T.C.
DOKUZ EYLÜL ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI
İŞLETME PROGRAMI
DOKTORA TEZİ

İŞLETMELERDE İNSAN KAYNAKLARI ANALİTİĞİ KAPSAMINDA PERFORMANS YÖNETİMİ: BEYAZ YAKA ÇALIŞANLARIN PERFORMANS TAHMİNLEMESİ ÜZERİNE BİR MODEL ÖNERİSİ

Buket KILIÇ

Danışman
Prof. Dr. Olca SÜRGEVİL DALKILIÇ

İZMİR – 2025

DOKTORA
TEZ ONAY SAYFASI

Üniversite	: Dokuz Eylül Üniversitesi
Enstitü	: Sosyal Bilimler Enstitüsü
Adı ve Soyadı	: Buket KILIÇ
Öğrenci No	: 2019800986
Tez Başlığı	: İşletmelerde İnsan Kaynakları Analitiği Kapsamında Performans Yönetimi: Beyaz Yaka Çalışanların Performans Tahminlemesi Üzerine Bir Model Önerisi
Savunma Tarihi	: 19.02.2025
Danışmanı	: Prof.Dr. Olca SÜRGEVİL DALKILIÇ

JÜRİ ÜYELERİ

Ünvanı, Adı, Soyadı	Üniversitesi	İmza
Prof.Dr. Olca SÜRGEVİL DALKILIÇ	- Dokuz Eylül Üniversitesi	.....
Doç. Dr. Ebru TOLAY	- Dokuz Eylül Üniversitesi	.....
Prof. Dr. Evrim MAYATÜRK AKYOL	- İzmir Katip Çelebi Üniversitesi	.....
Prof. Dr. Burak ÇAPRAZ	- Ege Üniversitesi	.....
Prof. Dr. Nezih Metin ÖZMUTAF	- İzmir Katip Çelebi Üniversitesi	.....

Buket KILIÇ tarafından hazırlanmış ve sunulmuş olan bu tez savunmada başarılı bulunarak oy birliği( ) / oy çokluğu( ) ile kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Zehra Nilüfer KARACASULU
Müdür

YEMİN METNİ

Doktora Tezi olarak sunduğum "İşletmelerde İnsan Kaynakları Analitiği Kapsamında Performans Yönetimi: Beyaz Yaka Çalışanların Performans Tahminlemesi Üzerine Bir Model Önerisi" adlı çalışmanın, tarafımdan, akademik kurallara ve etik değerlere uygun olarak yazıldığını ve yararlandığım eserlerin kaynakçada gösterilenlerden oluştuğunu, bunlara atıf yapılarak yararlanılmış olduğunu belirtir ve bunu onurumla doğrularım.

Tarih
…/…/2025
Buket KILIÇ
İmza

ÖZET

Doktora Tezi

İşletmelerde İnsan Kaynakları Analitiği Kapsamında Performans Yönetimi: Beyaz Yaka Çalışanların Performans Tahminlemesi Üzerine Bir Model Önerisi

Buket KILIÇ

Dokuz Eylül Üniversitesi
Sosyal Bilimler Enstitüsü
İşletme Anabilim Dalı
İşletme Programı

Çalışmanın amacı İK Analitiği kavramının sistematik olarak incelenmesi ve geleceğe yönelik performans tahminlemesi yapabilecek bir model önerisinin sunulmasıdır. Çalışmada temel olarak iki bölüm yer almaktadır. Çalışmanın literatür kısmında öncelikle İK Analitiği'nin ele alındığı kavramsal çerçeveyi gözden geçirmek adına sistematik literatür incelemesi yapılarak 180 makale analiz edilmiştir. Ayrıca İK Analitiği kavramının teorik temellerine dair farklı kuram ve yaklaşımlar incelenmiştir. Çalışmanın araştırma kısmında ise beyaz yaka çalışanların geleceğe yönelik performansını tahminlemek amacıyla veri madenciliği yöntemiyle 3484 kişilik bir örneklem üzerinden WEKA programı ile yapılan analizler sonucu Logistic, Multi Layer Perceptron, J48, Decision Stump, Naïve Bayes, K-Star, Random Forest ve Random Tree algoritmalarının her biri için model önerileri sunulmuş ve test edilmiştir. Bu algoritmalar arasından Logistic ön plana çıktığı için SPSS üzerinden Çok Kategorili Lojistik Regresyon Analizi gerçekleştirerek bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkene etki düzeyleri incelenmiştir. Analizlere göre Cinsiyet, Kıdem süresi, Unvan, Gelişim Odaklılık,

İş Birliği, Sorumluluk Bilinci, Yenilikçi Yaklaşım, Önceki Yıl Performansı değişkenlerinin Gelecek Yıl Performansı tahmini yapılırken anlamlı etkileri olduğu görülmüştür. Çalışma geleceğe yönelik öneriler ile son bulmaktadır.

Anahtar Kelimeler: İK Analitiği, İnsan Kaynakları Analitiği, Performans Tahmini, Algoritma, Logistic, Multi Layer Perceptron, J48, Decision Stump, Naïve Bayes, K-Star, Random Forest ve Random Tree, Lojistik Regresyon

ABSTRACT

PhD Thesis

Human Resources Analytics in Business within the Scope of Performance Management: A Model Suggestion on the Performance Prediction of White Collar Employees

Buket KILIÇ

Dokuz Eylül University
Graduate School of Social Sciences
Department of Business Administration
Business Administration Program

The aim of the study is to systematically examine the concept of HR Analytics and to propose a model that can predict future performance. There are basically two sections in the study. In the literature section of this study, firstly, 180 articles were analysed by conducting a systematic literature review to review the conceptual framework in which HR Analytics is discussed. In addition, different theories and approaches to the theoretical foundations of the concept of HR Analytics were analysed. In the research part of the study, in order to predict the future performance of white-collar employees, model proposals were presented and tested for each of the Logistic, Multi Layer Perceptron, J48, Decision Stump, Naïve Bayes, K-Star, Random Forest and Random Tree algorithms as a result of the analyses performed with the WEKA program on a sample of 3484 people by data mining method. Since Logistic stands out among these algorithms, MultiLogistic Regression Analysis was performed via SPSS and the effect levels of independent variables on the dependent variable were analysed. According to the analyses, Gender, Seniority, Title, Development

Orientation, Collaboration, Awareness of Responsibility, Innovative Approach, Previous Year Performance variables were found to have significant effects on the prediction of Future Performance. The study concludes with recommendations for the future studies.

Key Words: HR Analytics, Human Resources Analytics, Performance Prediction, Algorithm, Logistic, Multi Layer Perceptron, J48, Decision Stump, Naïve Bayes, K-Star, Random Forest ve Random Tree, Logistic Regression

İŞLETMELERDE İNSAN KAYNAKLARI ANALİTİĞİ KAPSAMINDA PERFORMANS YÖNETİMİ: BEYAZ YAKA ÇALIŞANLARIN PERFORMANS TAHMİNLEMESİ ÜZERİNE BİR MODEL ÖNERİSİ

İÇİNDEKİLER

YEMİN METNİ iii

ÖZET iv

ABSTRACT vi

İÇİNDEKİLER viii

KISALTMALAR xii

TABLOLAR LİSTESİ xiii

ŞEKİLLER LİSTESİ xiv

EKLER LİSTESİ xx

GİRİŞ 1

BİRİNCİ BÖLÜM
İNSAN KAYNAKLARI ANALİTİĞİ'NİN TANIMI, TEORİK TEMELLERİ VE PERFORMANS YÖNETİMİ İLE İLİŞKİSİ

1.1. İNSAN KAYNAKLARI ANALİTİĞİ'NİN TANIMLANMASI 6

1.1.1. İnsan Kaynakları Analitiği Kavramına İlişkin Sistematik Derleme Çalışması 10

1.1.2. İnsan Sermayesi Analitiği 17

1.1.3. İnsan Analitiği 20
1.1.4. İş Gücü Analitiği 22
1.1.5. Yetenek Analitiği 26
1.1.6. İnsan Kaynakları Metrikleri 29
1.1.7. İnsan Kaynakları Analitiği 32
1.1.7.1. İK Analitiği Alanındaki Zorluklar ve Avantajlar 46
1.1.7.2. İK Analitiği'nin Fonksiyonları 49
1.1.7.3. İK Analitiği'nde Kullanılan Analiz Yöntemleri 53
1.1.7.4. İK Analitiği Modelleri 56
1.2. İNSAN KAYNAKLARI ANALİTİĞİ'NİN TEORİK TEMELLERİ 59
1.2.1. Kotter'in Değişim Yönetimi Modeli 60
1.2.2. Paydaş Teorisi 62
1.2.3. Maslow İhtiyaç Hiyerarşişi 65
1.2.4. Yeniliklerin Yaygınlaşması Teorisi 68
1.2.5. Kaynak Temelli Yaklaşım Teorisi 71
1.2.6. Kanıtlara Dayalı Yönetim ve Karar Verme 73
1.3. İNSAN KAYNAKLARI ANALİTİĞİ KAPSAMINDA VERİ MADENCİLİĞİ TEKNİKLERİ İLE PERFORMANS TAHMİNLEMESİ 84
1.3.1. Veri Madenciliği 84
1.3.2. İnsan Kaynakları Analitiği'nde Veri Madenciliği 90
1.3.3. İnsan Kaynakları Analitiği'nde Performans Tahminlemesine Yönelik Çalışmalar 96

İKİNCİ BÖLÜM
BEYAZ YAKA ÇALIŞANLARIN PERFORMANS TAHMİNLEMESİ ÜZERİNE BİR MODEL ÖNERİSİ

2.1. AMAÇ 114

2.2. ÖN KABULLER VE SINIRLILIKLAR 115

2.2.1. Araştırmanın Ön Kabulleri 115

2.2.2. Araştırmanın Sınırlılıkları 115

2.3. YÖNTEM 116

2.3.1. Örneklem ve Verilerin Düzenlenmesinde İzlenen Yol 118

2.3.2. Veri Analizi Yapılırken İzlenen Yol 121

2.4. ANALİZ VE BULGULAR 123

2.4.1. Verilerin Hazırlanması 123

2.4.1.1. Birinci Grup Veri Setinin Temizlenmesi 123

2.4.1.2. İkinci Grup Veri Setinin Temizlenmesi 133

2.4.2. Model Önerilerinin Geliştirilmesi 143

2.4.2.1. Logistic Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi 146

2.4.2.2. Multilayer Perceptron Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi 149

2.4.2.3. J48 Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi 152

2.4.2.4. Decision Stump Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi 155

2.4.2.5. Naïve Bayes Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi 158

2.4.2.6. K-Star Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi 161
2.4.2.7. Random Forest Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi 164
2.4.2.8. Random Tree Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi 167
2.4.3.Model Önerilerinin Test Edilmesi 170
2.4.3.1. Logistic Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi 170
2.4.3.2. J48 Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi 173
2.4.3.3. Multilayer Perceptron Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi 175
2.4.3.4. Decision Stump Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi 177
2.4.3.5. Naïve Bayes Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi 179
2.4.3.6. K-Star Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi 182
2.4.3.7. Random Forest Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi 184
2.4.3.8. Random Tree Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi 186
2.4.4.Model Önerilerinin Değerlendirilmesi 188
2.4.5.Önerilen Modelde Bağımsız Değişkenlerin Bağımlı Değişken Üzerinde Etkilerininin İncelenmesi 193

SONUÇ VE ÖNERİLER 201
KAYNAKÇA 201

KISALTMALAR

ss.	Sayfadan Sayfaya
İK Analitiği	İnsan Kaynakları Analitiği
İK Metrikleri	İnsan Kaynakları Metrikleri
WEKA	Waikato Environment for Knowledge Analysis
SPSS	Statistical Package for the Social Sciences

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 1: İK Analitiğinin Kavramsallaştırma ve Tanımlama Bazlı İncelenmesi 9
Tablo 2: İK Analitiği Çalışmalarının Gelişimi 39
Tablo 3: İK Analitiği'nin Kavramsal Gelişiminin Paydaşlarına göre İncelenmesi 40
Tablo 4: İK Analitiği Tanımlarının Kronolojik Gelişimi 42
Tablo 5: Kanıtlara Dayalı Yönetimin Tanımlanması 77
Tablo 6: Performans Tahminlemesine Yönelik Çalışmalar 98
Tablo 7: Örneklemin Demografik Dağılımı 119
Tablo 8: Veri Temizliği Öncesi ve Sonrası Kayıt Sayılarının Karşılaştırılması 189
Tablo 9: Birinci Grup Veri Seti Üzerinden Geliştirilen Model Önerilerinin İncelenmesi 190
Tablo 10: İkinci Grup Veri Seti Üzerinden Geliştirilen Tahminleme Modeli Önerilerinin İncelenmesi 192
Tablo 11: İkinci Grup Veri Seti Üzerinden Geliştirilen Model Önerilerinin Bağımlı Değişken Grupları Bazında Sonuçlarının Karşılaştırılması 193
Tablo 12: Örneklemin Genel Dağılımı İçin SPSS Özeti 196
Tablo 13: Aykırı Veriler Temizlendikten Sonra Örneklemin Genel Dağılımı İçin SPSS Özeti 196
Tablo 14: Bağımsız Değişkenlerin Model Üzerindeki Etkisi İçin SPSS Özeti 198
Tablo 15: WEKA ve SPSS Sonuçlarının Karşılaştırılması 199
Tablo 16: İK Analitiği ve Benzer Kavramların Karşılaştırmalı Olarak İncelenmesi 202

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1: İK Analitiği ile İlişkili Kavramların Kategorilendirilmesi 10
Şekil 2: Kavramsal Çerçeve Kapsamında Dağılım 12
Şekil 3: Odak Alanların İK Fonksiyonları Kapsamında Dağılımı 13
Şekil 4: Analiz Yöntemleri Kapsamında Dağılım 14
Şekil 5: Yıl Bazında Dağılım 15
Şekil 6: Ülke Bazında Dağılım 16
Şekil 7: İK Analitiği'ne Yönelik Kavramsal Bir İnceleme 30
Şekil 8: İK Analitiği için Kavramsal Bakış 37
Şekil 9: İK Analitiği'nin Olgunluk Evrimi 54
Şekil 10: İK Metrikleri ve Analitiği Temelinde Bütünleşik İnsan Kaynakları Yönetimi Modeli 57
Şekil 11: İK Analitiği Modeli 58
Şekil 12: İşletme Paydaşları 63
Şekil 13: İK Analitiği Paydaşları Yaklaşımı 64
Şekil 14: Maslow'un İhtiyaçlar Piramidi 66
Şekil 15: İK Analitiği Değer Piramidi 67
Şekil 16: Yeniliğin Yaygınlaşması Süreci 69
Şekil 17: İnovasyona Dayalı Karar Alma Süreci 69
Şekil 18: Kaynak Temelli Yaklaşım Teorisi ile İK Analitiği Adaptasyonu 73
Şekil 19: Kanıtlara Dayalı Yönetimin Dört Bileşeni 78
Şekil 20: Kanıtlara Dayalı Karar Almanın Adımları 79
Şekil 21: Kanıt Kalitesinin Temel Boyutları 80
Şekil 22: Kanıtların Karar Verme Sürecine Etkisi 81
Şekil 23: İK Analitiği ve Kanıtlara Dayalı Karar Verme 83
Şekil 24: Veri Madenciliği Çalışma Alanları 86

Şekil 25: Bilgi Keşfi Sürecinde Veri Madenciliği'nin Önemi 87
Şekil 26: Veri Madenciliği'nde Modelleme Süreci 88
Şekil 27: Veri Madenciliği'nde Tahminleyici Modelleme 89
Şekil 28: Veri Madenciliği'nde Sınıflandırma 90
Şekil 29: Yetenek Tahminleme Sürecinde Veri Madenciliği 92
Şekil 30: Veri Ambarı Oluşturma Süreci 93
Şekil 31: İnsan Kaynakları Alanında Veri Madenciliği'nin Kullanım Çerçevesi 95
Şekil 32: Tahminleme Modeli İçin Uygulama Önerisi 117
Şekil 33: Veri Analizi Aşamaları 122
Şekil 34: Birinci Grup Veri Setindeki Verilerin İlk Görünüm Ekranı 124
Şekil 35: Birinci Grup Veri Setindeki Değişkenlerin Genel Görünümü 125
Şekil 36: Birinci Grup Veri Setindeki Kategorik Değişkenlerin Detay Verileri 126
Şekil 37: Birinci Grup Veri Setindeki Numerik Değişkenlerin Detay Verileri 127
Şekil 38: Birinci Grup Veri Setindeki Değişkenlerin Genel Görünümü 129
Şekil 39: Birinci Grup Veri Setinde Normalizasyon Sonrası Güncellenen Nümerik Değişkenler 130
Şekil 40: Birinci Grup Veri Setindeki Aykırı Değerler ve Uç Değerler Değişkenlerinin Genel Görünümü 132
Şekil 41: Birinci Grup Veri Setindeki Aykırı Değerler ve Uç Değerler Değişkenlerinin Detay Görünümü 133
Şekil 42: Birinci Grup Veri Setindeki Aykırı Değerler Kaldırıldıktan sonra Uç Değerler Değişkenlerinin Detay Görünümü 133
Şekil 43: İkinci Grup Veri Setindeki Verilerin İlk Görünüm Ekranı 134
Şekil 44: İkinci Grup Veri Setindeki Değişkenlerin Genel Görünümü 135
Şekil 45: İkinci Grup Veri Setindeki Kategorik Değişkenlerin Detay Verileri 136
Şekil 46: İkinci Grup Veri Setindeki Nümerik Değişkenlerin Detay Verileri 137
Şekil 47: İkinci Grup Veri Setindeki Değişkenlerin Genel Görünümü 139

Şekil 48: İkinci Grup Veri Setinde Normalizasyon Sonrası Güncellenen Numerik Değişkenler 140
Şekil 49: İkinci Grup Veri Setindeki Aykırı Değerler ve Uç Değerler Değişkenlerinin Genel Görünümü 142
Şekil 50: İkinci Grup Veri Setindeki Aykırı Değerler ve Uç Değerler Değişkenlerinin Detay Görünümü 142
Şekil 51: İkinci Grup Veri Setindeki Aykırı Değerler Kaldırıldıktan Sonra Uç Değerler Değişkenlerinin Detay Görünümü 143
Şekil 52: İkinci Grup Veri Setindeki Verilerin Temizlenmesi Sonrasında Değişkenlerin Dağılımı 143
Şekil 53: Algoritma Seçim Ekranı 145
Şekil 54: Algoritmaların Karşılaştırılması 146
Şekil 55: Logistic Algoritmasının Değişken Seçimi Ekranı 147
Şekil 56: Logistic Algoritması Çalıştırılırken Seçilen Değişkenlerin Genel Görünümü 148
Şekil 57: Logistic Algoritması Modelinin Çıktısı 149
Şekil 58: Multilayer Perceptron Algoritması Modelinin Değişken Seçimi Ekranı . 150
Şekil 59: Multilayer Perceptron Algoritması Çalıştırılırken Seçilen Değişkenlerin Genel Görünümü 151
Şekil 60: Multilayer Perceptron Algoritması Modelinin Çıktısı 152
Şekil 61: J48 Algoritması Modelinin Değişken Seçimi Ekranı 153
Şekil 62: J48 Algoritması Çalıştırılırken Seçilen Değişkenlerin Genel Görünümü 154
Şekil 63: J48 Algoritması Modelinin Çıktısı 155
Şekil 64: Decision Stump Algoritması Modelinin Değişken Seçimi Ekranı 156
Şekil 65: Decision Stump Algoritması Çalıştırılırken Seçilen Değişkenlerin Genel Görünümü 157

Şekil 66: Decision Stump Algoritması Modelinin Değişken Seçimi Ekranı 158
Şekil 67: Naïve Bayes Algoritması Modelinin Değişken Seçimi Ekranı 159
Şekil 68: Naïve Bayes Algoritması Çalıştırılırken Seçilen Değişkenlerin Genel Görünümü 160
Şekil 69: Naïve Bayes Algoritması Modelinin Çıktısı 161
Şekil 70: K-Star Algoritması Modelinin Değişken Seçimi Ekranı 162
Şekil 71: K-Star Algoritması Çalıştırılırken Seçilen Değişkenlerin Genel Görünümü 163
Şekil 72: K-Star Algoritması Modelinin Çıktısı 164
Şekil 73: Random Forest Algoritması Modelinin Değişken Seçimi Ekranı 165
Şekil 74: Random Forest Algoritması Çalıştırılırken Seçilen Değişkenlerin Genel Görünümü 166
Şekil 75: Random Forest Algoritması Modelinin Çıktısı 167
Şekil 76: Random Tree Algoritması Modelinin Değişken Seçimi Ekranı 168
Şekil 77: Random Tree Algoritması Çalıştırılırken Seçilen Değişkenlerin Genel Görünümü 169
Şekil 78: Random Tree Algoritması Modelinin Çıktısı 170
Şekil 79: Logistic Algoritması Üzerinden Tahminleme Modelinin Özet Çıktısı 171
Şekil 80: Logistic Algoritması İçin Oluşturulan Hata Matrisi 171
Şekil 81: Logistic Algoritması İçin Oluşturulan Sınıflara Göre Doğruluk Oranları 172
Şekil 85: J48 Algoritması Üzerinden Tahminleme Modelinin Özet Çıktısı 173
Şekil 86: J48 Algoritması İçin Oluşturulan Hata Matrisi 174
Şekil 87: J48 Algoritması İçin Oluşturulan Sınıflara Göre Doğruluk Oranları 175
Şekil 82: Multilayer Perceptron Algoritması Üzerinden Tahminleme Modelinin Özet Çıktısı 175
Şekil 83: Multilayer Perceptron Algoritması İçin Oluşturulan Hata Matrisi 176

Şekil 84: Multilayer Perceptron Algoritması İçin Oluşturulan Sınıflara Göre Doğruluk Oranları 177
Şekil 88: Decision Stump Algoritması Üzerinden Tahminleme Modelinin Özet Çıktısı 178
Şekil 89: Decision Stump Algoritması İçin Oluşturulan Hata Matrisi 178
Şekil 90: Decision Stump Algoritması İçin Oluşturulan Sınıflara Göre Doğruluk Oranları 179
Şekil 91: Naïve Bayes Algoritması Üzerinden Tahminleme Modelinin Özet Çıktısı 180
Şekil 92: Naïve Bayes Algoritması İçin Oluşturulan Hata Matrisi 180
Şekil 93: Naïve Bayes Algoritması İçin Oluşturulan Sınıflara Göre Doğruluk Oranları 181
Şekil 94: K-Star Algoritması Üzerinden Tahminleme Modelinin Özet Çıktısı 182
Şekil 95: K-Star Algoritması İçin Oluşturulan Hata Matrisi 183
Şekil 96: K-Star Algoritması İçin Oluşturulan Sınıflara Göre Doğruluk Oranları 184
Şekil 97: Random Forest Algoritması Üzerinden Tahminleme Modelinin Özet Çıktısı 184
Şekil 98: Random Forest Algoritması İçin Oluşturulan Hata Matrisi 185
Şekil 99: Random Forest Algoritması İçin Oluşturulan Sınıflara Göre Doğruluk Oranları 186
Şekil 100: Random Tree Algoritması Üzerinden Tahminleme Modelinin Özet Çıktısı 187

Şekil 101: Random Tree Algoritması İçin Oluşturulan Hata Matrisi 187
Şekil 102: Random Tree Algoritması İçin Oluşturulan Sınıflara Göre Doğruluk Oranları 188

EKLER LİSTESİ

EK 1: İK Analitiği Kavramına İlişkin Sistematik Literatür İncelemesi Kapsamında İncelenen Çalışmalar ek s.1

GİRİŞ

Teknoloji hızla geliştikçe organizasyonların en önemli bileşenlerinden insan kaynaklarının yönetimi için dijital dönüşümün yaşanması çok doğal bir gelişmedir (Akhmetova, 2016). Dijital dönüşüm, çalışanların değişim sürecini yönetmesi ve iş birliği içerisinde faaliyetlerini sürdürmesi için yeni yetkinlik ve beceriler kazanmasını gerektirmektedir (Akhmetova & Nevskaya, 2019). Son dönemlerde mümkün olan süreçler dijitalleşmekte olup işletmeler de yakın gelecekte dijital dönüşüm geçirmeye hazır durumda olmaya çabalamaktadır (Akhmetova, 2016). Bu anlamda teknolojinin insan kaynakları sistemlerine entegrasyonunun ilk adımlarından biri olan İnsan Kaynakları Bilgi Sistemleri ve Elektronik İnsan Kaynakları çalışmalarının internete dayalı bilgi teknolojisi ile geliştirilmiş süreçler olduğu düşünülebilir (Marler & Fisher, 2013). İşe alım, eğitim gelişim, iş gücü planlama ve performans değerlendirme gibi süreçlerde bilgi teknolojilerinin kullanımı ileri derecede gerekli olarak nitelendirilebilir. Organizasyonlarda daha fazla kişi çalıştıkça İnsan Kaynakları Bilgi Sistemleri uygulamalarına olan ihtiyaç artmaktadır ve genel olarak idari işlerin yürütülmesi için temel modüller kullanılmaktadır (Ball, 2001).

Rekabet ortamında yazılım ve internet tabanlı gelişmiş analitik çalışmalar insan kaynakları departmanı için kritik öneme sahiptir. Stratejik bir değer olarak konumlanan insan kaynakları departmanları objektif gerçeklere dayalı analizlerle organizasyona katma değer sağlayabilir ve iş gücünün daha verimli ve optimum seviyede kullanımını mümkün kılabilir (Lal, 2015). İnsan kaynakları fonksiyonlarının teknoloji sayesinde mevcut operasyonel iş süreçleri yerine stratejiyi ön plana çıkarması, insan kaynakları departmanının organizasyondaki, stratejik konumunu güçlendirmektedir. Günümüzde bu etkiyi teknolojinin bir yansıması olarak İK Analitiği (İnsan Kaynakları Analitiği) çalışmaları sağlamaktadır ve bu yönüyle insan kaynakları süreçlerinin önemli bir parçası haline gelmektedir (Ulrich & Dulebohn, 2015). Temel insan kaynakları yönetimi fonksiyonlarının gelişmesi analitik süreçlerin uygulanması ile mümkün olabilir. Günümüzde popülerliği hızla artan İK Analitiği uygulamaları şirketlerin ihtiyaçları doğrultusunda belirli içgörüler kazanarak büyük

problemlerini çözmesine ve doğru aksiyonları getirebilecek kararlar vermesine olanak sağlar (Meri, 2015). Gelişen tekniklerle birlikte karar verme süreçleri geleceği tahminleme olarak konumlanırken, insan kaynakları alanına dair ölçümler ise reaktif sonuçlardan çok proaktif aksiyonları sahiplenen bir rol üstlenmektedir. Verinin toplanması, saklanması ve işlenmesi insan kaynakları yönetiminin dönüşümünde merkezi bir rol üstlenmektedir. Son gelişmeler ışığında en iyi uygulamalarla yapılan kıyaslamalar, genel temel raporlamalar ve puan çizelgeleri yerini daha karmaşık olmakla birlikte tahminleyici analizlere bırakmaktadır (Anita & Sumathi, 2020).

İnsan kaynakları sürecinin tarihsel gelişimi ve İK Analitiği uygulamalarının devreye alınması farklı bakış açılarına göre incelenebilmektedir. Bu doğrultuda Meri (2015)'ye göre son bir asır içerisinde insan kaynakları yönetimi sürecinin beş temel aşamadan geçtiği söylenebilir. İnsan kaynakları yönetimi sürecine olağanüstü katkılarıyla son aşama İK Analitiği olarak ifade edilmektedir ve Amerika Birleşik Devletleri, Batı Avrupa ve Japonya'da ileri uygulamalarının görüldüğü belitilmektedir. Özellikle Türkiye gibi gelişmekte olan ülkelerin İK Metrikleri ve İK Analitiği gibi yeni insan kaynakları yönetimi uygulamalarını devreye alma konusunda cesaretlendirilmeye ihtiyacı olduğu aktarılmaktadır. 1900-1970 dönemindeki "Çalışan İşleri" aşamasında çalışanların ücret, sağlık durumları ve sözleşme bazlı süreçleri dikkate alarak az gelişmiş ülkelerdeki tüm ulusal şirketlerde uygulandığı ifade edilmektedir. 1970-1985 yıllarındaki "Personel Yönetimi" aşamasında işe alım yerleştirme, eğitim ve geliştirme, ücret ve ödüllendirme, performans değerlendirme ve kariyer yönetimi faaliyetlerinin yürütülmesi söz konusudur. Bu aşama az gelişmiş ve gelişmekte olan çoğu ulusal şirkette uygulandığı belirtilmektedir. 1985 yılında başladığı ifade edilen "İnsan Kaynakları Yönetimi" aşamasında stratejik yönetim, öğrenen ve esnek organizasyon yapıları, katılıma dayalı yönetim süreçleri ele alınmaktadır. Bu aşamanın da gelişmekte olan ülkelerdeki çoğu ulusal şirkette uygulandığı ifade edilmektedir. 2000'li yıllara gelindiğinde ise "İK Metrikleri"

aşamasında işe alım ve işten ayrılma metrikleri, eğitim ve gelişim metrikleri, liderlik ve yetenek metrikleri gibi başlıklar incelenmektedir. Bu aşamanın özellikle ABD, Batı Avrupa ve Japonya'daki çoğu şirket tarafından uygulandığı vurgulanmaktadır. Son olarak "İK Analitiği" aşamasında ise iş süreçleri ve insan davranışları hakkında mevcut verilerden yola çıkarak geleceğe yönelik tahminlerin yapılması için karmaşık matematiksel modellerin kullanması ön plana çıkmaktadır. İK Analitiği uygulamalarının ABD, Batı Avrupa ve Japonya'daki gelişmiş şirket tarafından kullanıldığı ifade edilmektedir.

İnsan kaynakları fonksiyonlarının değişen çevre koşulları ve hızla artan teknolojik gelişmeler sayesinde bu denli gelişerek proaktif bir rol kazanması heyecan verici bir gelişmedir. İnsan kaynakları uygulamalarının İK Analitiği araçları ile yönetilmesi, süreçlerin daha hızlı, etkin ve verimli takibi işletmeler tarafından kazanılması istenen ve beklenen çalışmalardır. Bir çok çalışma gerçekleştirilse de literatürde yeni ve hala olgunlaşmakta olan İK Analitiği kavramının uygulamalara entegre edilmesi için çok daha fazla çalışmaya ihtiyaç vardır (Sharma, 2019). Bu tez çalışmasının İK Analitiği kapsamında belirlenen amaçları aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

- İK Analitiği kavramının literatürde birlikte ele alınan benzer kavramlar ile ortak ve farklı noktalarını incelemek, İK Analitiği kavramını kendine özgü yönleri ile ortaya koymak ve İK Analitiği kavramının teorik temellerini inceleyerek kavramsal bağlantıları güçlendirmek,
- Beyaz yakalı çalışanların performansının İK Analitiği uygulamaları ve veri madenciliği teknikleri kullanılarak tahminlenmesine yönelik bir model önerisi ortaya koymak.

Çalışmanın ilk bölümünde öncelikle İK Analitiği kavramının literatürde İnsan Sermayesi, İnsan Analitiği, İş Gücü Analitiği, Yetenek Analitiği ve İnsan Kaynakları Metrikleri gibi kavramlarla benzer çerçevede ele alınması sebebiyle İK Analitiği'nin

tanımlanmasına ve bu kavramları ayrıştıran noktalara dair her bir kavram özelinde ön plana çıkan yönleri kapsayan anlatımlar yapılmaktadır. İlk bölümün ikinci kısmında ise İK Analitiğinin teorik temellerine yönelik incelemeler paylaşılmaktadır. Literatürdeki mevcut çalışmaların Değişim Yönetimi Modeli, Paydaş Teorisi, İhtiyaç Hiyerarşisi, Yeniliklerin Yaygınlaşması Teorisi, Kaynak Temelli Yaklaşım Teorisi temelli olduğu görülmektedir. Bu yaklaşımlar ve İK Analitiği ile nasıl ele alındığı incelendiğinde Kanıtlara Dayalı Yönetim & Karar Verme yaklaşımının kavramsal açıdan en çok ilişkilendirilen yaklaşım olduğu söylenebilir. İlk bölümün son kısmında ise veri madenciliği teknikleri genel itibarıyla açıklanmakta olup özellikle İK Analitiği kapsamında veri madenciliğine dair çalışmalar vurgulanmaktadır. Bu kısımda özellikle bu çalışmanın amacına benzer şekilde veri madenciliği teknikleri kullanılarak performansın tahminlenmesine yönelik gerçekleştirilen geçmiş çalışmalar sunulmaktadır.

Çalışmanın ikinci bölümünde araştırmanın amacı, ön kabulleri, yöntemi, bulguları, sonuç ve önerileri aktarılmaktadır. Bu kapsamda beyaz yaka çalışanların belirli nitelikleri (demografik özellikler, yetkinlik düzeyleri, geçmiş performans sonuçları vb.) dikkate alınarak gelecek performansın tahminlenmesine yönelik model önerileri ortaya koyulmaktadır. Farklı algoritmalara göre oluşturulan model önerileri karşılaştırılarak incelenmektedir. Önerilen model kapsamında bağımsız değişkenlerin gelecek performansa etkisi detaylandırılmaktadır.

İK Analitiği kavramı günümüzde yaygın bir kavram olabilir ancak çıkış noktası itibarıyla 1978 yılında Dr. Jac Fitzenz tarafından İK Tahminleme ve İK Ölçümleme çalışmaları olarak ifade edilmiştir (Thomas, 2023). İK Analitiği kavramının kullanımını incelemek üzere çalışma kapsamında gerçekleştirilen sistematik literatür incelemesi ile birlikte İK Analitiği kavramının benzer olarak ifade edilebilecek İnsan Sermayesi Analitiği, İnsan Analitiği, İşgücü Analitiği, Yetenek Analitiği gibi kavramlarla bağlantısının ortaya koyulması öngörülmektedir. Bu kavramların hangi

insan kaynakları fonksiyonlarında ve hangi yöntemler kullanılarak incelendiğinin ortaya koyulması istenmektedir.

Çalışma kapsamında performans tahminlemesine yönelik önerilen model ile birlikte ise ilgili örneklem çerçevesinde gelecek yıl performansını etkileyebilecek değişkenlerin neler olduğunun sunulması planlanmaktadır. Böylece akademik anlamda İK Analitiği ve performans tahminlemesine yönelik modelleme algoritmaları hakkında anlamlı çıktılar ile literatüre katkı sağlanacağı düşünülmektedir. Ayrıca işletmelerde İK Analitiği araçlarının yaygınlaşması, veri setleri dahilinde geleceği tahminlemeye yönelik modelleme tekniklerinin geliştirilmesi adına bir örnek teşkil etmesi umulmaktadır. Geliştirilen modelin ilgili örneklem dahilinde işletmedeki çalışanların gelecek kariyer ve ücretlendirme kararları için destek sağlayacak çıktılar sunması ve bu işletmeye çalışanlarla ilgili etkin kararlar alınması adına fayda sağlaması öngörülmektedir.

BİRİNCİ BÖLÜM
İNSAN KAYNAKLARI ANALİTİĞİ'NİN TANIMI, TEORİK TEMELLERİ VE PERFORMANS YÖNETİMİ İLE İLİŞKİSİ

Tez çalışmasının bu bölümünde İK Analitiği kavramının tanımlanmasına dair temel başlıklara yer verilmektedir. Bu başlıkların içinde İK Analitiği kavramının yeri ve İK Analitiği kavramına özgü niteliklere dair bilgiler paylaşılmaktadır. Ardından İK Analitiği'nin teorik temellerine dair incelenen yaklaşımlarla ilgili bilgiler aktarılmaktadır. Bu yaklaşımlar arasından Kanıtlara Dayalı Yönetim ve Karar Verme yaklaşımının ilişkisi vurgulanarak açıklanmaktadır. Son olarak İK Analitiği kapsamında veri madenciliği ve performans tahminlemesine yönelik çalışmalara dair bulgular aktarılmaktadır. Bu bulgular tezin araştırma çerçevesinin oluşturulmasında önemli bilgiler sağlamaktadır.

1.1. İNSAN KAYNAKLARI ANALİTİĞİ'NİN TANIMLANMASI

İş Gücü Analitiği, İK metrikleri, İK Analitiği, Yetenek Analitiği, İnsan Sermayesi Analitiği ve İnsan Analitiği kavramları literatürde benzer anlama gelecek şekilde kullanılmakta ancak bağlamları sebebiyle farklılaşmaktadır (Huselid, 2018). Bu kavramlar yazında iç içe geçmiş durumdadır, bir başlık altında yapılan açıklamaların bazılarının bu başlıklarından diğeri ya da diğerleri için de geçerli olabilmesi mümkündür. Örneğin Peeters, Paauwe & Van De Voorde (2020) tarafından İnsan Analitiği çerçevesinde gerçekleştirilen çalışmada ilgili yazında yapılan literatür araştırmasında anahtar kelimeler ana alanlar için İnsan Analitiği, İnsan Kaynakları Analitiği, İş Gücü Analitiği, Yetenek Analitiği, İş Zekası olarak seçilirken alt alanlar için Finans Analitiği ve Pazarlama Analitiği olarak belirlenmiştir (Peeters, Paauwe & Van De Voorde, 2020). Diğer yandan Marler & Boudreau (2017) İK Analitiği'ne

ilişkin literatür araştırması sırasında; İK Analitiği, Yetenek Analitiği, İşgücü Analitiği, İnsan Analitiği ve İnsan Kaynakları Analitiği anahtar kelimelerini kullanmıştır (Marler & Boudreau, 2017). Tursunbayeva, Lauro & Pagliari (2017), İnsan Analitiği çalışmalarında farklı kavramların Google'da aratılma sıklığına dair incelemesinde İK Analitiği ve İnsan Analitiği kavramlarının diğerlerine oranla daha sık kullanıldığı ve bu kullanımın zamanla arttığını ortaya koymaktadır. Ancak literatürde gri alanlar olduğu için bu alandaki tüm çalışmalara ulaşabilmek adına; İK Analitiği, İnsan Analitiği, İş Gücü Analitiği, Yetenek Analitiği, İnsan Sermayesi Analitiği, Çalışan Analitiği, İnsan Kaynakları Analitiği kavramlarının yanında İnsan Sermayesi Verisi, Yetenek Verisi, İş Gücü Verisi, İnsan Kaynakları'nda Analitik, İK Metrikleri, İK Tahminleyici Analitikleri, Personel Analitikleri, İlişki Analitikleri kavramlarının da araştırılmasının önemli olduğu ifade edilmektedir. İnsan Analitiği kavramına yönelik kaynakların çok fazla ve çeşitli olması sebebiyle bu konu araştırılırken insan kaynakları ve yönetim literatürünün de ötesinde İnsan Analitiği'nin uygulandığı sektörlerdeki uygulamaların da dikkate alınması önerilmektedir (Tursunbayeva, Lauro & Pagliari, 2017).

Dahlbom, Siikanen & Sajasalo (2020)'ya göre İnsan Kaynakları Analitiği literatüründe aslında benzer anlamlara gelmesine rağmen elektronik insan kaynakları, insan sermayesi analitiği ve insan kaynakları bilgi sistemleri gibi değişik kavramların kullanılması kavramsal karışıklık yaratmaktadır. Bu kavram karışıklığının bir çok işletmede de konu hakkında uygulamaların sistematik olarak ilerlemesini engelleyebileceği söylenebilir (Dahlbom, Siikanen & Sajasalo, 2020).

Diğer bir örnek olarak Huselid (2018) İş Gücü Analitiği kavramının aslında içerik olarak literatüde var olduğu ancak kavramsal anlamda çok yeni olduğunu ifade etmektedir. Thüsing (2021) ise Huselid (2018)'in çalışmalarını ele alırken İş Gücü Analitiği kavramı olmaksızın İK Analitiği kavramı üzerinden yorumlamıştır. Buradan

hareketle İş Gücü Analitiği ve İK Analitiği kavramların yazarların yaklaşımı doğrultusunda birbirinin yerine kullanılabildiği söylenebilir.

Thüsing (2021) bu görüşü destekleyecek şekilde İK Analitiği'nin kavramsallaştırılması konusunda literatürde ciddi eksiklikler olduğunu belirterek kavramın farklı akademisyenler tarafından farklı terminolojiler ile ele alınabildiğini ifade etmiştir. İK Analitiği'nin kavramsallaştırılması ve tanımlama kriterlerine ilişkin açıklamalar Tablo 1'de gösterilmektedir. Kavramsal olarak bakıldığında İK Analitiği, İnsan Analitiği, İş Gücü Analitiği, Yetenek Analitiği ve İnsan Sermayesi Analitiği kavramları üzerinde bir yoğunlaşma olduğu görülmektedir. Tanımsal olarak bakıldığında ise; karar verme, analiz, yöntem, uygulama ve kapasite gibi nitelikler üzerinden tanımlamaların yapıldığı söylenebilir. İK Analitiği kavramının "işletmelere katma değer sağlanması için kapsamlı hedeflerle birlikte İK çerçevesindeki kararların alınması için veri analizinin kullanılması" yönündeki tanımı farklı yazarlara göre tekrarlanan temalar sayesinde ortak bir zeminde birleşse de, İK Analitiği'nin kavramsal çeşitlilik çerçevesinde tanımlanmasının gelecekteki araştırmalarda tutarsızlık riski yaratabileceği söylenebilir (Thüsing, 2021).

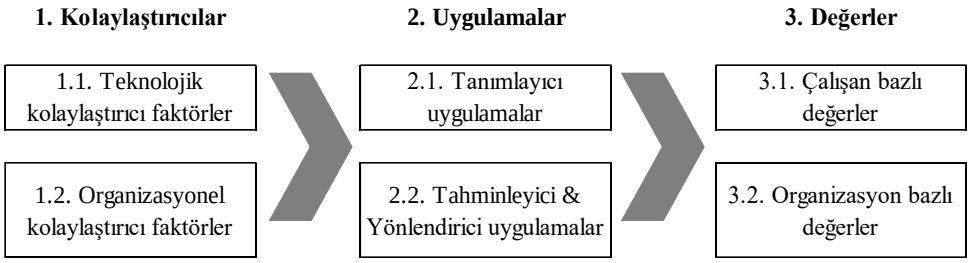
Tablo 1: İK Analitiğinin Kavramsallaştırma ve Tanımlama Bazlı İncelenmesi

Kavramsal İnceleme	
Davenport et al., 2010	Yetenek Analitiği
Rasmussen & Ulrich, 2015	İK Analitiği
Reindl, 2016	İnsan Analitiği
Minbaeva, 2018	İnsan Sermayesi Analitiği
Huselid, 2018; Simon & Ferreiro, 2018	İş Gücü Analitiği
Tanımsal İnceleme	
Momin & Mischra, 2014	Karar verme süreci
Rasmussen & Ulrich, 2015	Yönetim alanında geçici bir heves
Patre, 2016	Yöntem
Vargas vd., 2018	Analiz süreci
Marler & Boudreau; 2017	Uygulama
Minbaeva, 2018	Organizasyonel bir kapasite

Kaynak: Thüsing, 2021

Margherita (2022) İK Analitiği konusunda sistematik bir literatür araştırması yaptığı çalışmasında anahtar kelimeleri; İnsan Analitiği, İnsan Kaynakları Analitiği, İK Analitiği, İşgücü Analitiği, Yetenek Analitiği, İnsan Sermayesi Analitiği, Veri Analitiği ve İK olmak üzere belirlemiştir. Araştırma kapsamında; bu kavramların makale ve makale özetlerinde yer alma durumuna göre ulaşılan makalelerin %30'u İK Analitiği, %20'si İşgücü Analitiği, %17'si İnsan Analitiği, %15'i Veri Analitiği ve İK, %9'u İnsan Kaynakları Analitiği, %5'i Yetenek Analitiği ve %4'ü İnsan Sermayesi Analitiği anahtar kelimesi ile ilişkilendirilmiştir. Ayrıca İK Analitiği ile ilişkili bulunan kavramlar 3 temel kategoride sınıflandırılmıştır ve Şekil 1'de gösterilmektedir (Margherita, 2022).

Şekil 1: İK Analitiği ile İlişkili Kavramların Kategorilendirilmesi



Kaynak: Margherita, 2022

1.1.1. İnsan Kaynakları Analitiği Kavramına İlişkin Sistematik Derleme Çalışması

Bu çalışma kapsamında İK Analitiği literatüründe kavramsal olarak İK Analitiği, İş Gücü Analitiği, İK Metrikleri, Yetenek Analitiği, İnsan Sermayesi Analitiği gibi farklı başlıklar altında gerçekleştirilen çalışmalar mevcut olduğu için, yapılan çalışmaların derinlemesine incelenmesi ve bu kavramların İK Analitiği bağlamında taşıdığı anlamların ortaya koyulmasına dair bir ihtiyaç olduğu öngörülmüştür. Bu sebeple konu hakkında yapılan çalışmaların sistemli ve tarafsız bir şekilde sentezlenmesi adına Sistematik Derleme yöntemi kullanılarak bir analiz gerçekleştirilmiştir

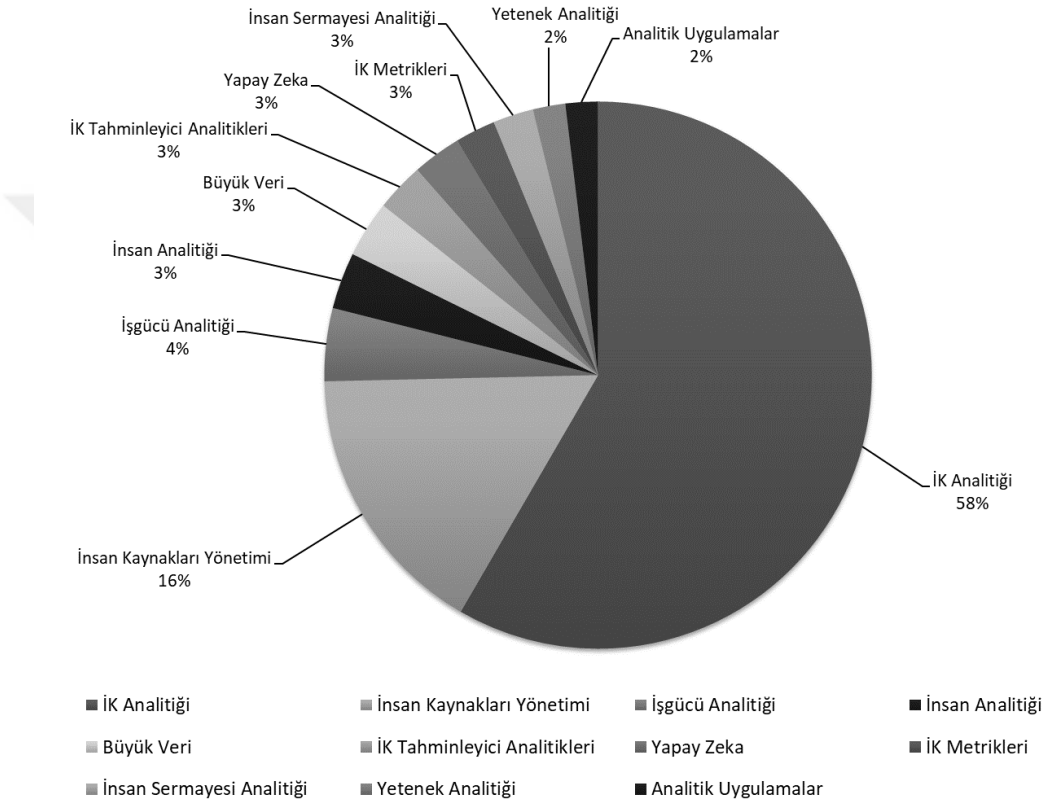
Uluslararası literatürde sistematik derleme çalışmalarının PRISMA Bildirimi kontrol listesine göre yapılması önerildiğinden (Karaçam, 2013), bu çalışma kapsamında tanımlama, ayırma, seçim ve dahil etme aşamaları üzerinden PRISMA Bildirimi referans alınmıştır. Tanımlama aşamasında farklı disiplinler için araştırmacılar tarafından en sık kullanılan Google Scholar ve Scopus veri tabanları kullanılmıştır. Araştırma odak alanı gereği alanda en sık kullanılan kavramlar olmak üzere HR Analytics, Human Resources Analytics, HR Metrics, Human Capital

Analytics, Workforce Analytics, People Analytics anahtar kelimeleri kullanılarak literatür taraması gerçekleştirilmiştir. Scopus üzerinden tüm anahtar kelimeler kapsamı daraltmak için Human Resources anahtar kelimesi ile birlikte taranmıştır. Toplamda Scopus üzerinden 957 ve Google Scholar üzerinden 446 olmak üzere 1403 çalışmaya ulaşılmıştır. Ayırma aşamasında tekrarlanan, tür bakımından kapsam dışı kalan çalışmalar, İngilizce ve Türkçe dilleri dışında yazılan çalışmalar elenmiş olup 742 çalışma incelemeye alınmıştır. Seçim aşamasında içerik bakımından İK Analitiği kavramı çerçevesinde kapsam dışı kalan çalışmalar elenerek 311 çalışma elde edilmiştir. Dahil Etme aşaması kapsamında ise bu çalışmalar arasında rastlantısal olarak 180 çalışmanın yer aldığı bir örneklem üzerinden sistematik derleme çalışması gerçekleştirilmiştir. Bu çerçevede incelenen makalelerin bilgileri EK 1'de sunulmuştur.

Çalışmaların ele alındığı kavramsal çerçeveler incelendiğinde en büyük çoğunluğun Şekil 2'de belirtildiği üzere %58'lik bir dilimde "İK Analitiği" olduğu görülmektedir. Ana temanın İK Analitiği olduğu düşünüldüğünde kavram bütünlüğünün sağlanması adına bu durumun doğal bir sonuç olduğu görülmektedir. Diğer kavramların bazıları İK Analitiği çatısından da bahsedilerek kullanılmış, bazılarında ise İK Analitiği kavramı tanıtılmamıştır. Diğer yandan %16 ağırlıkla "İnsan Kaynakları Yönetimi" kavramının İK Analitiği çerçevesi olmadan kullanıldığı görülmektedir. Bu grupta örneğin bilgisayar mühendisliği alanında insan kaynakları analitiğine yönelik çalışmaların insan kaynakları yönetimi başlığı altında gerçekleştirildiği görülmektedir. İnsan Kaynakları Yönetimi başlığında farklı disiplinler çerçevesinde gerçekleşen tahminleme ve teknoloji odaklı insan kaynakları çalışmalarının gerçekleştiği söylenebilir. Diğer kavramların yüzdesel dağılımına bakıldığında sırasıyla "İş Gücü Analitiği" %4, "İnsan Analitiği" %3, "Büyük Veri" %3, "İK Tahminleyici Analitikleri" %3, "Yapay Zeka" %3, "İK Metrikleri" %3,

"İnsan Sermayesi Analitiği" %3, "Yetenek Analitiği" %2 ve "Analitik Uygulamalar" %2 ağırlıkla ele alınmıştır. Bu sonuçlar Şekil 2'de sunulmaktadır.

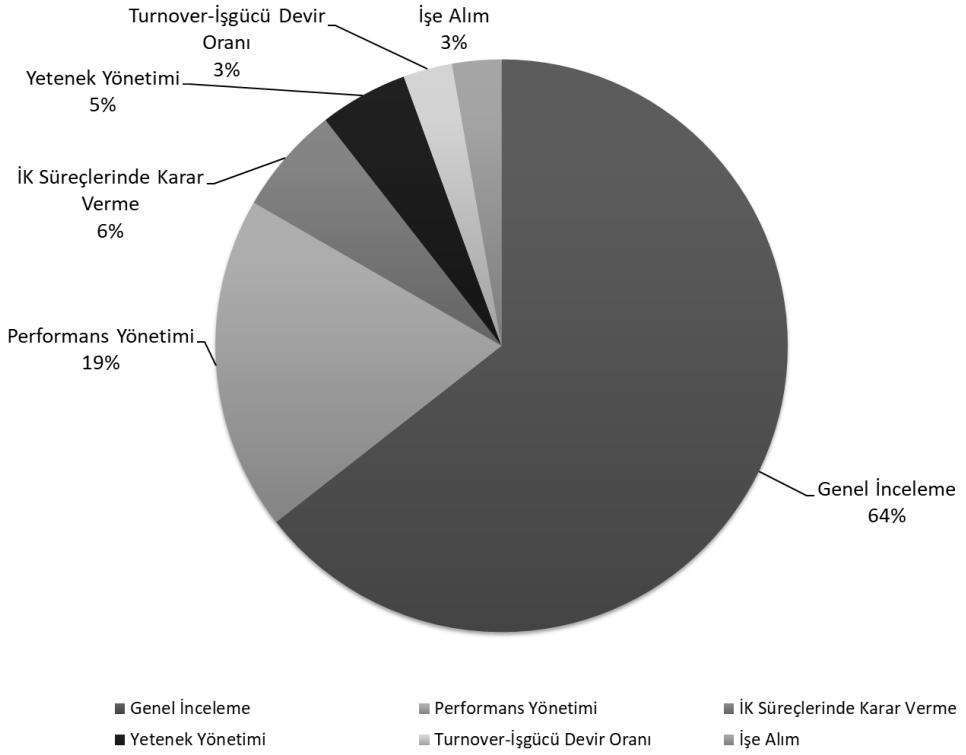
Şekil 2: Kavramsal Çerçeve Kapsamında Dağılım



Çalışmaların büyük bir çoğunluğu %64'lük bir dilimle "Genel İnceleme" yaparak kavramsal olarak doğrudan İK Analitiği ya da insan kaynakları alanındaki analitik çalışmaların gelişimini açıklamaya çalışmıştır. Buradan hareketle yapılan çalışmalarda belirli bir insan kaynakları fonksiyonuna odaklanmaktan çok genel bir yaklaşımla inceleme yapıldığı görülmektedir. Bu durum İK Analitiği kavramının literatür olarak hala gelişmekte olmasıyla yorumlanabilir. Genel İnceleme'nin yanı sıra özellikle %19 ağırlıkla "Performans Yönetimi" fonksiyonu odaklı çalışmaların

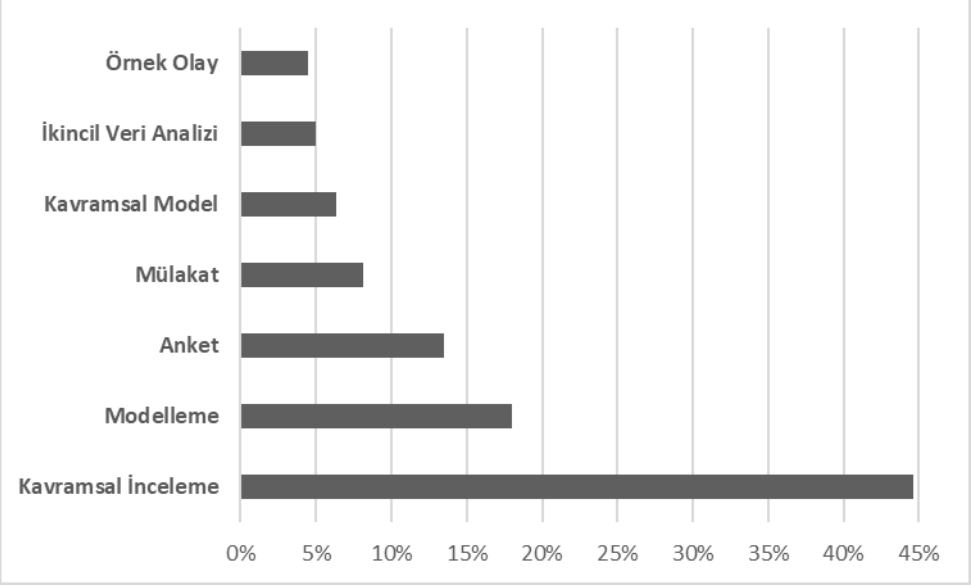
yapıldığı da görülmektedir. Şirket ve çalışan düzeyinde performans sonuçları şirket getirileri için önem arz ettiğinden bu alana odaklı çalışmaların daha fazla olması olağan karşılanmaktadır. Benzer şekilde İK Analitiği karar verme süreçleri için optimizasyon temelinde insan kaynakları departmanlarını güçlendirdiğinden, %6'lık ağırlıkla "İK Süreçlerinde Karar Verme" fonksiyonu özelinde çalışmaların gerçekleştirildiği söylenebilir. "Yetenek Yönetimi" ise %5'lik bir dilimde ön plana çıkmaktadır. "Turnover" ile "İşe Alım" fonksiyonları özelinde de %3'lik bir dilimde çalışmaların gerçekleştirildiği görülmektedir. Bu fonksiyonlar her ne kadar birbirinden bağımsız görünse de İK Analitiği tüm insan kaynakları fonksiyonlarını kapsamakta ve her bir fonksiyon için farklı katkı sunmaktadır. Bu sonuçlar Şekil 3'de özetlenmektedir.

Şekil 3: Odak Alanların İK Fonksiyonları Kapsamında Dağılımı



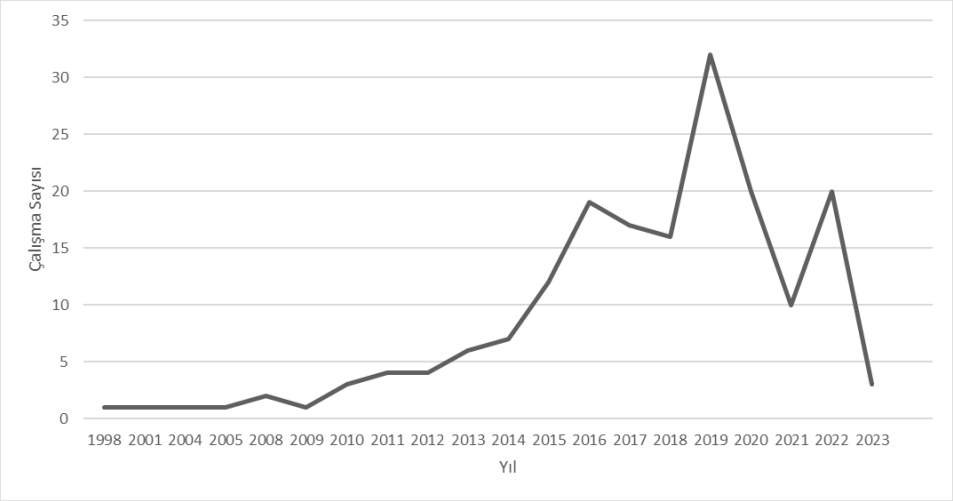
Çalışmaların analiz yöntemleri incelendiğinde Şekil 4'te görüldüğü üzere tüm yöntemler arasından en fazla "Kavramsal İnceleme" yapıldığı görülmektedir. Bu durumun, İK Analitiği kapsamında yapılan çalışmalar odak alanlarına göre incelendiğinde "Genel İnceleme" kategorisinin yoğun olması ile paralel bir sonuç olduğu söylenebilir. İK Analitiği literatürü hala gelişmekte olduğundan çok sayıda çalışmanın genel bir anlatım ile literatür incelemesi gerçekleştirdiği görülmektedir. Bunun yanı sıra Anket, Mülakat, Kavramsal Model, Örnek Olay, Modelleme ve İkincil Veri Analizi yapıldığı da görülmektedir. Bu kapsamda Kavramsal Model önerisi ortaya koyan çalışmaların büyük çoğunlukta olması İK Analitiği kavramının literatürde hala gelişmekte olduğu görüşünü pekiştirebilir.

Şekil 4: Analiz Yöntemleri Kapsamında Dağılım

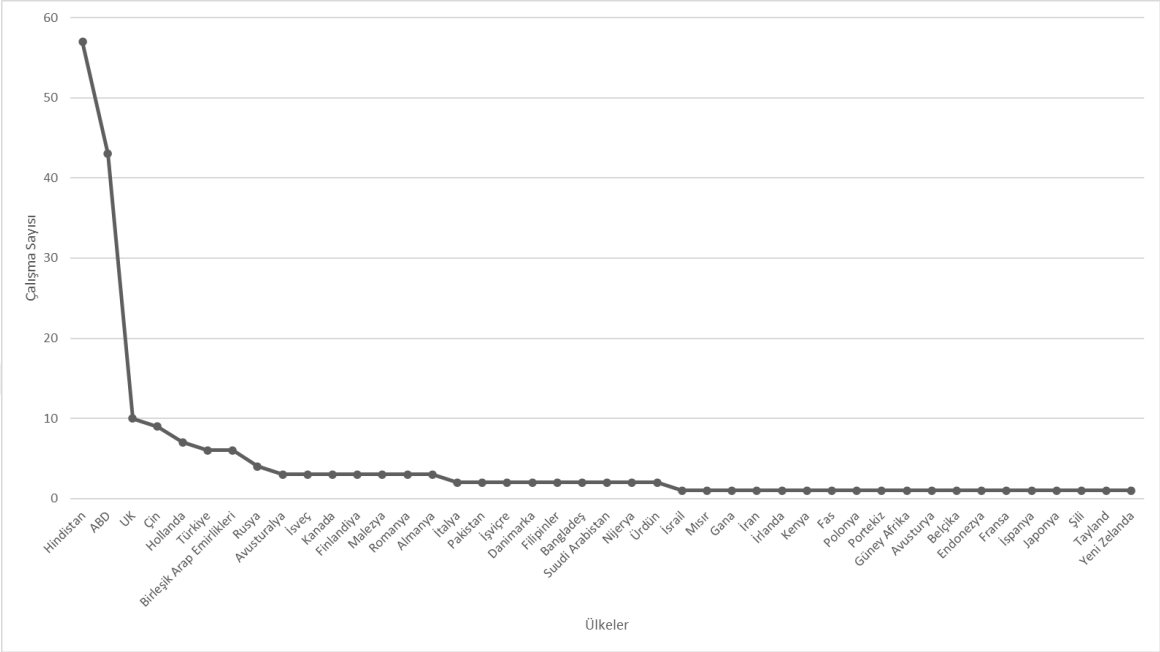


Çalışmaların yıl ve ülke bazında dağılımları incelendiğinde, Şekil 5'e göre çalışmaların 1998 ile 2009 yılları arasında nispeten sabit düzeyde olduğu ve 2012 yılı itibarıyla artış göstererek 2021 yılında düşüşe geçtiği görülmektedir. Şekil 6'ya göre ise Hindistan'ın bu alanda en çok yayın yapan ülke olduğu görülmektedir. Hindistan'ı takiben ABD ve UK en üretken ilk üç ülke arasında girmektedir. Devamında Çin, Hollanda, Türkiye, Birleşik Arap Emirlikleri, Rusya, Avusturalya, İsveç, Kanada, Finlandiya, Malezya, Romanya, Almanya ülkelerinin ortalama olarak 3 ila 7 arasında çalışma ortaya koyduğu görülmektedir. İtalya, Pakistan, İşviçre, Danimarka, Filipinler, Bangladeş, Suudi Arabistan, Nijerya, Ürdün, İsrail, Mısır, Gana, İran, İrlanda, Kenya, Fas, Polonya, Portekiz, Güney Afrika, Avusturya, Belçika, Endonezya, Fransa, İspanya, Japonya, Şili, Tayland, Yeni Zelanda ise en az bir çalışma ortaya koymuştur.

