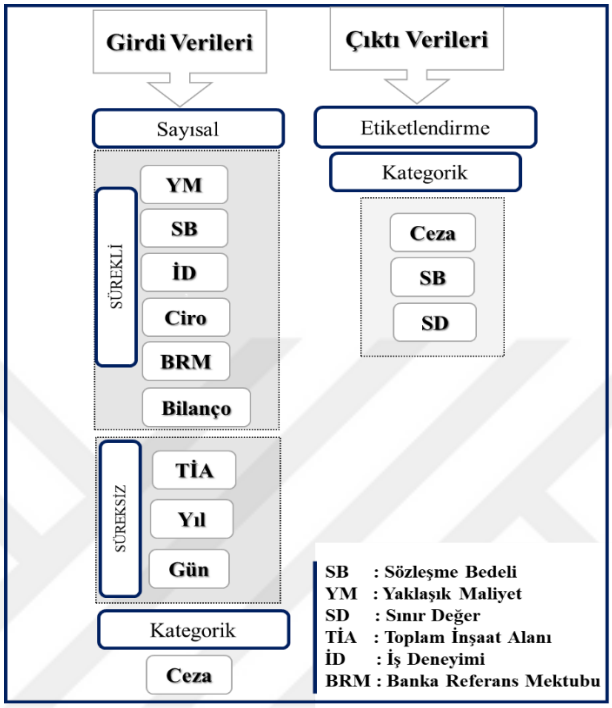
2.5.1. Veri Ön İşleme Aşaması

Makine öğrenmesi tahmin modelinde verileri sınıflandırma aşamasına geçmeden önce yanlış sonucu önlemek ve model performansını arttırmak için veriler ön işleme tabi tutulur. Bu sayede veriler analizlere uygun hale getirilir. Örneğin verileri ayıklama, gerekli veri sayısını belirleme, kullanılacak sınıflandırıcıya göre verileri dönüştürme uygulanan bazı yöntemlerdendir (Kaufmann, 1999). Bu aşama verilerin anlamlı bir hale getirilip kalitesinin arttırılması ile algoritmaların doğru bir şekilde çalışmasını sağlamaktadır (Görmez, 2021).

Bu amaçla kategorik, sürekli ve süreksiz yapıdaki özniteliklere sahip olan ve çalışmada incelenen hakkediş dosyalarından elde edilen veri setinden eksik veri grupları ayıklanarak, eksik değerlerin yerine doldurma işlemi yapılmadan veri setinden çıkarılmıştır (Şekil 2.18). Daha sonra özniteliklerin birbirleri arasındaki bağlantının boyutunu öğrenebilmek için korelasyon analizi yapılarak, yüksek bağlantıya sahip özniteliklerden hangisinin kullanılacağına karar verilmiştir (Şekil 2.19).

Makine öğrenmesinde kullanılan algoritmalar, nümerik verilerin işlenmesi ile performans gösterir. Bu nedenle veri setinde bulunan sayısal olmayan özniteliklere, dönüştürme işlemi uygulanılmıştır. Bu amaçla uygulanan iki tür dönüştürme işlemi bulunmaktadır. Bunlar; ‘label encoder’ ve ‘binary encoding’ işlemidir. Kategorik özelliğe sahip öznitelikler birbirleri ile sıralı bir ilişkiye sahipse mesela kısa, orta, uzun gibi kategorik değişkenlerin nümerik karşılığı olarak 1, 2, 3 değerleri verilebilir. Bu tür dönüştürme işlemine ‘label encoder’ denilmektedir. Eğer bu değişkenler arasındaki ilişki sıralı değilse ve ‘label encoder’ kullanılmışsa algoritmalar yanlış sonuçlar verecektir. Sıralı olmayan algoritmalar için ‘binary encoding’ uygulaması yapılmalıdır. Bu yöntemde kategorik veriler ‘1’ ve ‘0’ olarak ikili nümerik sayı ile ifade edilir (Görmez, 2020; Karabay, 2019).

Çalışma kapsamında çıktı değişkenlerine (sözleşme bedeli, sınır değer ve ceza ağırlıkları) 'binary encoding' dönüşümü uygulanmıştır. Böylece örneklem grubu iki gruba ayırılarak başarılı veri değişkenine '1' başarısız veri değişkenine '0' denilmiştir.



Şekil 2.18. Veri setindeki değişkenler

2.5.2. Veri Standardizasyonu

Standartlaştırma, her özelliği verilen bir aralığa ölçekleyerek özellikleri dönüştürme işlemine denir. Sayısal değişkenler arasındaki değerlerde büyük farklılıklar varsa bu durum sonucu etkilemektedir. Değeri büyük değişken tahmin edilecek veri üzerinde daha fazla etkiye sahip olabilmektedir. Veriler üzerinde ölçeklendirme işleminin yapılması ile bu olumsuz durumun önlenmesi amaçlanmaktadır (Kartal, 2015). Bu dönüşüm genellikle birim varyans 0 ortalama ölçeklendirmesine alternatif olarak kullanılmaktadır (Ek Tablo 7). Yani özniteliklerin standart sapmasının 1 ve ortalamasının 0 olduğu ölçeklendirme işlemidir. Algoritmalarda kullanılan dönüşüm denklemleri eşitlik (2.1-2.2)'de gösterilmiştir.

$$x_t = \frac{x_t - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \tag{2.1}$$

$$x_{scaled} = x_t \times (\max(x) - \min(x)) + \min(x) \quad (2.2)$$

2.5.3. Korelasyon Analizi

Korelasyon, iki değişken arasındaki doğrusal ilişkinin istatistiksel ölçüsünü temsil etmek için kullanılan bir terimdir. İki farklı değişken arasındaki bağımlılığın ölçüsü olarak da tanımlanabilmektedir. Birden fazla değişken varsa ve amaç tüm bu değişkenler arasındaki korelasyonu bulmak ise matris veri yapısı kullanılır. Bu matrise korelasyon matrisi denir.

Çalışmada veri seti içindeki sürekli yapıda ve kategorik tipte olan özniteliklerin birbirleri arasındaki ilişkisini öğrenebilmek için diğer bir deyişle iki farklı değişkenin değerinin derecesini, yönünü, önemini ölçebilmek için *Pearson korelasyon* matrisi kullanılmıştır (Gnanambal, 2018). Eşitlik (2.3) Pearson korelasyon katsayısını temsil etmektedir.

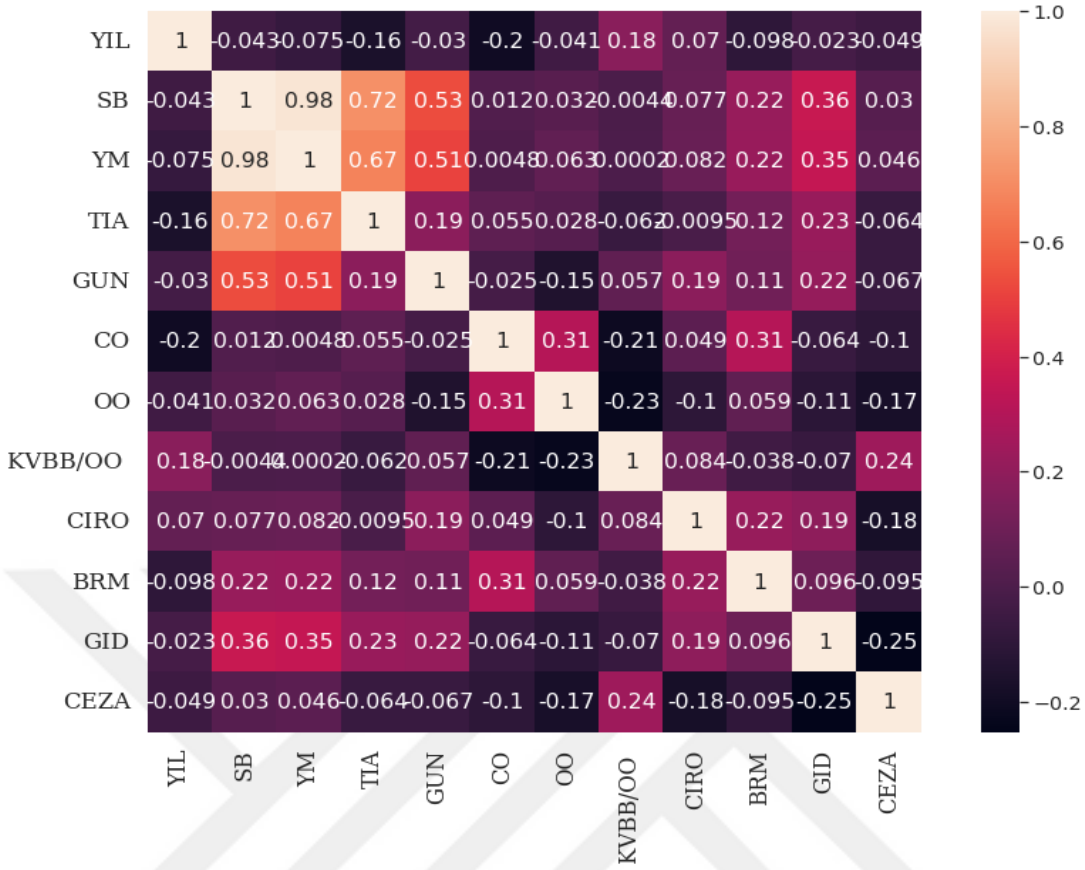
$$\frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2.3)$$

-1 ila 1 arasında herhangi bir değer alabilen korelasyon katsayısının değeri (Alsakran vd, 2015);

- ✓ 1 ise, iki değişken arasında pozitif korelasyon olduğu söylenir. Bu, bir değişken arttığında diğer değişkenin de arttığı anlamına gelmektedir.
- ✓ -1 ise, iki değişken arasında negatif korelasyon olduğu söylenir. Bu, bir değişken arttığında diğer değişkenin azaldığı anlamına gelmektedir.
- ✓ 0 ise, iki değişken arasında ilişki yoktur. Bu, değişkenlerin birbirine göre rastgele bir şekilde değiştiği anlamına gelmektedir.

Değişkenler arasındaki korelasyonun 0.7'den büyük ya da-0.7'den küçük çıkması durumunda, model eğitilirken bu değişkenlerden biri modelden çıkarılabilir. Çoklu doğrusal bağlantıya sahip değişkenlerin varlığı modeldeki değişkenlerin korelasyon katsayılarını güvenilmez yapabilmektedir (Kumar, 2021; Doğan 2021).

Çalışma kapsamında veri setinde tahmin edilmesi planlanan çıktı değişkeni ile girdi öznitelikleri arasındaki 'Pearson korelasyon' değeri ölçülerek değişkenler arasındaki korelasyon değerleri belirlenmiştir. Bu değişkenlere ilişkin korelasyon matrisi Şekil 2.19' da verilmiştir.



Şekil 2.19. Korelasyon matris sonuçları

Şekil 2.19'da görüldüğü üzere korelasyon matrisi değişkenler arasındaki ilişkiyi ısı haritası ile göstermektedir. Isı haritasında değişkenler bağlantılarını siyah renkten açık kahverengine doğru genişleyen renk skalası ile temsil etmektedir. Matrisin sağ yanında bulunan ısı çubuğu, renklerin karşılık geldiği sayısal değerleri göstermektedir (Özdemir 2021). Matris incelendiğinde sözleşme bedeli ile yaklaşık maliyet arasında %98 oranında yüksek çoklu bağlantı sorunu olduğunu görülmektedir. Girdi veri setinde bulunan yaklaşık maliyetin hedef çıktısı olan sözleşme bedelini tek başına %98 oranında tahmin edebilmesi veri setindeki diğer özniteliklerin önüne geçerek etkinliklerini azaltacaktır. Bu nedenle yaklaşık maliyet veri setinden çıkarılmıştır. Aynı nedenle %72 oranında çoklu doğrusal bağlantıya sahip bir diğer değişken olan toplam inşaat alanı da daha etkin sonuçların elde edilmesi adına veri setinden çıkarılmıştır.

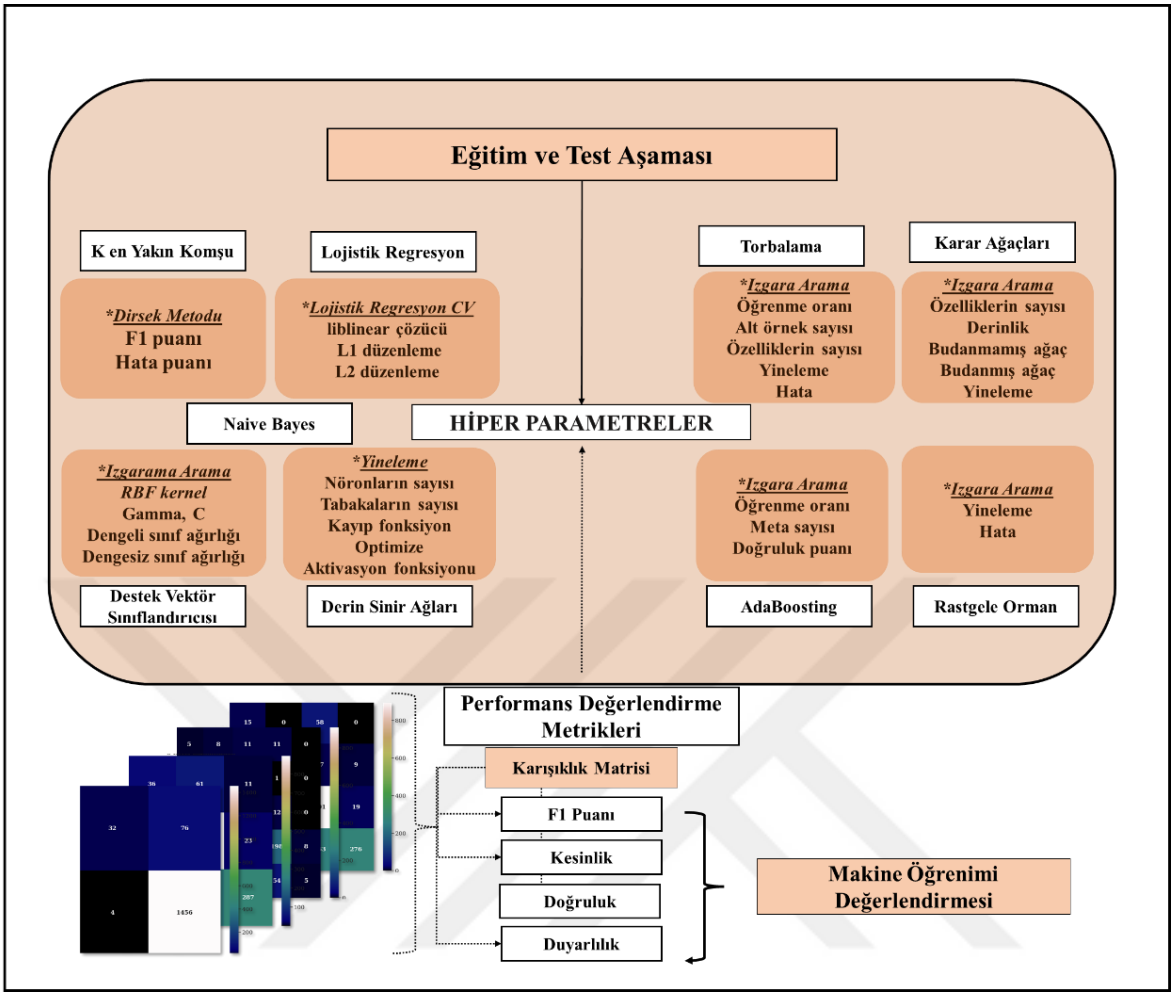
2.5.4. Hiper Parametre Düzenlemesi

İşveren tarafından belirlenen yeterlik kriterleri altında yüklenicinin başarı durumunu öngörebilme imkânı veren bir tahmin modelinin oluşturulmasının amaçlandığı bu çalışmada, Toğan vd. (2021) tarafından sunulan metodoloji benimsenmiştir. Analiz ve tahmin işlemlerinde kullanılan sınıflandırma yöntemleri için: derin sinir ağları, k en yakın komşu, lojistik regresyon, destek vektör sınıflandırıcıları, karar ağaçları, rastgele orman, gradient boosting, naive bayes, adaboost algoritmaları ve bazı algoritmaların hiper parametre optimizasyonu ile geliştirilmiş versiyonları kullanılmıştır.

Model oluşturma aşamasında karşılaşılan ana zorluklardan biri, kullanılacak model mimarisini daha iyi ve daha verimli bir modelle sonuçlandıracak parametreleri bulmaktır. Makine öğreniminde, parametrelerin en iyi sonuç üreten değerlerinin belirlenmesine yardımcı olacak farklı yöntemler bulunmaktadır. Her bir kombinasyon için kapsamlı bir arama yaparak, o model için en uygun olanı seçme işlemine *hiper parametre* denir.

Hiper parametre seçim aşamasında literatürde pek çok alternatif seçeneği mevcut bulunmaktadır (Tanyıldızı ve Demirtaş, 2019). Bu çalışmada genellikle en yaygın olarak kullanılan alternatifler (Wu vd. 2008) ve deneme-yanılma sonucu tecrübe ile belirlenen parametreler kullanılmıştır (Doğan, 2021) (Şekil 2.20). Literatürde yer alan ve yaygın bir şekilde kullanılan hiper parametre seçim yöntemleri olarak ızgara arama, rastgele arama ve bayesçi yaklaşım öne çıkmaktadır (Görmez, 2021; Çarkacı, 2018). Yapılan çalışma da ızgara araması yöntemi kullanılarak algoritmalar için en uygun parametre seçimi yapılmıştır.

Şekil 2.20'de algoritmalar için kullanılan hiper parametreler gösterilmiştir. K en yakın komşu algoritmasında en yakın komşuyu belirleyen "k" hiper parametresi için 1'den 50'ye kadar olan değerler denenmiş ve en yüksek F1 skorunun elde edildiği değer k parametresi olarak seçilmiştir (Ek Tablo 1.). Lojistik regresyon algoritmasında aşırı uyum sorununu engelleyebilmek için düzeltme parametreleri olan l1 ve l2 hiper parametreleri kullanılmıştır. Destek vektör sınıflandırıcısında aşırı uyum sorununu engellemek için kullanılacak cezayı ifade eden "C" parametresi "1, 5, 10 ve 15" değerlerinde ve gamma "0.0001, 0.0005, 0.001, 0.005" değerlerinde denenmiş ve en optimum değer kullanılmıştır (Ek Tablo 4-5).



Şekil 2.20. Algoritma hiper parametreleri

Karar ağacı algoritmasında öncelikle maksimum derinlik ve yaprak sayısı bulunduktan sonra 1 özellikli yaprak ve derinlikle başlayarak +2 artırımla maksimum yaprak ve derinlik sayısına ulaşıncaya kadar yineleme yapılmış ve böylece optimum yaprak sayısı ve derinlik elde edilmiştir. Rastgele orman ve gradient boosting algoritması için “20, 25, 20, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 150, 200, 300, 400, 500” sayıda ağaç kullanılarak en düşük hata oranına denk gelen ağaç sayısı belirlenmiş ve algoritma için kullanılmıştır (Ek Tablo 2-3). Adaboost algoritması için öğrenme oranı “0.01, 0.001” ve ağaç sayısı “100, 150, 200” değerleri denenmiş ve algoritma için en uygun olanı belirlenmiştir (Ek Tablo 6).

2.6. Oluşturulan Tahmin Modellerinin Performans Değerlendirmesi

Yapılan çalışmada elde edilen tahmin modellerinin sonuçları karışıklık matrisi kullanılarak değerlendirilmiştir.

2.6.1. Karışıklık Matrisi (Confusion Matrix)

Yapım işi projelerinin sınıflandırılma performanslarının değerlendirilmesi için doğruluk (accuracy), kesinlik (precision), duyarlılık (recall) ve F1 skoru (F1 score) gibi dört farklı değerlendirme ölçütü kullanılmıştır. Bu amaçla, her bir ikili sınıf tahmininin Gerçek Pozitif (TP), Gerçek Negatif (TN), Yanlış Pozitif (FP) ve Yanlış Negatif (FN) değerleri hesaplanmıştır. Doğruluk hesabı eşitlik (2.4)'te gösterildiği gibi doğru tahmin edilen TP ve TN' nin toplamının, tüm sınıflardaki bütün örneklerin toplamına bölümüyle elde edilir. Doğruluk yüzdesi veri setinin dengesiz olduğu durumlarda tek başına model performansı için yeterli olarak görülmemektedir. Bu nedenle model başarısının ölçütü olarak kesinlik yüzdesi, duyarlık yüzdesi, F1 skoru sonuçlarının da doğruluk yüzdesi ile değerlendirmesi model çıktılarının daha doğru bir şekilde yorumlanmasını sağlamaktadır (Eşitlik (2.4-7)).

$$\text{Doğruluk değeri} = \frac{\text{TP}+\text{TN}}{\text{TP}+\text{TN}+\text{FP}+\text{FN}} \times 100 \tag{2.4}$$

Eşitlik (2.5) ikili sınıflandırmaların tümü için F1 skoru hesaplamasını göstermektedir.

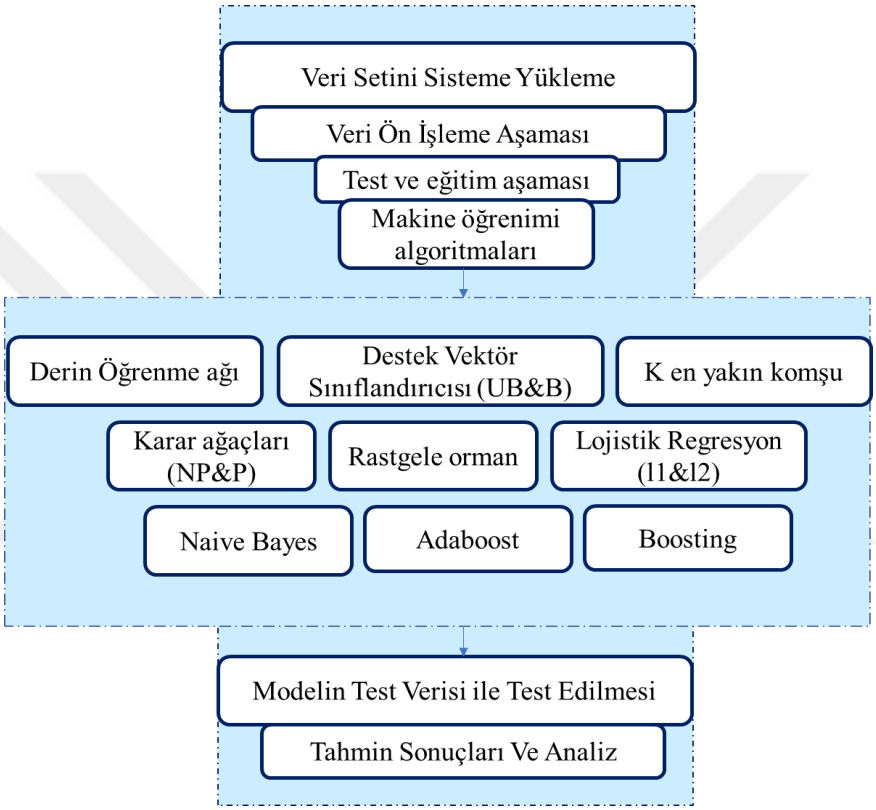
$$\text{F1 skoru} = \frac{2 \times (\text{Kesinlik} \times \text{Duyarlılık})}{\text{Kesinlik}+\text{Duyarlılık}} \tag{2.5}$$

Her ikili sınıf için kesinlik ve duyarlılık hesaplamaları eşitlik (2.6) ve (2.7) kullanılarak elde edilmektedir.

$$\text{Kesinlik}_{\text{ikili}-\text{sınıf}} = \frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FP}} \times 100 \tag{2.6}$$

$$\text{Duyarlılık}_{\text{ikili}-\text{sınıf}} = \frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FN}} \times 100 \tag{2.7}$$

Yapılan çalışmada, kamu aracılığı ile yaptırılan yapım işlerinin yüklenici seçimi aşamasında makine öğrenimindeki bazı sınıflandırma algoritmalarını kullanarak yükleniciden istenen yeterlik kriterleri kapsamında oluşturulan senaryolarla, işi yapacak yüklenicinin işi yürütüm performansının ve/veya istenilen iş yürütüm performansını gösterecek maliyetin tahmin edilip edilemeyeceği araştırılmıştır. Bu amaçla oluşturulan veri akış şeması özeti Şekil 2.21'de verilmektedir.



Şekil 2.21. Veri akış süreci

Yukarıda 5 adım da açıklanan ve kısaca Şekil 2.21'de özetlenen işleyiş sürecinde, öncelikle hazırlanan veri seti ilgili programa aktarılmıştır. Veriler ön işleme aşamasından geçirilerek verinin işleneceği sınıflandırıcı algoritmasına göre dönüşüm işlemi yapılmıştır. Bir sonraki aşamada veriler eğitim ve test aşaması olarak iki farklı gruba ayrılarak eğitilmiştir. Test aşamasında daha önceki bölümlerde bahsedilen makine öğrenmesi algoritmalarıyla eğitilen veri grubu, hiç görmediği veri grubu tanıtılarak, bu veri grubu üzerinden tahmin yapılmıştır. Elde edile tahmin sonuçlarının doğruluğu karışıklık matrisi ile

analiz edilerek değerlendirilmiştir. Çalışmada veri setinin rastgele olarak seçilen %70'i ve %30'u sırası ile eğitim ve test seti olarak ikiye ayrılmıştır

2.7. Bulgular ve İrdeleme

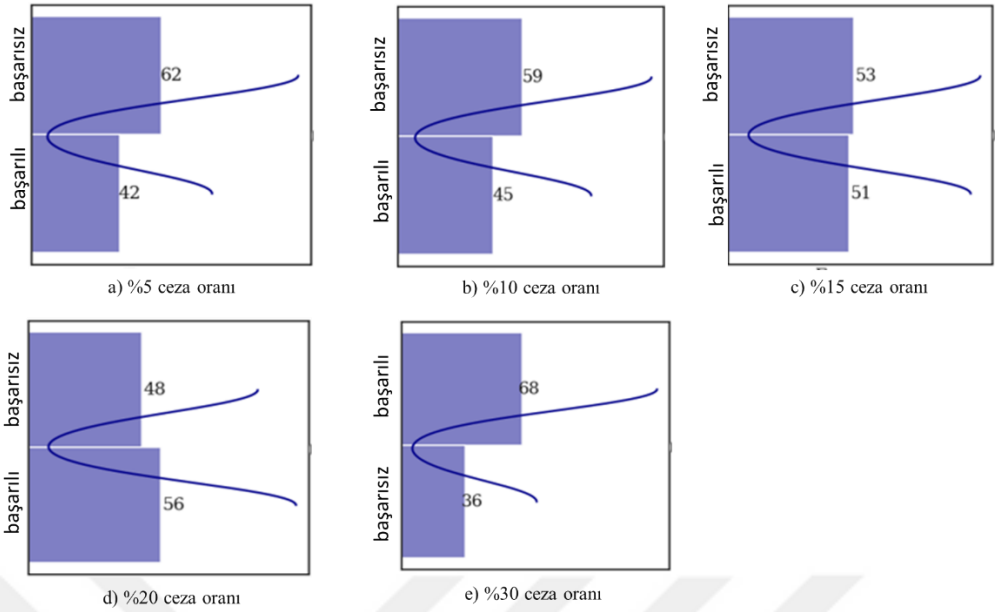
Yapılan çalışmada, farklı yapım işi faaliyetlerinin proje başarısı tahmini veya istenilen proje başarısına bağlı yapım işi faaliyetlerinin maliyet tahmini için en uygun hiper parametre kombinasyonlarıyla DNN, LR, LR(l1), LR(l2) RF, SVC(UB), SVC(B) NB, KNN, DT(P), DT(NP), AB, GB gibi makine öğrenmesi algoritmaları kullanılmıştır.

Bahsi geçen makine öğrenmesi algoritmaları Phyton programlama dili ve Scikit-Learn (Scikit-Learn, 2021), Pandas (Pandas, 2021) kütüphaneleri kullanılarak bir çerçeve program haline getirilmiştir (Toğan vd., 2021). Elde edilen sonuçların görselleştirilmesi içinse yine aynı programlama dilinde yazılmış matplotlib (Matplotlib, 2021) kütüphanesinden yararlanılmaktadır.

Çalışmanın bu bölümünde kamu yapım işi ihalelerinde istenilecek yeterlik kriterleri ile oluşturulmuş her bir senaryo ve bu senaryoya göre işleyen model 1, 2 ve 3'ün, makine öğrenmesi algoritmaları uygulanarak elde edilen karışıklık matrisi (eşitlik (2.4-2.7)'de verilen) değerlendirme ölçütleri dikkate alınarak performans göstergeleri karşılaştırılmıştır.

Senaryo 1: Ekonomik ve mali yeterlik belgeleri ile iş deneyim belgesinin istenildiği, ceza oranına göre yüklenici sınıfının tahmin edildiği durum

Ekonomik ve mali yeterlik belgesi olarak bilanço, ciro ve banka referans mektubunun idare tarafından istenildiği, aynı zamanda mesleki ve teknik yeterliği temsilen iş deneyim belgesinin istenildiği durumdur. Bu kapsamda, Senaryo 1 girdi verisi olarak sözleşme bedeli, yıl, gün, bilanço, ciro, banka referans mektubu ve iş deneyim belgesinin kullanıldığı çıktı verisi olarak ceza oranının tanımlandığı senaryoyu temsil etmektedir. Kullanılan model Senaryo 1'e göre 5 farklı ceza oranı ve algoritmalar ile eğitilip, test edilmiştir. Şekil 2.22'de istenilen ceza oranlarına göre veri seti sınıflarındaki dağılım gösterilmektedir.

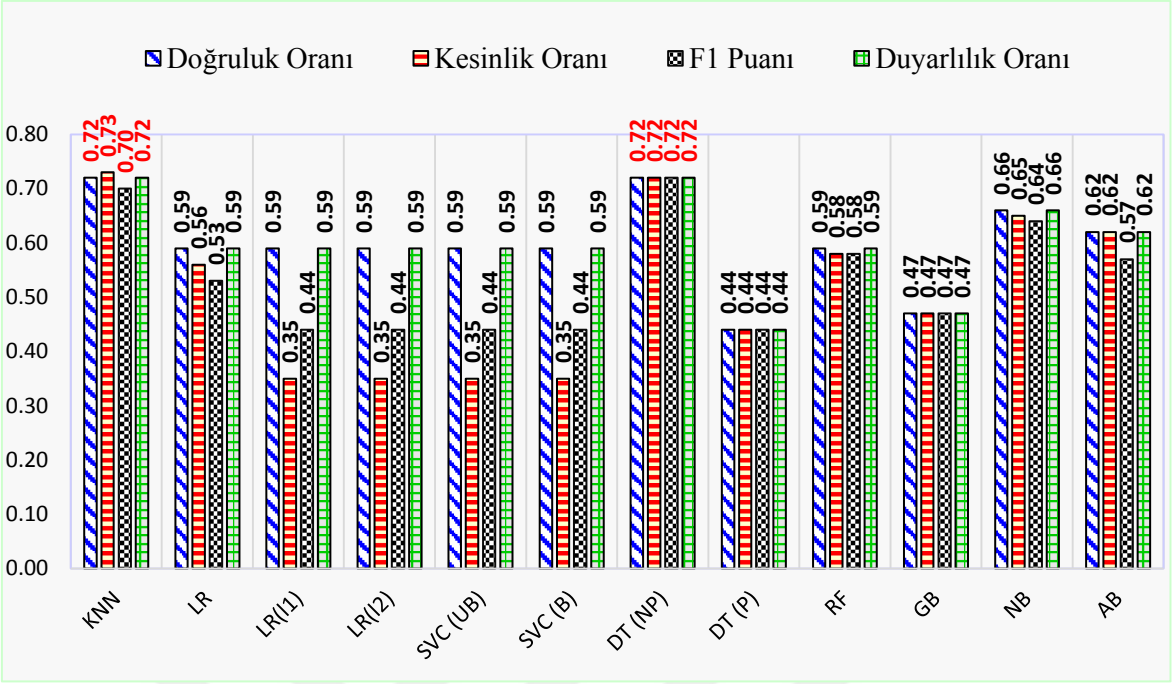


Şekil 2.22. Senaryo 1 için ceza oranlarına göre veri dağılımı

Belirlenen ceza oranlarına eşit ve üstünde değere sahip veri gruplarına başarısız, ceza oranlarının altında değere sahip veri gruplarına ise başarılı veri grubu denilmiştir. 2 farklı kümeye ayrılan veri grubu, belirlenen algoritmalarla eğitim ve test aşamasından geçirilmiştir. Daha sonra modellere hiç görmediği test verisi girilerek tahmin sonuçları elde edilmiş ve bu sonuçların performans ölçütleri değerlendirilmiştir.

● 0.05 ceza oranı çıktısına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Farklı algoritmalar ile modellerin önceden görmediği test verileri kullanılarak elde edilen tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.23 ve Tablo 2.5'te gösterilmektedir.



Şekil 2.23. Senaryo 1'de 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.5. Senaryo 1'de 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

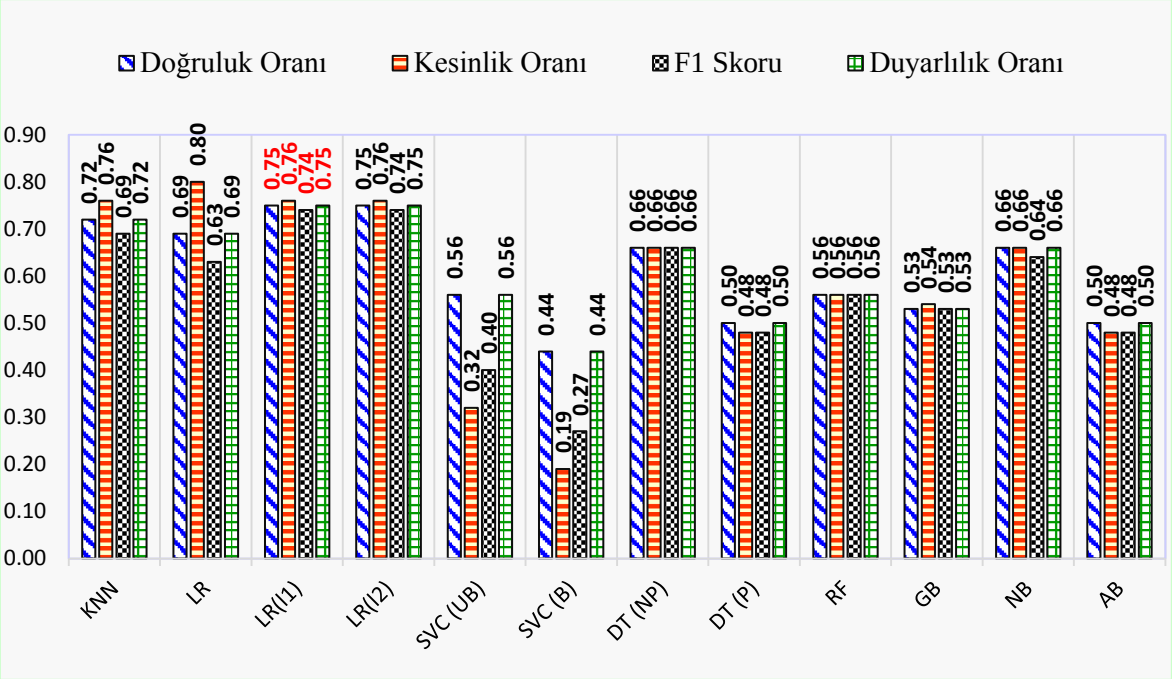
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN		**0.57**	**0.79**	**0.75**	**0.71**	**0.46**	**0.89**
LR		0.24	0.72	0.5	0.61	0.15	0.89
LR(l1)		0.00	0.75	0.00	0.59	0.00	1.00
LR(l2)		0.00	0.75	0.00	0.59	0.00	1.00
SVC(UB)		0.00	0.75	0.00	0.59	0.00	1.00
SVC(B)		0.00	0.75	0.00	0.59	0.00	1.00
DT (NP)	**%5**	**0.67**	**0.76**	**0.64**	**0.78**	**0.69**	**0.74**
DT(P)		0.31	0.53	0.31	0.53	0.31	0.53
RF		0.43	0.68	0.50	0.64	0.38	0.74
GB		0.37	0.54	0.36	0.56	0.38	0.53
NB		0.48	0.74	0.62	0.67	0.38	0.84
AB		0.33	0.74	0.60	0.63	0.23	0.89
DNN		0.69					

Şekil 2.23 ve Tablo 2.5'te sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. KNN algoritması sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %75'i, başarısız yüklenicilerin %71'i doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini

yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %46, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %89 olarak görülmektedir. KNN algoritmasını kullanan model ile yapılan sınıflandırma tahmin sürecini genel olarak %72 doğruluk oranı ile bulabilmektedir.

● 0.10 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek elde edilen tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.24 ve Tablo 2.6'da gösterilmiştir.



Şekil 2.24. Senaryo 1'de 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

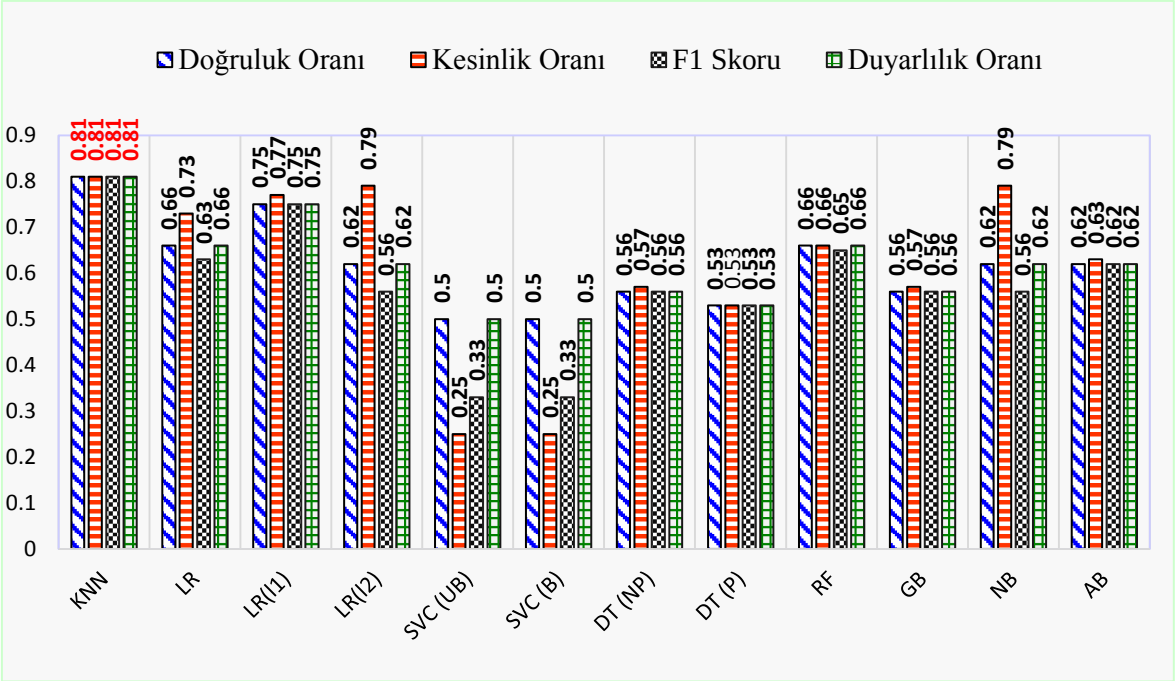
Tablo 2.6. Senaryo 1'de 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%10**	0.57	0.79	0.86	0.68	0.43	0.94
LR		0.44	0.78	1.00	0.64	0.29	1.00
LR(l1)		**0.67**	**0.80**	**0.80**	**0.73**	**0.57**	**0.89**
LR(l2)		**0.67**	**0.80**	**0.80**	**0.73**	**0.57**	**0.89**
SVC(UB)		0.00	0.72	0.00	0.56	0.00	1.00
SVC(B)		0.61	0.00	0.44	0.00	1.00	0.00
DT(NP)		0.62	0.69	0.60	0.71	0.64	0.67
DT(P)		0.33	0.60	0.40	0.55	0.29	0.67
RF		0.46	0.63	0.50	0.60	0.43	0.67
GB		0.52	0.55	0.47	0.60	0.57	0.5
NB		0.52	0.73	0.67	0.65	0.43	0.83
AB		0.33	0.60	0.40	0.55	0.29	0.67
DNN		0.59					

Şekil 2.24 ve Tablo 2.6'da sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. LR(l1) ve LR(l2) analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %80'i başarısız yüklenicilerin %73'ü doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %57, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %89 olarak görülmektedir. Bu algoritmalar amaçlanan sınıflandırma sürecini genel olarak %75 doğruluk oranı ile sonuçlandırmaktadır.

● 0.15 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek elde edilen tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.25 ve Tablo 2.7'de gösterilmektedir.