Şekil 5: Yıl Bazında Dağılım



Şekil 6: Ülke Bazında Dağılım



Sistematik literatür incelemesi sonuçlarına göre; İK Analitiği literatürü insan kaynakları fonksiyonları odağında ayrı ayrı derinleşmek yerine henüz genel incelemeler sunmakta ve çoğunlukla literatür incelemesi yapılmaktadır. Bu sonucun, İK Analitiği kavramının gelişmekte ve olgunlaşmakta olan bir kavram olduğu görüşünü desteklediği söylenebilir. Benzer şekilde bu çalışma kapsamında incelenen çalışmalar; İnsan Kaynakları Yönetimi, Yetenek Analitiği, İnsan Sermayesi Analitiği, İş Gücü Analitiği, Büyük Veri, İş Analitiği, Analitik Uygulamalar, İnsan Kaynakları Tahminleyici Analitikleri, İnsan Analitiği, İK Metrikleri gibi farklı kavramsal çerçevelerde gerçekleştirilmiştir. İK Analitiği'nin kavramsal bütünlüğünü sağlamak için İK Analitiği kavramı çatısında daha çok çalışma yapılmasının gerekliliğini vurguladığı söylenebilir. Bu nedenle tezin bu kısmında öncelikle literatürde İK Analitiği kavramı ile en çok ilgili bulunan İnsan Sernayesi Analitiği (Human Capital Analytics), İnsan Analitiği (People Analytics), İş Gücü Analitiği (Workforce

Analytics), Yetenek Analitiği (Talent Analytics) ve İK Metrikleri (HR Metrics) kavramları açıklanmakta ardından İnsan Kaynakları Analitiği kavramı bütünsel ve kapsamlı şekilde ele alınmaktadır.

1.1.2. İnsan Sermayesi Analitiği

İnsan Sermayesi Analitiği; bireyler, süreçler ve organizasyon yapısı olmak üzere üç düzeyde incelenmekte olup veri kalitesi, analitik yetkinlikler ve stratejik hareket etme yeteneği olmak üzere üç boyuttan oluşan bir organizasyonel yetenek olarak tanımlanabilir. Bu üç boyut aşağıdaki gibi açıklanabilir (Minbaeva, 2017):

- Veri Kalitesi: İnsan Sermayesi Analitiği'ne dayalı güvenilir bir sistem geliştirilmesi için en önemli bileşenlerden birisidir. Şirketlerin mevcut durumda ne gibi verilere sahip olduklarını veya ne gibi verilere ihtiyaç duyduklarını bilmemeleri, şirket verilerinin organizasyonu için ek maliyetler oluşturabilir.
- Analitik Yetkinlikler: Analitik değişkenleri ölçmek için nedensel modeller oluşturulmasını ve bunları doğru şekilde test ederek ilgi çekici bir örüntüyü aktarma becerisini ifade eder. Gerekli karmaşıklık derecesine sahip nedensel bir modeli uygun istatistiksel teknikleri kullanarak test etmek için analitik yetkinlikler gereklidir.
- Stratejik Hareket Etme Yeteneği: Analitik projelerin stratejik etkisine, değişiklik yönetimi araçlarının gerekliliğine ve bu projelerin sonuçları doğrultusunda aksiyon alınıp alınamayacağına odaklanan bir yetenektir.

İnsan sermayesi çok kıymetli bir kaynak olup karar verme süreçlerine girdi sağlamaktadır. İnsan Sermayesi Analitikleri tüm paydaşlar için şeffaf bir ortam

yaratarak titiz şekilde değerlendirmeler yapabilmek adına yönetimin hakiki değeri hakkında önemli ipuçları verir. Ayrıca zaman içerisinde potansiyel olarak ortaya çıkabilecek fırsatların görülmesine olanak tanır (Royal & O'Donnell, 2008).

Teknolojik gelişmeler ışığında İnsan Sermayesi Analitiği'nin önemi arttıkça kurumsal etkileri ön plana çıkmaktadır (Fitz-Enz, 2010). Bu anlamda İnsan Sermayesi Analitiği birçok farklı yönüyle ele alınabilir. Bazı işletmeler, insan odaklı süreçlerin ölçümleri konusunda gelişmiş düzeyde çalışmalar yaparken bazı şirketler ölçüm çalışmalarına yeni adım atmaktadır. En önemli varlığı olan insanlara yaptığı yatırımlarla işletmeye finansal getiri sağlayan şirketler aynı zamanda iyileştirilmiş çalışan katılımı ve bağlılığı elde ederek çalışanlara daha fazla katma değer sağlamaktadır. İnsan sermayesi yatırımları konusunda yapılan analizler, hem bireysel hem de kurumsal düzeyde bu getirileri iyileştirmenin çok güçlü bir yoludur (Fitz-Enz, 2013). Yöneticiler kimin daha iyi performans göstereceğine dair gözlem ve sezgilerine dayanarak karar verebilirler, ancak organizasyon bünyesinde karar alma süreçlerinde kişisel önyargıları minimize etmek için istatistiksel bir yaklaşım ile kararların desteklenmesi önerilmektedir (Nedelcu, 2017). Mevcut durumda yapılan İnsan Sermayesi Analitiği çalışmaları kapsamında aşağıdaki analizler gerçekleştirilmektedir (Reddy & Lakshmikeerthi, 2017):

- İnsana özgü verileri üzerinden korelasyon analizleri
- Farklı veri setleriyle kıyaslama-benchmark odaklı karşılaştırmalı analizler
- Yapısal eşitlik modeli referans alınarak yapılan neden sonuç analizleri
- Regresyon analizleri

İnsan kaynakları teknolojisi ve ölçüm alanlarındaki deneyimlere bakılarak günümüzde işgücü hakkında daha önce hiç olmadığı kadar fazla veriye sahip

olunduğunu söylemek mümkündür (Fitz-Enz, 2010). İlgili veriler ve yorumları ile birlikte İnsan Sermayesi Analitiği, bireylerin ve grupların davranışlarının ve performansının arkasındaki itici güçleri gösteren örüntüyü anlatmaya ve doğrulamaya yardımcı olur (Levenson, 2011). İnsan Sermayesi Analitiği'nin nasıl yürütüleceğine odaklanan işletmelerin, bu çalışma alanına odaklanmayan tüm işletmelerin dahil olduğu popülasyonun büyük çoğunluğu üzerinde rekabet avantajına sahip olacağı öngörülebilir. İyi tasarlanmış bir çalışan bağlılığı anketi, işgücünün bilgeliğinden sistematik olarak yararlanmak için güçlü bir araçtır ve bu nedenle İnsan Sermayesi Analitiği'nin temeli olarak değerlendirilebilir. Ancak geleneksel ve tek bir formatta hazırlanarak tüm çalışanlara uyacağı düşünülen çalışan bağlılığı anketleri bu değerlendirmeyi yapabilmek için yetersizdir ve çok fazla işletmede insan sermayesi analitiğinde ilerlemeyi engelleyebilmektedir (Fitz-Enz, 2010).

İnsan Sermayesi Analitiği araçlarının kullanım şeklini etkileyen faktörler aşağıdaki gibi sıralanabilir (Reddy & Lakshmikeerthi, 2017):

- Rekabet mekanizması ile rekabetin fazla olduğu iş çevrelerinde İnsan Sermayesi Analitiği'nin kullanımına daha fazla ihtiyaç olduğu söylenebilir.
- Kurumsal mekanizmalar düşünüldüğünde şirketlerin piyasadaki rekabet gücünü arttırmak ya da rakiplerini taklit ederek avantaj kazanmak için İnsan Sermayesi Analitiği'ni kullandığı söylenebilir.
- Organizasyon biçimi düşünüldüğünde özellikle daha da yapılaşmış olan eski organizasyonlarda İnsan Sermayesi Analitiği'nin daha fazla kullanımına ihtiyaç olduğu söylenebilir.
- Organizasyon yapısının organik ve mekanik olmasına bağlı olarak İnsan Sermayesi Analitiği'nin kullanımı değişebilir.
- Emek sermaye oranı düşünüldüğünde bilgi yoğun sektörlerde İnsan Sermayesi Analitiği'nin arttığı gözlenebilir.

- Finansal sağlık durumuna bağlı olarak insan sermayesi analitiğinin kullanımı değişiklik gösterebilir.
- Yenilikçilik eğilimi düşünüldüğünde yeni fikirlerle sürekli iyileştirmenin sağlanabilmesi için İnsan Sermayesi Analitiği'ne daha fazla ihtiyaç olduğu söylenebilir.
- Organizasyonların büyüklüğü düşünüldüğünde çok yönlü işletmelerde İnsan Sermayesi Analitiği'nin kullanımına daha çok ihtiyaç olduğu söylenebilir.

1.1.3. İnsan Analitiği

İnsan Analitiği son zamanlarda çok sık kullanılan bir kavram olmasına karşın düşünce ve uygulama olarak insan kaynakları alanında varlığını uzun zamandır sürdürmektedir (Gupta & Shaikh, 2018). Bu anlamda hem çok eski bir nitelik taşıdığı hem de kavram olarak yeni tanımlandığı söylenebilir. İnsan Analitiği kavramı, uzun zamandır iş çevresindeki insanları örneğin daha verimli, mutlu, yaratıcı, uzman, lider haline getirebilecek davranışların veriler üzerinden incelenmesi için kullanılmaktadır. Yıllarca bu doğrultuda gözlemler, anketler ve mülakatlar gerçekleştirilmiştir. Günümüzde ise İnsan Analitiği; çok farklı kaynaklardan toplanan insana dair gerçek ve sanal verilerin daha önceden hayal edilemeyecek şekilde bir araya getirilmesi ve işlenmesi ile gerçekleştirilir. Bu çalışmalar örgütü yeni adımlara hazırlayacak derecede dönüşümsel bir niteliğe sahiptir ve kritik önem taşımaktadır (Waber, 2013). İnsan Analitiği kavramı son yıllarda yönetim uygulamalarında yarattığı sonuçlar açısından dikkat çekmektedir (Gupta & Shaikh, 2018). Özellikle başarı planlama ve işgücü devir oranı alanlarındaki tahminleyici çalışmalar organizasyonlar için katma değer sağlayıcı çalışmalardır (Wang & Taylor, 2017).

İnsan Analitiği, kısaca veri analitiğinin insan kaynakları alanına uygulanması olarak tanımlanmakta (Peeters, Paauwe & Van De Voorde, 2020); iş gücü planlama, yetenek yönetimi ve operasyonel gelişmeler ile ilgili kullanılan tüm verilerin insan kaynakları bulut sistemleri ve programlar aracılığıyla işlenmesi ile birlikte devrimsel değişimler yaratmaktadır. Çalışan bağlılığı ve işten ayrılma konularına odaklı çalışılmaya başlanan İnsan Analitiği, günümüzde işletmelerin iş süreçleri kapsamındaki veri sistemlerini analitik araçlar yardımıyla gerçek zamanlı veri takibi yapılabilecek şekilde yeniden tasarlamalarına yönelik dijital çözümler sunmaktadır (Anjani & Nithya, 2018).

İnsan Analitiği kapsamında çalışan ekiplerin verimliliği; çıktılar, kolaylaştırıcılar, paydaş yönetimi ve yönetişim olmak üzere dört ana odak altında toplanan birçok faktöre bağlıdır (Peeters, Paauwe & Van De Voorde, 2020). İnsan Analitiği kapsamında çalışmalar yapan ekiplerin başarılı sonuçlar elde etmek adına; karmaşık verileri bir araya getirerek çözümlemesi, veriler ile geniş kapsamlı iş stratejileri arasında anlamlı bağlantılar kurması ve güvenilir tahminlemeler yapan modeller tasarlaması beklenmektedir (Wang & Taylor, 2017). Ekiplerin gerçekleştirdiği İnsan Analitiği uygulamalarında belirli bağlamlardaki metinlerin analizi, makine öğrenmesi, tahminleyici analiz ve veri görselleştirme olmak üzere dört temel tekniğin kullanıldığı söylenebilir. Bu teknikler aşağıdaki gibi örneklendirilebilir (Gupta & Shaikh, 2018):

- Metin analizi ile aday nitelikleri ve görev tanımı gereksinimlerin karşılaştırılması,
- Makine öğrenmesi ile kullanıcı davranışı gözlemlenerek aday eşleşme algoritmalarının nöral ağlar vb. kullanımıyla iyileştirilmesi,
- Tahminleyici analiz ile organizasyonel değişiklik ya da yeniden yapılanmalarda pazar trendlerine göre istihdam tahmini

- Görselleştirme ile özgeçmiş, iş tanımı, eğitim, geçmiş atamalar, kariyer yolu, mülakatlar ve yıllık performans değerlendirmelerini bir araya getirerek şirketin yetenekleri hakkında kapsamlı bir bakış açısı sağlanması

İnsan Analitiği, bir çok şirket tarafından daha iyi karar verebilmek için içgörü kazanmak üzere konumlandırılan ve gün geçtikçe daha da önem kazanan bir kavramdır (Wang & Taylor, 2017). Bu anlamda İnsan Analitiği, şirketlerin amaçları doğrultusunda neyin yararlı ve kullanışlı olup olmadığını anlamalarına olanak sağlamakta; insan ve görevlerin uyumu doğrultusunda daha etkili işe alım ve yetenek yönetimi uygulamalarını hayata geçirmektedir (Gupta & Shaikh, 2018). Bu şekilde hayata geçirilen İnsan Analitiği uygulamaları daha adil, daha etkili ve nihai olarak da zaman ve maliyet açısından daha verimli sonuçlar ortaya koymaktadır (de Romree, Fecheyr-Lippens & Schaninger, 2016).

1.1.4. İş Gücü Analitiği

İş Gücü Analitiği, iş sonuçlarını etkileyen insan sermayesi odaklı kararların alınması için mevcut verileri inceleyerek aralarındaki ilişki ve eğilimler doğrultusunda geleceğe yönelik öngörü oluşturulmasına olanak sağlar. Bu kavram, işletmenin amaç ve misyonu doğrultusunda verilere dayalı karar almak adına kritik önem taşımaktadır (Sharma & Sharma, 2014). İş Gücü Analitiği'nin kökenleri 1900'lü yıllara dayanmaktadır. Aynı zamanda veri analizi ve erişimi günümüzde kolaylaştığı için dikkat çekici bir kavramdır. İş gücü analitiği, işletmenin stratejisinin yürütülmesinde ve değer yaratılmasında yeteneğin rolünü anlamak, ölçmek, yönetmek ve geliştirmekle ilgili tüm süreçleri ifade eder. İş başarısı için kritik olduğu düşünülen metriklerin nasıl yönetileceği ve geliştirileceği konusu odaklanılması gereken önemli bir konudur (Huselid, 2018).

İş Gücü Analitiği, iş gücü etrafında şekillenen süreçlerle ilgili derin bir içgörü kazanımını sağlar ve diğer ilgili paydaşlarla ortak paydada ilerlemek için büyük bir sinerji ortamı yaratır. Özellikle iş gücü planlaması, iş süreçlerinin geliştirilmesi, eğitim ve gelişim faaliyetleri, çalışanların elde tutulmasına yönelik çalışmalar ve ücretlendirme alanlarında fayda sağlamaktadır. Bu doğrultuda İş Gücü Analitiği insan kaynakları yöneticilerinin işe giriş için aday olduğu andan itibaren işten ayrılma aşamasına kadar süren çalışan yaşam döngüsü dahilinde mevcut ve gelecek durumu analiz etmeleri için büyük bir kaynak sağlar. Organizasyonlardaki kritik kaynaklar olan yeteneklerin yönetimi için insan kaynakları yöneticilerinin sorumluluk alanları oldukça geniştir. Örneğin; gelecek yakın zamanda kimlerin işten ayrılacağı, hangi çalışanların geleceğin yüksek performanslı çalışanları olacağı, eğitim programlarından kimlerin nasıl kazanımlar sağlayacağı, organizasyondaki tüm çalışanlar için gerekli eğitim ihtiyacı gibi sorulara cevap vermeleri beklenmektedir. Bu kapsamda insan kaynakları yöneticileri sadece içgüdülerine güvenerek yanıt vermek yerine bilgi ve analize dayalı cevaplarla karar verme süreçlerine destek sağlamaktadır (Lal, 2015).

İş Gücü Analitiği alanı her geçen gün gelişim sürecine yeni kilometre taşları eklemektedir. Bu doğrultuda şirketlerin stratejisini proaktif bir şekilde yürütme yeteneklerine önemli ölçüde katkı sağlama potansiyeli taşımaktadır. Bu anlamda ilgili yöneticilerin, iş gücünün stratejik başarılarına nasıl katkıda bulunduğuna dair kapsamlı bir anlayış kazanması gerekmektedir. Bu anlayış çerçevesinde gelişen algının iş gücü ölçümlerine ve analitiklerine yansıtılması ile birlikte ortaya çıkan etkili iş gücü analitiği ölçümleri, tanımlayıcı istatistiklerden çok yönlendirici istatistikler üzerinde yoğunlaşmaktadır. Bu analizler yöneticilerin iş gücü aracılığıyla stratejiyi nasıl daha etkin bir şekilde yürütebileceğine dair ipuçları taşımaktadır. İş Gücü Analitiği kapsamında süreçler etkin bir şekilde tasarlanıp etkili uygulamalar oluşturulursa işletmeler, işgücü aracılığıyla stratejinin yürütülmesi hakkında önemli bilgiler

edinebilir. Bu potansiyeli etkin bir şekilde kullanmak için ele alınması gereken bazı sorular aşağıdaki gibi sıralanabilir (Huselid, 2018):

- Şirketler insan kaynağına ilişkin temel stratejik sorularını nasıl belirleyebilir ve önceliklendirebilir?
- Yöneticilerin insan kaynağı süreçlerinde kritik iyileştirmeler sağlamaları için hangi verilere ihtiyaç vardır?
- İkna edici olmak için hangi analitiklerin birlikte sunulmasına ihtiyaç vardır?
- Büyük verinin ortaya çıkışının biyoenformatik, fizik, astronomi gibi birçok farklı alanda ortaya çıkardığı tahmine dayalı yeni ve özgün bir yaklaşım, İK uygulamaları için hangi gelişme ve yeniliklere ilham olabilir?
- İşletmeler ana stratejinin yürütülmesini kolaylaştıran bilgi, teknoloji ve insan odaklı stratejik yeteneklerini nasıl tanımlayabilir ve ölçebilir?
- İşletmeler belirli işler ve çalışma düzenleri doğrultusunda çalışan veya çalışan gruplarına yatırım yapma konusunda elde edeceği ekonomik getirileri daha iyi anlayarak işgücü yatırımlarını nasıl önceliklendirebilir?
- İnsan kaynağı sistemlerinde performans ölçüm tasarımı ve uygulamasına yönelik en etkili yaklaşımlar nelerdir?
- Yeni veri görselleştirme ve raporlama gelişmelerinin iş gücü ölçüm sistemlerinde kullanılması uygulayıcılara nasıl kolaylık sağlayabilir?
- İnsan kaynağının gelişmiş teknoloji tabanlı ölçüm ve izleme süreçlerine tepkisi nasıl olabilir? Bu tepki doğrultusunda adalet ve eşitlik algıları nasıl etkilenir?
- Hacim, çeşitlilik, hız, değişkenlik, doğruluk ve karmaşıklık yönleri ile tanımlanan büyük veriye erişim, insan kaynakları liderleri ve bölüm yöneticileri için hangi zorluklar ve fırsatlar yaratabilir?

- İşletmeler metriklerin ve tahmine dayalı analitiklerin uygun şekilde kullanılmasını sağlamak için gerekli altyapı ve kültürü nasıl belirleyebilir ve oluşturabilir?
- İK metrikleri insan kaynağı süreçlerinde yönetsel hesap verebilirliğin sağlanmasına yardımcı olmak için nasıl kullanılabilir?
- Etkili işgücü analitiğinin geliştirilmesi için hangi beceriler ve yetkinlikler gereklidir ve bu becerileri geliştirmek için neler yapılabilir? Bu beceri ve yetkinlikler, analitiklerin yorumlanmasından sorumlu olanlar için farklılık gösterir mi?
- İnsan sermayesi hakkında karar verme kalitesinin arttırılması için insan kaynakları ve bölüm yöneticilerinin veri ve analitik kullanımını etkin hale getirmek adına neler yapılabilir?

İş Gücü Analitiği kapsamında oluşturulan verilerin en yüksek verimlilikle kullanımını sağlayabilmek için işletmenin iş stratejisini etkileyen belirli ölçümleri referans almak doğru bir adım olmaktadır. Bu verilerin çoğu insan sermayesi üzerine kurulu olsa da analiz sonuçlarının etki yaratabileceği alanlar geniş kapsamlıdır. Bu açıdan bakıldığında iş gücü analitiği sonuçlarından en çok etkilenen paydaşlar aşağıdaki gibi sıralanabilir (Sharma & Sharma, 2014):

- İlk kademe yöneticiler: Yetenek ihtiyacını belirlemeye ve çalışanların görev değişikliklerine yönelik planlara gereksinim duyarlar. Bu kapsamda kendilerine bağlı çalışanların verimliliğini etkileyebilecek düzeyde gelişim ve eğitim ihtiyacı olup olmadığı ve hangi noktalara müdahale etmeleri gerektiğine dair yorum yapabilecek verilere ihtiyaç duyarlar.
- Satış yöneticileri: Kendilerine bağlı çalışanların performans ölçümü yanında ücret ve ödüllendirme süreçlerini de doğru gerçekleştirmek için

çalışanların verimliliğini gözden geçirmeye ihtiyaç duyarlar. Ayrıca kritik çalışanların belirlenmesi ve elde tutulması da önem arz etmektedir.

- Finans yetkilileri: Şirket içi ve dışı finansal aktiviteler hakkındaki bilgilerin doğru yorumlanması ve analiz edilmesi önemlidir. Açık pozisyonlar, fazla mesai, dış kaynak kullanımı, alacaklar, tazminat, emlak ve kiralama, tahsilatlar gibi konularda etkin kararlar vermek için doğru bir analiz yapılması gereklidir.

1.1.5. Yetenek Analitiği

Yetenek Analitiği, aday çekimi ya da seçiminin daha da ilerisinde kritik yetenek grubu olarak tanımlanabilecek çalışanların eğitim ve geliştirme, performans değerlendirme ve işten ayrılma gibi insan kaynakları süreçleri kapsamında kariyer yolunun etkili bir şekilde planlanması için çalışmaları içermektedir ve işletmelerin lehine oyun değiştirici bir güç olarak ortaya çıkmıştır (Kishnani, 2019). Yetenek Analitiği kapsamında iş gücü yönetimi için şirketlerin kritik yenetekleri belirlemeye yönelik sorularını yanıtlamaya katkı sağlayacak temel altı uygulama alanı en basitten en karmaşığa doğru aşağıdaki gibi sıralanabilir (Davenport vd., 2010):

- İnsan Sermayesi Gerçekleri: İşletmenin genel sağlığı ve bütünlüğünün temel göstergelerinin neler olduğuna odaklanır.
- Analitik İnsan Kaynakları: Hangi birimler, departmanlar veya kişiler ile ilgilenilmesi gerektiğine odaklanır.
- İnsan Sermayesi Yatırım Analizi: Hangi eylemlerin işin üzerinde etkisinin en fazla olduğuna odaklanır.
- İşgücü Tahminleri: Çalışan hacminin ne zaman artırılacağını veya azaltılacağını belirlemeye odaklanır.

- Yetenek Değer Modeli: Çalışanların neden şirkette kalmayı veya şirketten ayrılmayı seçtiğine dair sebepleri belirlemeye odaklanır.
- Yetenek Tedarik Zinciri: İş gücünün ihtiyaçlarının iş ortamındaki değişikliklere nasıl uyum sağlaması gerektiğine odaklanır.

Yeteneği analiz etmek, müşteri ilişkileri ya da tedarik zinciri yönetimi analiz sürecinden çok farklı düşünülmemelidir. Analiz süreçleri öncelikle geçmiş verilerle gerçeklerin sunulmasını sağlar ve hızla değişen ihtiyaçlara dayalı olarak verilerin gerçek zamanlı analizi ile devam eder (Davenport vd., 2010). Yetenek Analitiği, geçmiş deneyimlere sezgisel düzeyde güvenerek belli çıkarımlar yapmak yerine istatistiksel modeller aracılığıyla önemli iş süreçlerine dair etkin kararlar verilmesini sağlamak üzere çeşitli kaynaklardan büyük dijital ayak izlerini birleştiren veri analitiğini kullanır. Yetenek Yönetimi ve Yetenek Analitiği çalışmaları; işe alım ve seçim, performans değerlendirme, eğitim ve geliştirme, ücretlendirme ve yan haklar, çalışan bağlılığı, çalışan işten ayrılması olmak üzere birçok insan kaynakları fonksiyonunu kapsamaktadır (Kishnani, 2019).

Genel olarak Yetenek Analitiği yaklaşımını benimsemenin işletmelere faydaları; yetenek yönetiminde daha iyi kanıta dayalı kararlar alma olasılığı, yetenek yönetimi programlarının değerinin arttırılması ve yetenek gelişimine uygun bir performans kültürü oluşturulması ve sürdürülmesi şeklinde sıralanabilir. Şirketlerin Yetenek Analitiği'ni başarılı bir şekilde kullanması için aşağıdaki adımlar önerilebilir (Minbaeva & Vardi, 2019):

- İşletme içinde performansı etkileme potansiyeline sahip önemli veya stratejik pozisyonları belirlemek
- Önemli pozisyonları doldurmak için yüksek potansiyelli ve yüksek performanslı çalışanlardan oluşan bir yetenek havuzu belirlemek

- Performansı izlemek ve çalışanların elde tutulması için aksiyon almak

İnsan kaynakları yönetimi için Yetenek Analitiği kullanan şirketlerin somut ve belirli değerler yaratabilmesi için aşağıdaki hatalardan kaçınmaları gerekmektedir (Davenport vd., 2010):

- Analitik süreçlerin çıktılarını çalışanları etiketleyerek onların aleyhine kullanılabilecek birer girdi olarak kullanmak
- İş süreçleri kapsamında herhangi bir gereklilik ya da ihtiyaç olmamasına rağmen bir metriği takip etmek
- Bazı çalışanların sistemi ellerinde tutabilmelerine olanak sağlayacak birkaç metrik üzerinden çalışan performansını değerlendirmek
- Bir analiz kabul edilmeden ve karar verilmeden önce verilerin tamamen doğru olduğu konusunda ısrarcı olmak
- Çalışanları başarıyı doğru tahminlemekte yeterli olmayan bir takım not ve test puanları gibi basit ölçülerle değerlendirmek
- Analitik süreçleri kullanırken üst yönetimi dokunulmaz kılarak onlara dair analizler yapmamak
- Örgütsel önceliklere göre değişiklikleri yeterince izleyememek ve bu doğrultuda ilgisiz ve verimli olmayan analizler yapmak
- Niceliksel olarak kolaylıkla ölçülemeyecek performans bileşenlerinin dikkate alınmaması
- Sadece insan kaynakları alanının verimliliğinin ölçülmesi ve yetenek yönetiminin iş performansı üzerindeki etkisini ele almakta başarısız olunması.

Yetenek Analitiği kapsamında ölçümlenen kriterlerin belirli bir amaç doğrultusunda seçimi, doğru araçların belirlenmesi, hedef kitleye uygun verimli ve etkin yöntemlerin kullanılması önem taşımaktadır. Aksi takdirde insan kaynakları uygulamalarında Yetenek Analitiği ile birlikte yaratılması planlanan çıktılar yeterince somut olmayabilir.

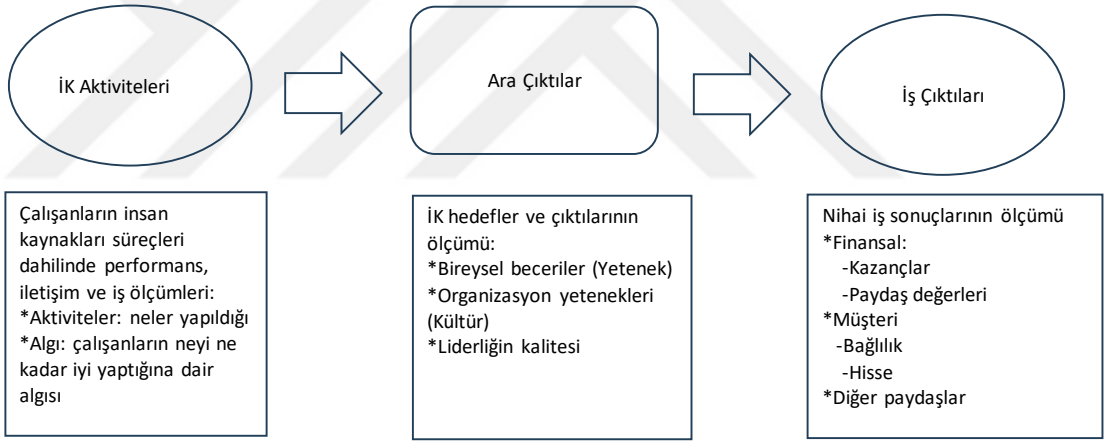
1.1.6. İnsan Kaynakları Metrikleri

İnsan Kaynakları Metrikleri (İK Metrikleri), insan kaynakları yönetimi çerçevesinde verimlilik, etkinlik ve etki olarak sınıflandırılabilecek temel sonuçların ölçümleri olarak tanımlanabilir (Marler & Boudreau, 2017). İK Metrikleri'nin temel seviyede takibi en kolay göstergeleri verimlilik çerçevesinde yapılan ölçümlerdir. Bu göstergeler insan kaynakları işlevinin temel idari görevlerini ne kadar iyi yaptığıyla ilgili olan metriklerdir. İnsan kaynakları işlevi kapsamında verimliliği değerlendirmek için takip edilebilecek metrikler; açık pozisyonları doldurma süresi, insan kaynakları departmanındaki çalışan sayısı oranları ve çalışan başına yönetimsel maliyetler gibi ölçütler ile örneklendirilebilir. Diğer yandan ikinci düzeyde incelenebilecek metrikler verimliliğin ötesinde etkinlik odaklı ölçümlerdir. Bu metrikler kapsamında insan kaynakları uygulamalarının hitap ettiği kişi sayısı bazında elde edilen çıktıları ölçmek yeterli değildir, asıl önemli unsur bu uygulamaların amacına ne ölçüde ulaştığıdır. Örneğin eğitim ve gelişim uygulamalarının temel etkinlik ölçütünü, çalışanların sadece eğitime katılım oranı ya da verilen eğitimden memnuniyeti oranı ile belirlemek yeterli değildir. Burada ancak çalışanların gerekli becerileri geliştirip geliştirmediğine dair ölçümler programın etkinliğini yansıtabilir. Üçüncü olarak etkinliği de bir adım öteye taşıyarak insan kaynakları işlevinin işletmenin rekabet avantajı elde etme ve sürdürme yeteneği üzerindeki somut etkileri incelenmektedir. Bu ölçümleme kapsamında organizasyonun temel yetenek ve yetkinlik gelişimi ile optimizasyonu

ilgili metrikler söz konusudur (Lawler III, Levenson & Boudreau, 2004). İK Metrikleri kapsamında insan kaynakları organizasyonu bünyesinde gerçekleştirilen görevlere dair belirli göstergeler ölçümlenmektedir (Yılmaz & Bal, 2022).

Herhangi bir insan kaynakları unsurunun ölçülebilir olması İK Metriği olarak takip edilmesi gerektiği anlamına gelmemektedir. Şekil 7'de belirtildiği üzere odaklanan alan çerçevesinde hangi İK Metrikleri'nin takip edileceği seçilirken yaratacağı değere göre değerlendirme yapılmalıdır (Ulrich & Dulebohn, 2015).

Şekil 7: İK Analitiği'ne Yönelik Kavramsal Bir İnceleme



Kaynak: Ulrich & Dulebohn, 2015

Verimlilik boyutu için açık pozisyon sayısı, işe alım sayısı, işe alım yapılan departman sayısı, birim işe alım maliyeti; etkinlik boyutu için işe yeni giren çalışanların devir oranı, işe alım teklifinin kabul oranı, çalışan bağlılığı oranı; etki boyutu için çalışanların ortalama kıdem süresi, müşteri memnuniyet oranı, maliyet azaltma oranı gibi insan kaynakları metrikleri örnek olarak gösterilebilir (Lanu, 2020).

Diğer yandan Çeşitlilik (Diversity) Metrikleri'nin kullanımı organizasyonlarda işgücünün demografik dağılımı kapsamında işe alım sürecini daha efektif hale getirmek üzere her gruptan çalışanın varlığını geliştirmeye yönelik sayısal göstergelerin takibini mümkün kılar (Buttner & Tullar, 2017).

İK Metrikleri'nin ilgili organizasyonun değerleri, öncelikleri ve gelecek stratejisi doğrultusunda belirlenmesi; şirket bünyesindeki stratejik karar verme sürecini önemli şekilde etkiler ve özellikle şirket kaynakları, hedef kitle, marka değeri ve teknoloji ile ilgili alınacak kararları değerlendirmek adına önemli bir rehberlik sağlar (Boudreau & Ramstad, 1998).

İK Metrikleri kapsamında ele alınan performans metrikleri çalışanların iş çıktılarının ve performansının izlenmesi için kritik bir öneme sahiptir. Performans metriklerinin en iyi ölçüm yöntemi nicel ve nitel verilerin bir arada değerlendirilmesiyle mümkün olabilir. Doğru uygulandığında hem çalışanlar için hem de organizasyonlar için anlamlı ve faydalı çıktılar sunmaktadır (Akhmetova & Nevskaya, 2019).

İK Metrikleri sayesinde işletmenin insan sermayesi ile ilgili değişkenler uygun şekilde ölçümlenerek takip edilebilirse, insan kaynakları alanının yanı sıra ekipman, teknoloji, ofis alanı, gayrimenkul ve işletme sermayesi etkinliği de üst düzeye çıkabilir. İnsan kaynağı çerçevesinden ele alındığında temel bazı sorunlara ışık tutabilecek metrik başlıkları aşağıdaki gibi sıralanabilir (Sharma & Sharma, 2014; Özalp & Hatipoğlu, 2021):

- Kendi isteğiyle işten ayrılma oranının artması
- İşe devamsızlık oranının artması
- Kritik rollerdeki yüksek performanslı çalışanların işten ayrılma oranı
- Yaşlanan iş gücü oranı
- Yüksek yıpranma sebebiyle işe alımlardaki yatırımların boşa gitmesi
- İşgücü maliyet kontrolünün yetersizliği

- Fazla mesai ödemesinin aşırı ve kötüye kullanımı nedeniyle optimum personel sayısından az kişi ile çalışılması
- Üst yönetim için yedekleme sistemi dahilindeki değişkenlerin izlenmesi
- Gelişim programlarının yaygınlık/etki oranı
- Güvenlik eğitimlerinin yaygınlık/etki oranı
- İç kaynaklardan işe alım oranı
- İnsan sermayesine yatırımın geri dönüş oranı
- Çalışan başına insan kaynakları harcamaları
- İnsan kaynakları çalışanının kaç çalışana hizmet ettiği
- İşe alım maliyeti
- Çalışan başına gelir
- İş teklifini kabul etme oranı

1.1.7. İnsan Kaynakları Analitiği

İK Analitiği 20 yılı aşkın süredir organizasyonlarda insana dair çıktıları geliştirmek ve iyileştirmek için kullanılmaktadır. Ancak günümüzde bu uygulamaların organizasyonlar tarafından etkin şekilde kullanılabilmesi için olgunluk seviyesinin düşük olduğu söylenebilir (Bassi & McMurrer, 2016). Bu sebeple İK Analitiği uygulamalarının şirketlerde henüz çok yaygın şekilde kullanıldığını söylemek mümkün değildir (Fred & Kinange, 2015). Dolayısıyla İK Analitiğinin hem teorik hem uygulama anlamında yeni gelişmeye başlayan bir çalışma alanı olduğunu söylemek yanlış olmayacaktır (Chahtalkhi, 2016). Büyük veri ve İK Analitiği'nin dönüştürücü potansiyeli doğrultusunda insan kaynakları alanının yeni gelişmelerin etkisi altında olduğu söylenebilir (Angrave vd., 2016).

İK Analitiği, çalışan performansını iyileştirmek ve dolayısıyla daha iyi bir yatırım getirisi elde etmek amacıyla bir kuruluşun insan kaynakları departmanına analitik süreçleri entegre eden bir alandır. İnsan sermayesini yönetmek için kullanılan stratejik bir araç ve teknik niteliğindeki İK Analitiği, çalışan bağlılığını geliştirmek, işgören devir hızını düşürmek, yönetim ve tahminleme gibi amaçlarla kullanılmaktadır. İK Analitiği, tamamen insan kaynakları departmanının çalışmalarıyla işletmenin iş çıktıları arasında bir etkinlik köprüsü kurmak ve ardından bu bilgilere dayalı stratejiler oluşturmakla ilgilidir (Sharma, 2019). Organizasyonların stratejilerinde önemli bir yer tutan insan kaynakları süreçlerinde alınan kararların verimliliğinin arttırılması ve rekabet üstünlüğünün elde edilmesi İK Analitiği çalışmaları ile mümkün olabilir (Reddy & Lakshmikeerthi, 2017). İK Analitiği yaklaşımı gün geçtikçe daha fazla organizasyon tarafından benimsenmekte olup bir çok iş fonksiyonundan uzman ve yöneticilere fayda sağlamaktadır (Gupta, 2017). Çoğu şirket iş gücüne bütünsel açıdan yaklaşımı sağlayacak bakış açısından yoksun olduğundan iş gücü optimizasyonunu sağlamak adına İK Analitiği araçlarına ihtiyaç duyar (Meri, 2015).

İK Analitiği, insan kaynakları uygulamaları kapsamında müşteri memnuniyeti, satış veya kar gibi organizasyonel performans sonuçlarını nedensel ilişkiler çerçevesinde değerlendirerek iş stratejisi için girdi sağlayan bir çalışma alanıdır. Bu anlamda insan sermayesi kararları için performans, verimlilik, etkililik ve etki ölçütlerine dayalı istatistiksel teknikler ve deneysel yaklaşımlar uygulayarak güvenilir temeller sağlamak adına kullanılan bir yöntemdir (Sharma & Sharma, 2014). İşlerin etkisini belirlemek ve veriye dayalı karar vermeyi sağlamak için insan kaynakları süreçleri, insan sermayesi, kurumsal performans ve dış ekonomik kriterler ile ilgili verilerin tanımlayıcı, görsel ve istatistiksel analizlerini kullanan bilgi teknolojisi tabanlı ve kapsamlı bir insan kaynakları uygulaması olarak tanımlanabilir (Marler & Boudreau, 2017). Bu kapsamda İK Analitiği çalışmalarını gerçekleştiren

uygulamacıların belirli niteliklere sahip olması beklenmektedir. Öncelikle işin doğası insan kaynağı odaklı olduğu için örgütsel davranış alanına dair bilgilere sahip olunması önemlidir. Ayrıca analizler oldukça teknik ve veriye dayalı olduğundan, veri analizi yapabilecek analitik yetkinliklere sahip olunması da kritik bir gerekliliktir. Ayrıca kişisel verilerin korunması yasal ve etik bir gereklilik arz ettiğinden yapılan analizlerde veri gizliliğinin sağlanması çalışanların hassasiyetle dikkat etmesi gereken bir unsurdur. Bunun yanısıra analiz sonuçlarını yorumlayarak anlamlı ifadeler ile ilgili gruplara aktarmak için etkili sunum ve iletişim yetkinlikleri de büyük bir önem taşımaktadır (Yılmaz & Bal, 2022).

İK Analitiği sadece insan kaynakları süreçlerini değil bu süreçlerin organizasyon üzerindeki tüm etkilerini değiştirme ve dönüştürme potansiyeli taşır (Andersen, 2017). İK Analitiği'nin insan kaynakları çalışma alanındaki rolü daha anlamlı sonuçlar elde etmek ve kanıtlara dayalı bir yaklaşımla karar almak adına gün geçtikçe daha da önemli hale gelmektedir (Gupta, 2017). Bu doğrultuda İK Analitiği, maliyetleri ve riskleri azaltılması, gelir kaynaklarının dengelenmesi ve etkili iş stratejilerinin uygulanması doğrultusunda etkin işgücü kararları alınmasına destek sağlar (Momin & Taruna, 2015). İK Analitiği iş süreçleri kapsamında incelenen metrikler üzerinden yorumlamalar yaparak organizasyona potansiyel etkileri değerlendirir. Bu değerlendirme kapsamında mesleki deneyimin yanı sıra insan kaynağına ilişkin veriler ve bu verilerin anlamlı yorumlara dönüştürülmesi için kullanılan teknolojiler önemli rol üstlemektedir. Bu teknolojiler sayesinde sunulan objektif analizler, insan kaynakları fonksiyonunun daha stratejik bir konum kazanmasına destek olur. Ayrıca insan kaynağı ve organizasyon için katma değer sağlayacak öngörüler ortaya koyar (Yılmaz &Bal, 2022).

İK Analitiği alanında son yıllarda önemli ilerlemeler gerçekleşmiş olup bu durum gelecek yıllarda yaşabilecek gelişmeler adına umut vericidir (Andersen, 2017). Karar verme süreçlerinde İK Analitiği'ne olan ihtiyaç son yıllarda oldukça artmıştır

(Gupta, 2017). İnsan kaynakları kapsamında karar alma süreçlerinde öncelikleri belirlemek ve doğru yatırımlar yapabilmek için ilgili girdi ve çıktıların etkin şekilde takip edilmesine ihtiyaç vardır. İK Analitiği uygulamalarının geliştirilmesi insan kaynakları fonksiyonunun değer yaratması için kaynak sağlar. Özellikle verimlilik esasında takip edilen İK Metrikleri sayesinde mevcut durumu tanımlayan analizlerden çok geleceğe yönelik tahminleyici analizler yapılması mümkündür (Ulrich & Dulebohn, 2015). İK Analitiği alanı çalışan performansı ve verimliliği arttırmaya yönelik veriler üzerinde çalışmalar gerçekleştirilir. Bu çalışmalar kapsamında sadece verilerin bir araya getirilmesi değil aynı zamanda verilerin anlamlı şekilde yorumlanması ile birlikte karar verme süreçlerine katkı sağlar (Gupta, 2017). İK Analitiği, işgücü planlamasının etkin şekilde yapılabilmesi için anahtar kavram olarak kendini göstermektedir. İnsan kaynakları analitiğini rekabet ortamında stratejik avantaj kazanabilmek ve karar verme süreçlerini daha etkin hale getirmek için önemli bir kaynak olduğu söylenebilir (Özalp & Hatipoğlu, 2021).

Organizasyonların ana amaçlarından birinin günlük olarak verilen kararları içeren operasyonel süreçlerin verimliliğini arttırmak olduğu varsayılabilir (Chaltalki, 2016). Newman, Fast & Harmon (2020) tarafından gerçekleştirilen araştırmaya göre algoritma desteği ile alınan kararlar insan merkezli alınan kararlara göre daha az adil algılanmaktadır. Karar verme algoritmalarının insan önyargılarını azaltarak daha adaletli kararlar alınmasına destek olması mümkündür ancak bu algoritmalar subjektifliğin olmaması sebebiyle her boşluğu bir veri ile ilişkilendirerek doldurma eğilimindedir. Bu durumda verilen kararların daha adaletsiz olduğu algısı yaratabilmektedir (Newman, Fast & Harmon, 2020). Hem bilimsel araştırmalar hem de işletmelerdeki uygulamalar, çoğu firmanın en pahalı organizasyonel yatırım alanı olan insan sermayesi bilgi sistemlerinin yönetimi konusunda bir takım başarısızlıklar sergilediğini göstermektedir. Günümüzde ise gelişen veri ve bilişim ağları birçok yeni

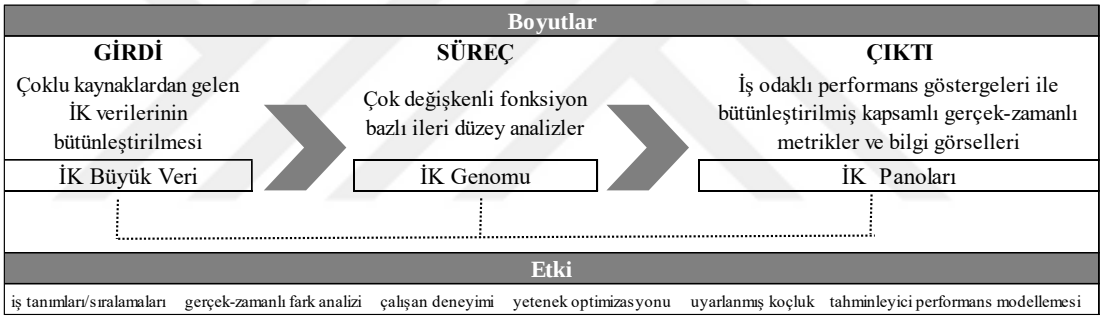
işgücü analitiği türünün uygulanmasını ucuz hale getirerek uygulanabilirliğini arttırmaya olanak sağlamaktadır (Huselid, 2018).

İK Analitiği, insan kaynakları fonksiyonu olarak bilimsel araçlar ile organizasyonların sorunlarına çözüm geliştirerek değer yaratmaya devam etmektedir (Togt & Rasmussen, 2017). İK Analitiği bireysel ve kurumsal performansı arttırmak için kanıta dayalı karar verme sürecinde insan kaynakları, üst yönetim, birim yöneticileri ve çalışanlar tarafından iç ve dış kaynaklardan elde edilen insan kaynakları verileri ışığında tanımlayıcı, tahminleyici ve optimizasyona dayalı analizler içeren bilgi teknolojilerinin kullanılmasını sağlayan bir kaynak olarak ifade edilebilir. Diğer yandan İK Analitiği, etik ilkelere ve yasalara uyumlu olarak karar vermenin yanında problem çözme ve yatırımın geri dönüşü gibi konulara katkı sağlayacak farklı analizlerin gerçekleştirildiği bir araç olarak da tanımlanabilir (Thüsing, 2021). Proje ve süreç bazlı yaklaşımların benimsenmesi gibi organizasyon modeli ve mevcut durumda benimsenen karar verme kalıpları, ilgili organizasyonda İK Analitiği çalışmalarının başarılı bir şekilde benimsenmesi ve uygulanması için önemli bir etkiye sahip olabilir (Margherita, 2022).

İK Analitiği'nin yeni nesil iş zekası tanımlamalarında kullanılabilecek teknolojiler tarafından desteklenebilecek kavramsal model Şekil 8'de yer almaktadır. Modelin girdi kısmında; veri işleme süreci için bilgilere erişim sağlanması, verilerin birleştirilmesi ve analiz edilmesi için karmaşık yaklaşımlar kullanıldığı söylenebilir. Modelin süreç kısmında birden fazla değişken farklı iş fonksiyonları bazında ele alınır ve ileri düzey analizler gerçekleştirilir. Birbiri ile bağlantılı veriler istenen amaçlar doğrultusunda analiz edilerek anlamlı bulgular elde edilir. Diğer bir deyişle insan kaynakları büyük verisi üzerinden yapılan analizler sayesinde insan kaynakları genomu oluşturulduğu ifade edilmektedir. Modelin çıktı kısmında ise iş odaklı performans göstergeleri belirlenir. Bu göstergelere dair bulgular gerçek zamanlı veri akışı ile takip edilir ve ilgili kişilere bilgi görselleri ile sunulur. Özet olarak insan

kaynakları alanındaki büyük verilerin analizi sayesinde anlamlı metrikleri oluşturulduğu ve bu metriklerin anlık verilerle takip edildiği bir süreç akışından söz edilebilir. Bu boyutlarla elde edilen bulgular; iş tanımlarının gözden geçirilmesi, çalışan deneyiminin iyileştirilmesi, tahminleyici modeler geliştirilmesi gibi alanları etkileme potansiyeline sahiptir. Özet olarak ise teknoloji desteği ile yetkinlik boşluklarının gerçek zamanlı analizi, iş tanımlarının normalleştirilmesi, yetenek yönetimi uygulamalarının optimize edilmesi, uyarlanmış işe uyum ve koçluk uygulamaları, performans ve çalışan bağlılığının tahmine dayalı modelleme gibi yöntemlerle İK analitiği alanında gelişmeler görülebilir (Margherita, 2022).

Şekil 8: İK Analitiği için Kavramsal Bakış



Kaynak: Margherita (2022)

İK Analitiği, iş süreçlerinin insan sermayesi hakkında daha iyi kararlar alarak bireysel ve kurumsal performansın iyileştirilmesine olanak tanıyan kanıtlara dayalı analitik bir yaklaşımdır. Tüm önemli kararların öncelikli olarak kanıta dayalı bir yaklaşımı gerektirmesi İK Analitiği için bir talep yaratmaktadır. Ancak İK Analitiği sadece kanıta dayalı yaklaşım çerçevesinde çözümler sunmaz, bunun yanında insan kaynakları yatırımlarının geri dönüşü hakkında yeterli veri kalitesini sürdürmek için tetikleyici bir rol üstlenir. Odak alanı her ne kadar insan kaynakları departmanının değerini kanıtlamak olmasa da, getirdiği bakış açısı ve yaklaşım sayesinde bir sonuç olarak insan kaynakları politikaları ve uygulamalarının etkinliğini geliştirerek ve işletmenin rekabet avantajına katkıda bulunarak insan kaynakları departmanının güvenilirliğini güçlü bir şekilde destekleyebilir. Bu doğrultuda yöneticilerin çalışanlarla bağlantı kurdukları ve çalıştıkları iş çevresinde "kazan-kazan" anlayışına dayalı bir yaklaşımı benimsemeleri sağlanabilir. Bu yaklaşım çerçevesinde kullanılan analitik araç ve yöntemler ise insan kaynakları departmanın iş yükünü azaltmaya olanak tanımaktadır (Fred & Kinange, 2015; Lakshmi & Pratap, 2016; Sharma, 2019).

Thüsing (2021) doktora tezi çalışmasında İK Analitiği'nin zaman içindeki gelişiminin önemli geçiş noktalarını Tablo 2'de özetlemiştir. İK Analitiği ile ilişkili kavramların tanımlamalarına ilişkin açıklamaları ise Tablo 3'te yer almaktadır.

Tablo 2: İK Analitiği Çalışmalarının Gelişimi

Çalışmayı Gerçekleştiren Kişi/Kurum	**Çalışmanın Detayı**
Fitz-Enz (1984)	"İnsan Kaynakları Yönetimi Nasıl Ölçümlenir?" isimli kitabın yayınlanması
Boudreau & Ramstad (2007)	LAMP (Mantık-Analitik-Ölçüm-Süreç) Modeli
İnsan Kaynakları Bilgi Sistemleri (HRIS) Literatürü (1990-Günümüz)	HRIS (İnsan Kaynakları Bilgi Sistemleri) (örneğin Kavanagh, 1990; Tannenbaum, 1990; Hendrickson, 2003)
Elektronik İnsan Kaynakları (eHRM) Literatürü (2010-Günümüz)	eHRM technology / eİKY teknolojisi (örneğin Parry, 2011; Stone &Dulebohn, 2013, Bondarouk vd., 2016)
Davenport vd. (2010)	DELTA Olgunluk Modeli (Analitik Olgunluk Modeli)
Cascio & Boudreau (2010)	İK Ölçümlerinde "duvara" çarpılması
Journal People and Strategy (2010 - Günümüz)	İK Analitiği ile ilgili makaleler (akademik, danışmanlık, uygulama)
Aral vd. (2012)	Vekalet kuramı ile bireysel performansın ölçümlenmesi
Rasmussen & Ulrich (2015)	İK Analitiği'nin yönetim alanında geçici bir heves olmasına ilişkin riskler (içten dışa-dıştan içe yaklaşım)
Marler & Boudreau (2017)	İK Analitiği konusunda 14 geçmiş çalışmayı inceleyen ilk sistematik literatür taraması
Journal of Human Resource	İşgücü Analitiği konusunda özel sayı yayınlanması
Margherita (2021)	İK Analitiği konusunda 68 geçmiş çalışmayı inceleyen sistematik literatür taraması

Kaynak: Thüsing, 2021

Tablo 3: İK Analitiği'nin Kavramsal Gelişiminin Paydaşlarına göre İncelenmesi

Yazar	Kavram	Tanım	Paydaşlar	Grup
Tannenbaum (1990: 27)	İnsan Kaynakları Bilgi Sistemleri (HRIS)	"Bir işletmede insan kaynakları verilerini elde etmek, depolamak, işlemek, analiz etmek ve dağıtmak için kullanılan bir sistem"	İnsan Kaynakları Departmanı	İnsan Kaynakları Yönetimi çerçevesindeki teknolojik ilerlemeler
Strohmeier (2007: 20)	Elektronik İnsan Kaynakları (eHRM)	"İnsan kaynakları çalışmalarında yer alan en az iki bireyin ya da kollektif aktörlerin bilgi teknolojilerinin planlanması ve uygulanması için ağ oluşturması ve desteklemesi"	İnsan Kaynakları Departmanı, Birim Yöneticileri, Çalışanlar	
Parry & Strohmeier, (2014); Strohmeier, (2020)	Dijital İnsan Kaynakları Yönetimi	"İş süreçleri, çalışanlar ya da insan kaynakları uygulamaları için kullanılan potansiyel dijital verilerin işlenmesi"	İnsan Kaynakları Departmanı, Müdürler, Çalışanlar	
Lawler vd., (2004)	İK Metrikleri	"Verimlilik, etkinlik veya etki olarak gruplandırılabilecek kritik insan kaynakları yönetimi çıktılarının ölçütleri"	İnsan Kaynakları Departmanı, Kıdemli Yöneticiler	İnsan Kaynakları Yönetimi çerçevesindeki veri analizinin dönüşümü
Marler & Boudreau (2017: 15)	İK Analitiği	"Veriye dayalı karar vermeyi sağlamak ve iş çıktılarının mevcut ve potansiyel etkilerini belirlemek için insan kaynakları süreçleri, insan sermayesi, kurumsal performans ve dış ekonomik kriterler ile ilgili verilerin tanımlayıcı, görsel ve istatistiksel analizlerini kullanan bilgi teknolojisi tarafından sağlanan bir insan kaynakları uygulaması"	İnsan Kaynakları Departmanı, Kıdemli Yöneticiler	
Meijerink vd. (2021: 3)	Algoritmik İnsan Kaynakları	"İnsan kaynakları çerçevesinde alınan kararların etkinliğini artırmak ya da insan kaynakları yönetimi operasyonlarını daha verimli hale getirmek otomatize etmek için dijital veriler temelinde çalışan yazılım algoritmalarının kullanımı"	Yöneticiler, İK Yöneticileri, Çalışanlar, Bağımsız Danışmanlar	

Kaynak: Thüsing, 2021

Teknolojinin gelişmesi ve İK Analitiği'nin kapsamı hakkında farkındalığın artması ile birlikte gelişen İK Analitiği tanımlamaları aşağıda verilen dört temel karakteristik ile literatürde ön plana çıkmaktadır. Bunun yanında kronolojik sıra doğrultusunda İK Analitiği tanımları Tablo 4'de gösterilmektedir (Margherita, 2022).

- İnsan kaynakları ile ilgili karar verme sürecinde kanıta dayalı yaklaşımı gerektirmesi
- İnsan kaynakları verilerine dair sistematik analiz ve görselleştirme yöntemlerini içermesi
- Üst yönetimin karar verme süreçlerine önemli girdiler sağlayarak destek olması
- Birden fazla süreç ve uygulamayı tek bir çatıda toplamasıyla birlikte potansiyel olarak büyük bir etki gücüne sahip olması

Tablo 4: İK Analitiği Tanımlarının Kronolojik Gelişimi

Yazar	**Tanım**
Davenport & Harris, 2007	"kanıtlara dayalı yönetimi sağlamak için çalışanlara dair eylem ve kararları yönlendirmek adına kapsamlı verilerin kullanımı doğrultusunda istatistiksel ve nicel analizlerin yapılması, açıklayıcı ve tahmine dayalı modellerin oluşturulması"
Davenport vd., 2010	"insan sermayesi gerçekleri, analitik insan kaynakları, insan sermayesi yatırımları analizleri, işgücü tahminlemeleri, yetenek değer modeli, yetenek tedarik zinciri olmak üzere altı tür analitik terimin birleşimi"
Fit-Enz, 2010	"iş sonuçlarına ulaşmak için nedensellik, yorumlama ve hesaplama temelinde verilerin mantıksal analizi"
Bassi vd., 2010	"organizasyonlarda insanları ve insan odaklı süreçleri yönetmek için kanıtlara dayalı yaklaşım"
Boudreau & Jesuthasan, 2011	"kanıtlara dayalı insan kaynakları; mantık bazlı analizler, bölümlendirme, risk avantajı, sinerji, bütünleştirme ve optimizasyon temelinde stratejik etki oluşturmayı sağlar"
Guenole vd., 2015	"yöneticilerin daha hızlı, doğru ve etkin kararlar verebilmesi için insanlar hakkında özel içgörüler oluşturmaya yönelik yaklaşımlar"
Ulrich & Dulebohn, 2015	"insan kaynakları yatırımlarının ve çıktılarının dikkatli bir biçimde izlenmesi"
Mishra vd., 2016	"insan odaklı süreçlere dair kararların kalitesini iyileştirmek için disiplinlerarası bir yaklaşım ile yöntemlerin bütünleştirilmesi"
Bersin vd., 2016	"insan odaklı riskler, perfomans nitelikleri, bağlılık ve kültür, kariyer yollarının belirlenmesi gibi süreçlerin analiz edilmesi için insan kaynakları ve iş süreçleri verilerinin bir araya getirilmesi"
Marler & Boudreau, 2016	"veriye dayalı karar vermeyi sağlamak ve iş çıktılarının mevcut ve potansiyel etkilerini belirlemek için insan kaynakları süreçleri, insan sermayesi, kurumsal performans ve dış ekonomik kriterler ile ilgili verilerin tanımlayıcı, görsel ve istatistiksel analizlerini kullanan bilgi teknolojisi tarafından sağlanan bir insan kaynakları uygulaması"
ven den Heuvel & Bondarouk, 2017	"İK Analitiği, iş çıktılarınının oluşmasını tetikleyen insan unsurunun sistematik olarak tanımlanması ve ölçümlenmesidir"
Kryscynski vd., 2017	"işletme hedefleri üzerinde insan sermayesi yönetiminin etkisini ölçümlemek için teknolojinin gelişimi ile birlikte desteklenen veri, metrik, istatistik ve bilimsel yöntemler"

Kaynak: Margherita, 2022

İnsan kaynakları uygulamalarının organizasyonlarda olgunluk aşamasına geldiği söylenebilir. Bu doğrultuda İK Analitiği uygulamalarının insan kaynakları uygulamalarına entegre edilebilmesi için aşağıdaki iki adımın sağlanması gereklidir (Reddy & Lakshmikeerthi, 2017):

- İK Analiği çalışmaları; işe uyum, işgören seçimi, iş özel hayat dengesi, çalışan bağlılığı anketleri, performans yönetimi ve liderlik gelişimi olmak üzere temel insan kaynakları süreçleri ve çıktıları ile bağlantılı olmalıdır.
- Süreç analitiği yaklaşımı ile temel insan kaynakları süreçleriyle bağlantısı kurulan İK Analitiği çalışmaları iş odaklı stratejik planların bir parçası olarak konumlandırılabilir. Örneğin performans, potansiyel ve yedekleme gibi süreçleri içeren başarı planlama süreci bir çok iş süreci ile bağlantılı olduğu için İK Analitiği çalışmaları organizasyon içindeki bu bağlantıları bir araya getirerek statejik bir çıktıya katkı sağlayabilir.

İş süreçlerine dair verilerin yanında insan odaklı verilerin İK Analitiği kapsamında ele alınması, sonuç olarak daha anlamlı ve kapsamlı bağlantılar kurulmasına olanak tanımaktadır. Bu çerçevede insan kaynakları departmanının performansının organizasyon üzerindeki etkileri daha net şekilde gözler önüne serilebilmektedir. Bunun yanında belirli amaçlar doğrultusunda uygun analitik araçlar ile organizasyonel problemlerin çözülmesine destek sağlanmaktadır (Anjani & Nithya, 2018). İK Analitiği bütünsel kapsamı sayesinde insan kaynakları yöneticilerine yatırım getirisi ve karlılığı sağlamaktadır. Ayrıca genel iş sonuçlarını iyileştirecek yönde çalışanları işletmeye çekmek, yönetmek ve elde tutmak için veriye dayalı kararlar vermeleri konusunda rehberlik etmektedir (Inamdar & Abhi, 2020). Çoğu insan kaynakları yöneticisi İK Analitiği uygulamalarının ne kadar önemli olduğunu anlamaya başlamıştır ancak önemli olan kısım bu uygulamaları rekabet gücü

kazanmak adına kendi organizasyonlarına nasıl entegre edeceklerini keşfetmeleridir (Meri, 2015).

Son dönemlerde şirketler İK Analitiği çalışmalarının avantajlarından yeterince haberdar olmadığından ve insan kaynakları yöneticileri karar verme süreçlerine doğrudan katılmadığından, insan kaynakları çalışmaları bir iş partneri olmaktan çok ayrı bir departman olarak konumlandırılmaktadır. Bu sebeple de iş süreçleri ile ilgili kritik noktalarda aktif bir rol üstlenememektedir. Ancak analitik süreçler iş süreçleri ve insan dair bilgilerin harmanlanması iş stratejisine önemli girdiler sağlama potansiyeli barındırmaktadır. 2012 yılında İK Analitiği tartışmaları başlamış olup günümüzde çoğu şirket tarafından ciddiye alınmaktadır. Özellikle yetenek analitikleri konusu, gelişmiş ülkelerdeki şirketlerin İK liderlerinin çoğunun gündeminin ilk sıralarında yer almaktadır (Meri, 2015).

İK Analitiği şirketlerin teknolojik gelişmelerin getirdiği yeni problemlere hızlı yanıtlar verebilmesi için önemli bir avantaj sağlar. İnsan kaynakları yönetimi uygulayıcıları; İK Analitiği kültürünü özellikle özel sektöre entege edebilmeye ihtiyaç duymaktadır. Bu noktada insan kaynakları yöneticilerinin konu hakkında ilgi ve yönlendirmeleri yadsınamayacak kadar önemlidir. Ayrıca danışman şirketler, İK Analitiği yöntemlerinin şirketlerce benimsenmesi ve etkin bir şekilde uygulanmasında kritik bir role sahiptir. İK analitiği uygulamaları öncelikle pilot uygulama olarak devreye alınarak gereken uzmanlık ve deneyim kaznaıldıktan sonra organizasyonun bütününe katkı sağlayacak şekilde genişletilebilir (Meri, 2015). Bir çok organizasyon, çalışanlarının performansını yükseltmek için İK Analitiği yöntemlerini kullanmaktadır (Momin & Taruna, 2015).