Şekil 2.25. Senaryo 1'de 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.7. Senaryo 1'de 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

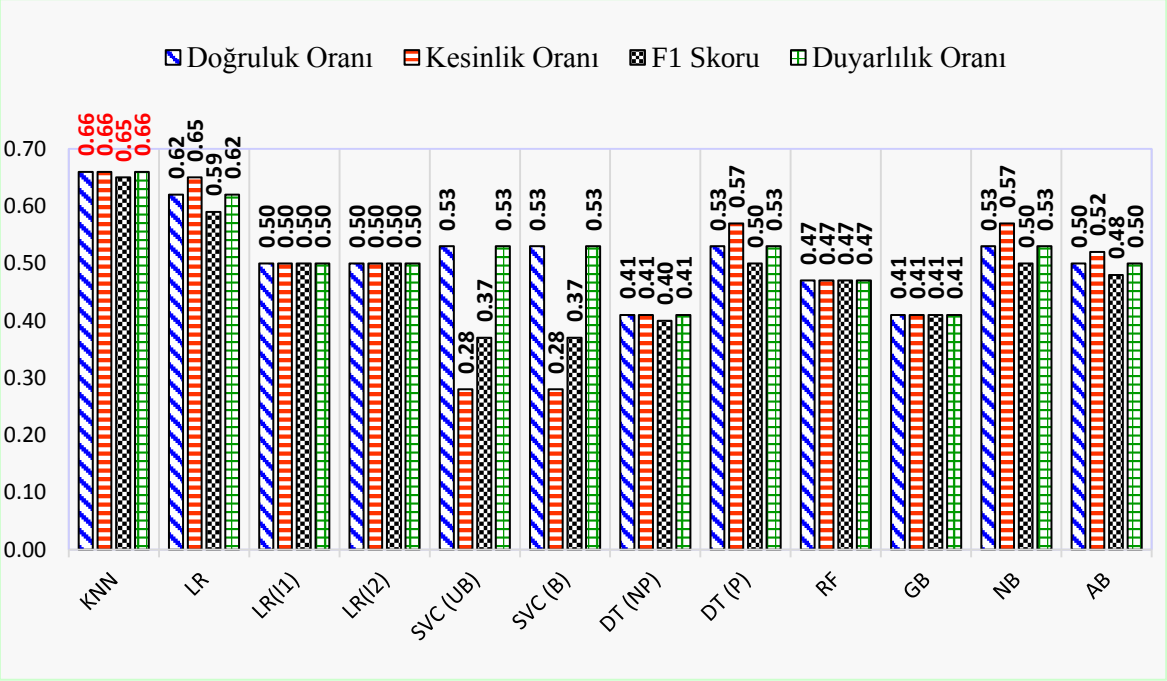
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%15**	**0.81**	**0.81**	**0.81**	**0.81**	**0.81**	**0.81**
LR		0.52	0.73	0.86	0.60	0.38	0.94
LR(l1)		**0.71**	**0.78**	**0.83**	**0.70**	**0.62**	**0.88**
LR(l2)		0.40	0.73	1.00	0.57	0.25	1.00
SVC(UB)		0.00	0.67	0.00	0.50	0.00	1.00
SVC(B)		0.00	0.67	0.00	0.50	0.00	1.00
DT(NP)		0.50	0.61	0.58	0.55	0.44	0.69
DT(P)		0.52	0.55	0.53	0.53	0.50	0.56
RF		0.62	0.69	0.69	0.63	0.56	0.75
GB		0.50	0.61	0.58	0.55	0.44	0.69
NB		0.40	0.73	1.00	0.57	0.25	1.00
AB		0.57	0.67	0.67	0.60	0.50	0.75
DNN		0.66					

Şekil 2.25 ve Tablo 2.7'de sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. KNN analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %81'i, başarısız yüklenicilerin ise %81'i doğru tahmin edilmiştir. Doğru

tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %81 olarak görülmekteyken, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı da %81 olarak görülmektedir. KNN ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %81 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.20 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek elde edilen tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.26 ve Tablo 2.8'de gösterilmiştir.



Şekil 2.26. Senaryo 1'de 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

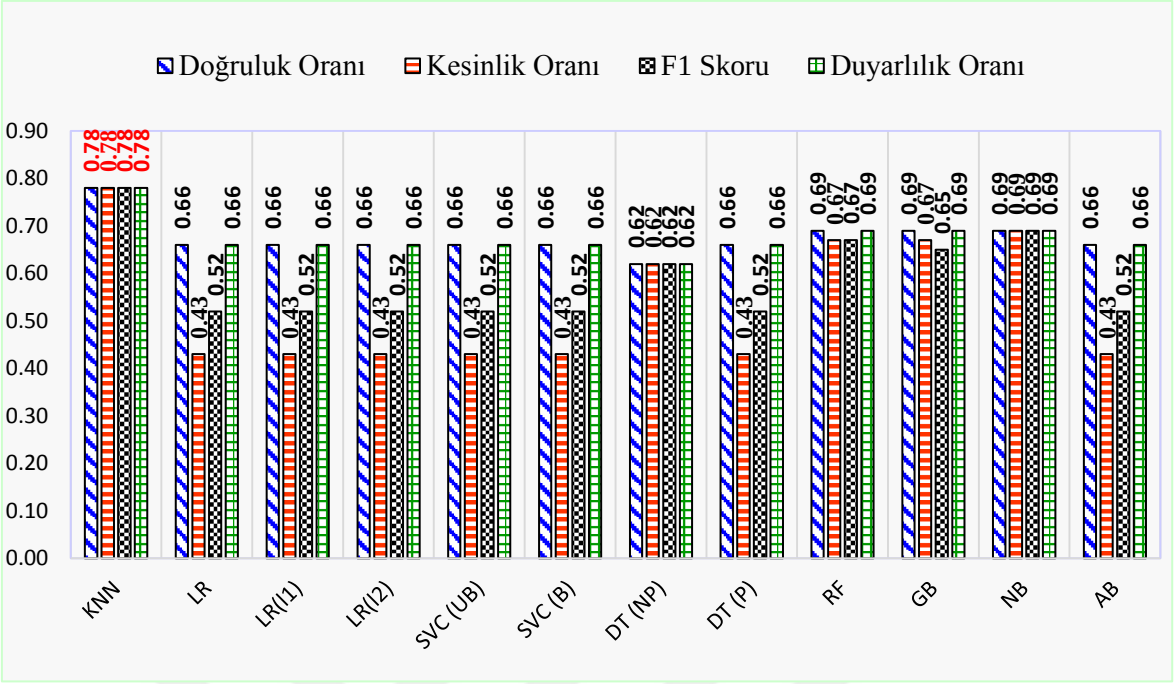
Tablo 2.8. Senaryo 1'de 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%20**	**0.70**	**0.59**	**0.65**	**0.67**	**0.76**	**0.53**
LR		0.71	0.45	0.60	0.71	0.88	0.33
LR(l1)		0.50	0.50	0.53	0.47	0.47	0.53
LR(l2)		0.50	0.50	0.53	0.47	0.47	0.53
SVC(UB)		0.69	0.00	0.53	0.00	1.00	0.00
SVC(B)		0.69	0.00	0.53	0.00	1.00	0.00
DT(NP)		0.34	0.46	0.42	0.40	0.29	0.53
DT(P)		0.40	0.62	0.62	0.50	0.29	0.80
RF		0.48	0.45	0.50	0.44	0.47	0.47
GB		0.42	0.39	0.44	0.38	0.41	0.40
NB		0.40	0.62	0.62	0.50	0.29	0.80
AB		0.38	0.58	0.56	0.48	0.29	0.73
DNN		0.69					

Şekil 2.26 ve Tablo 2.8'de sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. DNN analiz sonucuna göre yüklenici durumunu belirlemede %69 oranında doğru tahmin sonucu elde edilmiştir. Tablo 2.8' de KNN analiz sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %65'i, başarısız yüklenicilerin %67'si doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %76, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %53 olarak görülmektedir. KNN ile yapılan sınıflandırma algoritmasının sonucu ortalama %66 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.30 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilip elde edilen tahmin sonuçlarının karışıklık matris ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.27 ve Tablo 2.9'da gösterilmiştir.



Şekil 2.27. Senaryo 1'de 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.9. Senaryo 1'de 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

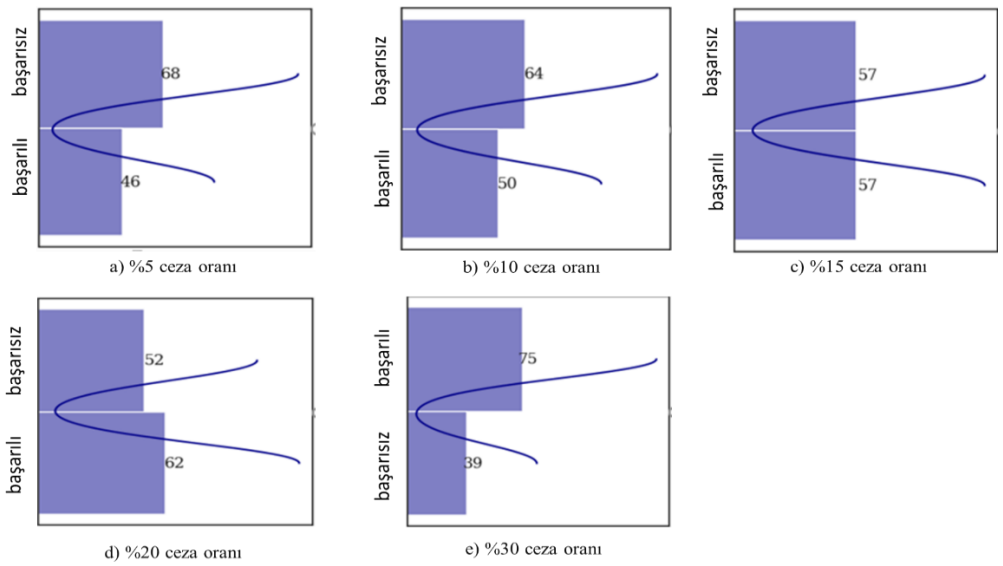
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%30**	**0.84**	**0.67**	**0.82**	**0.70**	**0.86**	**0.64**
LR		0.79	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
LR(l1)		0.79	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
LR(l2)		0.79	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
SVC(UB)		0.79	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
SVC(B)		0.79	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
DT(NP)		0.71	0.45	0.71	0.45	0.71	0.45
DT(P)		0.79	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
RF		0.78	0.44	0.72	0.57	0.86	0.36
GB		0.79	0.37	0.70	0.60	0.90	0.27
NB		0.76	0.55	0.76	0.55	0.76	0.55
AB		0.79	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
DNN		0.53					

Şekil 2.27 ve Tablo 2.9'da sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Tablo 2.9' da KNN analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %82'si başarısız yüklenicilerin %70'i doğru tahmin edilmiştir. Doğru

tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %86, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %64 olarak görülmektedir. KNN ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %78 doğruluk oranı ile elde edilmiştir (Şekil 2.27).

Senaryo 2: Ekonomik ve mali yeterlik belgelerinin banka referans mektubu dışında istenildiği, mesleki ve teknik yeterlik belgesi olarak iş deneyim belgesinin istenildiği, ceza oranına göre yüklenici sınıfının tahmin edildiği durum

Ekonomik ve mali yeterlik belgesi olarak bilanço ve cironun idare tarafından istenildiği, banka referans mektubunun istenilmediği aynı zamanda mesleki ve teknik yeterliği temsilen iş deneyim belgesinin istenildiği durumdur. Bu çerçeve kapsamında girdi verisi olarak sözleşme bedeli, yıl, gün, bilanço, ciro ve iş deneyim belgesinin kullanıldığı çıktı verisi olarak cezanın tanımlandığı senaryodur. Oluşturulan model bu senaryoya göre 5 farklı ceza oranı ve algoritmalar ile eğitilip, test edilmiştir. Belirlenen ceza oranlarına eşit ve üstünde değere sahip veri gruplarına başarısız, ceza oranlarının altında değere sahip veri gruplarına başarılı veri grubu denilmiştir. 2 farklı kümeye ayrılan veri grubu ile belirlenen algoritmalarla eğitim ve test aşaması yapılmış ve performans ölçütleri elde edilmiştir. Şekil 2.28'de istenilen ceza oranlarına göre veri seti sınıflarındaki dağılım görülmektedir.

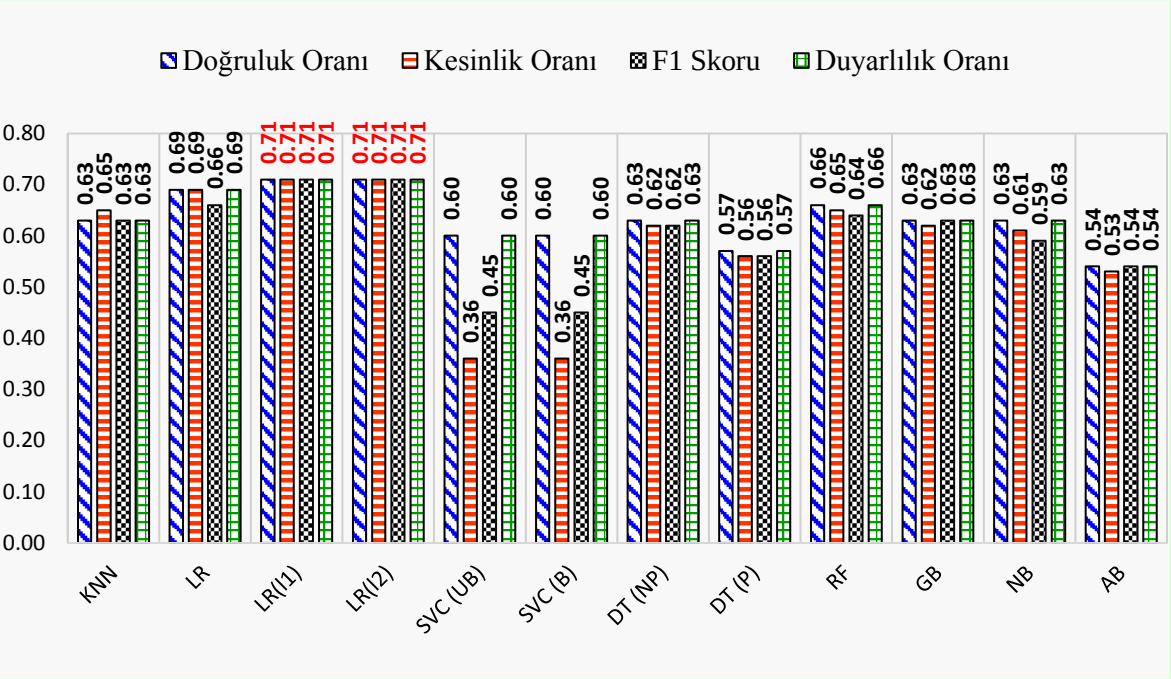


Şekil 2.28. Senaryo 2 için ceza oranlarına göre veri seti dağılımı

Şekil 2.28'de de görüldüğü üzere yüksek oranda ceza oranı artışı ile yüklenici durumunu temsil eden veri setindeki oranlar dengesizleşmeye başlamaktadır. Bunun nedeni, ceza oranlarındaki artışa bağlı olarak yüksek ceza oranlarında ceza alan yüklenici sayısının az olmasından kaynaklanmaktadır.

● 0.05 ceza oranı çıktısına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek elde edilen tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.29 ve Tablo 2.10'da gösterilmiştir.



Şekil 2.29. Senaryo 2'de 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

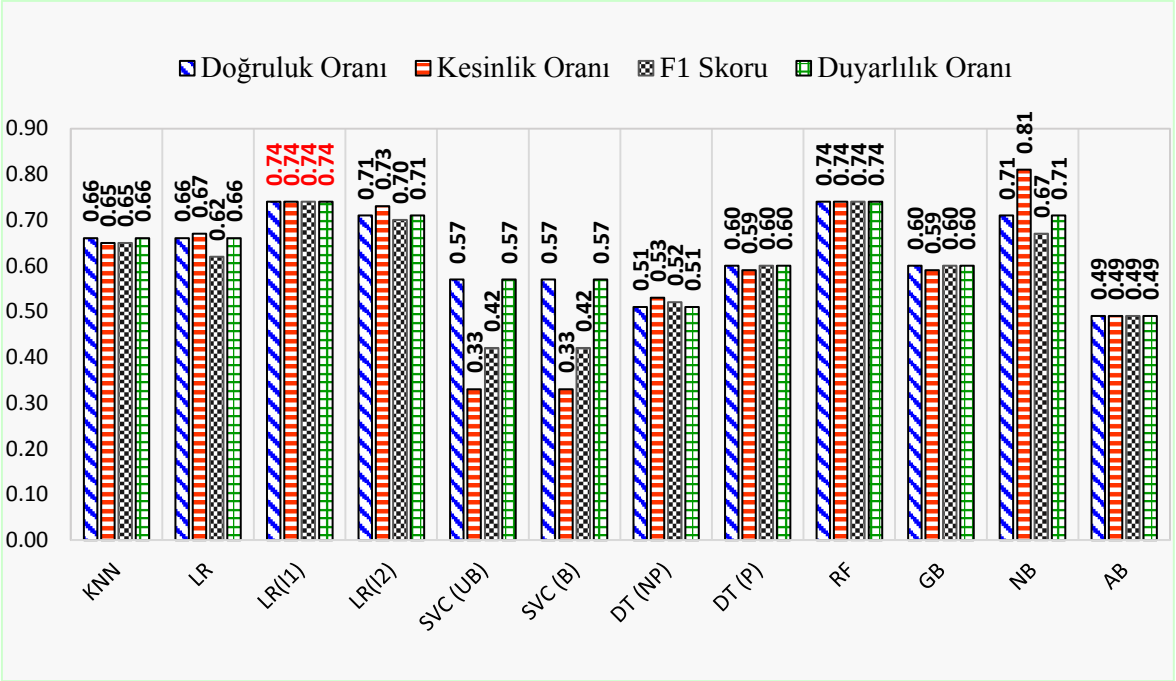
Tablo 2.10. Senaryo 2'de 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%5**	0.58	0.67	0.53	0.72	0.64	0.62
LR		0.48	0.78	0.71	0.68	0.36	0.90
LR(l1)		**0.62**	**0.77**	**0.67**	**0.74**	**0.57**	**0.81**
LR(l2)		**0.62**	**0.77**	**0.67**	**0.74**	**0.57**	**0.81**
SVC(UB)		0.00	0.75	0.00	0.60	0.00	1.00
SVC(B)		0.00	0.75	0.00	0.60	0.00	1.00
DT(NP)		0.48	0.71	0.55	0.67	0.43	0.76
DT(P)		0.40	0.67	0.45	0.62	0.36	0.71
RF		0.50	0.74	0.60	0.68	0.43	0.81
GB		0.52	0.7	0.54	0.68	0.50	0.71
NB		0.38	0.73	0.57	0.64	0.29	0.86
AB		0.38	0.64	0.42	0.61	0.36	0.67
DNN		0.66					

Şekil 2.29 ve Tablo 2.10'da sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. LR(l1) ve LR(l2) analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %67'si, başarısız yüklenicilerin %74'ü doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %57, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %81 olarak görülmektedir. LR(l1) ve LR(l2) ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %71 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.10 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek elde edilen tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.30 ve Tablo 2.11'de gösterilmektedir.



Şekil 2.30. Senaryo 2'de 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.11. Senaryo 2'de 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

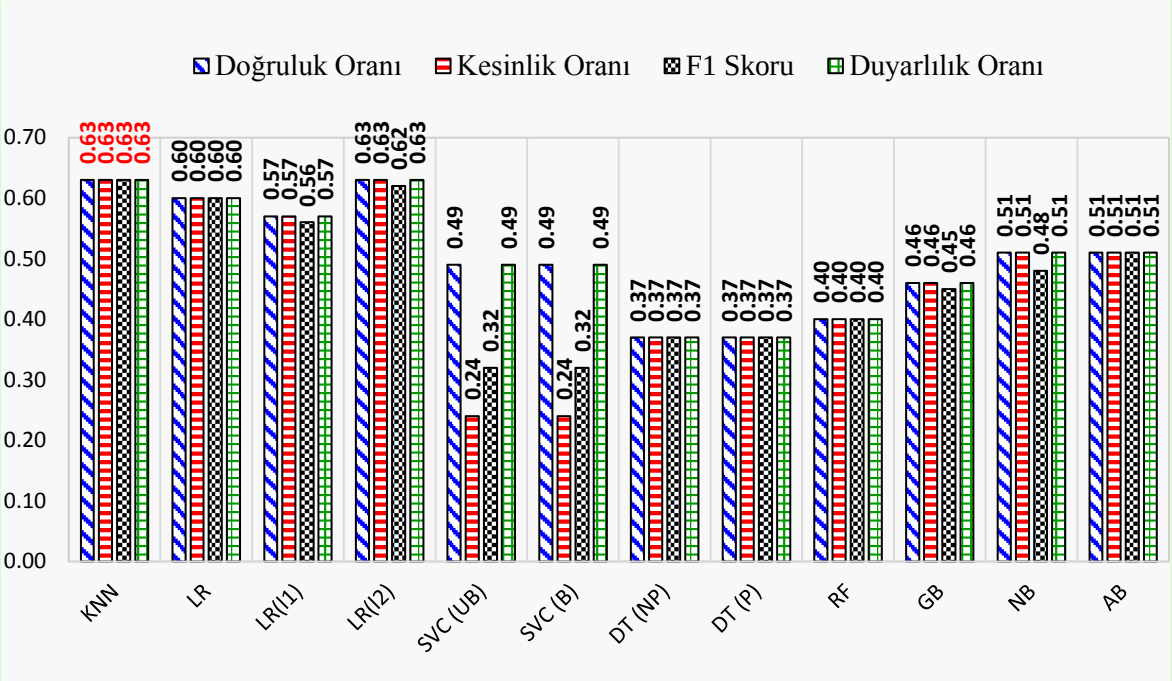
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN		0.54	0.73	0.64	0.67	0.47	0.80
LR		0.45	0.75	0.71	0.64	0.33	0.90
LR(l1)		**0.69**	**0.78**	**0.71**	**0.76**	**0.67**	**0.80**
LR(l2)		0.58	0.78	0.78	0.69	0.47	0.90
SVC(UB)		0.00	0.73	0.00	0.57	0.00	1.00
SVC(B)		0.00	0.73	0.00	0.57	0.00	1.00
DT(NP)	**%10**	0.48	0.54	0.44	0.59	0.53	0.50
DT(P)		0.50	0.67	0.54	0.64	0.47	0.70
RF		0.67	0.79	0.75	0.74	0.60	0.85
GB		0.50	0.67	0.54	0.64	0.47	0.70
NB		0.50	0.80	1.00	0.67	0.33	1.00
AB		0.40	0.55	0.40	0.55	0.40	0.55
DNN		0.71					

Şekil 2.30 ve Tablo 2.11'de sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performans gösteren LR(l1) analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %71'i başarısız yüklenicilerin %76'sı doğru

tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %67, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %80 olarak görülmektedir. LR(l1) ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %74 doğruluk oranı ile elde edilmiştir (Şekil 2.30).

- 0.15 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.31 ve Tablo 2.12'de gösterilmektedir.



Şekil 2.31. Senaryo 2'de 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

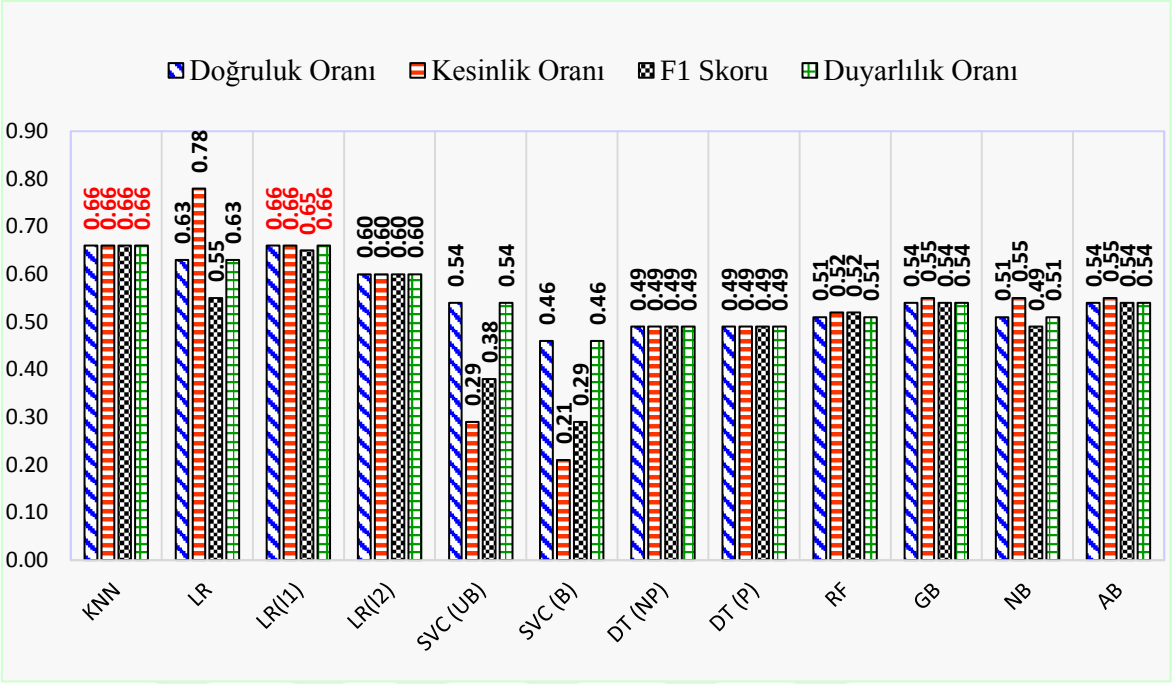
Tablo 2.12. Senaryo 2'de 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%15**	**0.63**	**0.63**	**0.61**	**0.65**	**0.65**	**0.61**
LR		0.56	0.63	0.60	0.60	0.53	0.67
LR(l1)		0.48	0.63	0.58	0.57	0.41	0.72
LR(l2)		0.58	0.67	0.64	0.62	0.53	0.72
SVC(UB)		0.65	0.00	0.49	0.00	1.00	0.00
SVC(B)		0.65	0.00	0.49	0.00	1.00	0.00
DT(NP)		0.42	0.31	0.38	0.36	0.47	0.28
DT(P)		0.31	0.42	0.33	0.40	0.29	0.44
RF		0.43	0.36	0.40	0.40	0.47	0.33
GB		0.49	0.42	0.45	0.47	0.53	0.39
NB		0.32	0.62	0.50	0.52	0.24	0.78
AB		0.48	0.54	0.50	0.53	0.47	0.56
DNN		0.66					

Şekil 2.31 ve Tablo 2.12'de sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performans gösteren DNN analiz sonucuna göre yüklenici durumunu belirlemede %66 oranında doğru tahmin sonucu elde edilmiştir. Diğer en iyi performans gösteren KNN analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %61'i başarısız yüklenicilerin %65'i doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %65, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %61 olarak görülmektedir. KNN ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %63 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.20 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri ile test edilip tahmin sonuçlarının karışıklık matris ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.32 ve Tablo 2.13'te gösterilmiştir.



Şekil 2.32. Senaryo 2'de 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.13. Senaryo 2 için 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

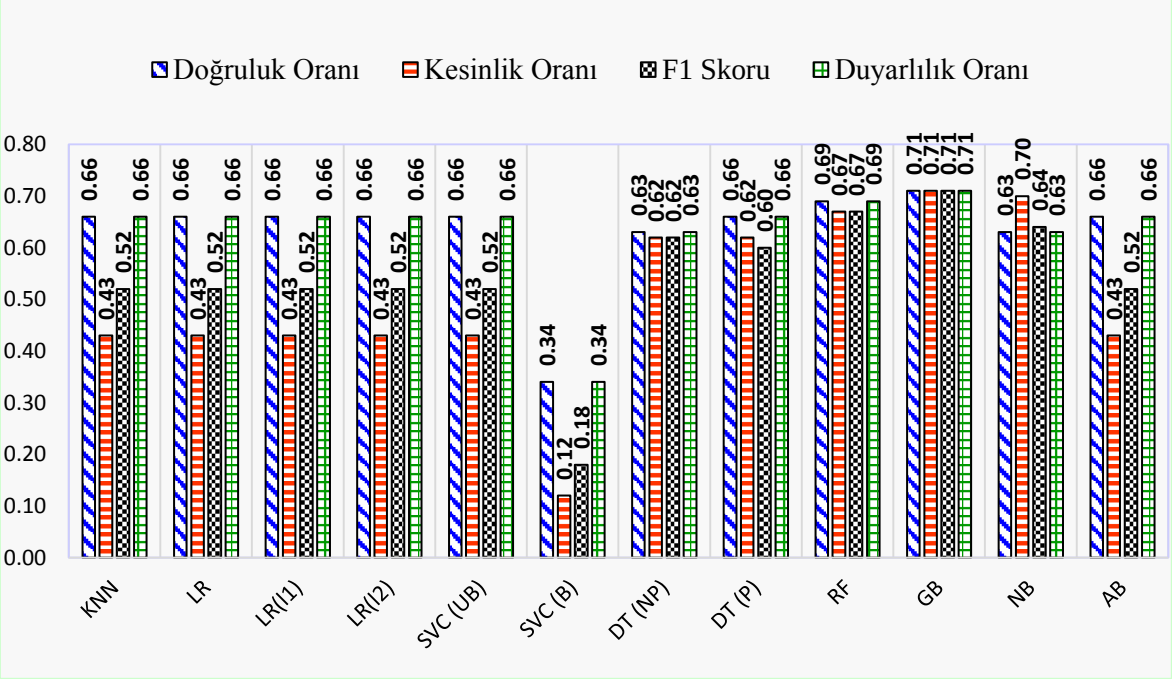
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%20**	**0.68**	**0.62**	**0.68**	**0.62**	**0.68**	**0.62**
LR		0.75	0.32	0.59	1.00	1.00	0.19
LR(l1)		**0.71**	**0.57**	**0.65**	**0.67**	**0.79**	**0.50**
LR(l2)		0.65	0.53	0.62	0.57	0.68	0.50
SVC(UB)		0.70	0.00	0.54	0.00	1.00	0.00
SVC(B)		0.00	0.63	0.00	0.46	0.00	1.00
DT(NP)		0.50	0.47	0.53	0.44	0.47	0.50
DT(P)		0.50	0.47	0.53	0.44	0.47	0.50
RF		0.54	0.48	0.56	0.47	0.53	0.50
GB		0.56	0.53	0.59	0.50	0.53	0.56
NB		0.41	0.59	0.60	0.48	0.32	0.75
AB		0.53	0.56	0.60	0.50	0.47	0.62
DNN		0.66					

Şekil 2.32 ve Tablo 2.13'te sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. DNN analiz sonucuna göre yüklenici durumunu belirlemede %66 oranında doğru tahmin sonucu elde edilmiştir. Tablo 2.13' de

KNN analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %68'i başarısız yüklenicilerin %62'si doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %68, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %62 olarak görülmektedir. KNN algoritması ile tahmini yapılan sınıflandırma modeli sonucu genel olarak %66 doğruluk oranıyla elde edilmiştir. Tablo 2.13' te aynı ortalama doğruluk oranına sahip LR(l1) modeli sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %65'i başarısız yüklenicilerin %67'si doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %79, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %50 olarak görülmektedir. LR(l1) ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %66 doğruluk oranıyla elde edilmiştir.

- 0.30 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.33 ve Tablo 2.14'te gösterilmektedir.



Şekil 2.33. Senaryo 2'de 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

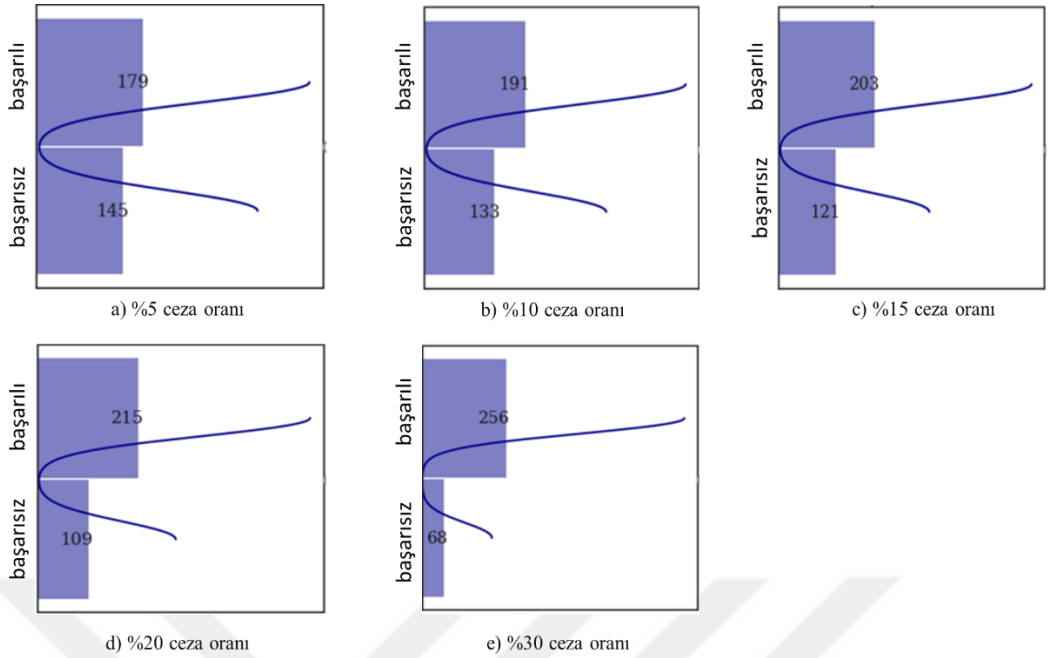
Tablo 2.14. Senaryo 2'de 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%30**	0.79	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
LR		0.79	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
LR(l1)		0.79	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
LR(l2)		0.79	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
SVC(UB)		0.79	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
SVC(B)		0.00	0.51	0.00	0.34	0.00	1.00
DT(NP)		0.72	0.43	0.71	0.45	0.74	0.42
DT(P)		0.78	0.25	0.68	0.50	0.91	0.17
RF		0.78	0.48	0.73	0.56	0.83	0.42
GB		0.79	0.55	0.76	0.60	0.83	0.50
NB		0.67	0.58	0.81	0.47	0.57	0.75
AB		0.79	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
DNN		0.66					

Şekil 2.33 ve Tablo 2.14'te sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. DNN analiz sonucuna göre yüklenici durumunu belirlemede %66 oranında doğru tahmin sonucu elde edilmiştir.

Senaryo 3: İş deneyim belgesinin istenildiği ve ceza oranına göre yüklenici sınıfının tahmin edildiği durum.

Senaryo 3, girdi verisi olarak sözleşme bedeli, yıl, gün ve iş deneyim belgesinin kullanıldığı çıktı verisi olarak ceza oranının tanımlandığı senaryodur. Model senaryo 3 için girdi ve çıktı kapsamında 5 farklı ceza oranı ve algoritmalar ile eğitilip, test edilmiştir. Şekil 2.34'te belirlenen ceza oranlarına göre veri seti sınıflarındaki dağılım görülmektedir.

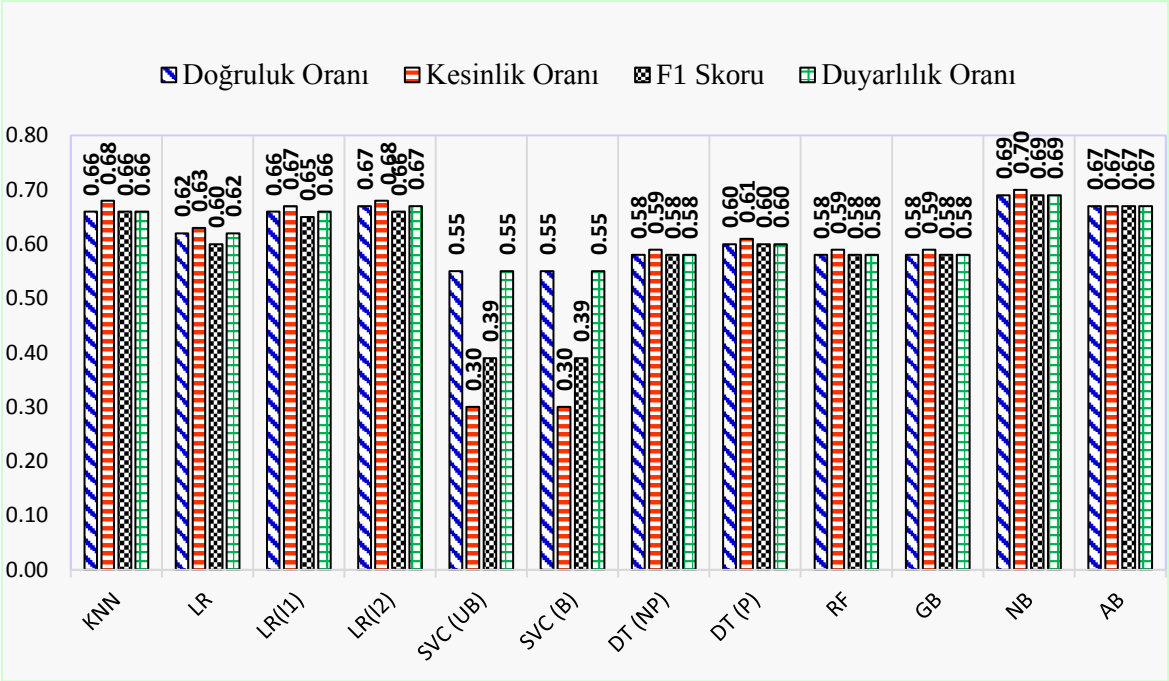


Şekil 2.34. Senaryo 3 için ceza oranlarına göre veri seti dağılımı

Şekil 2.34'te de görüldüğü üzere ceza oranı artışı ile yüklenici durumunu temsil eden veri setindeki oranlar dengesizleşmeye başlamaktadır. Bunun nedeni, ceza oranlarındaki artışa bağlı olarak yüksek ceza oranlarında ceza alan yüklenici sayısının az olmasıdır.

● 0.05 ceza oranı çıktısına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.35 ve Tablo 2.15'te gösterilmiştir.



Şekil 2.35. Senaryo 3'te 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

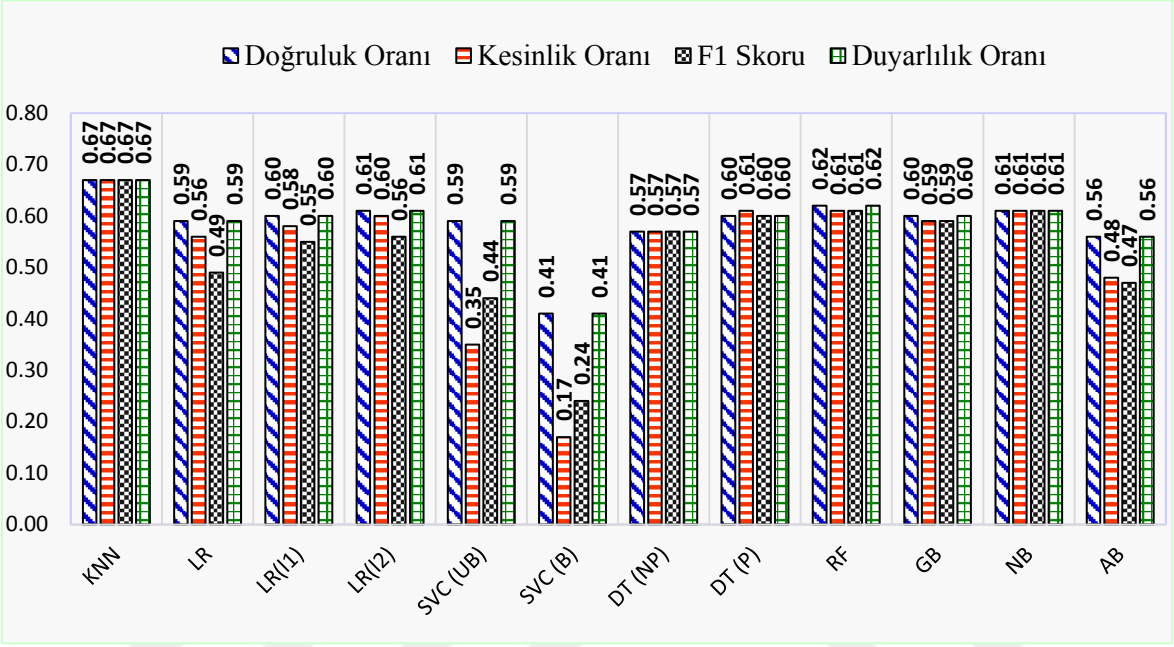
Tablo 2.15. Senaryo 3'te 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%5**	0.65	0.67	0.76	0.60	0.57	0.77
LR		0.71	0.46	0.62	0.64	0.83	0.36
LR(l1)		0.73	0.56	0.66	0.68	0.81	0.48
LR(l2)		0.73	0.58	0.67	0.69	0.81	0.50
SVC(UB)		0.71	0.00	0.55	0.00	1.00	0.00
SVC(B)		0.71	0.00	0.55	0.00	1.00	0.00
DT(NP)		0.59	0.58	0.64	0.53	0.54	0.64
DT(P)		0.61	0.59	0.66	0.55	0.57	0.64
RF		0.6	0.56	0.63	0.53	0.57	0.59
GB		0.59	0.58	0.64	0.53	0.54	0.64
NB		0.71	0.68	0.75	0.64	0.67	0.73
AB		0.72	0.61	0.68	0.66	0.76	0.57
DNN		0.68					

Şekil 2.35 ve Tablo 2.15'te sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. DNN analiz sonucuna göre yüklenici durumunu belirlemede %68 oranında doğru tahmin sonucu elde edilmiştir.

● 0.10 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.36 ve Tablo 2.16'da gösterilmiştir.



Şekil 2.36. Senaryo 3'te 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

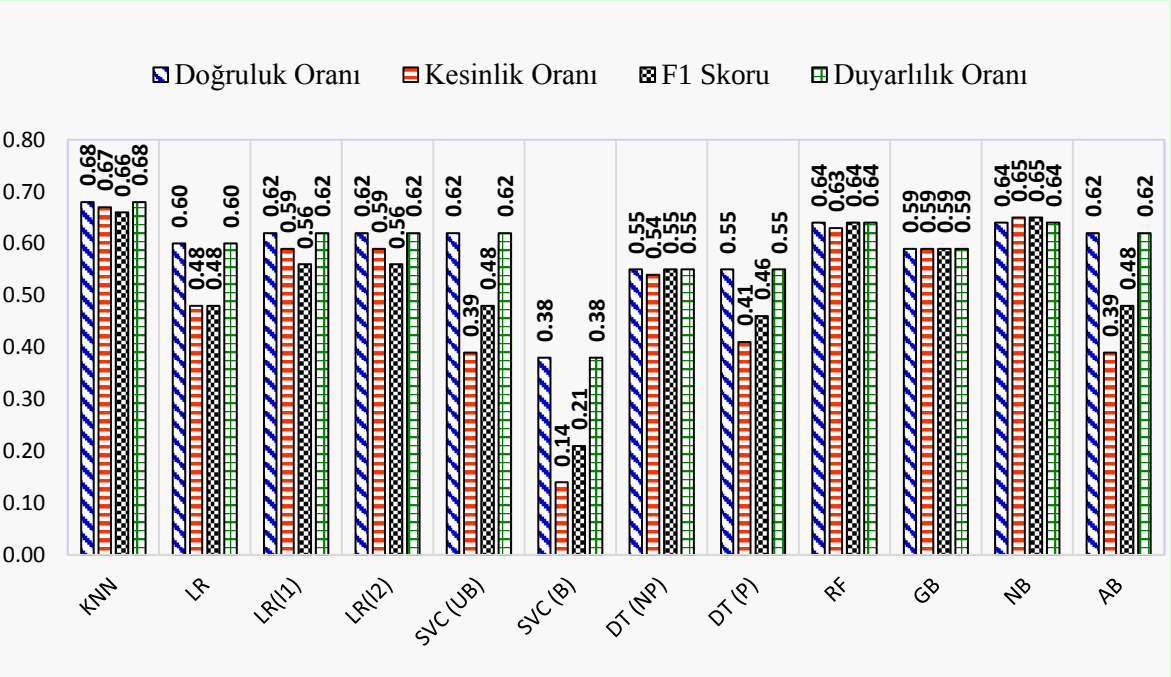
Tablo 2.16. Senaryo 3'te 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%10**	**0.74**	**0.57**	**0.70**	**0.62**	**0.78**	**0.53**
LR		0.73	0.13	0.60	0.50	0.95	0.07
LR(l1)		0.72	0.32	0.62	0.53	0.86	0.23
LR(l2)		0.73	0.32	0.62	0.56	0.88	0.23
SVC(UB)		0.74	0.00	0.59	0.00	1.00	0.00
SVC(B)		0.00	0.58	0.00	0.41	0.00	1.00
DT(NP)		0.64	0.46	0.63	0.47	0.66	0.45
DT(P)		0.65	0.54	0.68	0.51	0.62	0.57
RF		0.70	0.48	0.66	0.55	0.76	0.42
GB		0.69	0.45	0.64	0.52	0.74	0.40
NB		0.67	0.53	0.67	0.53	0.67	0.53
AB		0.71	0.12	0.58	0.33	0.90	0.07
DNN		0.59					

Şekil 2.36 ve Tablo 2.16'da sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. KNN analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %70'i, başarısız yüklenicilerin %62'si doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %78, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %53 olarak görülmektedir. KNN ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %67 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.15 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.37 ve Tablo 2.17'de gösterilmiştir.



Şekil 2.37. Senaryo 3'te 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

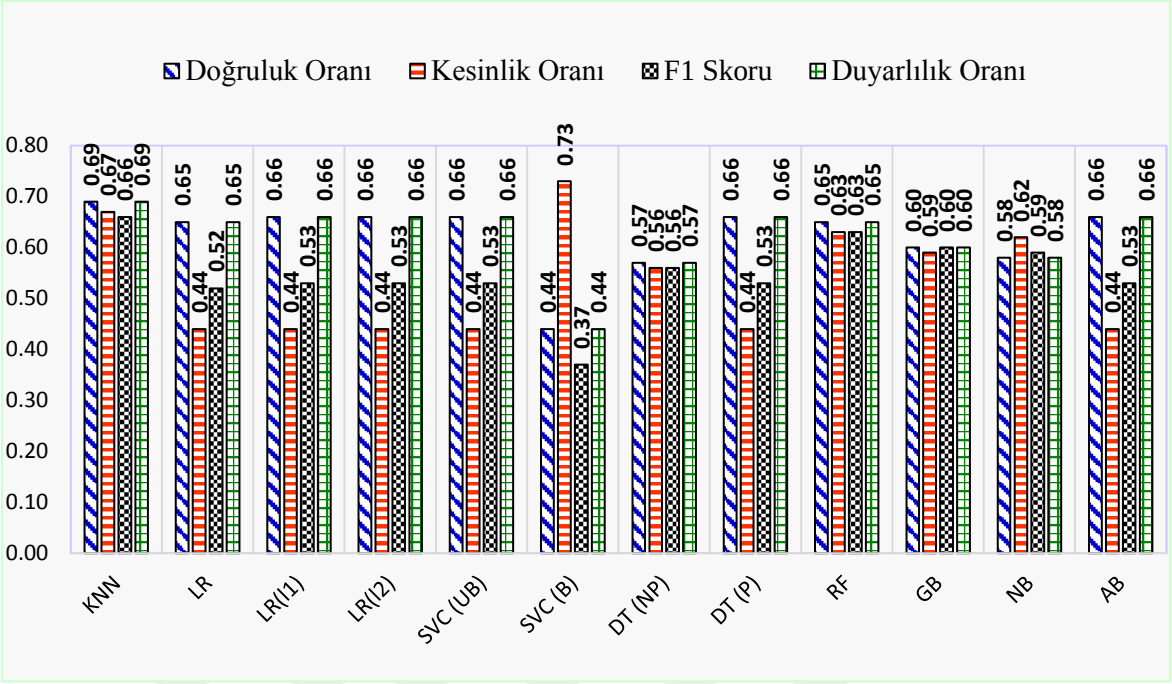
Tablo 2.17. Senaryo 3'te 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%15**	**0.77**	**0.47**	**0.70**	**0.64**	**0.87**	**0.38**
LR		0.75	0.05	0.62	0.25	0.95	0.03
LR(l1)		0.75	0.24	0.64	0.50	0.90	0.16
LR(l2)		0.75	0.24	0.64	0.50	0.90	0.16
SVC(UB)		0.77	0.00	0.62	0.00	1.00	0.00
SVC(B)		0.00	0.55	0.00	0.38	0.00	1.00
DT(NP)		0.65	0.37	0.63	0.39	0.67	0.35
DT(P)		0.71	0.04	0.60	0.11	0.87	0.03
RF		0.72	0.49	0.70	0.53	0.75	0.46
GB		0.68	0.44	0.67	0.46	0.69	0.43
NB		0.70	0.56	0.73	0.52	0.67	0.59
AB		0.77	0.00	0.62	0.00	1.00	0.00
DNN		0.62					

Şekil 2.37 ve Tablo 2.17'de sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performans gösteren KNN algoritması analiz sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %70'i başarısız yüklenicilerin %64'ü doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %87, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %38 olarak görülmektedir. LR(l1) algoritması ile yapılan sınıflandırmanın analiz sonucu genel olarak %68 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.20 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.38 ve Tablo 2.18'de gösterilmiştir.



Şekil 2.38. Senaryo 3'te 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.18. Senaryo 3'te 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

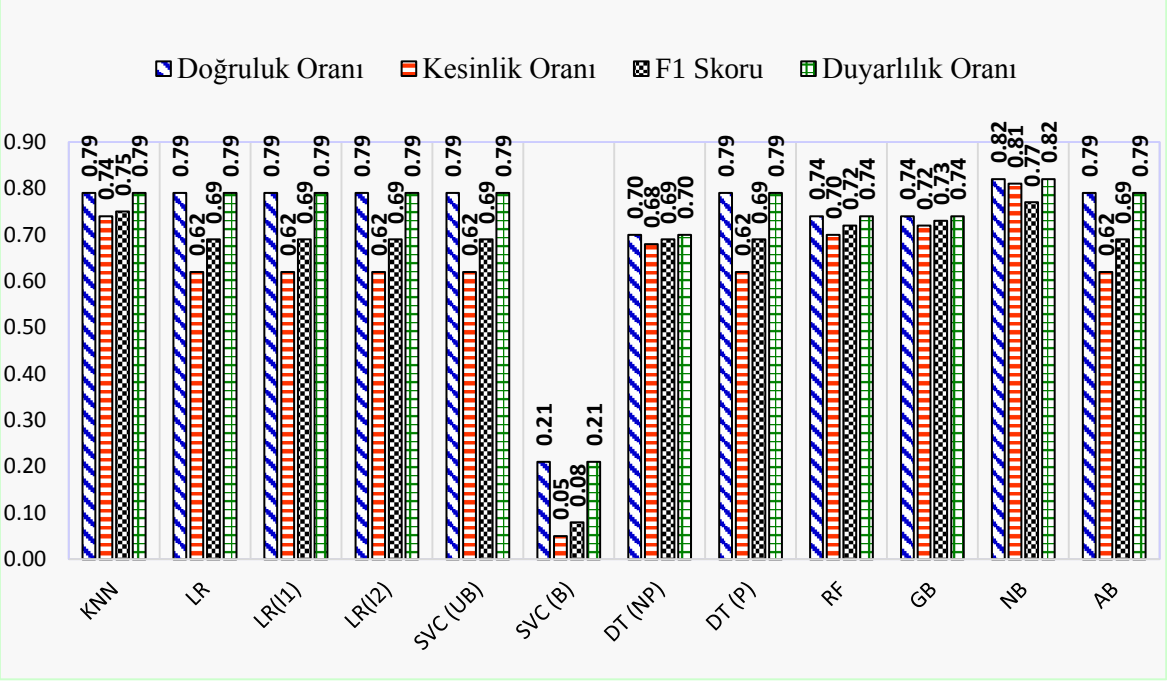
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN		0.80	0.37	0.71	0.60	0.91	0.27
LR		0.79	0.00	0.66	0.00	0.98	0.00
LR(l1)		0.80	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
LR(l2)		0.80	0.00	0.66	0.00	1.00	0.0
SVC(UB)		0.80	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
SVC(B)		0.29	0.54	0.92	0.37	0.17	0.97
DT(NP)	**%20**	0.69	0.32	0.67	0.34	0.71	0.30
DT(P)		0.80	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
RF		0.76	0.37	0.70	0.48	0.83	0.30
GB		0.71	0.38	0.69	0.40	0.72	0.36
NB		0.66	0.47	0.72	0.41	0.60	0.55
AB		0.80	0.00	0.66	0.00	1.00	0.00
DNN		0.66					

Şekil 2.38 ve Tablo 2.18'de sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performans gösteren DNN

analiz sonucuna göre yüklenici durumunu belirlemede %66 oranında doğru tahmin sonucu elde edilmiştir.

● 0.30 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.39 ve Tablo 2.19'da gösterilmiştir.



Şekil 2.39. Senaryo 3'te 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

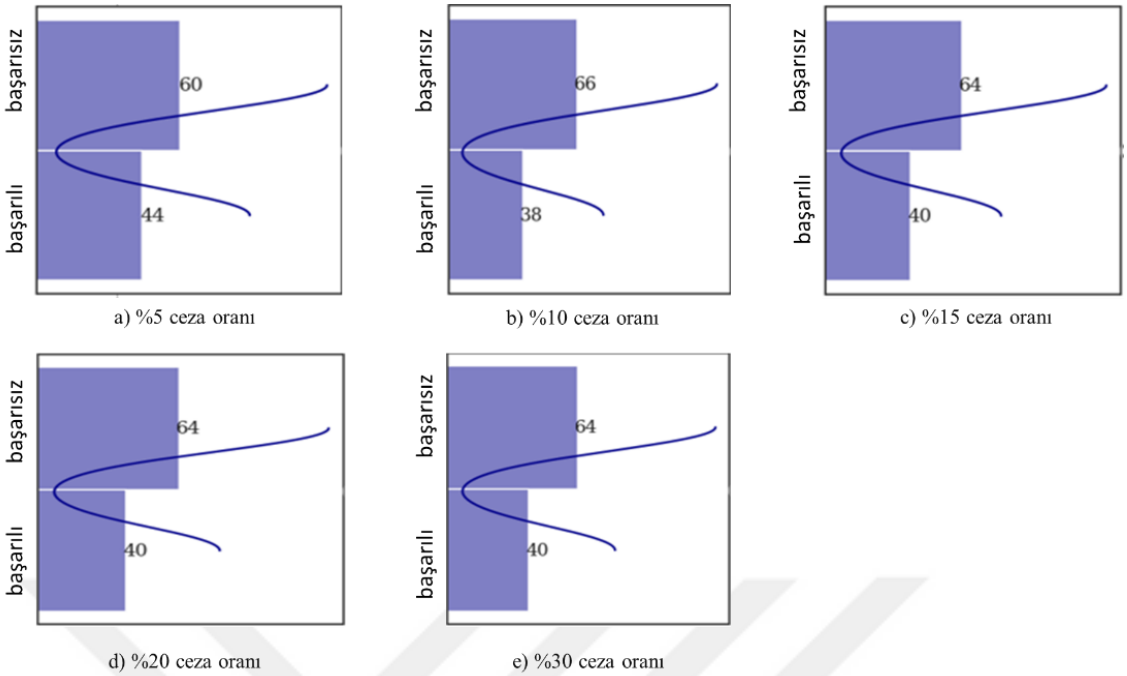
Tablo 2.19. Senaryo 3'te 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%30**	0.87	0.28	0.81	0.50	0.95	0.19
LR		0.88	0.00	0.79	0.00	1.00	0.00
LR(l1)		0.88	0.00	0.79	0.00	1.00	0.00
LR(l2)		0.88	0.00	0.79	0.00	1.00	0.00
SVC(UB)		0.88	0.00	0.79	0.00	1.00	0.00
SVC(B)		0.00	0.35	0.00	0.21	0.00	1.00
DT(NP)		0.82	0.22	0.79	0.25	0.84	0.19
DT(P)		0.88	0.00	0.79	0.00	1.00	0.00
RF		0.85	0.24	0.80	0.33	0.90	0.19
GB		0.84	0.32	0.82	0.38	0.87	0.29
NB		0.89	0.31	0.82	0.80	0.99	0.19
AB		0.88	0.00	0.79	0.00	1.00	0.00
DNN		0.79					

Şekil 2.39 ve Tablo 2.19'da sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performans gösteren DNN analiz sonucuna göre yüklenici durumunu belirlemede %79 oranında doğru tahmin sonucu elde edilmiştir.

Senaryo 4: Ekonomik ve mali yeterlik belgeleri ile iş deneyim belgesinin istenildiği, sözleşme bedeline göre yüklenici sınıfının tahmin edildiği durum

Ekonomik ve mali yeterlik belgesi olarak bilanço, ciro ve banka referans mektubunun aynı zamanda mesleki ve teknik yeterliği temsilen iş deneyim belgesinin istenildiği durumdur. Bu çerçeve kapsamında girdi verisi olarak yıl, gün, bilanço, ciro, banka referans mektubu, iş deneyim belgesi ve ceza oranının kullanıldığı çıktı verisi olarak sözleşme bedelinin tanımlandığı senaryodur. Önerilen model, senaryo girdileri ve çıktısı kapsamında belirlenen 5 farklı ceza oranı ve algoritmalar ile eğitilip, test edilmiştir. Şekil 2.40'ta istenilen ceza oranlarına göre veri seti sınıflarındaki dağılım görülmektedir.

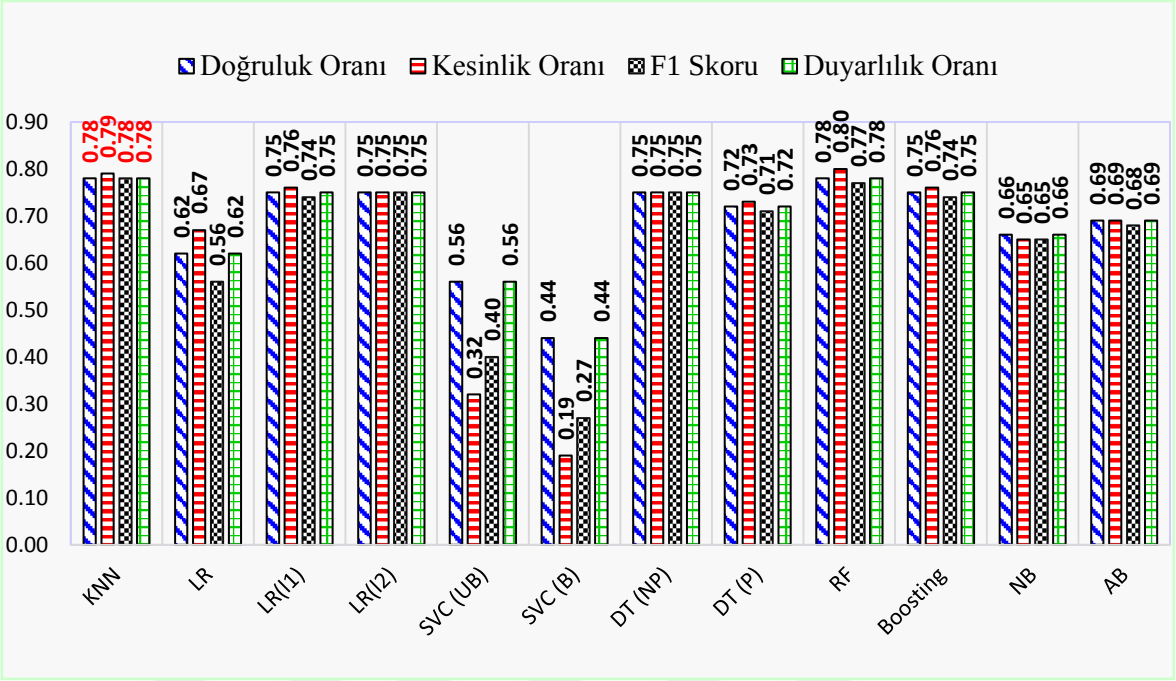


Şekil 2.40. Senaryo 4 için ceza oranlarına göre veri seti dağılımı

Şekil 2.40'ta görüldüğü üzere istenilen ceza oranlarına göre veri setinin dağılımda ceza oranı artışına bağlı olarak aşırı bir dengesizlik görülmemektedir.

● 0.05 ceza oranı çıktısına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.41 ve Tablo 2.20'de gösterilmiştir.



Şekil 2.41. Senaryo 4'te 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.20. Senaryo 4'te 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

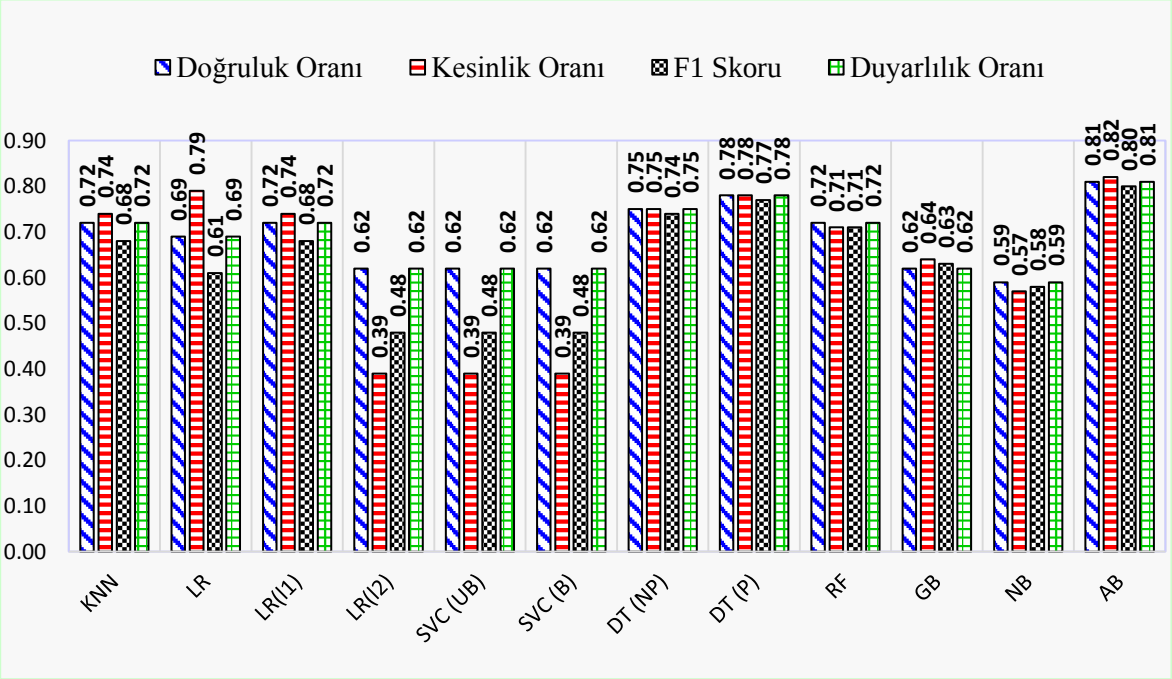
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%5**	**0.72**	**0.82**	**0.82**	**0.76**	**0.64**	**0.89**
LR		0.33	0.74	0.75	0.61	0.21	0.94
LR(l1)		0.67	0.80	0.80	0.73	0.57	0.89
LR(l2)		0.69	0.79	0.75	0.75	0.64	0.83
SVC(UB)		0.00	0.72	0.00	0.56	0.00	1.00
SVC(B)		0.61	0.00	0.44	0.00	1.00	0.00
DT(NP)		0.69	0.79	0.75	0.75	0.64	0.83
DT(P)		0.61	0.78	0.78	0.70	0.50	0.89
RF		0.70	0.83	0.89	0.74	0.57	0.94
GB		0.67	0.80	0.80	0.73	0.57	0.89
NB		0.56	0.72	0.64	0.67	0.50	0.78
AB		0.58	0.75	0.70	0.68	0.50	0.83
DNN		0.72					

Şekil 2.41 ve Tablo 2.20'da sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. En iyi tahmin sonucunun elde edildiği KNN analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %82'si, başarısız yüklenicilerin %76'sı doğru

tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %64 başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %89 olarak bulunmuştur. KNN ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu genel olarak %78 doğruluk oranı elde edilmiştir.

● 0.10 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.42 ve Tablo 2.21'de gösterilmiştir.



Şekil 2.42. Senaryo 4'te 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

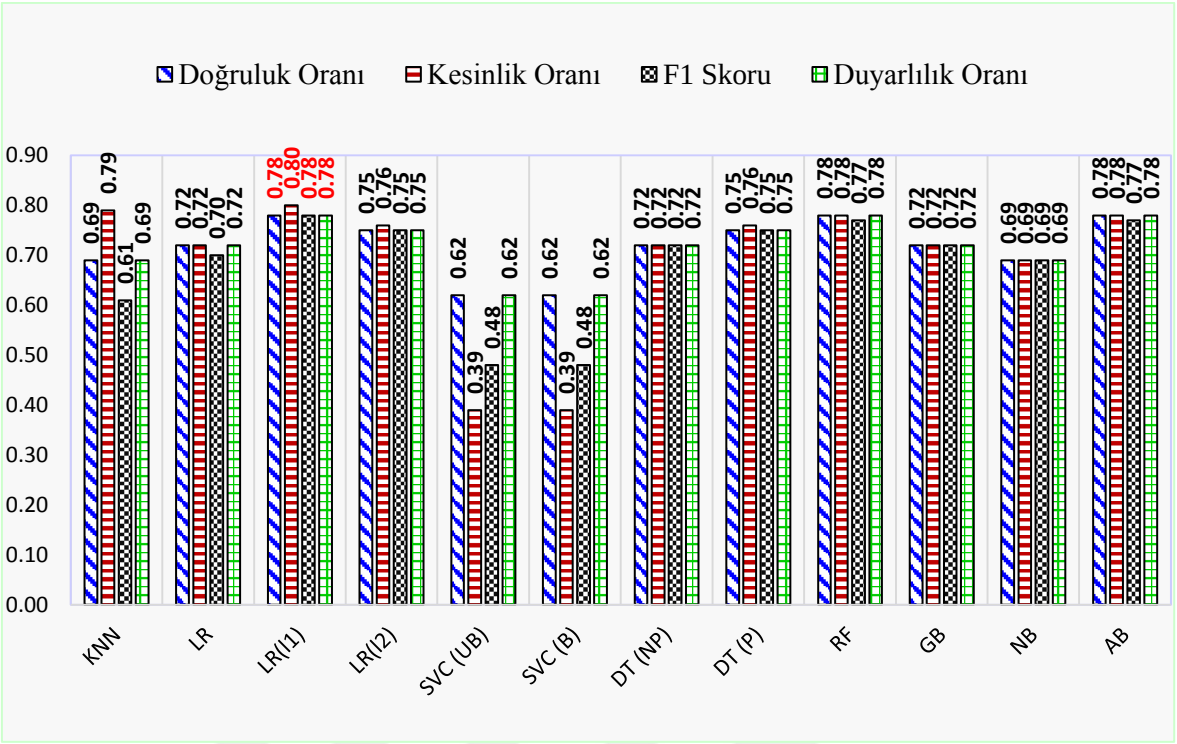
Tablo 2.21. Senaryo 4'te 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%10**	0.47	0.81	0.80	0.70	0.33	0.95
LR		0.29	0.80	1.00	0.67	0.17	1.00
LR(l1)		0.47	0.81	0.80	0.70	0.33	0.95
LR(l2)		0.00	0.77	0.00	0.62	0.00	1.00
SVC(UB)		0.00	0.77	0.00	0.62	0.00	1.00
SVC(B)		0.00	0.77	0.00	0.62	0.00	1.00
DT(NP)		0.64	0.81	0.70	0.77	0.58	0.85
DT(P)		**0.67**	**0.84**	**0.78**	**0.78**	**0.58**	**0.90**
RF		0.57	0.79	0.67	0.74	0.50	0.85
GB		0.54	0.68	0.50	0.72	0.58	0.65
NB		0.38	0.70	0.44	0.65	0.33	0.75
AB		**0.70**	**0.86**	**0.88**	**0.79**	**0.58**	**0.95**
DNN		0.50					

Şekil 2.42 ve Tablo 2.21'de sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. En yüksek tahmin sonucunu veren AdaBoost algoritması ile başarılı yüklenicilerin %88'si, başarısız yüklenicilerin %79'u doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %58, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %95 olarak bulunmuştur. AB ile yapılan sınıflandırma algoritmasının sonucu ortalama %81 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.15 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.43 ve Tablo 2.22'de gösterilmiştir.



Şekil 2.43. Senaryo 4'te 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.22. Senaryo 4'te 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

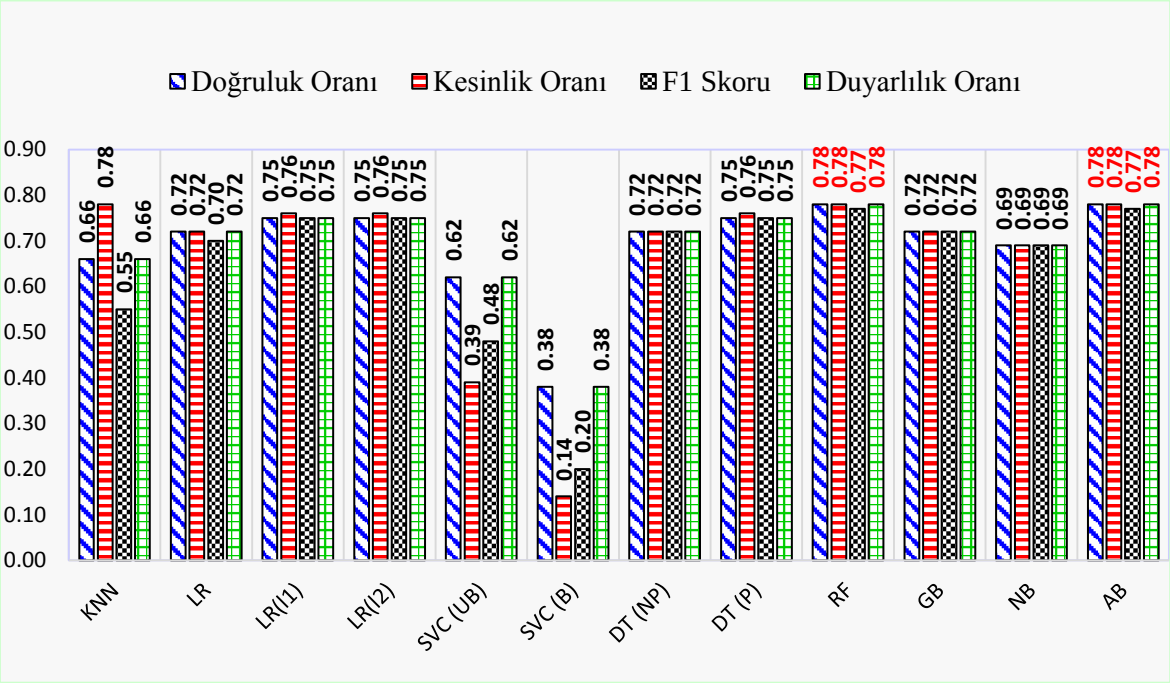
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN		0.29	0.80	1.00	0.67	0.17	1.00
LR		0.53	0.80	0.71	0.72	0.42	0.90
LR(l1)		**0.74**	**0.81**	**0.67**	**0.88**	**0.83**	**0.75**
LR(l2)		0.69	0.79	0.64	0.83	0.75	0.75
SVC(UB)		0.00	0.77	0.00	0.62	0.00	1.00
SVC(B)		0.00	0.77	0.00	0.62	0.00	1.00
DT(NP)	**%15**	0.64	0.77	0.62	0.79	0.67	0.75
DT(P)		0.69	0.79	0.64	0.83	0.75	0.75
RF		0.67	0.84	0.78	0.78	0.58	0.90
GB		0.64	0.77	0.62	0.79	0.67	0.75
NB		0.58	0.75	0.58	0.75	0.58	0.75
AB		0.67	0.84	0.78	0.78	0.58	0.90
DNN		0.62					

Şekil 2.43 ve Tablo 2.22'de sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. LR(l1) analiz sonucunda başarılı

yüklenicilerin %67'si, başarısız yüklenicilerin %88'i doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %83, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %75 olarak bulunmuştur. LR(l1) algoritması ile yapılan sınıflandırma tahmin sonuçları ortalama %78 doğruluk oranı ile elde edilmiştir

● 0.20 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.44 ve Tablo 2.23'te gösterilmiştir.



Şekil 2.44. Senaryo 4'te 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

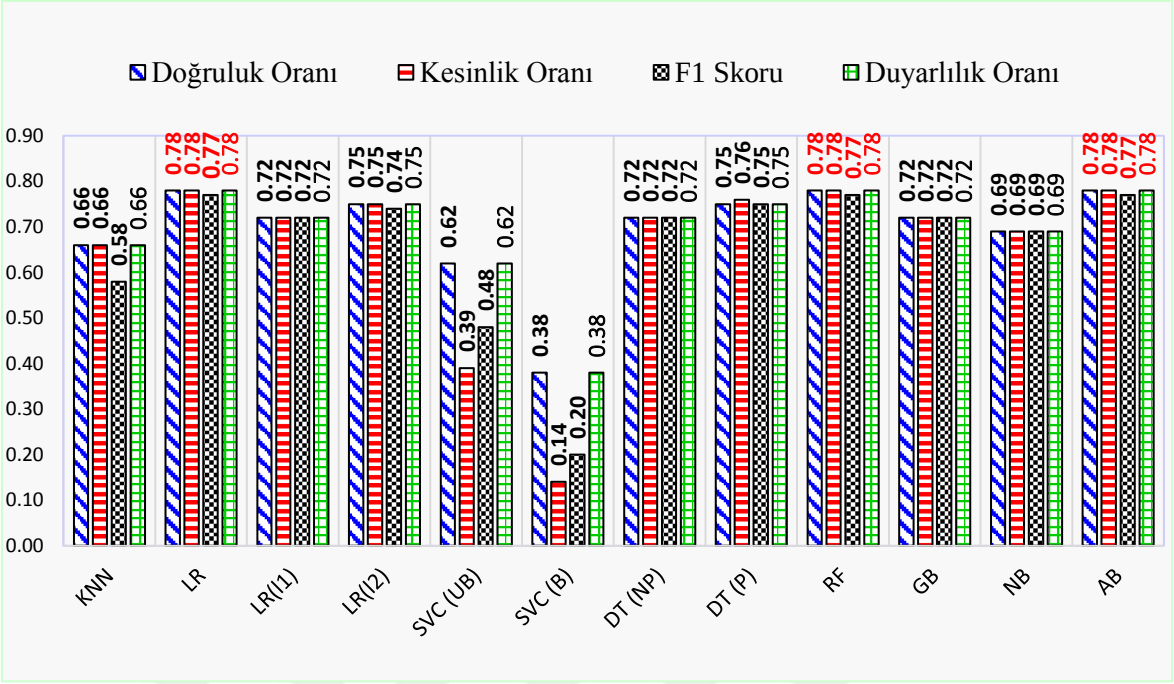
Tablo 2.23. Senaryo 4'te 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%20**	0.15	0.78	1.00	0.65	0.08	1.00
LR		0.53	0.80	0.71	0.72	0.42	0.90
LR(l1)		0.69	0.79	0.64	0.83	0.75	0.75
LR(l2)		0.69	0.79	0.64	0.83	0.75	0.75
SVC(UB)		0.00	0.77	0.00	0.62	0.00	1.00
SVC(B)		0.55	0.00	0.38	0.00	1.00	0.00
DT(NP)		0.64	0.77	0.62	0.79	0.67	0.75
DT(P)		0.69	0.79	0.64	0.83	0.75	0.75
RF		**0.67**	**0.84**	**0.78**	**0.78**	**0.58**	**0.90**
GB		0.64	0.77	0.62	0.79	0.67	0.75
NB		0.58	0.75	0.58	0.75	0.58	0.75
AB		**0.67**	**0.84**	**0.78**	**0.78**	**0.58**	**0.90**
DNN		0.62					

Şekil 2.44 ve Tablo 2.23'te sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. En iyi tahmin sonucu olan RF ve AB analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %78'i, başarısız yüklenicilerin %78'i doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %58, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %90 olarak bulunmuştur. RF ve AB ile yapılan sınıflama algoritması sonucu genel olarak %78 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.30 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.45 ve Tablo 2.24'te gösterilmiştir.



Şekil 2.45. Senaryo 4'te 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.24. Senaryo 4'te 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

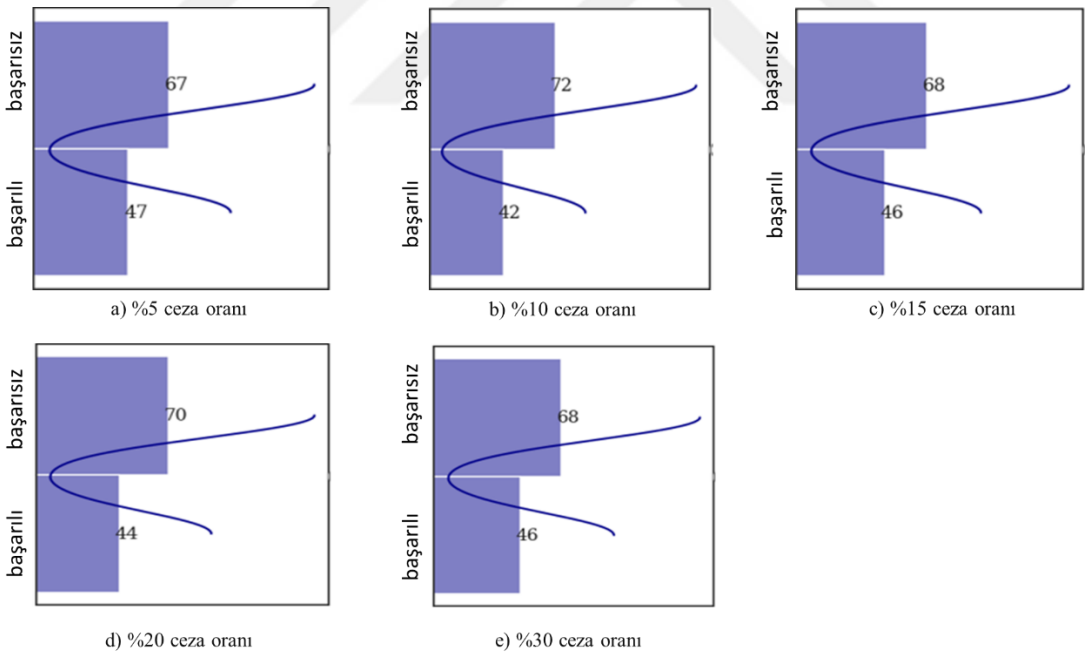
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN		0.27	0.78	0.67	0.66	0.17	0.95
LR		**0.67**	**0.84**	**0.78**	**0.78**	**0.58**	**0.90**
LR(l1)		0.64	0.77	0.62	0.79	0.67	0.75
LR(l2)		0.64	0.81	0.70	0.77	0.58	0.85
SVC(UB)		0.00	0.77	0.00	0.62	0.00	1.00
SVC(B)		0.55	0.00	0.38	0.00	1.00	0.00
DT(NP)	**%30**	0.64	0.77	0.62	0.79	0.67	0.75
DT(P)		0.69	0.79	0.64	0.83	0.75	0.75
RF		**0.67**	**0.84**	**0.78**	**0.78**	**0.58**	**0.90**
GB		0.64	0.77	0.62	0.79	0.67	0.75
NB		0.58	0.75	0.58	0.75	0.58	0.75
AB		**0.67**	**0.84**	**0.78**	**0.78**	**0.58**	**0.90**
DNN		0.59					

Şekil 2.45 ve Tablo 2.24'te sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. En iyi tahmin sonucunu gösteren LR, RF ve AB analizi sonuçlarına göre başarılı yüklenicilerin %78'i, başarısız yüklenicilerin %78'i

doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %58, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %90 olarak bulunmuştur. LR, RF ve AB ile yapılan sınıflandırma algoritmaları sonucu ortalama %78 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Senaryo 5: Ekonomik ve mali yeterlik belgelerinin banka referans mektubu dışında istenildiği, mesleki ve teknik yeterlik belgelerinden iş deneyim belgesinin istenildiği, sözleşme bedeline göre yüklenici sınıfının tahmin edildiği durum

Ekonomik ve mali yeterlik belgesi olarak bilanço ve cironun istenildiği, aynı zamanda mesleki ve teknik yeterlik için iş deneyim belgesinin gerekli olduğu durumdur. Bu çerçeve kapsamında girdi verisi olarak yıl, gün, bilanço, ciro, iş deneyim belgesi ve ceza oranının kullanıldığı, çıktı verisi olarak sözleşme bedelinin tanımlandığı senaryodur. Önerilen model, senaryo girdileri ve çıktısı kapsamında 5 farklı ceza oranına göre farklı algoritmalar ile eğitilip test edilmiştir. Şekil 2.46'da istenilen ceza oranlarına göre veri seti sınıflarındaki dağılım görülmektedir.

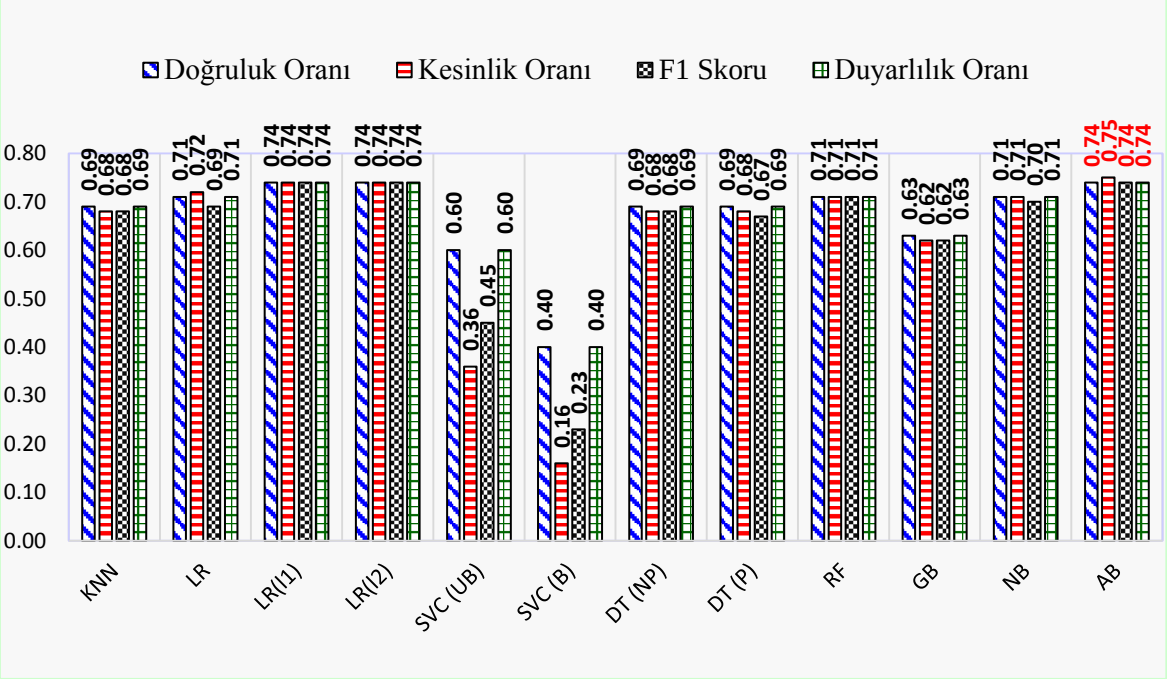


Şekil 2.46. Senaryo 5 için ceza oranlarına göre veri seti dağılımı

Şekil 2.46'da görüldüğü üzere istenilen ceza oranlarına göre veri setinin dağılımda ceza oranı artışına bağlı olarak aşırı bir dengesizlik görülmemektedir.