İnsan kaynakları uzmanları, karmaşık verileri karar verme süreçlerine referans olabilmesi için sade ve anlaşılır mesajlara çevirerek hikayeleştirmeye ihtiyaç duyarlar (Ulrich & Dulebohn, 2015). İK Analitiği iş stratejisi doğrultusunda daha proaktif rol üstlenmeleri adına insan kaynakları alanındaki çalışanlara destek sağlar ve gelecek

stratejilerle bütünleşik ve etkin kararlar alabilmeleri için girdi niteliğindedir. Bu doğrultuda insan kaynakları yöneticilerinin stratejik liderlik rolünü kazanmalarına destek olur (Momin & Taruna, 2015).

İK Analitiği süreçlerinin iyi anlaşılabilmesi ve karar alma süreçlerine dahil edilebilmesi için saha yöneticilerinin de bu süreci sahiplenmesi ve sorumluluk hissetmesi sağlanmalıdır (Ulrich & Dulebohn, 2015). Bunun yanında insan kaynakları uzmanları, bir analist rolü üstlenerek geleceğe daha güvenilir yön verme kapasitesine sahip olmaktadır (Özalp & Hatipoğlu, 2021).

İnsan Kaynakları Analitiği sürecini iyi yönetmek için etkin soruları belirlemek ve verileri metrikler üzerinden takip etmek esastır (Özalp & Hatipoğlu, 2021). İK Analitiği yazılımları, insan kaynakları kapsamında; kariyer planı ve yedekleme, işe alım, işgücü planlama, işgücü devir tahminlemesi gibi uygulamalardaki problemlerin çözümüne katkı sağlayabilir. İnsan kaynakları departmanını başarılı sonuçlar elde etmek için stratejik bir fonksiyon olarak konumlandırabilir ve bu doğrultuda çalışanların performans gelişimine destek olabilir (Momin & Taruna, 2015).

İK Analitiği uygulamaları insan kaynakları fonksiyonunu stratejik bir işlev haline getirebilmek için önemli bir yaklaşımdır. Bu kapsamda öngörülen faydaları elde etmek için İK Analitiği araçlarının doğru şekilde kullanılması gereklidir (Fred & Kinange, 2015). İnsan sermayesi yönetimi konusunda bir sonraki gün ne olacağı kesin olarak bilinemez ancak organizasyonel değişkenler ve bunların öngörülebilir şekillerde nasıl etkileşime girdikleri hakkında çalışmalar yapılabileceği söylenebilir (Sharma & Sharma, 2014). İş gücünde yaşanan birçok değişim, organizasyonları ve insan kaynakları politikalarını etkilemektedir. Örneğin çalışanların bağlılık düzeyinde azalma veya esnek çalışma düzenlerindeki gelişmeler insan kaynakları fonksiyonları üzerinde de ciddi değişimler yaratmaktadır (Satheesh, 2020).

1.1.7.1. İK Analitiği Alanındaki Zorluklar ve Avantajlar

İK Analitiği birçok iş kolunun yaşadığı problemlere kendi stratejileri ile bütünleşik çözümler önermektedir. Bu doğrultuda İK Analitiği, insan kaynakları yönetimi alanında çalışan ya da danışmanlık yapan kişiler arasında gittikçe daha yaygın kullanılmaktadır. Bu doğrultuda insan kaynakları yöneticilerinin "analitik kaslarını" güçlendirmeye ihtiyaçları vardır (Sharma, 2019). Stratejik insan kaynakları temelinde iyi tasarlanmış İK Analitiği uygulamaları, insan kaynakları fonksiyonunun stratejik bir iş partneri rolünü üstlenmesi adına ciddi katkılar sağlayabilir (Satheesh, 2020). Ancak genel itibarıyla mevcut durum incelendiğinde birçok organizasyon verilerini İK Analitiği kapsamında değerlendirmeye başlasa bile çoğunun operasyonel raporlamanın ötesine geçemediği söylenebilir. Bu anlamda İK Analitiği'nin stratejik kullanımına yönelik uygulamalar oldukça azdır. İK Analitiği kullanımı sırasında karşılaşılabilecek engeller aşağıdaki gibi sıralanabilir (Sharma, 2019):

- İnsan kaynağı verilerinin farklı sistemlerde tutulması ve bu sistemlerin bağlantılarının kurulmasında zorluk yaşanması
- İnsan kaynağı verilerinin kalitesinin düşük olması, tutarlılığının kontrol edilmemesi ya da eksik olması
- İnsan kaynağı verilerinin İK Analitiği kapsamında analiz edilebilmesi için genel kapsamlı yöntemlerle ilgili standart bir yapı olmaması
- Yöneticilerin İK Analitiği yöntemlerinin kullanımına verdikleri desteğin yetersiz olması
- Analitik yöntemlerin kullanılabilmesi konusunda bilgi ve deneyim-eksikliği
- İK Analitiği için ayrılan bütçenin yetersiz olması
- İK Analitiği için ele alınabilecek fırsatların doğru şekilde seçilememesi ya da önceliklendirilememesi

- Proje bazlı yaşanan sorunlar
- Zamanlama sorunları

Anderson (2017)'ye göre de İK Analitiği'nin hızlı gelişememesinin sebepleri 4 kategoride incelenebilir:

- Olgunluk: Yazılım çözümlerinin yetersizliği, veri kalitesi düzeyi, veri kaynaklarının eksik olması ya da fazla çeşitli olması İK Analitiği uygulamalarının gelişmesini yavaşlatabilir.
- Alışkanlıklar ve Düşünce Yapısı: İK Analitiği uygulamaları kurgulanırken ilgili kurumun stratejileri doğru anlaşılamaz ve sürece entegre edilemezse aksiyon alınması zorlaşır.
- Organizasyon: Operasyonel, taktik ve stratejik boyutlarda organizasyonun gerekliliği doğrultusunda uygun doğru bir kurgu yapılmalıdır.
- Yetkinlikler: İK Analitiği analizleriyle paydaşlara etkin ve anlaşılır bir şekilde aktarabilmek için; istatistiksel analiz, veri yönetimi, ikna ve hitabet, görselleştirme, psikolojik farkındalık, iş alanı ile ilgili teknik yeterlilik olmak üzere belirli yetkinliklere sahip olunması faydalıdır.

Chahtalkhi (2016) ise üç farklı şirket ile yaptığı mülakatlar doğrultusunda İK Analitiği süreçlerinde yaşanabilecek zorlukları altı kategori altında sınıflandırmış ve zorluklara ilişkin çözüm önerileri sunmuştur:

- Yönetimin ilgi ve desteğinin eksikliği: Alanında öncü uzmanlardan destek almak, konferans gibi platformlara katılarak daha fazla bilgi almak,diğer şirketlerin neler yaptığına dair araştırmalar yapmak ve İK Analitiği hakkında içgörüler elde etmek
- Verilerin temizlenmesi, biriktirilmesi ve analiz edilmesi için araçların belirlenmesi: Makine öğrenmesi, veri madenciliği ve algoritmalarla

ilgili eğitimler almak, birden fazla kaynaktan elde edilen verileri tek bir kaynakta toplamak, bütünleşik bir veri sistemi oluşturmak

- Yasal gerekliliklere uyma zorunluluğu: Tüm onayları alarak gerçekleştirilen iş sonuçları doğrultusunda müşterilerin güvenini kazanmak, prosedürlere uymak
- Mevcut rollerin yetersizliği ve yeniden dönüşüm gerekliliği: Ekiplerin oluşturulması, dış kaynaklardan deneyim ve bilgi kazanmak, bilgi teknolojileri altyapısına sahip çalışanlarla proje grubu oluşturmak
- Teknik becerilerin yetersizliği: Stratejik işgücü planlama ve analitik eğitimleri almak, pazarlama gibi farklı iş birimleri ile koordinasyon sağlamak.
- İnsan kaynakları ve bilgi teknolojileri departmanları arasındaki iletişim eksikliği: İnsan kaynakları ve bilgi teknolojileri departmanları arasındaki iletişimi sağlamak için yeni bir pozisyon oluşturmak.

Diğer yandan İK Analitiği'nin sağladığı avantajlar aşağıdaki gibi sıralanabilir (Fred & Kinange, 2015):

- İnsan kaynakları uzmanlarının insan sermayesi hakkında iş sonuçları ile bağlantılı olarak daha nicel yorumlar yapabilmesi
- İnsan kaynakları departmanlarının İK Analitiği'nin getirdiği nesnellik ile birlikte iş ve ürün süreçlerinden sorumlu liderler kadar sorumluluk sahibi olması
- İnsan kaynakları departmanının pazarlama ve finans gibi alanlarla etkin işbirliği kurarak stratejik bir sorumluluk üstlenmesi
- Karlılık ve gelişim odaklı analizler sayesinde yönetim ve çalışanların gelişimi arasındaki iletişim noktasını bulmak için işletmelere destek olmak ve insan kaynakları alanının katma değerinin yükselmesine olanak sağlamak

- Çalışanlara yapılan yatırımların paydaşlar, müşteriler ve çalışanların kendileri için daha gözlemlenebilir sonuçlar ortaya çıkarması
- Kritik iş ölçütleri doğrultusunda doğru çalışanlara etkin yatırımların yapılabilmesi
- Analitik süreçlere yapılan yatırımların geri dönüşünün nesnel ölçütlerle izlenmesi

Etkin ve daha hızlı karar verme etrafında şekillenen analitik kültür gelişimi İK Analitiği'nin sağladığı faydalardan biri olarak kabul edilebilir. Bu bağlamda İK Analitiği'nin beş adımı aşağıdaki gibi ifade edilebilir (Fred & Kinange, 2015):

- Sezgi ve içgüdü gibi içsel yargılarla yetinmemek
- Analitik çalışmaları birden fazla departmanda kullanmak
- Departmanlar arası işbirliğini arttırarak analitik araçların kullanımını diğer departmanlara da yaymak
- Karar verme süreçlerini tüm organizasyonu bütünsel olarak ele alacak şekilde ölçeklendirmek
- Teknolojik gelişmeleri takip ederek mevcut sistemi sürekli iyileştirmek

1.1.7.2. İK Analitiği'nin Fonksiyonları

İnsan kaynakları çalışmaları süreçleri daha etkin yönetebilmek için ayrı fonksiyonlar halinde yürütülebilir. İK Analitiği uygulamalarının da bu fonksiyonlar bazında katkı ve etkileri farklılık gösterebilir. Thüsing (2021), İK Analitiğinin insan kaynakları fonskiyonları için kullanımını literatür araştırması sonucu ulaştığı çalışmaların % 64'ünün performans yönetimi, %58'inin işgören devir hızı, %56'sının ücretlendirme ve yan haklar, %54'ünün çalışan bağlılığı, %54'ünün işe alım ve

yerleştirme, %50'sinin yetenek yönetimi, %42'sinin yetenek çekimi ve işten ayrılma, %42'sinin iş gücü planlaması, %38'inin liderlik gelişimi, %24'ünün terfi ve kariyer yolu ve %20'sinin de devamsızlık ile ilişkili çalışıldığını ifade etmektedir (Thüsing, 2021) İnsan kaynaklarının farklı fonsiyonları bağlamında İK Analitiği'nin yansımaları aşağıda ele alınmaktadır:

- İşe Alım ve Yerleştirme: İK Analitiği araçları kullanılarak işe alım analitiği kapsamında genel olarak işgücü gereksinimlerinin tahmin edilmesi, yıpranma ve işten ayrılmaların temel nedeninin araştırılması, performans verilerinin birleştirilerek aday başarı profillerinin tanımlanması, doğru yeteneğin niteliklerinin tanımlanması, aday seçme ve genel işe alım deneyiminin iyileştirilmesi gibi adımlar gerçekleştirilebilir (Mopatra & Sahu, 2017). İşe alım deneyimi kapsamında mülakat yapan uzmanların kararları kişilerin kendi bakış açıları ve ön yargıları doğrultusunda oldukça öznel olabilir. Bu sebeple işe alımın gerçek başarısını ölçmek için daha nesnel bir ölçüme ihtiyaç vardır (Pessach vd., 2020). Bu doğrultuda işe alım analitikleri, öngörülen işe alımlar hakkında otomatik özgeçmiş taraması gibi işlemlerle birlikte bilgilendirici ve faydalı bilgiler sunarken gereksiz maliyetleri ortadan kaldırarak etkin kararlar verilmesine destek sağlar (Kishnani, 2019).
- Performans Yönetimi: İK Analitiği'nin önemli amaçlarından biri bireysel ve örgütsel performansın yükseltilmesidir (Sharma, 2019). İK Analitiği insan kaynağının performansını iyileştirmek için sayısal verileri kullanan, çalışanlarla ilgili faktörleri modelleyen ve analiz eden istatistiklerin ve makine öğrenimi araç ve tekniklerinin bir uygulamasıdır (Inamdar & Abhi, 2020). İK Analitiği çalışanların performanslarının izlenmesi için gereken verilerin toplanmasını ve kayıt altında tutulmasını sağlar. Böylece gerçek ve potansiyel performans seviyeleri üzerinden çalışanların gelecek performanslarını geliştirmek adına nelerin yapılabileceğini belirlemek için

analizler yapılabilir (Barbar, Choughri & Soubjaki, 2019). İşletmenin üretkenliğini arttırmak için performans yönetimi kapsamında belirli amaçların belirlenmesi, geribildirimlerin sağlanması ve performansın değerlendirilmesi önemlidir. Çalışanların işletme için en değerli kaynak olduğu düşünüldüğünde, işletme performansının çalışan performansından önemli ölçüde etkilendiğini söylemek mümkündür. Bu noktada çalışan performansının ölçümünde kullanılan performans değerlendirme ve yönetim sistemi de birçok açıdan önem taşımaktadır (Anita & Sumathi, 2020).

- Eğitim ve Gelişim: İK Analitiği, insan kaynakları uygulamaları kapsamında çalışanların eğitim ve gelişim ihtiyaçlarının gözden geçirilmesini kolaylaştırmaktadır (Barbar, Choughri & Soubjaki, 2019). İK Analitiği işletmelerin çalışanları hakkında birçok veriyi depolamanın yanı sıra insan kaynakları kapsamında gerçekleştirilen eğitim ve gelişim faaliyetleri hakkında program geliştirmek ya da müdahalelerde bulunmak adına gerekçeler sunar. Ayrıca hangi eğitim programlarına yatırım yapıldığı, ne tür koçluk ve gelişim faaliyetlerinin finanse edildiği, ne tür teşvik ve ödül programları geliştirildiğine dair yapılabilecek açıklama ve yorumlara kaynak sağlar. İK Analitiği, düzenlenen programların her biri için katılımcıların kimler olduğu, neler yaptığı, programı ne kadar benimsediği ya da programa ne kadar uyum sağladığı ve programın potansiyel olarak taşıdığı etkiye ışık tutan davranışları odaklı analizler yapılmasına olanak tanır (Sharma & Sharma, 2014). İK Analitiği kapsamında eğitim analitikleri, iş sonuçlarına katkı sağlayacak verilerin birleştirilmesi, işlenmesi ve raporlanması için hazırlanabilecek gelişim programlarına girdi sağlar (Mattox, 2016).
- Kariyer Yönetimi: Yetenek boşluklarını doldurmak ve yeteneklerin organizasyon içindeki hareketliliğini takip etmek için belirli çalışan gruplarına özel kariyer yollarının keşfedilmesi, organizasyonun potansiyel liderleri için

kariyer yollarının belirlenmesi ve proaktif iş gücü analizi yapabilmek insan kaynakları departmanının başlıca iş adımları arasındadır (Sharma & Sharma, 2014). Çalışanların mevcut deneyimlerinin yanında farklı pozisyonlara rotasyonlar yapması ve bu doğrultuda pozisyon hareketliliğinin bir kariyer yolu olarak ele alınarak takip edilmesi kariyer analitikleri için önemli bir girdi sağlar (Çalık & Demir, 2020). Ben-Gal ve Sela (2018) kariyer analitiği yaklaşımı çerçevesinde yaklaşık 970.000 özgeçmiş üzerinden kariyer hareketliliğini incelemeye yönelik bir çalışma gerçekleştirmiştir. Çalışmanın en dikkat çekici bulgusu daha önce varsayıldığının aksine kariyer hareketliliğinin literatürdeki mevcut teorilerle uyumlu olmayan kalıplar ortaya koymasıdır. Özellikle Google ve Facebook gibi teknolojik bilgi yoğun şirketlerde daha yüksek ücret ve yan hak paketlerinin daha yüksek iş tatmini sağlamakla birlikte bazı çalışanlar için daha uzun istihdam sürelerini garanti etmediği görülmüştür (Ben-Gal & Sela, 2018). Bu doğrultuda kariyer analitikleri kapsamındaki analizler mevcut kariyer eğilimlerine ışık tutma potansiyeli taşımaktadır. Bunun yanında geleceğe yönelik tahminlemeler, işletmelerin iş gücü eğilimleri doğrultusunda ortaya çıkabilecek kariyer hareketliliklerine yönelik proaktif aksiyonlar alabilmesi için önemlidir.

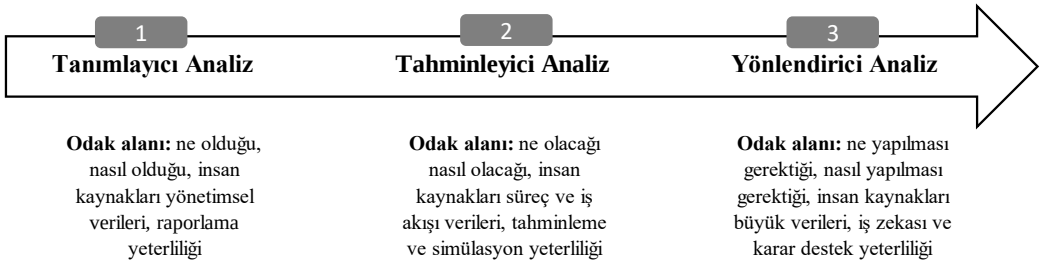
- Veri & Analiz & Modelleme: Analitik bir modelin içermesi gereken beş temel adım; verileri izleme, verileri farklı araçlar kullanarak analiz etme, tahminleme ile optimizasyon ya da senaryo planları için model oluşturma, yapılan analizlere dayanarak karar verme ve değerlendirmeler doğrultusunda alınan kararları ilgili birimlere uygulama olarak ifade edilebilir (Fred & Kinange, 2015). İK Analitiği kapsamında analiz edilebilecek veriler üç ana grupta incelenebilir (Sharma & Sharma, 2014):

- İnsan Odaklı Veriler: Demografik Veriler, İş Deneyimi, Performans Sonuçları, Yetenek ve Beceri Skorları, Ödeme Miktarları, Bağlılık Oranı
- Program Odaklı Veriler: Katılım Oranı, Uyumluluk, Tamamlanma Oranı, Eğitim Sonuçları, Verimlilik, Farklı İnsan Kaynakları Uygulamaları ile Etkileşimli Veriler
- Performans Odaklı Veriler: Performans Puanları, Hedef Değerlendirmeleri, Potansiyel ve Başarı Planı Puanlamaları, 360 Derece Değerlendirme Puanları

1.1.7.3. İK Analitiği'nde Kullanılan Analiz Yöntemleri

İK Analitiği'nde kullanılan yöntemleri olgunluk seviyeleri açısından değerlendirmek mümkündür. Zaman içerisinde teknolojinin ilerlemesi ile birlikte İK Analitiği'nin gelişimi sadece kronolojik bir gelişimden öteye geçerek olgunluk gelişimi olarak incelenmiştir. Açıklayıcı ya da tahmine dayalı gibi farklı analitik yöntemler, bu olgunlaşma bakış açısıyla insan kaynakları süreçlerine entegre edilebilir. İK Analitiği'nin olgunluk seviyeleri Şekil 9'da gösterilmektedir (Margherita, 2022).

Şekil 9: İK Analitiği'nin Olgunluk Evrimi



Kaynak: Margherita, 2022

İK Analitiği kapsamında analiz tipleri üç grup altında incelenmektedir (Fred & Kinange, 2015; Ulrich & Dulebohn, 2015; Reddy & Lakshmikeerthi, 2017; Özkan, 2021;):

- Tanımlayıcı Analiz: Bir veri setinde temel olarak nelerin bulunduğunu açıklamak üzere basit istatistiksel tekniklerin uygulanması ile gerçekleşen analiz türüdür. Görselleştirme, keşfetme ve tanımlayıcı istatistikler kullanılabilir. Bu kapsamda mevcut ve geçmiş veri setleri arasındaki ilişkiler incelenir. Zaman bağlamında incelemek üzere karşılaştırmalı veri analizleri yapılabilir ve gösterge panelleri (dashboardlar) üzerinden takip edilebilir. Örneğin müşteri kitlesinin yaş gruplarına göre reklam stratejisi oluşturmak isteyen bir mağaza için, perakende alışveriş yapan müşterilerinin yaşlarını gösteren bir çubuk grafik tanımlayıcı analize örnek verilebilir. Bunun yanında; işgören devir hızı, pozisyon kapatma süresi, işe alım maliyeti, işe alım sayısı gibi metrikler de örnek gösterilebilir.
- Tahminleyici Analiz: Kolayca gözlemlenmeyen eğilim ve ilişkileri belirlemek için tahmine dayalı değişkenleri belirlemek ve tahmine dayalı modeller oluşturmak için gelişmiş istatistiksel araç ya da bilgi yazılımı ile gerçekleşen analiz türüdür. Farklı değişkenler üzerinden ilişkisel analizler

yapılarak birbirleri üzerinde nasıl bir etki yaratacağı incelenebilir. Bu kapsamda regresyon, örnekleme ve tahmin, öngörüsel modelleme ve veri madenciliği gibi yöntemlerle mevcut ve geçmiş verilerin incelemesi sonucu potansiyel etkileri görebilmek için geleceğe dair tahminlemeler yapılması söz konusudur. Örneğin diyet gıda satışlarında yaş, kilo ve egzersiz arasındaki ilişkinin kapsamını incelemek için çoklu regresyon analizi kullanılması tahminleyici analize örnek verilebilir. Ayrıca çalışan tutumlarının tüketici ve yatırımcıların güven düzeyini nasıl etkilediğine dair bir analiz de buna örnek olabilir. Bunun yanında doğru çalışanı işe alma olasılığını arttıran bir model kurulması da tahminleyici analize örnek olarak gösterilebilir.

- Yönlendirici Analiz: Kaynakları en iyi şekilde kullanmak için karar verme ve yöneylem araştırması metodolojilerinin uygulanması ile gerçekleşen analiz türüdür. Doğrusal programlama, doğrusal olmayan programlama ve tamsayılı programlama gibi yöntemler kullanılabilir. Bu kapsamda tahminlemenin de ötesinde işgücü ile ilgili optimizasyon yapılması söz konusudur. Örneğin, sınırlı bir reklam bütçesinin müşterileri çekmek için çeşitli ortamlara en uygun şekilde tahsis edilmesini sağlamak amacıyla doğrusal programlama modelleri kullanılması yönlendirici analize örnek verilebilir. Bunun yanında farklı öğrenme yöntemlerine yatırım yapmak için kritik faktörleri anlamaya çalışan bir model de örnek olarak gösterilebilir.

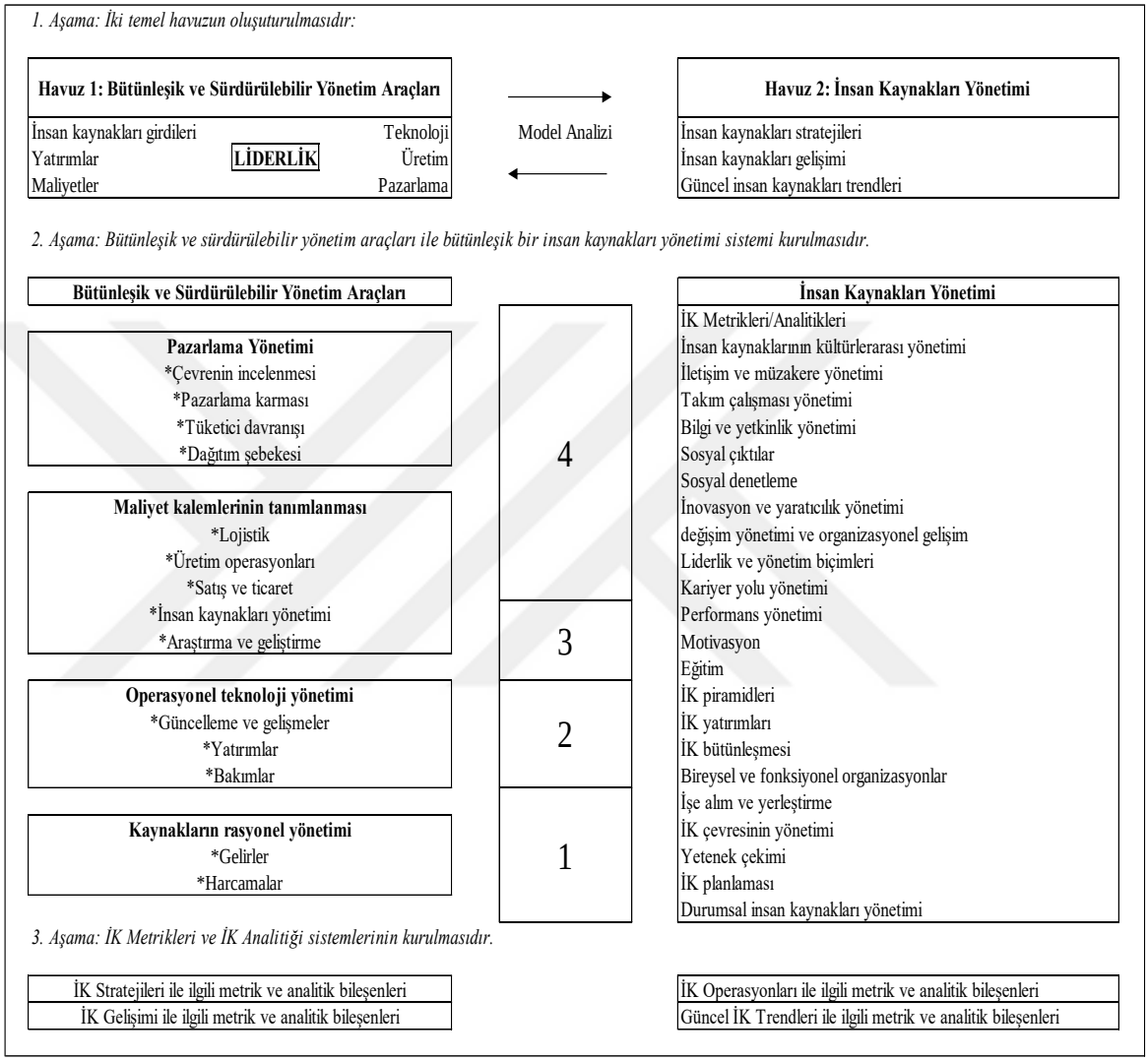
İnsan kaynakları kapsamında analitik araçları başarıyla kullanabilmek için üzerinde çalışılacak ölçülebilir ve doğrulanabilir ölçütlerin saptanması gerekmektedir (Leon, 2016). İstenilen iş sonuçlarına ulaşmak için insan kaynakları alanında çalışılan temel analitik araçlar; yeterlilik analitikleri, yetkinlik aktarımı analitikleri, kapasite analitikleri, çalışan devir analitikleri, kurumsal kültür analitikleri, işe alım analitikleri, liderlik analitikleri ve çalışan performans analitikleri şeklinde sıralanabilir. İK

analitiğinde en sık kullanılan programlar ise R Studio, Pyhton, Excel, Power BI ve SPSS şeklindedir (Anjani & Nithya, 2018).

1.1.7.4. İK Analitiği Modelleri

Meri (2016) tarafından teorik ve uygulamaya yönelik önerilen model çerçevesinde öncelikle iki ayrı havuz oluşturulur ve buna bağlı olarak ilgili fonksiyonlarla bütünleşik ve sürdürülebilir bir insan kaynakları yönetimi sistemi oluşturularak hazırlanan temel üzerinde İK Metrikleri ve İK Analiği bileşenleri eklenerek nihai hale getirilir. Böylece insan kaynakları yönetimi yaklaşımının sürdürülebilir yönetim sistemleri ile birleşimi ve etkileşimi sağlanabilir. Bu yaklaşımın metrik ve analizlerin kullanılmasıyla birlikte organizasyonlarda sürdürülebilir ve bütünleşik yönetim sistemlerinin kurulması adına önemli katkılar sağlayacağı öngörülmektedir. Modelin detayları Şekil 10'da gösterilmektedir. Bu model çerçevesinde geleneksel insan kaynakları yönetimi uygulamalarının İK Analitiği ve İK Metrikleri olmadan eksik kaldığı görüşü esas alınmaktadır. İK Metrikleri verimli bir ölçüm aracı olarak görülmekte olup İK Analitiği büyük data çerçevesinde insan ve iş süreçlerini birlikte ele alan dikkat çekici bir yaklaşım olarak ifade edilmektedir. İK Metrikleri ve İK Analitiği nicel yöntemler doğrultusunda işletmelerin performansını iyileştirmeye yönelik teorik ve uygulamaya dayalı yöntemler olduğu belirtilmektedir. Bu sebeple tanımlayıcı analizler ile sınırlı kalan insan kaynakları yönetimini tahminleyici İK Metrikleri ve İK Analitiği yaklaşımları ile entegre etmek önemlidir ve gelecekte ileri düzeyde katkılar sunabilir.

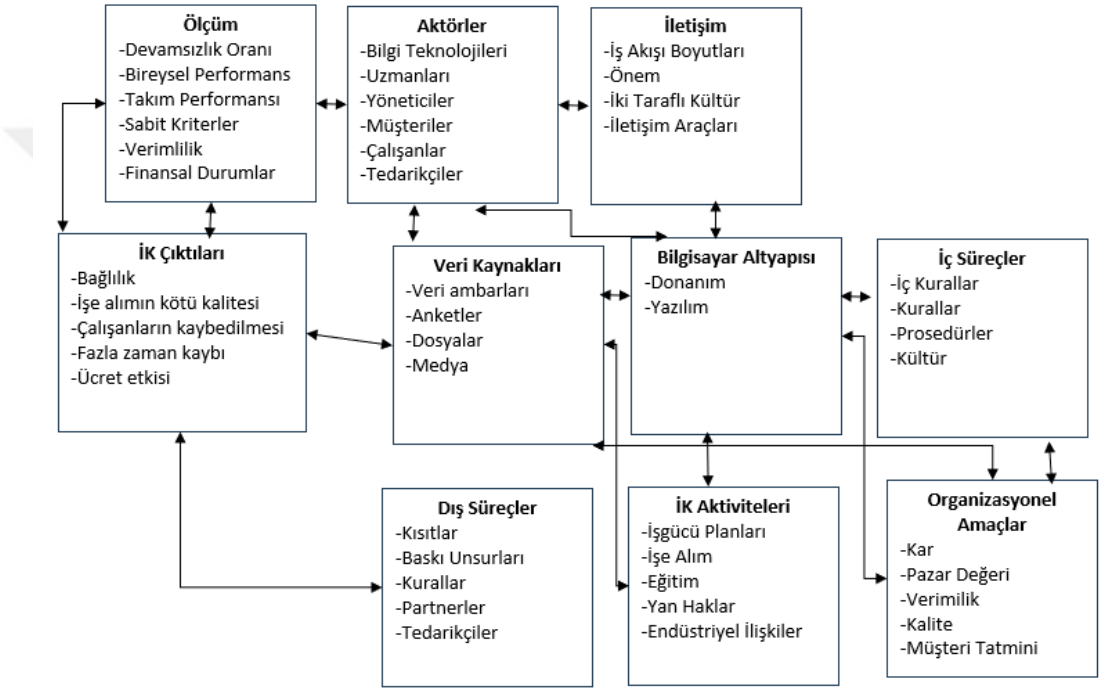
Şekil 10: İK Metrikleri ve Analitiği Temelinde Bütünleşik İnsan Kaynakları Yönetimi Modeli



Kaynak: Meri, 2016

Jabir, Falih & Rahmani (2019) tarafından insan kaynakları kapsamında karar verme süreçlerini çok boyutlu olarak ele alan bir model önerisi ortaya koyulmuştur. Önerilen İK Analitiği çerçevesi Şekil 11'de verilmiştir.

Şekil 11: İK Analitiği Modeli



Kaynak: Jabir, Falih & Rahmani, 2019

İK Analitiği özellikle insan kaynakları alanında çalışan uzmanların gündemindeyken akademik çalışmalar şaşırtıcı derecede azdır (Marler & Boudreau, 2017). İK Analitiği, İş gücü Analitiği, İnsan Analitiği konularındaki çalışmalar hem akademik olarak hem de uygulamada gittikçe daha ön plana çıkmaktadır. İK Analitiği'ne ilişkin araştırma tasarımları günümüzde oldukça artmaktadır ama bir

yandan da sınırlılık göstermektedir. Bu sebeple kapsamlı bir örneklem üzerinden yapılacak yeni çalışmalara ihtiyaç vardır (Margherita, 2022).

İK Analitiği çalışmaları şirketlerin verimliliğini arttırmaktadır. Sadece işlenen verilerin analizi olmaktan çıkıp karar verme süreçlerinde de aktif olarak kullanılarak yorumlandığında anlamlı ve organizasyon adına başarılı çıktılar elde edilebilir. İK Analitiği çalışmaları sadece insan kaynakları bölümü ile sınırlanmamakta tüm organizasyonun performansını geliştirmeye ve iyileştirmeye yönelik çıktılar sunmaktadır (Akhmetova & Nevskaya, 2019).

1.2. İNSAN KAYNAKLARI ANALİTİĞİ'NİN TEORİK TEMELLERİ

İK Analitiği kapsamında yapılan teorik temelli çalışmaların çok olduğunu söylemek mümkün değildir (Gurusinghe, Arachchige & Dayarathna, 2021). Bu çalışma kapsamında literatürde İK Analitiği üzerine yapılan araştırma ve uygulamaların teorik olarak ilişkilendirildiği modeler incelenmiştir. Ön plana çıkan modeler; Kotter'in Değişim Yönetimi Modeli, Paydaşlar Teorisi, Maslow İhtiyaç Hiyerarşişi, Yeniliklerin Yaygınlaşması Teorisi ve Kaynak Temelli Yaklaşım ve Kanıtlara Dayalı Yönetim & Karar Verme olarak ifade edilebilir. Bu yaklaşımlar arasından Kanıtlara Dayalı Yönetim & Karar Verme yaklaşımı özellikle işletmelerde İK Analitiği'nin uygulanabilirliği konusunda önemli dayanaklar sunması yönüyle kavramsal olarak en güçlü ilişki kuruabileceği düşünülen yaklaşım olmaktadır. Bu sebeple yukarıda belirtilen tüm yaklaşımlar genel olarak açıklandıktan sonra Kanıtlara Dayalı Yönetim ve Karar Verme yaklaşımı daha detaylı olarak aktarılmaktadır.

1.2.1. Kotter'in Değişim Yönetimi Modeli

Kotter'in 1995 yılında değişim yönetimi alanında ortaya koyduğu 8 aşamalı modeli günümüzde hala geçerliliğini korumakta olup yöneticilerin izlemesi önerilen aşamalar aşağıdaki gibi özetlenebilir (Kotter, 1995; Dağlı & Şahin, 2024):

- 1. Aşama-Aciliyet Duygusunun Yaratılması: Mevcut dönemin rekabet koşulları gerçekçi şekilde değerlendirilerek gerekli değişimi sağlamak adına paydaşlar üzerinde aciliyet duygusunun yaratılması, rekabete dayalı olarak pazar gerçeklerinin incelenmesi, potansiyel krizlerin ve büyük fırsatların tanımlanması ve tartışılması
- 2. Aşama-Güçlü bir Koalisyon Oluşturulması: Bir araya gelerek etkin çalışmalar yapabilecek bir çalışan grubunu yönlendirmek üzere güçlü bir koalisyon ortamının yaratılması, değişim çabasını sergileyebilecek bir gruba güçlü bir liderlik sağlanması, grubun bir takım olarak birlikte çalışması için motive edilmesi ve cesaretlendirilmesi
- 3. Aşama-Vizyon Yaratılması: Hedeflenen sonuçları ortaya çıkarmak adına yol gösterici stratejileri içeren bir vizyon oluşturulması, değişim aksiyonlarını hedefe kanalize edebilmek için vizyona odaklanılması, belirlenen vizyon doğrultusunda başarıya ulaşmak için strateji gelişimine devam edilmesi
- 4. Aşama-Vizyonun Aktarılması: Belirlenen vizyonun çeşitli iletişim kanalları üzerinden aktarılması ile örgüt üyeleri tarafından anlaşılması ve benimsenmesini sağlamak, yeni vizyon ve stratejileirn mümkün olan tüm kanallar sayesinde paydaşlara iletilmesi, rehberlik sağlayan bir koalisyon tarafından yeni vizyon doğrultusundaki yeni davranışların bir örnek teşkil edecek şekilde uygulanması

- 5. Aşama-Vizyon Doğrultusunda Paydaşların Güçlendirilmesi: Değişimin önündeki potansiyel engelleri kaldırmaya yardımcı olarak çalışanların vizyon doğrultusunda aksiyon almaları için güçlendirilmesi, değişime engel olabilecek unsurların elenmesi, vizyonun dışında kalan süreç sistem ve yapıların elimine edilmesi, risk almaya yönelik ve geleneksel olmayan düşünce ve aksiyonların teşvik edilmesi
- 6. Aşama-Kısa Vadeli Kazanımların Planlanması ve Sağlanması: Kısa vadeli hedeflerin belirlenmesi, plana göre elde edilen kazanımların izlenmesi ve bu kazanımları sağlayan çalışanların ödüllendirilmesi, performans iyileşmelerinin görünür düzeyde planlanması ve ortaya koyulması
- 7. Aşama-Yeniliklere Devam Edilirken İyileşmelerin Konsolide Edilmesi: Yeni proje olanakları, alternatif kaynaklar ve değişim elçileri sayesinde değişimin beslenmesi ile birlikte süreç içerisindeki tüm değişimlerin konsolide olarak ele alınması, değişime yönelik güvenilir sistem, yapı ve prosedürlerin kullanılması, iyileştirmeleri yapan kişilerin gelişim ve yükselme gibi gözle görünür araçlar ile takdir edilmesi
- 8. Aşama-Yeniliklerin Kurumsallaştırılması: Her bir örgüt üyesinin yenilikleri benimsemesi adına değişimin kurumsal hale gelmesinin sağlanması, şirketin kurumsal başarıya ulaşırken yeniliklerin ne ölçüde katkı sağladığının herkes tarafından bilinir hale getirilmesi, kurumsallaşma çerçevesinde başarıya ulaşmak adına liderliğin geliştirilmesi ve desteklenmesi

Chahtalkhi (2016), İK Analitiğinin organizasyonlardaki uygulamalarına giriş yapılabilmesi için Kotter'ın sekiz aşamalı değişim yönetimi modelinin teorik olarak referans alınabileceğini öne sürmektedir. Kotter'in adımları İK Analitiğinin uygulanmalarının temel yönleri arasındaki benzerlikler olduğu ifade edilmektedir. Örneğin İK Analitiği uygulamalarının işletmede dönüşüm sürecini başlatması için

aciliyet duygusunu yaratabilecek yeni bir iş fırsatını temsil edebilir. Diğer yandan İK Analitiği'nin uygulanması için destekliyic bir liderliğin katılımına ihtiyaç vardır. Eğer bu liderlik sağlanırsa güçlü bir koalisyon oluşturulabilir, vizyon yaratılabilir, vizyonun aktarılması sağlaanbilir ve vizyon doğrultusunda katılımcıların güçlenmesi desteklenebilir. Ayrıca İK Analitiği uygulamaları günlük operasyonlara daha fazla dahil oldukça tüm katılımcılar için daha fazla içgörü sağlayarak kısa vadeli kazanımlar yaratabilir. Bu durum da İK Analitiği uygulamalarının benimsenmesi için motivasyon sağlayabilir. Özetle İK Analitiği uygulamalarının mevcut süreçlere entegrasyonu bir değişim olarak görüldüğünde bu sürecin yçnetilmesi için Kotter'in Değişim Yönetimi Modelinin aşamalarının özenle uygulanması ve fayda sağlaması mümkündür.

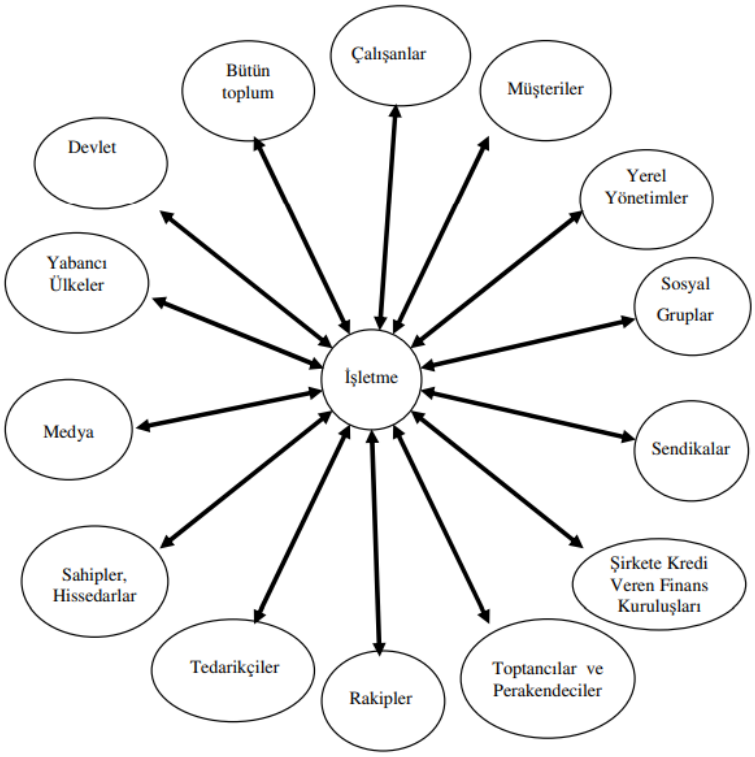
1.2.2. Paydaş Teorisi

Paydaş kavramı incelendiğinde; gönüllü, gönülsüz, resmi, resmi olmayan, iç paydaşlar, dış paydaşlar, birincil ve ikincil paydaşlar olarak sınıflandırmaların yapıldığı görülmektedir. Bu kapsamda birincil paydaşlar; işletme ile yasal, resmi, sözleşmeli ilişkileri olan paydaşlar olarak ifade edilebilir. İkincil paydaşlar ise daha çok işletmeyi doğrudan ya da dolaylı olarak etkileyen yerel yönetimler, sosyal gruplar, medya, devlet, yabancı ülkeler ve toplum olarak ifade edilebilir. İşletmenin paydaşları Şekil 12'de özet olarak gösterilmektedir (Batı, 2006).

Paydaş teorisi; bir şirketin ortakları olmak üzere sadece pay sahiplerinin değil hedeflerine ulaşmak için etkileşimde bulunduğu tüm paydaşların kazanımlarının da ele alındığı bir yaklaşımdır (Batı, 2006). Paydaş teorisi çıkış noktası itibarıyla değer yaratım ve değiş tokuş problemlerine odaklanmaktadır. Bu değişimden etkilenebilecek gruplar olarak şirketler, gruplar ve bireyler arasındaki ilişkileri analiz birimi olarak ele alır (Freeman, Harrison, Wicks, Parmar & De Colle, 2010). Paydaş teorisi stratejik yönetim kapsamında Freeman tarafından oraya koyulan bir yönetim teorisi olup

paydaşların süreçlere katılımının stratejik boyutu önemli bir inceleme konusudur. Bu kapsamda paydaşların iş değeri yaratmaya katılma istekliliğine odaklanılmakta olup bu katılımlar şirket performansını iyileştirmek için katkı olarak ele alınır (Kujala, Sachs, Leinonen, Heikkinen, & Laude, 2022).

Şekil 12: İşletme Paydaşları

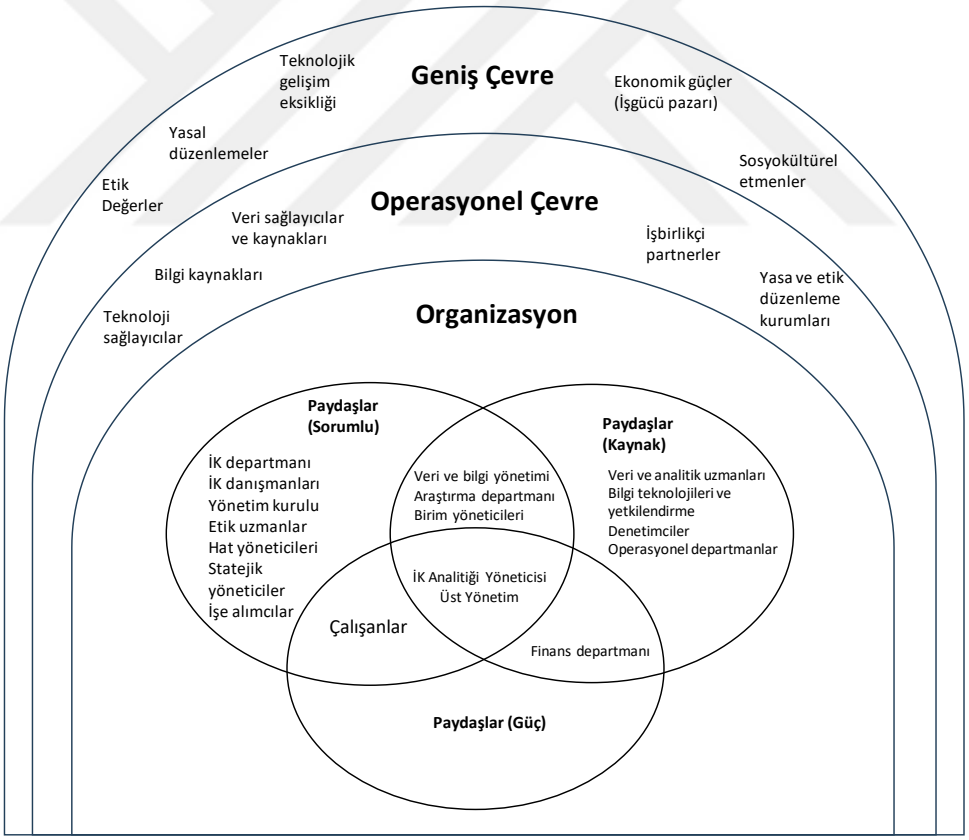


Kaynak: Batı, 2006

Thüsing'in (2021) çalışmasında Paydaş Teorisi kapsamında İK Analitiği konusunun iç paydaşları organizasyon bazında, dış paydaşları operasyonel çevre bazında ve diğer paydaşları da geniş çevre bazında sınıflandırarak elde ettiği çıkarımlar Şekil 13'de gösterilmektedir. Bu kapsamda organizasyon bazındaki

paydaşlar; yönetim kurulu, analitik süreçlerindeki liderler ve takım üyeleri, ik departmanı, bilgi teknolojileri departmanı, finans departmanı, birim yöneticileri, fonksiyonel uzmanlar, ana operasyonlardaki çalışanlar olarak ifade edilmektedir. Operasyonel çevre bazındaki paydaşlar; danışmanlık şirketleri, üniversiteler ve akademisyenler, yazılım şirketleri, açık erişim ve veri toplama araçları için tedarikçiler, sendikalar, müşteriler ve rakipler olarak belirtilmektedir. Geniş çevre bazındaki paydaşlar ise teknolojik gelişmeler, veri koruma ve hükümet yetkilileri, ekonomik durum ve sosyokültürel etkiler olarak yer almaktadır.

Şekil 13: İK Analitiği Paydaşları Yaklaşımı



Kaynak: Thüsing, 2021

1.2.3. Maslow İhtiyaç Hiyerarşişi

Maslow İhtiyaçlar Hiyerarşisi kapsamında her bir insanın hayatı boyunca yaşamını planlarken ve zamanını yapılandırırken belirli ihtiyaçları olması ve ihtiyaçları doğrultusunda hedeflendirmeler yapması bu hiyerarşinin kavramsal düzenini ortaya çıkarmaktadır (Çoban, 2021). Maslow (1943)'a göre insanların ihtiyaçları güçlülük düzeyine göre bir hiyerarşi içindedir. Bu kapsamda ele alınan ihtiyaçlar kategorilere ve basamaklara ayrılmıştır. Bu kategorilerin belirlenmesi çeşitli teorik ve uygulamaya yönelik sebeplere dayanmaktadır. Hiyerarşi basamaklarında ilerleyen bir bireyin bir üst basamağa geçebilmesi için bir alttaki basamakta belirlenen ihtiyaçları yeterli düzeyde karşılamış olması gerekmektedir. Maslow İhtiyaçlar Piramidi Şekil 14'de gösterilmektedir (Maslow, 1943; Çoban, 2021).

Maslow İhtiyaçlar Hiyerarşisi'ne göre fizyolojik ihtiyaçlardan sonraki basamak olarak güvenlik ihtiyacı belirlenmiş olup kişilerin güvenlik ihtiyacı giderilmeden fizyolojik ihtiyaçların giderilmesine başlanamayacağı ifade edilmektedir. Bu kapsamda kişilerin güvenlik ihtiyacı karşılanmadan; aidiyet, sevgi, kendine saygı ve kendini gerçekleştirme gibi sosyal ihtiyaçların karşılanması söz konusu değildir. Bu durumda sağlıklı düşünebilen, sosyal ilişkilere sahip ve kaliteli bireylerin toplumun geneline pozitif bir katkı sağlayabilmesi için fizyolojik ve güvenlik ihtiyaçlarının karşılanmasına yönelik ön koşulların giderilmesi gerekliliği açıkça görülmektedir (Kula & Çakar, 2015).

Şekil 14: Maslow'un İhtiyaçlar Piramidi



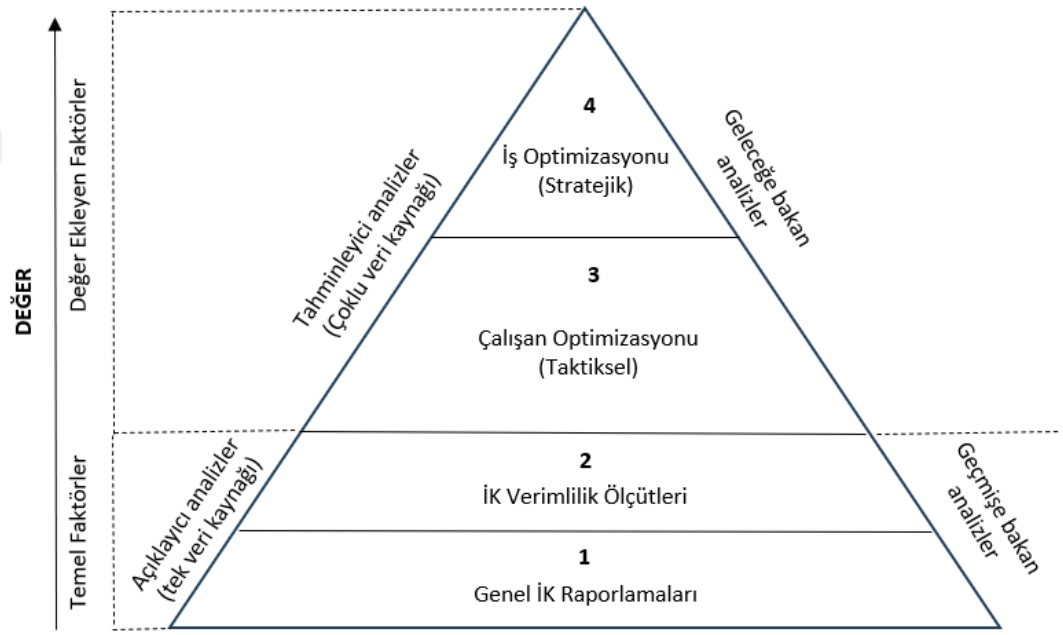
Kaynak: Çoban, 2021

Çalışanları motive etmeye yönelik araçlar oldukça erişilebilir olduğu için yönetim ve özellikle insan kaynakları yönetimi kavramları motivasyon ile bağlantılı olarak ele alınabilir. Ancak İK Analitiği uygulamaları ile birlikte ele almak için Maslow'un İhtiyaçlar Piramidi'nden esinlenerek oluşturulan Şekil 15'te gösterilen İK Analitiği Değer Piramidi'ni incelemek faydalı olabilir.

Inostix Danışmanlık Şirketi'nin çalışmaları doğrultusunda ortaya koyulan İK Analitiği Değer Piramidi Şekil 15'te görüldüğü gibi temel olarak 4 bölümden oluşmaktadır. 1. bölüm mevcut durumda nerede olunduğunu belirlemeye yönelik insan kaynakları raporlarını içerir. 2. bölümde de benzer şekilde mevcut durumu gösteren insan kaynakları raporları mevcuttur ancak belirli verimlilik ölçütlerinin takibi için daha detaylandırılmış ve bölümlendirilmiş yapıdadır. 3. bölümde mevcut durumun ötesine geçmek adına insan kaynakları verilerindeki farklı bileşenlerin korelasyonu

incelenerek ilişki ağını gözlemlemek üzere analizler gerçekleştirilir. 4. Bölümde ise mevcut veriler ve ilişki ağlarından faydalanarak geleceğe yönelik belirli tahminlemeler yapabilecek modellemeler gerçekleştirilir (Meri, 2015).

Şekil 15: İK Analitiği Değer Piramidi



Kaynak: Meri, 2015 & https://www.hranalytics.org.uk/home/news/

Bu yaklaşım İK Analitiği uygulamalarının bir hiyerarşi ile ele alınması yönüyle özgünlük taşımaktadır. İK Analitiği uygulamalarının devreye alınması için genel raporlamaların hali hazırda yapılıyor olması gereklidir. Örneğin çalışanların performans değerlendirme verilerinin sistematik olarak depolanmadığı durumlarda gelecek performansın tahminlenmesine yönelik İK Analitiği uygulamalarının yapılmasına olanak yoktur. Bu sebeple "Değer Piramidi" yaklaşımı İK Analitiği uygulamalarını süreçlerine entegre etmek isteyen organizasyonların mevcut durum analizi yapabilmesi için kaynak sağlamaktadır. İK Analitiği uygulamalarını devreye

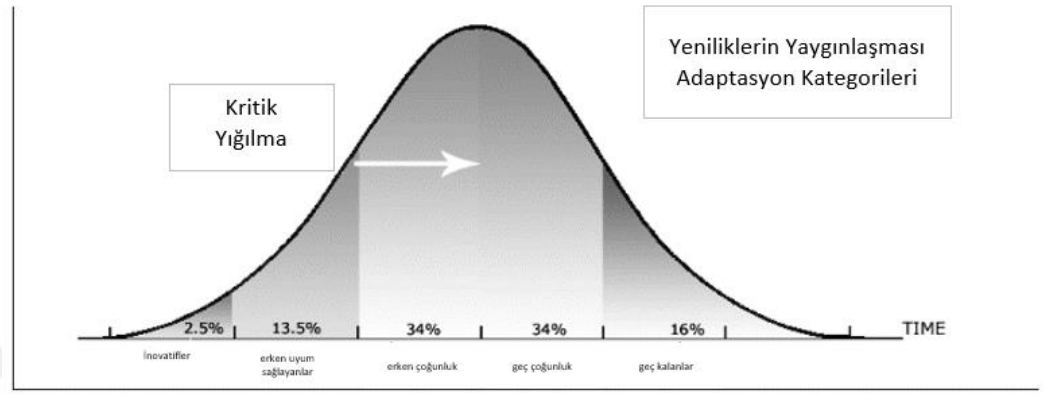
almadan önce yapılması gerekenleri belirlemesi için her bir şirketin kendi dinamiklerine özgü yol haritası çıkarmasına destek olabilir.

1.2.4. Yeniliklerin Yaygınlaşması Teorisi

Yeniliklerin Yaygınlaşması Teorisi; teknolojinin özelliklerine ve kullanıcıların yeniliğe ilişkin algılarına dayanmaktadır ve belirli bir bağlamda ortaya koyulan bir yeniliğin kabul edilme sürecini 5 nitelik üzerinden açıklamaktadır. Bu nitelikler; göreceli avantaj (bir yeniliğin bir önceki yenilik ile kıyaslandığından ne kadar daha iyi olduğu), uyumluluk (bir yeniliğin mevcut iş süreçlerine ve uygulamalara ne kadar entegre edilebileceği), karmaşıklık (yeniliği kullanmanın ne kadar zor olabileceği), görünürlük (yeniliğin başka insanlar tarafından ne ölçüde görünür olduğu) ve denenebilirlik (yeniliği deneyimlemenin ne kadar olay olabileceği) olarak ifade edilebilir (Oliveira, Thomas & Espadanal, 2014).

Yeniliklerin Yaygınlaşması Teorisi; bireylerin yeni bir fikri, ürünü, uygulamayı ya da düşünce biçimini benimsemesiyle ortaya çıkan sürece ışık tutar. Kuramı ortaya koyan Rogers (2003)'a göre, çoğu durumda ilk birkaç kişinin yeni fikre açık olduğunu ve kullanımını benimsediği ifade edilebilir. Sürecin devamında yeniliği ilk benimseyen kişiler bu gelişmeyi diğerleri ile paylaştıkça daha fazla insan görüşü benimsemektedir ve bu da yeniliğin kullanımı için önemli bir hedef kitlenin gelişmesini desteklemektedir. Bu gelişim yenilikçi fikir veya ürünün hedef kitleler tarafından belirli bir doyma noktasına ulaşılıncaya kadar devam etmektedir. Yeniliğin yaygınlaşma sürecinde zamana bağlı olarak yeniliğin ne düzeyde benimsendiği Şekil 16'da gösterilmektedir (Kaminski, 2011).

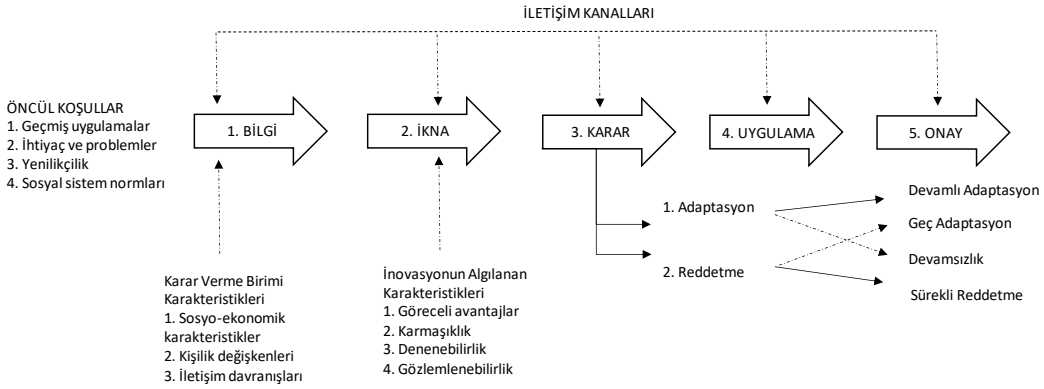
Şekil 16: Yeniliğin Yaygınlaşması Süreci



Kaynak: Kaminski, 2011

Rogers (2003)'ın Yeniliklerin Yaygınlaşması Teorisine göre; bireyin, bir yeniliğin getiri ve götürüleri ile ilgili belirsizliği azaltmak için yöneldiği bir bilgi arama ve işleme faaliyeti olarak tanımladığı inovasyona dayalı karar alma sürecinin 5 temel adımı söz konusudur. Bu adımlar; bilgi, ikna, karar, uygulama ve onaylama olarak ifade edilmektedir ve Şekil 17'de gösterilmektedir (Şahin, 2006).

Şekil 17: İnovasyona Dayalı Karar Alma Süreci



Kaynak: Şahin, 2006

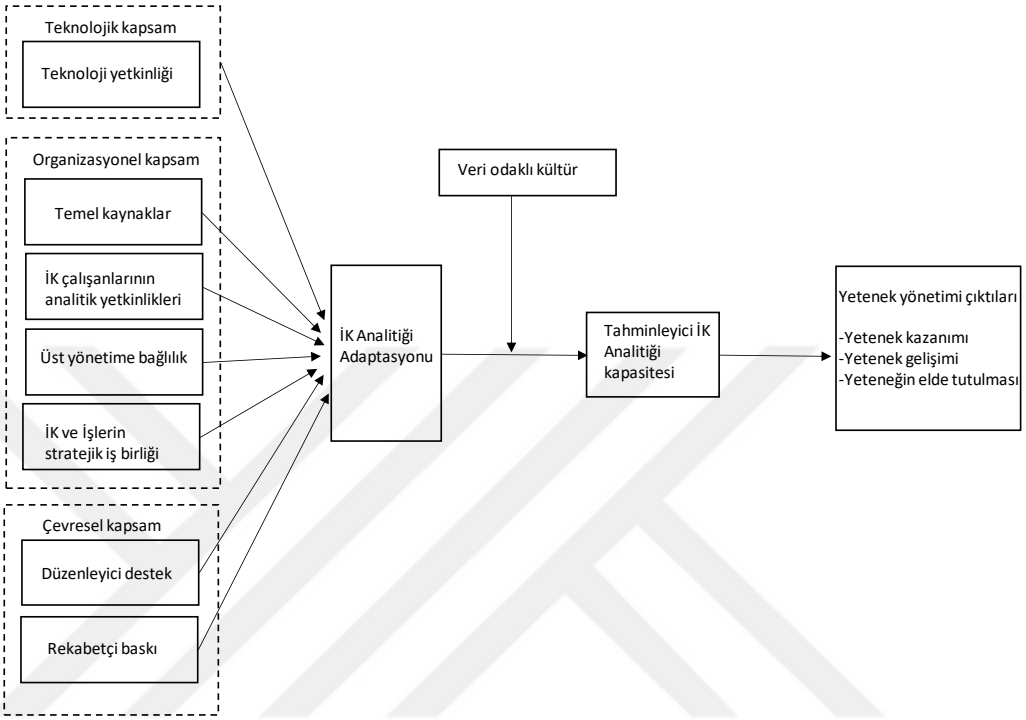
İK Analitiği uygulamaları insan kaynakları yönetimi alanında gelişen bir inovasyon olarak karar verme sürecini desteklediği için Yeniliklerin Yaygınlaşması Teorisi çerçevesinde ele alınabilir. Bu kapsamda İK Analitiği, Yeniliklerin Yaygınlaşması Teorisi ile ilişkisi iki açıdan ilişkilendirilebilir. İlki İK Analitiği yaklaşımının karmaşık bir inovasyon olarak değerlendirilmesidir(Vargas vd., 2018). İK Analitiği çalışmalarının organizasyonlarda üst yönetim, uygulayıcılar ve çalışanlar tarafından kabul edilmesi bir yeniliğin yaygınlaşması olarak düşünülebilir. Vargas vd. (2018) çalışmasında inovasyona adapte olma kapsamda İK Analitiği uygulamalarının İK profesyonelleri tarafından karar alma süreçlerine ne kadar adapte edildiğini araştırmıştır. Bu kapsamda öz yeterlilik, sosyal etki, İK Analitiği'ne yönelik tutumlar, denenebilirlik gibi değişkenlerin inovasyonun karar verme süreçlerine adaptasyonu üzerinde etkisi olabileceğini ifade etmiştir. İK Analitiği uygulamalarını bir yenilik olarak devreye alırken hangi kapsamda uygulanacağına dair bilgi paylaşımı ve bu doğrultuda paydaşların ikna edilmesi, İK Analitiği uygulamalarına adaptasyon sağlanıp sağlanamayacağına dair kararı ölçüde etkileyecektir.İkinci olarak İK Analitiği uygulamaları inovasyon süreçlerinde karar almayı desteklemesi yönüyle ön plana çıkmaktadır. Özellikle inovasyon süreçlerinde karar verme adımlarını oluşturmak üzere İK Analitiği uygulamalarının bilgi, ikna ve karar olmak üzere üç aşama söz konusudur.Bir inovasyonun devreye alınacağı zaman bu süreçle ilgili bilgilerin ileri seviye analizlerle ortaya koyulması ve süreçle ilgili karar vericilerin ikna edilmesi İK Analitiği yöntemleri ile kolaylaştırılabilir. Böylece İK Analtiği çalışmaları inovasyon süreçlerinde karar almayı daha etkin hale getirebilir. (Ejaz, Akbar & Shaikh, 2020).