● 0.05 ceza oranı çıktısına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.47 ve Tablo 2.25'te gösterilmiştir.



Şekil 2.47. Senaryo 5'te 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

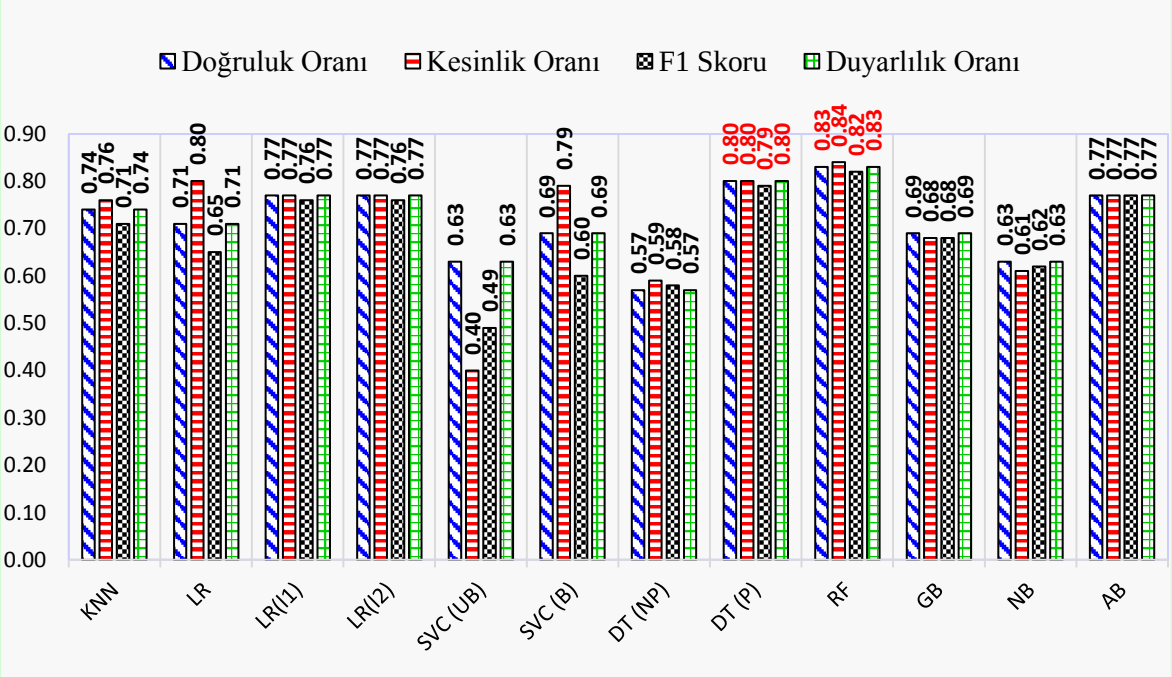
Tablo 2.25. Senaryo 5'te 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%5**	0.59	0.74	0.62	0.73	0.57	0.76
LR		0.55	0.79	0.75	0.70	0.43	0.90
LR(l1)		0.67	0.79	0.69	0.77	0.64	0.81
LR(l2)		0.64	0.8	0.73	0.75	0.57	0.86
SVC(UB)		0.00	0.75	0.00	0.60	0.00	1.00
SVC(B)		0.57	0.00	0.40	0.00	1.00	0.00
DT(NP)		0.59	0.74	0.62	0.73	0.57	0.76
DT(P)		0.52	0.77	0.67	0.69	0.43	0.86
RF		0.62	0.77	0.67	0.74	0.57	0.81
GB		0.48	0.71	0.55	0.67	0.43	0.76
NB		0.58	0.78	0.70	0.72	0.50	0.86
AB		**0.69**	**0.78**	**0.67**	**0.80**	**0.71**	**0.76**
DNN		0.63					

Şekil 2.47 ve Tablo 2.25'te sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. En iyi tahmin sonucunu veren AB analizi sonucunda başarılı yüklenicilerin %67'si, başarısız yüklenicilerin %80'ni doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %71, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %76 olarak bulunmuştur. AB ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %74 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.10 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.48 ve Tablo 2.26'da gösterilmiştir.



Şekil 2.48. Senaryo 5'te 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.26. Senaryo 5'te 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

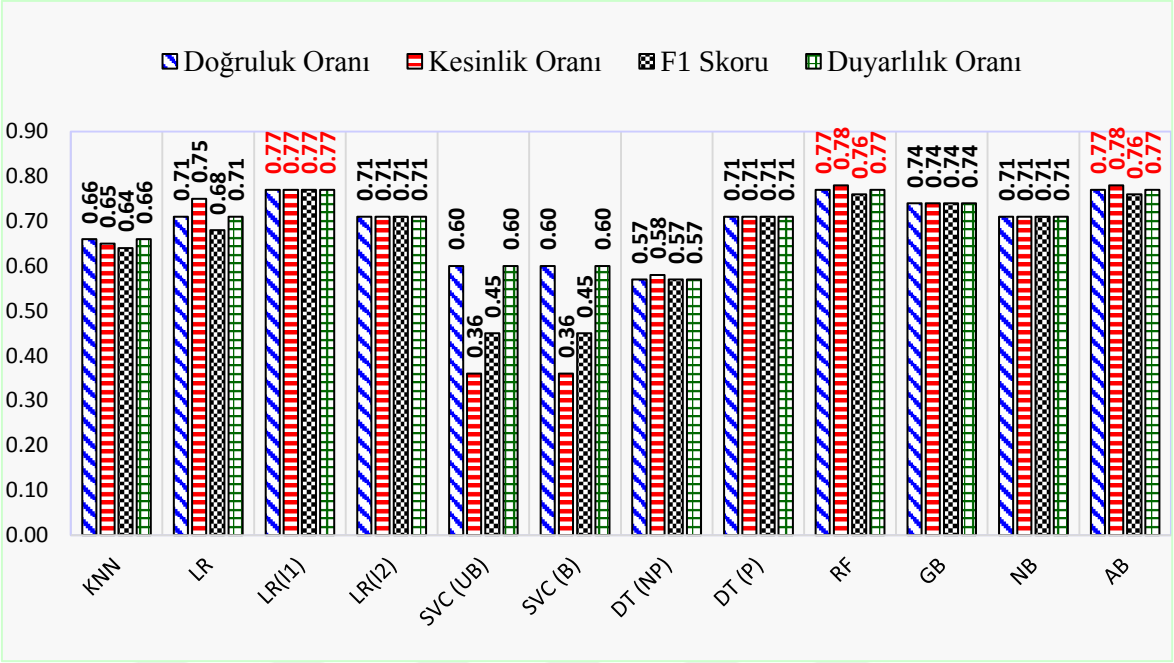
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%10**	0.53	0.82	0.83	0.72	0.38	0.95
LR		0.38	0.81	1.00	0.69	0.23	1.00
LR(l1)		0.64	0.83	0.78	0.77	0.54	0.91
LR(l2)		0.64	0.83	0.78	0.77	0.54	0.91
SVC(UB)		0.00	0.77	0.00	0.63	0.00	1.00
SVC(B)		0.27	0.80	1.00	0.67	0.15	1.00
DT(NP)		0.48	0.63	0.44	0.68	0.54	0.59
DT(P)		**0.70**	**0.85**	**0.80**	**0.80**	**0.62**	**0.91**
RF		**0.73**	**0.88**	**0.89**	**0.81**	**0.62**	**0.95**
GB		0.56	0.76	0.58	0.74	0.54	0.77
NB		0.43	0.72	0.50	0.68	0.38	0.77
AB		0.67	0.83	0.73	0.79	0.62	0.86
DNN		0.63					

Şekil 2.48 ve Tablo 2.26'da sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. En iyi tahmin sonucunun elde edildiği DT (P) analizine göre başarılı yüklenicilerin %80'i, başarısız yüklenicilerin %80'i doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %62, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %91 olarak bulunmuştur. DT(P) ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %80 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

RF analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %89'u, başarısız yüklenicilerin %81'i doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %62, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %95 olarak bulunmuştur. RF ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %83 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.15 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.49 ve Tablo 2.27'de gösterilmiştir.



Şekil 2.49. Senaryo 5'te 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.27. Senaryo 5'te 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

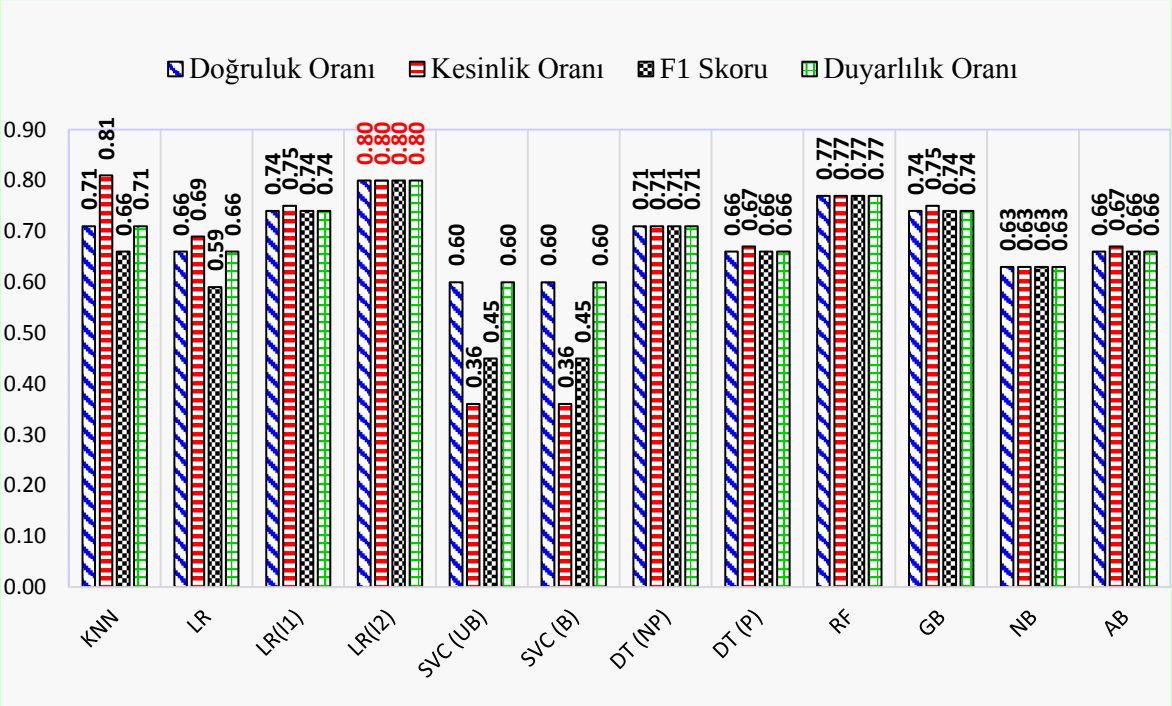
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%15**	0.50	0.74	0.60	0.68	0.43	0.81
LR		0.50	0.80	0.83	0.69	0.36	0.95
LR(l1)		**0.69**	**0.82**	**0.75**	**0.78**	**0.64**	**0.86**
LR(l2)		0.64	0.76	0.64	0.76	0.64	0.76
SVC(UB)		0.00	0.75	0.00	0.60	0.00	1.00
SVC(B)		0.00	0.75	0.00	0.60	0.00	1.00
DT(NP)		0.48	0.63	0.47	0.65	0.50	0.62
DT(P)		0.62	0.77	0.67	0.74	0.57	0.81
RF		**0.67**	**0.83**	**0.80**	**0.76**	**0.57**	**0.90**
GB		0.64	0.80	0.73	0.75	0.57	0.86
NB		0.64	0.76	0.64	0.76	0.64	0.76
AB		**0.67**	**0.83**	**0.80**	**0.76**	**0.57**	**0.90**
DNN		0.69					

Şekil 2.49 ve Tablo 2.27'de sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. En iyi tahmin sonuçlarından biri olan LR(l1) analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %75'i, başarısız yüklenicilerin %78'i doğru

tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %64, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin, toplam tahmin sonucuna oranı %86 olarak bulunmuştur. LR ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucundan ortalama %77 doğruluk oranı elde edilmiştir. Diğer bir iyi tahmin sonuçlarından biri olan RF ve AB analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %80'i, başarısız yüklenicilerin %76'sı doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %57, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %90 olarak bulunmuştur. LR ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %77 doğruluk oranı ile elde edilmiştir (Şekil 2.49).

- 0.20 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.50 ve Tablo 2.28'de gösterilmiştir.



Şekil 2.50. Senaryo 5'te 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

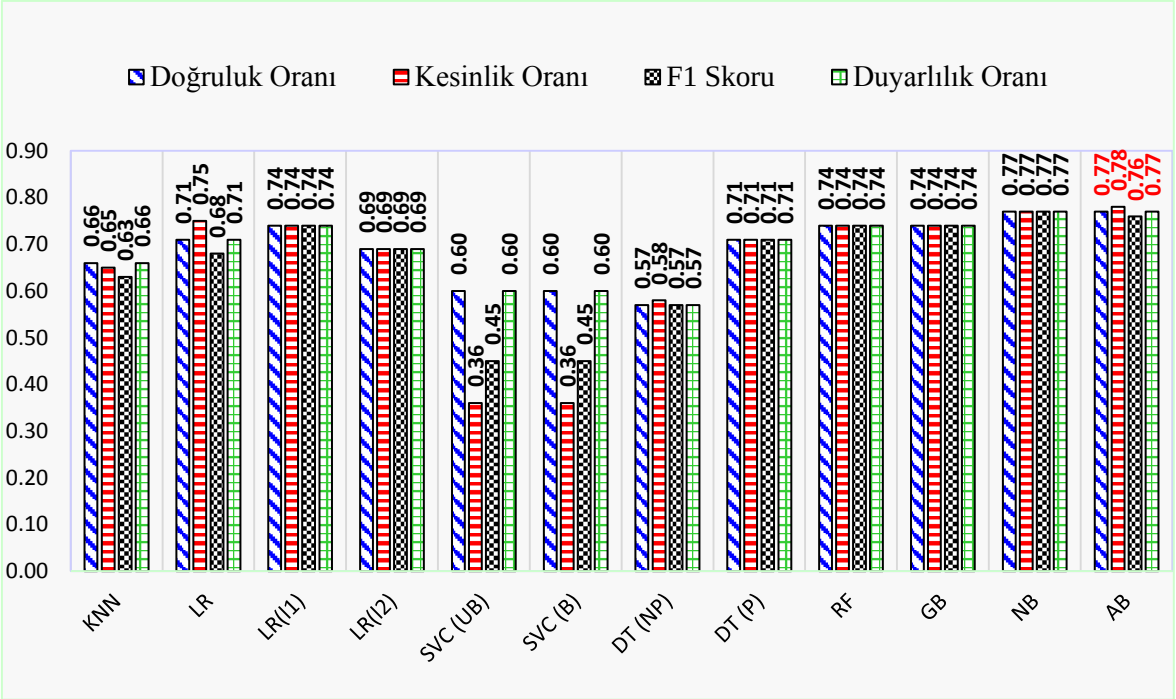
Tablo 2.28. Senaryo 5'te 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%20**	0.44	0.81	1.00	0.68	0.29	1.00
LR		0.33	0.77	0.75	0.65	0.21	0.95
LR(l1)		0.69	0.78	0.67	0.80	0.71	0.76
LR(l2)		**0.74**	**0.84**	**0.77**	**0.82**	**0.71**	**0.86**
SVC(UB)		0.00	0.75	0.00	0.60	0.00	1.00
SVC(B)		0.00	0.75	0.00	0.60	0.00	1.00
DT(NP)		0.64	0.76	0.64	0.76	0.64	0.76
DT(P)		0.60	0.70	0.56	0.74	0.64	0.67
RF		0.69	0.82	0.75	0.78	0.64	0.86
GB		0.69	0.78	0.67	0.80	0.71	0.76
NB		0.55	0.68	0.53	0.70	0.57	0.67
AB		0.60	0.70	0.56	0.74	0.64	0.67
DNN		0.71					

Şekil 2.50 ve Tablo 2.28'de sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. En yüksek doğru tahmin sonucunu veren LR(l2) analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %77'si, başarısız yüklenicilerin %82'si doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %71 başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin, toplam tahmin sonucuna oranı %86 olarak bulunmuştur. LR(l2) ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %80 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.30 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.51 ve Tablo 2.29'da gösterilmiştir.



Şekil 2.51. Senaryo 5'te 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.29. Senaryo 5'te 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

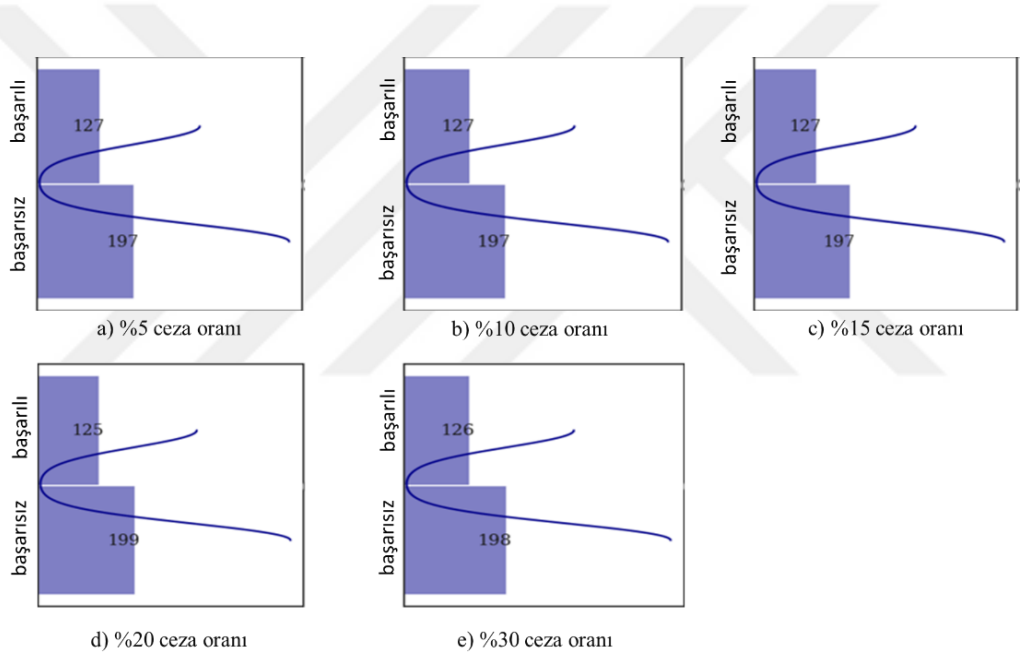
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%30**	0.45	0.75	0.62	0.67	0.36	0.86
LR		0.50	0.80	0.83	0.69	0.36	0.95
LR(l1)		0.67	0.79	0.69	0.77	0.64	0.81
LR(l2)		0.62	0.73	0.60	0.75	0.64	0.71
SVC(UB)		0.00	0.75	0.00	0.60	0.00	1.00
SVC(B)		0.00	0.75	0.00	0.60	0.00	1.00
DT(NP)		0.48	0.63	0.47	0.65	0.50	0.62
DT(P)		0.62	0.77	0.67	0.74	0.57	0.81
RF		0.64	0.80	0.73	0.75	0.57	0.86
GB		0.64	0.80	0.73	0.75	0.57	0.86
NB		**0.71**	**0.81**	**0.71**	**0.81**	**0.71**	**0.81**
AB		0.67	0.83	0.80	0.76	0.57	0.90
DNN		0.66					

Şekil 2.51 ve Tablo 2.29'da sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. NB analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %71'i, başarısız yüklenicilerin %81'i doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini

yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %71, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %81 olarak bulunmuştur. NB ile tahmini yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %77 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

Senaryo 6: İş deneyim belgesinin istenildiği ve sözleşme bedeline göre yüklenici sınıfının tahmin edildiği durum

Bu çerçeve kapsamında girdi verisi olarak yıl, gün, iş deneyim belgesi ve ceza oranının kullanıldığı, çıktı verisi olarak sözleşme bedelinin tanımlandığı senaryodur. Model için senaryo girdileri ve çıktısı kapsamında 5 farklı ceza oranına göre farklı algoritmalar ile eğitilip, test edilmiştir. Şekil 2.52'de istenilen ceza oranlarına göre veri seti sınıflarındaki dağılım görülmektedir.

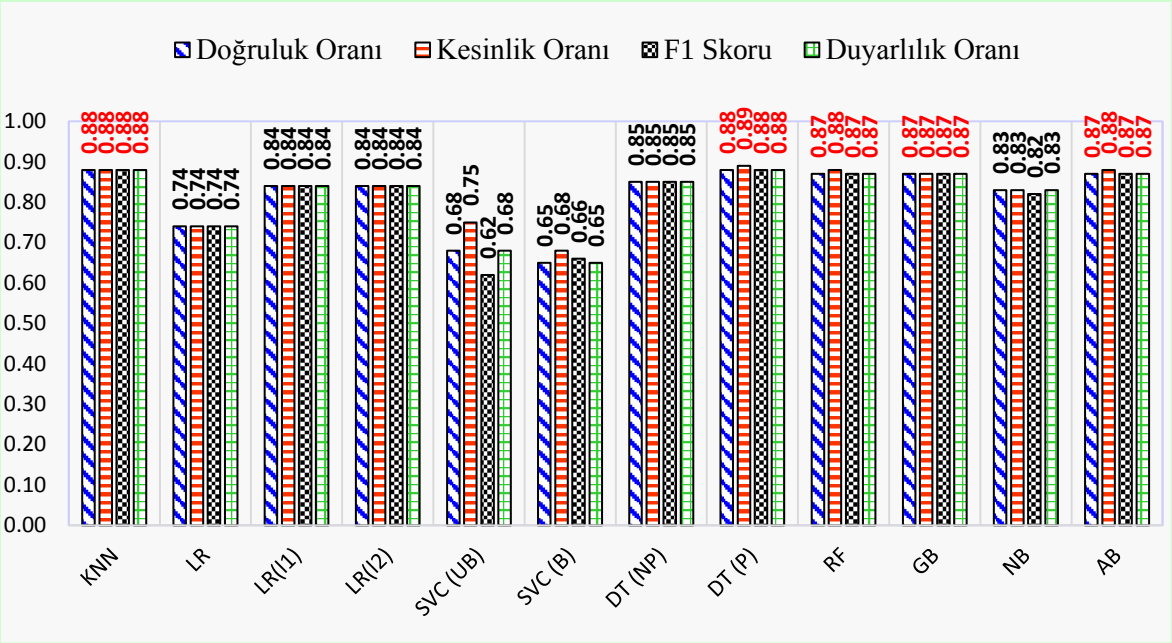


Şekil 2.52. Senaryo 6 için ceza oranlarına göre veri seti dağılımı

Şekil 2.52'de görüldüğü üzere istenilen ceza oranlarına göre veri setinin dağılımda ceza oranı artışına bağlı olarak aşırı bir dengesizlik durumu görülmemektedir.

● 0.05 ceza oranı çıktısına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.53 ve Tablo 2.30'da gösterilmiştir.



Şekil 2.53. Senaryo 6'da 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.30. Senaryo 6'da 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

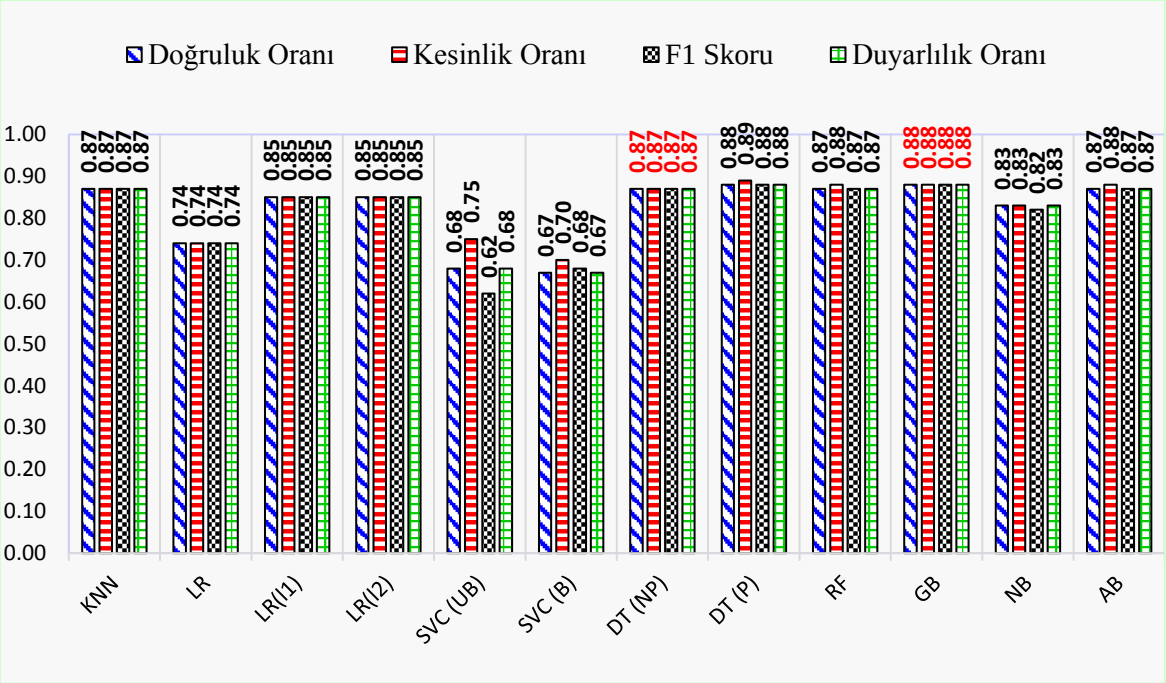
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%5**	**0.83**	**0.90**	**0.88**	**0.88**	**0.79**	**0.93**
LR		0.63	0.81	0.72	0.75	0.55	0.87
LR(l1)		0.79	0.86	0.78	0.88	0.82	0.85
LR(l2)		0.79	0.86	0.78	0.88	0.82	0.85
SVC(UB)		0.34	0.79	0.89	0.66	0.21	0.98
SVC(B)		0.60	0.69	0.54	0.76	0.68	0.63
DT(NP)		0.81	0.87	0.77	0.91	0.87	0.83
DT(P)		**0.85**	**0.89**	**0.80**	**0.94**	**0.92**	**0.85**
RF		**0.84**	**0.88**	**0.78**	**0.94**	**0.92**	**0.83**
GB		**0.84**	**0.89**	**0.80**	**0.91**	**0.87**	**0.87**
NB		0.75	0.87	0.86	0.81	0.66	0.93
AB		0.84	0.88	0.78	0.94	0.92	0.83
DNN		0.83					

Şekil 2.53 ve Tablo 2.30'da sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. En iyi tahmin sonucu olan DT(P) analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %80'i, başarısız yüklenicilerin %94'ü doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin, toplam tahmin sonucuna oranı

%92, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %85 olarak bulunmuştur. DT(P) ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %88 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.10 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.54 ve Tablo 2.31'de gösterilmiştir.



Şekil 2.54. Senaryo 6'da 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

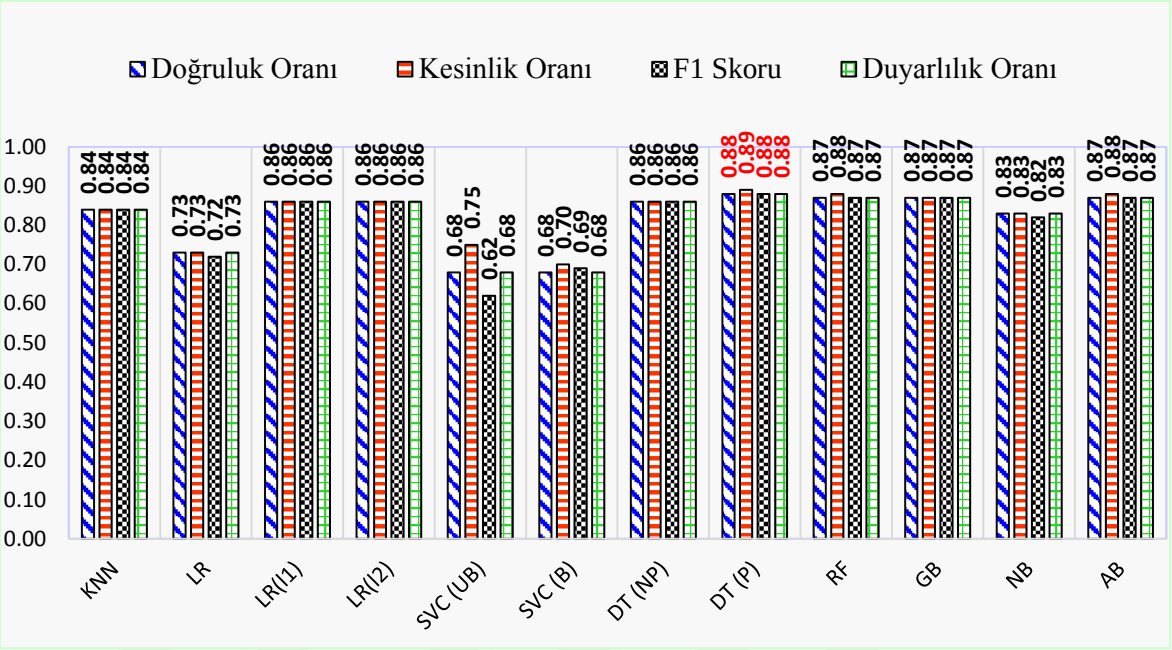
Tablo 2.31. Senaryo 6'da 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%10**	0.82	0.89	0.86	0.87	0.79	0.92
LR		0.63	0.81	0.72	0.75	0.55	0.87
LR(l1)		0.81	0.87	0.79	0.88	0.82	0.87
LR(l2)		0.81	0.87	0.79	0.88	0.82	0.87
SVC(UB)		0.34	0.79	0.89	0.66	0.21	0.98
SVC(B)		0.64	0.70	0.56	0.79	0.74	0.63
DT(NP)		0.84	0.89	0.79	0.93	0.89	0.85
DT(P)		**0.85**	**0.89**	**0.80**	**0.94**	**0.92**	**0.85**
RF		0.84	0.88	0.78	0.94	0.92	0.83
GB		**0.85**	**0.90**	**0.81**	**0.93**	**0.89**	**0.87**
NB		0.75	0.87	0.86	0.81	0.66	0.93
AB		0.84	0.88	0.78	0.94	0.92	0.83
DNN		0.84					

Şekil 2.54 ve Tablo 2.31'de sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. En iyi tahmin sonuçlarından biri DT(P) analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %80'i, başarısız yüklenicilerin %94'ü doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %92, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %85 olarak bulunmuştur. DT(P) ile yapılan sınıflandırma algoritma sonucu ortalama %88 doğruluk oranı ile elde edilmiştir. GB analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %81'i, başarısız yüklenicilerin %93'ü doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %89, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %87 olarak bulunmuştur. GB ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %88 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.15 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.55 ve Tablo 2.32'de gösterilmiştir.



Şekil 2.55. Senaryo 6'da 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.32. Senaryo 6'da 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

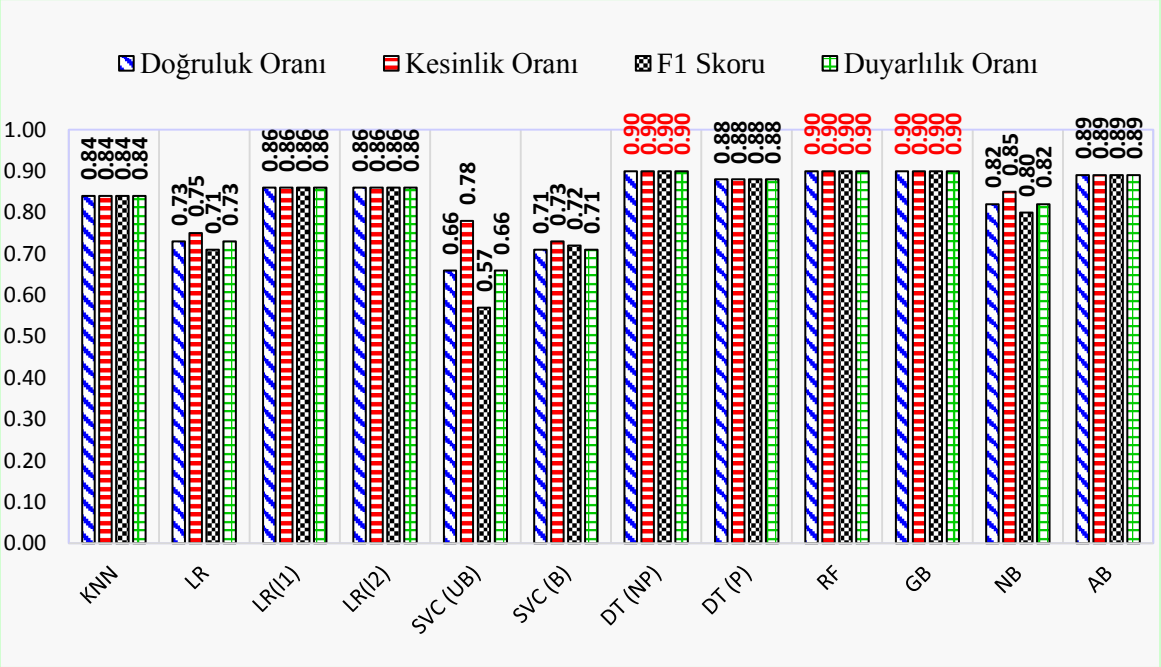
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN		0.79	0.87	0.79	0.87	0.79	0.87
LR		0.59	0.80	0.73	0.74	0.50	0.88
LR(l1)		0.82	0.88	0.82	0.88	0.82	0.88
LR(l2)		0.82	0.88	0.82	0.88	0.82	0.88
SVC(UB)		0.34	0.79	0.89	0.66	0.21	0.98
SVC(B)		0.63	0.73	0.58	0.77	0.68	0.68
DT(NP)	**%15**	0.82	0.88	0.79	0.91	0.87	0.85
DT(P)		**0.85**	**0.89**	**0.80**	**0.94**	**0.92**	**0.85**
RF		0.84	0.88	0.78	0.94	0.92	0.83
GB		0.84	0.89	0.80	0.91	0.87	0.87
NB		0.75	0.87	0.86	0.81	0.66	0.93
AB		0.84	0.88	0.78	0.94	0.92	0.83
DNN		0.71					

Şekil 2.55 ve Tablo 2.32'de sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. En iyi doğru tahmin sonuçlarından biri olan DT(P) analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %80'i, başarısız yüklenicilerin %94'ü

doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %92, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %85 olarak bulunmuştur. DT(P) ile tahmini yapılan sınıflandırma modeli sonucu ortalama %88 doğruluk oranı ile elde edilmiştir (Şekil 2.55).

● 0.20 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.56 ve Tablo 2.33'te gösterilmiştir.



Şekil 2.56. Senaryo 6'da 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

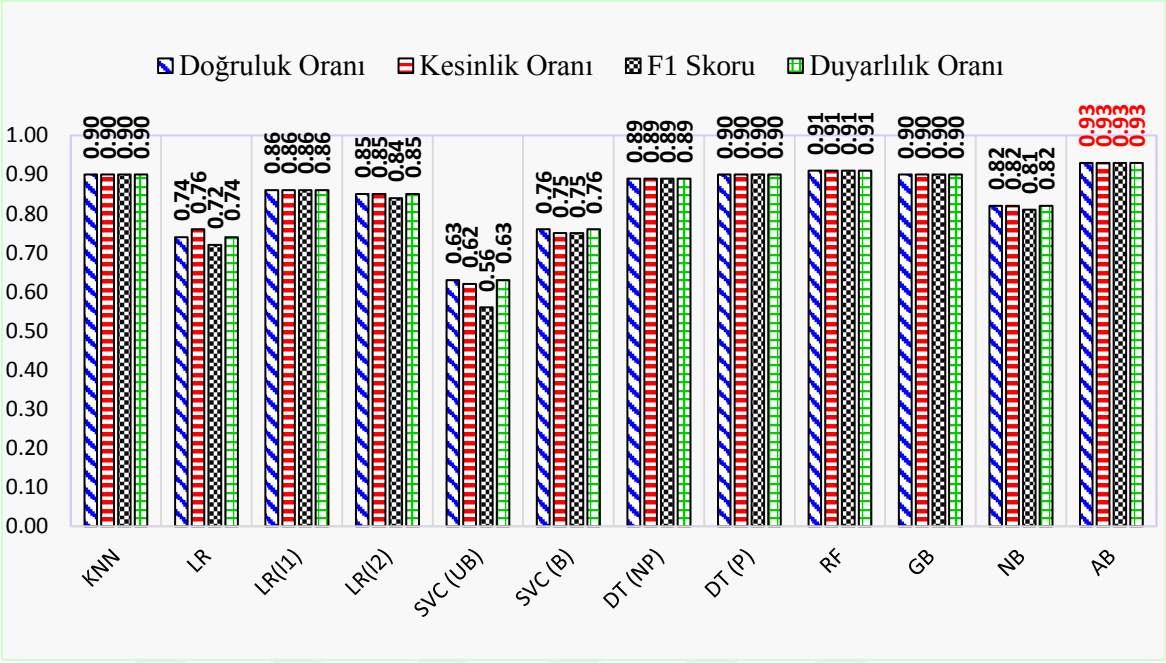
Tablo 2.33. Senaryo 6'da 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%20**	0.79	0.87	0.79	0.87	0.79	0.87
LR		0.55	0.81	0.80	0.72	0.42	0.93
LR(l1)		0.81	0.89	0.85	0.86	0.76	0.92
LR(l2)		0.81	0.89	0.85	0.86	0.76	0.92
SVC(UB)		0.23	0.78	1.00	0.65	0.13	1.00
SVC(B)		0.67	0.75	0.61	0.81	0.74	0.70
DT(NP)		**0.87**	**0.92**	**0.85**	**0.93**	**0.89**	**0.90**
DT(P)		0.84	0.90	0.84	0.90	0.84	0.90
RF		**0.87**	**0.92**	**0.85**	**0.93**	**0.89**	**0.90**
GB		**0.87**	**0.92**	**0.87**	**0.92**	**0.87**	**0.92**
NB		0.70	0.87	0.95	0.78	0.55	0.98
AB		0.86	0.91	0.83	0.93	0.89	0.88
DNN		0.84					

Şekil 2.56 ve Tablo 2.33'te sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. RF ve DT(NP) algoritmaları ile elde edilen analiz sonuçlarına göre başarılı yüklenicilerin %85'i, başarısız yüklenicilerin %93'ü doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %89, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %90 olarak bulunmuştur. RF ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %90 doğruluk oranı elde edilmiştir. Diğer bir iyi tahmin sonuçlarından biri olan GB analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %87'si, başarısız yüklenicilerin %92'si doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %87, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %92 olarak bulunmuştur. GB ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %90 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.30 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.57 ve Tablo 2.34'te gösterilmiştir.



Şekil 2.57. Senaryo 6'da 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.34. Senaryo 6'da 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

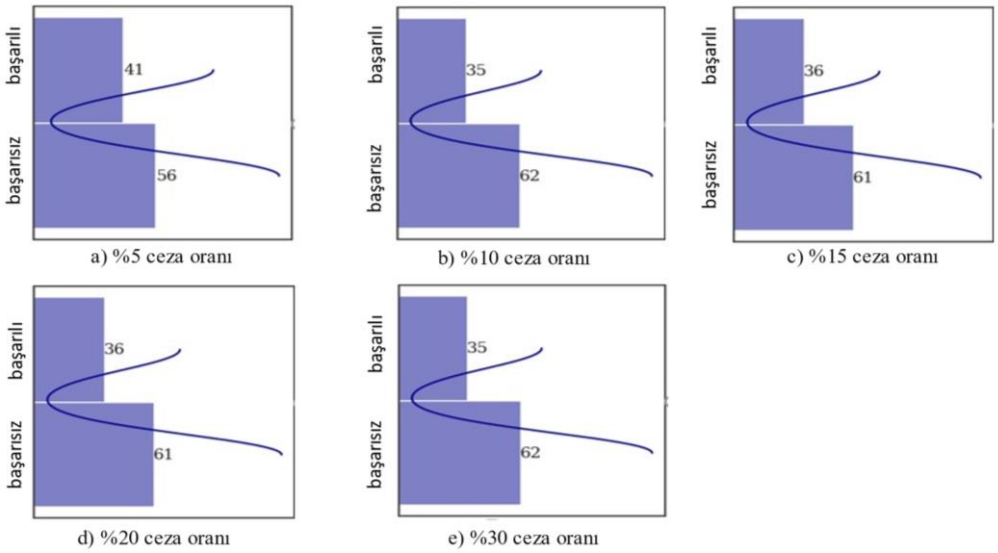
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%30**	0.87	0.92	0.87	0.92	0.87	0.92
LR		0.58	0.82	0.81	0.73	0.45	0.93
LR(l1)		0.81	0.89	0.85	0.86	0.76	0.92
LR(l2)		0.79	0.88	0.85	0.85	0.74	0.92
SVC(UB)		0.25	0.76	0.60	0.64	0.16	0.93
SVC(B)		0.65	0.81	0.73	0.76	0.58	0.87
DT(NP)		0.85	0.91	0.86	0.90	0.84	0.92
DT(P)		0.87	0.92	0.87	0.92	0.87	0.92
RF		0.88	0.93	0.91	0.90	0.84	0.95
GB		0.86	0.92	0.94	0.88	0.79	0.97
NB		0.73	0.86	0.86	0.80	0.63	0.93
AB		**0.91**	**0.94**	**0.90**	**0.95**	**0.92**	**0.93**
DNN		0.85					

Şekil 2.57 ve Tablo 2.34'te sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. En iyi tahmin sonucunu veren AB analizine göre başarılı yüklenicilerin %90'ı, başarısız yüklenicilerin %95'i doğru tahmin edilmiştir.

Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %92, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %93 olarak bulunmuştur. AB ile tahmini yapılan sınıflandırma algoritması sonucu genel olarak %93 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

Senaryo 7: Ekonomik ve mali yeterlik belgeleri ile iş deneyim belgesinin istenildiği ve sınır değere göre yüklenici sınıfının tahmin edildiği durum

Ekonomik ve mali yeterlik belgesi olarak bilanço, ciro ve banka referans mektubunun, mesleki ve teknik yeterliği temsilen iş deneyim belgesinin istenildiği durumdur. Bu çerçeve kapsamında girdi verisi olarak yıl, gün, bilanço, ciro, banka referans mektubu, iş deneyim belgesi ve ceza oranının kullanıldığı çıktı verisi olarak sınır değerin tanımlandığı senaryodur. Önerilen model, senaryo girdileri ve çıktısı kapsamında 5 farklı ceza oranına göre farklı algoritmalar ile eğitilip, test edilmiştir. Şekil 2.58'de istenilen ceza oranlarına göre veri seti sınıflarındaki dağılım görülmektedir.

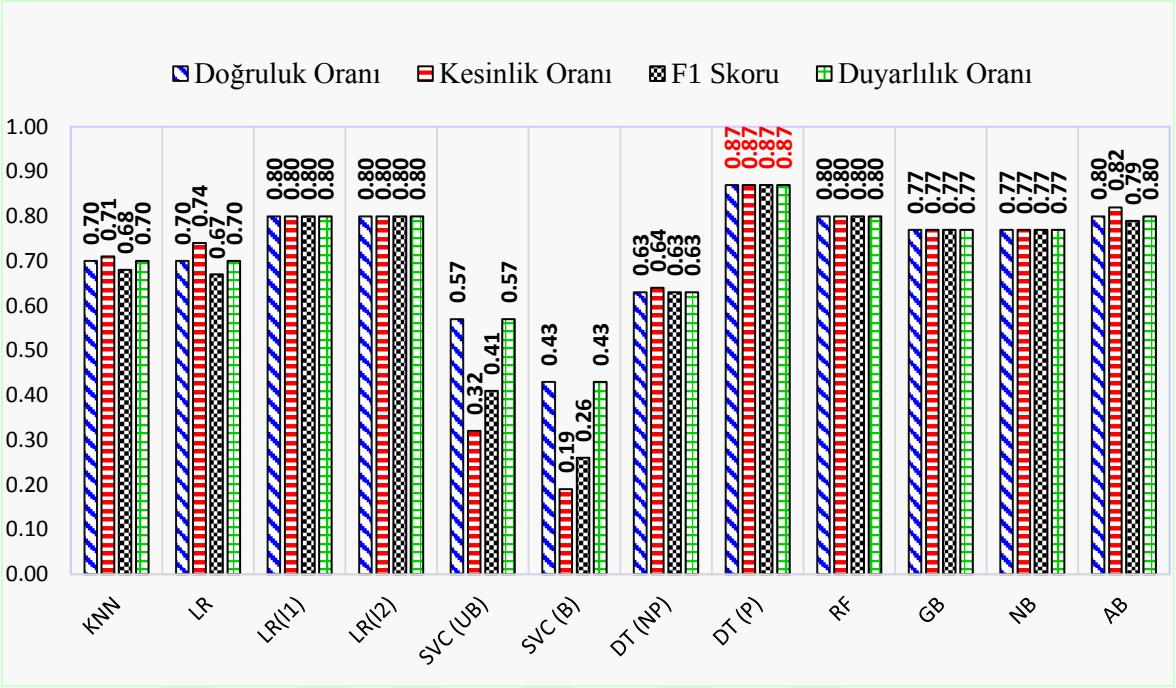


Şekil 2.58. Senaryo 7 için ceza oranlarına göre veri seti dağılımı

Şekil 2.58'de görüldüğü üzere istenilen ceza oranlarına göre veri setinin dağılımda ceza oranı artışına bağlı olarak aşırı bir dengesizlik durumu görülmemektedir.

● 0.05 ceza oranı çıktısına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.59 ve Tablo 2.35'te gösterilmiştir.



Şekil 2.59. Senaryo 7'de 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.35. Senaryo 7'de 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

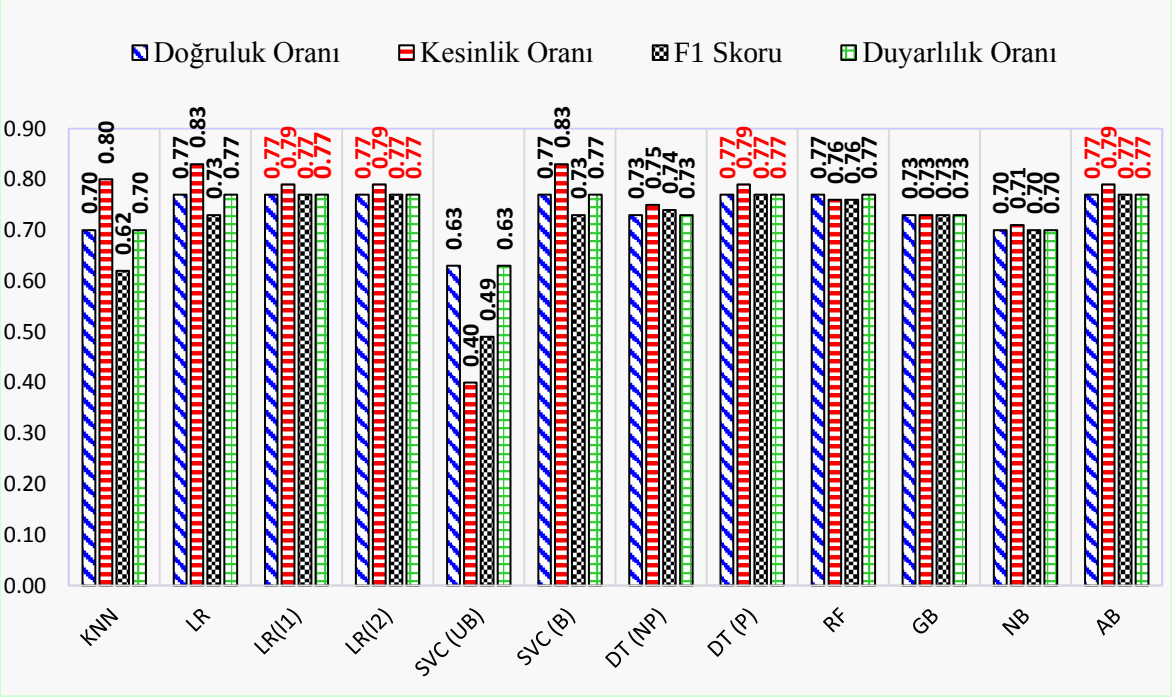
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN		0.57	0.77	0.75	0.68	0.46	0.88
LR		0.53	0.78	0.83	0.67	0.38	0.94
LR(l1)		0.77	0.82	0.77	0.82	0.77	0.82
LR(l2)		0.77	0.82	0.77	0.82	0.77	0.82
SVC(UB)		0.00	0.72	0.00	0.57	0.00	1.00
SVC(B)		0.60	0.00	0.43	0.00	1.00	0.00
DT(NP)	**%5**	0.59	0.67	0.57	0.69	0.62	0.65
DT(P)		**0.85**	**0.88**	**0.85**	**0.88**	**0.85**	**0.88**
RF		0.75	0.83	0.82	0.79	0.69	0.88
GB		0.72	0.80	0.75	0.78	0.69	0.82
NB		0.72	0.80	0.75	0.78	0.69	0.82
AB		0.73	0.84	0.89	0.76	0.62	0.94
DNN		0.83					

Şekil 2.59 ve Tablo 2.35'te sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. En iyi doğru tahmin sonucunu veren DT(P) analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %85'i, başarısız yüklenicilerin %88'i doğru

tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %85, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %88 olarak bulunmuştur. DT(P) ile tahmini yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %87 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.10 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilip tahmin sonuçlarının karışıklık matris ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.60 ve Tablo 2.36'da gösterilmiştir.



Şekil 2.60. Senaryo 7'de 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

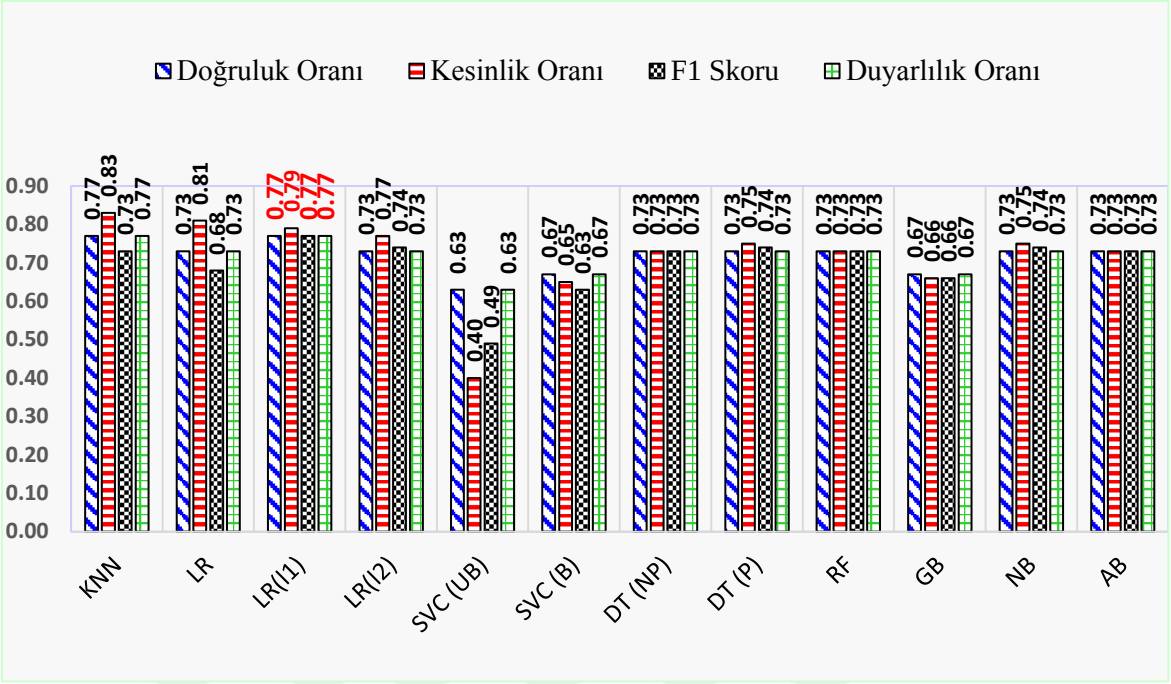
Tablo 2.36. Senaryo 7'de 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%10**	0.31	0.81	1.00	0.68	0.18	1.00
LR		0.53	0.84	1.00	0.73	0.36	1.00
LR(l1)		**0.72**	**0.80**	**0.64**	**0.88**	**0.82**	**0.74**
LR(l2)		**0.72**	**0.80**	**0.64**	**0.88**	**0.82**	**0.74**
SVC(UB)		0.00	0.78	0.00	0.63	0.00	1.00
SVC(B)		0.53	0.84	1.00	0.73	0.36	1.00
DT(NP)		0.67	0.78	0.62	0.82	0.73	0.74
DT(P)		**0.72**	**0.80**	**0.64**	**0.88**	**0.82**	**0.74**
RF		0.67	0.82	0.70	0.80	0.64	0.84
GB		0.64	0.79	0.64	0.79	0.64	0.79
NB		0.61	0.76	0.58	0.78	0.64	0.74
AB		**0.72**	**0.80**	**0.64**	**0.88**	**0.82**	**0.74**
DNN		0.73					

Şekil 2.60 ve Tablo 2.36'da sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. LR(l1), LR(l2), DT(P) ve AB analizleri sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %64'ü, başarısız yüklenicilerin %88'i doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %82, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %74 olarak bulunmuştur. LR(l1), LR(l2), DT(P) ve AB ile tahmini yapılan sınıflandırma algoritmaları sonucu ortalama %77 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.15 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.61 ve Tablo 2.37'de gösterilmiştir.



Şekil 2.61. Senaryo 7'de 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.37. Senaryo 7'de 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

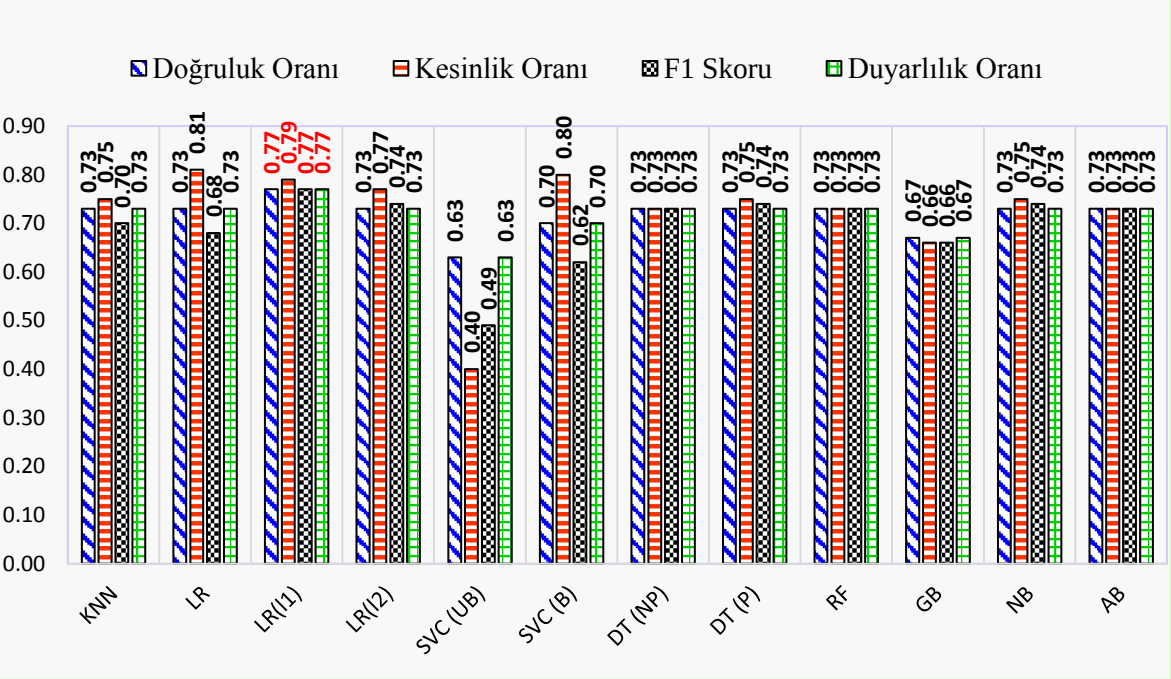
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%15**	0.53	0.84	1.00	0.73	0.36	1.00
LR		0.43	0.83	1.00	0.70	0.27	1.00
LR(l1)		**0.72**	**0.80**	**0.64**	**0.88**	**0.82**	**0.74**
LR(l2)		0.69	0.76	0.60	0.87	0.82	0.68
SVC(UB)		0.00	0.78	0.00	0.63	0.00	1.00
SVC(B)		0.37	0.77	0.60	0.68	0.27	0.89
DT(NP)		0.60	0.80	0.67	0.76	0.55	0.84
DT(P)		0.67	0.78	0.62	0.82	0.73	0.74
RF		0.60	0.80	0.67	0.76	0.55	0.84
GB		0.50	0.75	0.56	0.71	0.45	0.79
NB		0.67	0.78	0.62	0.82	0.73	0.74
AB		0.64	0.79	0.64	0.79	0.64	0.79
DNN		0.60					

Şekil 2.61 ve Tablo 2.37'de sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performans gösteren LR(l1) algoritması analiz sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %64'ü, başarısız yüklenicilerin

%88'i doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %82, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %74 olarak bulunmuştur. LR(l1) ile tahmini yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %77 doğruluk oranı elde edilmiştir.

● 0.20 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.62 ve Tablo 2.38'de gösterilmiştir.



Şekil 2.62. Senaryo 7'de 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

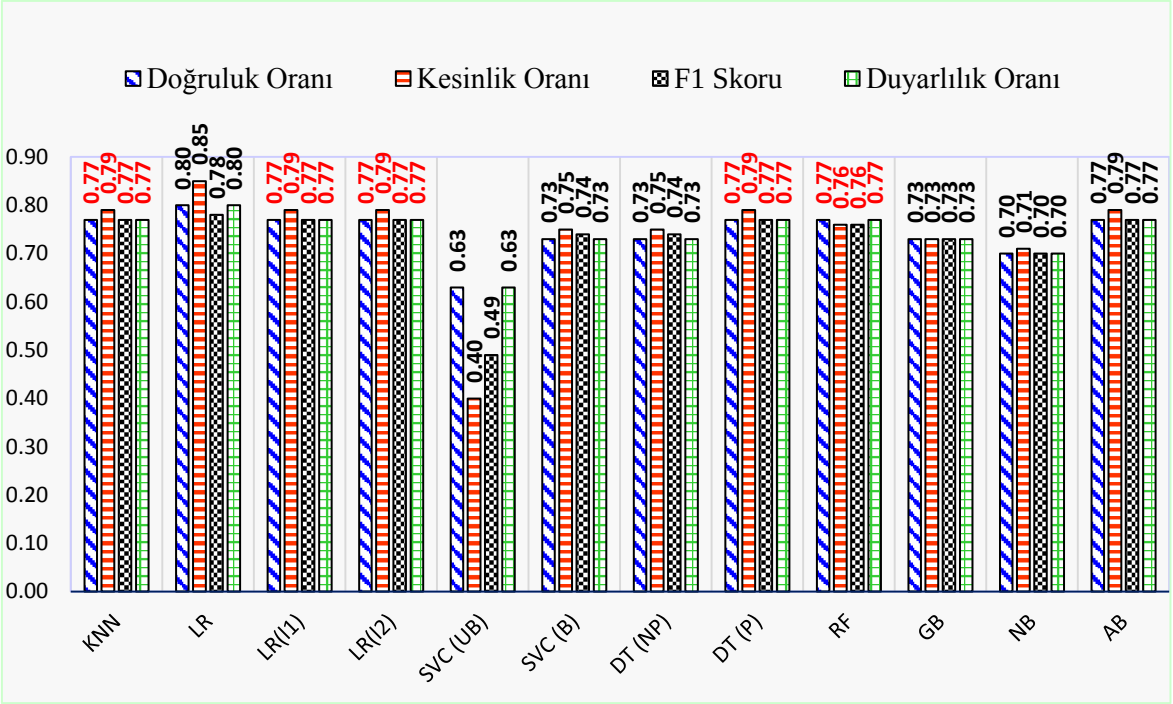
Tablo 2.38. Senaryo 7'de 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%20**	0.50	0.82	0.80	0.72	0.36	0.95
LR		0.43	0.83	1.00	0.70	0.27	1.00
LR(l1)		**0.72**	**0.80**	**0.64**	**0.88**	**0.82**	**0.74**
LR(l2)		0.69	0.76	0.60	0.87	0.82	0.68
SVC(UB)		0.00	0.78	0.00	0.63	0.00	1.00
SVC(B)		0.31	0.81	1.00	0.68	0.18	1.00
DT(NP)		0.60	0.80	0.67	0.76	0.55	0.84
DT(P)		0.67	0.78	0.62	0.82	0.73	0.74
RF		0.60	0.80	0.67	0.76	0.55	0.84
GB		0.50	0.75	0.56	0.71	0.45	0.79
NB		0.67	0.78	0.62	0.82	0.73	0.74
AB		0.64	0.79	0.64	0.79	0.64	0.79
DNN		0.73					

Şekil 2.62 ve Tablo 2.38'de sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performans gösteren LR(l1) analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %64'ü, başarısız yüklenicilerin %88'i doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %82, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %74 olarak bulunmuştur. LR(l1) ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %77 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.30 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.63 ve Tablo 2.39'da gösterilmiştir.



Şekil 2.63. Senaryo 7'de 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.39. Senaryo 7'de 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

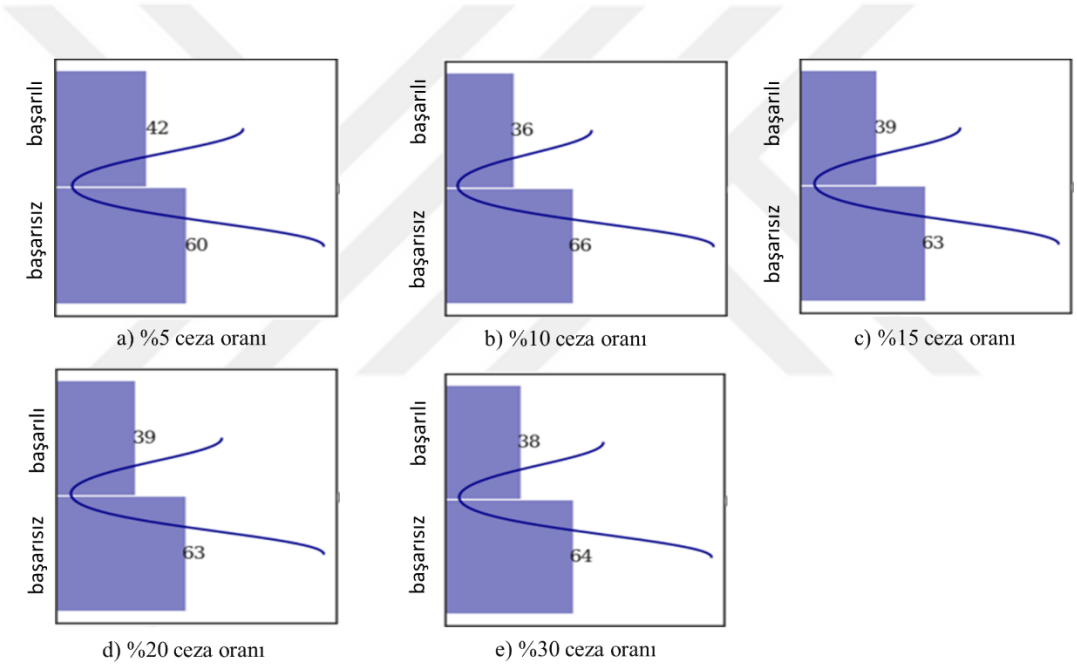
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%30**	**0.72**	**0.80**	**0.64**	**0.88**	**0.82**	**0.74**
LR		0.62	0.86	1.00	0.76	0.45	1.00
LR(l1)		**0.72**	**0.80**	**0.64**	**0.88**	**0.82**	**0.74**
LR(l2)		**0.72**	**0.80**	**0.64**	**0.88**	**0.82**	**0.74**
SVC(UB)		0.00	0.78	0.00	0.63	0.00	1.00
SV (B)		0.67	0.78	0.62	0.82	0.73	0.74
DT(NP)		0.67	0.78	0.62	0.82	0.73	0.74
DT(P)		**0.72**	**0.80**	**0.64**	**0.88**	**0.82**	**0.74**
RF		0.67	0.82	0.70	0.80	0.64	0.84
GB		0.64	0.79	0.64	0.79	0.64	0.79
NB		0.61	0.76	0.58	0.78	0.64	0.74
AB		**0.72**	**0.80**	**0.64**	**0.88**	**0.82**	**0.74**
DNN		0.87					

Şekil 2.63 ve Tablo 2.39'da sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performansı gösteren derin

sinir ağları analiz sonucuna göre yüklenici durumunu belirlemede %87 oranında doğru tahmin sonucu elde edilmiştir.

Senaryo 8: Banka referans mektubu dışında ekonomik ve mali yeterlik belgeleri ile iş deneyim belgesinin istenildiği, sınır değere göre yüklenici sınıfının tahmin edildiği durum

Ekonomik ve mali yeterlik belgesi olarak bilanço ve cironun, mesleki ve teknik yeterlik için iş deneyim belgesinin istenildiği durumdur. Bu çerçeve kapsamında girdi verisi olarak yıl, gün, bilanço, ciro, iş deneyim belgesi ve ceza oranının kullanıldığı çıktı verisi olarak sınır değerin tanımlandığı senaryodur. Önerilen model, senaryo girdileri ve çıktısı kapsamında 5 farklı ceza oranına göre farklı algoritmalar ile eğitilip, test edilmiştir. Şekil 2.64'te istenilen ceza oranlarına göre veri seti sınıflarındaki dağılım görülmektedir.

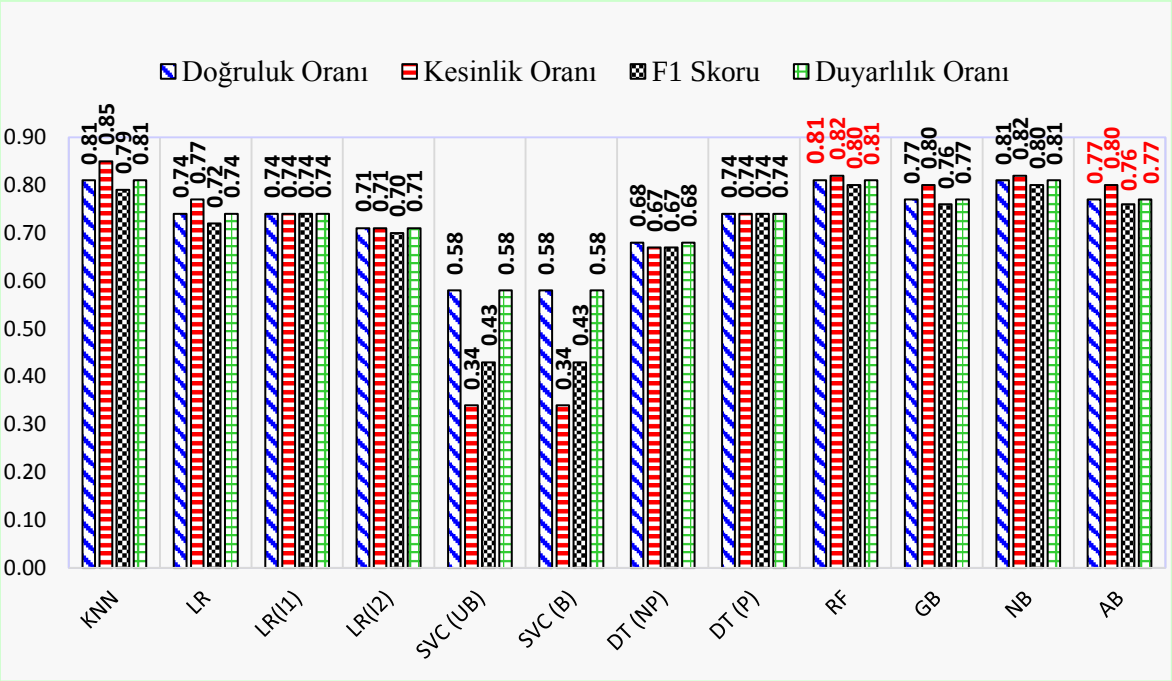


Şekil 2.64. Senaryo 8 için ceza oranlarına göre veri dağılımı

Şekil 2.64'te görüldüğü üzere istenilen ceza oranlarına göre veri setinin dağılımda ceza oranı artışına bağlı olarak aşırı bir dengesizlik durumu görülmemektedir.

● 0.05 ceza oranı çıktısına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilip tahmin sonuçlarının karışıklık matris ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.65 ve Tablo 2.40'ta gösterilmiştir.



Şekil 2.65. Senaryo 8'de 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.40. Senaryo 8'de 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

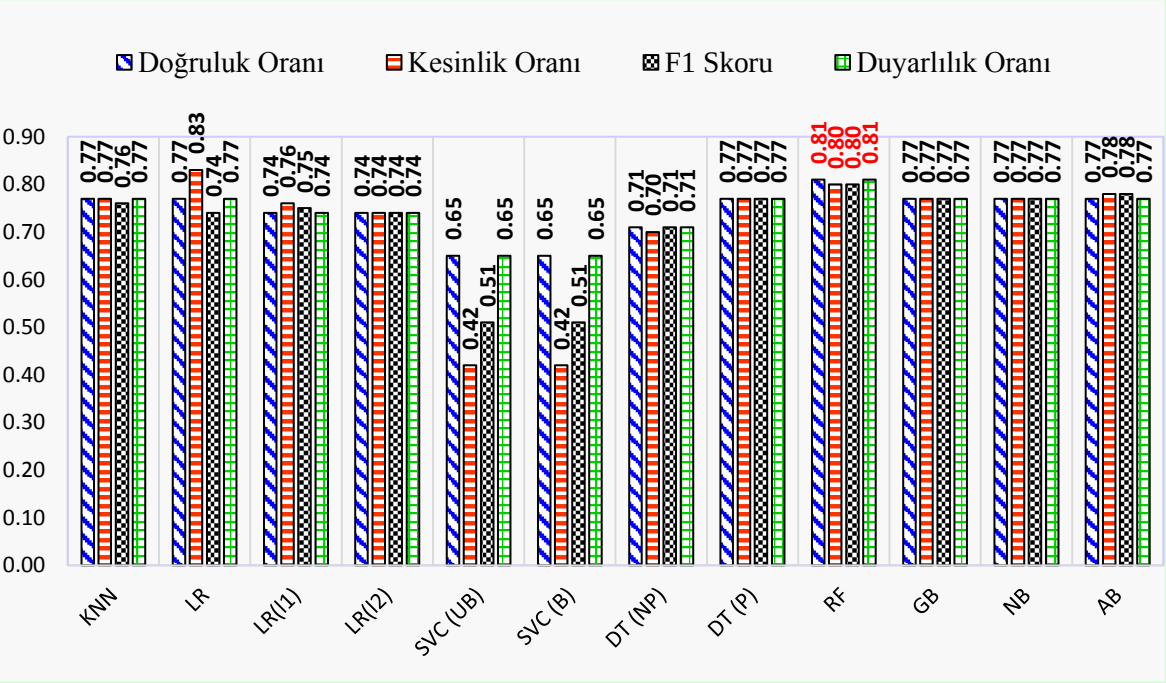
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN		0.70	0.86	1.00	0.75	0.54	1.00
LR		0.60	0.81	0.86	0.71	0.46	0.94
LR(l1)		0.69	0.78	0.69	0.78	0.69	0.78
LR(l2)		0.61	0.77	0.70	0.71	0.54	0.83
SVC(UB)		0.00	0.73	0.00	0.58	0.00	1.00
SVC(B)		0.00	0.73	0.00	0.58	0.00	1.00
DT(NP)	**%5**	0.58	0.74	0.64	0.70	0.54	0.78
DT(P)		0.67	0.79	0.73	0.75	0.62	0.83
RF		**0.73**	**0.85**	**0.89**	**0.77**	**0.62**	**0.94**
GB		0.67	0.83	0.88	0.74	0.54	0.94
NB		**0.73**	**0.85**	**0.89**	**0.77**	**0.62**	**0.94**
AB		0.67	0.83	0.88	0.74	0.54	0.94
DNN		0.74					

Şekil 2.65 ve Tablo 2.40'ta sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performans gösteren algoritmalar olan RF ve NB analiz sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %89'u, başarısız

yüklenicilerin %77'si doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %62, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %94 olarak bulunmuştur. RF ve NB ile tahmini yapılan sınıflandırma algoritması sonucu ortalama %81 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.10 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri ile test edilip tahmin sonuçlarının karışıklık matris ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.66 ve Tablo 2.41'de gösterilmiştir.



Şekil 2.66. Senaryo 8'de 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

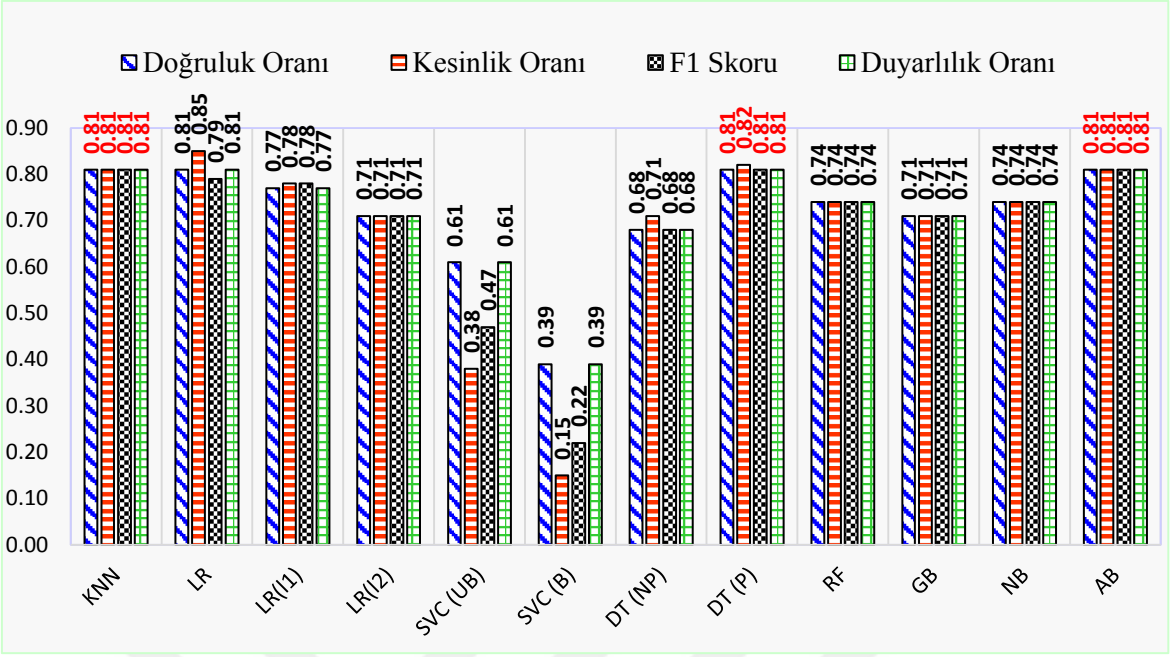
Tablo 2.41. Senaryo 8'de 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%10**	0.63	0.84	0.75	0.78	0.55	0.90
LR		0.53	0.85	1.00	0.74	0.36	1.00
LR(l1)		0.67	0.79	0.62	0.83	0.73	0.75
LR(l2)		0.64	0.80	0.64	0.80	0.64	0.80
SVC(UB)		0.00	0.78	0.00	0.65	0.00	1.00
SVC(B)		0.00	0.78	0.00	0.65	0.00	1.00
DT(NP)		0.57	0.78	0.60	0.76	0.55	0.80
DT(P)		0.67	0.83	0.70	0.81	0.64	0.85
RF		0.70	0.86	0.78	0.82	0.64	0.90
GB		0.67	0.83	0.70	0.81	0.64	0.85
NB		0.67	0.83	0.70	0.81	0.64	0.85
AB		0.70	0.82	0.67	0.84	0.73	0.80
DNN		0,81					

Şekil 2.66 ve Tablo 2.41'de sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performansı gösteren DNN analiz sonucuna göre yüklenici durumunu belirlemede %81 oranında doğru tahmin sonucu elde edilmiştir.

● 0.15 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri ile test edilip tahmin sonuçlarının karışıklık matris ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.67 ve Tablo 2.42'de gösterilmiştir.



Şekil 2.67. Senaryo 8'de 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.42. Senaryo 8'de 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

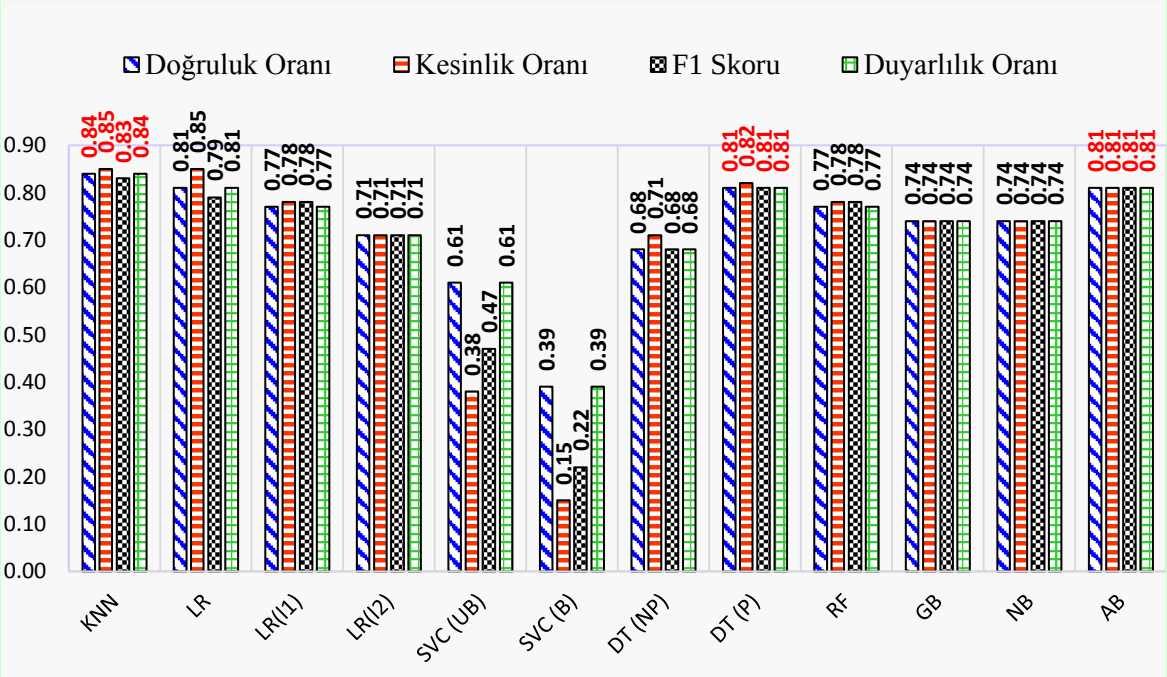
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%15**	**0.75**	**0.84**	**0.75**	**0.84**	**0.75**	**0.84**
LR		0.67	0.86	1.00	0.76	0.50	1.00
LR(l1)		0.72	0.81	0.69	0.83	0.75	0.79
LR(l2)		0.64	0.76	0.62	0.78	0.67	0.74
SVC(UB)		0.00	0.76	0.00	0.61	0.00	1.00
SVC(B)		0.56	0.00	0.39	0.00	1.00	0.00
DT(NP)		0.64	0.71	0.56	0.80	0.75	0.63
DT(P)		**0.77**	**0.83**	**0.71**	**0.88**	**0.83**	**0.79**
RF		0.67	0.79	0.67	0.79	0.67	0.79
GB		0.64	0.76	0.62	0.78	0.67	0.74
NB		0.67	0.79	0.67	0.79	0.67	0.79
AB		**0.75**	**0.84**	**0.75**	**0.84**	**0.75**	**0.84**
DNN		0.77					

Şekil 2.67 ve Tablo 2.42'de sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performans gösteren KNN ve AB algoritmalarının analiz sonuçlarına göre başarılı yüklenicilerin %75'i, başarısız

yüklenicilerin %84'ü doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %75, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %84 olarak bulunmuştur. KNN ve AB ile tahmini yapılan sınıflandırma algoritmaları sonucu genel olarak %81 doğruluk oranı ile elde edilmiştir. Tahmin modellerinde iyi performans gösteren bir diğer algoritma olan DT(P) analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %71'i, başarısız yüklenicilerin %88'i doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %83, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %79 olarak bulunmuştur. DT(P) ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu genel olarak %81 doğruluk oranı ile elde edilmiştir

- 0.20 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.68 ve Tablo 2.43'te gösterilmiştir.