1.2.5. Kaynak Temelli Yaklaşım Teorisi

Kaynak Temelli Yaklaşım Teorisi Barney (1991) tarafından şirketlerin sürdürülebilir rekabet avantajı elde etmeleri için temel öğelerini organizasyonun değerleri, taklit edilemezliği, organize olması ve kaynak ve kapasitesi olarak ortaya koyulmuştur. Kaynak Temelli Yaklaşım'ın, Tornatzky and Fleischer (1990) tarafından geliştirilen Teknoloji-Organizasyon-Çevre yaklaşımı ile birlikte İK Analitiği konusunun teorik temellerine katkı sağlayabileceği ifade edilebilir. Teknoloji-Organizasyon-Çevre yaklaşımı kapsamında İK Analitiği uygulamaları devreye alınırken teknolojik, organizasyonel ve çevresel etmenlerden etkilenebileceği ifade edilebilir. Bu etkiler sebebiyle İK analitiği uygulamalarının adaptasyonunda kaynakların tanımlanması ve sınıflandırılması için destek sağlayabileceği söylenebilir. Kaynak Temelli Yaklaşım Teorisi ise yalnızca stratejik insan kaynakları yönetimi değil pazarlama, yönetim, tedarik zinciri yönetimi, stratejik yönetim ve üretim yönetimi gibi diğer iş alanlarında da kabul görmüş bir teoridir. Bu kuram çerçevesindetahminleyici İK Analitiği uygulamaları dahilindeveri temelli kültürün etkisi ile şirketin kaynak ve yeteneklerini bir stratejik kapasite olarak ele alınabilir (Gurusinghe, Arachchige & Dayarathna, 2021). Kaynak temelli yaklaşım firmaları bünyesinde çalışanların beceri ve bilgilerinin iş gerekliliklerine uygunluğunu anlama yeteneği ile ele alır. Organizasyonel düzeydeki kapasitelerin bir rekabet avantajı olarak etki sağlamasına yönelik çalışmalar incelendiğinde büyük veri ve tahminleyici analitiklerin rolünün net olarak ortaya koyulamadığı söylenebilir (Mishra, Luo, Hazen, Hassini & Foropon, 2019). Ancak diğer yandan şirketlerin tahminleyici İK Analitiği kullanarak stratejik bir avantaj elde etmek için yetenek yönetimi çıktılarını arttırabilecekleri ifade edilebilir (Gurusinghe, Arachchige & Dayarathna, 2021).

Gurusinghe, Arachchige & Dayarathna'nın (2021) Teknoloji-Organizasyon-Çevre çerçevesi ve Kaynak Temelli Yaklaşım Teorisi'nin İK Analitiği adaptasyonunu ve Tahminleyici İK Analitiği kapasitesini nasıl desteklediğine dair ortaya koyulan kavramsal model önerisi Şekil 18'de gösterilmektedir. Bu kapsamda İK Analitiğinin adaptasyonunu etkileyen faktörler sırasıyla teknoloji bağlamında teknoloji yetkinliği; organizasyon bağlamında temel kaynaklar, İK çalışanlarının analitik yetkinlikleri, üst yönetimin konuya inancı, insan kaynaklarının iş stratejileri ile eşgüdümlü ilerlemesi; çevre bağlamında mevzuat desteği ve rekabet baskısı olarak belirtilebilir. İK Analitiği uygulamalarını mevcut süreçlere adapte ederken en önemli unsurlardan biri şirket kültürü olarak düşünülebilir. Başta üst yönetim olmak üzere karar vericiler eğer içgüdülerine göre karar almayı tercih ediyorsa teknoloji yapısı ve analizlere yetenek havuzu oluşturulmasına katkı sağlayamayacaktır. Bu sebeple ancak veri odaklı şirket kültürü oluşturulabilirse tahminleyici insan kaynakları analitiği kapasitesinin kullanılabileceği ve yetenek yönetimi süreçlerine yetenek çekimi, gelişimi ve elde tutulması anlamında katkı sağlayabileceği ifade edilebilir.

Şekil 18: Kaynak Temelli Yaklaşım Teorisi ile İK Analitiği Adaptasyonu



Kaynak: Gurusinghe, Arachchige & Dayarathna, 2021

1.2.6. Kanıtlara Dayalı Yönetim ve Karar Verme

Kanıta dayalı yönetim, uygulamaya alındığında süreçle ilgili paydaşların sahip olduğu kanıtlara ne ölçüde güvenilebileceğinin eleştirel bir şekilde değerlendirilmesine yardımcı olarak günlük iş uygulamalarında karar verme aşamalarına destek sağlayan bir yaklaşımdır ve karar alma sürecini iyileştirme ve geliştirme odaklıdır. Bu uygulamanın temel düşünce biçimi kaliteli ve etkin kararların alınması için mevcut kanıtlar arasından en iyilerinin belirlenmesi ve bu kanıtların birleştirilerek değerlendirilmesine dayanmaktadır (Barends, Rousseau & Briner, 2016).

Dr. David Sackett'in tıp alanında alınan kararların en son ve en iyi bilgilere dayanması gerektiği fikrine dayanan bir düşünce tarzı olarak ortaya koyduğu kanıtlara dayalı yönetim kavramı, zamanla daha karmaşık olabilecek sorunlara çözüm sunma potansiyeli sayesinde yönetim alanında ele alınmaya başlamıştır. Bu bağlamda rekabete dayalı iş ortamlarında yöneticilerin kanıtlara dayalı değerlendirmeler ışığında mantık ve kanıtlara dayalı aksiyonlar almaları önemli hale gelmektedir (Pfeffer & Sutton, 2006). Kanıtlara dayalı yönetim yaklaşık 60 yıldır tartışılmakta olup yapılan çalışmalar sistematik olarak incelendiğinde konunun daha çok genel bakış açışı ile ele alındığı, bunun yanında karar verme, sratejik karar verme ve insan kaynakları alanları ile ilişkili olarak çalışmaların gerçekleştirildiği görülmektedir. 1997 yılı sonrasında konu hakkında yapılan çalışmalarda bir artış olduğu ifade edilebilir. Bu artış 2010'lu yılların başına kadar da devam etmektedir. Ancak konuyu kavramsal olarak tam anlamıyla ortaya koymak adına çalışmaların yeterli olduğunu söylemek güçtür (Reay, Bert & Kohn, 2009; Baba & HakemZadeh, 2012). Alandaki çalışmalarda; kanıtlara dayalı yönetim sürecinde araştırmacıların ve uygulamayı mümkün kılan eğitmenlerin rolüne daha fazla odaklanıldığı görülmektedir. Bu şekilde araştırma ve uygulama arasındaki boşluğu daraltmak üzere öneriler ve çıktılar sunulmaktadır ancak yönetim alanındaki bir konu ile bağlantı kurma ve açık bir şekilde bu bağlantının tanımlanması noktasında daha fazla çalışmaya ihtiyaç olduğu söylenebilir (Baba & HakemZadeh, 2012).

Kanıtlara dayalı yönetim günümüzdeki organizasyonlarda bir uygulama disiplini haline gelmektedir (Reddy & Lakshmikeerthi, 2017). Kanıtlara dayalı yönetim bildiklerini sorgulayan ve bu bilgilerin farkında olarak en iyi olana odaklanarak aksiyona geçen bir zihniyet tarafından amacına uygun şekilde uygulamaya alınabilir. Bu sebeple her detaya en iyi şekilde hakim olunduğuna dair güçlü bir inanca sahip olan yöneticiler tarafından değil esasında konu hakkında ne kadar şey bilmediğini kabul eden yöneticiler tarafından daha efektif şekilde hayata

geçirilebilir. Burada da cevap verilmesi gereken esas soru, bu yöneticilerin her zaman haklı olmaya mı odaklanacakları yoksa organizasyonun yararına yüksek performans getirisi sağlayacak kararların verilmesini mi tercih edeceklerdir (Pfeffer & Sutton, 2006).

Kanıtlar her zaman açık ve net cevaplar olmadığından, kanıtlara dayalı yönetim uygulamaya alındığında alınan kararlar yüzde yüz kesin bilgilere dayalı değildir ve her zaman içerisinde olasılık ve geçici bir takım sonuçlar barındırmaktadır. Bu noktada da kanıtların eleştirel bir zihniyet ile alınması ve varsayımların sorgulanması doğru sonuca gitmek adına destekleyicidir (Barends, Rousseau & Briner, 2016).

Yöneticilerin çoğu özellikle de tecrübe seviyesi arttıkça kararlarını geçmiş bireysel deneyimleri ışığında vermeyi tercih eder, fakat kanıtlara dayalı yönetim açısından bakıldığında bilişsel önyargılar sebebiyle kişisel yargıların güvenilirliği ve geçerliliği sorgulamaya açıktır (Barends, Rousseau & Briner, 2016). Kanıta dayalı yönetim uygulamaları itibara dayalı otoriteden gelen sezgisel gücü verinin gücü ile yenileyerek güç dinamiklerini değiştirmektedir. Bu noktadan hareketle geçmiş tecrübeleri çerçevesinde gösterdikleri bilgelik sayesinde saygın hale gelen üst düzey yöneticilerin otoritelerinin, veriye dayalı yargılara herkesin erişebilmesi sebebiyle bir miktar sarsılabileceğini söylemek mümkündür (Pfeffer & Sutton, 2006).

İş süreçlerinde verilen kararlar çıktılar üzerinde önemli bir güce sahip olduğundan istenilen sonuçları elde etmek için doğru bilgilerin alınması, anlamlı iç görülerin elde edilmesi ve kanıtlara dayalı sunumların gerçekleştirilmesi önem kazanmaktadır. Bu doğrultuda kanıtlara dayalı yönetim, yöneticilerin işlerin nasıl yürüdüğüne dair varsayımları yerine belirli kanıtlara dayalı değerlendirmeler yapmasını öngörür (Reddy & Lakshmikeerthi, 2017). Chahtalkhi (2016)'ye göre karar verme konusunda en iyi yöntem göz önüne alındığında kanıtlara dayalı yönetimin dikkate alınması gerekmektedir. İK Analitiği uygulamalarında da karar verme

süreçlerinin kişisel tercihler ve bireysel bağlamların yanında kanıtlara dayalı yönetim yaklaşımı ile desteklenmesi gerekmektedir.

Kanıtlara dayalı yönetim, karar verme süreçlerinde uygulanabilecek genel bir düşünme biçimidir. Yönetsel karar verme süreçlerinde diğer yaklaşımlara bakıldığında bilimsel kanıtları en uygun şekilde karar alma süreçlerine dahil eden yaklaşımdır. Bu yönüyle yönetim alanındaki araştırmalar kapsamında ortaya çıkabilecek soru, problem ve zorlukları tanımlamak için rehberlik sağlama potansiyeline sahiptir. Bu kapsamda yöneticilere karar verme sürecinde profesyonel bir yargıya varabilmek adına geçerli kanıtlar sunulmasına zemin hazırlar. Kanıtlara dayalı yönetimin tanımlanabilmesi için bazı açıklamalar Tablo 5'te sunulmaktadır. Bu kapsamda yaklaşımın sadece araştırmacılar tarafından değil yönetici ve uygulamacılar tarafından ele alınması gerektiği söylenebilir. Ayrıca karar verme sürecine etkisi olduğu ve bu sürece tek bir açıdan yaklaşmak yerine bir çok yaklaşımla ele aldığı düşünülebilir (Briner, Denyer & Rousseau, 2009).

Tablo 5: Kanıtlara Dayalı Yönetimin Tanımlanması

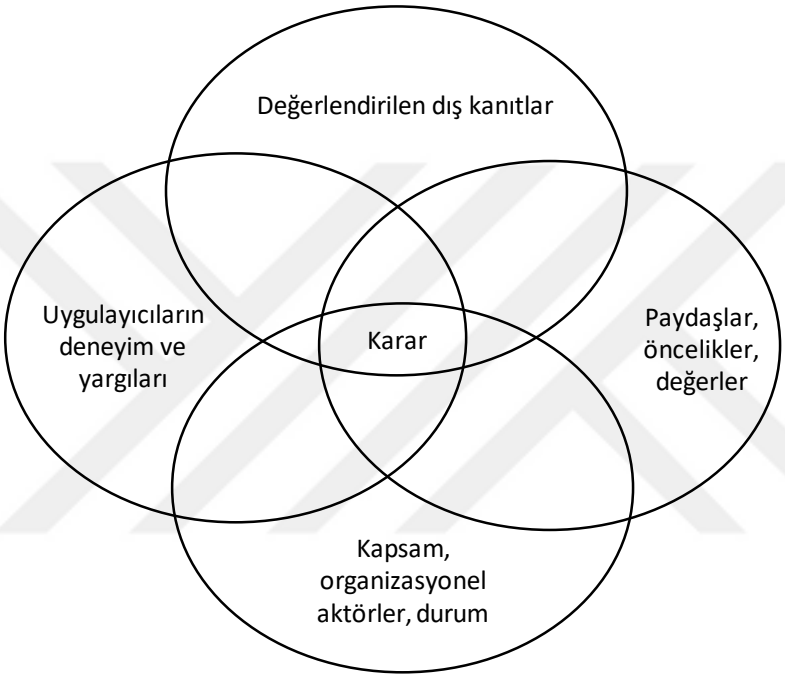
Kanıtlara Dayalı Yönetim Nedir?	Kanıtlara Dayalı Yönetim Ne Değildir?
Yönetici ve uygulamacılar tarafından yapılan bir aktivite	Yönetim araştırmacıları tarafından yapılan bir aktivite
Yöneticilerin belirli kapsamda uyguladıkları bir aktivite	Karar vermenin hiç kullanılmamış yeni bir yolu
Yönetim hakkında uygulamalar	Akademik çalışmaların belirli bir türde yürütülmesi
Karar verme süreci ile ilgili yaklaşımların bütünü	Bir tür karar verme yöntemi
Nasıl karar verileceğine dair düşünce biçimi	Tüm kararlar için tek bir formül içeren katı bir yaklaşım
Farklı bilgilerin kullanımı	Akademik araştırmalardan elde edilen kanıtların kullanımı
Probleme bağlı olarak geniş yelpazede ve farklı türde araştırma kanıtlarının kullanımı	Problem hakkında sadece belirli türde araştırma kanıtlarının kullanımı
Artırmacılar tarafından birçok bilgi kaynağı arasından sadece bir tanesinin kanıt olarak kullanımı	Araştırmacıların ya da araştırma kanıtlarının uygulamacılara ne yapmaları gerektiğini belirtmesi
Uygulamacıların süreç ve çıktıların elde edilmesine yardım sağlama eğilimi	Tüm yönetim problemlerine çözüm sunulması
En iyi uygulama gibi fikirlerin sorgulanması	En iyi uygulamaların tanımlanması ve geliştirilmesi

Kaynak: Briner, Denyer & Rousseau, 2009

Kanıtlara dayalı yönetim yaklaşımını karar alma süreçlerine dahil edebilmek için Şekil 19'da gösterilen 4 temel bileşen esas alınabilir. Bu bileşenler; paydaşlar, organizasyonel faktörler, uygulamacıların fikir ve deneyimleri, dış kanıtlardır. Bu bileşenlere bakıldığında bir karar alırken çalışanlar başta olmak üzere paydaşların fikirlerinin ve oluşturulan etik çerçevenin değerlendirilen dış faktörlerden daha önemli faktörler olduğu düşünülebilir. Bunun yanında farklı koşullara göre ele alınabilecek iç faktörlerin etkisi minor olarak değerlendirilebilir. Genel olarak her durumda farklı bileşenlerin etkisinin daha fazla ya da şiddetli olabileceği kabul edilmeli ve karar

verirken bu etkileri sağlıklı değerlendirebilmek adına bilinçli bir yaklaşım sergilenmelidir (Briner, Denyer & Rousseau, 2009).

Şekil 19: Kanıtlara Dayalı Yönetimin Dört Bileşeni

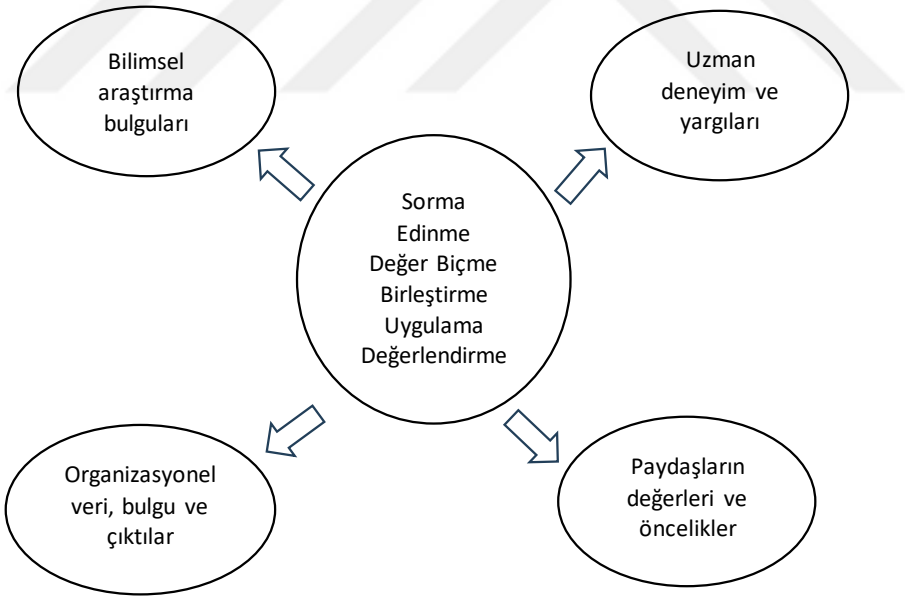


Kaynak: Briner, Denyer & Rousseau, 2009

Briner, Denyer & Rousseau (2009) yaklaşımına benzer şekilde Barends, Rousseau & Briner (2016) da çalışmasında kanıtlara dayalı yönetimin 4 temel kolu olduğundan bahsetmektedir. Burada bahsedilen kollar; yayınlanan bilimsel verilerden toplanan bilimsel kanıtlar, organizasyon bünyesindeki verilerden oluşan organzasyonel kanıtlar, uzmanların görüş ve deneyimleri ile şekillenen deneyimsel kanıtlar ve karardan etkilenen paydaşlara dair değerleri içeren paydaş kanıtları olmak üzere sınıflandırılabilir. Barends, Rousseau & Briner (2016) ayrıca, Şekil 20'de

gösterildiği gibi, karar almayı merkeze aldığımızda kanıta dayalı yönetim uygulamalarında çoklu kaynaklardan elde edilen en geçerli kanıtların mantıklı çerçevede sağlam bir zemine oturtularak kullanılmasına yönelik atılması gereken 6 temel adımdan bahsetmektedir. Bu adımlar; bir sorunun cevabı verilebilecek bir soruya dönüştürülmesi (sorma), sistematik bir arama yöntemi benimseyerek kanıtların toplanması (edinme), en ilgili kanıtların geçerli ve eleştirel bir bakış açısı ile yargılanması (değer biçme), kanıtların incelenmesi ve bir araya getirilmesi (birleştirme), kanıtların karar verme sürecine entegre edilmesi (uygulama) ve alınan kararın çıktılarının muhakeme edilmesi (değerlendirme) olarak ifade edilebilir. (Barends, Rousseau & Briner, 2016).

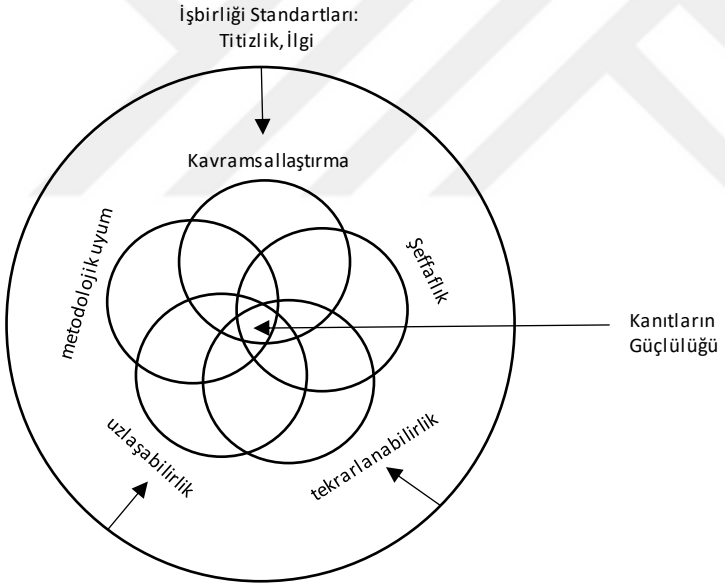
Şekil 20: Kanıtlara Dayalı Karar Almanın Adımları



Kaynak: Barends, Rousseau & Briner, 2016

Yöneticilerin verimli kararlar verebilmeleri için güvenilir kanıtlara ihtiyacı vardır ve bu kanıtların kalitesi beş temel boyutta ele alınabilir. Bu boyutlar Şekil 21'de gösterilmiş olup yöntem olarak uyum sağlanması, doğru bağlamda değerlendirme yapılabilmesi, tekrarlanabilir olması, şeffaflığın sağlanması, araştırmacı ve uygulamacılar arasında fikir birliği sağlanması olarak ifade edilebilir. Beş temel boyutun birbirine paralel ve eşgüdümlü olarak ilerlemesi kanıtların daha güçlü ve geçerli olmasına katkı sağlar (Baba & HakemZadeh, 2012).

Şekil 21: Kanıt Kalitesinin Temel Boyutları

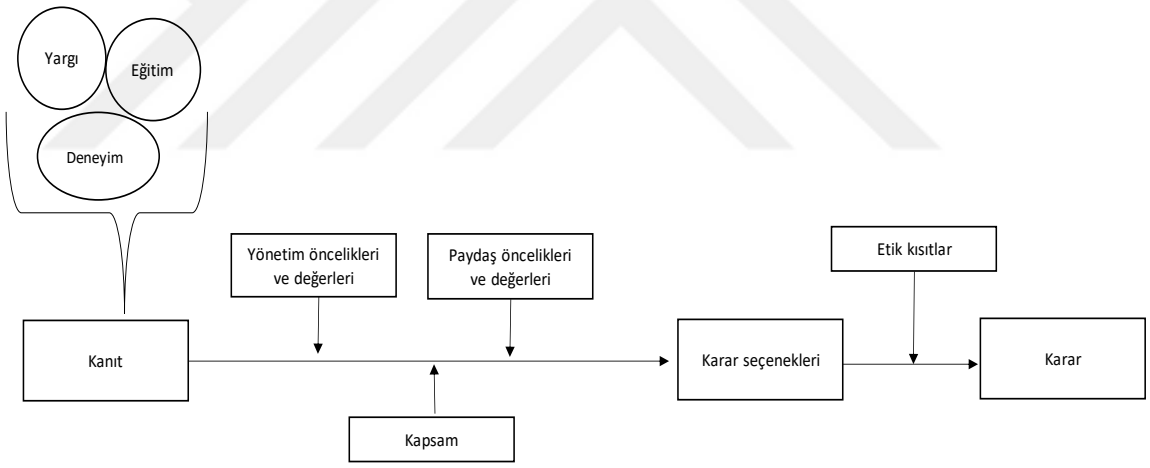


Kaynak: Baba & HakemZadeh, 2012

Baba & HakemZadeh (2012)'in kanıtların organizasyon bünyesinde karar verme sürecine etkisini ele alan model önerisi Şekil 22'de yer almaktadır. Bu model

ile birlikte kanıta dayalı karar verme kavramının bireysel seviyede ifade edilebilen ancak bunun yannda birey, kurum ve örgüt seviyesinde birbiri ile etkileşimli olmak üzere çapraz düzey yapılardan etkilenen çok katmanlı bir kavram olduğu görülmektedir. Model kapsamında kanıtlar; deneyim, eğitim ve yargılama kapasitesinden faydalanılarak birey düzeyindeki değerlendirme sürecinden geçer. Sürecin devamında organizasyon ve kurum bağlamında yönetim kadrosunun ve paydaşların öncelik ve değerleri entegre edilerek karar verme seçenekleri belirlenir. Son olarak etik değerlendirmeler sonucunda sınırlar belirlenir ve bu kısıtlar çerçevesinde karar ortaya çıkar (Baba & HakemZadeh, 2012).

Şekil 22: Kanıtların Karar Verme Sürecine Etkisi



Kaynak: Baba & HakemZadeh, 2012

Bir organizasyonda kanıtlara dayalı yönetimi devreye almak için izlenecek adımlar aşağıdaki gibi sıralanabilir (Pfeffer & Sutton, 2006):

- İddia edilen konuyu destekleyecek verilerin ortaya koyulması, kanıtların talep edilmesi
- Sunulan konunun temel mantığını oluşturan neden sonuç ilişkilerin ortaya koyulması, mantıksal çerçevenin detaylı incelenmesi
- Önerilen stratejilerin geçerliliğini sınamak için küçük çaplı denemelerin yapılması için açık bir ortam yaratılması ve paydaşların teşvik edilmesi
- İç ve dış kaynakları gözlem ve inceleme yoluyla iş süreçlerine girdi sağlayacak şekilde entegre etmek ve sürekli öğrenme ortamı yaratarak potansiyel problemler için kanıtlara dayalı çözüm ortamları yaratmak

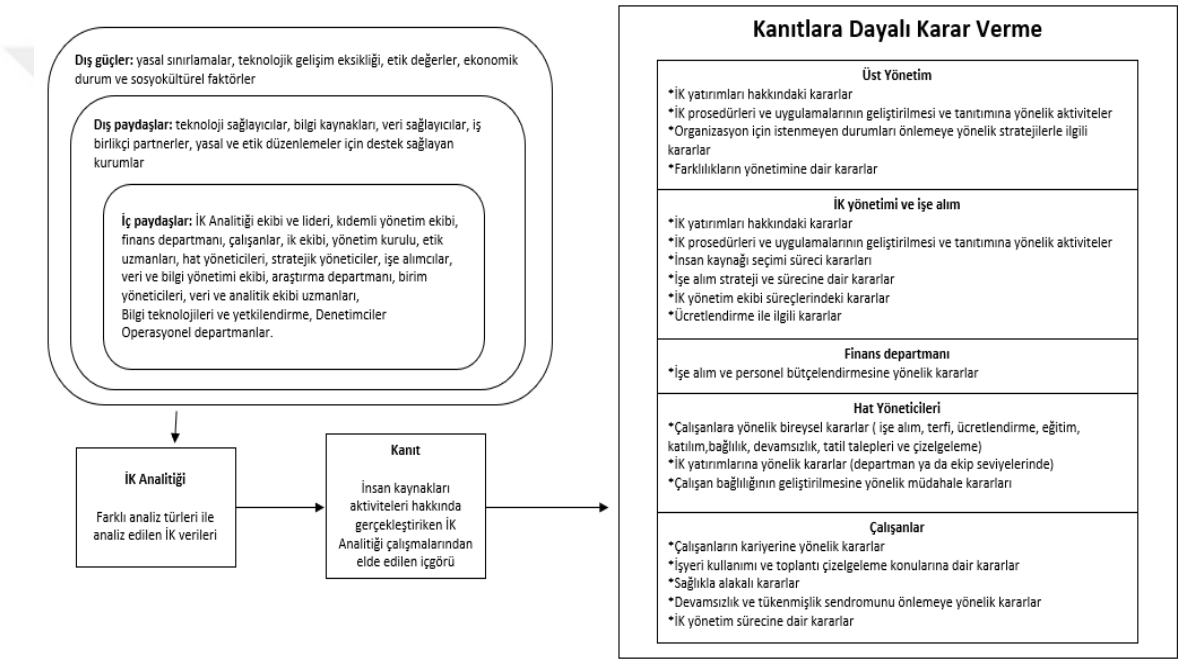
Kanıtlara dayalı insan kaynakları, insan kaynakları uygulayıcılarının karar verme sürecini desteklemek için bireysel görüşlerinin yanında kanıtlara dayalı incelemeler yapmasını gerektirir ve karar verme sürecindeki ilgili verilerin insan ve analitik odağında incelebilmesi için araçlar sunar. Kanıta dayalı yaklaşım çerçevesinde analitik süreçler tanımlayıcı, tahminleyici ve yönlendirici analizlerle ele alınabilir (Reddy & Lakshmikeerthi, 2017).

İK Analitiği kapsamında ele alınan kanıtlara dayalı yönetim aynı zamanda kanıtlara dayalı karar verme anlamına da gelmektedir. İK Analitiği yaklaşımında farklı paydaşlar arasında karar verme sürecini kolaylaştırmak için başta insan kaynakları operasyonları olmak üzere girdiler sağlanır. Bu süreçte öncelikli olarak üst yönetim ve insan kaynakları yöneticileri kanıta dayalı bilgiler ışığında insan kaynakları yatırımları, süreç, prosedürleri ve beklenmedik durumlar için gerekli müdahaleler gibi konularda operasyonel ve stratejik kararlar verebilmeleri için desteklenir (Thüsing, 2021).

Thüsing (2021) çalışmasında İK Analitiği ve kanıtlara dayalı karar verme süreçleri arasındaki ilişkiyi Şekil 23'de gösterilen kavramsal yaklaşım ile

açıklamaktadır. İşletmelerin kanıta dayalı yaklaşımı benimsemesi durumunda kanıta erişimi daha fazla olan kişilerin karar verme gücünün de arttığı söylenebilir. Bu sebeple potansiyel olarak yaşanabilecek güç kayması farklı paydaşlar açısından ele alınmalıdır (Thüsing, 2021).

Şekil 23: İK Analitiği ve Kanıtlara Dayalı Karar Verme



Kaynak: Thüsing, 2021

Diğer yandan Bilimsel Yönetim İlkeleri dahilinde Taylor'un yaklaşımı geleneksel ve yenilikçi görüşler doğrultusunda yöntem ve değerler olmak üzere farklı yönleri ile ele alınabilmektedir. İnsan Kaynakları Sermayesi kapsamında algoritmik karar verme yaklaşımının gerekli olması ile birlikte ekonomik faydanın ön plana çıkarak bilimsel yönetim anlayışının takip edildiği söylenebilir. Bu ekonomik faydanın çalışanların katılımını teşvik eden bir araç olduğu ifade edilebilir. Ancak çalışana dair

kararlar verilirken bu denli veriye dayalı değerlendirmelerin yapılması duygusal faktörleri geri planda bırakabilir. Bu durumda adalet ve güven konusunda çalışanların algısını yönetmek önemli bir unsur olarak görülmektedir. Bu sebeple çalışanların uygulamaları kabul düzeyleri ve algılanan adalete yönelik tutum anketlerinin yapılması ve süreçlere entegre edilmesi bütünleyici bir yaklaşım olacaktır (Birnbaum & Somers, 2022).

1.3. İNSAN KAYNAKLARI ANALİTİĞİ KAPSAMINDA VERİ MADENCİLİĞİ TEKNİKLERİ İLE PERFORMANS TAHMİNLEMESİ

Bu bölümde Veri Madenciliği genel olarak incelenmekte olup İnsan Kaynakları Analitiği kapsamındaki yaklaşımı vurgulanmaktadır. Ayrıca İnsan Kaynakları Analitiği kapsamında Veri Madenciliği yöntemi ile gerçekleştirilen performans tahminlemesine yönelik çalışmalar incelenmektedir.

1.3.1. Veri Madenciliği

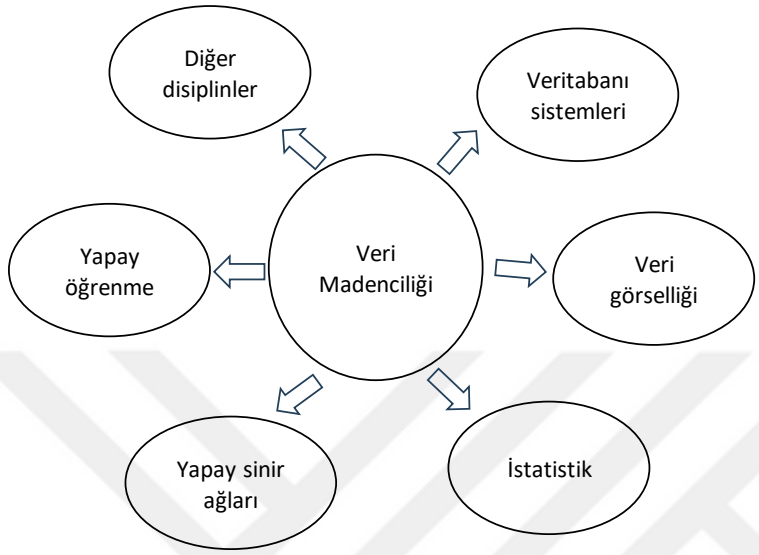
Veri madenciliği, belirli amaçlar doğrultusunda büyük hacimlerdeki bilgilerin saklandığı veri tabanlarından veriyi anlamlı sonuçlar çıkaracak ve geleceğe yönelik tahminlemeler oluşturabilecek şekilde kullanma eylemi olarak ifade edilebilir (Savaş, Topaloğlu & Yılmaz, 2012). Diğer bir deyişle, güvenilir, geçerli ve uygulanabilir veri kümeleri üzerinde; özetleme, sınıflama, ilişki ve değişkenlik analizi gibi bir çok teknik kullanılarak dinamik süreçler sonrası bilgi elde edilmesidir (Baykal, 2006). Veri madenciliği, büyük hacimlerde ve birbiriyle bağlantısız görünen nitelikte olsa dahi, belirli bir ham veri setinden; değerli, anlamlı ve kullanışlı bilgiyi çıkarmaya yarayacak tümevarım çalışmalarının bütünüdür (Çankırı, Kartal, Yıldırım & Gülseçen, 2011). Bu

yönüyle veri madenciliği veriyi keşfetmeye atılan bir adım olarak tanımlanabilir (Sadath, 2013). Veri madenciliği; istatistik, matematik, derin öğrenme, makine öğrenmesi ve yapay zeka başta olmak üzere farklı çalışma yöntemlerini kullanan disiplinler arası bir çalışma sürecini içerir (Aydemir, 2019).

Bilgi ve iletişim teknolojilerinin gelişmesiyle birlikte veri madenciliği teknikleri verilerden bilgi edinme niteliği sayesinde güçlü bir araçolmuştur (Youzheng & Ming, 2008). Özellikle bilgisayarın hayatımıza girmesiyle beraber kullanıcı ihtiyaçları doğrultusunda önemli verilerin depolanması amacıyla veri tabanları ortaya çıkmıştır (Çankırı, Kartal, Yıldırım & Gülseçen, 2011). Veri madenciliği büyük hacimlerdeki verileri analiz etme amacıyla uygulamaya alındığı için veri tabanları ile yakından ilişkilidir ve gerekli verilerin gerektiğinde hızla ulaşılabilecek ve amacına uygun şekilde saklanması prensibine dayalı çalışmaktadır (Baykal, 2006). Bu veri tabalarında gizli, stratejik ve politik öneme sahip olabilecek bir çok veri depolanmaktadır (Çankırı, Kartal, Yıldırım & Gülseçen, 2011). Etkin ve akıllıca kararlar alınabilmesi için süreçle ilgili tüm veri tabanları dahilinde zengin ve çeşitli verilerin işlenmesi önemlidir (Sadath, 2013). İşletmeler bünyesinde farklı alanlarda büyük ölçekli veri tabanları kullandıkları için veri madenciliği uygulamaları zaman ilerledikçe işletmeler için artan bir önem kazanmaktadır. Artan hacimdeki verilerin analizi, analizlerin bağlama uygun şekilde anlamlı olarak yorumlanması için veriyi otomatik şekilde anlamlı bilgilere dönüştürebilecek veri madenciliği uygulamaları devreye alınmaktadır (Savaş, Topaloğlu & Yılmaz, 2012).

Veri madenciliği çok disiplinli bir çalışma alanı olup Şekil 24'te gösterildiği gibi alanlar içerisinde Veri tabanı sistemleri, Veri Görselliği, Yapay Sinir Ağları, İstatistik, Yapay Öğrenme gibi disiplinler yer almaktadır. Ayrıca yönetim bilişim sistemleri ve modelleme teknikleri de bu alanlar arasındadır (Baykal, 2006; Çankırı, Kartal, Yıldırım & Gülseçen, 2011; Savaş, Topaloğlu & Yılmaz, 2012).

Şekil 24: Veri Madenciliği Çalışma Alanları



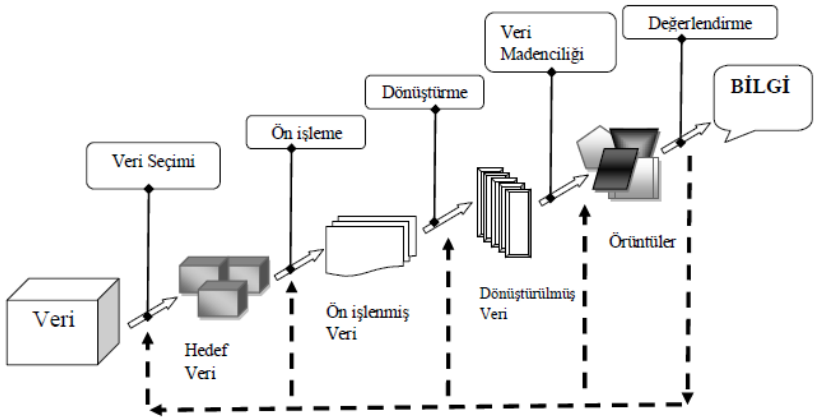
Kaynak: Savaş, Topaloğlu & Yılmaz, 2012

Veri madenciliği finans, tıp, borsa, bankacılık, sigortacılık, perakendecilik, borsa, telekomünikasyon, mühendislik ve pazarlama alanları başta olmak üzere birçok farklı çalışma alanında kullanılmaktadır (Baykal, 2006; Çankırı, Kartal, Yıldırım & Gülseçen, 2011). Organizasyon bünyesinde ise özellikle müşteri hizmetleri, risk yönetimi, pazar araştırması gibi önemli konuları analiz etmek için veri madenciliği tekniklerinden yararlanılmaktadır. Bu çerçevede veri madenciliği, yöneticilere karar verme konusunda önemli rehberlik sağlamakta; analiz ve raporlama gerektiren verilere erişim kolaylığı sağlaması yönüyle de önem taşımaktadır (Çankırı, Kartal, Yıldırım & Gülseçen, 2011).

Bilgi keşfi sürecinde veri madenciliğinin rolü Şekil 25'de gösterilmektedir (Savaş, Topaloğlu & Yılmaz, 2012). Veri madenciliği uygulamalarında özellikle büyük hacimli verilerin uygulamaya alınması bazı sorunlar yaratabilir. Bu çerçevede verilerin eksik, gürültülü, boş, atık, aykırı veya belirsiz nitelikte olması uygulamadan

istenilen sonucu alma noktasında sorunlar yaratabilir. Bu sebeple büyük ya da küçük olmak üzere veri madenciliği uygulamaları hayata geçirilmeden önce verilerle ilgili bu gibi sorunların öncelikle çözülmesi ve hazır hale getirilmesi gerekmektedir (Savaş, Topaloğlu & Yılmaz, 2012). Bu süreç kapsamında; analizi yapılacak verilerin seçilmesi, bu örneklemdeki verilerin ön işleme süreci yani düzenlenmesi sonrasında azaltılarak dönüştürülmesi sonrasında ancak veri madenciliği teknikleri uygulanabilir. Bu teknikler çerçevesinde yapılan analizlerle birlikte veriler arasındaki örüntüler keşfedilerek değerlendirme ve yorumlamalar sonrasında anlamlı bilgiler ortaya koyulabilir (Aydemir, 2019). Veri madenciliği başlı başına bir çözüm olmamakla birlikte, ilgili problemi çözebilmek adına veriler arasındaki ilişkileri analiz ederek çıktı olarak gerekli bilgileri sağlayan destek bir araç olarak düşünülmelidir (Baykal, 2006).

Şekil 25: Bilgi Keşfi Sürecinde Veri Madenciliği'nin Önemi

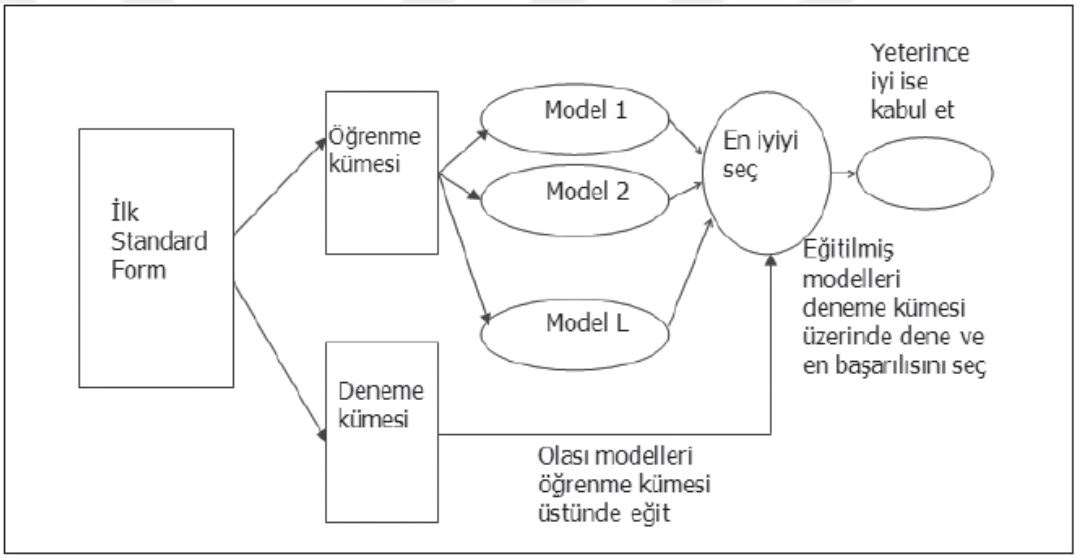


Kaynak: Savaş, Topaloğlu & Yılmaz, 2012

Veri madenciliği aşamasının metodolojisine daha detaylı bakılacak olursa Şekil 26'da gösterildiği üzere belirli bir formda belirlenmiş verinin öğrenme ve deneme olmak üzere ikiye ayrılarak analiz edildiği söylenebilir. Çok fazla analiz tekniği olduğundan en başarılı modeli bulabilmek adına öğrenme kümesi üzerinden

farklı model (şekilde L adet model denendiği gösterilmiştir) denemeleri yapılarak deneme kümesi üzerinde tahmin başarısı en yüksek model belirlenir. Bu model belirli bir eşik düzeyinin üzerindeyse seçilir ve deneme kümesi bu model kullanılarak test edilir. Eğer doğruluk düzeyi yeterli seviyede değilse kodlama ve veri kapsamı değiştirilerek düzenleme gerçekleştirildikten sonra deneme kümesi analizine geçilebilir (Çankırı, Kartal, Yıldırım & Gülseçen, 2011).

Şekil 26: Veri Madenciliği'nde Modelleme Süreci

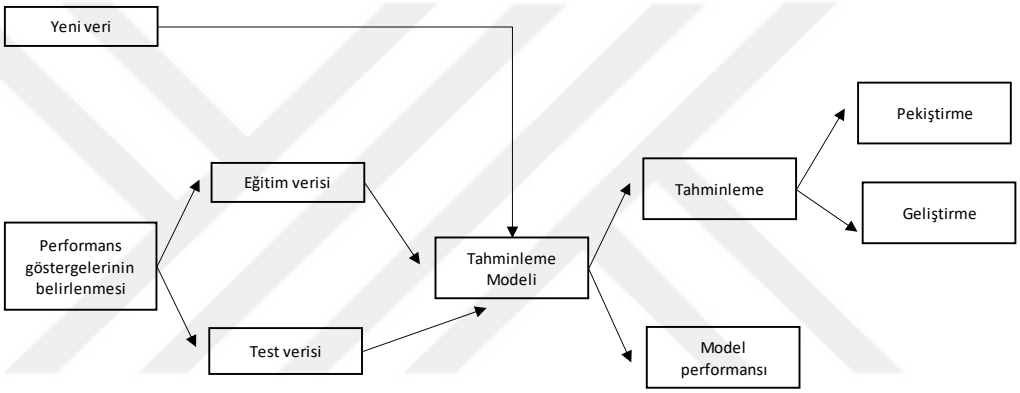


Kaynak: Çankırı, Kartal, Yıldırım & Gülseçen, 2011

Veri madenciliği sürecinde kullanılan tanımlayıcı modellerde, belirli bir süreç hakkında verilerin analizi doğrultusunda karar vermeye yönelik rehberlik sağlayabilecek örüntülerin tespit edilmesi amaçlanmaktadır. Tahminleyici modellerde ise, sonuçları önceden bilinen veri setleri üzerinden bir model geliştirilir ve bu modelin kullanılması ile birilikte farklı veri seti için sonuçların tahmin edilmesi hedeflenmektedir (Çankırı, Kartal, Yıldırım & Gülseçen, 2011). Tahminleyici

modelleme için süreç akışı Şekil 27'de gösterilmektedir. Bu doğrultuda belirli kriterler doğrultusunda oluşturulan veri seti öğrenme ve test veri seti olarak bölünür ve model önerisi ortaya koyulur. Bilinmeyen veri ile bu model üzerinden tahminleme yapılarak tahminin geçerliliği analiz edilir. Model yeterince iyi değilse geliştirmeler yapılır (Kirimi & Moturi, 2016).

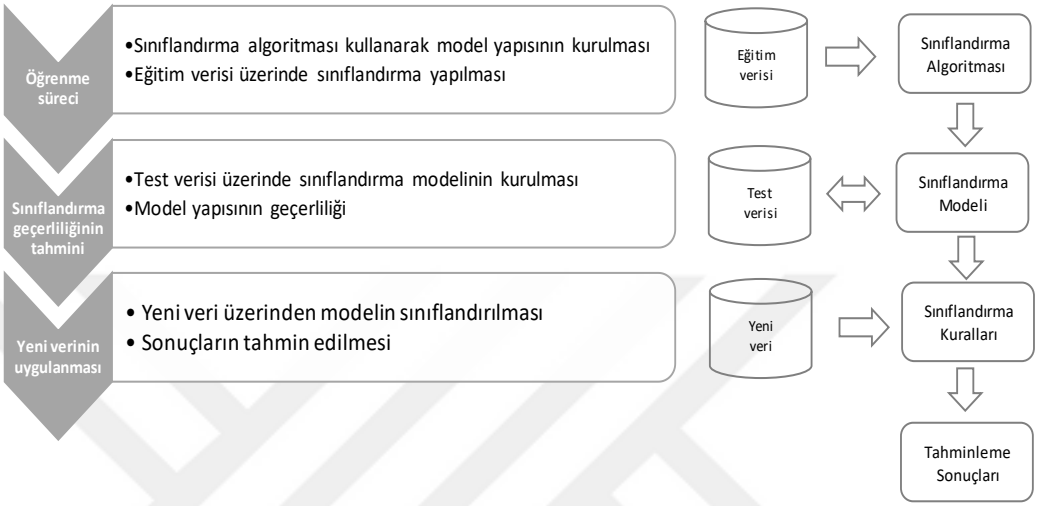
Şekil 27: Veri Madenciliği'nde Tahminleyici Modelleme



Kaynak: Kirimi & Moturi, 2016

Veri madenciliği sürecinde tahminleyici modelleme kapsamında sınıflandırma aşamasına daha detaylı bakılacak olursa, Şekil 28'de gösterildiği üzere temel olarak üç aşama olduğu söylenebilir. Bu aşamalar; sınıflandırma algoritmalarının uygulanması ile model yapısını oluşturmak üzere gerçekleşen öğrenme süreci, sınıflandırma yapılan algoritmaların beklenen doğruluk düzeyine göre en uygun ve geçerli olan model önerisinin ve sınıflandırma algoritmasının ortaya koyulması ve belirlenen model ve algoritma üzerinden yeni veriler kullanılarak tahminleme yapılması olarak ifade edilebilir (Jantan, Hamdan, & Othman, 2010)

Şekil 28: Veri Madenciliği'nde Sınıflandırma



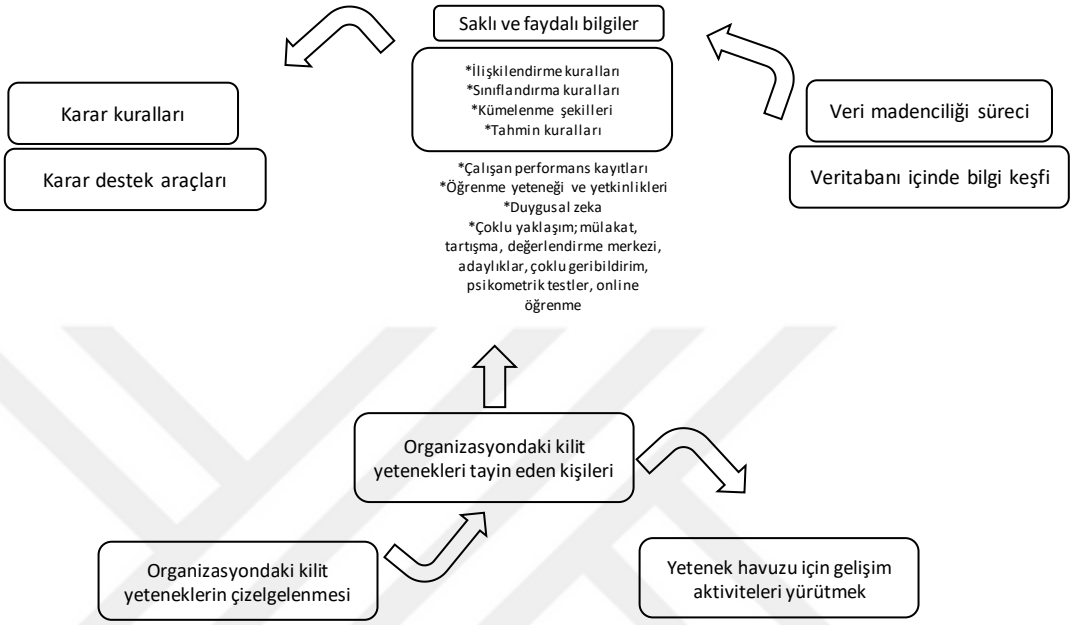
Kaynak: Jantan, Hamdan, & Othman, 2010

1.3.2. İnsan Kaynakları Analitiği'nde Veri Madenciliği

Mevcut ekonomik şartlarda rekabet koşulları ve yaşanan hızlı değişimler düşünüldüğünde, tecrübe ve sezgilere dayalı alınan kararların riskli olduğu söylenebilir. Bu riskleri minimize etmek için bilgiye dayalı karar destek sistemleri katkı sağlamakta olup veri madenciliği uygulamaları bu karar sistemlerinin temel bir bileşeni rolünü üstlenmektedir (Savaş, Topaloğlu & Yılmaz, 2012). Bu anlamda bilgi kelimesi insan kaynakları yönetimi alanının tam merkezinde yer almaktadır (Danping & Jin, 2011). İşe alım, eğitim, gelişim, performans değerlendirme ve öğrenme ortamı yaratma gibi insan kaynakları bünyesinde stratejik fonksiyon uygulamaları dahilinde bilgi yönetimi yapılması temel bir gerekliliktir (Sadath, 2013).

İnsan kaynakları kapsamında yetenek tahminlemesi yaparken veri madenciliğinin rolü Şekil 29'da gösterilmektedir. Buna göre yetenek tahminlemesi yapılabilmesi için önce kritik yeteneklerin organizasyon çapında tanımlanması ve tespit edilmesi, devamında bu yetenek boşlukları dolduran kilit kişilerin belirlenmesi ve sonrasında da yetenek havuzunun gelişim aktiviteleri ile desteklenmesine yönelik aksiyonların alınması gerekmektedir. Bu süreç adımları boyunca toplanan veriler; çalışan performans kayıtları, öğrenme kapasiteleri ve yetkinlik düzeyleri, duygusal zeka düzeyleri, mülakat çıktıları, değerlendirme merkezi sonuçları, psikometrik test sonuçları, çoklu geribildirimler, online öğrenme deneyimi gibi farklı kanallardan toplanabilmektedir. Toplanan tüm veriler; saklı kalan ve faydalı olabilecek bilgilerin keşfedilmesi adına veri madenciliği sürecine dahil edilerek; ilişki kuralları, sınıflandırma kuralları, kümelendirme biçimleri ve tahminleme kuralları çerçevesinde analizlere tabi tutulmaktadır. Elde edilen anlamlı ve yorumlanabilir sonuçlar karar verme sürecini desteklemesi adına girdi sağlayarak karar destek sistemi araçlarına entegre edilebilmektedir (Jantan, Hamdan, & Othman, 2010).

Şekil 29: Yetenek Tahminleme Sürecinde Veri Madenciliği

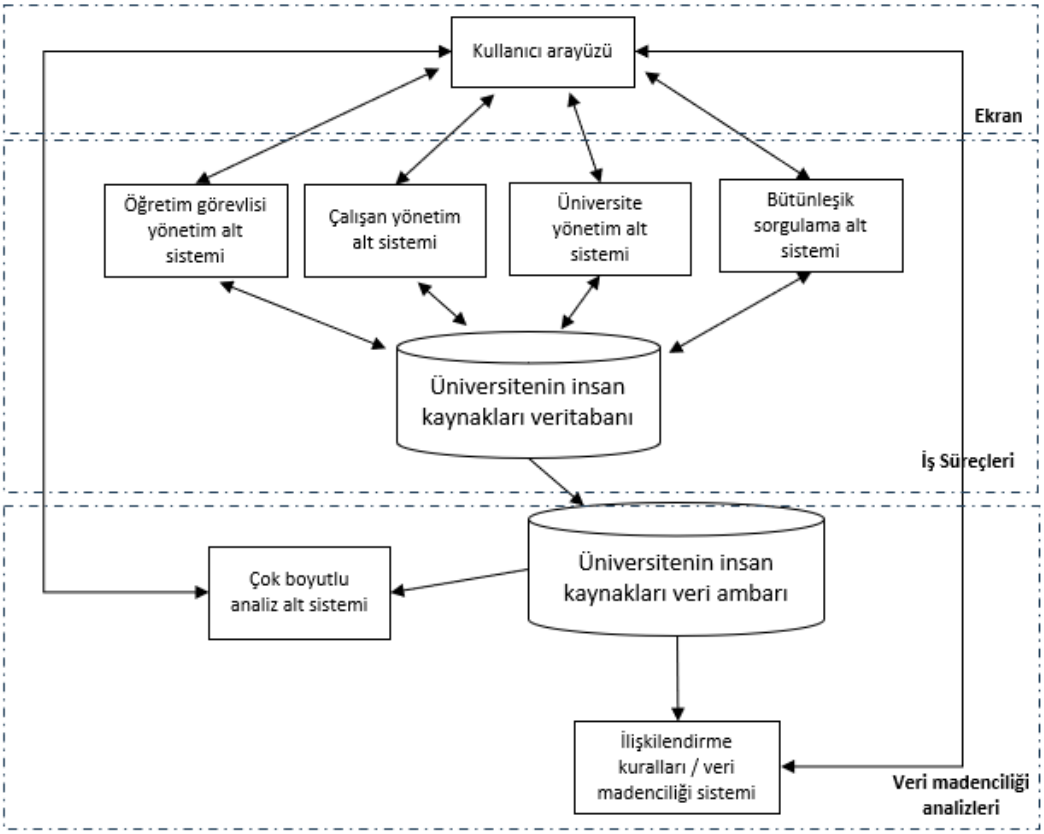


Kaynak: Jantan, Hamdan, & Othman, 2010

Danping & Jin (2011) çalışmasında bir üniversitenin insan kaynakları süreçlerinde veri madenciliğini kullanarak veri ambarı oluşturmuş olup keşifsel bir analiz gerçekleştirmiştir. Veri ambarının oluşturulma süreci Şekil 30'da gösterilmektedir. Bu süreç dahilinde veri ambarı; öğretim üyelerinin kullandığı alt sistem, çalışan yönetim sistemi, üniversite yönetim sistemi, bütünleşik sorgulama alt sistemi olmak üzere kullanıcı ara yüzü ile etkileşimli olarak toplanan verilerle oluşturulmuştur. Veri seti; departman, uyruk, etnik köken, doğum yılı, görev, görev başlangıç zamanı, eğitim düzeyi, kademe, mezun olunan okul, mesleki yeterlilik gibi değişkenler dikkate alınarak hazırlanmıştır. Veri madenciliği kullanılarak değişkenler arası ilişkilerin incelendiği birliktelik çözümlemesi gerçekleştirilmiştir ve öğretme

sürecini optimize etmek adına mevcut durumdaki ele alınan değişkenler bazında ortaklaşan temel özellikleri ve etkileşimlerini ortaya koyan bir analiz sunulmaktadır.

Şekil 30: Veri Ambarı Oluşturma Süreci

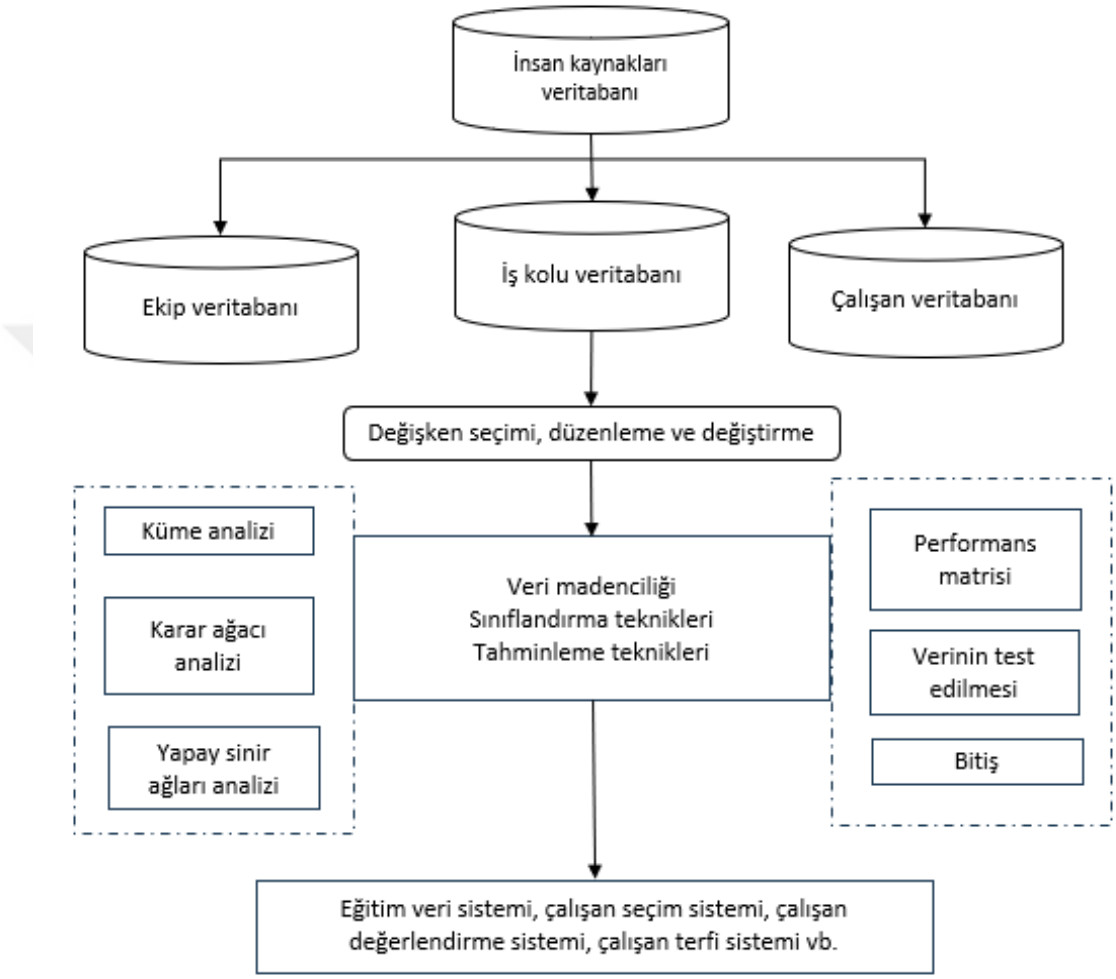


Kaynak: Danping & Jin, 2011

Youzheng & Ming (2008) çalışmasında inşaat sektöründe faaliyet gösteren bir şirkette insan kaynakları alanında veri madenciliğinin önemini vurgulamaktadır. Bu çalışmada veri madenciliği sürecinde dikkate alınan çerçeve Şekil 31'de gösterilmektedir. Bu çerçeveye göre; takım, çalışma alanı ve çalışan bazında

oluşturulan veri tabanları insan kaynakları veri tabanı ile desteklenmekte olup analize dahil edilecek değişkenler belirlenmektedir. Bu değişkenler üzerinden ise veri madenciliği, sınıflandırma ve tahminleme teknikleri kullanılarak gerçekleştirilen analizler sonrası; eğitim, işe alım, değerlendirme ve terfi gibi sistemlere girdi sağlayacak çıktılar elde edilmesi mümkün olabilmektedir. Çalışma odak alanı kapsamında etkin işe alım süreci gerçekleştirmek için yeteneğe ulaşılması ve sürecin izlenmesine yönelik veri madenciliği uygulamasını esas alan bir analiz gerçekleştirmiştir. Bu kapsamda performans, işe devam oranı ve işten ayrılma sebebi gibi değişkenleri tahmin etmek üzere; yaş, cinsiyet, medeni hal, deneyim, eğitim düzeyi, eğitim alanı, mezun olunan okul, işe alım kanalı gibi değişkenleri dikkate alarak veri madenciliği yöntemi ile bir model analizi sunulmuştur.