Şekil 2.68. Senaryo 8'de 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

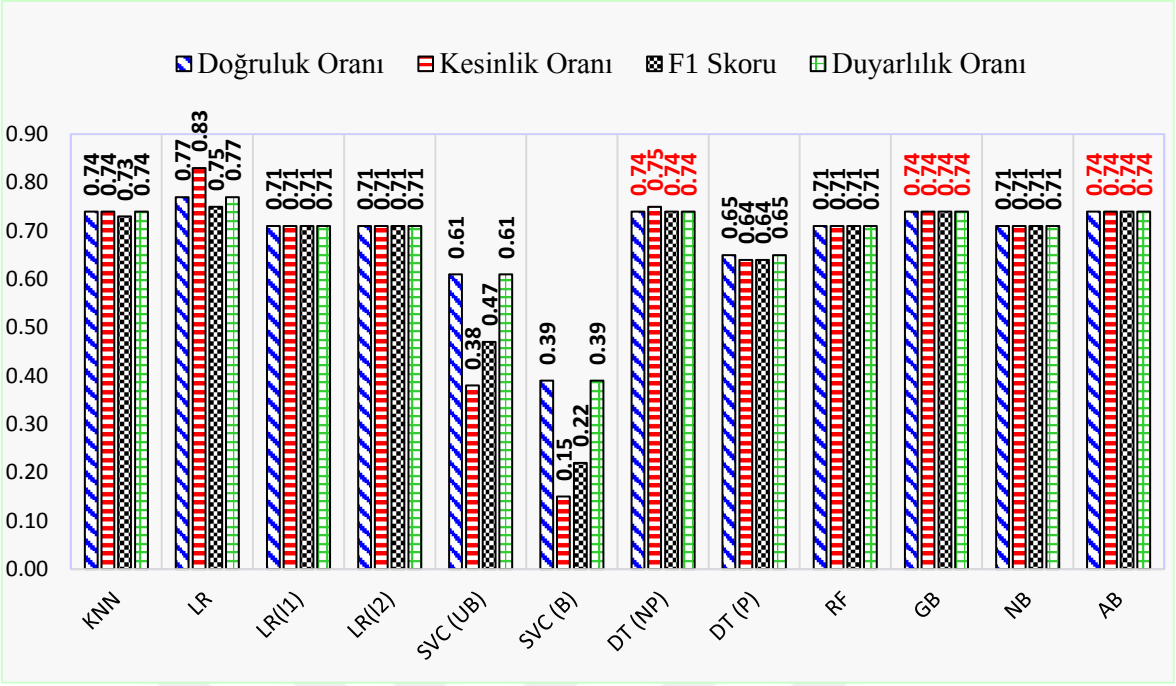
Tablo 2.43. Senaryo 8'de 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%20**	**0.76**	**0.88**	**0.89**	**0.82**	**0.67**	**0.95**
LR		0.67	0.86	1.00	0.76	0.50	1.00
LR(l1)		0.72	0.81	0.69	0.83	0.75	0.79
LR(l2)		0.64	0.76	0.62	0.78	0.67	0.74
SVC(UB)		0.00	0.76	0.00	0.61	0.00	1.00
SVC(B)		0.56	0.00	0.39	0.00	1.00	0.00
DT(NP)		0.64	0.71	0.56	0.80	0.75	0.63
DT(P)		**0.77**	**0.83**	**0.71**	**0.88**	**0.83**	**0.79**
RF		0.72	0.81	0.69	0.83	0.75	0.79
GB		0.67	0.79	0.67	0.79	0.67	0.79
NB		0.67	0.79	0.67	0.79	0.67	0.79
AB		**0.75**	**0.84**	**0.75**	**0.84**	**0.75**	**0.84**
DNN		0.77					

Şekil 2.68 ve Tablo 2.43'te sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir Modelde en iyi performans gösteren KNN analizi sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %89'u, başarısız yüklenicilerin %82'si doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %67, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %95 olarak bulunmuştur. KNN ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu genel olarak %84 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.30 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.69 ve Tablo 2.44'te gösterilmiştir.



Şekil 2.69. Senaryo 8'de 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.44. Senaryo 8'de 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

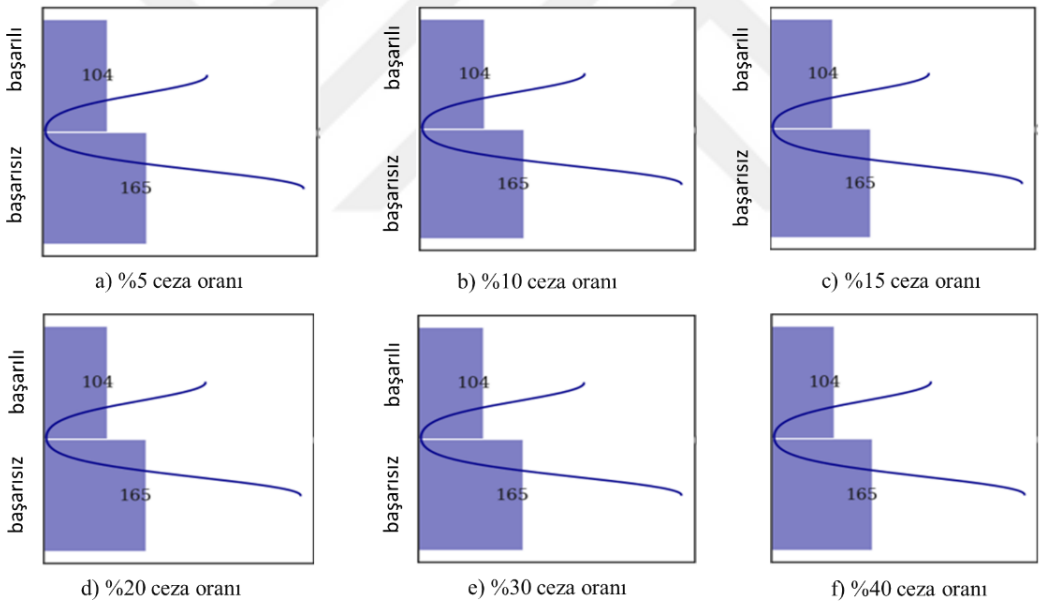
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	%30	0.60	0.81	0.75	0.74	0.50	0.89
LR		0.59	0.84	1.00	0.73	0.42	1.00
LR(l1)		0.64	0.76	0.62	0.78	0.67	0.74
LR(l2)		0.64	0.76	0.62	0.78	0.67	0.74
SVC(UB)		0.00	0.76	0.0	0.61	0.00	1.00
SVC(B)		0.56	0.00	0.39	0.0	1.00	0.00
DT(NP)		**0.69**	**0.78**	**0.64**	**0.82**	**0.75**	**0.74**
DT(P)		0.52	0.72	0.55	0.70	0.50	0.74
RF		0.64	0.76	0.62	0.78	0.67	0.74
GB		0.67	0.79	0.67	0.79	0.67	0.79
NB		0.61	0.77	0.64	0.75	0.58	0.79
AB		0.67	0.79	0.67	0.79	0.67	0.79
DNN		0.65					

Şekil 2.69 ve Tablo 2.44'te sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performans gösteren DT(NP) algoritması analiz sonuçlarına göre başarılı yüklenicilerin %64'ü, başarısız yüklenicilerin

%82'si doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %75, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %74 olarak bulunmuştur. DT(NP) ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu genel olarak %74 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

Senaryo 9: iş deneyim belgesinin istenildiği ve sınır değere göre yüklenici sınıfının tahmin edildiği durum

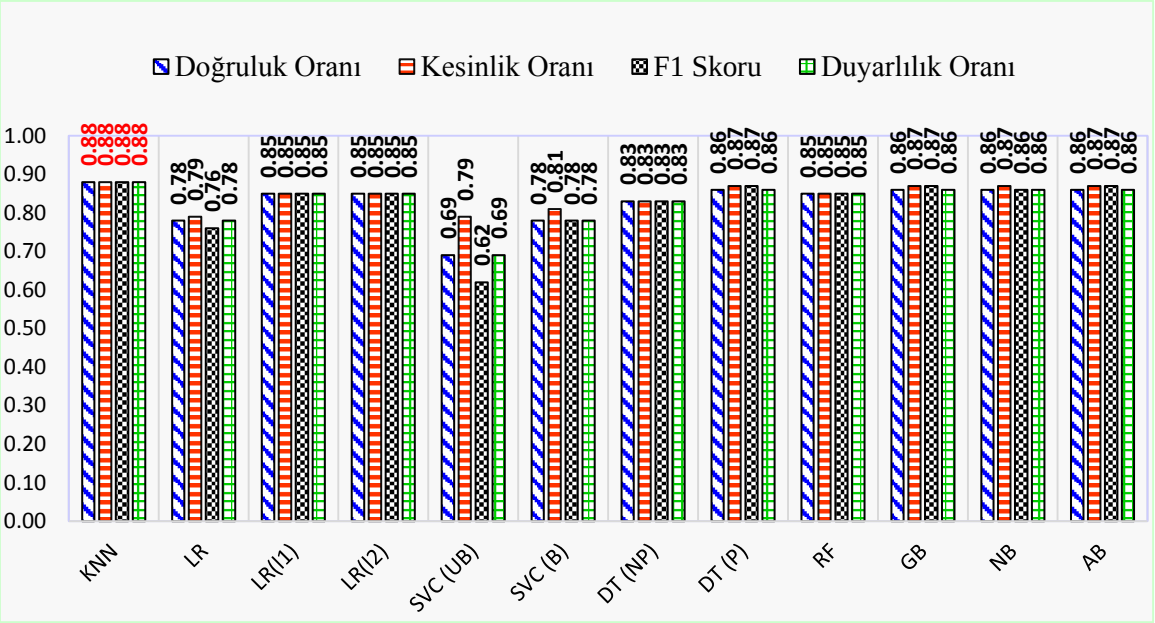
Sadece mesleki ve teknik yeterlik için iş deneyim belgesinin istenildiği durumdur. Bu çerçeve kapsamında girdi verisi olarak yıl, gün, iş deneyim belgesi ve ceza oranının kullanıldığı ve çıktı verisi olarak sınır değerinin tanımlandığı senaryodur. Önerilen model, senaryo girdileri ve çıktısı kapsamında 5 farklı ceza oranına göre farklı algoritmalar ile eğitilip, test edilmiştir. Şekil 2.70' de istenilen ceza oranlarına göre veri seti sınıflarındaki dağılım görülmektedir.



Şekil 2.70. Senaryo 9 için ceza oranlarına göre veri seti dağılımı

● 0.05 ceza oranı çıktısına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Farklı algoritmalar ile modelin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.71 ve Tablo 2.45'te gösterilmiştir.



Şekil 2.71. Senaryo 9'da 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.45. Senaryo 9'da 0.05 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

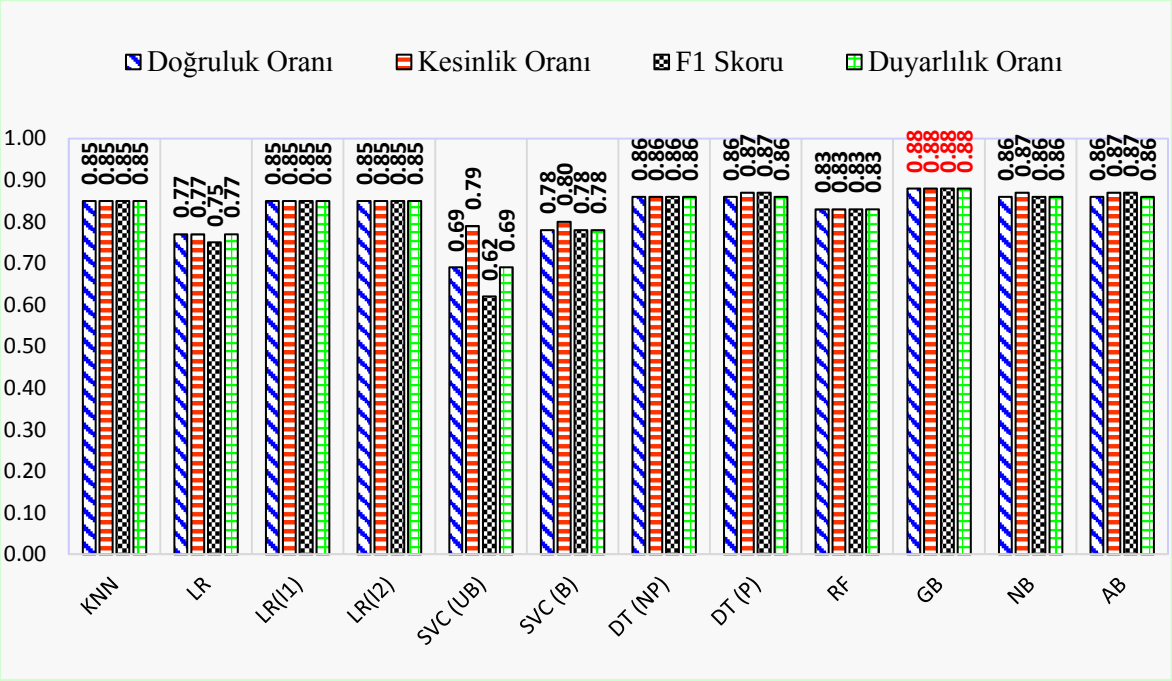
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%5**	**0.84**	**0.90**	**0.82**	**0.92**	**0.87**	**0.88**
LR		0.64	0.84	0.84	0.76	0.52	0.94
LR(l1)		0.81	0.88	0.81	0.88	0.81	0.88
LR(l2)		0.81	0.88	0.81	0.88	0.81	0.88
SVC(UB)		0.32	0.80	1.00	0.67	0.19	1.00
SVC(B)		0.75	0.80	0.66	0.90	0.87	0.72
DT(NP)		0.78	0.86	0.76	0.88	0.81	0.84
DT(P)		0.83	0.89	0.79	0.91	0.87	0.86
RF		0.81	0.88	0.79	0.90	0.84	0.86
GB		0.83	0.89	0.79	0.91	0.87	0.86
NB		0.80	0.90	0.92	0.84	0.71	0.96
AB		0.84	0.88	0.78	0.93	0.90	0.84
DNN		0.84					

Şekil 2.71 ve Tablo 2.45'te sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performans gösteren KNN algoritması analiz sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %82'si, başarısız yüklenicilerin %92'si doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin

sonucuna oranı %87, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %88 olarak bulunmuştur. KNN ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu genel olarak %88 doğruluk oranı ile elde edilmiştir

- 0.10 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile modelin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.72 ve Tablo 2.46'da gösterilmiştir.



Şekil 2.72. Senaryo 9'da 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

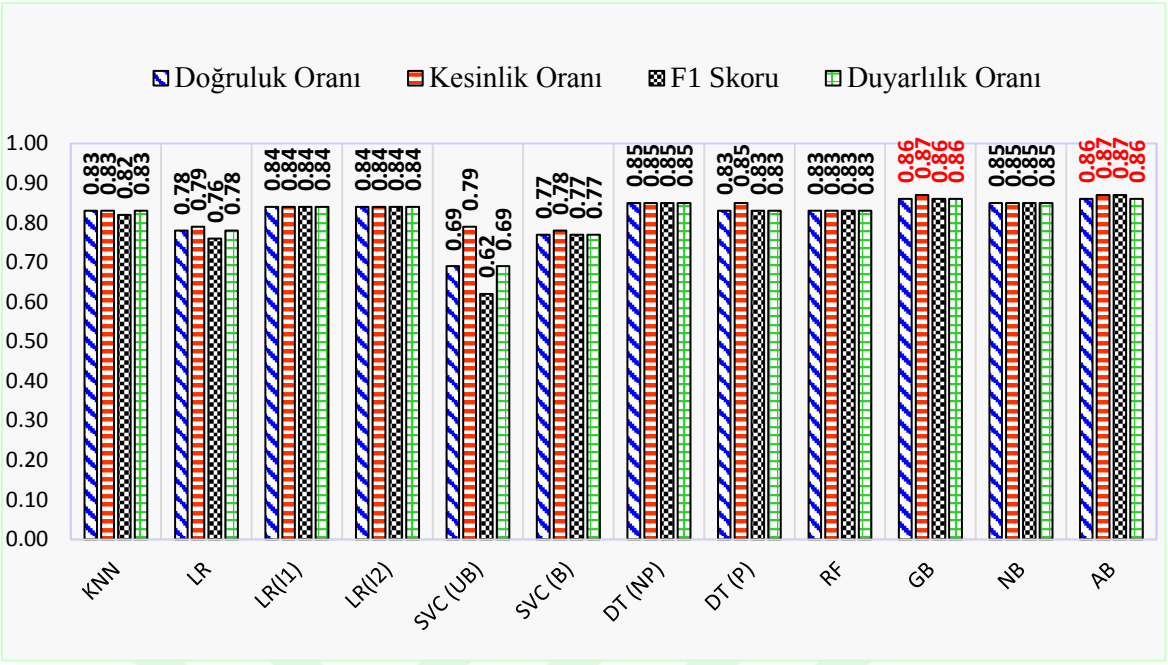
Tablo 2.46. Senaryo 9'da 0.10 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%10**	0.79	0.89	0.88	0.84	0.71	0.94
LR		0.63	0.83	0.80	0.75	0.52	0.92
LR(l1)		0.81	0.88	0.81	0.88	0.81	0.88
LR(l2)		0.81	0.88	0.81	0.88	0.81	0.88
SVC(UB)		0.32	0.80	1.00	0.67	0.19	1.00
SVC(B)		0.74	0.80	0.67	0.88	0.84	0.74
DT(NP)		0.82	0.89	0.83	0.88	0.81	0.90
DT(P)		0.83	0.89	0.79	0.91	0.87	0.86
RF		0.77	0.86	0.77	0.86	0.77	0.86
GB		**0.85**	**0.90**	**0.80**	**0.93**	**0.90**	**0.86**
NB		0.80	0.90	0.92	0.84	0.71	0.96
AdaBoost		0.84	0.88	0.78	0.93	0.90	0.84
DNN		0.83					

Şekil 2.72 ve Tablo 2.46'da sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performans gösteren GB algoritması analiz sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %80'i, başarısız yüklenicilerin %93'ü doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %90, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %86 olarak bulunmuştur. KNN ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu genel olarak %88 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.15 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile modelin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.73 ve Tablo 2.47'de gösterilmiştir.



Şekil 2.73. Senaryo 9'da 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.47. Senaryo 9'da 0.15 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

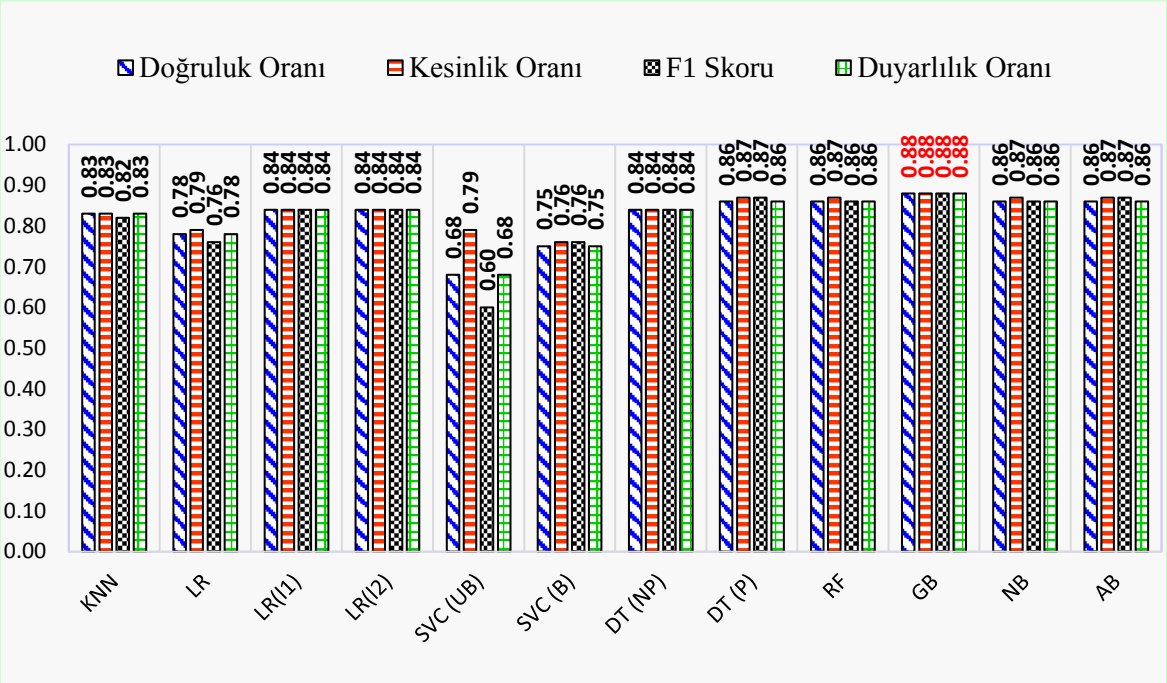
Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN		0.74	0.87	0.87	0.81	0.65	0.94
LR		0.64	0.84	0.84	0.76	0.52	0.94
LR(l1)		0.79	0.87	0.78	0.88	0.81	0.86
LR(l2)		0.79	0.87	0.78	0.88	0.81	0.86
SVC(UB)		0.32	0.80	1.00	0.67	0.19	1.00
SVC(B)		0.72	0.80	0.66	0.86	0.81	0.74
DT(NP)	**%15**	0.81	0.88	0.81	0.88	0.81	0.88
DT(P)		0.80	0.85	0.72	0.93	0.90	0.78
RF		0.77	0.86	0.77	0.86	0.77	0.86
GB		**0.83**	**0.89**	**0.81**	**0.90**	**0.84**	**0.88**
NB		0.79	0.89	0.88	0.84	0.71	0.94
AB		**0.84**	**0.88**	**0.78**	**0.93**	**0.90**	**0.84**
DNN		0.80					

Şekil 2.73 ve Tablo 2.47'de sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performans gösteren GB ve AB algoritmaları analiz sonuçlarına göre sırasıyla başarılı yüklenicilerin %81'i ve %78'i,

başarısız yüklenicilerin %90'ı ve %93'ü doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı sırasıyla %84 ve %90, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı sırasıyla %88 ve %84 olarak bulunmuştur. GB ve AB ile yapılan sınıflandırma algoritması sonuçları genel olarak %86 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.20 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile modelin önceden görmediği test verileri test edilerek tahmin sonuçlarının karışıklık matrisi ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.74 ve Tablo 2.48'de gösterilmiştir.



Şekil 2.74. Senaryo 9'da 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

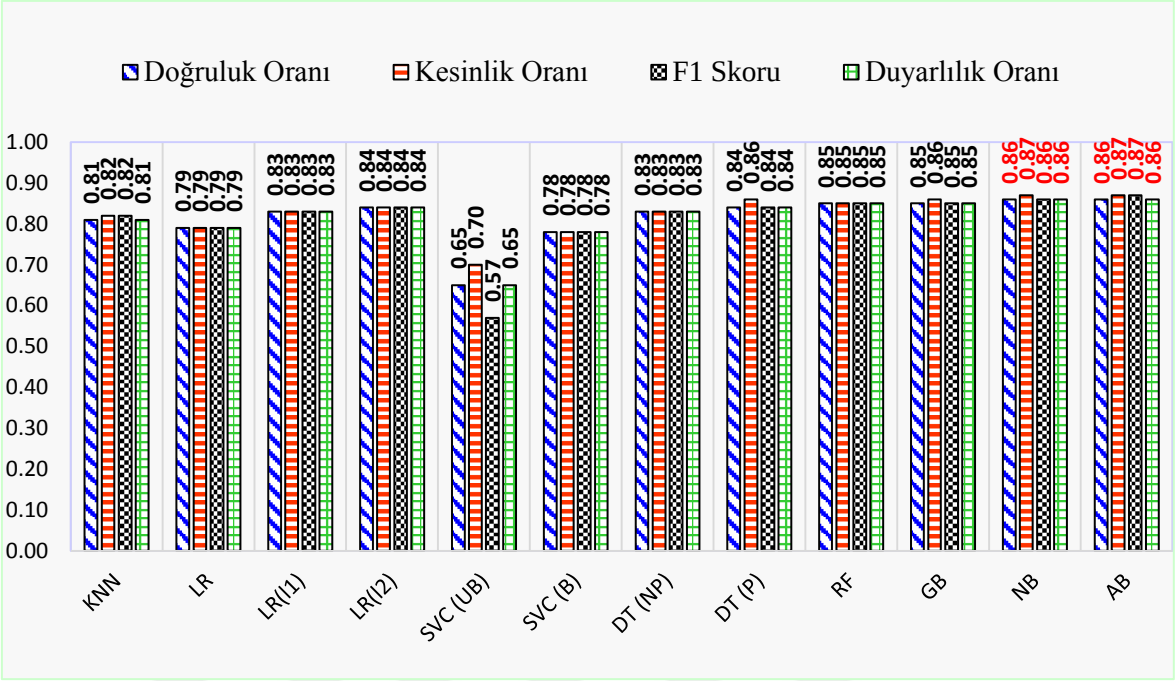
Tablo 2.48. Senaryo 9'da 0.20 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%20**	0.74	0.87	0.87	0.81	0.65	0.94
LR		0.64	0.84	0.84	0.76	0.52	0.94
LR(l1)		0.79	0.87	0.78	0.88	0.81	0.86
LR(l2)		0.79	0.87	0.78	0.88	0.81	0.86
SVC(UB)		0.28	0.79	1.00	0.66	0.16	1.00
SVC(B)		0.70	0.79	0.66	0.83	0.74	0.76
DT(NP)		0.8	0.87	0.76	0.89	0.84	0.84
DT(P)		0.83	0.89	0.79	0.91	0.87	0.86
RF		0.83	0.89	0.81	0.90	0.84	0.88
GB		**0.85**	**0.90**	**0.80**	**0.93**	**0.90**	**0.86**
NB		0.81	0.90	0.88	0.85	0.74	0.94
AB		0.84	0.88	0.78	0.93	0.90	0.84
DNN		0.84					

Şekil 2.74 ve Tablo 2.48'de sınıflandırma yöntemleri ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performans gösteren GB algoritmadı analiz sonucuna göre başarılı yüklenicilerin %80'i, başarısız yüklenicilerin %93'ü doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %90, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı %86 olarak bulunmuştur. GB ile yapılan sınıflandırma algoritması sonucu genel olarak %88 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

● 0.30 ceza oranına göre model performans ölçütleri

Farklı algoritmalar ile sistemin önceden görmediği test verileri ile test edilip tahmin sonuçlarının karışıklık matris ile ölçülen performans çıktıları Şekil 2.75 ve Tablo 2.49'da gösterilmiştir.



Şekil 2.75. Senaryo 9'da 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının genel karşılaştırılması

Tablo 2.49. Senaryo 9'da 0.30 ceza oranına göre sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması

Algoritmalar	Ceza oranı	Başarılı F1 puanı	Başarısız F1 Puanı	Başarılı Kesinlik	Başarısız Kesinlik	Başarılı Duyarlılık	Başarısız Duyarlılık
KNN	**%30**	0.77	0.85	0.74	0.87	0.81	0.82
LR		0.70	0.84	0.77	0.80	0.65	0.88
LR(l1)		0.78	0.86	0.76	0.88	0.81	0.84
LR(l2)		0.79	0.87	0.78	0.88	0.81	0.86
SVC(UB)		0.22	0.78	0.80	0.64	0.13	0.98
SVC(B)		0.71	0.82	0.71	0.82	0.71	0.82
DT(NP)		0.79	0.85	0.74	0.89	0.84	0.82
DT(P)		0.81	0.86	0.74	0.93	0.90	0.80
RF		0.81	0.88	0.79	0.90	0.84	0.86
GB		0.82	0.87	0.77	0.91	0.87	0.84
NB		**0.81**	**0.90**	**0.88**	**0.85**	**0.74**	**0.94**
AB		**0.84**	**0.88**	**0.78**	**0.93**	**0.90**	**0.84**
DNN		0.79					

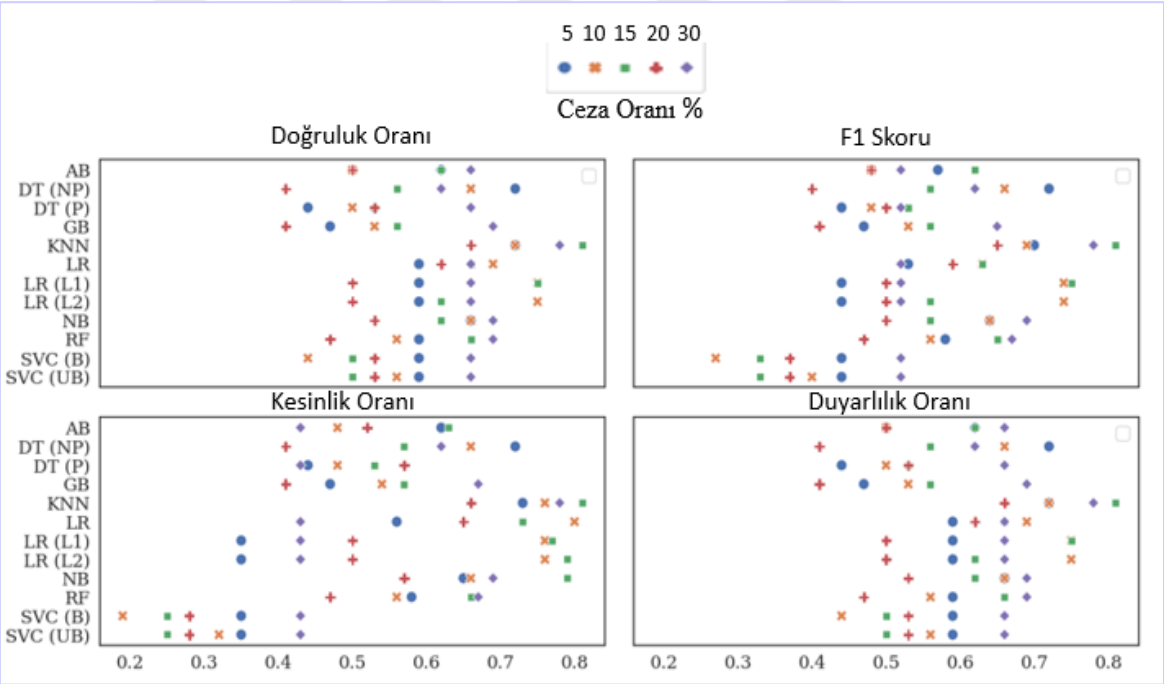
Şekil 2.75 ve Tablo 2.49'da sınıflandırma yöntemi ile yüklenicilerin başarı durumlarının tahmin sonuçları görülmektedir. Modelde en iyi performans gösteren NB ve AB algoritmaları analiz sonucuna göre sırayla başarılı yüklenicilerin %88'i ve %78'i

başarısız yüklenicilerin %85'i ve %93'ü doğru tahmin edilmiştir. Doğru tahmini yapılan başarılı yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı sırasıyla %74 ve %90, başarısız tahmini yapılan yüklenicilerin toplam tahmin sonucuna oranı sırasıyla %94 ve %84 olarak bulunmuştur. NB ve AB ile yapılan sınıflandırma algoritmaları sonuçları genel olarak %86 doğruluk oranı ile elde edilmiştir.

Yukarıda detayları ile verilen tüm senaryoların farklı ceza oranlarına göre (%5-%10-%15-%20-%30) performans göstergelerinin kullanılan hangi makine öğrenimine dayalı algoritma için en iyi olduğunun incelenmesi aşağıda verilmektedir.

- Senaryo 1 için algoritmaların tahmin sonuçlarının karşılaştırılması

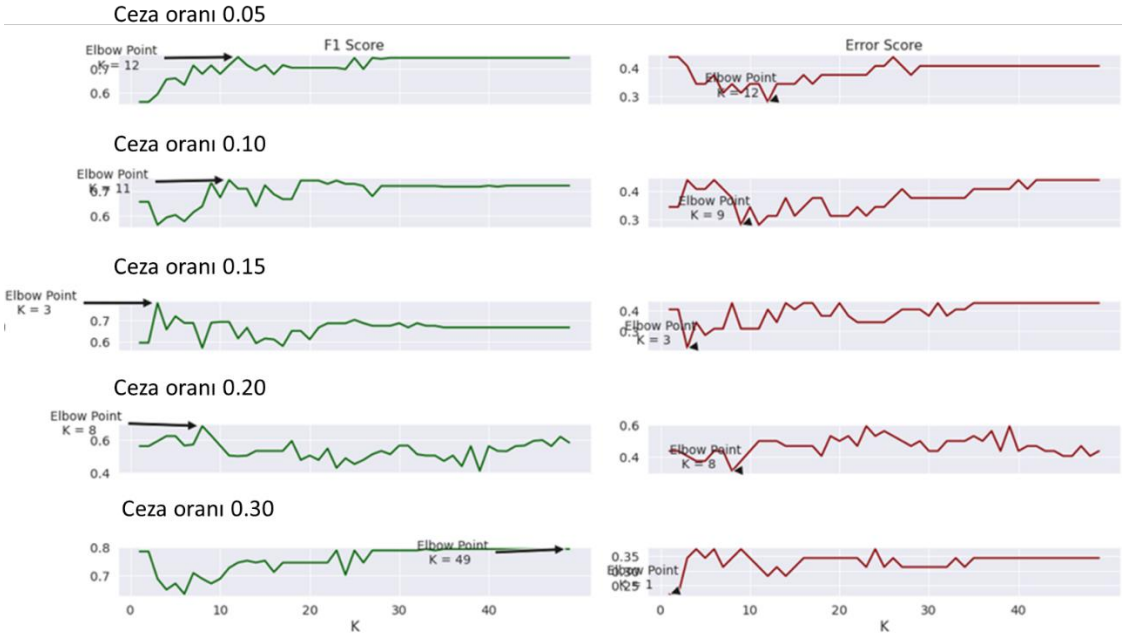
Şekil 2.75'te senaryo 1 için tüm ceza oranlarında algoritmaların analiz sonuçları gösterilmektedir.



Şekil 2.76. Senaryo 1 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları

Şekil 2.76'da görüldüğü gibi Senaryo 1 için en iyi performans gösteren model %15 ceza oranında K en yakın komşu algoritması ile bulunmuştur. Senaryo 1 de k en yakın komşu performansı için k değeri 1-50 değerleri arasında değiştirilerek denenmiş ve en iyi komşu sayısı F1 skoru değerine göre otomatik olarak belirlenmiştir (Şekil 2.77). Bahsedilen k değerinin seçilmesi yüksek düzeyde doğruluk elde edebilmek için oldukça önemli ve aynı

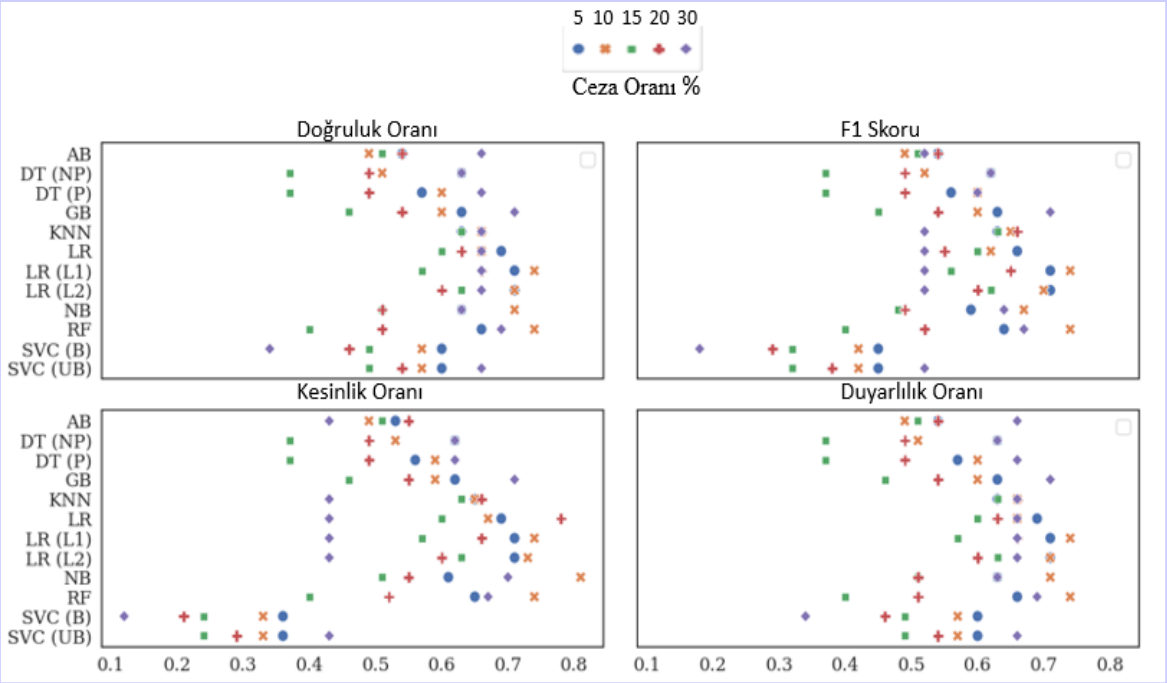
zamanda zor bir konudur. Senaryo 1 için KNN sınıflandırma algoritması ile tahmin yapılan modelde dirsek metodu ile seçilen k hiper parametre değeri en yüksek F1 skorunun elde edildiği k=3 değeri olarak belirlenmiştir. Bu değerin kullanılması ile KNN ile yapılan sınıflandırma algoritması ortalama %81 doğruluk oranına ulaşmıştır (Şekil 2.77).



Şekil 2.77. Senaryo 1 için K en yakın komşu için "k" değerini bulma

- Senaryo 2 için algoritmaların tahmin sonuçlarının karşılaştırılması:

Şekil 2.78'de senaryo 2 için tüm ceza oranlarında algoritmaların analiz sonuçları gösterilmektedir.

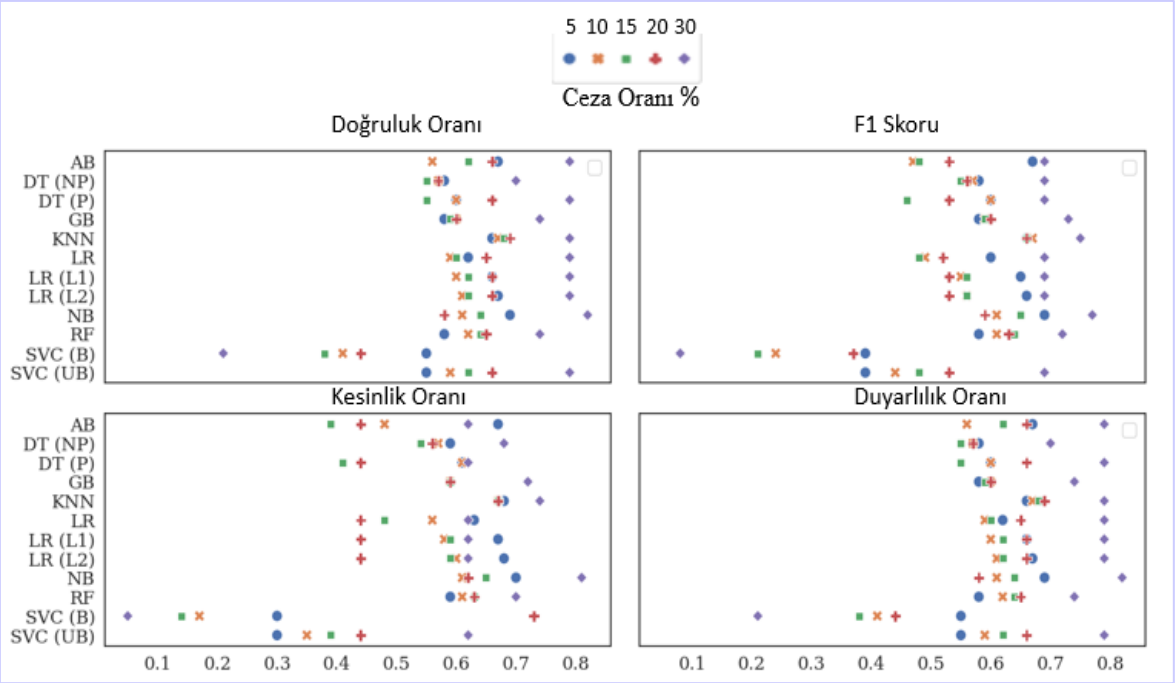


Şekil 2.78. Senaryo 2 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları

Şekil 2.78 incelendiğinde senaryo 2 için en iyi performans gösteren model, %10 ceza oranında LR(l1) algoritması ile elde edilmiştir. LR(l1) algoritması ile tahmini yapılan modelde ortalama %74 doğruluk oranına ulaşılmıştır. LR'de ızgara araması (GridSearchCV) yapılarak model performansı arttırılmak istenilmiştir. Bu aşamada performansı geliştirebilmek için ızgaraya farklı çözücüler içerisinden liblinear seçilerek eklenmiştir. Normalleştirme (ceza) için l1 ve l2 parametrelerinin her ikisi de kullanılmıştır. Bu senaryoda en iyi performansı gösteren model lojistik regresyon l1 parametresi ve liblinear çözücü ile elde edilmiştir. Lojistik regresyon için en iyi sonuç C=10, ceza=l1, çözücü=liblinear parametreleri ile bulunmuştur.

- Senaryo 3 için algoritmaların tahmin sonuçlarının karşılaştırılması:

Şekil 2.79'da senaryo 3 için tüm ceza oranlarında algoritmaların analiz sonuçları gösterilmektedir.