Şekil 31: İnsan Kaynakları Alanında Veri Madenciliği'nin Kullanım Çerçevesi



Kaynak: Youzheng & Ming, 2008

Xiaofan & Fengbin (2010) performans yönetimi alanında özellikle karar ağaçları algoritmasına odaklanarak veri madenciliği uygulamalarını bir örnek üzerinden teorik olarak açıklamaya çalışmıştır. Bu kapsamda performans yönetimi alanında çalışmanın zorlukları olduğu ifade edilebilir. Bu zorluklardan

birideğerlendirmeleri genel olarak üst yönetim gerçekleştridiği için tek taraflı bir performans sonucunu yansıtıyor olabilir. Diğer bir zorluk ise şirket kültürü sebebiyle değişiklikler olduğunda sistem değişikliklerini yapmak o kadar hızlı gerçekleştirilemeyebilir, bu sebeple performans değerlendirme sistemini değişiklikleri adapte etme konusunda yavaş kalınabilmektedir (Xiaofan & Fengbin, 2010).

Tablo, rapor ve belirli oranları içeren tanımlayıcı analizlerin aksine tahminleyici analizler şirketlerin geçmiş verilerini analiz ederek insan kaynakları yönetimi ile ilgili faktörlerin gelecekteki eğilimlerinin ortaya koyulmasını sağlar (Meri, 2105). Günümüzde verilerin en sık kullanılan çeşitleri HTML, XML, HRXML, yazılı, sekmeli metin, SQL, SPSS, MS Excel, MS Access olarak sıralanabilir (Reddy & Lakshmikeerthi, 2017).

Regresyon modelleri genel olarak bilinmeyen değerlerin tahmin edilmesi için kurgulanır (Yuan, 2022). İnsan kaynakları alanında yapılan veri madenciliği kapsamında sınıflandırma ve tahminleme yapılması sürekli değişim bakış açısını kazanmak ve yeni anlayışları yakalamak adına büyük katkı sağlamaktadır (Jantan, Hamdan & Othman, 2011). İnsan kaynakları alanında farklı problemlerin çözümü için veri madenciliği yönteminin kullanılması öncelikli ve kritik önem taşıyan bir konudur (Nasr, Shaaban & Samir, 2019).

1.3.3. İnsan Kaynakları Analitiği'nde Performans Tahminlemesine Yönelik Çalışmalar

İnsan Kaynakları Analitiği süreci mevcut performansın takip edilmesinin yanında; gelecekte işgücü ile ilgili ortaya çıkabilecek risklerin analizi, hedeflere uygun stratejilerin belirlenmesi, geleceğe yönelik belirli tahminlemeler yapılması için aktif olarak kullanılan araçları içermektedir (Özalp & Hatipoğlu, 2021). Çalışan performansının tahmin edilmesi önemli bir faaliyet olup her organizasyon için bir

gerekliliktir (Karthika & Meyyappan, 2020). Şimdiye kadar makine öğrenmesi ve büyük veri madenciliği yöntemi dahilinde performans tahminlemesine yönelik çalışmaların çok nadir olduğu ifade edilebilir (Yuan, 2022).

Bu tez kapsamında literatürde gelecek performansın tahminlenmesine yönelik yapılan çalışmalar incelenmiş olup ilişkili olabilecek 26 çalışmanın detay bilgileri Tablo 6'de sunulmaktadır. Bu çalışmalarda özellikle; performansı tahminlerken bağımsız değişken olarak dikkate alınan nitelikle, örneklem büyüklüğü, performansın tahminlenirken kaç kategoride incelendiği, çalışmada kullanılan analiz program ve hangi algoritmaların tercih edildiği önemle incelenmiştir.

Tablo 6: Performans Tahminlemesine Yönelik Çalışmalar

No	Yazar & Yıl	Bağımsız Değişken	Örneklem Büyüklüğü	Performans Grubu	Algoritma	Değişkenler
1	Zhao (2008)	5 Grup & 21 Değişken	281 (Eğitim verisi: 232, Test verisi:46)	3 Grup (Yüksek, Orta, Düşük)	C.45, K-expectation	Bilgi (isim, departman, iş, maaş), Beceri (özellikler, inovasyon, iletişim, karar verme, organize etme), Tutum (Görev, Öğrenme becerisi, İnisiyatif), Çıktılar (işyükü, kalite, verimlilik, katkı), Zihniyet (politikalar, bağlılık, kişilerarası ilişkiler, gelişim)
2	Jantan, Hamdan & Othman (2010)	5 Grup & 33 Değişken	655 (Eğitim verisi: 590, Test verisi:65)	2 Grup (Evet, Hayır)	C4.5	Temel (İş Kategorisi, Cinsiyet, Eğitim Durumu), İş Çıktıları (İşin Miktarı, İşin Kalitesi, Harcanan Zaman, Verimlilik), Bilgi ve Beceri (Tanımlama, Analiz ve Problem Çözme Becerileri, Politika ve Prosedürlerin Uygulanması, İletişim Becerileri), Aktivite ve Katkılar (Topluma katkı, Yaratıcı Katkılar) ve Bireysel Özellikler (Liderlik, Organizasyon Becerileri, Disiplin, Proaktivite ve İnisiyatif, İlişki Yönetimi ve İşbirliği)
3	Jantan, Hamdan & Othman (2011)	5 Grup & 53 Değişken	1100 (Eğitim verisi: 1000 Test verisi:100 / Data Generator)	Puan (75-100 Arası)	C4.5 Random Forest, Multi Layer Perceptron, Radial Basis Function Network, K-Star	Demografik değişkenler (Yaş, Irk, Cinsiyet, Kıdem Süresi, Terfi Yılları), Geçmiş Performans Sonuçları(Son 15 Yıl), Bilgi ve Beceri(Öğretme, Danışmanlık, Araştırma, Yayın Yapma, Konferanslar), Yönetim Becerileri (Öğrenci Sorumlulukları ve Yönetimsel Görevler), Bireysel Dereceler (Eğitim, Ödül, Takdir)
4	Valle, Varas & Ruz (2012)	2 Grup & 10 Değişken	660	2 Grup (Evet, Hayır)	C4.5, Naïve bayes	Sosyo-Demografik Değişkenler (Yaş, Cinsiyet, Medeni Hal, Sosyoekonomik Durum, Deneyim), Performans Değişkenleri (Çevrimiçi Geçirilen Süre, Görüşme Saati, Etkin Görüşmelerin Sayısı, Tamamlanan Kayıtlar)
5	Al-Radaideh & Al Nagi (2012)	17 Değişken	205	3 Grup (Mükemmel, Çok İyi, İyi)	ID3, C4.5, Naïve Bayes	Yaş, Cinsiyet, Medeni Hal, Çocuk Sayısı, Üniversite Mezuniyet Durumu, Genel Uzmanlık Alanı, Eğitim Derecesi, Mezuniyet Puanı, Ülke, Önceki Şirket Sayısı, Görev Adı, Kademe, Hizmet Süresi, Çalışma Saatleri, Maaş Aralığı, Rahatsız Koşullarda Çalışma, Maaş veya Kademeden Memnuniyetsizlik

No	Yazar & Yıl	Bağımsız Değişken	Örneklem Büyüklüğü	Performans Grubu	Algoritma	Değişkenler
6	Magesh, Thangaraj, Sivagobika, Praba & Priya (2013)	20 Değişken	20 (Eğitim verisi: 15, Test verisi:5)	2 Grup (Evet, Hayır)	J48	Üniversite Not Ortalaması, Öğretme Planı, Ders Özetleri, Okuma Materyali, Üniversite Değerlendirmesi, İç Değerlendirme, Yayınlar, Ödevler, Projeler, Quizler, Sınavlar, Proje Değerlendirmeleri, Yenilikler, Araştırma Katkıları, Mesleki Yetkinlik Gelişimi, Kuruma Katkı Sağlayacak İşler, Danışmanlık, Ödüller, Değerlendirme ve Öneriler, Maaş Artışı
7	Jantan, Yusoff & Noh (2014)	5 Grup & 13 Değişken	256	2 Grup (Evet, Hayır)	Support Vector Machine, Sequential Minimal Optimization	Demografik (Akademik Pozisyon, Hizmet Süresi, Kıdemli Öğretim Görevlisi Olmadan Önceki Kıdem Süresi Doçent Olmadan Önceki Kıdem Süresi Profesor Olmadan Önceki Kıdem Süresi) Araştırma (Araştırma Sayısı, Araştırma Liderliği), Yayın ve Konferanslar (Ulusal Yayınlar, Uluslararası Yayınlar, Ulusal Konferanslar, Uluslararası Konferanslar), İdari (İdari Pozisyonlar), Katkı (Araştırma Ödülü, Hizmet Ödülü)
8	Kalaivani & Elamparithi (2014)	53 Değişken	217	-	C.4.5, Bagging, Rotation Forest	-
9	Kirimi & Moturi (2016)	3 Grup & 11 Değişken	96	5 Grup (Mükemmel, Beklentilerin üzerinde, Beklentileri karşılayan, Gelişim ihtiyacı olan, Minimum standartları karşılamayan)	C4.5, ID3, Naïve Bayes	1. Grup Değişkenler (Yaş, Cinsiyet, Medeni Hal), 2. Grup Değişkenler (Eğitim Durumu, Uzmanlık, Profesyionel Eğitimler), 3. Grup Değişkenler(İş Grubu, Deneyim, Maaş, Terfi, Performans Değerlendirme Skorları)
10	Nedelcu (2017)	16 Değişken	1100 (Eğitim verisi: 1000 Test verisi:100 / Data Generator)	Skor	C4.5, Random Forest, K-Star, Multi Layer Perceptron, Radial Basis Function Network	Bilgi ve Beceri, Bilgi Yönetimi, Bireysel Özellikler ve Mesleki Değerlendirme

No	Yazar & Yıl	Bağımsız Değişken	Örneklem Büyüklüğü	Performans Grubu	Algoritma	Değişkenler
11	Nasr, Shaaban & Samir (2019)	3 Grup & 17 Değişken	145	3 Grup (Mükemmel, Çok İyi, İyi)	Support Vector Machine C4.5, Naïve Bayes	Mesleki Bilgiler (Görev Adı, Kadem, Kıdem Süresi, Mevcut Görevindeki Kıdem Süresi, Daha Önce Çalıştığı Şirket Sayısı, Maaş, İş Tatmini, Maaş Tatmini, Çalışma Koşulları, Eğitim) Kişisel Bilgiler (Yaş, Cinsiyet, Medeni Hal), Eğitim Bilgileri (Eğitim Düzeyi, Eğitim Derecesi, Bölüm, Üniversite)
12	Sarker, Shamim, Zama & Rahman (2018)	19 Değişken	100	5 Grup (Çok İyi, İyi, Orta, Kötü, Çok Kötü)	Decision Tree	Zeka ve Çeviklik, İnisiyatif ve Dürtü, Sözel Sunum, Yazılı İfade, Planlama Organizasyon Becerisi, İşlere Rehberlik Etme Becerisi, İşlerin Kalitesi, İşe Adanmışlık, Astlarını Eğitme Becerisi, Diğerleri ile Birlikte Çalışma, Nezaket, Ahlaki Bütünlük, Sorumluluk Bilinci, Finansal Konularda Sorumluluk, Kişilik, Halkla İlişkiler, Zamanındalık, Ketumluk
13	Mahmoud, Shawabkeh, Salameh, & Amro (2019)	15 Değişken	205	4 Grup (Beklentilerin üzerinde, beklentilerin tümünü karşılayan, beklentileri kısmi kaşılayan, beklentilerin altında)	ID3, C4.5, Decision tree, Naïve Bayes	Yaş, Cinsiyet, Medeni Hal, Çocuk Sayısı, Üniversite Mezuniyet Durumu, Genel Uzmanlık Alanı, Eğitim Derecesi, Mezuniyet Puanı, Ülke, Önceki Şirket Sayısı, Görev Adı, Kademe, Hizmet Süresi, Çalışma Saatleri, Maaş Aralığı, Rahatsız Koşullarda Çalışma, Maaş Sebebi ile Memnuniyetsizlik
14	Jayadi, Firmanty o, Dzaka, Suaidy & Putra (2019)	28 Değişken	310	Skor	Naïve Bayes	Çalışan Adı, Çalışan Numarası, Evlilik, Medeni Durum, Cinsiyet, İş Durumu, Departman, Yaş, Ücret, Şehir, Posta Kodu, Cinsiyet Tipi, Evlilik Durumu, Vatandaşlık, Irk Tipi, Irk Tanımı, İşe Başlama Tarihi, Kıdem Süresi, İşten Ayrılma Tarihi, İşen Ayrılma Açıklaması, Görev, Yönetici İsmi, İşe Alım Kaynağı
15	Kaware, Viveki, Lokhand e, Avadhut, Pattanshe tti & Shinde (2019)	-	Kaggle	-	Support Vector Machine	Bir anket sonucu çalışan ve insan kaynakları tarafından girilen bilgilere göre değişkenler belirleniyor.

No	Yazar & Yıl	Bağımsız Değişken	Örneklem Büyüklüğü	Performans Grubu	Algoritma	Değişkenler
16	Xue, Feng, Gao, Liu, Zhang, Sun, Zhao & Guo (2019)	5 Grup & 22 Değişken	1139	2 Grup (Evet, Hayır)	Convolutional Neural Networks, K-Nearest Neighbor, C4.5, Repeated İncremental Pruning To Produce Error Reduction, Classification Based On Associations, Classification Based On Multiple Association Rules	Kapasite (Algı,Öğrenme, Hafıza, Yaratıcılık, Konuşma, Mantık), Bilinç (Adanmışlık, Bağlılık, Özkontrol, Kararverme, Başarma, İnisiyatif, Bağımsızlık, Güven), Duygu (Duygusal Farkındalık, Duygyu İfade Etme, Özmotivasyon, Duygu Yönetimi), Tamamlayıcı Özellikler (Eğitim, Sağlık, Deneyim, Stres Toleransı)
17	Raut, Kale, Sonkusare & Gaikwad (2020)	-	-	-	K-Nearest Neighbor	-
18	Karthika & Meyyappan (2020)	10 Değişken	30	3 Grup (Yüksek, Orta, Düşük)	Naïve Bayes	İşe Uyum, Maaş Uyumu, Mesafe Uyumu, İş Arkadaşları ile UYUM, Çevre ile Uyum, Taşıma İle Uyum, Maaş Artışı Tatmini, Terfi Tatmini, Eğitim Tatmini, Atama Tatmini
19	Li, Lazo, Balan & de Goma (2021)	21 Değişken	982	2 Grup (Evet, Hayır)	Logistic Regression, Bayes Point Machine, Bossted Decision Tree	Yaş Grubu, Cinsiyet, Kadro Grubu, Medeni Hal, Şirket, Departman, Ücret Skalası, Bölge, 3 Yılda Terfi Alma Durumu, İş Birimi, 2018 Yılı Eğitimleri, 2015 Yılı Performans Sonucu, 2016 Yılı Performans Sonucu, 2017 Yılı Performans Sonucu, 2018 Yılı Performans Sonucu, Eğitim Başlıkları, Hizmet Sağlayıcısı, Program Yöneticisi, Çalışan Numarası
20	Sivas (2021)	28 Değişken	820	4 Grup (En Başarılı, Başarılı, Başarısız, En Başarısız)	Multiple Imputation by Chained Equations, K-Nearest Neighbor	Ortalama yürüme zamanı, müşterilerden alınan ortalama geribildirim, toplam yürüyüş sayısı, toplam mesafe gibi Köpek Gezdirme işi için yapılan iş adımlarını temsil eden değişkenler dikkate alınmıştır.

No	Yazar & Yıl	Bağımsız Değişken	Örneklem Büyüklüğü	Performans Grubu	Algoritma	Değişkenler
21	Yuan (2022)	3 Grup & 15 Değişken	959	Skor	Random Forest, Lineer Regression, Nonlinear Regression, Regression Tree, Support Vector Machine,	Tanımlayıcı Bilgi Değişkenleri (Yaş, Cinsiyet, Medeni Hal, Eğitim Durumu vb.), Performans Bilgisi Değişkenleri (Departman, Kademe, Kıdem vb.) ve Katılım Bilgisi Değişkenleri (3 Yılık Ortalama Günlük Çalışma Saati, 3 Yılık Ortalama Günlük Fazla Mesai Saati, 3 Yılık Ortalama Devamsızlık Günlerinin Oranı, 3 Yılık Ortalama Geç Kalma Sayısı, 3 Yılık Ortalama Geç Çıkma Sayısı, 3 Yılık Ortalama İzin Sayısı vb.)
22	Adeniyi, Adeniyi, Oguns, Egbedokun, Ajagbe, Obuzor & Ajagbe (2022)	36 Değişken	311	3 Grup (Beklentileri Aşan, Beklentiyi Karşılayan, Beklentileri Karşılamayan)	Random Forest, Artificial Neural Network, Decision Tree	Medeni Hal, Cinsiyet, Çalışma Durumu, Departman, Maaş, Yönetici İsmi vb.
23	Anjum, Majumder, Islam & Alam (2022)	35 Değişken	Kaggle / 1470	2 Grup (Mükemmel, Çok İyi)	Logistic Regression, K-Nearest Neighbour, Support Vector Machine Classifier, Naive Bayes, Decision Tree, Random Forest, XGBoost, Adaboost.	-
24	Fan (2022)	7 Değişken	1064	4 Grup (Çok İyi, İyi, Yeterli, Zayıf)	K-Means	Takım Ruhu, İnovasyon Ruhu, Sorumluluk farkındalığı, Maliyet farkındalığı, Çalışma kabiliyeti, İletişim becerileri, Ahlaki yeterlilik

No	Yazar & Yıl	Bağımsız Değişken	Örneklem Büyüklüğü	Performans Grubu	Algoritma	Değişkenler
25	Patel, Sheth, Mehta, Tanwar, Florea, Taralunga, Altameem, Altameem & Sharma	27 Değişken	1200	5 Grup (Çok İyi, İyi, Orta, Kötü, Çok Kötü)	Decision Tree, Random Forest, Artificial Neural Network, XGBoost, Ranker	Çalışan numarası, yaş, cinsiyet, medeni hal, iş rolü, eğitim seviyesi, kademe, iş tatmin düzeyi, daha önce çalışılan şirket sayısı, çalışan iş özel hayat dengesi, departman, yıpranma, iş seyahat sıklığı, işe bağlılık, mesai, toplam tebcrübe yılı, yıllık eğitim sayısı, mevcut roldeki deneyim yılı, terfi sonrası geçen süre, mevcut yönetici ile geçen süre, uzaktan çalışma, son ücret zam oranı, iş ilişkileri tatmini, saat ücreti, şirketteki kıdemi, çevresel tatmin
26	Lakshmi, Manjushree, Sehgal, Agme, Venkatesan & Sathe (2023)	7 Değişken	500	Skor	Lineer Regresyon, Karar Ağaçları, J48	Üniversite Notları, Setifikalar, İşyerinden Alınan Ödüller, Pozitif Geribildirim Deneyimi, Ücret Artışı, Terfi

Zhao (2008) çalışmasında çalışan performansını tahminlemek üzere veri madenciliğini kullanarak bir model önerisi oluşturmuştur. Performansı tahminleyen faktörler olarak Bilgi (isim, departman, iş, maaş), Beceri (özellikler, inovasyon, iletişim, karar verme, organize etme), Tutum (Görev, Öğrenme becerisi, İnisiyatif), Çıktılar (işyükü, kalite, verimlilik, katkı), Zihniyet (politikalar, bağlılık, kişilerarası ilişkiler, gelişim) olmak üzere beş kategori altındaki değişkenler dikkate alınmıştır. C.45 ve K-expectation algoritmaları kullanılarak modelleme yapılmıştır.

Jantan, Hamdan, & Othman (2010)'ın çalışmasında gelecekteki potansiyel yeteneğin tahmin edilmesine yönelik veri madenciliği yöntemi kullanılarak karar ağacı dahilinde C4.5 sınıflandırma algoritması kullanılarak oluşturulan bir model önerisi sunulmaktadır. WEKA ve ROSETTA uygulamaları kullanılmıştır. Çalışmanın verileri Malezya Yüksek Öğrentim Enstitü'lerinden sağlanmıştır ve 2003-2008 yılları arasında 6 yıllık süreci kapsayan üzere 655 kayıt 33 değişken boyutu ile incelenmiştir. Çalışma kapsamında potansiyel yetenek tanımı, gelecekteki terfilerde önerilmesi ya da

önerilmemesi olarak yapılmıştır, başka bir deyişle terfi için önerilecek bir performansta olup olayacağına dair bir tahminleme söz konusudur. Bu kapsamda çalışanın geçmiş performans kayıtları doğrultusunda bir kural seti oluşturulmuştur, sonuç olarak 2004 yılı performansi için gerekli bilgi ve becerilerin yetenek tahmininde en yüksek etkiye sahip olduğu ortaya koyulmuştur.

Jantan, Hamdan, & Othman (2011) çalışmasında ise benzer kapsamda yetenek tahminlemesi modeli oluşturmuş ve 53 özelliliği dikkate alarak daha geniş bir veri seti kullanmıştır. Bu çalışmada karar ağaçları kategorisinde; C4.5 ve Random Forest algoritmaları, nöral ağlar kategorisinde Multi Layer Perceptron ve Radial Basis Function Network algoritmaları ve son olarak en yakın komşu kategorisinde K-Star algoritması dikkate alınmıştır. WEKA ve ROSETTA programları aracılığıyla yapılan analizler sonucunda en etkin sonuçlar C4.5 algoritmasından alınmıştır. Gelecek çalışmalarda verilerin sınıflandırılması için C4.5 algoritmasının yanı sıra; destek vektör makinesi, bulanık mantık, yapay bağışıklık sistemi algoritmalarının kullanılabileceği önerilmiştir.

Valle, Varas & Ruz (2012) çalışmasında satış çağrı merkezi çalışanlarının gelecek performansını tahminlemeye yönelik bir model önerisi gerçekleştirmiştir. Yaş, cinsiyet, medeni durum, sosyoekonomik düzey, deneyim, aktif çalışma zamanı, telefonla görüşme zamanı, etkin bağlantı sayısı, tamamlanan çağrı sayısı değişkenleri üzerinden naïve bayes algoritması kullanılarak satış temsilcilerinin üretkenliği tahminlenmiştir.

Al-Radaideh & Al Nagi (2012) çalışmasında bilgi teknolojileri alanında çalışan 205 kişilik bir grubun 17 değişken üzerinden ID3, C4.5, Naïve Bayes algoritmaları kullanılarak performans sonuçlarının tahminlenmesine yönelik bir model önerisi geliştirmiştir. Görev kapsamı, mezun olunan üniversite türü (devlet ya da özel), eğitim mezuniyet durumu ve derecesi gibi faktörlerin performansın tahminlenmesi

konusunda etkili olduğu gözlemlenmiştir. Performans tahmini iyi, orta, kötü olmak üzere 3 grup üzerinden yapılmıştır.

Magesh, Thangaraj, Sivagobika, Praba & Priya (2013) çalışmasında 20 kayıt dikkate alınaran 20 değişken üzerinden çalışanlaırn performans tahminlemesine yönelik bir model önerisi ortaya koyulmuştur. Analiz WEKA programı üzerinden gerçekleştirilmiş olup J48 algoritması ile sınıflandırma yapılmıştır. Model kapsamında ele alınan değişkenler ; üniversite not ortalaması, öğretme planı, ders özetleri, okuma materyali, üniversite değerlendirmesi, iç değerlendirme, yayınlar, ödevler, projeler, quizler, sınavlar, proje değerlendirmeleri, yenilikler, araştırma katkıları, mesleki yetkinlik gelişimi, kuruma katkı sağlayacak işler, danışmanlık, ödüller, değerlendirme ve öneriler, maaş artışı olarak ifade edilebilir. Performans tahmini 2 grup üzerinden yapılmıştır.

Jantan, Yusoff & Noh (2014) çalışmasında 5 grup altında 13 değişken dikkate alınarak 256 kişilik bir örneklem üzerinden Malezya Yüksek Öğretim Enstitüsünde çalışan akademisyenlerin performansını tahminlemeye yönelik bir modelleme gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda sınıflandırma Support Vector Machine ve Sequential Minimal Optimization algoritmaları ile yapılmıştır. Değişken grupları ise şu şekilde sıralanabilir; demografik (akademik pozisyon, hizmet süresi, kıdemli öğretim görevlisi olmadan önceki kıdem süresi doçent olmadan önceki kıdem süresi profesor olmadan önceki kıdem süresi) araştırma (araştırma sayısı, araştırma liderliği), yayın ve konferanslar (ulusal yayınlar, uluslararası yayınlar, ulusal konferanslar, uluslararası konferanslar), idari (idari pozisyonlar), katkı (araştırma ödülü, hizmet ödülü).

Kalaivani & Elamparithi (2014) çalışmasında 217 çalışan tarafından doldurulan anket ile elde edilen veriler üzerinden 53 değişkenin dahil olduğu şekilde WEK programını kullanarak performans tahminlenmesine yönelik modelleme gerçekleştirilerek en etkin algoritma incelenmiştir. Sınıflandırma yapmak için

kullanılan C.4.5, Bagging, Rotation Forest algoritmaları arasından en etkin sonuçları Rotation Forest algoritması ile alındığı ifade edilmiştir.

Kirimi & Moturi (2016)'nin çalışmasında Kenya Devlet Okulu'nun insan kaynakları departmanı ile işbirliği yapılarak çalışanların performans tahmini yapılabilmesi için 96 kaydın paylaşımı yapılmıştır. Modelleme yapılırken WEKA uygulaması kullanılmış olup ID3, C4.5 ve Naïve Bayes olmak üzere 3 farklı veri madenciliği algoritması ile inceleme yapılmıştır. C4.5 doğruluk düzeyi en yüksek çıktığı için bu algoritma ile ilerlenmiştir. Performans sonuçları ise; minimum standartları karşılamayan performans, gelişim ihtiyacı olan performans, beklentileri karşılayan performans, beklentinin üzerinde olan performans ve olağanüstü performans olmak üzere 5 grupta ele alınmıştır. Değişkenler üç grupta toplanarak aşağıdaki gibi dikkate alınmıştır.

- 1. Grup: Yaş, Cinsiyet, Medeni hal
- 2. Grup: Eğitim durumu, Uzmanlık, Mesleki eğitimler
- 3. Grup: İş grubu, Deneyim, Ücret, Ünvan, Performans değerlendirme skoru

Analiz yapılırken 1., 2. ve 3. Gruplar ayrı ayrı olmak üzere bağımsız şekilde, 1. ve 2. Grup birlikte, 1. ve 3. Grup birlikte, 2. ve 3. Grup birlikte, 1., 2., 3. Grup birlikte olmak üzere farklı varyasyonlar uygulanmıştır. Sonuç olarak performans üzerindeki en yüksek etkiyi deneyim değişkeni yaratmıştır, bunun yanında yaş, eğitim durumu, cinsiyet, medeni hal eğitim ve performans değerlendirme skoru değişkenlerinin de etkisi olduğu görülmüştür. Gelecek uygulamalarda performans tahminlemesinin kesikli değerlerden ziyade sürekli bir değişke ile performans skorunun tahminlenmesi yönünde konumlandırılması önerilmektedir. Sınıflandırma Kategori tahmin ve değer tahmini modellerin karşılaştırmalı analizinin yapılmasının daha etkin bir modelin seçilmesi adına faydalı olabileceği öne sürülmektedir.

Nedelcu (2017) çalışmasında data generator üzerinden elde edilen veriler ile organizyonlardaki ana yeteneklerin gelecek performansını tahminlemeye yönelik bir modelleme gerçekleştirmiştir. Yetkinlik ve becerilerle ilgili 16 değişken üretilirken, bilgi yönetimi, bireysel özellikler ve mesleki değerlendirmelere dair 8 değişken üretilmiştir. Veri madenciliği yöntemi ile oluşturulan model WEKA programı üzerinden C.45, Rastgele Orman, Multi Layer Perceptron, Radial basis function network ve K-Star algoritmaları kullanılarak sınıflandırılmıştır. Tahminleme doğruluğu en yüksek çıkan algoritma C4.5 olmuştur.

Sarker, Shamim, Zama & Rahman (2018) çalışmasında 19 değişken ve 100 kişilik bir örneklem üzerinden Decision Tree algoritması kullanılarak performans tahminlemeye yönelik bir model önerisi oluşturulmuştur. Özellikle son 4 yıl performans verileri alınarak Decision Tree dalları üzerinde inceleme yapılmıştır. Modele dahil edilen bağımsız değişkenler şu şekilde ifade edilebilir; zeka ve çeviklik, inisiyatif ve dürtü, sözel sunum, yazılı ifade, planlama organizasyon becerisi, işlere rehberlik etme becerisi, işlerin kalitesi, işe adanmışlık, astlarını eğitme becerisi, diğerleri ile birlikte çalışma, nezaket, ahlaki bütünlük, sorumluluk bilinci, finansal konularda sorumluluk, kişilik, halkla ilişkiler, zamanındalık, ketumluk. Performans tahmini çok iyi, iyi, orta, kötü, çok kötü olmak üzere 5 grup üzerinden yapılmıştır.

Nasr, Shaaban & Samir (2019) çalışmasında WEKA uygulamasında SVM, DT ve Naïve Bayes algoritmaları üzerinden performans tahminleme analizleri gerçekleştirmiştir. SCM algoritmas en yüksek tahminleme geçerliliği gösterdiği için bu algıritma referans alınmıştır. Mısır Sivil Havacılık Bakanlığı bünyesindeki 145 çalışana anket uygulanarak mesleki, kişisel ve eğitim kategorileri altında olmak üzere 17 değişken için veri toplanmıştır. Performans skorları iyi performans, çok iyi performans ve olağanüstü performans olarak üç grupta incelenmiştir.

Mahmoud, Shawabkeh, Salameh, & Amro (2019) çalışmasında işe giriş aşamasında yapay zeka kullanılarak çalışanın verileri ve şirket bünyesindeki geçmiş veriler baz alınarak gelecek performansının nasıl olacağını tahminlemeye yönelik bir model önerisi ortaya koymuştur. İşe alım sürecşnde erişim sağlanan kişisel veriler, sosyal medya ve farklı kaynaklardan alınan anketler sonucunda 15 değişken modele girdi sağlamıştır. Modelleme WEKA uygulaması üzerinden ID3, C4.5, Decision tree, Naïve Bayes algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Performans tahmini beklentilerin üzerinde, beklentilerin tümünü karşılayan, beklentileri kısmi kaşılayan, beklentilerin altında olmak üzere 4 grup üzerinden yapılmıştır.

Jayadi, Firmantyo, Dzaka, Suaidy & Putra (2019) çalışmasında çalışaların nihai performans skorunu tahminlemek üzere 310 kişilik bir örneklem üzerinden 28 değişkenin dahil olduğu bir model önerisi ortaya koymuştur. WEKA üzerinden yapılan analizlerde Naïve Bayes algoritması üzerinden sınıflandırma yapılmıştır. Bağımsız değişkenler şu şekilde sıralanabilir; çalışan adı, çalışan numarası, evlilik, medeni durum, cinsiyet, iş durumu, departman, yaş, ücret, şehir, posta kodu, cinsiyet tipi, evlilik durumu, vatandaşlık, irk tipi, irk tanımı, işe başlama tarihi, kıdem süresi, işten ayrılma tarihi, işen ayrılma açıklaması, görev, yönetici ismi, işe alım kaynağı.

Kaware, Viveki, Lokhande, Avadhut, Pattanshetti & Shinde (2019) çalışmasında kaggle ile üretilen bir veri seti üzerinden model taslağı oluşturan ve nitelik seçimini insan kaynakları ile çalışanların anket sonucu verdiği yanıtlara göre gerçekleştirerek sınıflandırma yapan bir model önerisi ortaya koymaktadır. Support Vector Machine algoritmasına göre yapılan sınıflandırma sonrasında iş analizi gerçekleştirilerek çalışanın işleri tamamlama performansını tahmin etmeye yönelik bir sistem oluşturulmuştur. Modelleme için Pyhton uygulaması kullanımıştır.

Xue, Feng, Gao, Liu, Zhang, Sun, Zhao & Guo (2019) çalışmasında yüksek teknoloji sektöründe 1139 kişilik bir örneklem üzerinden 22 değişkeni dikkate alarak çalışanların performansını tahminlemeye yönelik bir model önerisi sunulmaktadır.

Performans tahmini 2 grup üzerinden yapılmıştır. değişenler kapasite (algı,öğrenme, hafıza, yaratıcılık, konuşma, mantık), bilinç (adanmışlık, bağlılık, özkontrol, kararverme, başarma, inisiyatif, bağımsızlık, güven), duygu (duygusal farkındalık, duygyu ifade etme, özmotivasyon, duygu yönetimi), tamamlayıcı özellikler (eğitim, sağlık, deneyim, stres toleransı) olmak üzere 5 grupta ele alınmıştır. Modelleme Python üzerinden gerçekletirilmiş olup sınıflandırma için kullanılan algoritmalar şu şekildedir; Convolutional Neural Networks, K-Nearest Neighbor, C4.5, Repeated İncremental Pruning To Produce Error Reduction, Classification Based On Associations, Classification Based On Multiple Association Rules. Ayrıca çalışma dahilinde Convolutional Hybrid Recurrent Neural Networks with a Self-Attention Mechanism olmak üzere yeni bir algoritma önerisi sunulmaktadır.

Raut, Kale, Sonkusare & Gaikwad (2020) çalışmasında veri madenciliği ve makine öğrenmesi çerçevesinde çalışanların performansını tahmin etmek adına K-Nearest Neighbor algoritması kullanılarak bir model önerisi oluşturulduğu ifade etdilmektedir. Bu model veri görselleştirme yapılarak belirli ekranlar üzerinden takip eidlmekte olup sistem detayları hakkında sınırlı bilgi paylaşımı yapılmıştır.

Karthika & Meyyappan (2020) çalışması kapsamında insan kaynakları departmanından alınmış olup bazı değişkenlerin ölçümü için de anket yöntemi uygulanmıştır. Çalışan Performans Tahminleyicisi (EPP) veri madenciliği ve tahminleme modeli özelliklerini taşımaktadır ve bu çalışmada bu hibrit sınıflandırıcı referans alınmıştır. Bu kapsamda sonuçları daha hızlı ve doğru olduğundan naïve bayes algoritması kullanılmış olup 10 değişken değerlendirmeye alınmıştır.

Li, Lazo, Balan & Goma (2021) gerçekleştirdiği çalışmada, yüksek ve iyi performanslı çalışanların karakteristiklerinin tahminlemesi yapmak üzere lojistik regresyon, karar ağaçları ve naïve bayes yöntemlerini kullanarak bir model önerisi geliştirmiştir. Veriler ilgili şirketin insan kaynakları departmanı tarafından sağlanmıştır, 858 kayda ulaşılmıştır. Yöntemlerden en doğru sonuç veren yöntemin

lojistik regresyon olduğu ifade edilmektedir. Lojistik regresyon kapsamında yüksek ve iyi performans "1", diğer performans sonuçları "0" olarak kodlanmıştır. Sonuç olarak ücretlendirme grubu, kıdem ve departman bilgilerinin model üzerinde en etkili değişkenler olduğu gözlemlenmiştir.

Sivas (2021) çalışmasında DogGo isimli köpek gezdirme ve bakımı hizmeti sağlayan şirketteki çalışanların performanslarını ortalama yürüme zamanı, müşterilerden alınan ortalama geribildirim, toplam yürüyüş sayısı, toplam mesafe gibi parametreleri dikkate alarak tahmin etmeye yönelik bir model önerisi sunmaktadır. 820 kişilik bir çalışan grubu üzerinden Pyhton uygulaması kullanılarak Multiple Imputation by Chained Equations, K- Nearest Neighbor algoritmaları kullanılarak analizler gerçekleştirilmiş olup performans onucu en başarılı, başarılı, başarısız, en başarısız olmak üzere 4 grup üzerinden tahminlenmiştir.

Yuan (2022) çalışmasında büyük veri ve makine öğrenmesi kapsamında çalışanların performanslarını tahminlemeye yönelik bir model önerisi sunmaktadır. Çalışma kapsamında değişkenleri tanımlama bilgileri, mesleki bilgileri ve katılım bilgileri olmak üzere üç sınıfta incelemiştir. Tanımlama bilgileri grubunda; çalışan ismi, yaşı, ikametgahı, adresi, medeni durumu, eğitim durumu, eğitim alanı, teknik yeterliliği gibi değişkenler yer almaktadır. Mesleki bilgileri grubunda; kıdem yılı, departmanı, iş türü, sıralaması, eğitim deneyimi, ödül ve cezalandırma kayıtları gibi değişkenler incelenmiştir. Katılım bilgileri grubunda ise mesai ve fazla mesai saatleri, seyahat süresi, hastalık rapor süresi, doğum izni, yıllık izin kullanımı gibi değişkenler yer almaktadır. Veriler Çin'de faaliyet gösteren bilgi teknolojileri üretimi şirketinden üç yıllık bağlamda üç ayrı kategoride belirtilen kapsamda şirketin insan kaynakları ve yönetimi aracılığıyla alınmıştır ve toplamda 15 değişken olmak üzere 959 kayıt elde edilmiştir. Modelleme R programı üzerinden lineer regresyon, non-lineer regresyon, regresyon ağacı, destek vektör makinesi, rastgele orman ve nöral ağlar olmak üzere 6

farklı algoritma kullanılarak karşılaştırma yapılmıştır ve Rastgele Orman algoritması en iyi sonuç vermesi sebebiyle seçilmiştir.

Adeniyi vd. (2022) tarafından Kaggle Repository platformundan alınan 311 kişilik bir veri seti üzerinden gerçekleştirilen çalışmada veri madenciliği kapsamında Google Collaboratory IDE programı kullanılarak performansın tahminlenmesine yönelik bir modelleme yapılmıştır. Bu kapsamda doğum tarihi, medeni hal, cinsiyet, işe başlangıç tarihi, departman, işten ayrılma gerekçesi, çalışmaya devam edip etmediği bilgisi, görev, maaş aralığı, yönetici adı ve performans skoru başta olmak üzere 36 nitelik üzerinden performansın tahminlenmesine yönelik bir analiz gerçekleştirilmiştir. Karar Ağacı, Rastgele Orman ve Yapay Nöral Ağlar algoritmaları üzerinden gerçekleştirilen analizlerde Yapay Nöral Ağlar algoritmasının doğruluğu daha yüksek çıkmıştır.

Anjum, Majumder, Islam & Alam (2022) çalışmasında kaggle üzerinden üretilen 1470 veri ve 35 değişkenin dahil olduğu performans tahminleme modelini Pyhton program üzerinden Logistic Regression, K-Nearest Neighbour, Support Vector Machine Classifier, Naive Bayes, Decision Tree, Random Forest, XGBoost, Adaboost algoritmalaını kullanarak ortaya koymuştur. Performans sonucu mükemmel ve çok iyi olmak üzere 2 grup üzerinden tahminlenmektedir.

Fan (2022) çalışmasında; Takım ruhu, İnovasyon ruhu, Sorumluluk farkındalığı, Maliyet farkındalığı, Çalışma kabiliyeti, İletişim becerileri, Ahlaki yeterlilik değişkenleri üzerinden toplam performans skorunu tahminlemeye yönelik bir model önerisi geliştirmiştir. Modelde K-Means algoritması kullanılmış olup performans sonucu; çok iyi, iyi, yeterli, zayıf olmak üzere 4 grupta sınıflandırılmıştır.

Patel vd. (2022) çalışmasında düşük performanslı çalışanları belirlemek üzere RanKEr algoritmasına odaklanarak yapay zeka tabanlı bir yaklaşım ile çalışan performansını tahminlemeye yönelik bir model önerisi ortaya koymuştur. Analizler kapsamında 1200 kişilik bir örneklem ve 27 değişken üzerinden RanKer dışında

Decision Tree, Random Forest, Artificial Neural Network, XGBoost algoritmaları da değerlendirilmiştir. Performans sonucu çok iyi, iyi, orta, kötü, çok kötü olmak üzere 5 grup üzerinden tahminlenmiştir. Değişkenler şu şekilde ifade edilebilir: yaş, cinsiyet, medeni hal, iş rolü, eğitim seviyesi, kademe, iş tatmin düzeyi, daha önce çalışılan şirket sayısı, çalışan iş özel hayat dengesi, departman, yıpranma, iş seyahat sıklığı, işe bağlılık, mesai, toplam tecrübe yılı, yıllık eğitim sayısı, mevcut roldeki deneyim yılı, terfi sonrası geçen süre, mevcut yönetici ile geçen süre, uzaktan çalışma, son ücret zam oranı, iş ilişkileri tatmini, saat ücreti, şirketteki kıdemi, çevresel tatmin.

Lakshmi vd. (2023) tarafından 20 şirket bünyesinde 500 çalışan üzerinde gerçekleştirilen çalışmada performansı etkileyen ve iyileştirmeye katkı sağlayabilecek faktörlerin neler olduğu araştırılmıştır ve makine öğrenmesi yöntemi ile performansın doğruluğu öngörülmeye çalışılmıştır. Bu kapsamda akademik başarı notları, sertifikalar, şirket tarafından ödüllendirmeler, pozitif geribildirim, deneyim süresi, terfi alıp almadığı gibi değikenler bağımsız değişken, performans sonucu da bağımlı değişken olarak alınmıştır. Analiz SPSS üzerinden gerçekleştirilmiş olup akademik başarı notu, kıdem süresi ve pozitif geribildirim değişkenlerinin performans sonucu üzerinde olumlu etkileri olduğu görülmüştür.

Alsobaey & Al-Alawai (2023) tarafından sunulan çalışmada çalışanların performans tahminlemesinde veri madenciliğinin kullanımına dair literatür incelemesi gerçekleştirilmiştir. Mevcut çalışmalar incelendiğinde özellikle tahmin doğruluğu konusunda RanKer ve XGBoost algoritmalarının ön plana çıktığı ifade edilmektedir. Performansı tahminleme konusunda en etkili olduğu görülen değişkenler ise görev başı eğitim, motivasyon ve deneyim olarak belirtilmektedir.

Tüm bu çalışmaların yanı sıra Türkiye'de yapılan bir çalışmaya rastlanılmamıştır. Türkiye'de performans tahminlemesine yönelik akademik çalışmaların az olması iki farklı açıdan ele alınabilir. İlk olarak insan kaynakları alanındaki performans değerlendirme sonucu gibi veriler bazı şirketlerde gizlilikle

yönetilmektedir. Özellikle de veri madenciliği yöntemi ile büyük hacimde veri ile tahminleme yapılacak bir çalışma için veriye erişimin kolay olduğu söylenemez. Türkiye'de insan kaynakları verilerine erişim kısıtı bu çalışmaların yapılamamasının sebeplerinden biri olabilir. İkinci olarak Meri (2015)'nin ifade ettiği üzere gelişmekte olan ülkelerdeki çoğu ulusal şirketin insan kaynakları yönetimi aşamasında temel süreçleri yürütmektedir. İK Analitiği uygulamalarını devreye almak için mevcut insan kaynakları yönetimi uygulamalarından daha fazlasına ihtiyaç vardır. Margherita (2022)'nın ifade ettiği İK Analitiği'nin Olgunluk Evrimi'ne göre ilk aşama tanımlayıcı analizlerdir. İnsan kaynakları yönetimi kapsamındaki operasyonel analizler bu aşamada değerlendirilebilir. İkinci aşama olan tahminleyici analizler yapılabilmesi için ne olduğundan ne olacağına odaklanılması ve karmaşık analiz yöntemlerinin kullanılması gerekir.

Diğer yandan Tablo 6'da verilen çalışmalar dahilinde performans tahminlemesi yaparken geçmiş performans sonuçlarının önemli olduğu görülmektedir. Çalışmalarda kullanılan algoritmalardan C.4.5 ve Naïve Bayes algoritmalarının diğerlerine oranla daha fazla kullanıldığı ifade edilebilir. Tahminleme yapılan performans sonuçlarının ise en yoğun olarak 2 grupta toplandığı (Yüksek-Düşük) söylenebilir. Tahminleme ve modelleme için Pyhton ve ROSETTA uygulamalarının kullanıldığı görülse de çalışmalarda çoğunlukla WEKA uygulaması tercih edilmiştir. Bu çalışmaların çalışmaya özel ve ortak çıktılar, tez çalışması kapsamında yapılan performans tahmini modeli oluşturulurken dikkate alınmıştır.

İKİNCİ BÖLÜM: BEYAZ YAKA ÇALIŞANLARIN PERFORMANS TAHMİNLEMESİ ÜZERİNE BİR MODEL ÖNERİSİ

Tez çalışmasının bu bölümünde, beyaz yakalı çalışanlarının performans tahminlemesi üzerine bir model önerisi sunmak üzere araştırmanın amacı açıklandıktan sonra, araştırmanın ön kabulleri ve sınırlılıkları ile yöntemine ve ardından analiz sonuçları doğrultusunda araştırmadan elde edilen bulgulara yer verilmektedir.

2.1. AMAÇ

İK Analitiği'nin karar alma süreçlerindeki etkisinin ve olası katkılarının nasıl ölçümlenebileceği ve takip edileceğine dair araştırmaların yapılmasına ihtiyaç vardır (Chahtalkhi, 2016). Bu çalışma kapsamında işletmelerde önemli insan kaynakları fonksiyonlarından biri olan performans değerlendirme sürecine odaklanılarak İK Analitiği çerçevesinde beyaz yaka çalışanların gelecek performanslarının tahminlenmesine olanak sağlayabilecek bir model önerisi oluşturulması amaçlanmaktadır.

İnsan kaynakları yönetimi alanındaki veri madenciliği çalışmaları sınıflandırma ve tahminlemeye yönelik yeni bakış açıları kazanma anlayışı ile büyük katkılar sağlayabilir (Jantan, Hamdan & Othman, 2010). Bu kapsamda Tablo 6'da aktarılan benzer çalışmalar, tezin amacına uygun olacak şekilde örneklem, değişken ve algoritma seçimi konusunda önemli girdiler sunmaktadır. Örneğin analiz aracı olarak bu çalışmalarda en fazla kullanılan WEKA program seçilmiştir, değişkenlerde geçmiş performans sonucu dikkate alınmıştır. Bu çalışmalarda en sık kullanılan algoritmalar test edilmiştir.

2.2. ÖN KABULLER VE SINIRLILIKLAR

Bu kısımda, araştırma gerçekleştirilirken yapılan varsayımlar ve araştırmayı sınırlayan unsurlarla ilgili açıklamalara yer verilmiştir.

2.2.1. Araştırmanın Ön Kabulleri

Bu araştırma kapsamında verilerin elde edildiği şirketin insan kaynakları yetkilileri tarafından anonim olarak paylaşılan verilerin geçerli olduğu varsayılmıştır. Bu verilerde yer alan yetkinlik ve performans puanlarının yetkililer tarafından objektif şekilde ölçümlendiği kabul edilmiştir.

2.2.2. Araştırmanın Sınırlılıkları

İK Analitiği kavramını diğer kavramlardan ayrıştırmaya yönelik gerçekleştirilen sistematik literatür incelemesi ulaşılan makaleler üzerinden gerçekleştirilmiştir.

Ayrıca model kapsamında tahminleme yapılabilmesi için aynı- yöntem ile ölçümlenen performans sonuçlarının gerekliliği sebebi ile veriler tek bir işletme tarafından sağlanmıştır.

Diğer yandan performans değerlendirme süreci, değerlendiricilerin insanı yargılarını içerdiği için her ne kadar objektif araçlarla ölçümlense de öznellikten tamamen uzak kalamamaktadır. Performans sonuçları yöneticilerin algılarına göre belirlendiği için öznellik içermektedir. Bu öznellik performans tahmini sonuçlarının genelleştirilmesini ve dolayısıyla temsiliyet gücünü sınırlandırmaktadır.

2.3. YÖNTEM

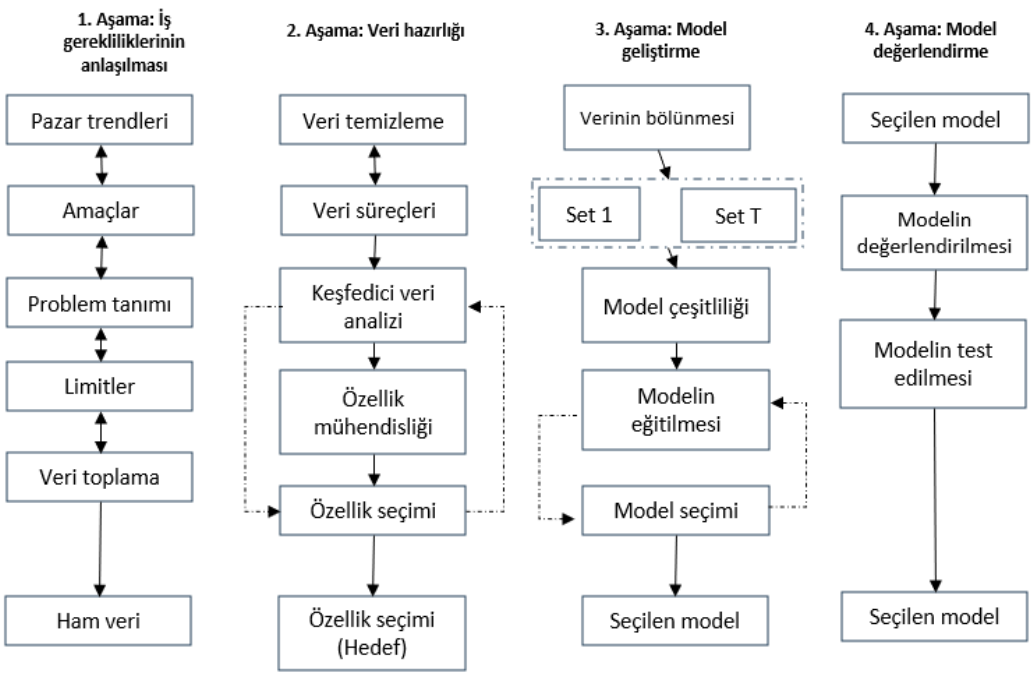
İş gereklilikleri doğrultusunda uygulamaya alınan veri yönetimi süreçlerinde tanımlama, açıklama, tahminleme ve optimizasyon sağlama olmak üzere dört temel adımdan bahsedilebilir. Gelecek performansın tahminlenmesine yönelik veri yönetimi sürecinde ele alınabilecek bu adımlar aşağıdaki gibi açıklanabilir (Reddy & Lakshmikeerthi, 2017):

- Tanımlama: istatistiksel açıdan dağılım, ortalama, standart sapma gibi yöntemler kullanılır. Performans değerlendirme sürecinin sayısal sonuçları ile çalışanların yıllık performansı belirlenir.
- Açıklama: performansın tanımlanmasının ötesinde daha detaylı verilerin incelenmesi ile birlikte örnekler, benzerlikler, farklılıklar ve ilişkiler ele alınarak ilgili tanımlar yorumlanabilir ve detaylı açıklamalar yapılabilir.
- Tahminleme: korelasyon analizi, regresyon analizi ve varyans analizi gibi istatistiksel yöntemler kullanılarak farklı çalışan grupları arasındaki benzerlikler ve farklılıklar ortaya koyulabilir. Bu çerçevede deneyim, gelişim programları, koçluk ve eğitim gibi performansı etkileyen değişkenler belirlenerek çalışanların gelecek performansı tahminlenebilir.
- Optimizasyon: tahminleme modeli geliştirildikten sonra girdiler ve çıktılar incelenir ve optimum performansı sağlamak için bir geribildirim döngüsü kurularak modelin optimum şekilde çalışması adına sürekli gelişim sağlanabilir. Optimizasyon yaklaşımı yöneticilere kayıpları minimize etmek amaçlı verilere dayalı bir karar verme süreci sağlar.

Bu tez kapsamında, yukarıda ifade edilen tahminleyici analiz adımı referans alınmıştır. Tahminleyici bir modelin; amacın belirlenmesi, veri hazırlığı, model geliştirilmesi ve modelin değerlendirilmesi olmak üzere dört temel fazda

uygulanmasına ilişkin öneri Şekil 32'de gösterilmektedir (Chan, Lee & Zainol, 2021). Çalışma kapsamında İK Analitiği çerçevesinde performansın tahminlemesine yönelik analiz adımları belirlenirken burada ifade edilen dört temel faz dikkate alınmıştır. 2.4. Analiz ve Bulgular bölümündeki aktarım bu fazlar referans alınarak gerçekleştirilmitşir.

Şekil 32: Tahminleme Modeli İçin Uygulama Önerisi



Kaynak: Chan, Lee & Zainol, 2021

2.3.1. Örneklem ve Verilerin Düzenlenmesinde İzlenen Yol

Tez kapsamında beyaz yaka çalışanlarına yönelik performans tahminlemesi; dayanıklı tüketim malları sektöründe faaliyet gösteren bir işletmenin çalışan verileri üzerinden gerçekleştirilmiştir. Veriler şirketin veritabanında bulunan toplam 3484 beyaz yaka çalışanın bilgileri dahil edilerek insan kaynakları ekibi tarafından hazırlanmıştır, verilere anonim olarak erişim sağlanmıştır. İşletmenin performans değerlendirme sistemi kapsamında yöneticiler çalışanların yetkinliklerini 5'li puan skalası üzerinden değerlendirmektedir. Bu yetkinlikler; Gelişim Odaklılık, İş Birliği, Sorumluluk Bilinci, Yenilikçi Yaklaşım olmak üzere dört tanedir. Örneklemin demografik dağılımı Tablo 7'de gösterilmektedir.

Tablo 7: Örneklemin Demografik Dağılımı

	n	%
Yaş		
20-30	1259	36,14%
31-40	1430	41,04%
41-50	678	19,46%
50 üzeri	117	3,36%
Cinsiyet		
Erkek	2335	67,02%
Kadın	1149	32,98%
Medeni Hal		
Evli	1798	51,61%
Bekar	1686	48,39%
Eğitim Düzeyi		
İlköğretim	24	0,69%
Lise	240	6,89%
Önlisans	380	10,91%
Lisans	2026	58,15%
Yüksek Lisans	797	22,88%
Doktora	17	0,49%
Ünvan		
Eleman	901	25,86%
Uzman	1812	52,01%
Müdür Yardımcısı	389	11,17%
Müdür	347	9,96%
Üst Düzey Yönetici	35	1,00%
Kıdem Süresi		
1 - 5 Yıl	1458	41,85%
5 - 10 Yıl	885	25,40%
10 yıl üzeri	1141	32,75%

Birinci grup veri seti olarak ifade edilecek olan modelin eğitilmesi ve test edilmesi için kullanılan 2901 kişilik veri setine Ocak 2023 döneminde erişim talep edilmiştir. Dokuz Eylül Üniversitesi E-87347630-659-631983 sayılı Etik Kurul İzni Haziran 2023 döneminde alınarak analizlere başlanmıştır. Bu veri seti 2022 yılı sonundaki performans değerlendirme sürecine giren çalışanlardan oluşmaktadır. Ancak model değişkenlerinde son yıl ve bir önceki yıl performans sonuçları dahil edildiğinden sadece tek yıl performans sonucu olan çalışanlar veri setine dahil edilmemiştir. Bu örneklemde önceki yıl performans değişkeni için 2021 yılı performans sonuçları, son yıl performans değişkeninde 2022 yılı performans sonucu çalışmaya dahil edilmiştir.

İkinci grup veri seti olarak ifade edilecek olan tahminleme için kullanılan 583 kişilik veri setine Etik Kurul İzni çerçevesinde Ocak 2024 döneminde erişim sağlanmıştır. Bir önceki dönem tek yıl performansı olduğu için ilk veri setine dahil edilemeyen çalışan grubundan olup işe devam ederek 2023 yılı performans sürecine giren ve son iki yıllık performans sonucu olan çalışanlar bu veri setine dahil edilmiştir. Bu örneklemde ise önceki yıl performans değişkeni için 2022 yılı performans sonuçları, son yıl performans değişkeninde 2023 yılı performans sonucu çalışmaya dahil edilmiş olup 2023 yılı performansı tahminlenmiştir.

Birinci grup veri seti ve ikinci grup veri setinde ortak olmak üzere ele alınan değişkenler ve özellikleri aşağıdaki gibidir:

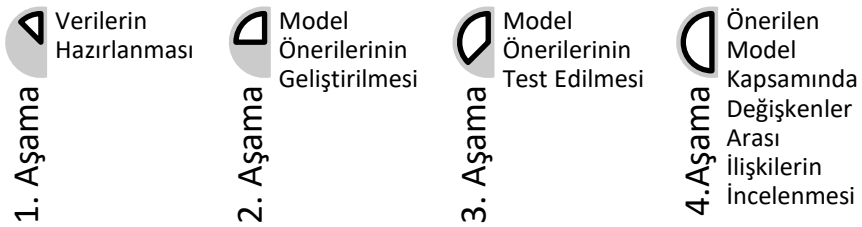
- Demografik Değişkenler (Kategorik): Cinsiyet (Kadın,Erkek), Medeni Hal (Evli, Bekar), Yaş (20-30, 31-40, 41-50, 50 üzeri), Eğitim Düzeyi (İlköğretim, Lise, Önlisans, Lisans, Yüksek Lisans, Doktora)
- Ünvan (Kategorik): Eleman, Uzman, Müdür Yardımcısı, Müdür, Üst Düzey Yönetici.
- Kıdem Süresi (Kategorik): 1-5 Yıl, 5-10 Yıl, 10 Yıl üzeri.

- Son Yıl Eğitim Saati (Numerik): 2023 yılı içinde alınan eğitim süresini dakika cinsinden ifade eder.
- Yetkinlik 1 (Numerik): Gelişim Odaklılık yetkinliğini ifade eder. Yöneticinin çalışanı davranış göstergeleri bazında değerlendirmesi sonucu elde edilen 5 üzerinden puanı ifade eder.
- Yetkinlik 2 (Numerik): İş Birliği yetkinliğini ifade eder. Yöneticinin çalışanı davranış göstergeleri bazında değerlendirmesi sonucu elde edilen 5 üzerinden puanı ifade eder.
- Yetkinlik 3 (Numerik): Sorumluluk Bilinci yetkinliğini ifade eder. Yöneticinin çalışanı davranış göstergeleri bazında değerlendirmesi sonucu elde edilen 5 üzerinden puanı ifade eder.
- Yetkinlik 4 (Numerik): Yenilikçi Yakalşım yetkinliğini ifade eder. Yöneticinin çalışanı davranış göstergeleri bazında değerlendirmesi sonucu elde edilen 5 üzerinden puanı ifade eder.
- Önceki Yıl Performansı (Kategorik): 2022 Yılı performans sonucunu "Yüksek, Orta, Düşük" kategorileri ile ifade eder.
- Son Yıl Performansı (Kategorik): 2023 Yılı performans sonucunu "Yüksek, Orta, Düşük" kategorileri ile ifade eder.

2.3.2. Veri Analizi Yapılırken İzlenen Yol

Tez çalışması kapsamında birinci grup ve ikinci grup olarak belirlenen veriler WEKA programı kullanılarak analiz edilmiştir. WEKA çeşitli algoritmalar ve kümelendirme, sınıflandırma, ilişkilendirme gibi uygulamalar aracılığıyla model geliştiren bir veri madenciliği uygulamasıdır (Singh & Leavline, 2014). Analiz süreci aşağıda belirtilen dört aşamada tamamlanmıştır. Bu aşamalar Şekil 33'te gösterilmektedir.

Şekil 33: Veri Analizi Aşamaları



İlk Aşamada modelin oluşturulması için birinci grup veri seti üzerinden verilerin nitelikleri doğrultusunda makine öğrenmesi gerçekleştirilmiştir. Verilerin WEKA programına hazır hale getirilmesi, verilerin normalize edilmesi, veri setindeki uç ve aykırı değerlerin temizlenmesi, veriye en uygun algoritmanın seçilmesi, algoritmaya en uygun değişkenlerin belirlenmesi ve modelin eğitilmesi adımları izlenerek model önerisi ortaya koyulmuştur.

İkinci Aşama da bu model referans alınarak aynı değişkenler olmak üzere tahminleme verisi olarak belirlenen ikinci grup veri seti; verilerin WEKA programına hazır hale getirilmesi, verilerin normalize edilmesi, veri setindeki uç ve aykırı değerlerin temizlenmesi adımları izlenerek düzenlenmiştir. Tahminleme verisi üzerinden herhangi bir algoritma seçimi ya da model önerisi geliştirilmemiştir.

Üçüncü Aşamada birinci grup veri seti üzerinden elde edilen model önerisi, analize hazır hale getirilen ikinci grup veri seti yüklenerek tekrar çalıştırılmıştır. İkinci grup veri setinde yer alan Son Yıl Performansı değişkeni tahminlenerek modelin farklı bir veri setini aynı değişkenler üzerinden tahminlemesine yönelik geçerliliği analiz edilmiştir.

Dördüncü Aşamada, bu üç aşama gerçekleştirildikten sonra ön plana çıkan ve çalışma sonucunda kullanılması önerilen algoritma kapsamında bağımlı değişkeni

etkileyen bağımsız değişkenlerin etki düzeyini değerlendirme amacıyla SPSS Üzerinden Çok Kategorili Lojistik Regresyon Analizi gerçekleştirilmiştir.

2.4. ANALİZ VE BULGULAR

Bu bölümde Şekil 32'de belirtildiği üzere verilerin hazırlanması, model önerilerinin geliştirilmesi, model önerilerinin değerlendirilmesi sonucunda seçilen model belirlenmiştir. Son olarak seçilen model üzerinden elde edilen bulgular yorumlanmıştır. Bu kapsamda üç aşamada gerçekleştirilen analiz adımları açıklanmaktadır ve bulgular yorumlanmaktadır.

2.4.1. Verilerin Hazırlanması

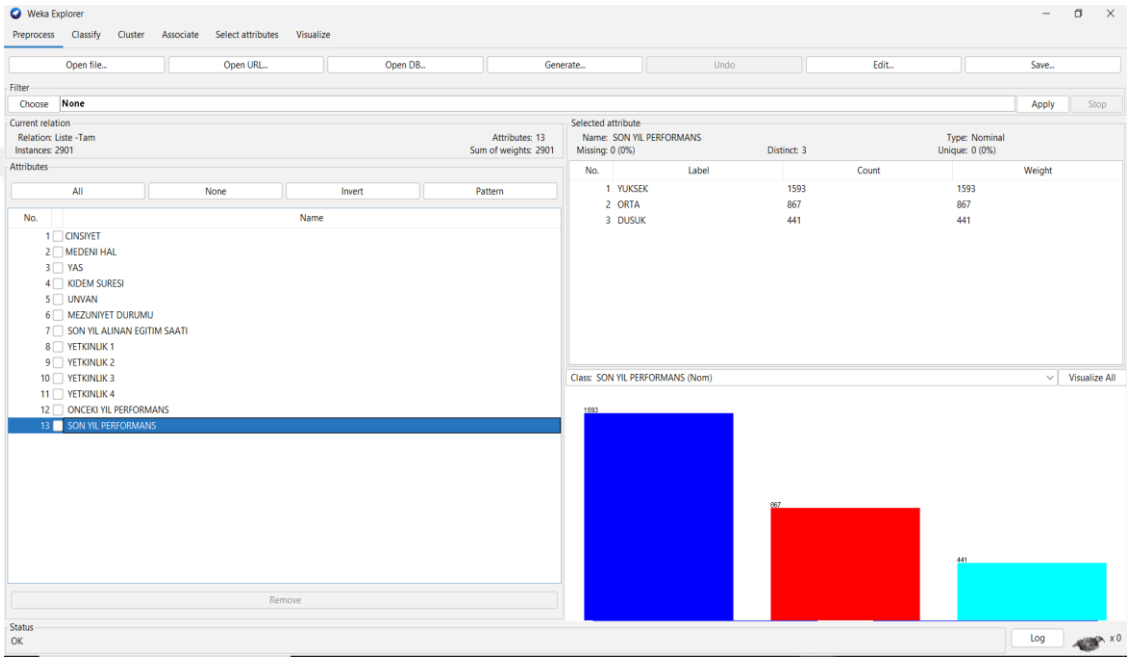
Bu bölümde verilerin aykırı ve uç değerlerden arındırılması ve normalize edilmesi detaylı olarak açıklanmaktadır.