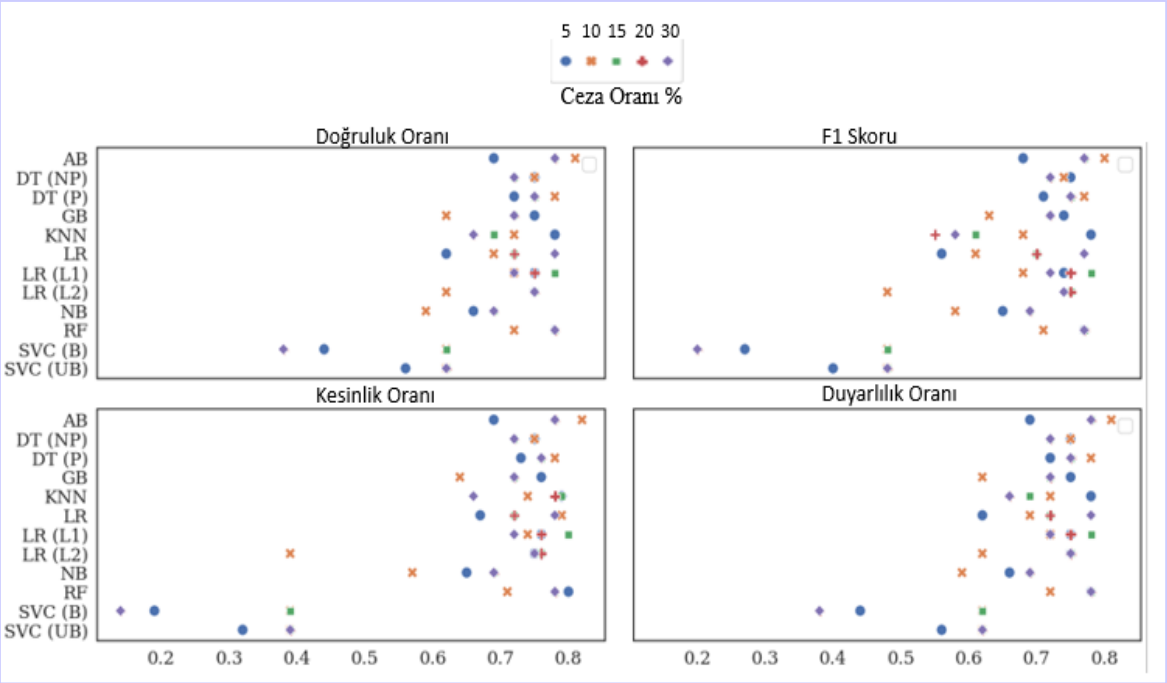


Şekil 2.79. Senaryo 3 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları

Şekil 2.79'dan karışıklık matrisi sonuçları incelendiğinde en yüksek tahmin sonuçlarına %30 ceza oranı için ortalama %82 doğruluk oranı ile NB ve %79 doğruluk oranı ile KNN algoritmasıyla ulaşılmıştır. Tablo 2.19 incelendiğinde KNN ve NB algoritmaları ile oluşturulan modelin başarısız veri sınıfındaki duyarlılık analizi sonuçlarının %19 olduğu görülmüştür. Bu sonuca göre yakalanan yüksek doğruluk oranına rağmen anlamlı bir sonuç elde edilemediği belirlenmiştir. Şekil 2.34'te sınıflandırmadaki veri dağılımı incelendiğinde görülen dengesiz dağılımın performans üzerine olumsuz etkisi olduğu düşünülmektedir.

- Senaryo 4 için algoritmaların tahmin sonuçlarının karşılaştırılması:

Şekil 2.80'de senaryo 4 için tüm ceza oranlarında algoritmaların analiz sonuçları gösterilmektedir.

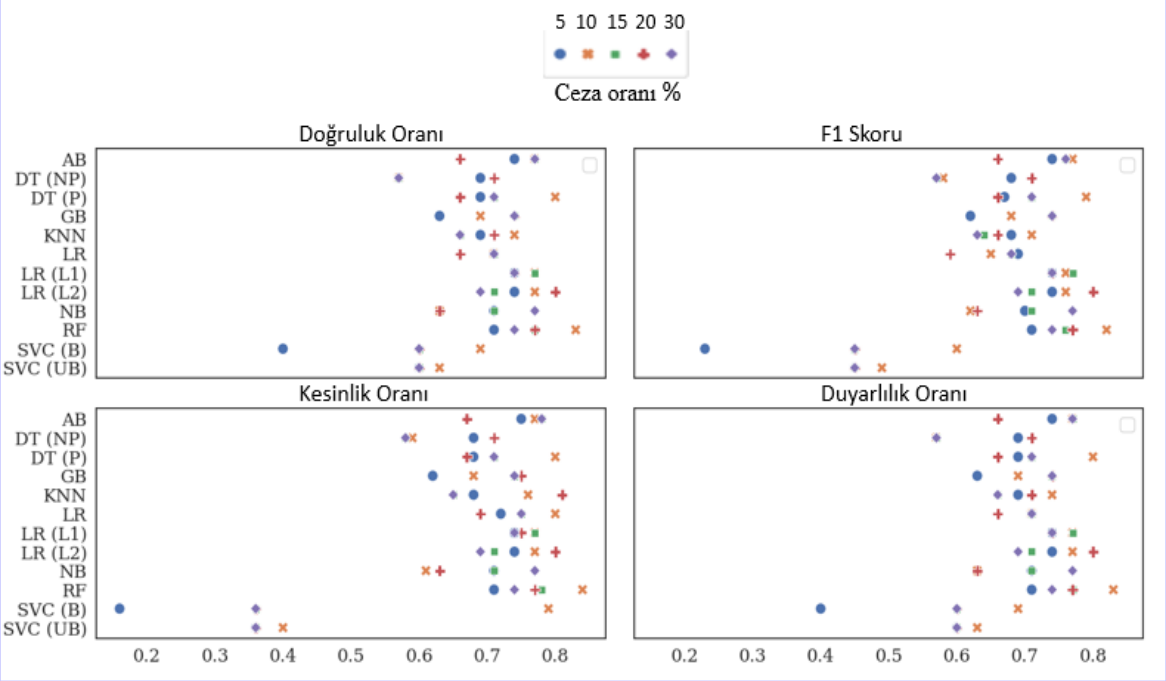


Şekil 2.80. Senaryo 4 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları

Şekil 2.80 incelendiğinde en yüksek model performansının %15 ceza oranında ortalama %78 doğruluk oranı ile LR(l1) algoritmasına ait olduğu söylenebilir. Senaryo 4 için hiper parametre ayarlaması yapılarak elde edilen LR(l1) algoritmasının hiper parametre ayarı yapılmayan LR algoritmasına göre daha iyi performans gösterdiği gözlemlenmiştir. %10 ceza oranında, %81 doğruluk değerine ulaşan AB algoritmasının Tablo 2.21'deki değerleri incelendiğinde başarılı sınıfındaki duyarlılık analiz sonucunun %58 olarak elde edildiği görülmüştür. Bu nedenle, düşük duyarlılık oranına sahip olduğu için algoritmanın performansı yüksek doğruluk değerine rağmen yeterli bulunmamıştır.

- Senaryo 5 için algoritmaların tahmin sonuçlarının karşılaştırılması:

Şekil 2.81'de senaryo 5 için tüm ceza oranlarında algoritmaların analiz sonuçları gösterilmektedir.

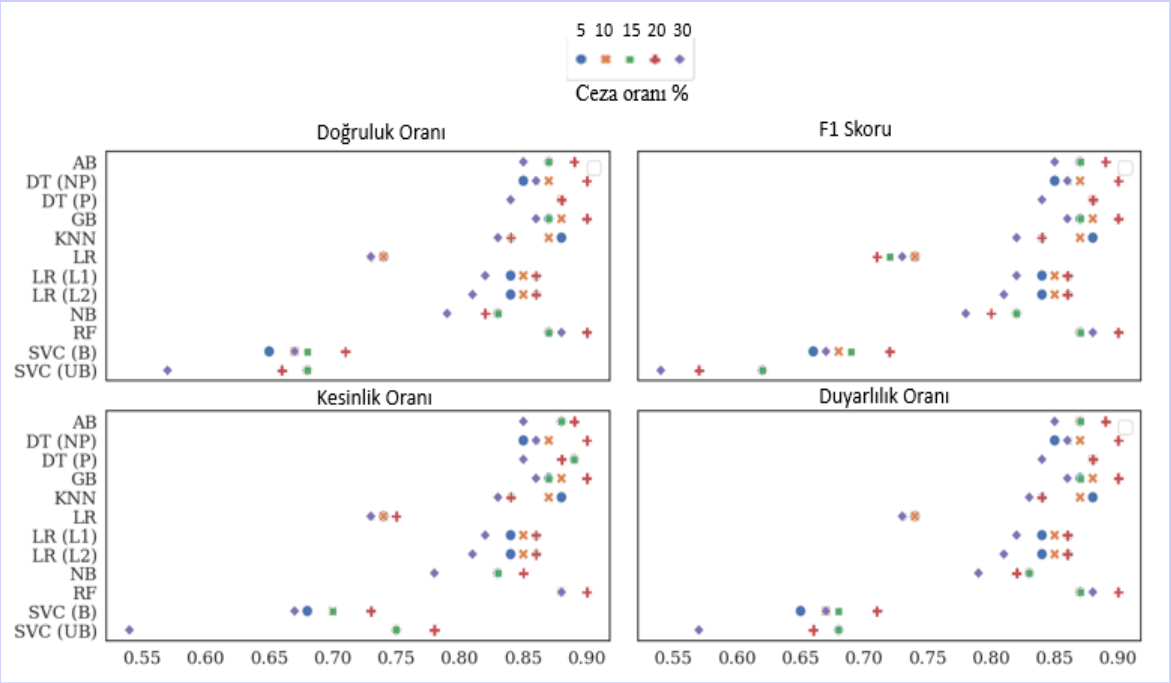


Şekil 2.81. Senaryo 5 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları

Şekil 2.81 incelendiğinde en iyi performansın %10 ceza oranı ile ortalama %83 doğruluk değerine sahip olan RF algoritması ile elde edildiği görülmektedir. Birbirlerinden farklı ağaçların birleşmesi ile koleksiyon yaparak kendini oluşturan rastgele orman algoritması bu özeliği ile budanmamış karar ağaçlarının dezavantajı olan aşırı öğrenmeyi engellemiştir. Ayrıca, tahmin yaparken birçok zayıf tahmincinin birleşerek daha kuvvetli tahmin sonucu elde etmesi iyi performans göstermesinde etkili olmaktadır.

- Senaryo 6 için algoritmaların tahmin sonuçlarının karşılaştırılması:

Şekil 2.82'de senaryo 6 için tüm ceza oranlarında algoritmaların analiz sonuçları gösterilmektedir.

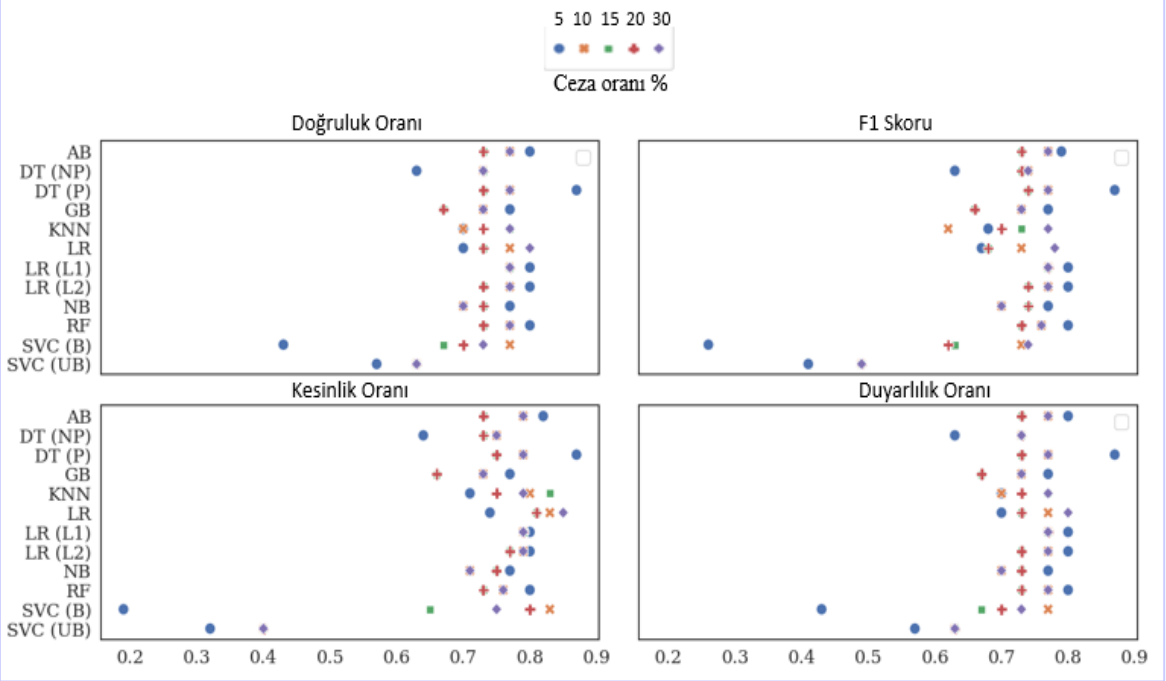


Şekil 2.82. Senaryo 6 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları

Şekil 2.82 incelendiğinde SVC(UB), SVC(U), LR ve NB hariç tüm algoritmaların performans metriklerinin ortalama %84 ile %89 aralığında olduğu görülmektedir. Bu nedenle senaryo 6 için çoğu algoritmanın tahmin performanslarının tatmin edici olduğu söylenebilir. Bunun nedeni olarak veri setindeki veri sayısının fazla olması ve veri sınıflarının ceza oranı artışına bağlı olarak dengesizleşmemesi söylenebilir.

- Senaryo 7 için algoritmaların tahmin sonuçlarının karşılaştırılması:

Şekil 2.83'te senaryo 7 için tüm ceza oranlarında algoritmaların analiz sonuçları gösterilmektedir.

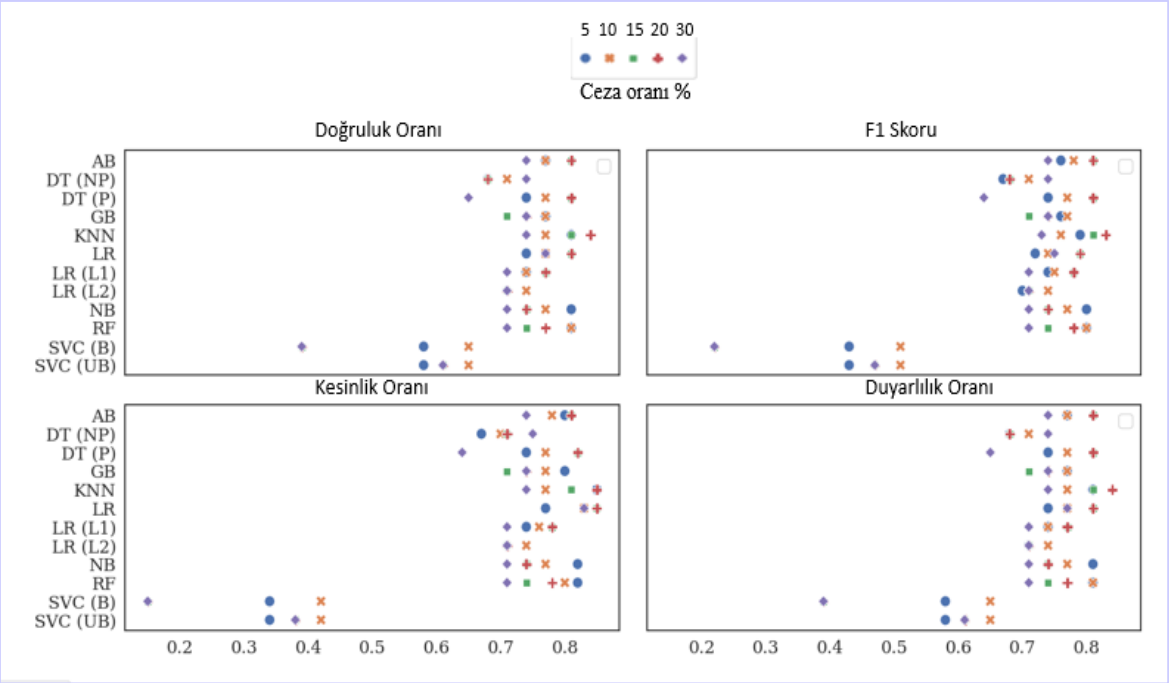


Şekil 2.83. Senaryo 7 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları

Şekil 2.83 dikkate alındığında senaryo 7 için en iyi performans değerinin, %5 ceza oranında ortalama %87 doğruluk oranı ile DT(P) ile elde edildiği görülmektedir. Genel anlamda tüm ceza oranlarında LR(l1) algoritmasının %77 ile %80 arası ortalama doğruluk oranında istikrarlı bir şekilde yüksek performans gösterdiği görülmüştür. Senaryo 7 için SVC(UB), algoritması tüm ceza oranlarında en kötü performans sonuçlarını göstermiştir.

- Senaryo 8 için algoritmaların tahmin sonuçlarının karşılaştırılması:

Şekil 2.84'te senaryo 8 için tüm ceza oranlarında model algoritmaların analiz sonuçları gösterilmektedir.

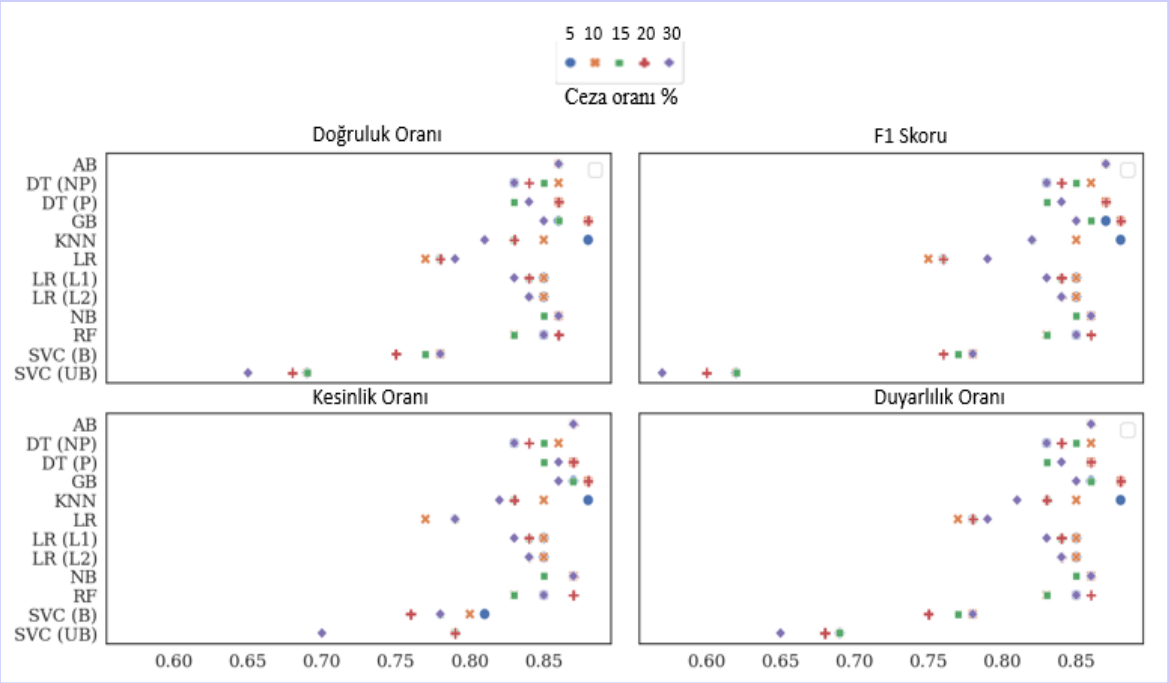


Şekil 2.84. Senaryo 8 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları

Şekil 2.84 incelendiğinde senaryo 8 için, modelde SVC algoritması haricinde kullanılan diğer algoritmaların model performans sonuçlarının yüksek olduğu görülmektedir. Özellikle %5 ceza oranında RF ve NB algoritmalarının, %10 ceza oranında DNN algoritmasının, %15 ceza oranında KNN ve DT(P) algoritmalarının; %20 ceza oranında AB ve DT(P) algoritmalarının tahmin sonuçlarının %81 doğruluk değerine ulaştığı görülmektedir. Uygulanan hiper parametrelerin model performanslarını iyileştirdiği analiz sonuçlarından tespit edilmiştir.

- Senaryo 9 için algoritmaların tahmin sonuçlarının karşılaştırılması:

Şekil 2.85'te senaryo 9 için tüm ceza oranlarında algoritmaların analiz sonuçları gösterilmektedir.



Şekil 2.85. Senaryo 9 için algoritmaların performans ölçüm sonuçları

Şekil 2.85 incelendiğinde LR ve SVC(UB) algoritmaları hariç genel olarak modelin tüm algoritmalarla yüksek performans sonucuna ulaştığı görülmektedir. Özelikle topluluk algoritmalarından olan AB ve GB tüm ceza oranlarında en düşük %83, en yüksek %88 doğruluk değerlerinde yüksek performans göstermiştir. Ayrıca veri sayısının fazla olması ve ceza oranları artışına bağlı olarak elde edilen sınıf kümelerinde aşırı dengesiz durumların ortaya çıkmamasının modelde kullanılan çoğu algoritmanın, tüm ceza oranlarında performans metrik değerlerinin yüksek çıkmasında etkili olduğu düşünülmektedir.

3. SONUÇ VE ÖNERİLER

Kamu ihale yoluyla birçok mal ve hizmet alımı gerçekleştirmektedir. Bu nedenle kamu sektörü bir nevi ülkelerdeki en büyük müşteri konumunda bulunmaktadır. İnşaat sektörünün karmaşık, riskli bir sektör oluşu kamu eliyle yapılmış ihalelerde birtakım sıkıntıların ortaya çıkmasına neden olabilmektedir. Kamu ihale sürecinin daha verimli yapılması adına literatürde birçok çalışma yer almaktadır. Literatürde bulunan yüklenici seçim çalışmaları incelendiğinde istatistiksel ve istatiksel olmayan birçok yöntem ile seçim sürecinin iyileştirilmeye çalışıldığı görülmektedir. Bu amaçla yapılan çalışmaların genelinde yüklenici seçim kriterleri üzerine odaklanıldığı görülmektedir.

Bu çalışmanın amacı, kamu ihalelerinde teklif değerlendirme sürecinde alınan karara katkıda bulunabilecek makine öğrenmesine dayalı bir karar-destek sistemi modeli sunmaktır. Yapım işleri ihaleleri uygulama yönetmeliğinde düzenlenen, 'ihaleye katılımda yeterlik kuralları' başlığı altında belirtilen yeterlik kriterleri incelenerek, bu kriterlerin yükleniciden istenilme durumlarına göre senaryolar hazırlanmıştır.

Model için veri temini Çevre, Şehircilik ve İklim Değişikliği Bakanlığına bağlı Çevre ve Şehircilik İl Müdürlüklerinden elde edilmiştir. Yapılan arşiv incelemesinde yapım işi ihalelerinin dosyaları incelenerek ceza türleri belirlenmiştir. Ceza türlerinin birbirlerine karşı önem derecelerini belirlemek için alanında uzman kişilerle anket yapılmıştır. Daha sonra anket sonuçları FAHP metodu kullanılarak değerlendirilmiştir. Böylece veri havuzunda yer alan her bir yapım işine, aldıkları ceza türüne göre ceza ağırlığı tanımlanmıştır. Bu ağırlık kurulan modele göre hem çıktı hem girdi değişkeni olarak değişebilmektedir.

Çalışma kapsamında tamamlanan yapım işlerindeki yüklenicilerin performans göstergeleri yüklenicinin proje boyunca aldığı cezalar dikkate alınarak değerlendirilmiştir. Bu değerlendirmede kullanılmak üzere ceza türlerinin önem ağırlıkları anket aracılığıyla uzmanlar tarafından değerlendirilmiştir. FAHP yöntemiyle belirlenen ceza ağırlıkları her iş için hesaplanarak toplam ceza ağırlıkları belirlenmiştir. İdarenin isteyeceği yeterlik kriterlerine göre senaryolar hazırlanmıştır. Veriler bu senaryolara göre makine öğrenme algoritmaları ile eğitilmiş ve sonuçları analiz edilmiştir. Böylece gerçek vakalardan elde edilen sonuçlar incelenerek istenilen senaryolar dahilinde daha rasyonel bir tahmin modeli elde edilmeye çalışılmıştır.

İstenilen yeterlik kriterleri ve yapım işi ile ilgili bilgiler çalışmada oluşturulan modellerin girdi verisini oluşturmaktadır. Modellerin çıktı verisi olarak 3 farklı değişken tanımlanabilmektedir. Bunlar; ceza oranı, sözleşme bedeli ve sınır değer olarak belirlenmiştir. Çıktı değişkenine göre değişen modellere; Model 1, Model 2 ve Model 3 adlandırılması yapılmıştır. Model 1'de çıktı değişkeni ceza oranı, Model 2'de çıktı değişkeni sözleşme bedeli ve Model 3'te çıktı değişkeni sınır değer olarak alınmıştır. Girdi ya da çıktı değişkenin farklı olduğu toplamda 9 senaryo hazırlanmıştır. Modeller her bir senaryo için %5, %10, %15, %20, %30 ceza oranlarında toplam 45 farklı durum için farklı algoritmalar ile analiz edilerek tahmin sonuçları karışıklık matrisi ile değerlendirilmiştir.

Model 2' de idare tarafından istenilen yeterlik kriterleri ile işin riskine, karmaşıklığına göre idarenin belirlediği ceza oranı için yüklenicinin teklif tutarının belli bir doğruluk oranında yeterli olup-olmadığı gösterilebilecektir. Böylelikle, teklif edilen tutarın idarenin ön göreceği bir performans göstergesine (ceza oranı) göre geçmiş teklif tutarlarınca uygun olup olmadığı kontrol edilebilecektir.

Çalışmada oluşturulan modeller ile farklı özelliklere sahip makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak en iyi tahmin performansı yakalanılmaya çalışılmıştır. Performans değerlendirilmesinin doğruluğu için karışıklık matrislerinden yararlanılmıştır.

Senaryo 1'in uygulanacağı Model 1' de girdi değişkenlerini ekonomik ve mali yeterlik kriterleri olarak bilanço, ciro, banka referans mektubu; mesleki ve teknik yeterlik kriteri olarak iş deneyim belgesi temsil ederken diğer girdi değişkenleri; işin yapılacağı yıl, işin süresi ve teklif bedelidir. Yükleniciden en fazla yeterlik kriterinin istenildiği senaryo olan Senaryo 1'de, çıktı değişkeni ceza oranı olarak tanımlanmıştır. Modelde en yüksek performans %15 ceza oranı ile k en yakın komşu algoritmasıyla tüm karışıklık matrisi değerleri sonucu %81 olarak elde edilmiştir. Model 1' e göre gerçekleştirilen analizler incelendiğinde en yüksek performans %15 ceza oranı ile senaryo 1'de elde edilmiştir.

Senaryo 4, 5 ve 6'nın sırasıyla uygulandığı Model 2 için en iyi performans sonuçları Senaryo 6 ile elde edilmiştir. Senaryo 6'nın uygulanacağı Model 2' de girdi değişkenlerini mesleki ve teknik yeterlik kriteri olarak iş deneyim belgesi temsil ederken diğer girdi değişkenleri; işin yapılacağı yıl, işin süresi ve ceza oranıdır. Yükleniciden en az yeterlik kriterinin istenildiği senaryo olan Senaryo 6'da çıktı değişkeni sözleşme bedeli olarak tanımlanmıştır.

Senaryo 6 için model tahmin performansları incelendiğinde yüksek oranda doğruluk değeri yanı sıra birbiri ile tutarlı performans ölçüm metrikleri de elde edilmiştir. Bu senaryo

da en yüksek ortalama doğruluk değerleri %88-%93 olarak elde edilmiştir. Senaryo 6 için oluşturulan model de uygulanan çoğu algoritmanın, belirlenen tüm ceza oranlarında yüksek performans gösterdiği görülmektedir. Bu çerçeve de kullanılan model ile ihale sürecinde benzer senaryoya sahip durumlarda, seçim aşamasında idare tarafından istenilen/belirlenen ceza oranı ile teklif veren yüklenicilerin teklif tutarlarının başarı sınıfı yüksek doğruluk değerinde tahmin edilebilir ve ihale sürecinde idareciye yüklenici seçim aşamasında fikir verebilir.

Senaryo 7'nin uygulanacağı Model 3'te girdi değişkenlerini ekonomik ve mali yeterlik kriterleri olarak bilanço, ciro, banka referans mektubu; mesleki ve teknik yeterlik kriteri olarak iş deneyim belgesi temsil ederken diğer girdi değişkenleri; işin yapılacağı yıl, işin süresi ve ceza oranıdır. Yükleniciden en fazla yeterlik kriterinin istenildiği senaryo olan Senaryo 7'de, çıktı değişkeni sınır değer olarak tanımlanmıştır. Model 3'te Senaryo 7 için en yüksek performans değeri, %5 ceza oranında budanmış karar ağacı (DT(P)) ve %30 ceza oranında DNN algoritmasının analiz sonucunda ortalama %87 doğruluk değeriyle elde edilmiştir. Genel anlamda tüm ceza oranlarında %77 doğruluk değerinin yakalanmasının yanı sıra lojistik regresyon (l1) algoritması sınır değerin başarı sınıfını tahmin etmede istenilen tüm ceza oranlarında %77 doğruluk değerine istikrarlı bir şekilde ulaşmıştır. Bu sonuca göre lojistik regresyonun (l1) Senaryo 7 ve Model 3 için tüm ceza oranlarında yüksek sonuçlar verdiği söylenebilir.

Senaryo 8'in değerlendirileceği Model 3'te girdi değişkenlerini ekonomik ve mali yeterlik kriterleri olarak bilanço, ciro; mesleki ve teknik yeterlik kriteri olarak iş deneyim belgesi temsil ederken diğer girdi değişkenleri; işin yapılacağı yıl, işin süresi ve ceza oranı olarak belirlenmiştir. Model 3'te Senaryo 8 için %30 ceza oranı hariç diğer istenilen ceza oranlarında en yüksek %81 oranında doğruluk değerine ulaşılmıştır.

Senaryo 9'un uygulanacağı Model 3'te girdi değişkenlerini mesleki ve teknik yeterlik kriteri olarak iş deneyim belgesinin istenildiği, diğer değişkenlerin işin yapılacağı yıl, işin süresi ve ceza oranı olarak belirlendiği, çıktı değişkenine sınır değerin tanımlandığı durumdur. Model 3'ün Senaryo 9 performans analiz sonucunda %5, %10, %20 ve %30 ceza oranlarında ortalama %85-%88 doğruluk değerinde tutarlı performans metrikleri elde edilmiştir. Topluluk öğrenme algoritmaları (GB, AdaBoost) en iyi performansı Model 3'te Senaryo 9'da göstermiştir. Tüm model ve performanslar arasında en yüksek analiz sonuçları Senaryo 9'un uygulandığı Model 3 ile elde edilmiştir.

Senaryolar ile oluşturulan tüm modellerin analiz sonuçları incelendiğinde genelde hiper parametre ile oluşturulan algoritmaların, parametre kullanılmayan algoritmalardan daha iyi performans gösterdiği gözlemlenmiştir.

Dengeli ve dengesiz karar destek sınıflandırıcılarının neredeyse tüm senaryolar için kötü performans gösterdiği gözlemlenmiştir.

Modelin kullanıcılar tarafından anlaşılmasının zor olmaması ve analiz sonuçlarının çok kısa bir sürede elde edilebilir olmasından dolayı modelin kullanımı ihaleyi yapan idareci için oldukça pratik ve kolaydır.

Kullanılan modelin esnek yapısı ihaleyi yapan idarenin kendi belirlediği herhangi bir ceza oranında sonuç verebilmektedir. Bu sayede idare yapım işinin büyük, karmaşık ve riskli olması durumunda kendi belirleyebileceği ceza oranı ile yüklenicilerin performans sınıfını önceden tahmin edebilecektir.

Makine öğrenme algoritmalarının eğitiminde veri sayısının fazla olması performans metriklerinin daha iyi analiz sonucu vermesini sağlayacaktır. Veri setlerinin incelenmesi ile dengesiz sınıfların olduğu ve bu sınıfların olduğu kümelerde algoritma sonuçlarının doğruluk değerlerinin düşük çıktığı gözlemlenmiştir. Bu sorunun önüne geçebilmek için sentetik örnekler oluşturarak yeterli sayısı olmayan sınıflarda örneklem verisini arttırarak dengeleme yapan SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) yönteminin kullanılması modelin performansına olumlu yönde katkı sağlayacağı düşünülmektedir. Bunun yanı sıra, kamunun yaptırmış olduğu işlerin kabul süreçlerini gösteren belgelerinin çalışmada kullanılan formatta tutulması kullanılan modelin daha yüksek performansla çalışmasına yol açacaktır. Buradan hareketle verilerin istenilen formatta tutulması büyük veri setlerinin oluşmasına yol açacağından çalışmada kullanılan model daha da geliştirilerek hali hazırda kullanılan ve literatürde çeşitli sorunları olduğu bildirilen yüklenici seçim süreci yerine geçebilecek yapay zekaya dayalı bir seçim modelinin gelişimine öncü olabilecektir.

Çevre ve Şehircilik İl Müdürlüğü ve Valilik Yatırım İzleme kabul komisyonlarında bulunmuş veya bulunmakta olan en az 3 yıllık deneyime sahip alanında deneyimli 20 kişi ile anket çalışması yapılarak yapım işlerinin kabul süreçlerinde görülen kesintilerin önem dereceleri değerlendirilmiştir. Anket çalışmasının kapsamının genişletilmesi ile elde edilen yeni değerlendirmelerin ilgili modellere yansıtılmasıyla ulaşılacak sonuçlar, çalışmada elde edilen sonuçlar ile karşılaştırılarak değerlendirici uzman kişi sayısındaki artışın sonuçlara olabilecek etkisi incelenebilir.

Çeşitli resmi izinler/onay süreci gibi nedenler ve beklenilmeyen pandemi koşulları nedeni ile sınırlı boyutta kalan veri setinin, daha fazla sayıda Çevre Şehircilik İl Müdürlükleri ve Valilik Yatırım İzleme birimleri ziyaret edilerek genişletilmesi, çalışma sonucunda bulunan performans değerlerinin iyileştirilmesi yönünde katkı sağlayacaktır. Bunun yanı sıra Kamunun pek çok farklı birimlerinde ihale yolu ile gerçekleştirilen mal ve hizmet alımı işlerinde çalışmada detaylandırılan yöntemler izlenerek her birimin kendi amaçları doğrultusunda geliştirebilecekleri yapay zekaya dayalı karar destek modelleri geliştirilebilir.

Gelişen teknoloji ve geliştirilen sayısal yöntemlere bağlı olarak çalışmada kullanılan makine öğrenmesi algoritmalarının sayısının arttırılması veya son dönemde öne çıkan topluluk öğrenmesi (ensemble learning) tekniğinin kullanılması çalışmada ulaşılan noktanın bir adım daha ileri gitmesine katkıda bulanabilecektir.

4. KAYNAKLAR

Aibinu, A.A. ve Jagboro, G.O., 2002. The Effects of Construction Delays on Project Delivery in Nigerian Construction Industry, International Journal of Project Management, 20,8, 593-599.

Akçay, C., 2008. Avrupa Uygunluk Kriterlerine Göre Bir Kamu İhale Karar Destek Modeli, Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Akcay, M.F., https://medium.com/deep-learning-turkiye/nedir-bu-destek-vektör-makineleri-makine-öğrenmesi-serisi-2-94e576e4223e, 5 Kasım 2021.

Alsakran, J., Al-Kadi, O., Faris, H., Fayyoumi, A. ve Rodan, A., 2015. Negative Correlation Learning For Customer Churn Precision: A Comparison Study, The Scientific World Journel, 1,1, 1-6.

Arabacı, H. ve Çavdar, F., 2018. Temel Finansal Tablolar Analizinin Etkin Bir Vergi Denetimi Açısından Önemi, Social Sciences Research Journal. 74, 172-182.

Aje, I., 2012. The Impact of Contractors' Prequalification on Construction Project Delivery in Nigeria. Engineering, Construction and Architectural Management, 19, 2, 159–172.

Assaf, S.A. ve Al-Hejjj S., 2006. Causes of Delay in Large Construction Projects, International Journal of Project Management, 24,4, 349-357.

Adotévi, S., 2004. Public Procurement Performance, Internationa Public Procurement Proceedings,3, 243-261.

Ahbab, C., 2012. An Investigation on Time and Cost Overrun in Construction Projects, Yüksek Lisans, Eastern Mediterranean University, Fen Bilimleri Enstitüsü, Gazimağusa, North Cyprus.

Baykasoglu, A., Ozbay, E., Tolga Gogus, M. ve Oztas, A., 2009. Contractor Selection with Multi Criteria Decision Support Tools, International Journal of Industrial and Systems Engineering, 4,2, 174–197.

Bayram, S., 2013. Türkiye Kamu İnşaat Projelerindeki Maliyet ve Süre Sapmalarının Yapay Zekâ Yöntemleri ile Kıyaslamalı Analizi, Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri.

Bayram, S., Öcal, M.E. ve Laptalı, O.E., 2012. Analysis of Cost and Schedule Variances in Construction Works with Artificial Intelligence Approaches: The Case of Turkey. International Students' Conference of Civil Engineering, ISCCE 2012, 10-11 May 2012, Epoka University, Tirana, Albania.

Breiman, L., 2001. Random Forests, Machine Learning (Springer), 45, 5-32s.

Bayraktar, D. ve Bayraktar, E.A., 2016. Yapım İşleri İhalelerinde İş Deneyim Belgelerinin Değerlendirilmesi, SDÜ Teknik Bilimler Dergisi, 6,1, 12-17.

Cebe, G. B., 2015. Türkiye'de Yapılan İnşaat Projelerinde Yapım Aşamasında Maliyet ve Süre Aşımına Neden Olan Faktörlerin İncelenmesi, Yüksek Lisans, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Chang, D.Y., 1996. Applications of The Extent Analysis Method on Fuzzy AHP. Europen Journal Operational Research, 95,3, 649-655.

Cheng, E.W. ve Li, H., 2004. Contractor Selection Using the Analytic Network Process, Construction Management and Economics, 22,10,1021-1032.

Chan, F.T.S., Kumar, N., 2007. Global Supplier Development Considering Risk Factors Using Fuzzy Extended AHP-Based Approach, Omega, 35, 4, 417-431.

Colley W, 2019.Comparison of Machine Learning Algorithms for Financial Evaluation, Yüksek Lisans, Gebze Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kocaeli.

Crook, J.N., Edelman D. B. ve Thomas L. C., 2007. Recent Developments in Consumer Credit Risk Assessment, European Journal of Operational Research, 183, 1447–1465.

Cortes C. ve Vapnik V., 1995, Support-Vector Networks, Machine Learning, 20,3, 273-297.

Çarkacı, N., 2018. Derin Öğrenme Uygulamalarında Hiper Parametre Seçim Yöntemleri, https://medium.com/deep-learning-turkiye/derin-ogrenme uygulamalarinda model-dogrulama-ve-hiper-parametre-secim-yontemleri-823812d95f3. 07 Ekim 2021.

Çiftçi, B.Z.Ö. ve Yılmaz, H.H., 2019. Kamu İhale Süreçlerinin Uyuşmazlık Kararları Çerçevesinde Değerlendirilmesi, Ankara University SBF Journal, Ankara Üniversitesi, 74,1, 109-133.

Demir, Y.A., 2021. Kamu İhale Kanunundan ve Kamu İhale Sözleşmeleri Kanunundan Kaynaklanan Uyuşmazlıklar ile Çözüm Yolları, Yüksek Lisans, İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.

Demirel, Ü., 2019. Türkiye'de Bankacılık Sektöründe Bilanço Yapısı ve Bilanço Analizi: Bir Banka Üzerine Uygulama, Yüksek Lisans, Marmara Üniversitesi, Bankacılık ve Sigortacılık Enstitüsü, İstanbul.

Ding, C., Wu, X., Yu, G. ve Wang, Y. 2016. A Gradient Boosting Logit Model to Investigate Driver's Stop-or-Run Behavior at Signalized Intersections Using High-Resolution Traffic Data, Transportation Research Part C: Emerging Technologies, Pergamon, 72, 225–238.

Ding, J.F. ve Liang, G.S., 2005. Using Fuzzy MCDM to Select Partners of Strategic Alliances

Doğan, C., 2021. İstatistiksel ve Makine Öğrenme ile Derin Sinir Ağlarında Hiper Parametre Seçimi için Melez Yaklaşım, Yüksek Lisans, Hacettepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

Doloi, H., Iyer, K. C. ve Sawhney, A., 2011. Structural Equation Model for Assessing Impacts of Contractor's Performance on Project Success. International Journal of Project Management, 29, 6, 687–695.

Durdyev, S., Ismail S. ve Bakar, N.A., 2012. Factors Causing Cost Overruns In Construction Of Residentıal Projects; Case Study Of Turkey, International Journal of Science and Management, 1,1, 3-12.

El-Sawalhi, N., Eaton, D. ve Rustom, R., 2007. Contractor Prequalification Model: State-of-the-art, International Journal of Project Management, 25,5,465–474.

Enyinda, C. I., Ogbuehi, A. O. ve Udo, G., 2011. A Decision Support Model for Contractor Selection in a Government Procurement Supply Chain: Evidence from an Emerging Market, Journal of Management Policy and Practice, 12,7, 9–17.

Ergonul, S. ve Yilmaz, A., 2011. Selection of Contractors for Middle-Sized Projects in Turkey, Gazi University Journal of Science, 24,3, 477–485.

Gnanambal, S., Thangaraj, M., Meenatchi, V.T. ve Gayathri, V., 2018. Classification Algorithms with Attribute Selection: An Evaluation Study Using WEKA, International Journal of Advanced Networking and Applications, 9 6, 3640-3644.

Görmez, B.İ., 2021. Adli Bilişimde Makine Öğrenmesi: Makine Öğrenmesi Algoritmaları ile Terör Olaylarının Tahmin Edilmesi Çalışması, Yüksek Lisans, Ankara Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

Harrıngton, P, 2012. Machine Learning in Action, Manning Publications, Shelter Island.

I. Çakmak, P. ve Taş, E., 2017. Kamu Yapım İhalelerinde Sözleşme Dokümanlarından Kaynaklanan Problemlerin Tespiti, Megaron, 12,2, 316-328.

Jaskowski, P., Biruk, S. ve Bucon, R., 2010. Assessing Contractor Selection Criteria Weights with Fuzzy AHP Method Application in Group Decision Environment, Automation in Construction, 19,120–1

Jiang, Z. ve Shen, G., 2019. Prediction of House Price Based on the Back Propagation Neural Network in the Keras Deep Learning Framework, 6th International Conference on Systems and Informatics, ICSAI 2019, IEEE, No. Icsai, pp. 1408–1412.

Kadefors, A., Björlingson, E. ve Karlsson, A., 2007. Procuring Service Innovations: Contractor Selection for Partnering Projects, International Journal of Project Management, 25,4, 375–385.

Kahraman, C., Cebeci, U. ve Ruan, D., 2004. Multi-Attribute Comparison of Catering Service Companies Using Fuzzy AHP: the Case of Turkey, International Journal of Production Economics, 87, 2, 171-184.

Karabay, B., 2019. Yaşanan Terör Olaylarını İçeren Büyük Verinin Makine Öğrenmesi Teknikleri ile Analizi, Yüksek Lisans, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elâzığ.

Kaufmann, M., 1999. Data Preparation for Data Mining.

Kamu İhale Kurumu, https://www.ihale.gov.tr, 10 Ekim 2018.

Karsak, E.E. ve Tolga, E., 2001. Fuzzy Multi-Criteria Decision Making Procedure for Evaluating Advanced Manufacturing System Investments, International Journal of Production Economics, 69,1, 49-64.

Kartal, E., 2015. Sınıflandırmaya Dayalı Makine Öğrenmesi Teknikleri ve Kardiyolojik Risk Değerlendirmesine İlişkin Bir Uygulama, Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü İstanbul.

Kazaz, A. ve Ulubeyli, S., Tuncbilekli, N.A., 2011. Causes Of Delays In Construction Projects In Turkey, Journal of Civil Engineering and Management, 18,3,426-435.

Keskin, P, 2019. Process Capability Analysis (PCA) of Tender Evaluation Process in Public Agencies, Yüksek Lisans, İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü, Mühendislik ve Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir.

Khoshgoftar, M., A. Bakar., A.H. ve Osman, O., 2010. Causes of Delays in Iranian Construction Projects, International Journal of Construction Management, 10,2.,53-69.

Kilincci, O. ve Onal, S.A., 2011. Fuzzy AHP Approach for Supplier Selection in a Washing Machine Company, Expert System Application, 38,8, 9656-9664.

Klir, G.L. ve Yuan, B., 1995. Fuzzy Sets and Fuzzy Logic, New Jersey: Prentice hall, 4.

Koğ, F., 2016. Çoklu Ajan Sistemleri ile İnşaat Sektörü için Bir Yüklenici Seçimi Modeli, Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Kulak, O. ve Kahraman, C., 2005. Multi-Attribute Comparison of Advanced Manufacturing Systems Using Fuzzy vs. Crisp Axiomatic Design Approach, International Journal of Production Economics, 95,3, 415-424.

Kumar, A., Correlation Concepts, Matrix and Heatmap using Seaborn, https://vitalflux.com/correlation-heatmap-with-seaborn-pandas, 5 Kasım 2021.

Koptur, M. 2017. Düzenlileştirme (Regularization). Makine Öğrenimi. https://makine ogrenimi. wordpress. com. duzenlilestirme-regularization/ .06 Eylül 2021.

Lam, K.C., Lam, M.C.K. ve Wang, D., 2010. Efficacy of Using Support Vector Machine in a Contractor Prequalification Decision Model, Journal of Computing in Civil Engineering, 24,3, 273–280.

Lam, K. C. ve Yu, C. Y. 2011. A Multiple Kernel Learning-Based Decision Support Model for Contractor Pre-Qualification. Automation in Construction, 20,5, 531–536.

Liang, J., Qin, Z., Xiao, S., Ou, L. ve Lin, X., 2019. Efficient and Secure Decision Tree Classification for Cloud-Assisted Online Diagnosis Services, IEEE Transactions Dependable Secure Computing, 18, 4.

Li, S., Foulger, J. R. ve Philips, P. W. 2008. Analysis of the Impacts of the Number of Bidders Upon Bid Values Implications for Contractor Prequalification and Project Timing and Bundling, Public Works Management & Policy, 12,3, 503–514.

Liu, Y., M. Eckert, C., Earl, C., 2020. A Review of Fuzzy AHP Methods for Decision-Making with Subjective Judgements, Expert Systems with Applications, 161,2020, 113738.

Matplotlib, https://matplotlib.org, 7 Ağustos 2021.

Marucci-Wellman, H.R., Corns, H.L. ve Lehto, M.R., 2017. Classifying Injury Narratives of Large Administrative Databases for Surveillance-A Practical Approach Combining Machine Learning Ensembles and Human Review, Accident Analysis & Prevention 98, 359–371.

Maskey, S. R., Badsha, S., Sengupta, S. ve Khalil, I., 2020. Bits: Blockchain Based Intelligent Transportation System with Outlier Detection for Smart city, IEEE Annual on Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops), New York, 1–6.

Muriira L., Zhao Z., Min G., 2018. Exploiting Linear Support Vector Machine for Correlation-Based High Dimensional Data Classification in Wireless Sensor Networks, Sensors, 18,9, 2840.

Mistikoglu, G., Gerek, I.H., Erdis, E., Usmen, P.E.M., Cakan, H., Kazan, E.E, 2015.Decision Tree Analysis of Construction Fall Accidents Involving Roofers, Expert Systems with Applications,42,4, 2256-2263.

Ng A., 2020. Neural Network and Deep Learning, https://www.coursera.org/learn/neural-networks-deep-learning. 05 Ağustos 2021.

Özyürek, İ., 2018. Kamu Yapım İhalelerinde Yüklenici Seçimi için Alternatif bir Yöntem Önerisi, Doktora Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

Özdemir, R., 2021. Makine Öğrenmesindeki Sınıflandırma Yöntemlerinin Karşılatırılması ve E-Ticaret Üzerinde bir Uygulama, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Ticaret Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Phan, T.D., 2018. Housing Price Prediction Using Machine Learning Algorithms: The Case of Melbourne city, Australia, 2018 International Conference on Machine Learning and Data Engineering, pp. 35-42.

Pandas, https://pandas.pydata.org. 07 Ağustos 2021

Podgorelec, V., 2000. Decision Trees An Overview and Their Use in Medicine, Journal of Medical Systems, 26, 445-463

Polat, G., Okay, F. ve Eray, E., 2014. Factors Affecting Cost Overruns in Micro-Scaled Construction Companies, Procedia Engineering, 85, 428-435.

Quinlan, J., 1996. Bagging, Boosting, and C4.5, Proceedings of the 13th National Conference on Artificial Intelligence, 725-730.

Ribeiro, M.H.D. ve Coelho, L.S., 2020. Ensemble Approach Based on Bagging, Boosting and Stacking, for Short-Term Prediction in Agribusiness Time Seies, Applied Soft Computing, 86, 105837.

Saaty, T. L., 1990. How to Make Decisions; the Analytical Hierarchy Process, European Journal of Operational Research, 48, 1, 9–26.

Sambasivan, M. ve Wen Soon Y., 2007. Causes and Effects of Delays in Malaysian Construction Industry, International Journal of Project Management,25, 5, 517-526.

Shaik, B.A. ve Sirinivasan, S., 2018. A Brief Survey on Random Forest Ensembles in Classification Model, International Conference on Innovative Computing and Communications Lecture Notes in Networks and Systems,56, 253-260s.

Singh, D. ve Tiong, R., 2006. Contractor Selection Criteria: Investigation of Opinions of Singapore Construction Practitioners, Journal of Construction Engineering and Management, 132,9, 998-1008.

Sugumaran, V., Ajith Kumar, R., Gowda, B. H. L. ve Sohn, C. H., 2009. Safety Analysis on A Vibrating Prismatic Body: A Data-Mining Approach. Expert Systems with Applications, Pergamon, 36,3,6605–6612.

Scikit-Learn, https://scikit-learn.org/stable. 07 Ağustos 2021.

Tango, F. ve Botta, M. 2013. Real-Time Detection System of Driver Distraction Using Machine Learning, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 14,2, 894–905.

Tanyıldızı, E. ve Demirtaş, F., 2019.Hiper Parametre Optimizasyonu Hyper Parameter Optimization, 1st International Informatics and Software Engineering Conference, UBMYK,1-5.

Tien Bui, D., Khosravi, K., Shahabi, H., Daggupati, P., Adamowski, J.F., Melesse, A. M., Thai Pham, B., Pourghasemi, H. R., Mahmoudi, M., Bahrami, S., Pradhan, B., Shirzadi, A., Chapi, K. ve Lee, S., 2019. Flood Spatial Modeling in Northern Flood Spatial Modeling in Northern Iran Using Remote Sensing and GIS: A Comparison between Evidential Belief Functions and Its Ensemble with a Multivariate Logistic Regression Model, Remote Sensing,11,13.

Toğan, V., Mostofi, F. ve Tokdemir, O.B., 2021. Risk Management Infrastructure Based on Machine Learning Techniques to Identify Risk-Compliant Control Measures for Construction Safety. Journal of Construction Engineering and Management, Hakem değerlendirmesinde (Gönderi tarihi: 10/12/2021).

Topcu, Y.I., 2004. A Decision Model Proposal for Construction Contractor Selection in Turkey, Building and Environment, 39,4,469-481.

Troussas, C., Virvou, M., J. Espinosa, K., Llaguno, K. ve Caro, J., 2013. Sen-Timent Analysis of Facebook Statuses Using Naive Bayes Classifier for Language Learning, IEEE, 2013,1-6.

Turhan, N., 2006. Kamu İhale Sistemindeki Değişikliğin İnşaat Yatırımlarının Süre ve Maliyetlerine Yansımaları, Yüksek Lisans Tezi, Çukurova Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Adana.

Tüysüzoğlu, G., 2021. Data Mining and Machine Learning in Environmental Informatics, Doktora Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir.

Uçmazbaş, Ö., 2016. İnşaat Projelerinde Gecikmeye Neden Olan Faktörler: Bir Sentezleme Çalışması, Yüksek Lisans, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Ulaş, M. ve Karabay, B., 2020. Terör Saldırılarını İçeren Büyük Verinin Makine Öğrenmesi Teknikleri ile Analizi, Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 32,1, 267-277, 2020.

Uslu, Y., 2019. Kamu İhale Sözleşmelerinde Nefaset Kesintisi, Yüksek Lisans Tezi, Hacı Bayram Veli Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Ankara.

Çarkacı, N., 2018. Derin Öğrenme Uygulamalarında Hiper Parametre Seçim Yöntemleri, https://medium.com/deep-learning-turkiye/derin-ogrenme uygulamalarinda model-dogrulama-ve-hiper-parametre-secim-yontemleri-823812d95f3. 07 Ekim 2021.

URL-1, https://www.ihale.gov.tr/ihale_istatistikleri-45-1.html, 5 Ekim 2021.

URL-2, https://www.resmigazete.gov.tr/eskiler/2017/01/20170125.pdf, 5 Eylül 2021.

URL-3, Logistic fonksiyon https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html# logistic-regression, 5 Kasım 2021.

URL-4, Logistic fonksiyon, https://en.wikipedia.org/wiki/Logistic_function#cite_note-2, 5 Eylül 2021.

URL-5, https://scikit-learn.org/stable/modules/naive_bayes.html, 10 Ekim 2021.

Vahdani, B., Mousavi, S.M., Hashemi, H., Mousakhani, M. ve Tavakkoli- Moghaddam, R., 2012, A New Compromise Solution Method for Fuzzy Group Decision-Making Problems with an Application to the Contractor Selection, Engineering, Applications of Artificial Intelligence, 26, 779–788.

Waara, F. ve Bröchner, J., 2006. Price and Nonprice Criteria for Contractor Selection. Journal of Construction Engineering and Management,132,8, 797-804.

Wu, X., Kumar, V., Quinlan, J., Ghosh, J., Yang, Q., Motoda, H., Steinberg, D.,2008. Top 10 Algorithms in Data Mining, Knowledge and Information Systems, 14,1–37.

Yaman, O., 2016. Monopson Piyasa Modelindeki Kamu İhalelerinde Yüklenici Seçimine Alternatif Çözüm Önerisi, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Arel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Yapım İşleri Uygulama Yönetmeliği, https://www.ihale.gov.tr/Mevzuat.aspx, 10 Eylül 2021.

Yılmaz, A., 2006. Constructıon Contractor Selection Procedure in Publıc Procurement by Evaluating Bıd Price and Non-Price Criteria: A Model Proposal, Yüksek Lisans Tezi, Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Zeytinoğlu, F. 2019. Bayesyen İstatistik. Yalın Yayıncılık.

Zhu, R., Hu, X., Hou, j., Li, X., 2021. Application of Machine Learning Techniques for Predicting the Consequences of Construction Accidents in China, Process Safety and Environmental Protection, 145,293-302.

8. EKLER

Ek 1. Yüklenici Performans Değerlendirme Anketi

Sayın Yetkili,

Bu anket çalışmasının amacı doktora çalışması için yüklenici performansında etkili olan kriterlerin önem derecelerinin belirlenmesini sağlamaktır. Bu amaç doğrultusunda yapacağınız katkıdan dolayı teşekkür ediyoruz.

Anket iki ana bölümden oluşmaktadır. İlk bölüm katılımcı bilgileri ile ilgili demografik özellikleri içermektedir. İkinci bölüm yüklenici performans değerlendirmesi için önem derecesi ölçeğine göre ikili karşılaştırmaları içermektedir.

Bu çalışmada elde edilecek veriler yalnızca akademik çalışma için kullanılacaktır.

Ek 1’in devamı

A. KİŞİSEL BİLGİ FORMU

1. Kamu inşaat sektöründe yapım işi ihalelerinde hangi konumlarda bulundunuz? (Çoklu seçim yapabilirsiniz.)

a-) Yapı şube müdürü
b-) Geçici kabul komisyonu
c-) Kesin kabul komisyonu
d-) Kontrolör
e-) Diğer (….)

2. Yaş Grubunuz

a-) 30’ dan az b-) 30-44 c-) 45-59 d-) 60 ve üzeri

3. Eğitim düzeyiniz

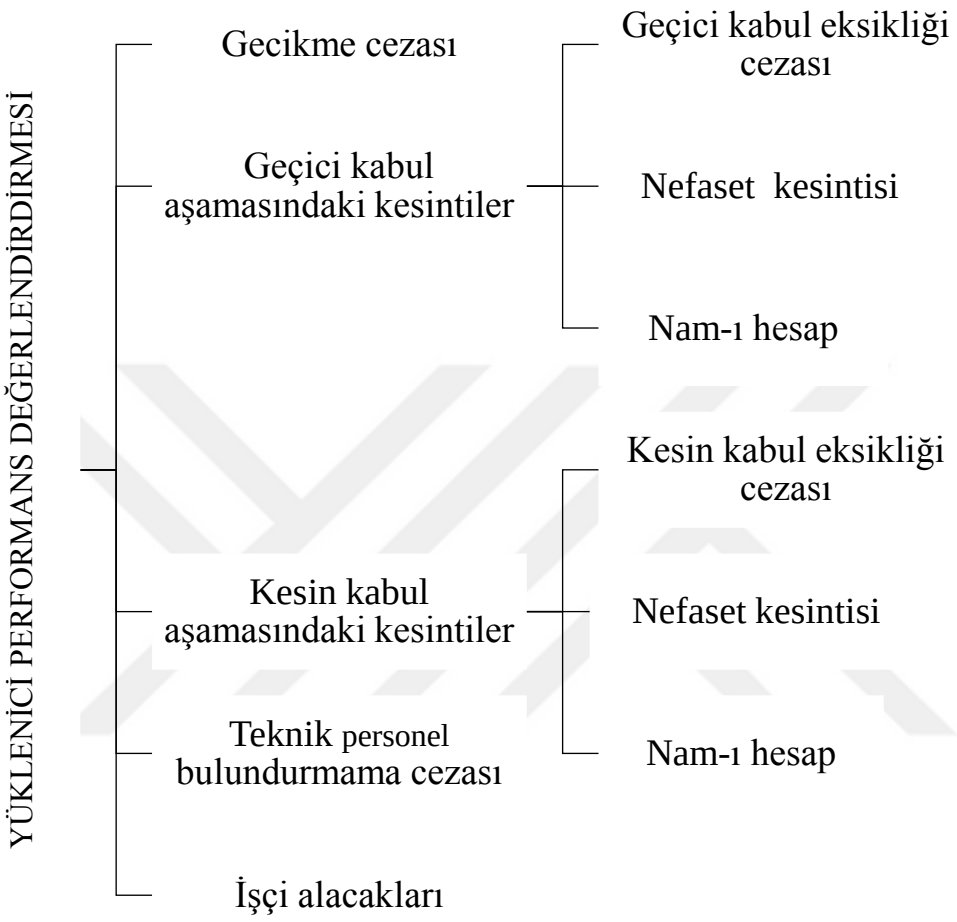
a-) Lisans (Üniversite) b-) Yüksek lisans c-) Doktora

4. İnşaat sektöründe toplam mesleki tecrübeniz

a-) 5 yıldan az b-) 5-10 yıl c-) 10-15 yıl d-) 15-25 yıl e-) 25 yıl ve

Ek 1'in devamı

B. YÜKLENİCİ PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ KARAR AĞACI



Semboller	**Açıklama**	**Semboller**	
GC	Gecikme Cezası	EDÖ	Eşit derecede önemli
GKAK	Geçici Kabul Aşamasındaki Kesintiler	ODÖ	Orta derecede önemli
KKAK	Kesin Kabul Aşamasındaki Kesintiler	KDÖ	Kuvvetli derecede önemli
TPBC	Teknik Personel Bulundurmama Cezası	ÇKDÖ	Çok kuvvetli derecede önemli
İA	İşçi Alacakları	MDÖ	Mutlak derecede önemli
GKEC	Geçici Kabul Eksikliği Cezası		
KKEC	Kesin Kabul Eksikliği Cezası		
NK	Nefaset Kesintisi		
NH	Nam-ı Hesap		

Ek 1'in devamı

1. Yüklenici başarısını etkileyen aşağıdaki ceza ve kesinti türlerinin, yükleniciyi başarısız atfetmede önem derecesi nedir.

	Önem derecesi ⟺							Önem derecesi	
Ana kriter	MDÖ	ÇKDÖ	KDÖ	ODÖ	EDÖ	ODÖ	KDÖ	ÇKDÖ	MDÖ	**Ana kriter**
GC										GKAK
GC										KKAK
GC										TPBC
GC										İA
GKAK										KKAK
GKAK										TPBC
GKAK										İA
KKAK										TPBC
KKAK										İA
TPBC										İA

2. Geçici kabul aşamasındaki ceza ve kesinti türlerinin, yükleniciyi başarısız atfetmede önem derecesi nedir.

	Önem derecesi ⟺							Önem derecesi	
Ana kriter	MDÖ	ÇKDÖ	KDÖ	ODÖ	EDÖ	ODÖ	KDÖ	ÇKDÖ	MDÖ	**Ana kriter**
GKEC										NK
GKEC										NH
NK										NH

3. Kesin kabul aşamasındaki ceza ve kesinti türlerinin, yükleniciyi başarısız atfetmede önem derecesi nedir.

	Önem derecesi ⟺							Önem derecesi	
Ana kriter	MDÖ	ÇKDÖ	KDÖ	ODÖ	EDÖ	ODÖ	KDÖ	ÇKDÖ	MDÖ	**Ana kriter**
KKEC										NK
KKEC										NH
NK										NH

Ek 2. Etik Kurul Kararı

KTÜ

T.C.
KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ REKTÖRLÜĞÜ
Fen ve Mühendislik Bilimleri Etik Kurulu

Sayı : E-26014373-050.01.04-190187
Konu : Arş. Gör. Duygu TEKİN'in Etik Kurul Kararı

REKTÖRLÜK MAKAMINA
(Hukuk Müşavirliği)

İlgi : 08.11.2021 tarihli ve E-41863201-199-12739 sayılı yazı.

Mühendislik Fakültesi İnşaat Mühendisliği Bölümü öğretim elemanlarından Arş. Gör. Duygu TEKİN'in, doktora tez çalışması için hazırladığı anket çalışması için "Etik Kurul Belgesi" ile ilgili olarak kurulumuza yaptığı başvuru değerlendirilerek etik açısından uygun bulunmuş ve sonucu ekte gönderilmiştir.

İlgili öğretim elemanının bilgilendirilmesi hususunda gereğini bilgilerinize arz ederim.

Prof. Dr. Ahmet BİRİNCİ
Başkan

Ek: Etik Kurul Toplantı Tutanağı (2 sayfa)

Ek 3. Tablolar

Ek Tablo 1. KNN algoritmasında kullanılan optimum parametre değerleri

Model adı	Senaryo adı	Ceza oranı	k değeri
Model 1	S1	%5	12
	S1	%10	11
	S1	%15	3
	S1	%20	8
	S1	%30	49
	S2	%5	49
	S2	%10	18
	S2	%15	7
	S2	%20	3
	S2	%30	37
	S3	%5	47
	S3	%10	34
	S3	%15	16
	S3	%20	22
	S3	%30	49
Model 2	S4	%5	8
	S4	%10	49
	S4	%15	37
	S4	%20	40
	S4	%30	30
	S5	%5	49
	S5	%10	12
	S5	%15	49
	S5	%20	24
	S5	%30	30
	S6	%5	2
	S6	%10	10
	S6	%15	11
	S6	%20	35
	S6	%30	8
Model 3	S7	%5	14
	S7	%10	12
	S7	%15	19
	S7	%20	19
	S7	%30	25
	S8	%5	15
	S8	%10	21
	S8	%15	7
	S8	%20	9
	S8	%30	30
	S9	%5	25
	S9	%10	43
	S9	%15	49
	S9	%20	39
	S9	%30	33

Ek 3’ün devamı

Ek Tablo 2. RF algoritmasında kullanılan optimum parametre değerleri

Model adı	Senaryo adı	Ceza oranı	Ağaç sayısı
Model 1	S1	%5	25
	S1	%10	800
	S1	%15	50
	S1	%20	70
	S1	%30	400
	S2	%5	500
	S2	%10	30
	S2	%15	50
	S2	%20	30
	S2	%30	200
	S3	%5	25
	S3	%10	800
	S3	%15	50
	S3	%20	70
	S3	%30	400
Model 2	S4	%5	500
	S4	%10	50
	S4	%15	200
	S4	%20	200
	S4	%30	200
	S5	%5	25
	S5	%10	200
	S5	%15	60
	S5	%20	30
	S5	%30	300
	S6	%5	300
	S6	%10	50
	S6	%15	40
	S6	%20	300
	S6	%30	300
Model 3	S7	%5	25
	S7	%10	80
	S7	%15	200
	S7	%20	60
	S7	%30	70
	S8	%5	600
	S8	%10	200
	S8	%15	200
	S8	%20	70
	S8	%30	60
	S9	%5	20
	S9	%10	20
	S9	%15	20
	S9	%20	70
	S9	%30	200

Ek 3'ün devamı

Ek Tablo 3. GBT algoritmasında kullanılan optimum parametre değerleri

Model adı	Senaryo adı	Ceza oranı	Ağaç sayısı
Model 1	S1	%5	20
	S1	%10	25
	S1	%15	90
	S1	%20	40
	S1	%30	50
	S2	%5	25
	S2	%10	20
	S2	%15	60
	S2	%20	20
	S2	%30	150
	S3	%5	20
	S3	%10	25
	S3	%15	90
	S3	%20	40
	S3	%30	50
Model 2	S4	%5	20
	S4	%10	20
	S4	%15	60
	S4	%20	60
	S4	%30	60
	S5	%5	20
	S5	%10	20
	S5	%15	50
	S5	%20	20
	S5	%30	50
	S6	%5	70
	S6	%10	80
	S6	%15	200
	S6	%20	30
	S6	%30	25
Model 3	S7	%5	20
	S7	%10	60
	S7	%15	20
	S7	%20	20
	S7	%30	60
	S8	%5	150
	S8	%10	25
	S8	%15	20
	S8	%20	20
	S8	%30	400
	S9	%5	400
	S9	%10	300
	S9	%15	50
	S9	%20	500
	S9	%30	25

Ek 3'ün devamı

Ek Tablo 4. SVC(UB) algoritmasında kullanılan optimum prametre değerleri

Model adı	Senaryo adı	Ceza oranı	C	Gamma
Model 1	S1	%5	1	0.0001
	S1	%10	1	0.0001
	S1	%15	1	0.0001
	S1	%20	1	0.0001
	S1	%30	1	0.0001
	S2	%5	1	0.0001
	S2	%10	1	0.0001
	S2	%15	1	0.0001
	S2	%20	1	0.0001
	S2	%30	1	0.0001
	S3	%5	1	0.0001
	S3	%10	1	0.0001
	S3	%15	1	0.0001
	S3	%20	1	0.0001
	S3	%30	1	0.0001
Model 2	S4	%5	1	0.0001
	S4	%10	1	0.0001
	S4	%15	1	0.0001
	S4	%20	1	0.0001
	S4	%30	1	0.0001
	S5	%5	1	0.0001
	S5	%10	1	0.0001
	S5	%15	1	0.0001
	S5	%20	1	0.0001
	S5	%30	1	0.0001
	S6	%5	15	0.005
	S6	%10	15	0.005
	S6	%15	15	0.005
	S6	%20	15	0.005
	S6	%30	15	0.005
Model 3	S7	%5	1	0.0001
	S7	%10	1	0.0001
	S7	%15	1	0.0001
	S7	%20	1	0.0001
	S7	%30	1	0.0001
	S8	%5	1	0.0001
	S8	%10	1	0.0001
	S8	%15	1	0.0001
	S8	%20	1	0.0001
	S8	%30	1	0.0001
	S9	%5	15	0.005
	S9	%10	15	0.005
	S9	%15	15	0.005
	S9	%20	15	0.005
	S9	%30	15	0.005

Ek 3'ün devamı

Ek Tablo 5. SVC(B) algoritmasında kullanılan optimum parametre değerleri

Model adı	Senaryo adı	Ceza oranı	C	Gamma
Model 1	S1	%5	1	0.0001
	S1	%10	1	0.0001
	S1	%15	1	0.0001
	S1	%20	1	0.0001
	S1	%30	15	0.0001
	S2	%5	1	0.0001
	S2	%10	5	0.0001
	S2	%15	1	0.0001
	S2	%20	5	0.0001
	S2	%30	5	0.0001
	S3	%5	5	0.0001
	S3	%10	1	0.0001
	S3	%15	1	0.0001
	S3	%20	15	0.005
	S3	%30	1	0.0001
Model 2	S4	%5	1	0.0001
	S4	%10	1	0.0001
	S4	%15	1	0.0001
	S4	%20	1	0.0001
	S4	%30	1	0.0001
	S5	%5	15	0.0001
	S5	%10	15	0.005
	S5	%15	1	0.0001
	S5	%20	1	0.0001
	S5	%30	1	0.0001
	S6	%5	15	0.005
	S6	%10	15	0.005
	S6	%15	15	0.005
	S6	%20	15	0.005
	S6	%30	15	0.005
Model 3	S7	%5	1	0.0001
	S7	%10	15	0.005
	S7	%15	15	0.005
	S7	%20	15	0.005
	S7	%30	15	0.005
	S8	%5	15	0.0001
	S8	%10	10	0.005
	S8	%15	1	0.0001
	S8	%20	1	0.0001
	S8	%30	1	0.0001
	S9	%5	15	0.005
	S9	%10	15	0.005
	S9	%15	15	0.005
	S9	%20	15	0.005
	S9	%30	15	0.005

Ek 3'ün devamı

Ek Tablo 6. Adaboost algoritmasında kullanılan optimum parametre değerleri

Model adı	Senaryo adı	Ceza oranı	Öğrenme oranı	Ağaç sayısı
Model 1	S1	%5	0.01	200
	S1	%10	0.001	100
	S1	%15	0.01	200
	S1	%20	0.01	100
	S1	%30	0.001	100
	S2	%5	0.01	100
	S2	%10	0.01	100
	S2	%15	0.001	100
	S2	%20	0.01	200
	S2	%30	0.001	100
	S3	%5	0.01	200
	S3	%10	0.01	150
	S3	%15	0.01	100
	S3	%20	0.01	150
	S3	%30	0.01	100
Model 2	S4	%5	0.01	200
	S4	%10	0.01	150
	S4	%15	0.01	200
	S4	%20	0.01	200
	S4	%30	0.01	200
	S5	%5	0.01	200
	S5	%10	0.01	200
	S5	%15	0.01	100
	S5	%20	0.001	100
	S5	%30	0.01	100
	S6	%5	0.01	150
	S6	%10	0.01	150
	S6	%15	0.01	150
	S6	%20	0.01	200
	S6	%30	0.01	150
Model 3	S7	%5	0.01	100
	S7	%10	0.001	100
	S7	%15	0.01	100
	S7	%20	0.01	100
	S7	%30	0.001	100
	S8	%5	0.01	100
	S8	%10	0.01	100
	S8	%15	0.01	100
	S8	%20	0.01	100
	S8	%30	0.01	100
	S9	%5	0.01	200
	S9	%10	0.01	200
	S9	%15	0.01	200
	S9	%20	0.01	200
	S9	%30	0.01	200

Ek 3'ün devamı

Ek Tablo 7. Senaryo 1'deki verilerin normalizasyon değerleri

BRM	KVBB/ÖO	ÖO	CİRO	CO	YIL	İD	GÜN	SB
0.025431	0	0.040984	0.049673	0.029659	1	0.051594	0.341772	0.097257
0.032995	0.517647	0.47541	0.08818	0.063794	0.75	0.080312	0.620253	0.301829
0.051761	0.376471	0.368852	0.151168	0.053721	0.875	0.171673	0.493671	0.245592
0.223533	0.258824	0.278689	0.127047	0.053721	0.625	0.234213	0.810127	1
0.110154	0	0.262295	0.307186	0.126469	0.875	0.0711	0.367089	0.138804
0.278893	0.423529	0.065574	0.12347	0.053721	0.75	0.124583	0.64557	0.47906
0.00496	0	0.270492	0.001303	0.063794	0.875	0.013824	0.316456	0.057378
0.007476	0	0.172131	0.013564	0.119194	0.875	0.042775	0.316456	0.071176
0.027808	0	0.295082	0.030733	0.053162	0.75	0.043316	0.493671	0.23064
0.025003	0.035294	0.172131	0.069451	0.085618	0.75	1	0.443038	0.315413
0.032324	0.470588	0.47541	0.164335	0.094572	0.75	0.082722	0.303797	0.182486
0.358246	0.070588	0.401639	0.255275	0.060436	0.75	0.242699	0.493671	0.197544
0.033994	0.294118	0.204918	0.236098	0.032457	0.75	0.213756	0.556962	0.385603
0.032324	0.470588	0.47541	0.164335	0.094572	0.75	0.080977	0.050633	0.05829
0.110478	0.470588	0.180328	0.304401	0.037493	0.75	0.1202	0.303797	0.183475
0.024977	0	0.991803	0.034852	0.071628	0.75	0.045806	0.303797	0.169756
0.006663	0.294118	0.172131	0.002666	0.017348	0.75	0.045806	0.303797	0.062172
0.164738	0.023529	0.278689	1	0.029099	0.75	0.245441	0.493671	0.205054
0.05242	0	0.295082	0.042281	0.05596	0.75	0.051311	0.303797	0.188909
0.148693	0	0.434426	0.246944	0.25014	0.75	0.084137	0.240506	0.154852
0.098616	0.258824	0.278689	0.13891	0.052043	0.75	0.243581	0.303797	0.170726
0.049616	0.470588	0.180328	0.300543	0.037493	0.625	0.118234	0.303797	0.182117
0.027377	0	0.090164	0.038641	0.01455	0.625	0.040625	0.240506	0.052873
0.292604	0	0.02459	0.066598	0.245663	0.625	0.18262	0.367089	0.364955
0.023501	0.4	0.508197	0.002117	0.016228	0.625	0.032565	0.240506	0.037973
0.018493	0	0.418033	0.036028	0.12479	0.5	0.049952	0.240506	0.226873
0.392026	0.023529	0.278689	0.311338	0.029099	0.625	0.245255	0.113924	0.162653
0.507107	0	0.598361	0.103389	0.13822	0.5	0.374065	0.367089	0.501706
0.013486	0.447059	0.098361	0.042191	0.020145	0.5	0.122411	0.240506	0.265308
0.1196	0	0.319672	0.088582	0.08394	0.5	0.078543	0.240506	0.241323
0.379047	0.470588	0.106557	0.396212	0.025741	0.5	0.247733	0.240506	0.152058
0.089209	0	0.303279	0.053508	0.066592	0.5	0.069572	0.240506	0.219104
0.046872	0.2	0.254098	0.177789	0.031897	0.625	0.168667	0.367089	0.359485
0.089209	0	0.303279	0.053508	0.066592	0.5	0.069551	0.177215	0.189627
0.094588	0.070588	0.45082	0.033235	0.113598	0.5	0.031204	0.240506	0.119185
0.381817	0.152941	0.163934	0.128941	0.116396	0.5	0.367577	0.297468	0.169775
0.098616	0.211765	0.385246	0.255477	0.040851	0.5	0.16493	0.177215	0.113092
0.058555	0	0.090164	0.032995	0.017907	0.5	0.124502	0.177215	0.160111
0.189445	0.117647	0.47541	0.0451	0.124231	0.5	0.206068	0.367089	0.342037
0.025003	0.035294	0.262295	0.082481	0.034695	0.5	0.860034	0.367089	0.342134
0.141963	0	1	0.214743	0.612199	0.5	0.090894	0.303797	0.287081
0.06612	0.082353	0.459016	0.329578	0.073307	0.5	0.151039	0.367089	0.354341
1	0	0.459016	0.197695	0.479575	0.5	0.11385	0.240506	0.167272
0.213502	0.035294	0.163934	0.217462	0.054841	0.5	0.081993	0.303797	0.261912
0.04854	0.564706	0.188525	0.026324	0.088416	0.5	0.227252	0.240506	0.224809
0.235507	0	0.745902	0.089913	0.025182	0.375	0.148254	0.367089	0.277417

Ek 3'ün devamı

0.389569	0.152941	0.163934	0.128941	0.116396	0.5	0.218285	0.240506	0.203656
0.031839	0.141176	0.409836	0.153526	0.029659	0.5	0.099012	0.177215	0.162808
0.016253	0.023529	0.377049	0.024082	0.045327	0.375	0.097084	0.367089	0.244544
0.203062	0.247059	0.081967	0.193424	0.052602	0.375	0.210913	0.367089	0.279688
0.028509	0	0.032787	0.016411	0.048125	0.5	0.05288	0.177215	0.120679
0.166008	0.082353	0.393443	0.081176	0.154449	0.375	0.225962	0.367089	0.310426
0.098616	0	0.754098	0.021327	0	0.375	0.256246	0.240506	0.204103
0.21494	0.576471	0.254098	0.168517	0.032457	0.375	0.145333	0.240506	0.260088
0.066585	0.247059	0.868852	0.084008	0.043089	0.375	0.097493	0.240506	0.263659
0.023501	0.058824	0.098361	0.049127	0.018467	0.375	0.082498	0.240506	0.215494
0.039754	0.011765	0.262295	0.083027	0.062675	0.375	0.124874	0.240506	0.201289
0.05505	0.047059	0.254098	0.354483	0.087297	0.25	0.108298	0.493671	0.191199
0.114726	0.2	0.311475	0.049629	0.049245	0.25	0.095601	0.367089	0.289227
0.208883	0.152941	0.295082	0.079627	0.051483	0.375	0.033702	0.177215	0.138552
0.013486	0	0	0.197889	0.012311	0.375	0.338492	0.177215	0.147924
0.275884	0.035294	0.303279	0.014328	0.020705	0.25	0.108669	0.493671	0.234143
0.04854	0	0.442623	0.000792	0.221041	0.375	0.029734	0.177215	0.129082
0.117445	0.011765	0.52459	0.060151	0.128148	0.375	0.030309	0.170886	0.138707
0.166496	0.282353	0.270492	0.700361	0.017907	0.375	0.266111	0.177215	0.193057
0.087732	0.011765	0.57377	0.079777	0.486849	0.375	0.033897	0.177215	0.167699
0.020271	0.152941	0.180328	0.063889	0.062115	0.25	0.832822	0.43038	0.321002
0.079157	0.023529	0.032787	0.039006	0.15333	0.25	0.348769	0.556962	0.179536
0.134341	0.023529	0.434426	0.254598	0.250699	0.375	0.557957	0.367089	0.286421
0.129789	0.552941	0.032787	0.230499	0.022384	0.25	0.080248	0.746835	0.269746
0.499231	0.447059	0.319672	0.010705	0.001119	0.375	0.042383	0.240506	0.14317
0.028377	0	0.196721	0.025852	0.045327	0.25	0.069839	0.493671	0.160771
0.033516	0.035294	0.245902	0.058307	0.056519	0.5	0.085405	0.177215	0.141792
0.290328	0.035294	0.459016	0.156065	0.09737	0.125	0.228335	1	0.59656
0.022074	0	0.663934	0.009571	0.878008	0.375	0.038959	0.177215	0.149807
0.114726	0.2	0.311475	0.049629	0.049245	0.375	0.103048	0.240506	0.6638
0.148693	0	0.090164	0.003153	0.042529	0.375	0.027362	0.177215	0.069157
0.04854	0.341176	0.237705	0.052173	0.098489	0.375	0.03314	0.177215	0.067527
0.037546	0.152941	0.188525	0.047195	0.174594	0.125	0.062607	0.493671	0.2832
0.19877	0	0.172131	0.67358	0.393397	0.125	0.247313	0.493671	0.272372
0.079157	0.023529	0.02459	0.038316	0.15333	0.125	0.078553	0.493671	0.265017
0.19877	0	0.172131	0.665629	0.393397	0.125	0.169774	0.493671	0.151689
0.098406	0.235294	0.532787	0.029791	0.007275	0.125	0.045238	0.367089	0.151165
0.008478	0	0.303279	0.042279	0.066592	0.375	0.041173	0.177215	0.117857
0.04854	0.541176	0.122951	0.158253	0.01455	0.625	0.2251	0.367089	0.303324
0	0.270588	0.04918	0	0.038053	0.25	0	0.113924	0
0.038524	0.094118	0.467213	0.108996	0.020145	0.125	0.39672	0.341772	0.302082
0.147452	0.376471	0.081967	0.398104	0.029659	0.5	0.185802	0.240506	0.214058
0.499231	0.270588	0.368852	0.102614	1	0.375	0.112793	0.367089	0.281499
0.028509	0.235294	0.327869	0.020941	0.108002	0.25	0.01763	0.303797	0.035055
0.008478	0.129412	0.270492	0.019965	0.020705	0.125	0.126134	0.240506	0.13403
0.145063	0.082353	0.631148	0.033509	0.456631	0	0.050249	0.367089	0.103952
0.190812	0.011765	0.418033	0.025716	0.170118	0	0.059681	0.303797	0.15101
0.053547	0.023529	0.303279	0.043864	0.067152	0.5	0.095859	0.177215	0.156657
0.003768	0.035294	0.729508	0.106289	0.202015	0.625	0.088457	0.151899	0.02823

Ek 3’ün devamı

0.008696	0.011765	0.008197	0.071377	0.028539	0.375	0.039756	0.493671	0.022643
0.038524	0.082353	0.819672	0.063034	0.098489	0.625	0.071692	0.240506	0.175694
0.017989	0.788235	0.07377	0.035586	0.045327	0.5	0.032565	0.188608	0.028134
0.023501	0.023529	0.540984	0.145503	0.021265	0.5	0.04754	0.175949	0.033801
0.033994	0.294118	0.204918	0.236098	0.032457	0.75	0.213756	0.555696	0.385603
0.043748	0.141176	0.081967	0.094863	0.096251	0.75	0.057856	0.510127	0.215281
0.012735	1	0.081967	0.188696	0.02742	0.75	0.024423	0.327848	0.035295
0.035048	0	0.286885	0.003294	0.1662	0.375	0.153889	0	0.462418
0.017492	0	0.393443	0.012211	0.113598	0.5	0.027812	0.367089	0.119321

ÖZGEÇMİŞ

Lise eğitimini Bayburt/Bayburt Anadolu Lisesi'nde dereceyle tamamlamış ve üniversite eğitimine Ondokuz Mayıs Üniversitesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü'nde başlamıştır. 2012 yılında lisans eğitimini birincilikle tamamlayarak aynı yıl Karedeniz Teknik Üniversitesi ve Bayburt Üniversitesi'nde yüksek lisans eğitimine başlamıştır. 2013 yılında Bayburt Üniversitesine ÖYP kapsamında araştırma görevlisi olarak atanmış ve 2014 yılında yüksek lisansını tamamlamıştır. Doktora eğitimi için geldiği Karadeniz Teknik Üniversitesi'nde yapım yönetimi anabilim dalında eğitimine devam etmektedir.