2.4.1.1. Birinci Grup Veri Setinin Temizlenmesi

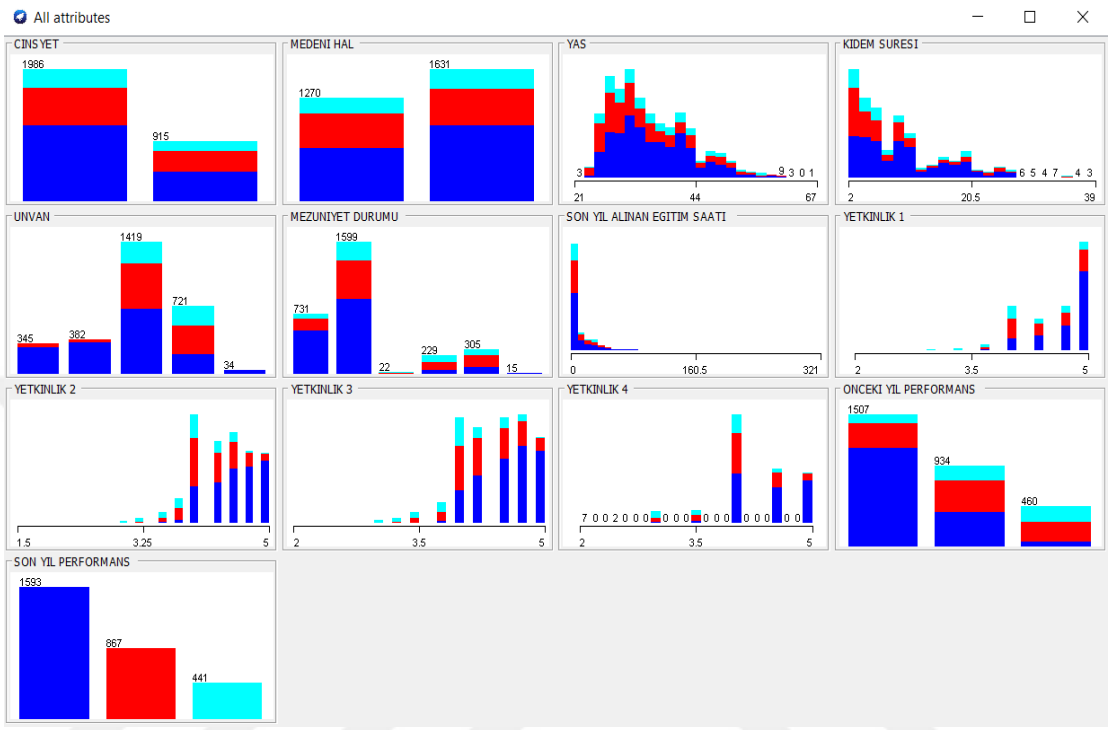
Çalışma kapsamında 2901 kayıt içeren veri seti excel olarak alınmış olup WEKA programında analizlerin yapılabilmesi için .arff uzantılı dosya formatına dönüştürülmüştür. Verilerin aktarımı sırasındaki ilk ekran, Şekil 34'de ve değişkenlerin görünüm ekranı Şekil 35'te gösterilmektedir. Değişkenlerin detay özelliklerine ise Şekil 35'te yer verilmiştir. Şekil 34'te görülen koyu mavi, kırmızı ve açık mavi renkleri bağımlı değişken Son Yıl Performansı kategorilerini ifade etmektedir. Bu bağlamda "Yüksek" kategorisi koyu mavi, "Orta" kategorisi kırmızı ve "Düşük" kategorisi açık mavi renkle belirtilmiştir. Şekil 35'te de renkler aynı anlama gelmektedir, her bir bağımlı değişkenin kendi kategorilerine bağlı olarak dağılımı renkler sayesinde bağımsız değişken cinsinden de takip edilebilmektedir. Örneğin

Şekil 35’teki Cinsiyet grafiğinde 1986 erkek katılımcının son yıl performansı değişkeni cinsinden dağılımını; koyu mavi kısmı Yüksek Performans, kırmızı kısmı Orta Performans ve Açık Mavi kısmı düşük performans şeklinde yorumlanabilir.

Şekil 34: Birinci Grup Veri Setindeki Verilerin İlk Görünüm Ekranı



Şekil 35: Birinci Grup Veri Setindeki Değişkenlerin Genel Görünümü



Kategorik değişkenlerin dağılımı Şekil 36'da, Nümerik değişkenlerin dağılımı ise Şekil 37'de görülmektedir.

Şekil 36: Birinci Grup Veri Setindeki Kategorik Değişkenlerin Detay Verileri

Name: CINSIYET
Missing: 0 (0%)
Distinct: 2
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	Erkek	1986	1986
2	Kadin	915	915

Name: MEDENI HAL
Missing: 0 (0%)
Distinct: 2
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	Bekar	1270	1270
2	Evli	1631	1631

Name: UNVAN
Missing: 0 (0%)
Distinct: 5
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	Mudur	345	345
2	Mudur Yardimcisi	382	382
3	Uzman	1419	1419
4	Eleman	721	721
5	Ust Duzey Yonetici	34	34

Name: MEZUNIYET DURUMU
Missing: 0 (0%)
Distinct: 6
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	Yuksek Lisans	731	731
2	Lisans	1599	1599
3	Ilkogretim	22	22
4	Lise	229	229
5	onLisans	305	305
6	Doktora	15	15

Name: ONCEKI YIL PERFORMANS
Missing: 0 (0%)
Distinct: 3
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	YUKSEK	1507	1507
2	ORTA	934	934
3	DUSUK	460	460

Name: SON YIL PERFORMANS
Missing: 0 (0%)
Distinct: 3
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	YUKSEK	1593	1593
2	ORTA	867	867
3	DUSUK	441	441

Şekil 37: Birinci Grup Veri Setindeki Numerik Değişkenlerin Detay Verileri

Name: YAS
Missing: 0 (0%) Distinct: 44 Type: Numeric
Unique: 3 (0%)

Statistic	Value
Minimum	21
Maximum	67
Mean	35.448
StdDev	7.709

Name: KIDEM SURESI
Missing: 0 (0%) Distinct: 38 Type: Numeric
Unique: 2 (0%)

Statistic	Value
Minimum	2
Maximum	39
Mean	9.493
StdDev	6.883

Name: SON YIL ALINAN EGITIM SAATI
Missing: 0 (0%) Distinct: 475 Type: Numeric
Unique: 248 (9%)

Statistic	Value
Minimum	0
Maximum	321
Mean	17.344
StdDev	35.919

Name: YETKINLIK 1
Missing: 0 (0%) Distinct: 9 Type: Numeric
Unique: 0 (0%)

Statistic	Value
Minimum	2
Maximum	5
Mean	4.6
StdDev	0.463

Name: YETKINLIK 2
Missing: 0 (0%) Distinct: 14 Type: Numeric
Unique: 2 (0%)

Statistic	Value
Minimum	1.5
Maximum	5
Mean	4.363
StdDev	0.446

Name: YETKINLIK 3
Missing: 0 (0%) Distinct: 13 Type: Numeric
Unique: 3 (0%)

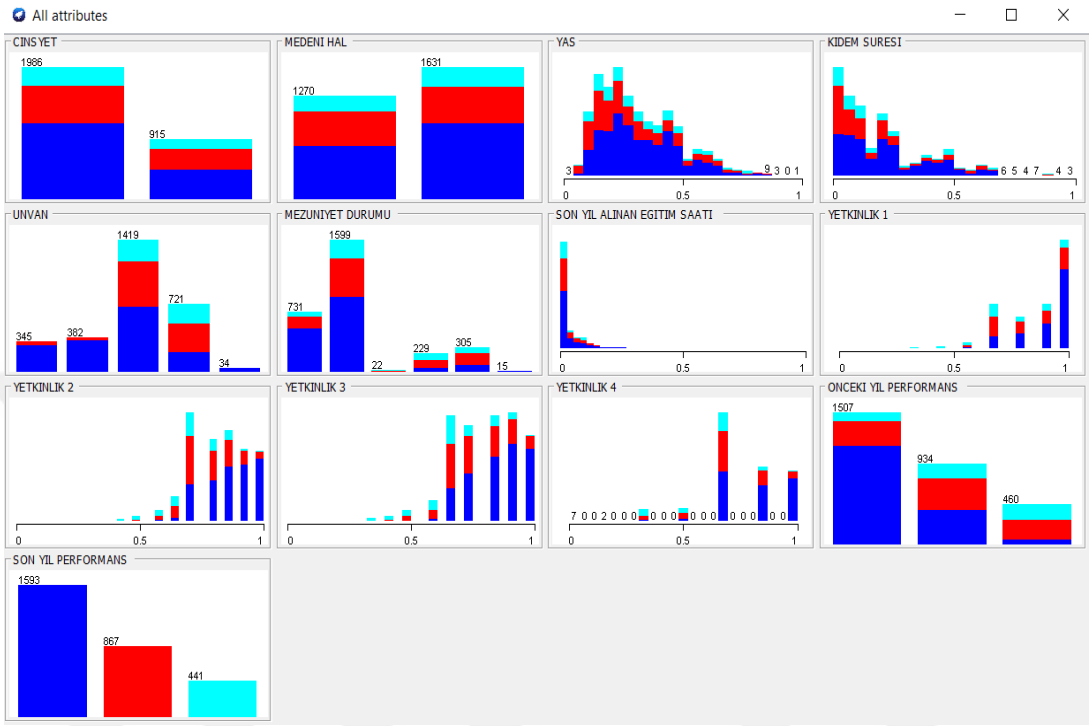
Statistic	Value
Minimum	2
Maximum	5
Mean	4.411
StdDev	0.43

Name: YETKINLIK 4 Type: Numeric
Missing: 0 (0%) Distinct: 7 Unique: 0 (0%)

Statistic	Value
Minimum	2
Maximum	5
Mean	4.244
StdDev	0.531

Öncelikle veri tutarsızlıklarını önlemek için WEKA üzerinden Normalizasyon filtresi uygulanmıştır. Bu işlem sayesinde verileri normalize edildikten sonra değişkenlerin genel ve detay görünümleri Şekil 38'de ve Şekil 39'da verilmektedir. Kategorik değişkenler olan Cinsiyet, Medeni Hal, Ünvan, Eğitim Düzeyi, Önceki Yıl Performansı ve Son Yıl Performansı değişkenlerinde bir farklılık olmamıştır. Ancak numerik değişkenler olan Yaş, Kıdem Süresi, Son Yıl Eğitim Saati, Yetkinlik 1, Yetkinlik 2, Yetkinlik 3 ve Yetkinlik 4 için sınırlar 0 ila 1 arasında olacak şekilde güncellenmiştir. Renkler daha önce vurgulandığı üzere, her bir bağımsız değişkenin aldığı değerlerin dağılımı aynı zamanda "Son Yıl Performansı" kategorik değişkeninin seviyelerine göre ayrıştırılmıştır.

Şekil 38: Birinci Grup Veri Setindeki Değişkenlerin Genel Görünümü



Şekil 39: Birinci Grup Veri Setinde Normalizasyon Sonrası Güncellenen Nümerik Değişkenler

Name: YAS
Missing: 0 (0%)
Distinct: 44
Type: Numeric
Unique: 3 (0%)

Statistic	Value
Minimum	0
Maximum	1
Mean	0.314
StdDev	0.168

Name: KIDEM SURESI
Missing: 0 (0%)
Distinct: 38
Type: Numeric
Unique: 2 (0%)

Statistic	Value
Minimum	0
Maximum	1
Mean	0.203
StdDev	0.186

Name: SON YIL ALINAN EGITIM SAATI
Missing: 0 (0%)
Distinct: 475
Type: Numeric
Unique: 248 (9%)

Statistic	Value
Minimum	0
Maximum	1
Mean	0.054
StdDev	0.112

Name: YETKINLIK 1
Missing: 0 (0%)
Distinct: 9
Type: Numeric
Unique: 0 (0%)

Statistic	Value
Minimum	0
Maximum	1
Mean	0.867
StdDev	0.154

Name: YETKINLIK 2
Missing: 0 (0%)
Distinct: 14
Type: Numeric
Unique: 2 (0%)

Statistic	Value
Minimum	0
Maximum	1
Mean	0.818
StdDev	0.127

Name: YETKINLIK 3
Missing: 0 (0%)
Distinct: 13
Type: Numeric
Unique: 3 (0%)

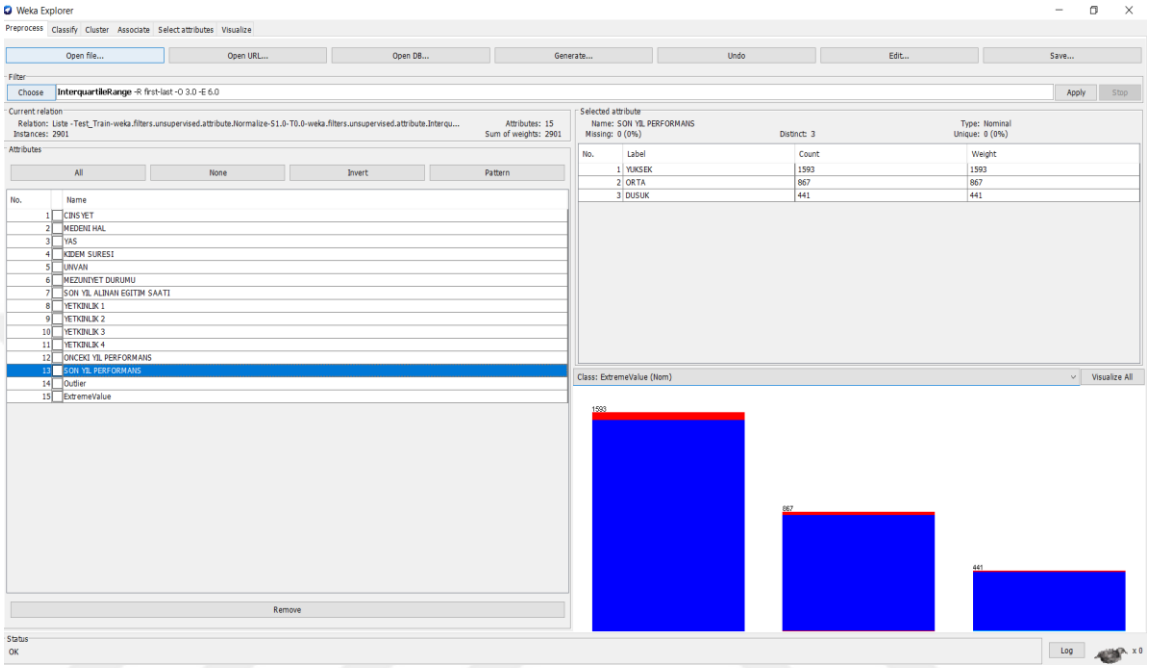
Statistic	Value
Minimum	0
Maximum	1
Mean	0.804
StdDev	0.143

Name: YETKINLIK 4 Type: Numeric
Missing: 0 (0%) Distinct: 7 Unique: 0 (0%)

Statistic	Value
Minimum	0
Maximum	1
Mean	0.748
StdDev	0.177

Aykırı değerler, normal olarak belirlenenden belirgin bir şekilde farklı karakteristiklerin kombinasyonu olarak tanımlanabilir. Aykırı değerler analiz öncesi ve sonrası olmak üzere iki farklı şekilde tespit edilebilir (Hair, Black, Babin & Anderson, 2019). Bu aşamada veri setinde yer alan aykırı ve uç değerler analiz öncesi tespit edilmiş ve veri setinden çıkarılmıştır. WEKA üzerinden Unsupervised / Attribute / InterquartileRange filtresi seçilerek uygulanmıştır. Bu filtre sonrası Aykırı Değerler ve Uç Değerler ayrı birer değişken şeklinde panele eklenmiş olup Şekil 40'da gösterilmektedir. Aykırı Değerler ve Uç Değerler olarak elde edilen değişkenlerin detay dağılımı ise Şekil 41'de görülmektedir. Bu analizde elde edilen Aykırı Değerler 100 kayıt, Uç Değerler ise 89 kayıt olarak belirlenmiştir. Verilerin temizlenmesi için Unsupervised / Instance / RemoveWithValues filtreleri uygulanmıştır. Bu filtre uygulanırken attributeIndex bölümüne değişken numrası girilmiştir ve nominalIndıces bölümü "last" olarak seçilmiştir. Öncelikle Aykırı Değer verileri temizlenmiş olup bu işlemin etkisi ile Uç Değerler 88'e inmiştir ve Şekil 42'de gösterilmektedir. Son durumda 2901 kayıttan oluşan veri setinden 100 Aykırı Değer ve 88 Uç Değerler kayıtları temizlenmiş olup 2713 kayıt elde edilmiştir.

Şekil 40: Birinci Grup Veri Setindeki Aykırı Değerler ve Uç Değerler Değişkenlerinin Genel Görünümü



Şekil 41: Birinci Grup Veri Setindeki Aykırı Değerler ve Uç Değerler Değişkenlerinin Detay Görünümü

Name: Outlier
Missing: 0 (0%)
Distinct: 2
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	no	2801	2801
2	yes	100	100

Name: ExtremeValue
Missing: 0 (0%)
Distinct: 2
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	no	2812	2812
2	yes	89	89

Şekil 42: Birinci Grup Veri Setindeki Aykırı Değerler Kaldırıldıktan sonra Uç Değerler Değişkenlerinin Detay Görünümü

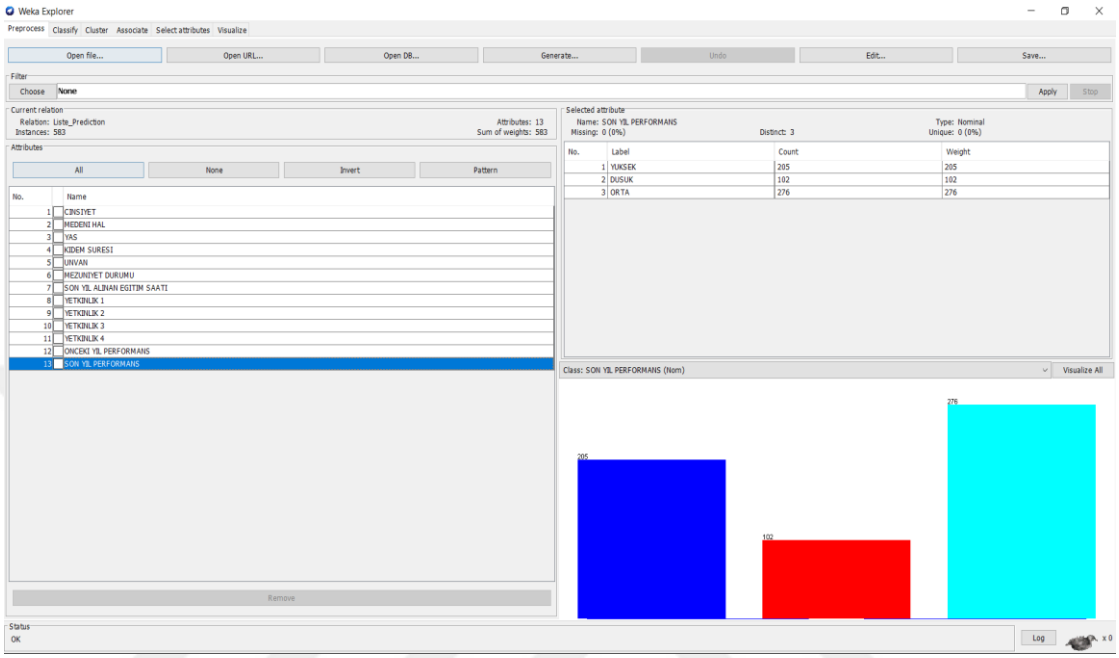
Name: ExtremeValue
Missing: 0 (0%)
Distinct: 2
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	no	2713	2713
2	yes	88	88

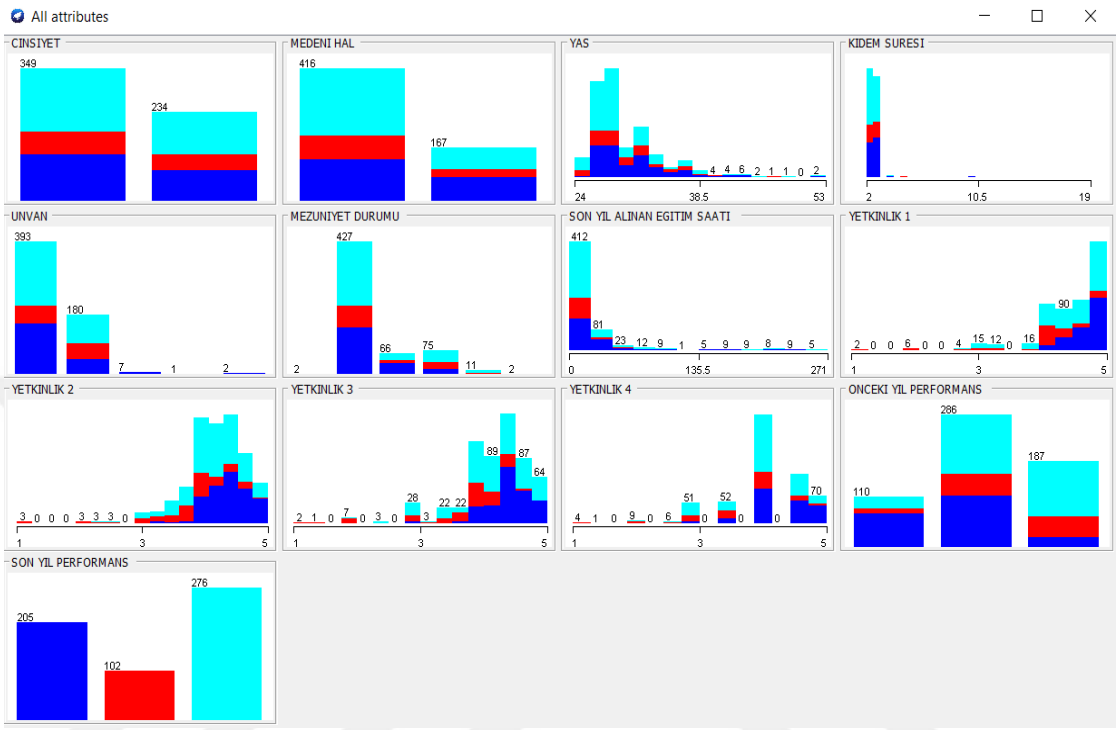
2.4.1.2. İkinci Grup Veri Setinin Temizlenmesi

Verilerin excelden WEKA programına aktarılması: Çalışma kapsamında 583 kayıt içeren veri seti excel olarak alınmış olup WEKA programında analizlerin yapılabilmesi için .arff uzantılı dosya formatına dönüştürülmüştür. Verilerin aktarımı sırasındaki ilk ekran Şekil 43'de ve değişkenlerin görünüm ekranı Şekil 44'de gösterilmektedir.

Şekil 43: İkinci Grup Veri Setindeki Verilerin İlk Görünüm Ekranı



Şekil 44: İkinci Grup Veri Setindeki Değişkenlerin Genel Görünümü



Kategorik değişkenlerin dağılımı Şekil 45'de, Numerik değişkenlerin dağılımı ise Şekil 46'da görülmektedir

Şekil 45: İkinci Grup Veri Setindeki Kategorik Değişkenlerin Detay Verileri

Name: CINSIYET
Missing: 0 (0%)
Distinct: 2
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	ERKEK	349	349
2	KADIN	234	234

Name: MEDENI HAL
Missing: 0 (0%)
Distinct: 2
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	BEKAR	416	416
2	EVLI	167	167

Name: UNVAN
Missing: 0 (0%)
Distinct: 5
Type: Nominal
Unique: 1 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	Uzman	393	393
2	Eleman	180	180
3	Mudur Yardimcisi	7	7
4	Ust Duzey Yonetici	1	1
5	Mudur	2	2

Name: MEZUNIYET DURUMU
Missing: 0 (0%)
Distinct: 6
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	DOKTORA	2	2
2	LISANS	427	427
3	YUKSEK LISANS	66	66
4	ON LISANS	75	75
5	LISE	11	11
6	ILKOGRETIM	2	2

Name: ONCEKI YIL PERFORMANS
Missing: 0 (0%)
Distinct: 3
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	YUKSEK	110	110
2	ORTA	286	286
3	DUSUK	187	187

Name: SON YIL PERFORMANS
Missing: 0 (0%)
Distinct: 3
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	YUKSEK	205	205
2	DUSUK	102	102
3	ORTA	276	276

Şekil 46: İkinci Grup Veri Setindeki Nümerik Değişkenlerin Detay Verileri

Name: YAS
Missing: 0 (0%)
Distinct: 27
Type: Numeric
Unique: 7 (1%)

Statistic	Value
Minimum	24
Maximum	53
Mean	29.864
StdDev	4.197

Name: KIDEM SURESI
Missing: 0 (0%)
Distinct: 12
Type: Numeric
Unique: 5 (1%)

Statistic	Value
Minimum	2
Maximum	19
Mean	2.662
StdDev	1.229

Name: SON YIL ALINAN EGITIM SAATI
Missing: 0 (0%)
Distinct: 189
Type: Numeric
Unique: 112 (19%)

Statistic	Value
Minimum	0
Maximum	271
Mean	30.094
StdDev	54.553

Name: YETKINLIK 1
Missing: 0 (0%)
Distinct: 10
Type: Numeric
Unique: 0 (0%)

Statistic	Value
Minimum	1
Maximum	5
Mean	4.482
StdDev	0.622

Name: YETKINLIK 2
Missing: 0 (0%)
Distinct: 24
Type: Numeric
Unique: 3 (1%)

Statistic	Value
Minimum	1
Maximum	5
Mean	4.196
StdDev	0.553

Name: YETKINLIK 3
Missing: 0 (0%)
Distinct: 13
Type: Numeric
Unique: 1 (0%)

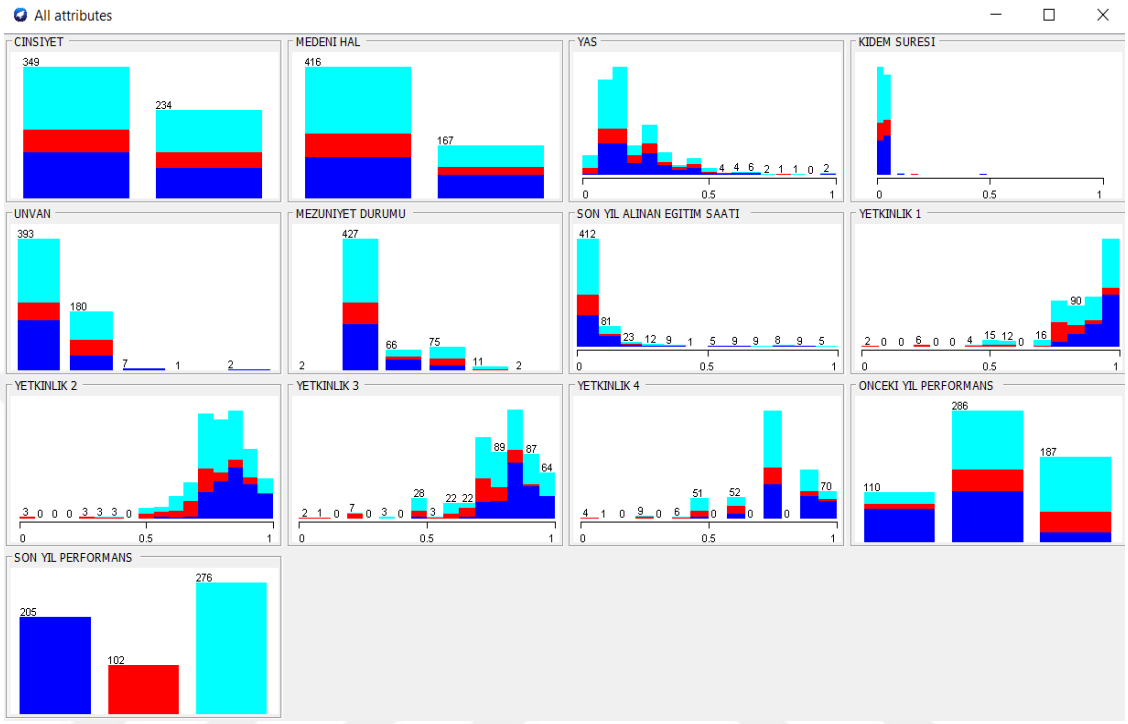
Statistic	Value
Minimum	1
Maximum	5
Mean	4.258
StdDev	0.603

Name: YETKINLIK 4 Type: Numeric
Missing: 0 (0%) Distinct: 9 Unique: 1 (0%)

Statistic	Value
Minimum	1
Maximum	5
Mean	4.022
StdDev	0.663

Verilerin Normalize Edilmesi: Öncelikle veri tutarsızlıklarını önlemek için WEKA üzerinden Unsupervised/Attribute/Normalize filtresi uygulanmıştır. Normalize edildikten sonra değişkenlerin görünümü genel ve detay olmak üzere Şekil 47 ve Şekil 48'de verilmektedir. Normal değişkenler olan Cinsiyet, Medeni Hal, Ünvan, Eğitim Düzeyi, Önceki Yıl Performans ve Son Yıl Performansı değişkenlerinde bir farklılık olmamıştır. Ancak numerik değişkenler olan Yaş, Kıdem Süresi, Son Yıl Eğitim Saati, Yetkinlik 1, Yetkinlik 2, Yetkinlik 3 ve Yetkinlik 4 için sınırlar 0 ila 1 arasında olacak şekilde güncellenmiştir.

Şekil 47: İkinci Grup Veri Setindeki Değişkenlerin Genel Görünümü



Şekil 48: İkinci Grup Veri Setinde Normalizasyon Sonrası Güncellenen Numerik Değişkenler

Name: YAS
Missing: 0 (0%) Distinct: 27 Type: Numeric
Unique: 7 (1%)

Statistic	Value
Minimum	0
Maximum	1
Mean	0.202
StdDev	0.145

Name: KIDEM SURESI
Missing: 0 (0%) Distinct: 12 Type: Numeric
Unique: 5 (1%)

Statistic	Value
Minimum	0
Maximum	1
Mean	0.039
StdDev	0.072

Name: SON YIL ALINAN EGITIM SAATI
Missing: 0 (0%) Distinct: 189 Type: Numeric
Unique: 112 (19%)

Statistic	Value
Minimum	0
Maximum	1
Mean	0.111
StdDev	0.201

Name: YETKINLIK 1
Missing: 0 (0%) Distinct: 10 Type: Numeric
Unique: 0 (0%)

Statistic	Value
Minimum	0
Maximum	1
Mean	0.87
StdDev	0.155

Name: YETKINLIK 2
Missing: 0 (0%) Distinct: 24 Type: Numeric
Unique: 3 (1%)

Statistic	Value
Minimum	0
Maximum	1
Mean	0.799
StdDev	0.138

Name: YETKINLIK 3
Missing: 0 (0%) Distinct: 13 Type: Numeric
Unique: 1 (0%)

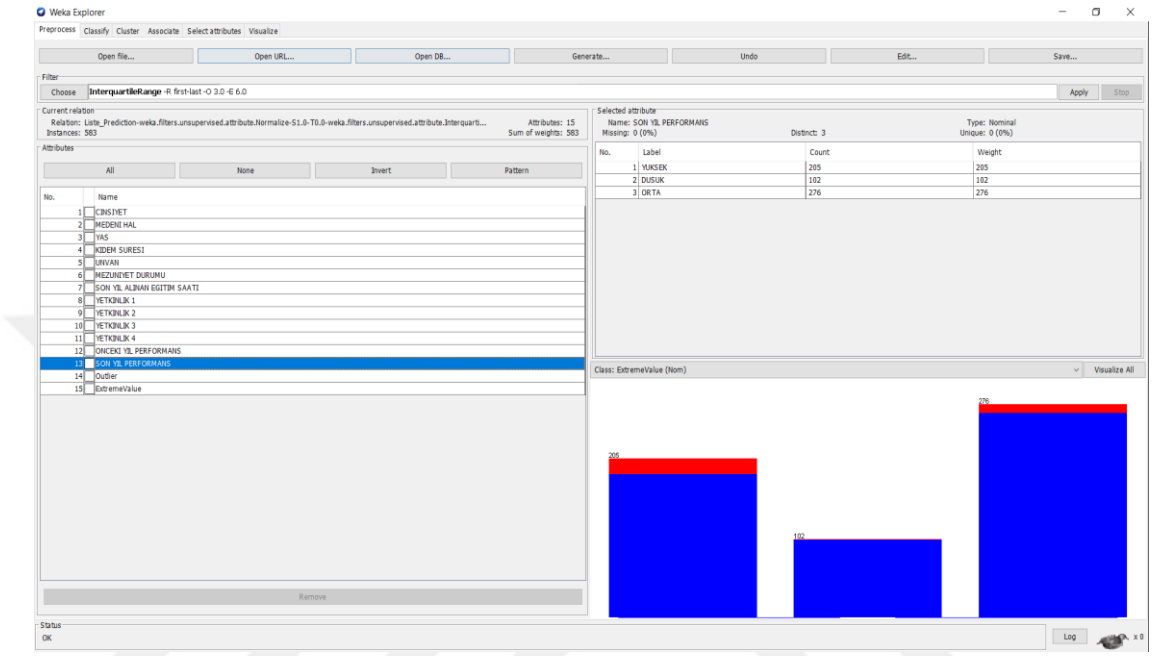
Statistic	Value
Minimum	0
Maximum	1
Mean	0.814
StdDev	0.151

Name: YETKINLIK 4 Type: Numeric
Missing: 0 (0%) Distinct: 9 Unique: 1 (0%)

Statistic	Value
Minimum	0
Maximum	1
Mean	0.756
StdDev	0.166

Verilerin temizlenmesi (Aykırı Değerler ve Uç Değerler Tespiti): Aykırı değerler, normal olarak belirlenenden belirgin bir şekilde farklı karakteristiklerin kombinasyonu olarak tanımlanabilir. Aykırı değerler analiz öncesi ve sonrası olmak üzere iki farklı şekilde tespit edilebilir (Hair, Black, Babin & Anderson, 2019). Bu aşamada veri setinde yer alan aykırı ve uç değerler analiz öncesi tespit edilmiş ve veri setinden çıkarılmıştır. WEKA üzerinden Unsupervised / Attribute / InterquartileRange filresi seçilerek uygulanmıştır. Bu filtre sonrası Aykırı Değerler ve Uç Değerler ayrı birer değişken şeklinde panele eklenmiş olup Şekil 49'da gösterilmektedir. Aykırı Değerler ve Uç Değerler olarak elde edilen değişkenlerin detay dağılımı ise Şekil 50'de görülmektedir. Bu analizde elde edilen aykırı değerler (Aykırı Değerler) 40 kayıt, uç değerler (Uç Değerler) ise 32 kayıt olarak belirlenmiştir. Verilerin temizlenmesi için Unsupervised / Instance / RemoveWithValues filtreleri uygulanmıştır. Bu filtre uygulanırken attributeIndex bölümüne değişken numrası girilmiştir ve nominalIndıces bölümü "last" olarak seçilmiştir. Öncelikle Aykırı Değerler verileri temizlenmiş olup bu işlemin etkisi ile Uç Değerler değeri 31'e inmiştir ve Şekil 51'de gösterilmektedir. Son durumda 583 kayıttan oluşan veri setinden 40 Aykırı Değer ve 31 Aykırı Değerler ve Uç Değer kayıtları temizlenmiş olup 512 kayıt elde edilmiştir ve bu kapsamda değişkenlerin genel görünümü Şekil 52'de gösterilmektedir.

Şekil 49: İkinci Grup Veri Setindeki Aykırı Değerler ve Uç Değerler Değişkenlerinin Genel Görünümü



Şekil 50: İkinci Grup Veri Setindeki Aykırı Değerler ve Uç Değerler Değişkenlerinin Detay Görünümü

Name: Outlier
Missing: 0 (0%)
Distinct: 2
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	no	543	543
2	yes	40	40

Name: ExtremeValue
Missing: 0 (0%)
Distinct: 2
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

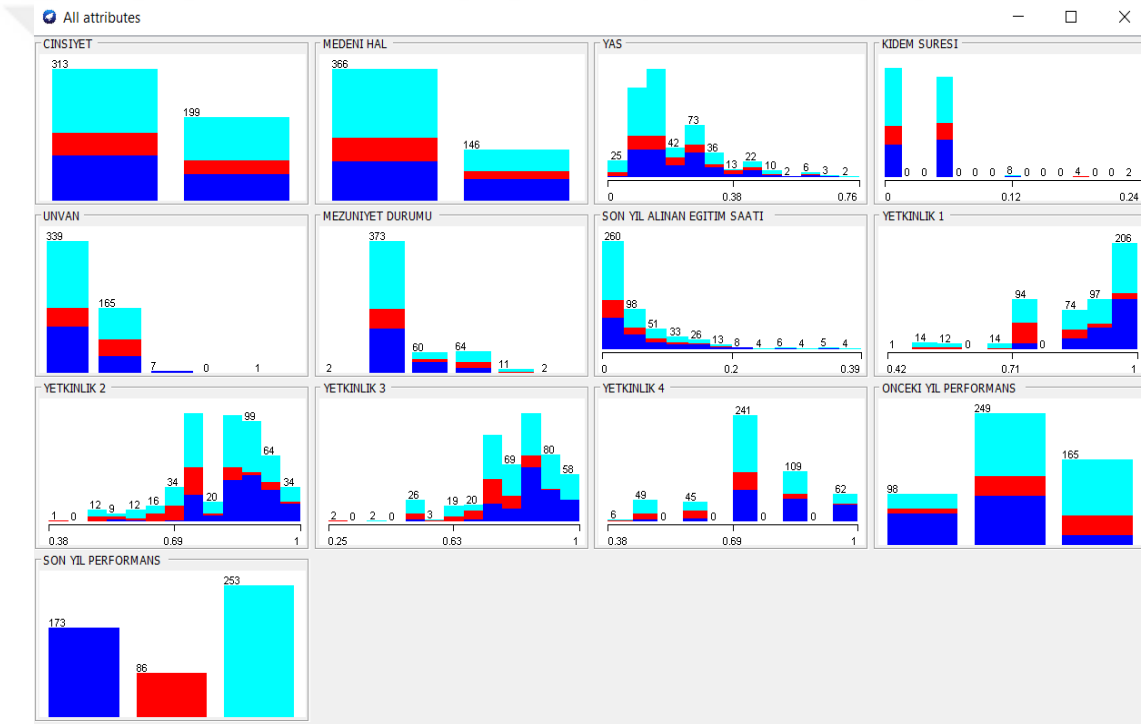
No.	Label	Count	Weight
1	no	551	551
2	yes	32	32

Şekil 51: İkinci Grup Veri Setindeki Aykırı Değerler Kaldırıldıktan Sonra Uç Değerler Değişkenlerinin Detay Görünümü

Name: ExtremeValue
Missing: 0 (0%)
Distinct: 2
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	no	512	512
2	yes	31	31

Şekil 52: İkinci Grup Veri Setindeki Verilerin Temizlenmesi Sonrasında Değişkenlerin Dağılımı



2.4.2. Model Önerilerinin Geliştirilmesi

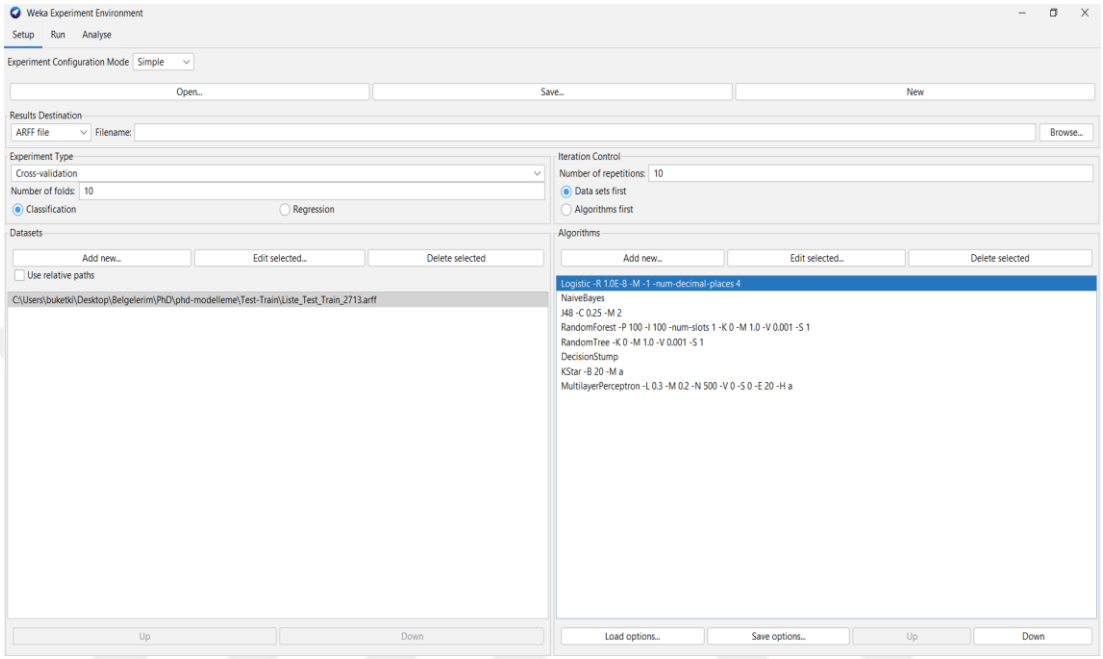
Çalışma kapsamında Son Yıl Performansı'nı tahminlemek için ele alınan değişkenler; Cinsiyet, Medeni Hal, Yaş, Kıdem süresi, Ünvan, Eğitim Düzeyi, Son Yıl Eğitim Saati, Yetkinlik 1, Yetkinlik 2, Yetkinlik 3, Yetkinlik 4, Önceki Yıl

Performansı değişkenleridir. Öncelikle daha önceki çalışmalara bakılarak belirlenen 8 algoritma karşılaştırılmış olup hangisi modelin performans tahminlemesi için en uygun olabileceğine dair ön analiz gerçekleştirilmiştir. Sonrasında tek tek algoritma bazında model önerileri oluşturulmuştur.

Veri özellikleri doğrultusunda modelleme yapılırken kullanılması en uygun olabilecek algoritmayı bulmak için WEKA Experimenter çalıştırılarak datasets / add new butonu kullanılarak 2713 satırlık data seti seçilmiştir. Karşılaştırma yapılacak algoritmalar ise daha önce performans tahminlemesi yapan Tablo 6'da gösterilen çalışmalarda kullanılan aşağıdaki algoritmalar arasından seçilmiştir ve aşağıda listelenmiştir. Bu algoritmalardan Logistic, Çok Kategorili Lojistik Regresyon (WekaSourceworge, 2024) modellemesine karşılık gelmektedir. Algoritmaların seçim ekranı Şekil 53'te gösterilmektedir.

- Logistic (Lojistik)
- Multi Layer Perceptron (Çok Katmanlı Algılayıcı)
- J48
- Decision Stump (Karar Kütüğü)
- Naïve Bayes (Naive Bayes)
- K-Star
- Random Forest (Rastgele Orman)
- Random Tree (Rastgele Ağaç)

Şekil 53: Algoritma Seçim Ekranı



Şekil 54'te gösterildiği üzere algoritmaların karşılaştırmalı doğruluk düzeyi; Logistic algoritması için % 68.13, Multi Layer Perceptron algoritması için %64.84, J48 algoritması için %63.16, Decision Stump algoritması için %59.34, Naïve Bayes algoritması için %65.11, K-Star algoritması için % 62.06, Random Forest algoritması için % 66.69 ve Random Tree algoritması için % 57.92 olarak bulunmuştur.

Şekil 54: Algoritmaların Karşılaştırılması

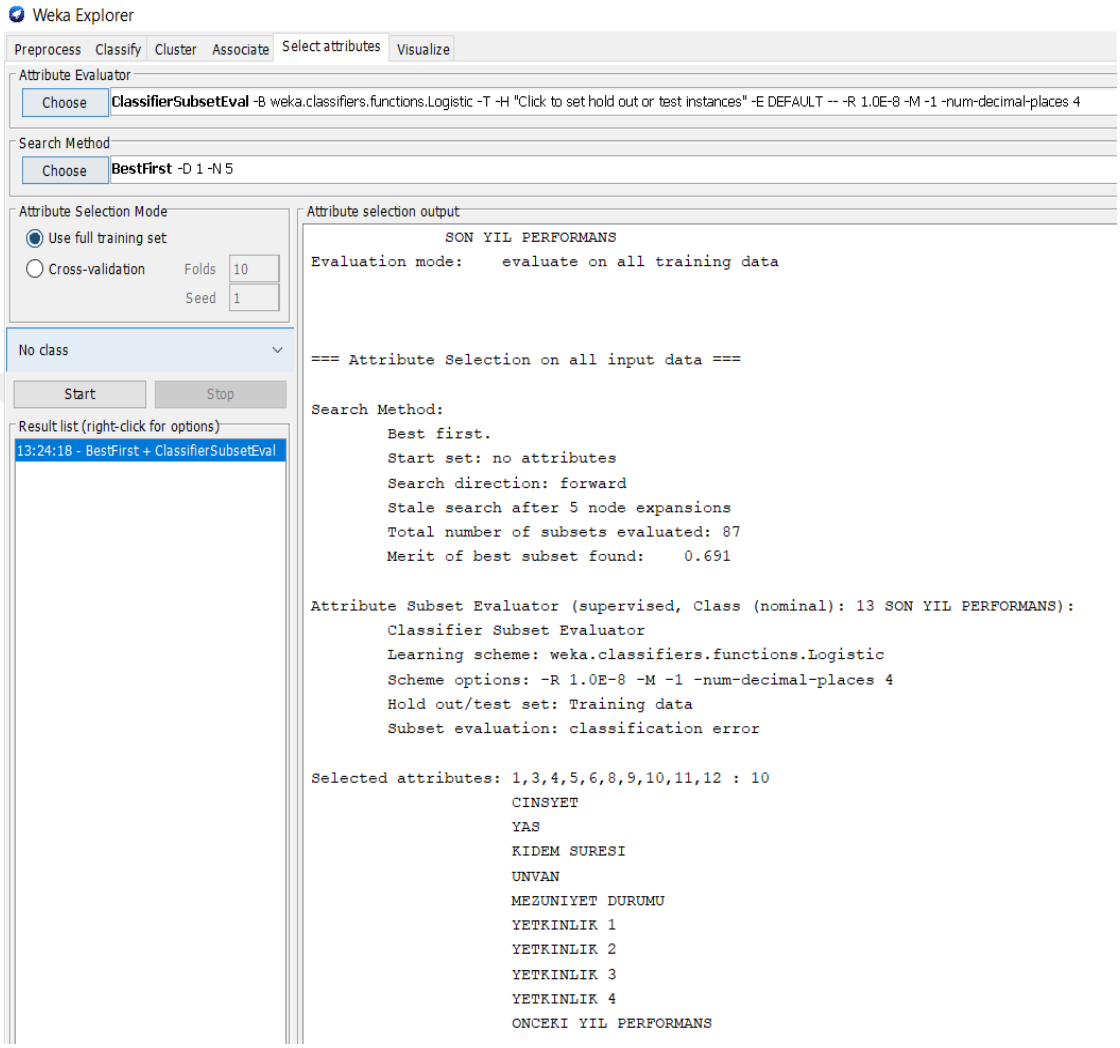
```
Dataset                   (1) function | (2) bayes (3) trees (4) trees (5) trees (6) trees (7) lazy. (8) funct
-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------
'Liste -Test_Train-weka.f(100)   68.13 |   65.11 *   63.16 *   66.69     57.92 *   59.34 *   62.06 *   64.84 *
-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------
                                 (v/ /*) |   (0/0/1)   (0/0/1)   (0/1/0)   (0/0/1)   (0/0/1)   (0/0/1)   (0/0/1)


Key:
(1) functions.Logistic '-R 1.0E-8 -M -1 -num-decimal-places 4' 3932117032546553727
(2) bayes.NaiveBayes '' 5995231201785697655
(3) trees.J48 '-C 0.25 -M 2' -217733168393644444
(4) trees.RandomForest '-P 100 -I 100 -num-slots 1 -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1' 1116839470751428698
(5) trees.RandomTree '-K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1' -9051119597407396024
(6) trees.DecisionStump '' 1618384535950391
(7) lazy.KStar '-B 20 -M a' 332458330800479083
(8) functions.MultilayerPerceptron '-L 0.3 -M 0.2 -N 500 -V 0 -S 0 -E 20 -H a' -5990607817048210779
```

Bu genel analiz sonucunda modelin doğruluk düzeyi çıktıları incelendiğinde en yüksek değerin Logistic algoritması için %68.13 olarak çıktığı görülmektedir. Ancak bu sonucu doğrulamak adına her bir değişken için ayrı ayrı değişken seçimi yapılarak model önerilerinin doğruluk düzeyleri her bir algoritma bazında modeli en iyi tahminleyen değişkenlerin belirlenmesi için feature selection işlemi uygulanmıştır. Select Attributes menüsü üzerinden ClassifierSubsetEval yöntemi üzerinden her algoritma için gerekli değişkenler belirlenerek analizler gerçekleştirilmiş olup sırasıyla aktarılmaktadır.

2.4.2.1. Logistic Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi

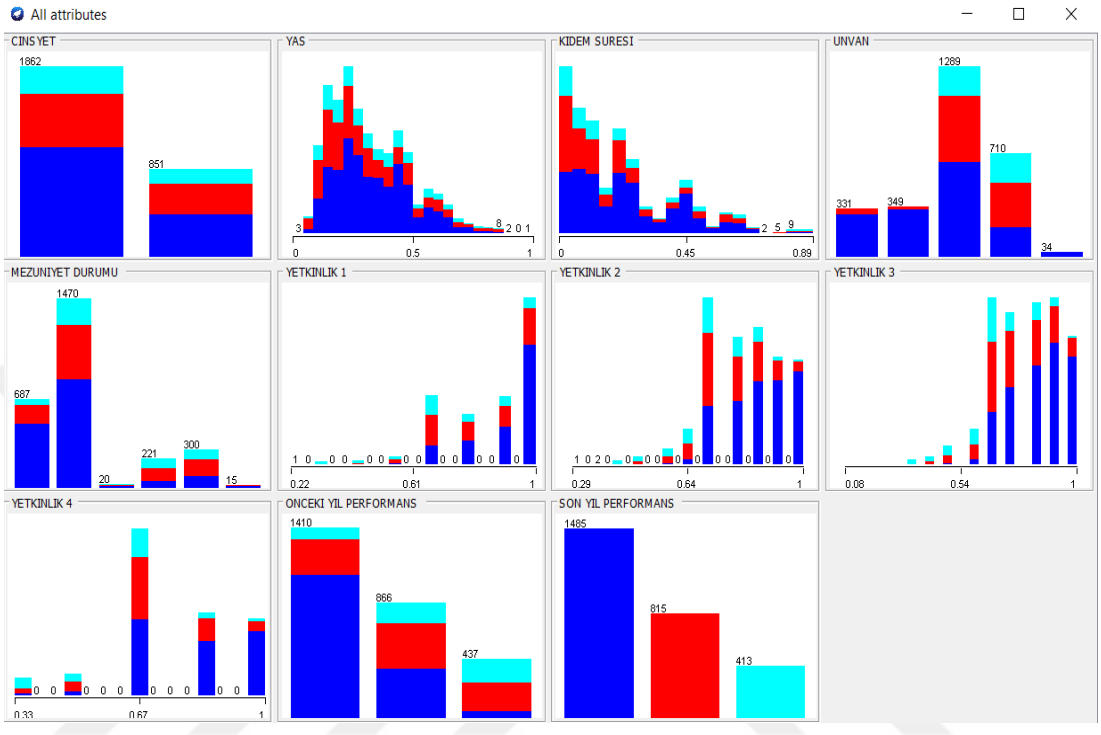
Logistic algoritması üzerinden analiz gerçekleştirildiğinde, Şekil 55'de görüldüğü üzere Medeni Hal ve Son Yıl Eğitim Saati hariç olmak üzere tüm değişkenlerin modele etkisinin olduğu görülmektedir. Bu noktada, bu iki değişken modelden çıkarılmıştır.

Şekil 55: Logistic Algoritmasının Değişken Seçimi Ekranı



Değişken seçimi doğrultusunda modele katkısı anlamlı bulunan 10 değişkenin ve bağımlı değişkenin dağılımı Şekil 56'da gösterilmektedir.

Şekil 56: Logistic Algoritması Çalıştırılırken Seçilen Değişkenlerin Genel Görünümü



Logistic algoritması kullanılarak bu değişkenler ile çalıştırılan modelin doğruluk düzeyi % 68.2271 olmuştur. Model çıktıları Şekil 57'te yer almaktadır. Model çıktılarına göre doğru tahminlenen kayıt sayısı 1851 kayıttır. Diğer yandan hatalı tahminlenen kayıt sayısı 862 ve bu kayıtların yüzdelik dilimi %31.7729'dur Kappa Katsayısı (Kappa Statistic) değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu ifade etmekte olup bu algoritma çerçevesinde 0.431 olarak bulunmuştur. Bu değer 0.40 ile 0.60 arasında olduğu için iyi bir uyumu temsil etmektedir ve beklentileri karşılamaktadır. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) değeri hata oranını ifade etmekte olup 0.2817 olarak bulunmuştur. Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değeri gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar farklı olduğunu ifade etmekte olup 0.3762 olarak bulunmuştur. Ortalama Mutlak Hata

(Mean Absolute Error) ve Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değerleri için net kabul edilen bir sınır değeri olmamakla birlikte, bu değerler ne kadar düşük olursa modelin o kadar iyi performans göstereceği söylenebilir. Bu sebeple bulgular bölümünde her bir algoritmanın hata değerleri karşılaştırmalı olarak incelenecektir.

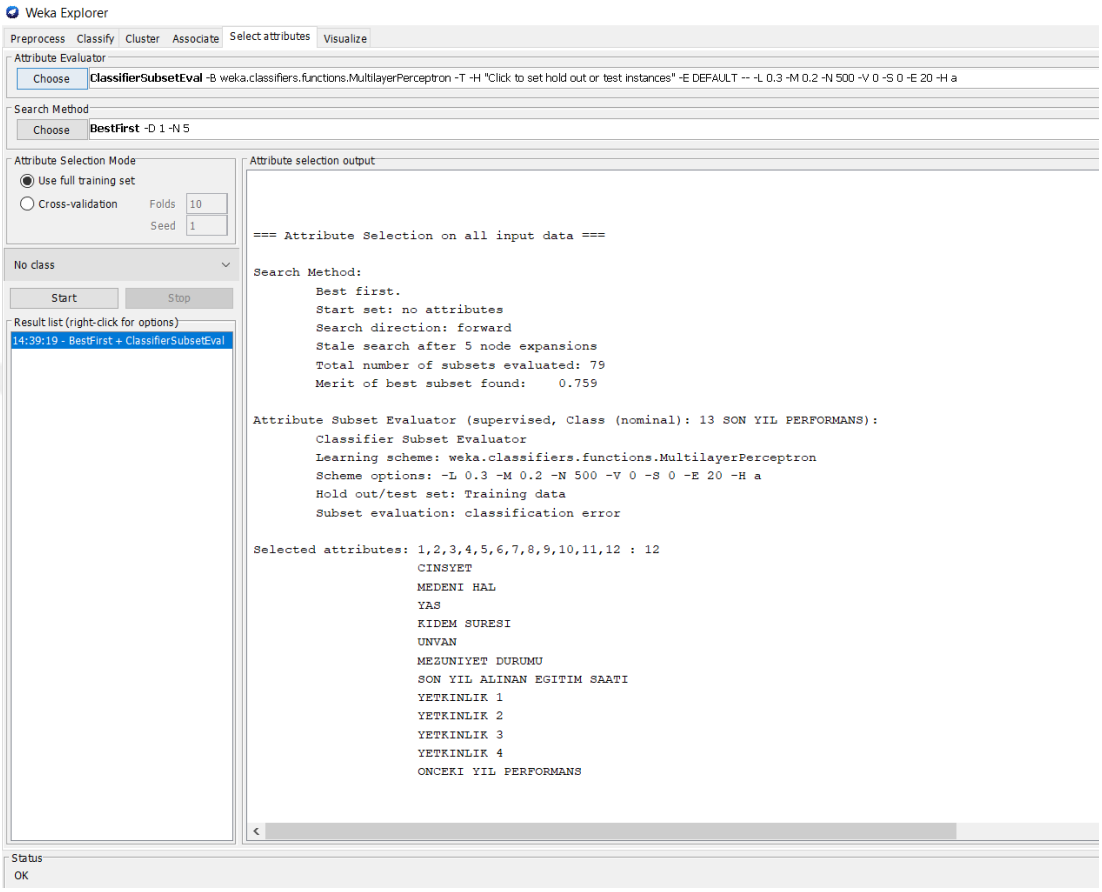
Şekil 57: Logistic Algoritması Modelinin Çıktısı

```
Correctly Classified Instances        1851               68.2271 %
Incorrectly Classified Instances       862               31.7729 %
Kappa statistic                          0.431
Mean absolute error                      0.2817
Root mean squared error                  0.3762
Relative absolute error                 71.9815 %
Root relative squared error             85.047  %
Total Number of Instances             2713
```

2.4.2.2. Multilayer Perceptron Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi

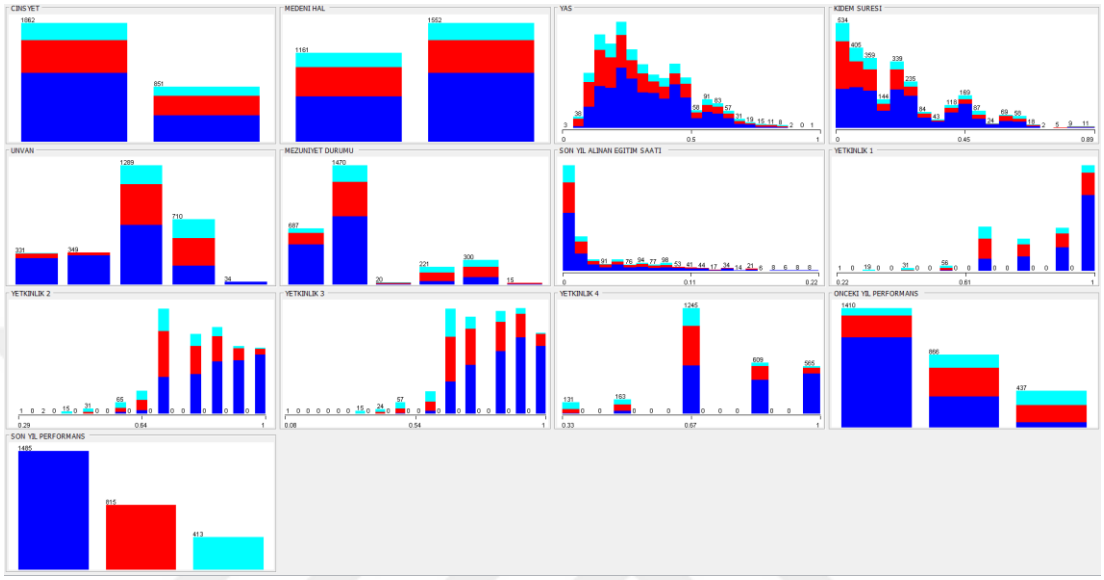
Multilayer Perceptron algoritması üzerinden analiz gerçekleştirildiğinde, Şekil 58'de görüldüğü üzere tüm değişkenlerin modele etkisinin olduğu görülmektedir. Bu noktada hiç bir değişken modelden çıkarılmıştır.

Şekil 58: Multilayer Perceptron Algoritması Modelinin Değişken Seçimi Ekranı



Değişken seçimi doğrultusunda modele katkısı anlamlı bulunan 12 değişkenin ve bağımlı değişkenin dağılımı Şekil 59'da gösterilmektedir

Şekil 59: Multilayer Perceptron Algoritması Çalıştırılırken Seçilen Değişkenlerin Genel Görünümü



Bu algoritma kullanılarak çalıştırılan modelin doğruluk düzeyi % 64.2094 olmuştur. Model çıktıları Şekil 60'da yer almaktadır. Model çıktılarına göre doğru tahminlenen kayıt sayısı 1742 kayıttır. Diğer yandan hatalı tahminlenen kayıt sayısı 971 ve bu kayıtların yüzdelik dilimi %35.7906'dır. Kappa Katsayısı (Kappa Statistic) değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu ifade etmekte olup bu algoritma çerçevesinde 0.3618 olarak bulunmuştur. Bu değer 0.20 ile 0.40 arasında olduğu için orta uyumu temsil etmektedir ve beklentileri karşılamaktadır. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) değeri hata oranını ifade etmekte olup 0.2709 olarak bulunmuştur. Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değeri gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar farklı olduğunu ifade etmekte olup 0.4085 olarak bulunmuştur. Ortalama Mutlak Hata Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) ve Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değerleri için net kabul edilen bir sınır değeri olmamakla birlikte, bu değerler ne kadar düşük olursa modelin o kadar iyi performans göstereceği

söylenebilir. Bu sebeple bulgular bölümünde her bir algoritmanın hata değerlerii karşılaştırmalı olarak incelenecektir.

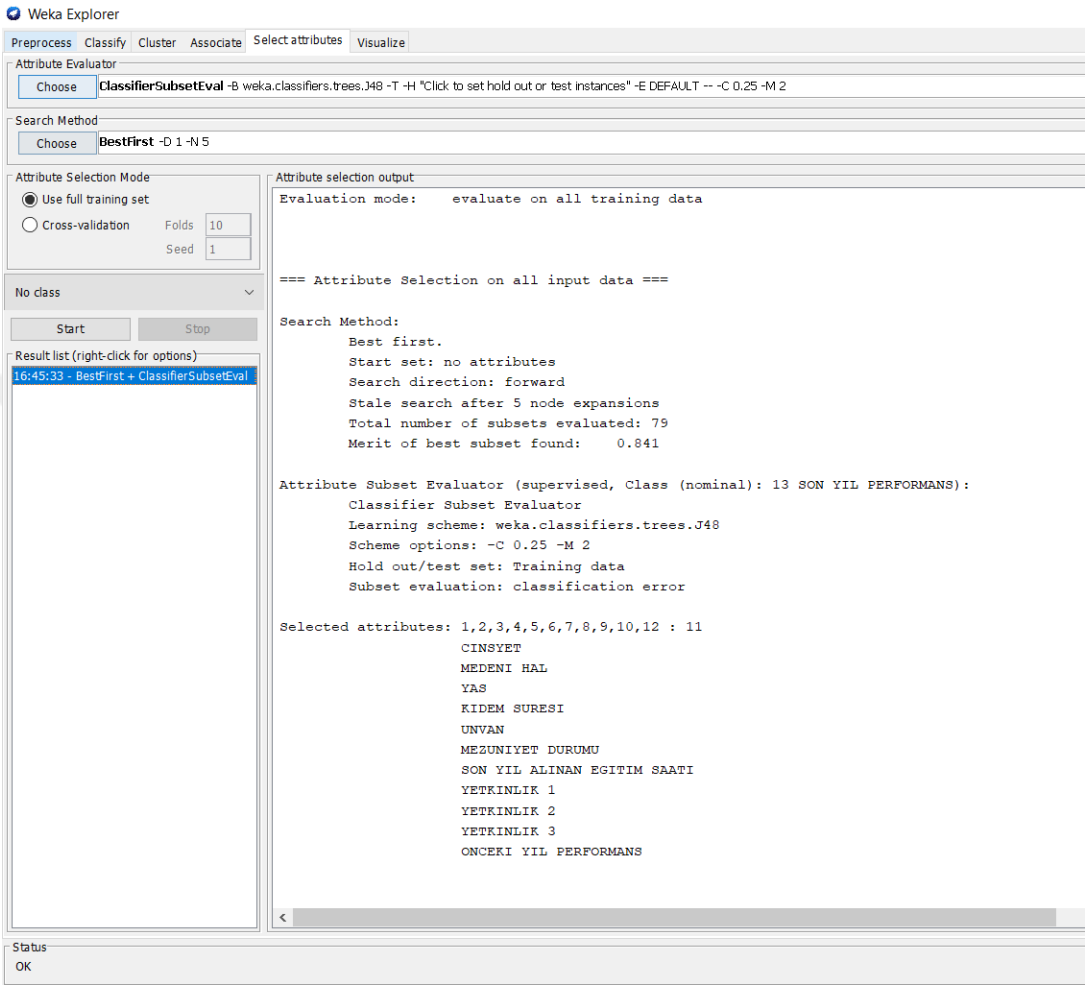
Şekil 60: Multilayer Perceptron Algoritması Modelinin Çıktısı

```
Correctly Classified Instances        1742               64.2094 %
Incorrectly Classified Instances       971               35.7906 %
Kappa statistic                          0.3618
Mean absolute error                      0.2709
Root mean squared error                  0.4085
Relative absolute error                 69.2122 %
Root relative squared error             92.3463 %
Total Number of Instances             2713
```

2.4.2.3. J48 Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi

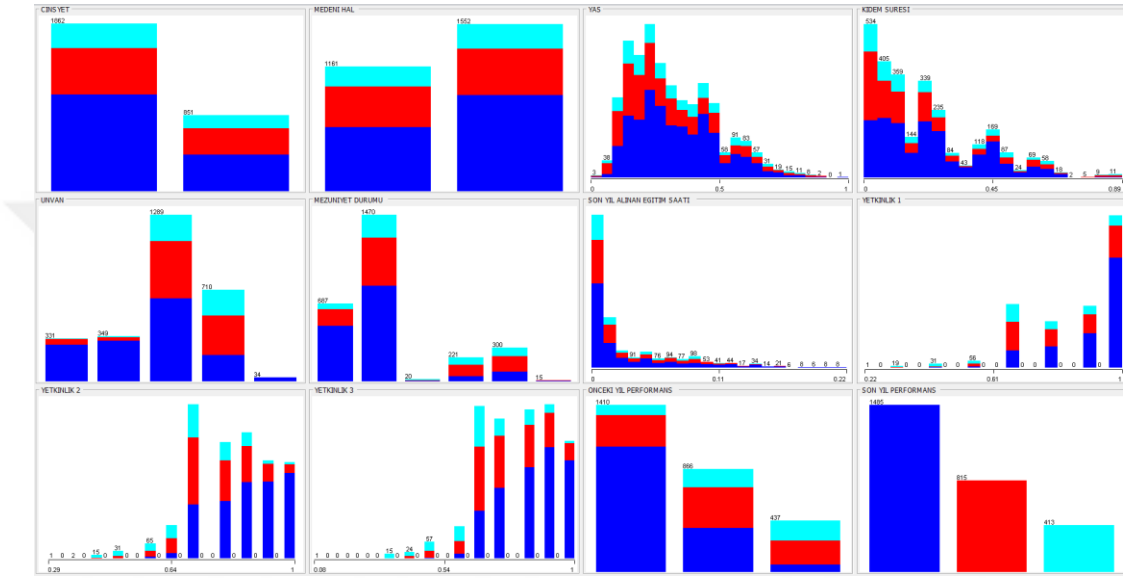
J48 algoritması üzerinden analiz gerçekleştirildiğinde, Şekil 61'de görüldüğü üzere Yetkinlik 4 hariç tüm değişkenlerin modele etkisinin olduğu görülmektedir.

Şekil 61: J48 Algoritması Modelinin Değişken Seçimi Ekranı



Değişken seçimi doğrultusunda modele katkısı anlamlı bulunan 11 değişkenin ve bağımlı değişkenin dağılımı Şekil 62'de gösterilmektedir.

Şekil 62: J48 Algoritması Çalıştırılırken Seçilen Değişkenlerin Genel Görünümü



Şekil 63'de görüldüğü üzere Yetkinlik 4 değişkeni modelden çıkartılarak çalıştırılan modelin doğruluk düzeyi % 63.6196 olmuştur. Model çıktılarına göre doğru tahminlenen kayıt sayısı 1726 kayıttır. Diğer yandan hatalı tahminlenen kayıt sayısı 987 ve bu kayıtların yüzdelik dilimi %36.3804'tür. Kappa Katsayısı (Kappa Statistic) değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu ifade etmekte olup bu algoritma çerçevesinde 0.3592 olarak bulunmuştur. Bu değer 0.20 ile 0.40 arasında olduğu için orta uyumu temsil etmektedir ve beklentileri karşılamaktadır. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) değeri hata oranını ifade etmekte olup 0.2783 olarak bulunmuştur. Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değeri gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar farklı olduğunu ifade etmekte olup 0.4375 olarak bulunmuştur. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute

Error) ve Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değerleri için net kabul edilen bir sınır değeri olmamakla birlikte, bu değerler ne kadar düşük olursa modelin o kadar iyi performans göstereceği söylenebilir. Bu sebeple bulgular bölümünde her bir algoritmanın hata değerleri karşılaştırmalı olarak incelenecektir.

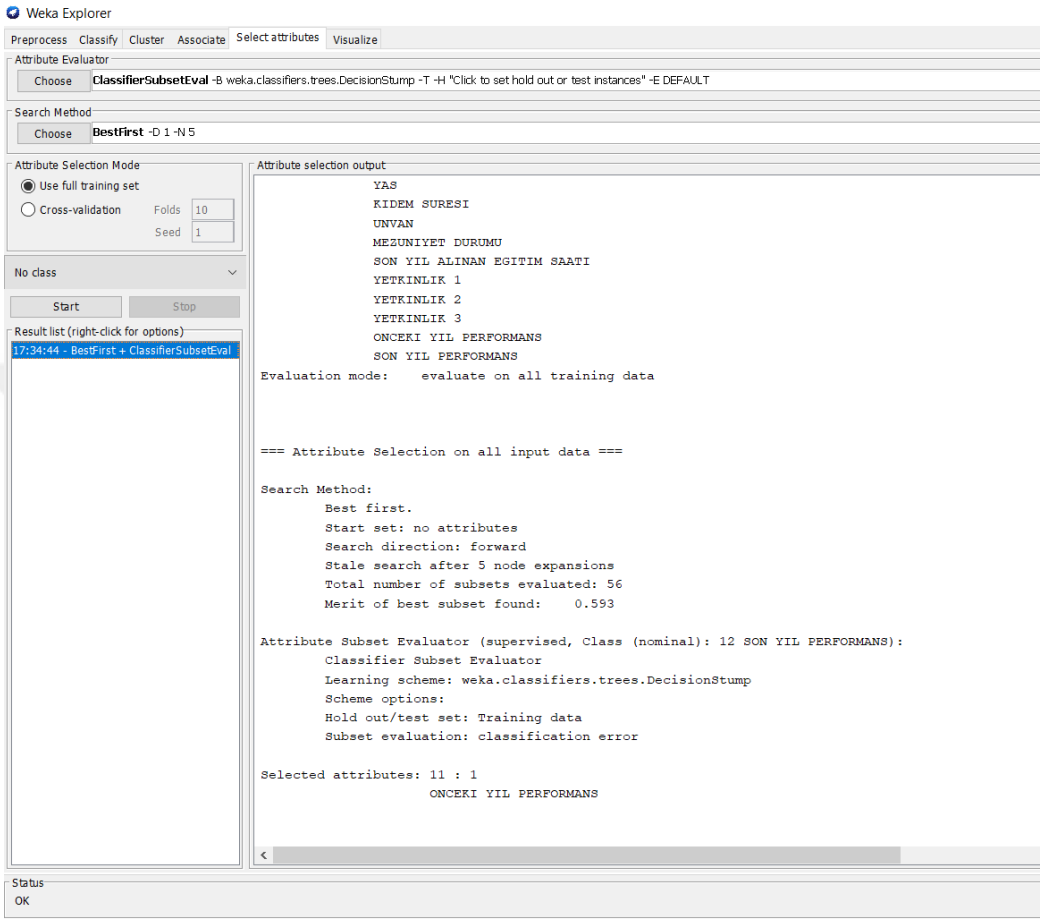
Şekil 63: J48 Algoritması Modelinin Çıktısı

```
Correctly Classified Instances        1726               63.6196 %
Incorrectly Classified Instances       987               36.3804 %
Kappa statistic                          0.3592
Mean absolute error                      0.2783
Root mean squared error                  0.4375
Relative absolute error                 71.1045 %
Root relative squared error             98.9168 %
Total Number of Instances             2713
```

2.4.2.4. Decision Stump Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi

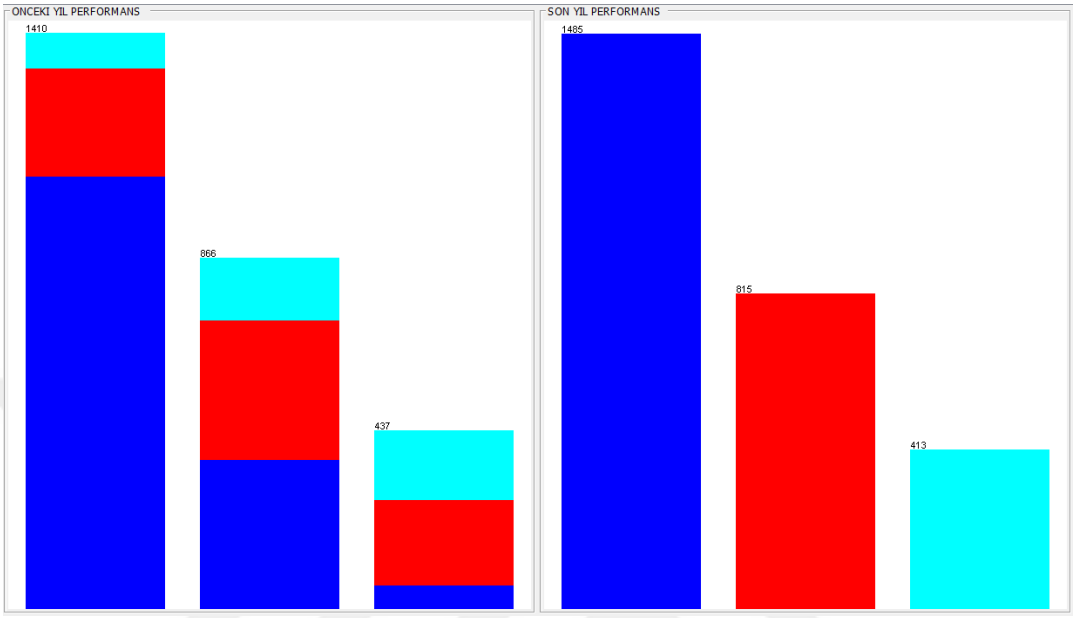
Decision Stump algoritması üzerinden analiz gerçekleştirildiğinde, Şekil 64'de görüldüğü üzere Önceki Yıl Performans hariç hiç bir değişkenin modele etkisinin olmadığı görülmektedir.

Şekil 64: Decision Stump Algoritması Modelinin Değişken Seçimi Ekranı



Değişken seçimi doğrultusunda modele katkısı anlamlı bulunan 1 değişkenin ve bağımlı değişkenin dağılımı Şekil 65'de gösterilmektedir.

Şekil 65: Decision Stump Algoritması Çalıştırılırken Seçilen Değişkenlerin Genel Görünümü



Şekil 66'da görüldüğü üzere sadece Önceki Yıl Performans değişkeni dahil edilerek çalıştırılan modelin doğruluk düzeyi % 59.3439 olmuştur. Model çıktılarına göre doğru tahminlenen kayıt sayısı 1610 kayıttır. Diğer yandan hatalı tahminlenen kayıt sayısı 1103 ve bu kayıtların yüzdelik dilimi %40.6561'dir. Kappa Katsayısı (Kappa Statistic) değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu ifade etmekte olup bu algoritma çerçevesinde 0.2883 olarak bulunmuştur. Bu değer 0.20 ile 0.40 arasında olduğu için orta uyumu temsil etmektedir ve beklentileri karşılamaktadır. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) değeri hata oranını ifade etmekte olup 0.3463 olarak bulunmuştur. Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değeri gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar farklı olduğunu ifade etmekte olup 0.4163 olarak bulunmuştur. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) ve Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değerleri için net kabul edilen bir sınır değeri olmamakla birlikte, bu değerler ne kadar düşük olursa modelin o kadar iyi performans göstereceği söylenebilir. Bu sebeple

bulgular bölümünde her bir algoritmanın hata değerlerii karşılaştırmalı olarak incelenecektir.

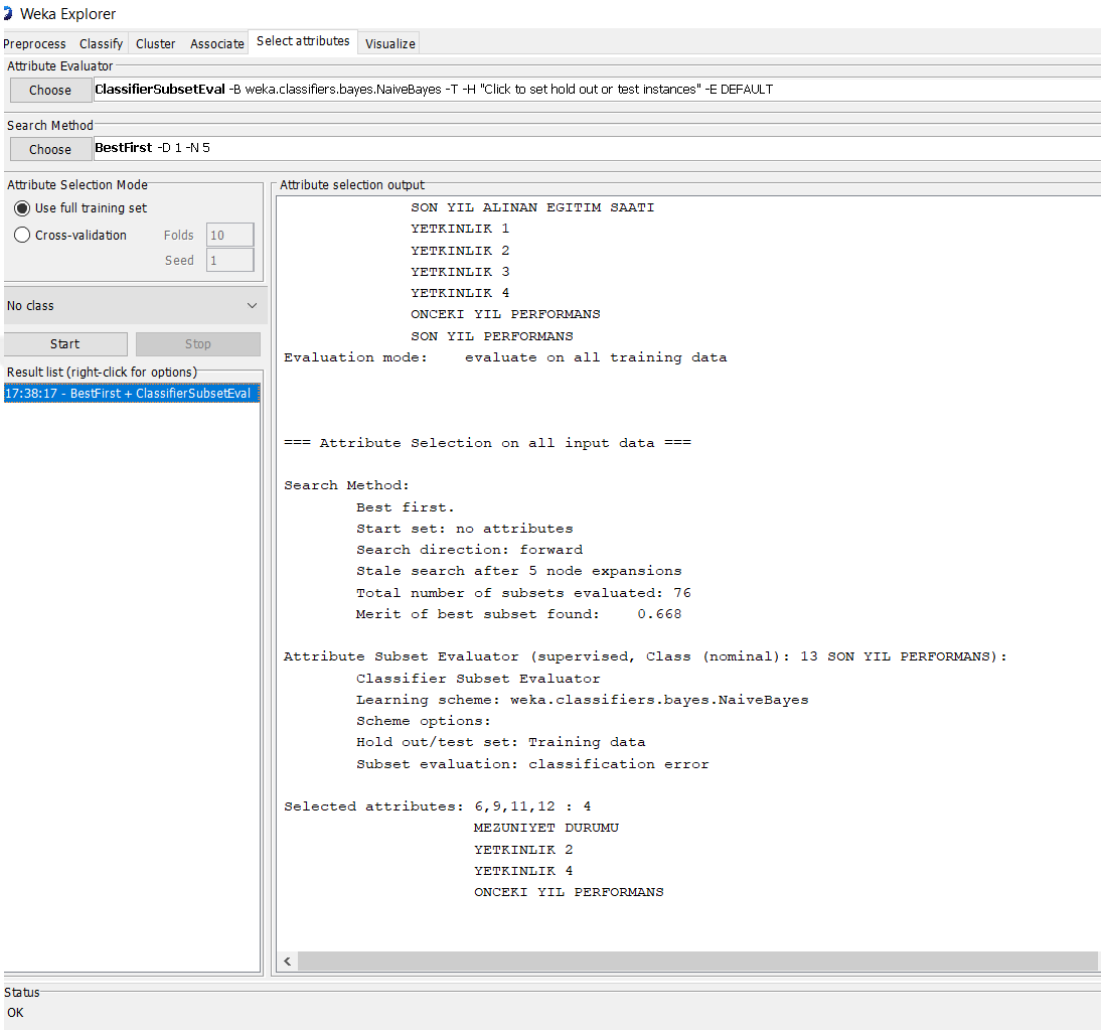
Şekil 66: Decision Stump Algoritması Modelinin Değişken Seçimi Ekranı

```
Correctly Classified Instances        1610               59.3439 %
Incorrectly Classified Instances      1103               40.6561 %
Kappa statistic                          0.2883
Mean absolute error                      0.3463
Root mean squared error                  0.4163
Relative absolute error                 88.4901 %
Root relative squared error             94.108  %
Total Number of Instances             2713

=== Detailed Accuracy By Class ===
```

2.4.2.5. Naïve Bayes Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi

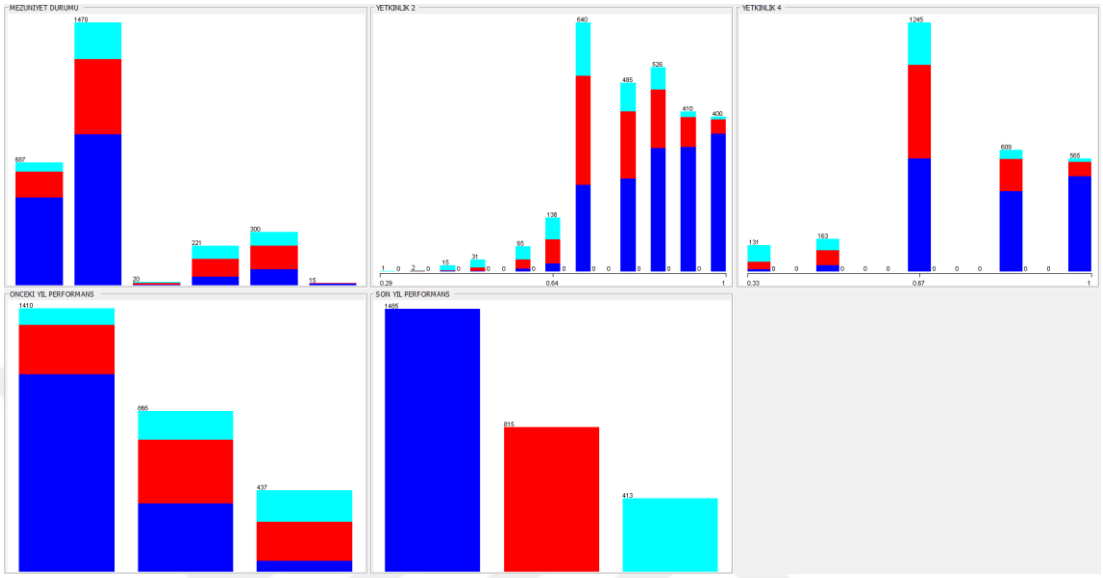
Naïve Bayes algoritması üzerinden analiz gerçekleştirildiğinde, Şekil 67'de görüldüğü üzere sadece Eğitim Düzeyi, Yetkinlik 2, Yetkinlik 4 ve Önceki Yıl Performans değişkenlerinin modele etkisinin olduğu görülmektedir.

Şekil 67: Naïve Bayes Algoritması Modelinin Değişken Seçimi Ekranı



Değişken seçimi doğrultusunda modele katkısı anlamlı bulunan 4 değişkenin ve bağımlı değişkenin dağılımı Şekil 68'de gösterilmektedir.

Şekil 68: Naïve Bayes Algoritması Çalıştırılırken Seçilen Değişkenlerin Genel Görünümü



Şekil 69'da görüldüğü üzere modelin doğruluk düzeyi % 66.0892 olmuştur. Model çıktılarına göre doğru tahminlenen kayıt sayısı 1793 kayıttır. Diğer yandan hatalı tahminlenen kayıt sayısı 920 ve bu kayıtların yüzdelik dilimi %33.9108'dir. Kappa Katsayısı (Kappa Statistic) değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu ifade etmekte olup bu algoritma çerçevesinde 0.3987 olarak bulunmuştur. Bu değer 0.20 ile 0.40 arasında olduğu için orta uyumu temsil etmektedir ve beklentileri karşılamaktadır. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) değeri hata oranını ifade etmekte olup 0.2763 olarak bulunmuştur. Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değeri gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar farklı olduğunu ifade etmekte olup 0.3908 olarak bulunmuştur. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) ve Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değerleri için net kabul edilen bir sınır değeri olmamakla birlikte, bu değerler ne kadar düşük olursa modelin o kadar iyi performans göstereceği söylenebilir. Bu sebeple bulgular bölümünde her bir algoritmanın hata değerleri karşılaştırmalı olarak incelenecektir.

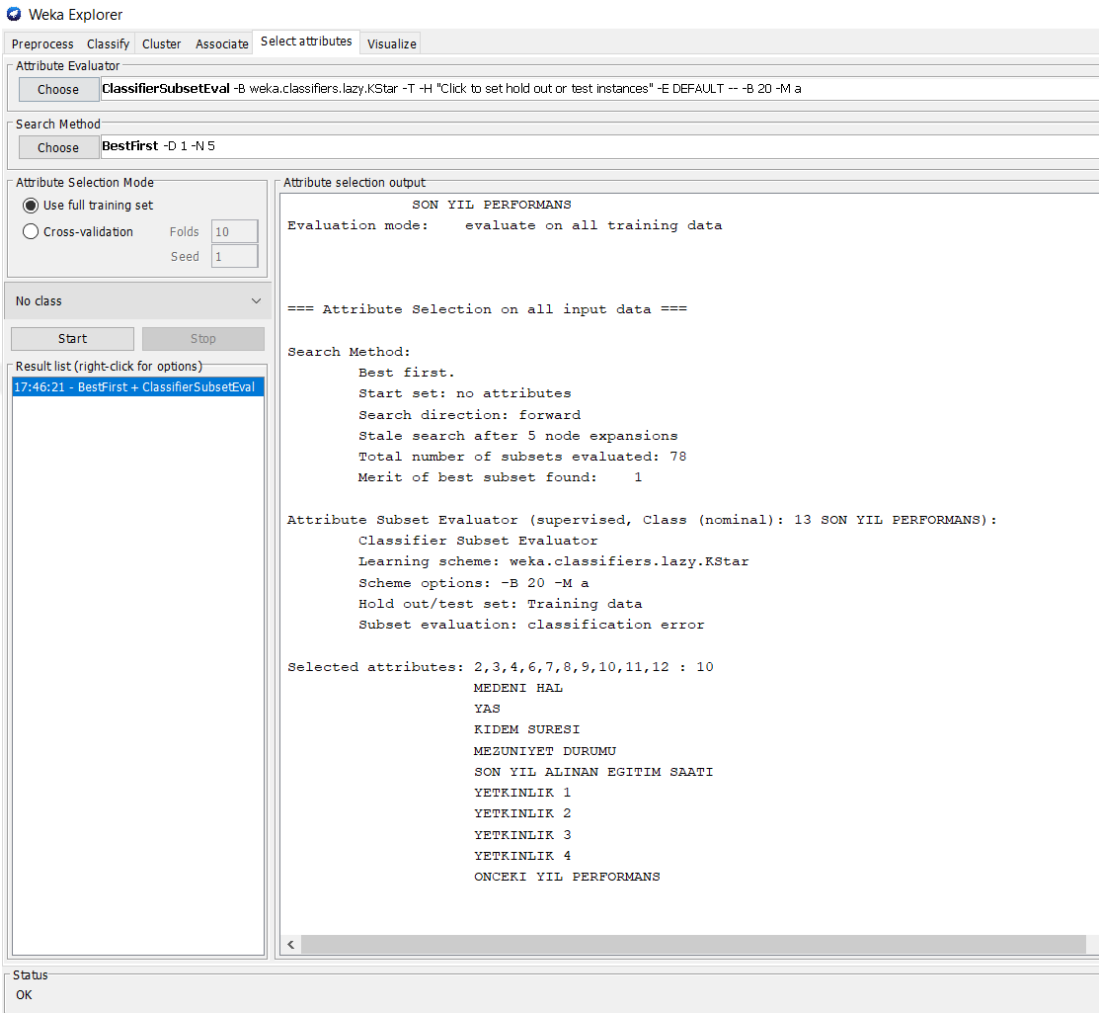
Şekil 69: Naïve Bayes Algoritması Modelinin Çıktısı

```
Correctly Classified Instances        1793               66.0892 %
Incorrectly Classified Instances       920               33.9108 %
Kappa statistic                          0.3987
Mean absolute error                      0.2763
Root mean squared error                  0.3908
Relative absolute error                 70.5997 %
Root relative squared error             88.3429 %
Total Number of Instances             2713
```

2.4.2.6. K-Star Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi

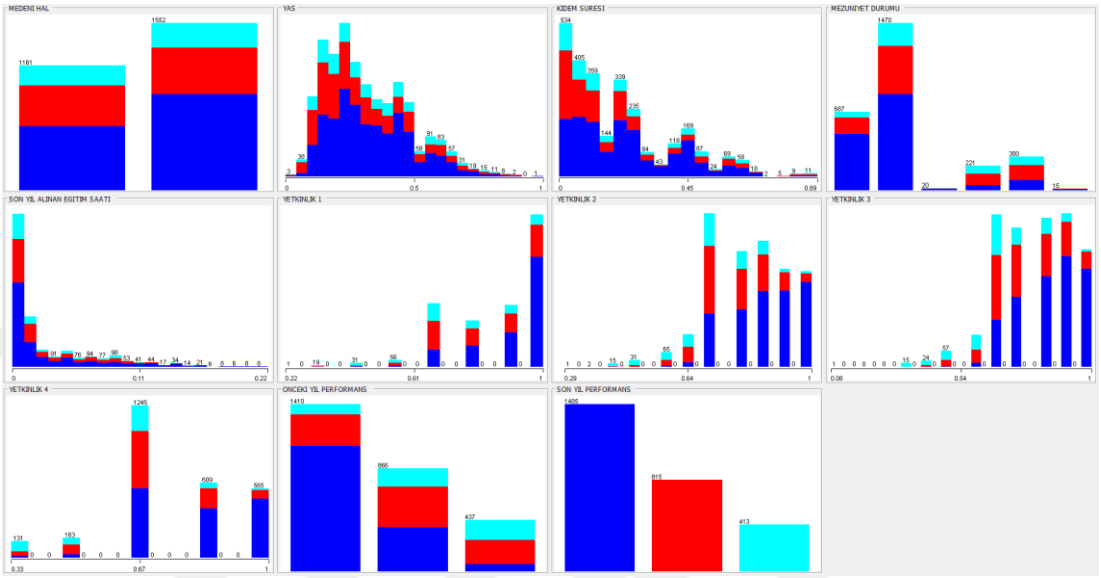
K-Star algoritması üzerinden analiz gerçekleştirildiğinde, Şekil 70'de görüldüğü üzere Cinsiyet ve Ünvan hariç tüm değişkenlerin modele etkisinin olduğu görülmektedir.

Şekil 70: K-Star Algoritması Modelinin Değişken Seçimi Ekranı



Değişken seçimi doğrultusunda modele katkısı anlamlı bulunan 10 değişkenin ve bağımlı değişkenin dağılımı Şekil 71'de gösterilmektedir.

Şekil 71: K-Star Algoritması Çalıştırılırken Seçilen Değişkenlerin Genel Görünümü



Şekil 72'da görüldüğü üzere modelin doğruluk düzeyi % 62.0715 olmuştur. Model çıktılarına göre doğru tahminlenen kayıt sayısı 1684 kayıttır. Diğer yandan hatalı tahminlenen kayıt sayısı 1029 ve bu kayıtların yüzdelik dilimi %37.9285'dir. Kappa Katsayısı (Kappa Statistic) değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu ifade etmekte olup bu algoritma çerçevesinde 0.3186 olarak bulunmuştur. Bu değer 0.20 ile 0.40 arasında olduğu için orta uyumu temsil etmektedir ve beklentileri karşılamaktadır. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) değeri hata oranını ifade etmekte olup 0.2849 olarak bulunmuştur. Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değeri gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar farklı olduğunu ifade etmekte olup 0.4182 olarak bulunmuştur. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) ve Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değerleri için net kabul edilen bir sınır değeri olmamakla birlikte, bu değerler ne kadar düşük olursa modelin o kadar iyi performans

göstereceği söylenebilir. Bu sebeple bulgular bölümünde her bir algoritmanın hata değerleri karşılaştırmalı olarak incelenecektir.

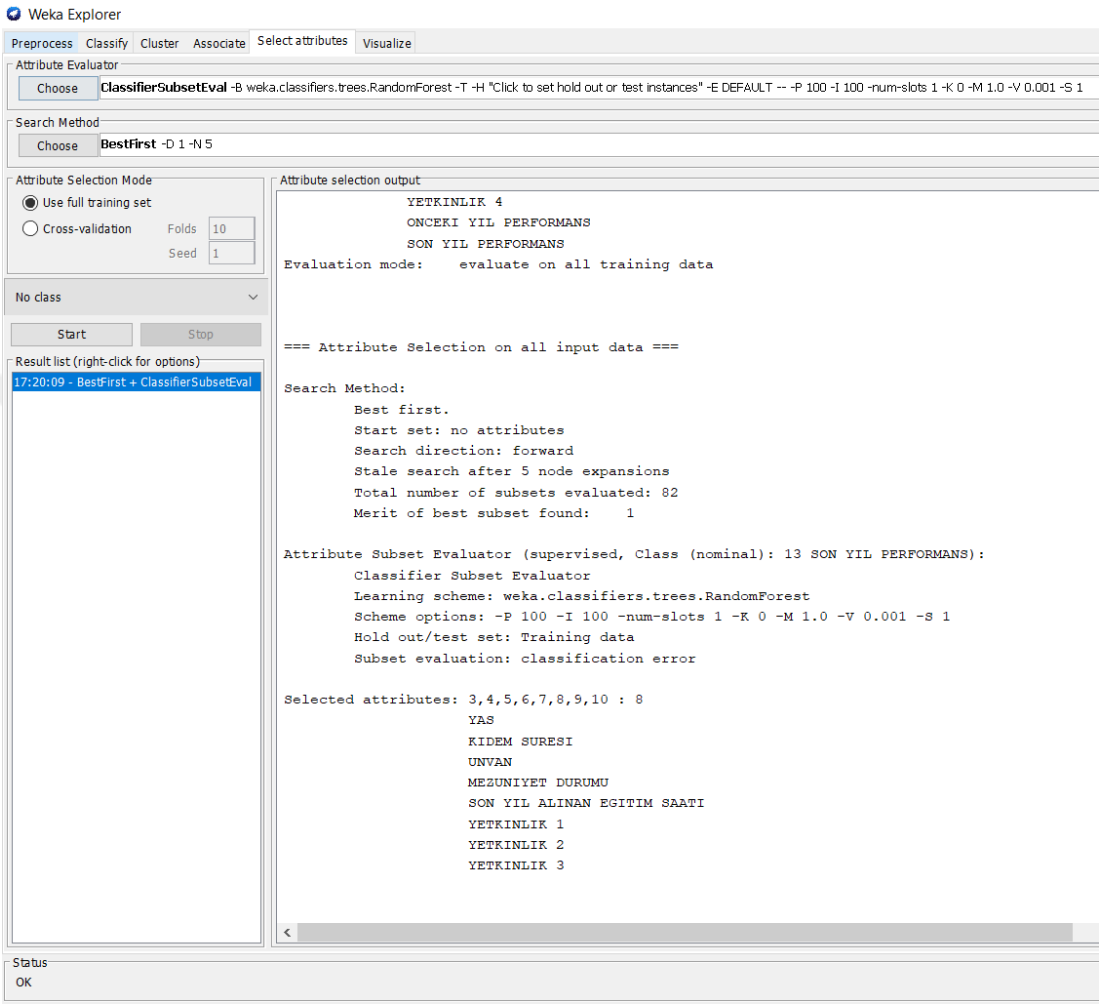
Şekil 72: K-Star Algoritması Modelinin Çıktısı

```
Correctly Classified Instances        1684               62.0715 %
Incorrectly Classified Instances      1029               37.9285 %
Kappa statistic                          0.3186
Mean absolute error                      0.2849
Root mean squared error                  0.4182
Relative absolute error                 72.7891 %
Root relative squared error             94.533  %
Total Number of Instances             2713
```

2.4.2.7. Random Forest Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi

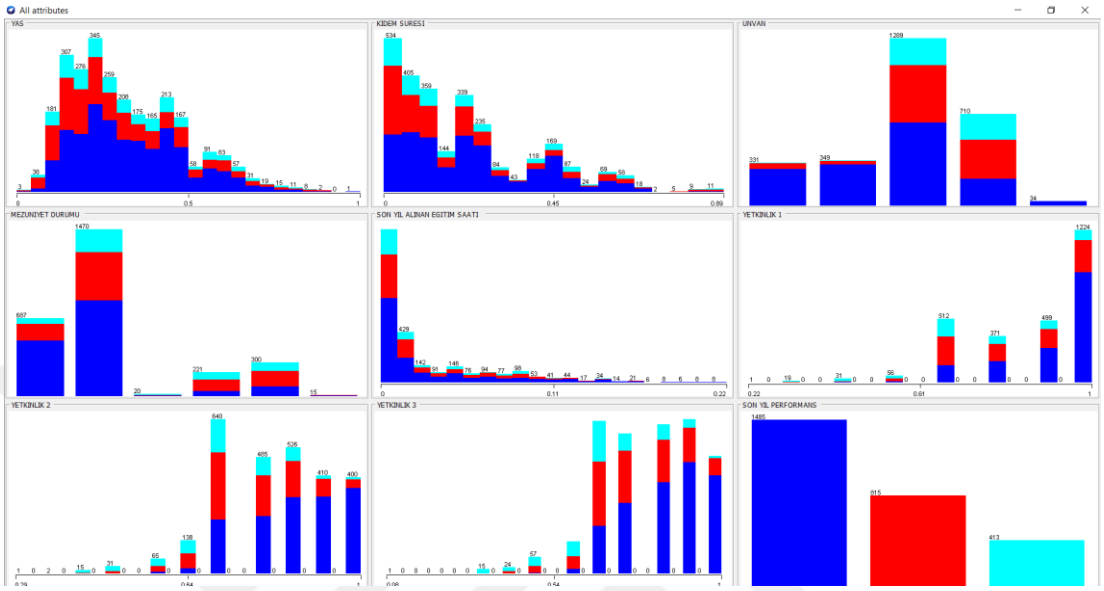
Random Forest algoritması üzerinden analiz gerçekleştirildiğinde, Şekil 73'de görüldüğü üzere Medeni Hal, Cinsiyet, Yetkinlik 4 ve Önceki Yıl Performans hariç tüm değişkenlerin modele etkisinin olduğu görülmektedir.

Şekil 73: Random Forest Algoritması Modelinin Değişken Seçimi Ekranı



Değişken seçimi doğrultusunda modele katkısı anlamlı bulunan 8 değişkenin ve bağımlı değişkenin dağılımı Şekil 74'de gösterilmektedir.

Şekil 74: Random Forest Algoritması Çalıştırılırken Seçilen Değişkenlerin Genel Görünümü



Şekil 75'da görüldüğü üzere modelin doğruluk düzeyi % 63.4722 olmuştur. Model çıktılarına göre doğru tahminlenen kayıt sayısı 1722 kayıttır. Diğer yandan hatalı tahminlenen kayıt sayısı 991 ve bu kayıtların yüzdelik dilimi %36.5278'dir. Kappa Katsayısı (Kappa Statistic) değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu ifade etmekte olup bu algoritma çerçevesinde 0.354 olarak bulunmuştur. Bu değer 0.20 ile 0.40 arasında olduğu için orta uyumu temsil etmektedir ve beklentileri karşılamaktadır. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) değeri hata oranını ifade etmekte olup 0.2926 olarak bulunmuştur. Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değeri gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar farklı olduğunu ifade etmekte olup 0.396 olarak bulunmuştur. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) ve Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değerleri için net kabul edilen bir sınır değeri olmamakla birlikte, bu değerler ne kadar düşük olursa modelin o kadar iyi performans

göstereceği söylenebilir. Bu sebeple bulgular bölümünde her bir algoritmanın hata değerleri karşılaştırmalı olarak incelenecektir.

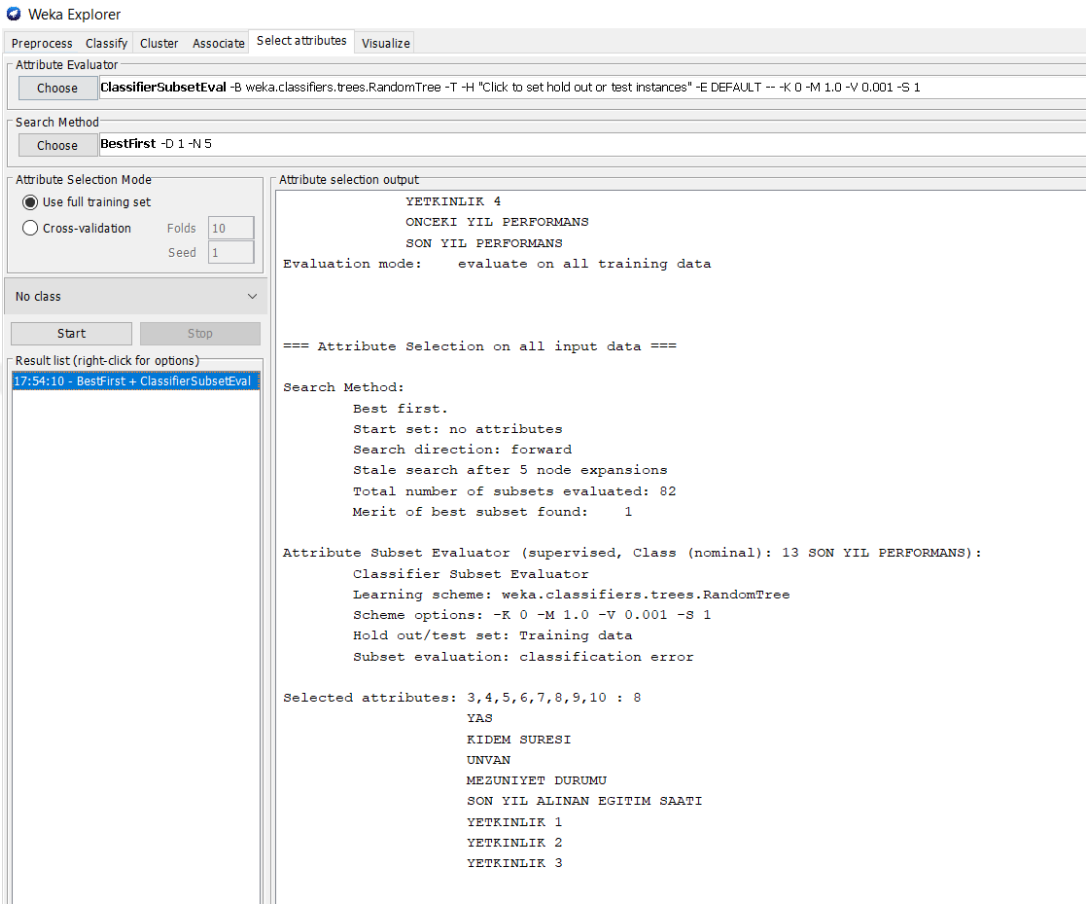
Şekil 75: Random Forest Algoritması Modelinin Çıktısı

```
Correctly Classified Instances        1722               63.4722 %
Incorrectly Classified Instances       991               36.5278 %
Kappa statistic                          0.354
Mean absolute error                      0.2926
Root mean squared error                  0.396
Relative absolute error                 74.7541 %
Root relative squared error             89.5329 %
Total Number of Instances             2713
```

2.4.2.8. Random Tree Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi

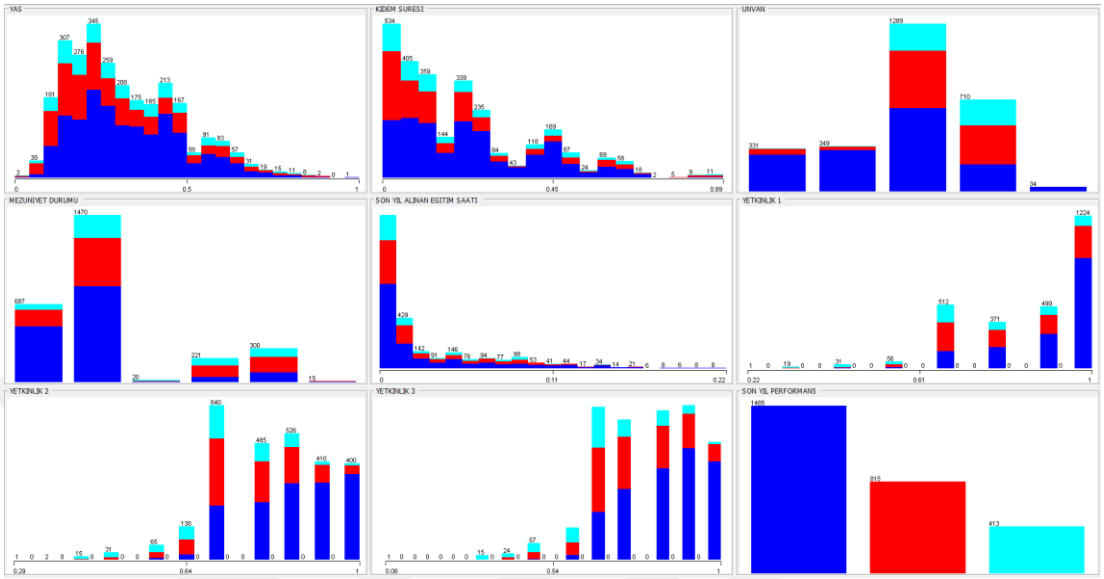
Random Tree algoritması üzerinden analiz gerçekleştirildiğinde, Şekil 76'da görüldüğü üzere Medeni Hal, Cinsiyet, Yetkinlik 4 ve Önceki Yıl Performans hariç tüm değişkenlerin modele etkisinin olduğu görülmektedir.

Şekil 76: Random Tree Algoritması Modelinin Değişken Seçimi Ekranı



Değişken seçimi doğrultusunda modele katkısı anlamlı bulunan 8 değişkenin ve bağımlı değişkenin dağılımı Şekil 77'de gösterilmektedir.

Şekil 77: Random Tree Algoritması Çalıştırılırken Seçilen Değişkenlerin Genel Görünümü



Şekil 78'de görüldüğü üzere modelin doğruluk düzeyi % 56.0634 olmuştur. Model çıktılarına göre doğru tahminlenen kayıt sayısı 1521 kayıttır. Diğer yandan hatalı tahminlenen kayıt sayısı 1192 ve bu kayıtların yüzdelik dilimi %43.9366'dır. Kappa Katsayısı (Kappa Statistic) değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu ifade etmekte olup bu algoritma çerçevesinde 0.2547 olarak bulunmuştur. Bu değer 0.20 ile 0.40 arasında olduğu için orta uyumu temsil etmektedir ve beklentileri karşılamaktadır. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) değeri hata oranını ifade etmekte olup 0.2931 olarak bulunmuştur. Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değeri gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar farklı olduğunu ifade etmekte olup 0.5407 olarak bulunmuştur. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) ve Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değerleri için net kabul edilen bir sınır değeri olmamakla birlikte, bu değerler ne kadar düşük olursa modelin o kadar iyi performans

göstereceği söylenebilir. Bu sebeple bulgular bölümünde her bir algoritmanın hata değerlerii karşılaştırmalı olarak incelenecektir.

Şekil 78: Random Tree Algoritması Modelinin Çıktısı

```
Correctly Classified Instances        1521               56.0634 %
Incorrectly Classified Instances      1192               43.9366 %
Kappa statistic                          0.2547
Mean absolute error                      0.2931
Root mean squared error                  0.5407
Relative absolute error                 74.884  %
Root relative squared error            122.2284 %
Total Number of Instances              2713
```

,

2.4.3. Model Önerilerinin Test Edilmesi

Bu bölümde daha önceden her bir algoritma için eğitim verileri ile oluşturulan öneri modeli programda çalıştırdıktan sonra aynı değişkenleri içeren test veri seti yüklenerek tahminleme yapmak üzere çalıştırılmıştır. Böylece her bir algoritma için ayrı ayrı işlem yapılarak önerilen modelin tahminleme doğruluk düzeyi elde edilmiştir. Sırasıyla her bir algoritma için elde edilen sonuçlar aktarılmaktadır.

2.4.3.1. Logistic Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi

Logistic algoritması kullanılarak elde edilen modelin özet çıktısı Şekil 79'da gösterilmektedir. Buna göre modelin doğruluk düzeyi %53.3203 ve bu doğrultuda doğru tahminlenen kayıt sayısı 273 kayıttır. Diğer yandan hatalı tahminlenen kayıt sayısı 239 ve bu kayıtların yüzdelik dilimi %46.6797'dur. Kappa Katsayısı (Kappa Statistic) tahminin gerçek grup ile uyumunu ifade etmekte olup bu algoritma çerçevesinde 0.2497 olarak bulunmuştur. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) değeri hata oranını ifade etmekte olup 0.3524 olarak bulunmuştur. Kök

Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değeri ise gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar farklı olduğunu ifade etmekte olup 0.4377 olarak bulunmuştur.

Şekil 79: Logistic Algoritması Üzerinden Tahminleme Modelinin Özet Çıktısı

```
Correctly Classified Instances         273               53.3203 %
Incorrectly Classified Instances       239               46.6797 %
Kappa statistic                          0.2497
Mean absolute error                      0.3524
Root mean squared error                  0.4377
Total Number of Instances              512
```

Şekil 80'de belirtilen Hata Matrisi kapsamında doğru tahmin edilen 273 kaydın 155'i yüksek performans, 106'sı orta performans ve 12'si düşük performans grubunu ifade etmektedir. Yüksek performans olması gerekirken hatalı olarak orta performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 17, düşük performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 1'dir. Orta performans olması gerekirken hatalı olarak yüksek performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 126, düşük performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 21'dir. Düşük performans olması gerekirken hatalı olarak yüksek performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 29 ve orta performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 45'tir.

Şekil 80: Logistic Algoritması İçin Oluşturulan Hata Matrisi

```
  a   b   c   <-- classified as
155  17   1 |   a = YUKSEK
126 106  21 |   b = ORTA
 29  45  12 |   c = DUSUK
```

Şekil 81'de yüksek, orta ve düşük performans gruplarına göre doğruluk oranları verilmektedir. Bu kapsamda yüksek performans için Doğru Pozitif Oranı (TP Rate)

yüksek performans olarak tahmin edilen kayıtların gerçek yüksek performanslara oranını ifade etmekte olup 0.896 olarak, Yalnış Pozitif Oranı (FP Rate) gerçekte orta ya da düşük performans olmasına rağmen hatalı olarak yüksek performans şeklinde tahmin edilme oranını ifade etmekte olup 0.457 olarak, Kesinlik (Precision) yüksek performans olarak sınıflandırılan örneklerin ne kadarının gerçekten yüksek performans olduğunu ifade etmekte olup 0.500 olarak, Duyarlılık (Recall) değeri model kapsamında yüksek performans olarak tahmin edilmesi gereken kayıtların ne kadarının yüksek performans olarak tahmin edildiğini ifade etmekte olup 0.896 olarak, F-Ölçütü (F-Measure) değeri Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin harmonik ortalamasını ifade etmekte olup 0.642 olarak, Matthews Korelasyon Katsayısı (MCC) değeri Doğru Pozitif Oranı (TP Rate) ve Yalnış Pozitif Oranı (FP Rate) oranlarının birleşik ölçümü ifade etmekte olup 0.425 olarak, ROC Alanı (ROC Area) değeri sınıflandırıcıların genel olarak ne kadar iyi çalıştığını ifade etmekte olup 0.818 ve son olarak PRC Alanı (PRC Area) değeri ise Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin birleşik ölçümünü ifade etmekte olup 0.663 olarak yer almaktadır. Bu oranlar orta performans ve düşük performans satırlarında da anlamları ifade etmektedir.

Şekil 81: Logistic Algoritması İçin Oluşturulan Sınıflara Göre Doğruluk Oranları

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
0,896	0,457	0,500	0,896	0,642	0,425	0,818	0,663	YUKSEK
0,419	0,239	0,631	0,419	0,504	0,191	0,655	0,635	ORTA
0,140	0,052	0,353	0,140	0,200	0,132	0,770	0,360	DUSUK

2.4.3.2. J48 Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi

J48 algoritması kullanılarak elde edilen çıktı Şekil 82'de gösterilmektedir. Buna göre modelin doğruluk düzeyi %52.5391 ve bu doğrultuda, doğru tahminlenen performans sonucu sayısı 269 kayıttır. Diğer yandan hatalı tahminlenen kayıt sayısı 243 ve bu kayıtların yüzdelik dilimi %47.4609'dur. Kappa Katsayısı (Kappa Statistic) değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu ifade etmekte olup bu algoritma çerçevesinde 0.2406 olarak bulunmuştur. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) değeri hata oranını ifade etmekte olup 0.3397 olarak bulunmuştur. Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değeri ise gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar farklı olduğunu ifade etmekte olup 0.4678 olarak bulunmuştur.

Şekil 82: J48 Algoritması Üzerinden Tahminleme Modelinin Özet Çıktısı

Correctly Classified Instances	269	52.5391 %
Incorrectly Classified Instances	243	47.4609 %
Kappa statistic	0.2406	
Mean absolute error	0.3397	
Root mean squared error	0.4678	
Relative absolute error	79.4948 %	
Root relative squared error	97.1992 %	
Total Number of Instances	512	

Şekil 83'te belirtilen Hata Matrisi kapsamında doğru tahmin edilen 269 kaydın 145'i yüksek performans, 111'i orta performans ve 13'ü düşük performans grubunu ifade etmektedir. Yüksek performans olması gerekirken hatalı olarak orta performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 22, düşük performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 6'dır. Orta performans olması gerekirken hatalı olarak yüksek performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 111, düşük performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı

31’dir. Düşük performans olması gerekirken yüksek performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 30 ve orta performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 13’dür.

Şekil 83: J48 Algoritması İçin Oluşturulan Hata Matrisi

```
   a   b   c   <-- classified as
 145  22   6 |   a = YUKSEK
 111 111  31 |   b = ORTA
  30  43  13 |   c = DUSUK
```

Şekil 84’te yüksek, orta ve düşük performans gruplarına göre doğruluk oranları verilmektedir. Bu kapsamda yüksek performans için Doğru Pozitif Oranı (TP Rate) yüksek performans olarak tahmin edilen kayıtların gerçek yüksek performanslara oranını ifade etmekte olup 0.838 olarak, Yalnış Pozitif Oranı (FP Rate) gerçekte orta ya da düşük performans olmasına rağmen hatalı olarak yüksek performans şeklinde tahmin edilme oranını ifade etmekte olup 0.416 olarak, Kesinlik (Precision) yüksek performans olarak sınıflandırılan örneklerin ne kadarının gerçekten yüksek performans olduğunu ifade etmekte olup 0.507 olarak, Duyarlılık (Recall) değeri model kapsamında yüksek performans olarak tahmin edilmesi gereken kayıtların ne kadarının yüksek performans olarak tahmin edildiğini ifade etmekte olup 0.838 olarak, F-Ölçütü (F-Measure) değeri Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin harmonik ortalamasını ifade etmekte olup 0.632 olarak, Matthews Korelasyon Katsaysı (MCC) değeri Doğru Pozitif Oranı (TP Rate) ve FT Rate oranlarının birleşik ölçümü ifade etmekte olup 0.402, ROC Alanı (ROC Area) değeri sınıflandırıcıların genel olarak ne kadar iyi çalıştığını ifade etmekte olup 0.765 ve son olarak PRC Alanı (PRC Area) değeri ise Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin birleşik ölçümünü ifade etmekte olup 0.558 olarak yer almaktadır. Bu oranlar orta performans ve düşük performans satırlarında da anlamları ifade etmektedir.

Şekil 84: J48 Algoritması İçin Oluşturulan Sınıflara Göre Doğruluk Oranları

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
0,838	0,416	0,507	0,838	0,632	0,402	0,765	0,558	YUKSEK
0,439	0,251	0,631	0,439	0,517	0,198	0,618	0,621	ORTA
0,151	0,087	0,260	0,151	0,191	0,081	0,641	0,254	DUSUK

2.4.3.3. Multilayer Perceptron Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi

Multilayer Perceptron algoritması kullanılarak elde edilen çıktı Şekil 85'te gösterilmektedir. Buna göre modelin doğruluk düzeyi %38.8672 ve bu doğrultuda, doğru tahminlenen performans sonucu sayısı 199 kayıttır. Diğer yandan hatalı tahminlenen kayıt sayısı 313 ve bu kayıtların yüzdelik dilimi % 61.1328'dir. Kappa Katsayısı (Kappa Statistic) değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu ifade etmekte olup bu algoritma çerçevesinde 0.0537 olarak bulunmuştur. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) değeri hata oranını ifade etmekte olup 0.392 olarak bulunmuştur. Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değeri ise gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar farklı olduğunu ifade etmekte olup 0.5623 olarak bulunmuştur.

Şekil 85: Multilayer Perceptron Algoritması Üzerinden Tahminleme Modelinin Özet Çıktısı

Correctly Classified Instances	199	38.8672 %
Incorrectly Classified Instances	313	61.1328 %
Kappa statistic	0.0537	
Mean absolute error	0.392	
Root mean squared error	0.5623	
Relative absolute error	91.714 %	
Root relative squared error	116.8194 %	
Total Number of Instances	512	

Şekil 86'da belirtilen Hata Matrisi kapsamında doğru tahmin edilen 199 kaydın 148'i yüksek performans, 39'u orta performans ve 12'si düşük performans grubunu ifade etmektedir. Yüksek performans olması gerekirken hatalı olarak orta performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 23, düşük performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 2'dir. Orta performans olması gerekirken hatalı olarak yüksek performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 191 düşük performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 23'tür. Düşük performans olması gerekirken yüksek performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 43 ve orta performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 31'dir.

Şekil 86: Multilayer Perceptron Algoritması İçin Oluşturulan Hata Matrisi

```
  a   b   c   <-- classified as
148  23   2 |   a = YUKSEK
191  39  23 |   b = ORTA
 43  31  12 |   c = DUSUK
```

Şekil 87'de yüksek, orta ve düşük performans gruplarına göre doğruluk oranları verilmektedir. Bu kapsamda yüksek performans için Doğru Pozitif Oranı (TP Rate) yüksek performans olarak tahmin edilen kayıtların gerçek yüksek performanslara oranını ifade etmekte olup 0.855 olarak, Yalnış Pozitif Oranı (FP Rate) gerçekte orta ya da düşük performans olmasına rağmen hatalı olarak yüksek performans şeklinde tahmin edilme oranını ifade etmekte olup 0.690 olarak, Kesinlik (Precision) yüksek performans olarak sınıflandırılan örneklerin ne kadarının gerçekten yüksek performans olduğunu ifade etmekte olup 0.387 olarak, Duyarlılık (Recall) değeri model kapsamında yüksek performans olarak tahmin edilmesi gereken kayıtların ne kadarının yüksek performans olarak tahmin edildiğini ifade etmekte olup 0.855 olarak, F-Ölçütü (F-Measure) değeri Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin harmonik ortalamasını ifade etmekte olup 0.533 olarak, Matthews Korelasyon Katsayısı (MCC) değeri Doğru Pozitif Oranı (TP Rate) ve FT Rate oranlarının birleşik

ölçümü ifade etmekte olup 0.180, ROC Alanı (ROC Area) değeri sınıflandırıcıların genel olarak ne kadar iyi çalıştığını ifade etmekte olup 0.711 ve son olarak PRC Alanı (PRC Area) değeri ise Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin birleşik ölçümünü ifade etmekte olup 0.555 olarak yer almaktadır. Bu oranlar orta performans ve düşük performans satırlarında da anlamları ifade etmektedir.

Şekil 87: Multilayer Perceptron Algoritması İçin Oluşturulan Sınıflara Göre Doğruluk Oranları

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
0,855	0,690	0,387	0,855	0,533	0,180	0,711	0,555	YUKSEK
0,154	0,208	0,419	0,154	0,225	-0,070	0,566	0,514	ORTA
0,140	0,059	0,324	0,140	0,195	0,117	0,689	0,301	DUSUK

2.4.3.4. Decision Stump Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi

Decision Stump algoritması kullanılarak elde edilen çıktı Şekil 88'de gösterilmektedir. Buna göre modelin doğruluk düzeyi %56.0547 ve bu doğrultuda, doğru tahminlenen performans sonucu sayısı 287 kayıttır. Diğer yandan hatalı tahminlenen kayıt sayısı 225 ve bu kayıtların yüzdelik dilimi %43.9453'tür. Kappa Katsayısı (Kappa Statistic) değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu ifade etmekte olup bu algoritma çerçevesinde 0.1798 olarak bulunmuştur. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) değeri hata oranını ifade etmekte olup 0.4028 olarak bulunmuştur. Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değeri ise gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar farklı olduğunu ifade etmekte olup 0.4492 olarak bulunmuştur.

Şekil 88: Decision Stump Algoritması Üzerinden Tahminleme Modelinin Özet Çıktısı

```
Correctly Classified Instances         287               56.0547 %
Incorrectly Classified Instances       225               43.9453 %
Kappa statistic                          0.1798
Mean absolute error                      0.4028
Root mean squared error                  0.4492
Relative absolute error                 94.2376 %
Root relative squared error             93.325  %
Total Number of Instances              512
```

Şekil 89'da belirtilen Hata Matrisi kapsamında doğru tahmin edilen 287 kaydın 61'i yüksek performans, 226'u orta performans grubunu ifade etmektedir. Düşük performans grubunda toplam 86 kayıt olmasına rağmen hiçbiri doğru tahmin edilmemiştir. Yüksek performans olması gerekirken hatalı olarak orta performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 112'dir. Orta performans olması gerekirken hatalı olarak yüksek performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 27'dir. Düşük performans olması gerekirken yüksek performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 10 ve orta performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 76'dır.

Şekil 89: Decision Stump Algoritması İçin Oluşturulan Hata Matrisi

```
 a   b   c   <-- classified as
61 112   0 |   a = YUKSEK
27 226   0 |   b = ORTA
10  76   0 |   c = DUSUK
```

Şekil 90'da yüksek, orta ve düşük performans gruplarına göre doğruluk oranları verilmektedir. Bu kapsamda yüksek performans için Doğru Pozitif Oranı (TP Rate) yüksek performans olarak tahmin edilen kayıtların gerçek yüksek performanslara oranını ifade etmekte olup 0.353 olarak, Yalnış Pozitif Oranı (FP Rate) gerçekte orta ya da düşük performans olmasına rağmen hatalı olarak yüksek performans şeklinde

tahmin edilme oranını ifade etmekte olup 0.109 olarak, Kesinlik (Precision) yüksek performans olarak sınıflandırılan örneklerin ne kadarının gerçekten yüksek performans olduğunu ifade etmekte olup 0.622 olarak, Duyarlılık (Recall) değeri model kapsamında yüksek performans olarak tahmin edilmesi gereken kayıtların ne kadarının yüksek performans olarak tahmin edildiğini ifade etmekte olup 0.353 olarak, F-Ölçütü (F-Measure) değeri Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin harmonik ortalamasını ifade etmekte olup 0.450 olarak, Matthews Korelasyon Katsayısı (MCC) değeri Doğru Pozitif Oranı (TP Rate) ve FT Rate oranlarının birleşik ölçümü ifade etmekte olup 0.293, ROC Alanı (ROC Area) değeri sınıflandırıcıların genel olarak ne kadar iyi çalıştığını ifade etmekte olup 0.622 ve son olarak PRC Alanı (PRC Area) değeri ise Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin birleşik ölçümünü ifade etmekte olup 0.438 olarak yer almaktadır. Bu oranlar orta performans ve düşük performans satırlarında da anlamları ifade etmektedir.

Şekil 90: Decision Stump Algoritması İçin Oluşturulan Sınıflara Göre Doğruluk Oranları

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
0,353	0,109	0,622	0,353	0,450	0,293	0,622	0,438	YUKSEK
0,893	0,726	0,546	0,893	0,678	0,213	0,584	0,540	ORTA
0,000	0,000	?	0,000	?	?	0,545	0,182	DUSUK
0,561	0,396	?	0,561	?	?	0,590	0,446	

2.4.3.5. Naïve Bayes Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi

Naïve Bayes algoritması kullanılarak elde edilen çıktı Şekil 91'de gösterilmektedir. Buna göre modelin doğruluk düzeyi %57.8125 ve bu doğrultuda, doğru tahminlenen performans sonucu sayısı 296 kayıttır. Diğer yandan hatalı tahminlenen kayıt sayısı 216 ve bu kayıtların yüzdelik dilimi %42.1875'dir. . Kappa Katsayısı (Kappa Statistic) değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu ifade etmekte olup bu algoritma çerçevesinde 0.298 olarak bulunmuştur. Ortalama Mutlak Hata

(Mean Absolute Error) değeri hata oranını ifade etmekte olup 0.3507 olarak bulunmuştur. Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değeri ise gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar farklı olduğunu ifade etmekte olup 0.4388 olarak bulunmuştur.

Şekil 91: Naïve Bayes Algoritması Üzerinden Tahminleme Modelinin Özet Çıktısı

```
Correctly Classified Instances         296               57.8125 %
Incorrectly Classified Instances       216               42.1875 %
Kappa statistic                          0.298
Mean absolute error                      0.3507
Root mean squared error                  0.4388
Relative absolute error                 82.0526 %
Root relative squared error             91.1775 %
Total Number of Instances              512
```

Şekil 92'de belirtilen Hata Matrisi kapsamında doğru tahmin edilen 296 kaydın 121'i yüksek performans, 156'sı orta performans ve 19'u düşük performans grubunu ifade etmektedir. Yüksek performans olması gerekirken hatalı olarak orta performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 48, düşük performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 4'dür. Orta performans olması gerekirken hatalı olarak yüksek performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 67, düşük performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 30'dur. Düşük performans olması gerekirken yüksek performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 13 ve orta performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 54'dür.

Şekil 92: Naïve Bayes Algoritması İçin Oluşturulan Hata Matrisi

```
   a   b   c   <-- classified as
 121  48   4 |   a = YUKSEK
  67 156  30 |   b = ORTA
  13  54  19 |   c = DUSUK
```

Şekil 93'de yüksek, orta ve düşük performans gruplarına göre doğruluk oranları verilmektedir. Bu kapsamda yüksek performans için Doğru Pozitif Oranı (TP Rate) yüksek performans olarak tahmin edilen kayıtların gerçek yüksek performanslara oranını ifade etmekte olup 0.699 olarak, Yalnış Pozitif Oranı (FP Rate) gerçekte orta yada düşük performans olmasına rağmen hatalı olarak yüksek performans şeklinde tahmin edilme oranını ifade etmekte olup 0.236 olarak, Kesinlik (Precision) yüksek performans olarak sınıflandırılan örneklerin ne kadarının gerçekten yüksek performans olduğunu ifade etmekte olup 0.602 olarak, Duyarlılık (Recall) değeri model kapsamında yüksek performans olarak tahmin edilmesi gereken kayıtların ne kadarının yüksek performans olarak tahmin edildiğini ifade etmekte olup 0.699 olarak, F-Ölçütü (F-Measure) değeri Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin harmonik ortalamasını ifade etmekte olup 0.647 olarak, Matthews Korelasyon Katsaysı (MCC) değeri Doğru Pozitif Oranı (TP Rate) ve FT Rate oranlarının birleşik ölçümü ifade etmekte olup 0.449, ROC Alanı (ROC Area) değeri sınıflandırıcıların genel olarak ne kadar iyi çalıştığını ifade etmekte olup 0.784 ve son olarak PRC Alanı (PRC Area) değeri ise Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin birleşik ölçümünü ifade etmekte olup 0.593 olarak yer almaktadır. Bu oranlar orta performans ve düşük performans satırlarında da anlamları ifade etmektedir.

Şekil 93: Naïve Bayes Algoritması İçin Oluşturulan Sınıflara Göre Doğruluk Oranları

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
0,699	0,236	0,602	0,699	0,647	0,449	0,784	0,593	YUKSEK
0,617	0,394	0,605	0,617	0,611	0,223	0,630	0,604	ORTA
0,221	0,080	0,358	0,221	0,273	0,173	0,717	0,315	DUSUK
0,578	0,288	0,562	0,578	0,566	0,291	0,697	0,552	

2.4.3.6. K-Star Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi

K-Star algoritması kullanılarak elde edilen çıktı Şekil 94'de gösterilmektedir Buna göre modelin doğruluk düzeyi %44.9219 ve bu doğrultuda, doğru tahminlenen performans sonucu sayısı 230 kayıttır. Diğer yandan hatalı tahminlenen kayıt sayısı 282 ve bu kayıtların yüzdelik dilimi %55.0781'dir. Kappa Katsayısı (Kappa Statistic) değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu ifade etmekte olup bu algoritma çerçevesinde 0.1048 olarak bulunmuştur. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) değeri hata oranını ifade etmekte olup 0.3721 olarak bulunmuştur. Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değeri ise gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar farklı olduğunu ifade etmekte olup 0.5557 olarak bulunmuştur.

Şekil 94: K-Star Algoritması Üzerinden Tahminleme Modelinin Özet Çıktısı

Correctly Classified Instances	230	44.9219 %
Incorrectly Classified Instances	282	55.0781 %
Kappa statistic	0.1048	
Mean absolute error	0.3721	
Root mean squared error	0.5557	
Relative absolute error	87.071 %	
Root relative squared error	115.4481 %	
Total Number of Instances	512	

Şekil 95'te belirtilen Hata Matrisi kapsamında doğru tahmin edilen 230 kaydın 109'u yüksek performans, 113'ü orta performans ve 8'i düşük performans grubunu ifade etmektedir. Yüksek performans olması gerekirken hatalı olarak orta performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 49, düşük performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 15'dir. Orta performans olması gerekirken hatalı olarak yüksek performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 112, düşük performans olarak tahmin edilen kayıt

sayısı 28'dir. Düşük performans olması gerekirken yüksek performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 31 ve orta performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 47'dir.

Şekil 95: K-Star Algoritması İçin Oluşturulan Hata Matrisi

```
  a   b   c   <-- classified as
109  49  15 |   a = YUKSEK
112 113  28 |   b = ORTA
 31  47   8 |   c = DUSUK
```

Şekil 96'da yüksek, orta ve düşük performans gruplarına göre doğruluk oranları verilmektedir. Bu kapsamda yüksek performans için Doğru Pozitif Oranı (TP Rate) yüksek performans olarak tahmin edilen kayıtların gerçek yüksek performanslara oranını ifade etmekte olup 0.630 olarak, Yalnış Pozitif Oranı (FP Rate) gerçekte orta ya da düşük performans olmasına rağmen hatalı olarak yüksek performans şeklinde tahmin edilme oranını ifade etmekte olup 0.422 olarak, Kesinlik (Precision) yüksek performans olarak sınıflandırılan örneklerin ne kadarının gerçekten yüksek performans olduğunu ifade etmekte olup 0.433 olarak, Duyarlılık (Recall) değeri model kapsamında yüksek performans olarak tahmin edilmesi gereken kayıtların ne kadarının yüksek performans olarak tahmin edildiğini ifade etmekte olup 0.630 olarak, F-Ölçütü (F-Measure) değeri Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin harmonik ortalamasını ifade etmekte olup 0.513 olarak, Matthews Korelasyon Katsaysı (MCC) değeri Doğru Pozitif Oranı (TP Rate) ve FT Rate oranlarının birleşik ölçümü ifade etmekte olup 0.197, ROC Alanı (ROC Area) değeri sınıflandırıcıların genel olarak ne kadar iyi çalıştığını ifade etmekte olup 0.646 ve son olarak PRC Alanı (PRC Area) değeri ise Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin birleşik ölçümünü ifade etmekte olup 0.447 olarak yer almaktadır. Bu oranlar orta performans ve düşük performans satırlarında da anlamları ifade etmektedir.

Şekil 96: K-Star Algoritması İçin Oluşturulan Sınıflara Göre Doğruluk Oranları

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
0,630	0,422	0,433	0,630	0,513	0,197	0,646	0,447	YUKSEK
0,447	0,371	0,541	0,447	0,489	0,077	0,551	0,532	ORTA
0,093	0,101	0,157	0,093	0,117	-0,010	0,588	0,207	DUSUK
0,449	0,343	0,440	0,449	0,435	0,103	0,590	0,449	

2.4.3.7. Random Forest Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi

Random Forest algoritması kullanılarak elde edilen çıktı Şekil 97'de gösterilmektedir. Buna göre modelin doğruluk düzeyi yüzdesi %46.2891 ve bu doğrultuda, doğru tahminlenen performans sonucu sayısı 237 kayıttır. Diğer yandan hatalı tahminlenen kayıt sayısı 275 ve bu kayıtların yüzdelik dilimi %53.7109'dur. . Kappa Katsayısı (Kappa Statistic) değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu ifade etmekte olup bu algoritma çerçevesinde 0.1243 olarak bulunmuştur. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) değeri hata oranını ifade etmekte olup 0.3831 olarak bulunmuştur. Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değeri ise gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar farklı olduğunu ifade etmekte olup 0.4551 olarak bulunmuştur.

Şekil 97: Random Forest Algoritması Üzerinden Tahminleme Modelinin Özet Çıktısı

Correctly Classified Instances	237	46.2891 %
Incorrectly Classified Instances	275	53.7109 %
Kappa statistic	0.1243	
Mean absolute error	0.3831	
Root mean squared error	0.4551	
Relative absolute error	89.6321 %	
Root relative squared error	94.5456 %	
Total Number of Instances	512	

Şekil 98'de belirtilen Hata Matrisi kapsamında doğru tahmin edilen 237 kaydın 121'i yüksek performans, 106'sı orta performans ve 10'u düşük performans grubunu ifade etmektedir. Yüksek performans olması gerekirken hatalı olarak orta performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 48, düşük performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 4'dür. Orta performans olması gerekirken hatalı olarak yüksek performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 124 düşük performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 23'dür. Düşük performans olması gerekirken yüksek performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 30 ve orta performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 46'dır.

Şekil 98: Random Forest Algoritması İçin Oluşturulan Hata Matrisi

```
   a   b   c   <-- classified as
 121  48   4 |   a = YUKSEK
 124 106  23 |   b = ORTA
  30  46  10 |   c = DUSUK
```

Şekil 99'da yüksek, orta ve düşük performans gruplarına göre doğruluk oranları verilmektedir. Bu kapsamda yüksek performans için Doğru Pozitif Oranı (TP Rate) yüksek performans olarak tahmin edilen kayıtların gerçek yüksek performanslara oranını ifade etmekte olup 0.699 olarak, Yalnış Pozitif Oranı (FP Rate) gerçekte orta ya da düşük performans olmasına rağmen hatalı olarak yüksek performans şeklinde tahmin edilme oranını ifade etmekte olup 0.454 olarak, Kesinlik (Precision) yüksek performans olarak sınıflandırılan örneklerin ne kadarının gerçekten yüksek performans olduğunu ifade etmekte olup 0.440 olarak, Duyarlılık (Recall) değeri model kapsamında yüksek performans olarak tahmin edilmesi gereken kayıtların ne kadarının yüksek performans olarak tahmin edildiğini ifade etmekte olup 0.699 olarak, F-Ölçütü (F-Measure) değeri Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin harmonik ortalamasını ifade etmekte olup 0.540 olarak, Matthews Korelasyon

Katsaysı (MCC) değeri Doğru Pozitif Oranı (TP Rate) ve FT Rate oranlarının birleşik ölçümü ifade etmekte olup 0.233, ROC Alanı (ROC Area) değeri sınıflandırıcıların genel olarak ne kadar iyi çalıştığını ifade etmekte olup 0.690 ve son olarak PRC Alanı (PRC Area) değeri ise Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin birleşik ölçümünü ifade etmekte olup 0.498 olarak yer almaktadır. Bu oranlar orta performans ve düşük performans satırlarında da anlamları ifade etmektedir.

Şekil 99: Random Forest Algoritması İçin Oluşturulan Sınıflara Göre Doğruluk Oranları

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
0,699	0,454	0,440	0,699	0,540	0,233	0,690	0,498	YUKSEK
0,419	0,363	0,530	0,419	0,468	0,057	0,581	0,590	ORTA
0,116	0,063	0,270	0,116	0,163	0,076	0,654	0,255	DUSUK

2.4.3.8. Random Tree Algoritması Değişken Seçimi ve Model Önerisi

Random Tree algoritması kullanılarak elde edilen çıktı Şekil 100'de gösterilmektedir. Buna göre modelin doğruluk düzeyi yüzdesi %44.9219 ve bu doğrultuda, doğru tahminlenen performans sonucu sayısı 230 kayıttır. Diğer yandan hatalı tahminlenen kayıt sayısı 282 ve bu kayıtların yüzdelik dilimi %55.0781'dir. . Kappa Katsayısı (Kappa Statistic) değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu ifade etmekte olup bu algoritma çerçevesinde 0.1143 olarak bulunmuştur. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) değeri hata oranını ifade etmekte olup 0.3745 olarak bulunmuştur. Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değeri ise gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar farklı olduğunu ifade etmekte olup 0.5384 olarak bulunmuştur.

Şekil 100: Random Tree Algoritması Üzerinden Tahminleme Modelinin Özet Çıktısı

```
Correctly Classified Instances         230               44.9219 %
Incorrectly Classified Instances       282               55.0781 %
Kappa statistic                          0.1143
Mean absolute error                      0.3745
Root mean squared error                  0.5384
Relative absolute error                 87.6268 %
Root relative squared error            111.8625 %
Total Number of Instances              512
```

Şekil 101'de belirtilen Hata Matrisi kapsamında doğru tahmin edilen 230 kaydın 105'i yüksek performans, 113'ü orta performans ve 12'si düşük performans grubunu ifade etmektedir. Yüksek performans olması gerekirken hatalı olarak orta performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 51, düşük performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 17'dir. Orta performans olması gerekirken hatalı olarak yüksek performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 100 düşük performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 40'dır. Düşük performans olması gerekirken yüksek performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 31 ve orta performans olarak tahmin edilen kayıt sayısı 43'dür.

Şekil 101: Random Tree Algoritması İçin Oluşturulan Hata Matrisi

```
  a   b   c   <-- classified as
105  51  17 |   a = YUKSEK
100 113  40 |   b = ORTA
 31  43  12 |   c = DUSUK
```

Şekil 102'de yüksek, orta ve düşük performans gruplarına göre doğruluk oranları verilmektedir. Bu kapsamda yüksek performans için Doğru Pozitif Oranı (TP Rate) yüksek performans olarak tahmin edilen kayıtların gerçek yüksek performanslara oranını ifade etmekte olup 0.607 olarak, Yalnış Pozitif Oranı (FP Rate) gerçekte orta

ya da düşük performans olmasına rağmen hatalı olarak yüksek performans şeklinde tahmin edilme oranını ifade etmekte olup 0.386 olarak, Kesinlik (Precision) yüksek performans olarak sınıflandırılan örneklerin ne kadarının gerçekten yüksek performans olduğunu ifade etmekte olup 0.445 olarak, Duyarlılık (Recall) değeri model kapsamında yüksek performans olarak tahmin edilmesi gereken kayıtların ne kadarının yüksek performans olarak tahmin edildiğini ifade etmekte olup 0.607 olarak, F-Ölçütü (F-Measure) değeri Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin harmonik ortalamasını ifade etmekte olup 0.513 olarak, Matthews Korelasyon Katsaysı (MCC) değeri Doğru Pozitif Oranı (TP Rate) ve FT Rate oranlarının birleşik ölçümü ifade etmekte olup 0.209, ROC Alanı (ROC Area) değeri sınıflandırıcıların genel olarak ne kadar iyi çalıştığını ifade etmekte olup 0.632 ve son olarak PRC Alanı (PRC Area) değeri ise Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin birleşik ölçümünü ifade etmekte olup 0.452 olarak yer almaktadır. Bu oranlar orta performans ve düşük performans satırlarında da anlamları ifade etmektedir.

Şekil 102: Random Tree Algoritması İçin Oluşturulan Sınıflara Göre Doğruluk Oranları

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
0,607	0,386	0,445	0,607	0,513	0,209	0,632	0,452	YUKSEK
0,447	0,363	0,546	0,447	0,491	0,085	0,540	0,540	ORTA
0,140	0,134	0,174	0,140	0,155	0,006	0,582	0,191	DUSUK

2.4.4. Model Önerilerinin Değerlendirilmesi

Çalışma kapsamında örneklem üzerinden elde edilen veriler modelin eğitilmesi kullanılan birinci grup veri seti ve tahmin edilmesi için kullanılan ikinci grup veri seti üzere iki ayrı grupta ele alınmıştır. Öncelikle her iki grup için de veri setleri normalize edilmiş olup aykırı ve uç değerlerden arındırılmıştır. Tablo 8'de görüldüğü üzere veri temizliği aşamasında birinci grup veri setinden 188 kayıt çıkarılmış olup model önerisi

analizlerinde 2713 kayıt dikkate alınmıştır. İkinci grup veri setinden ise veri temizliği aşamasında 71 kayıt çıkarılmış olup modelin tahminleme kısmında 512 kayıt analizlere dahil edilmiştir.

Tablo 8: Veri Temizliği Öncesi ve Sonrası Kayıt Sayılarının Karşılaştırılması

Veri Grubu	Ham Veri Kayıt Sayısı	Analizlere Dahil Edilen Kayıt Sayısı
Birinci Grup Veri Seti	2901	2713
İkinci Grup Veri Seti	583	512

Tablo 9'da gösterildiği üzere model önerilerinin geliştirilebilmesi için birinci grup veri seti üzerinden; Logistic, Multi Layer Perceptron, J48, DecisionStump, Naïve Bayes, K-Star, RandomForest ve RandomTree olmak üzere 8 farklı algoritma için o algoritmaya özgü modele dahil edilecek değişkenler belirlenmiştir. Bu değişkenler ile algoritmalar çalıştırılarak 8 farklı model önerisi ortaya koyulmuştur. Toplam çalışmaya dahil edilen toplam 12 bağımsız değişken arasından Logistic algoritmasında 8'i, Multi Layer Perceptron algoritmasında 12'si, J48 algoritmasında 11'i, DecisionStump algoritmasında sadece 1'i, Naïve Bayes algoritmasında 4'ü, K-Star algoritmasında 10'u, RandomForest ve RandomTree algoritmalarında 8'i anlamlı olarak katkı sağlamış ve modele dahil edilmiştir. Modele 2713 kayıt dahil olmasına karşın doğru tahmin edilen kayıt sayıları sırasıyla Logistic algoritmasında 1851, Multi Layer Perceptron algoritmasında 1742, J48 algoritmasında 1726, Decision Stump algoritmasında sadece 1610, Naïve Bayes algoritmasında 1793, K-Star algoritmasında 1029, Random Forest algoritmasında 1722 ve Random Tree 1521 şeklinde olmuştur. Tahmin doğruluk düzeylerine bakıldığında ise Logistic algoritmasında %68.2, Multi Layer Perceptron algoritmasında %64.2, J48 algoritmasında %63.6, Decision Stump algoritmasında sadece %59.3, Naïve Bayes algoritmasında %66, K-Star algoritmasında %63.4, Random Forest algoritmasında %63.4 ve Random Tree

algoritmasında %56 olduğu görülmektedir. Bu kapsamda doğru tahmin edilen kayıt sayısı ve tahmin doğruluk düzeyine bakıldığında en etkin algoritmanın Logistic olduğunu söylemek mümkündür. Bu algoritmayı ise Naïve Bayes takip etmektedir. Diğer yandan Kappa Katsayısı değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu göstermekte olup yükseldikçe bu uyumun daha güçlü olduğunu ifade etmektedir, değerin yüksek olması pozitif anlama gelmektedir. Kök Ortalama Kare Sapma değeri gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar uzak olduğunu ve Ortalama Mutlak Hata modeldeki hata oranını ifade ettiğinden bu değerlerin düşük olması pozitif anlam taşımaktadır. Bu çerçevede en başarılı olabilecek algoritmalar Kappa Katsayısı en yüksek, Kök Ortalama Kare Sapma ve Ortalama Mutlak Hata değerlerinin en düşük olduğu algoritmalar olarak değerlendirilirse Logistic ve Naïve Bayes olarak gözlemlenmektedir.

Tablo 9: Birinci Grup Veri Seti Üzerinden Geliştirilen Model Önerilerinin İncelenmesi

Algoritmalar	Bağımsız Değişken sayısı	Doğruluk Düzeyi	Doğru Tahmin Sayısı	Kappa Katsayısı	Ortalama Mutlak Hata	Kök Ortalama Kare Sapma
Logistic	10	68,2271	1851	0,4310	0,2817	0,3762
Multi Layer Perceptron	12	64,2094	1742	0,3618	0,2709	0,4085
J48	11	63,6196	1726	0,3592	0,2783	0,4375
Decision Stump	1	59,3439	1610	0,2883	0,3463	0,4163
Naïve Bayes	4	66,0892	1793	0,3987	0,2763	0,3908
K-Star	10	62,0715	1029	0,3186	0,2849	0,4182
Random Forest	8	63,4722	1722	0,3540	0,2926	0,3960
Random Tree	8	56,0634	1521	0,2547	0,2931	0,5407

Tahminleme yapılabilmesi için ikinci grup veri seti üzerinden; Logistic, Multi Layer Perceptron, J48, Decision Stump, Naïve Bayes, K-Star, Random Forest ve Random Tree olmak üzere 8 farklı algoritma için eğitim verileri ile oluşturulan model önerilerine test veri seti yüklenerek test edilmiştir. Tablo 10'da görüldüğü üzere

modele 512 kayıt dahil olmasına karşın doğru tahmin edilen kayıt sayıları sırasıyla Logistic algoritmasında 273, Multi Layer Perceptron algoritmasında 199, J48 algoritmasında 269, Decision Stump algoritmasında sadece 287, Naïve Bayes algoritmasında 296, K-Star algoritmasında 230, Random Forest algoritmasında 237 ve Random Tree 230 şeklinde olmuştur. Tahmin doğruluk düzeyine bakıldığında ise Logistic algoritmasında %53.3, Multi Layer Perceptron algoritmasında %38.8, J48 algoritmasında %52.5, Decision Stump algoritmasında sadece %56, Naïve Bayes algoritmasında %57.8, K-Star algoritmasında %44.9, Random Forest algoritmasında %46.2 ve Random Tree algoritmasında %44.9 olduğu görülmektedir. Bu kapsamda doğru tahmin edilen kayıt sayısı ve tahmin doğruluk düzeyine bakıldığında en etkin algoritmanın Naïve Bayes olduğunu söylemek mümkündür. Bu algoritmayı ise Decision Stump ve Logistic takip etmektedir. Diğer yandan Kappa Katsayısı değeri tahminin gerçek grup ile uyumunu göstermekte olup yükseldikçe bu uyumun daha güçlü olduğunu ifade etmektedir, değerin yüksek olması pozitif anlama gelmektedir. Kök Ortalama Kare Sapma değeri gözlenen veri noktalarının model kapsamında tahmin edilen değerden ne kadar uzak olduğunu ve Ortalama Mutlak Hata modeldeki hata oranını ifade ettiğinden bu değerlerin düşük olması pozitif anlam taşımaktadır. Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error) ve Kök Ortalama Kare Sapma (Root Mean Squared Error) değerleri en düşük algoritmalar sırasıyla Logistic, Naïve Bayesve Multi Layer Perceptron olarak ifade edilebilir.Genel çerçevede en başarılı olabilecek algoritmalar Kappa Katsayısı en yüksek algortimalar Naïve Bayes ve Logistic, Ortalama Mutlak Hata değerlerinin en düşük olan algoritmalar J48, Naïve Bayes ve Logistic, Kök Ortalama Kare Sapma değeri en düşük olan algoritmalar ve Logistic ve Naïve Bayes olarak gözlemlenmektedir.

Tablo 10: İkinci Grup Veri Seti Üzerinden Geliştirilen Tahminleme Modeli Önerilerinin İncelenmesi

Algoritmalar	Bağımsız Değişken sayısı	Doğruluk Düzeyi	Doğru Tahmin Sayısı	Kappa Katsayısı	Ortalama Mutlak Hata	Kök Ortalama Kare Sapma
Logistic	10	53,3203	273	0,2497	0,3524	0,4377
Multi Layer Perceptron	12	38,8672	199	0,0537	0,3920	0,5623
J48	11	52,5391	269	0,2406	0,3397	0,4678
Decision Stump	1	56,0547	287	0,1798	0,4028	0,4492
Naïve Bayes	4	57,8125	296	0,2980	0,3507	0,4388
K-Star	10	44,9219	230	0,1048	0,3721	0,5557
Random Forest	8	46,2891	237	0,1243	0,3831	0,4551
Random Tree	8	44,9219	230	0,1143	0,3745	0,5384

Tablo 11'de gösterildiği üzere performans sonucunun yüksek, orta ve düşük olmasına bağlı olarak elde edilen Doğru Pozitif Oranı (TP Rate), Yalnış Pozitif Oranı (FP Rate), Kesinlik (Precision), Duyarlılık (Recall), F-Ölçütü (F-Measure), MCC (Matthews Korelasyon Katsayısı), ROC Alanı (ROC Area) ve PRC Alanı (PRC Area) değerleri incelenmiştir. Buradaki Doğru Pozitif Oranı değeri Logistic Algoritmasında yüksek performans grubu için daha fazla, orta performans ve düşük performans grupları için de daha az görünmektedir. Naïve Bayes Algoritmasında ise bu dağılım yüksek performans ve orta performans grupları için birbirine daha yakın olup düşük performans grubu için daha düşük değerler görünmektedir. Bu değerler gerçerlilik yüzdesi daha fazla olan Logistic algoritmasının yüksek performans grubundaki tahminlerinin doğruluğunun daha fazla, Naïve Bayes algoritmasındaki tahminlerin ise yüksek performans ve orta performans grubu için birbirine yakın doğrulukta olduğunu göstermektedir. Yalnış pozitif oranının da bu sonuçlar ile paralel nitelikte olduğu söylenebilir. ROC Alanı değerlerine bakıldığında ise Logistic Algoritmasının Naïve

Bayes algoritmasında daha yüksek değerlere sahip olduğu görülmekte olup genel olarak Logistic algoritmasının daha iyi performans gösterdiğini ifade etmektedir. Diğer yandan Decision Stump algoritmasının doğruluk düzeyi yüksek görünmesine karşın analiz sonucunda Kesinlik ve F-Ölçütü gibi sonuçlarının çıkmadığı görülmektedir. Bu durum model önerisinin sadece tek bir değişken ile bağımlı değişkeni tahminlemesi ile açıklanabilir ve bu sebeple modelin geçerliliği sorgulanmaktadır.

Tablo 11: İkinci Grup Veri Seti Üzerinden Geliştirilen Model Önerilerinin Bağımlı Değişken Grupları Bazında Sonuçlarının Karşılaştırılması

Algoritmalar	Bağımlı Değişken	Doğru Pozitif Oranı	Yanlış Pozitif Oranı	Kesinlik	Duyarlılık	F-Ölçütü	Matthews Korelasyon Katsayısı	ROC Alanı	PRC Alanı
Logistic	Yüksek	0,896	0,457	0,500	0,896	0,642	0,425	0,818	0,663
	Orta	0,419	0,239	0,631	0,419	0,504	0,191	0,655	0,635
	Düşük	0,140	0,052	0,353	0,140	0,200	0,132	0,770	0,360
Multi Layer Perceptron	Yüksek	0,855	0,690	0,387	0,855	0,533	0,180	0,711	0,555
	Orta	0,154	0,208	0,419	0,154	0,225	-0,070	0,566	0,514
	Düşük	0,140	0,059	0,324	0,140	0,195	0,117	0,689	0,301
J48	Yüksek	0,838	0,416	0,507	0,838	0,632	0,402	0,765	0,558
	Orta	0,439	0,251	0,631	0,439	0,517	0,198	0,618	0,621
	Düşük	0,151	0,087	0,260	0,151	0,191	0,081	0,641	0,254
Decision Stump	Yüksek	0,353	0,109	0,622	0,353	0,450	0,293	0,622	0,438
	Orta	0,893	0,726	0,546	0,893	0,678	0,213	0,584	0,540
	Düşük	0,000	0,000	-	0,000	-	-	0,545	0,182
Naïve Bayes	Yüksek	0,699	0,236	0,602	0,699	0,647	0,449	0,784	0,593
	Orta	0,617	0,394	0,605	0,617	0,611	0,223	0,630	0,604
	Düşük	0,221	0,080	0,358	0,221	0,273	0,173	0,717	0,315
K-Star	Yüksek	0,630	0,422	0,433	0,630	0,513	0,197	0,646	0,447
	Orta	0,447	0,371	0,541	0,447	0,489	0,077	0,551	0,532
	Düşük	0,093	0,101	0,157	0,093	0,117	-0,010	0,588	0,207
Random Forest	Yüksek	0,699	0,454	0,440	0,699	0,540	0,233	0,690	0,498
	Orta	0,419	0,363	0,530	0,419	0,468	0,057	0,581	0,590
	Düşük	0,116	0,063	0,270	0,116	0,163	0,076	0,654	0,255
Random Tree	Yüksek	0,607	0,386	0,445	0,607	0,513	0,209	0,632	0,452
	Orta	0,447	0,363	0,546	0,447	0,491	0,085	0,540	0,540
	Düşük	0,140	0,134	0,174	0,140	0,155	0,006	0,582	0,191

Genel itibarıyla birinci grup veriler ile modellerin eğitimesi ve ikinci grup verilerle modellerin test edilmesi sonucu elde edilen çıktıları incelendiğinde en ön plana çıkan algoritmanın Logistic algoritması olduğu söylenebilir. Logistic algoritması WEKA kapsamında değerlendirilirken Çok Kategorili Lojistik Regresyon anlamına gelmektedir (WekaSourceworge, 2024). Bu algoritma kapsamında Medeni Hal ve Son Yıl Eğitim Saati değişkenleri çıkarılarak analiz; Cinsiyet, Yaş, Kıdem süresi, Ünvan, Eğitim Düzeyi, Yetkinlik 1, Yetkinlik 2, Yetkinlik 3, Yetkinlik 4, Önceki Yıl Performansı değişkenleri üzerinden gerçekleştirilmiştir. WEKA üzerinden Logistic algoritması çalıştırılarak önerilen modelllerin doğruluk düzeyi birinci ve ikinci grup veri setlerinde sırasıyla % 68.13 ve %53.32 düzeylerinde görüldüğünden, bu yüzdeliklerin çok kuvvetli olduğunu söylemek mümkün değildir. Ancak performansın tahminlemesi konusu araştırmanın sınırlılıkları başlığında da belirtildiği üzere değerlendiricilerin subjektif yargılarını barındırdığı için modellenmesi kolay değildir. Bunun yanında model geliştirilirken benzer çalışmaların incelenmesi ve uygulama yapılan organizasyondaki verilerin niteliği sebebiyle seçilen değişkenler kadarıyla model önerisi oluşturulabilmiştir. Ayrıca örneklem hacmi de ilgili organizasyondan elde edilen veriler ile sınırlı olmaktadır. Tüm bu unsurlar düşünüldüğünde modellerin doğruluk düzeylerinin çok yüksek olmaması; subjektifliğin şekillendirdiği bir bağımlı değişkenin tahmin edilme olasılığının güç olduğu, modeli oluşturan değişkenlerin niteliği ve örneklem hacmi gibi bir çok faktörün modelin performansını etkilediği görüşüne bağlanarak yorumlanabilir. Ancak her ne kadar zor olsa da gelecek performansın tahminlenmesi bir çok insan kaynakları fonksiyonuna katkı sağlayabileceğinden çalışmanın tamamlanması anlamlı görülmektedir. Sonuç olarak araştırmanın ön kabulleri başlığında da belirtildiği üzere modellerin doğruluk değerlerinin %50'nin üzerinde olması sebebi ile modeller geçerli olarak kabul edilmektedir. Model kapsamında bir çalışanın; üst düzey yönetici, müdür, müdür yardımcısı, uzman ve eleman olmak üzere hangi ünvanda ve ne kadar süredir çalıştığı

gelecek performansını etkileyebilir. Doktora, yüksek lisans, lisans, ön lisans ve lise olmak üzere öğrenim düzeyi, geçmiş yıl aldığı performans sonucu, cinsiyeti ve hangi yaşta olduğu da performansının tahminlenebilmesi için önemli girdilerdir. Ayrıca yöneticisinin çalışanın davranışlarını; Gelişim Odaklılık, İş Birliği, Sorumluluk Bilinci, Yenilikçi Yaklaşım yetkinlikleri bazında değerlendirme sonuçları da gelecek performansı ile ilişkilendirilebilir.

2.4.5. Önerilen Modelde Bağımsız Değişkenlerin Bağımlı Değişken Üzerinde Etkilerininin İncelenmesi

Karşılaştırmalı analizler sonrasında önerilen Lojistik Regresyon modelinde bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerinde etkisini incelemek üzere SPSS programı üzerinden Çok Kategorili Lojistik Regresyon Analizi gerçekleştirilmiştir. Bu analiz kapsamında Tablo 7'de gösterilen örneklem hacmi 3484 kayıtlık ham data olarak ele alınmıştır. Bu kapsamda kodlama yapılırken Cinsiyet değişkeni için Kadın:1, Erkek:0, Medeni Hal değişkeni için Evli:1, Bekar:0, Ünvan Üst Düzey Yönetici:5, Müdür:4, Müdür Yardımcısı:3, Uzman:2, Eleman:1, Eğitim Düzeyi değişkeni için Doktora:6, Yüksek Lisans:5 , Lisans:4, Önlisans:3, Lise:2 ve İlkogretim:1, Önceki Yıl Performans ve Son Yıl Performansı Değişkenleri için Yüksek:3, Orta:2 ve Düşük:1 olarak dikkate alınmıştır. Bu değişkenlerin değişken türü, minimum değer, maksimum değer, ortalama değer ve standart sapma verileri Tablo 12'de verilmiştir.

Tablo 12: Örneklemin Genel Dağılımı İçin SPSS Özeti

Bağımlı Değişken	Değişken Türü	Minimum Değer	Ortalama	Maksimum Değer	Standart Sapma
Cinsiyet	Nominal	0,00	0,33	1,00	0,47
Medeni Hal	Nominal	0,00	0,52	1,00	0,50
Yaş	Ölçek	21,00	34,51	67,00	7,53
Kıdem Süresi	Ölçek	2,00	8,35	39,00	6,80
Ünvan	Sıralı	1,00	2,08	5,00	0,92
Eğitim Düzeyi	Sıralı	1,00	3,97	6,00	0,83
Son Yıl Eğitim Saati	Ölçek	0,00	19,48	321,00	39,93
Yetkinlik 1	Ölçek	1,00	4,58	5,00	0,50
Yetkinlik 2	Ölçek	1,00	4,34	5,00	0,47
Yetkinlik 3	Ölçek	1,00	4,39	5,00	0,47
Yetkinlik 4	Ölçek	1,00	4,21	5,00	0,56
Önceki Yıl Performans	Sıralı	1,00	2,28	3,00	0,76
Son Yıl Performans	Sıralı	1,00	2,36	3,00	0,74

Öncelikle veri setindeki aykırı ve uç değerler her bir değişken için incelenmiş olup toplamda 83 değer tespit edilmiş olup analizden çıkarılmıştır. Kalan 3401 kayıt üzerinden örneklemin genel dağılımı Tablo 13'de gösterilmektedir.

Tablo 13: Aykırı Veriler Temizlendikten Sonra Örneklemin Genel Dağılımı İçin SPSS Özeti

Bağımlı Değişken	Değişken Türü	Minimum Değer	Ortalama	Maksimum Değer	Standart Sapma
Cinsiyet	Nominal	0,00	0,33	1,00	0,47
Medeni Hal	Nominal	0,00	0,52	1,00	0,50
Yaş	Ölçek	21,00	34,48	67,00	7,53
Kıdem Süresi	Ölçek	2,00	8,33	39,00	6,78
Ünvan	Sıralı	1,00	2,08	5,00	0,92
Eğitim Düzeyi	Sıralı	1,00	3,97	6,00	0,83
Son Yıl Eğitim Saati	Ölçek	0,00	19,63	321,00	40,27
Yetkinlik 1	Ölçek	1,00	4,59	5,00	0,49
Yetkinlik 2	Ölçek	1,00	4,34	5,00	0,47
Yetkinlik 3	Ölçek	1,00	4,39	5,00	0,46
Yetkinlik 4	Ölçek	1,00	4,21	5,00	0,56
Önceki Yıl Performans	Sıralı	1,00	2,28	3,00	0,76
Son Yıl Performans	Sıralı	1,00	2,38	3,00	0,73

Tablo 13'de verilen örneklem üzerinden Çok Kategorili Lojistik Regresyon Analizi gerçekleştirilmiştir. Bu analize göre bu modelde yer alan her bir bağımsız değişkenin modele etkisi Tablo 14'te görülmektedir. Analiz yapılırken Düşük Performans grubu referans kategori olarak dikkate alınmıştır, bu doğrultuda Orta Performans ve Yüksek Performans grupları için bağımsız değişkenlerin anlamlılık ve etki düzeyleri yer almaktadır.

Orta Performans grubu için Tablo 14'e bakıldığında Kıdem Süresi, Ünvan, Yetkinlik 2, Yetkinlik 3, Yetkinlik 4 ve Önceki Yıl Performans değişkenlerinin anlamlı etki yarattığı görülmektedir. Exp(B) değerlerine bakıldığında en yüksek etkinin Yetkinlik 3 (Sorumluluk Bilinci) olduğu görülmekte ve bu değişkendeki bir birim değişikliğin Orta Performans gerçekleşme olasılığını %208 kat arttıracağı söylenebilir. Modelde Orta Performans gerçekleşme olasılığını arttırma düzeyine göre sırasıyla; %170 ile Yetkinlik 2 (İş Birliği), %151 ile Yetkinlik 4 (Yenilikçi Yaklaşım), %137 ile Ünvan, %127 ile Önceki Yıl Performans olarak ifade edilebilir. Kıdem Süresi, Eğitim Düzeyi ve Cinsiyet değişkenlerine bakıldığında Beta Kat Sayısı değerinin eksi olduğu görülmekte ve sonuca ters yönlü bir etki yaratmaktadır. Yani Kıdem Süresi arttıkça Orta Performans Gerçekleşme olasılığı %5 ve Eğitim Düzeyi yükseldikçe Orta Performans Gerçekleşme olasılığını %7 azalttığı ifade edilebilir. Cinsiyet incelendiğinde ise kadın çalışanların artması Orta Performans Gerçekleşme olasılığını %2 azalttığı söylenebilir. Bunun yanında Yetkinlik 1 (Gelişim Odaklılık), Medeni Hal, Son Yıl Eğitim Saati, Yaş, Cinsiyet ve Eğitim Düzeyi değişkenlerinin modelde anlamlı düzeyde etkisi olmadığı görülmektedir.

Tablo 14: Bağımsız Değişkenlerin Model Üzerindeki Etkisi İçin SPSS Özeti

Son Yıl Performans		Beta Kat Sayısı	Standart Sapma	Wald	Anlamlılık	Exp(B)	Exp(B) için %95 Güven Aralığı	
							Alt Sınır	Üst Sınır
ORTA PERFORMANS	Sabit	-7,25	0,84	74,80	0,00	-	-	-
	Cinsiyet	-0,02	0,12	0,02	0,88	0,98	0,77	1,25
	Medeni Hal	0,06	0,13	0,24	0,62	1,07	0,82	1,38
	Yaş	0,00	0,01	0,14	0,71	1,00	0,97	1,02
	Kıdem Süresi	-0,05	0,01	11,07	0,00	0,95	0,93	0,98
	Ünvan	0,32	0,11	7,90	0,00	1,37	1,10	1,71
	Eğitim Düzeyi	-0,07	0,08	0,78	0,38	0,93	0,80	1,09
	Son Yıl Eğitim Saati	0,00	0,00	0,49	0,48	1,00	1,00	1,00
	Yetkinlik 1	0,23	0,14	2,89	0,09	1,26	0,96	1,65
	Yetkinlik 2	0,53	0,19	8,25	0,00	1,70	1,18	2,45
	Yetkinlik 3	0,73	0,18	16,31	0,00	2,08	1,46	2,96
	Yetkinlik 4	0,41	0,14	8,64	0,00	1,51	1,15	1,99
	Önceki Yıl Performans	0,24	0,08	8,11	0,00	1,27	1,08	1,49
YÜKSEK PERFORMANS	Sabit	-22,84	1,09	441,01	0,00	-	-	-
	Cinsiyet	-0,41	0,14	8,79	0,00	0,67	0,51	0,87
	Medeni Hal	0,24	0,14	2,69	0,10	1,27	0,95	1,68
	Yaş	0,01	0,01	1,05	0,31	1,01	0,99	1,04
	Kıdem Süresi	-0,06	0,02	12,67	0,00	0,95	0,92	0,98
	Ünvan	0,60	0,12	26,27	0,00	1,83	1,45	2,30
	Eğitim Düzeyi	0,16	0,09	3,30	0,07	1,18	0,99	1,41
	Son Yıl Eğitim Saati	0,00	0,00	0,09	0,77	1,00	1,00	1,00
	Yetkinlik 1	0,93	0,16	33,41	0,00	2,54	1,85	3,49
	Yetkinlik 2	1,55	0,21	54,07	0,00	4,71	3,12	7,12
	Yetkinlik 3	1,11	0,21	28,35	0,00	3,03	2,02	4,56
	Yetkinlik 4	0,96	0,16	36,78	0,00	2,61	1,91	3,56
	Önceki Yıl Performans	1,22	0,09	169,03	0,00	3,40	2,83	4,09

Yüksek Performans grubu için Tablo 14'e bakıldığında Kıdem Süresi, Ünvan, Cinsiyet, Yetkinlik 1, Yetkinlik 2, Yetkinlik 3, Yetkinlik 4 ve Önceki Yıl Performans değişkenleri anlamlı etki yarattığı görülmektedir. Exp(B) değerlerine bakıldığında en yüksek etkinin Yetkinlik 2 (İş Birliği) olduğu görülmekte ve bu değişkendeki bir birim değişikliğin Yüksek Performans gerçekleşme olasılığını % 471 kat arttıracağı söylenebilir. Modelde Yüksek Performans gerçekleşme olasılığını arttırma düzeyine

göre sırasıyla; %340 ile Önceki Yıl Performans, %303 ile Yetkinlik 3 (Sorumluluk Bilinci), 2.61 ile Yetkinlik 4 (Yenilikçi Yaklaşım), %254 ile Yetkinlik 1 (Gelişim Odaklılık) ve %183 ile Ünvan olarak ifade edilebilir. Kıdem Süresi ve Cinsiyet değişkenlerine bakıldığında Beta Kat Sayısı değerinin eksi olduğu görülmekte ve sonuca ters yönlü bir etki yaratmaktadır. Yani Kıdem Süresi arttıkça Yüksek Performans Gerçekleşme olasılığı %5 azalttığı ifade edilebilir. Cinsiyet incelendiğinde ise kadın çalışanların artması Yüksek Performans Gerçekleşme olasılığını % 23 azalttığı söylenebilir. Bunun yanında Medeni Hal, Eğitim Düzeyi, Yaş, Son Yıl Eğitim Saati değişkenlerinin modelde anlamlı düzeyde etkisi olmadığı görülmektedir.

Tablo 15: WEKA ve SPSS Sonuçlarının Karşılaştırılması

Son Yıl Eğitim Saati	WEKA Logistic Algoritması	SPSS Çok Kategorili Lojistik Regresyon
Cinsiyet	**Etkili**	**Etkili**
Medeni Hal	-	-
Yaş	-	-
Kıdem Süresi	**Etkili**	**Etkili**
Ünvan	**Etkili**	**Etkili**
Eğitim Düzeyi	Etkili	-
Son Yıl Eğitim Saati	Etkili	-
Yetkinlik 1	**Etkili**	**Etkili**
Yetkinlik 2	**Etkili**	**Etkili**
Yetkinlik 3	**Etkili**	**Etkili**
Yetkinlik 4	**Etkili**	**Etkili**
Önceki Yıl Performans	**Etkili**	**Etkili**

WEKA üzerinden Logistic algoritması ile yapılan analizde Son Yıl Performansı olmak üzere bağımlı değişkeni etkileyen bağımsız değişkenler; Cinsiyet, Yaş, Kıdem süresi, Ünvan, Eğitim Düzeyi, Yetkinlik 1, Yetkinlik 2, Yetkinlik 3, Yetkinlik 4,

Önceki Yıl Performansı değişkenleri iken Medeni Hal ve Son Yıl Eğitim Saati değişkenlerinin bağımlı değişken üzerinde etkisi olmadığı ifade edilmişti. SPSS analizi sonucuna bakıldığında WEKA analizi sonucunu destekleyen bir tablo görünmekte olup farklı olarak Eğitim Düzeyi ve Son Yıl Eğitim Saati değişkenlerinin modelde etkisi görülmemiştir. Tüm bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkene WEKA ve SPSS analiz sonuçları Tablo 15'de gösterilmektedir. Son durumda iki analizde ortak sonuç olarak bağımlı değişkeni etkilediği görülen bağımsız değişkenler aşağıdaki gibidir:

- Cinsiyet
- Kıdem süresi
- Ünvan
- Gelişim Odaklılık
- İş Birliği
- Sorumluluk Bilinci
- Yenilikçi Yaklaşım
- Önceki Yıl Performansı

Bu değişkenlerin etki yönüne bakıldığında Cinsiyet ve Kıdem Süresinin negatif yönlü bir etki yarattığı görülmektedir. Gelecek yıl performans üzerinde pozitif yönlü etkiye sahip olan değişkenler ise etki düzeyi yüksekten düşüğe olmak üzere; İş Birliği, Önceki Yıl Performansı, Sorumluluk Bilinci, Yenilikçi Yaklaşım, Gelişim Odaklılık ve Ünvan şeklinde sıralanabilir.

SONUÇ VE ÖNERİLER

Tez çalışması kapsamında ilk olarak İK Analitiği kavramının literatürde benzer şekilde ele alınan İnsan Sermayesi Analitiği, İnsan Analitiği, İş Gücü Analitiği, Yetenek Analitiği, İnsan Kaynakları Metrikleri gibi kavramlardan farkını ortaya koymak için detaylı bir sistematik literatür incelemesi gerçekleştirilmiş olup PRISMA kriterleri doğrultusunda ulaşılan 180 çalışma analiz edilmiştir. İkinci olarak literatürde teorik temelleri yeni kurulan İK Analitiği kavramı için geçmiş çalışmalarda ilişkilendirilen; Kotter'in Değişim Yönetimi Modeli, Paydaşlar Teorisi, Maslow İhtiyaç Hiyerarşişi, Yeniliklerin Yaygınlaşması Teorisi ve Kaynak Temelli Yaklaşım olmak üzere belirli kuram ve yaklaşımlar incelenmiş olup Kanıtlara Dayalı Yönetim & Karar Verme yaklaşımının ön plana çıktığı görülmüştür. Son olarak beyaz yaka çalışanların gelecek performansının tahminlenmesine yönelik bir model önerisi sunulmuş olup modelin geçerliliği tahminleme yapılarak test edilmiştir.

Kavramsal çerçevede tez kapsamında yapılan incelemelere bakıldığında; İK Analitiği, İnsan Sermayesi Analitiği, İnsan Analitiği ve İşgücü Analitiği'nin insan kaynakları süreçlerinde planlama, verimlilik, etkinlik, yüksek performans ve değer yaratma amaçları çerçevesinde belirli analiz, ölçüm ve doğrulama faaliyetlerine odaklandığı söylenebilir. Bu faaliyetleri gerçekleştirirken belirli teknolojik sistem ve programlardan faydalanılmaktadır. İK Metrikleri; İK Analitiği, İnsan Sermayesi Analitiği, İnsan Analitiği gibi analitik kavramların çıktılarını ele alan önemli bir bileşen niteliğindedir. Bu alanlarda gösterilen faaliyetlerin temel sonuçları ölçümleme ve takip etme aşamasında yer almaktadır. İK Metrikleri, belirli göstergeler üzerinden belirli birimlerle ölçülen sonuçların takip edilmesini sağlar, bu sonuçların nasıl bir formülasyon ile ölçümlendiği ise bahsedilen analitik kavramların kapsamına göre şekillenir. Yetenek Analitiği kavramlarının kapsamı incelendiğinde insan kaynakları sürecinin yetenek yönetimi çerçevesinde bütünsel ve geniş kapsamda ele alındığı

görülmektedir. Kavramların incelenmesi doğrultusunda her bir kavram için öne plana çıkan özellikler Tablo 16'da gösterilmektedir (Kılıç, 2022).

Tablo 16: İK Analitiği ve Benzer Kavramların Karşılaştırmalı Olarak İncelenmesi

İK Analitiği	İnsan kaynakları uygulamalarının işe alım, kariyer, eğitim, performans yönetimi birçok farklı fonksiyonu çatısında karar alınırken verimlilik, etkililik ve etki ölçütlerine dayalı yaklaşımları esas alarak katkı sağlayabilecek analitik çalışmalar.
İnsan Sermayesi Analitiği	İşletmelerde bireyler, süreçler ve organizasyon yapısı çerçevesinde insana dair verilerin yorumlanması sonucu bireylerin ve grupların davranışları ile performansı arasındaki örüntüyü anlatmaya ve doğrulamaya yardımcı olan kavramdır.
İş Gücü Analitiği	İşletmenin stratejisinin yürütülmesinde ve değer yaratılmasında işgücünün rolünü anlamak, ölçmek, yönetmek, geliştirmek için iş gücü odaklı kararların alınması adına mevcut verileri inceleyerek aralarındaki ilişki doğrultusunda geleceğe yönelik çıkarım oluşturulmasına olanak sağlayan bir kavramdır.
İnsan Analitği	Veri analitiği yöntemlerinin insan kaynakları fonksiyonlarına uygulanması kapsamında iş gücü planlama, yetenek yönetimi ve operasyonel gelişmeler ile ilgili kullanılan tüm verilerin insan kaynakları bulut sistemleri ve programlar aracılığıyla işlenmesine odaklanan kavramdır
Yetenek Analitiği	Yetenek kazanımı, işe alım, eğitim, performans değerlendirme, ücretlendirme, yan haklar, çalışan bağlılığı ve işten ayrılma işlevleri dahilinde çalışanların kariyer yolunun etkili bir şekilde analitik yöntemlerle değerlendirilmesini içeren bir kavramdır.
İK Metrikleri	insan kaynakları fonksiyonunun tüm işlevleri için geçerli olabilecek verimlilik, etkinlik, etki olarak sınıflandırılabilecek temel sonuçların ölçümlenmesine ve belirli birimler ile takip edilmesine olanak sağlayan kavramdır.

İK Analitiğinin teorik temelleri incelendiğinde anlamlı içgörülerle birlikte insan kaynakları alanında gerekli kararların kanıtlara dayalı verilmesi için İK Analitiği'nin rolünün gün geçtikçe arttığını söylemek mümkündür (Reddy & Lakshmikeerthi, 2017). Bu gereklilik Kanıtlara Dayalı Yönetim ve Karar Verme yaklaşımının İK Analitiği'nin temellerini oluşturması için zemin hazırlamaktadır.

Kotter'in Değişim Yönetimi Modeli, İK Analitiği kavramını teknolojik olarak belirli yenilikler getireceği için insan kaynakları fonksiyonlarında belirli dönüşümler yaratması yönüyle ele alır. Paydaşlar Teorisi, İK Analitiği kavramının organizasyonlarda devreye alınabilmesi için belirli iç ve dış paydaşların rollerini inceleyerek sınıflandırır. Maslow İhtiyaç Hiyerarşişi kuramından yola çıkarak oluşturulan İK Analitiği Değer Piramidi; İK Analitiği uygulamalarının temelden karmaşığa doğru farklı analitik tekniklerin kullanımı ile nasıl geliştirilebileceğini açıklar. Yeniliklerin Yaygınlaşması Teorisi, İK Analitiği kavramını bir yenilik olarak ele alıp adaptasyon sürecini inceler, ayırca inovasyona dayalı karar alma süreçlerinde önemli araçları olabileceğini vurgular. Kaynak Temelli Yaklaşım; teknoloji, organizasyon ve çevre çerçevesinde İK Analitiği uygulamalarının adaptasyonunu inceler ve tahminleyici analizlerin (Örneğin iş gücü planlamasında stratejik avantaj elde etmeye destek sağlayabilecek bir kaynak olduğunu vurgular. Burada İK Analitiği kapsamında işgücünü optimize etmek için insan kaynağının nasıl yönetilmesi gerektiğine dair çıkarımlar yapılması mümkündür. Mevcut durumu ortaya koymaya yönelik analizler yapılabilir ve geleceğe yönelik planlamalar için verilere dayalı optimizasyon önerileri geliştirilebilir. Tüm bu yaklaşımlar İK Analitiği kavramının işletmelerde iş süreçlerine adaptasyonunu bir süreç olarak ele alabilir ya da bu adaptasyon sürecinde bir kaynak olarak niteliklerini açıklayabilir, analiz türleri hakkında bilgiler sağlayabilir. Ancak günümüzde karar alma sürecinde sezgiye dayalı karar verme yerine daha objektif temellerle kanıtlara dayalı karar verme yaklaşımı İK Analitiği uygulamaları ile benimsenmesi önem kazanmaktadır. Bu konuda en büyük

temeli sağlayan yaklaşım Kanıtlara Dayalı Yönetim ve Karar Verme yaklaşımıdır. İK Analitiği uygulamalarının organizasyonlarda devreye alınabilmesi için en önemli değer ilgili karar vericiler tarafından kabul edilmesi ve subjektif, tecrübeye, kıdem süresine ve sezgilere dayalı karar verme sürecinin yanında objektif gerçeklere dayanarak kararlar verebilmek hatta geleceğe dair sayısal veriler üzerinden tahminlemeler yapılabilecek bir zemin oluşturmak için yaklaşım Kanıtlara Dayalı Yönetim ve Karar Verme yaklaşımı önemli girdiler sağlamaktadır.

Literatürdeki tez çalışmaları incelendiğinde insan kaynakları, dijital dönüşüm ve büyük veriyi birleştiren tezler (Vural-Allaham, 2023; Erol, 2022) mevcuttur. Doğrudan İK Analitiği konusunu ele alarak kavramın olgunluğunu inceleyen, işe alım uygulamalarında İK Analitiği çalışmalarını ele alan ve işten ayrılma niyeti ve sessiz istifaları tahminleyen tez çalışmaları (Özkanlı, 2022; Akın, 2022; Aycan, 2024) literatürde yer almaktadır. Diğer yandan İK Analitiği kavramına yönelik sistematik literatür incelemesi yapılan ve teorik olarak temelleri incelenen tez çalışması (Thusing, 2021) da görülmektedir. Ancak bu çalışmaları bir araya getirerek İK Analitiği konusu kapsamında aynı anda; sistematik literatür incelemesi gerçekleştiren, teorik olarak bağlantılarını inceleyen ve veri madenciliği ile ilişkilendirerek geleceğe yönelik performans tahminlemesi gerçekleştiren bir başka çalışmaya daha rastlanamamıştır.

Benzer şekilde literatürdeki makalelere bakıldığında ise İK Analitiği kapsamında sistematik literatür incelemesi gerçekleştiren çalışmalar (Wang, Zhou, Sanders, Marler, & Zou, 2024; Vural-Allaham, 2022; Qamar & Samad, 2022; Cayrat & Boxall, 2022; Álvarez-Gutiérrez, Stone, Castano & García-Izquierdo, 2022; Karaboğa & Karaboğa, 2022) olduğu görülmektedir. Performansın tahminlenmesine yönelik çalışmalar özellikle mühendislik çatısı altında gerçekleştirilmektedir, bu çalışmalara dair detay bilgiler Tablo 6'da yer almaktadır. Ulusal yazındaki kitaplara bakıldığında (Çalık & Demir, 2020) konuyla ilgili genel bilgilerin yer aldığı ancak performans yönetimi ile ilgili kapsamlı bir anlatımın olmadığı görülmektedir. Ayrıca

bu çalışma ile birlikte dayanıklı tüketim malları sektöründe faaliyet gösteren bir işletmedeki beyaz yaka çalışanların gelecek performansını tahminlemeye yönelik bir model önerisi oluşturulmuştur ve böylece söz konusu işletmenin İK Analitiği uygulamalarını benimsemesine katkı sağlanması öngörülmektedir. Bu çalışmanın Türkiye'de İK Analitiği kapsamında tahminleme çalışmalarının yaygınlaştırılması için bir örnek teşkil etmesi umulmaktadır.

Bu tez çalışmasının İşletme ve Yönetim çatısı altında gerçekleştirilerek hem İK Analitiği kavramının sistematik olarak incelenmesi hem de İK Analitiği ve Performans Yönetimi alanlarının kesişiminde veri madenciliği aracılığıyla bir tahminleyici model önerisi sunmasının özgünlüğü ile gelecek çalışmalar için bir rehberlik sağlayabileceği düşünülmektedir. Özellikle de bir tez çalışması olduğu için kavramsal ve modelleme süreçlerindeki çalışma süreç adımları ve bulguları detaylı tablo analizleri ile oldukça açık bir anlatım kullanılarak hem uygulayıcılar hem de akademisyenler için anlaşılabilir şekilde sunulmaktadır. Örneğin; işe yeni başlayan çalışanların gelecek performansı tahminlenmesi için bu model destek sağlayabilir, eğer gelecek performans düşük tahminlenirse bu performansı yükseltmeye yönelik müdahale yöntemleri geliştirilebilir, diğer yandan yüksek çıkarsa bu ilerlemeyi bu düzeyde tutmak için neler yapılması gerektiğine dair bir öngörü sağlanabilir.

İnsan kaynakları yönetimi kapsamında karar süreçleri makine öğrenmesi algoritmalarından faydalanılarak desteklenebilir ancak kararların etkin, etik ve doğru olabilmesi için bu tahminleme yeterli olmayacaktır. Bu sebeple bu sistemlerin insanlar tarafından tamamlanması ve eğer yanlış kararlar önerilirse bunların düzeltilmesi doğru bir yaklaşım olacaktır (Laksmi vd., 2023). Bu uygulama kapsamında beyaz yakalı çalışanların gelecek performansını tahminlerken etkili olabilecek değişkenler; Cinsiyet, Yaş, Kıdem süresi, Ünvan, Eğitim Düzeyi, Gelişim Odaklılık, İş Birliği, Sorumluluk Bilinci, Yenilikçi Yaklaşım Önceki Yıl Performansı olarak bulunmuştur. Modelde Son Yıl Performansı pozitif yönlü etkileyen değişkenler en yüksek düzeyden

düşüğe olmak üzere İş Birliği, Önceki Yıl Performansı, Sorumluluk Bilinci, Yenilikçi Yaklaşım, Gelişim Odaklılık ve Ünvan olmaktadır. Öncelikle medeni hal ve yaş değişkenlerinin gelecek yıl performansı üzerinde bir etkisi olmadığı ortaya konulmaktadır. Bu örneklem dahilinde elde edilen bu sonuç medeni hal ile birlikte gündeme gelen iş özel hayat dengesinin kurulması-kurulamaması durumunun gelecek yıl performansın tahminlenmesinde bir rolü olmadığını yansıtmaktadır. Ayrıca yaşın artmasının ya da daha genç yaşlarda olmanın gelecek yıl performansı üzerinde anlamlı etkisi olmadığı görülmektedir. En yüksek etkinin geçmiş yıl yönetici tarafından değerlendirme yapılan yetkinlik skorları olduğu görülmektedir. Bu çalışmada ele alınan örneklem ve veri seti dahilinde gelecek yıl performansının tahmin edilmesinde yöneticilerin değerlendirmelerinin önemli bir rolü olduğu görülmektedir. Çalışmada değerlendirici faktörüne dair bir değişken incelenmediğinden, bu faktörün etkisi ölçülememektedir. Ancak dolaylı olarak yetkinlik sonuçlarına etki eden yönetici görüşlerinin gelecek yıl performansı üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğunu söylemek mümkündür.

Ünvansal bazlı bakıldığında, ünvansal hiyerarşi yükseldikçe gelecek yıl performansının da yükseleceği öngörülmektedir. Cinsiyet ve kıdem yılı değişkenlerine bakıldığında, çalışanların kadın olmasının gelecek yıl performansının yüksek olma olasılığının azalttığı ifade edilebilir. İlgili örneklemin yönetim kademelerindeki kadın çalışan sayısına bakıldığında erkeklere göre azınlıkta olduğunu söylemek mümkündür. Kadınların gelecek yıl performansının erkeklere oranla düşük tahminlenmesi, yönetim kademesindeki erkek popülasyonunun yüksek olmasına bağlanabilir. Benzer şekilde kıdem yılı yükseldikçe gelecek yıl performansının yüksek olma ihtimalinin ters yönlü olarak etkilendiği söylenebilir. Burada kıdem değişkeni üzerinden örneklem dahilinde yorum yapılacak olursa, kıdem yılı yükseldikçe düşük performans sergilenmesi; kıdem yılı yüksek grubun daha çok gri yakalı sayılabilecek eleman düzeyi çalışanlar olması

ile açıklanabilir. Şirket kültürü dahilinde üst kademede çalışanların daha yüksek performans beklenen grup olduğu görülmektedir.

Bu çalışmanın temel sonuçlarından biri, farklı algoritmalar ile oluşturulan model önerilerinin çıktılarının da birbirinden farklılaşması olarak ifade edilebilir. Konu gelecek yılın performansının tahminlenmesi olunca kesin bir doğruluk ile net yargılara varmak mümkün olmamaktadır. Bu çalışma kapsamında doğruluk düzeyi en fazla %68 olarak bulunmuş olup bu oran farklı algoritmalar ve veri kümelerinde daha düşük seviyelerde gözlemlenebilmektedir. Ancak bu çalışmanın diğer bir sonucu ise birden fazla algoritma ve birden fazla program (WEKA ve SPSS) kullanılarak elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında Tablo 16'da gösterildiği üzere bir kesişim kümesine ulaşılmasının modelin doğruluğunu destekleyici bir etkisi olmasıdır. Her ne kadar net ve kesin yargılara ulaşılamasa da farklı araçlar ve algoritmalarla test edilen model önerilerinin karşılaştırılması objektifliği arttırıcı bir etki yaratmaktadır.

Model önerileri her yeni veri ile değişip gelişebileceğinden, zaman ilerledikçe yeni verilerin dahil edilmesiyle yenilenmesi sağlıklı olabilir. Bu tez kapsamında oluşturulan modelin gelecek dönemlerdeki performans sonuçları da dahil edilerek yeniden eğitilmesi, farklı algoritmalar ile çalıştırılarak doğruluk düzeylerinin izlenmesi önerilmektedir. Model kapsamında anlamlı olacak başka değişkenler eklenebilir ve geliştirilebilir. Ayrıca benzer değişkenler referans alınarak farklı işletmelerden alınacak veriler kapsamında model test edilebilir.

Gelecek uygulamalarda performansın tahminlenmesi birden fazla şirkette her şirkete özgü olmak üzere şirket kültürüne uygun değişkenleri içerecek şekilde model önerileri oluşturulabilir. Performans sonucunun değerlendiricilerin öznelliği sebebi ile tahmin etmesi zor bir değişken olarak tanımlanması sebebiyle, bu özelliğin düzeyini belirlemek adına değerlendiricilere performans değerlendirmeyi nasıl gerçekleştirdiklerine dair bir anket tasarlanarak görüşleri alınabilir. Buradan hareketle birden fazla şirketin katılımı ile oluşturulan şirkete özgü modellerin yanında

değerlendiricilerin tutumuna yönelik anket sonuçları da dahil edilerek modellerin geçerliliği değerlendiricilerin öznelliğine bağlı olarak karşılaştırmalı olarak analiz edilebilir.

Performans değerlendirme süreci ve en az yılda bir kez olmak üzere elde edilen performans sonuçları, çalışanların gelecek kariyer yolu ile eğitim ve gelişim faaliyetleri gibi insan kaynakları süreçlerinde önemli girdiler olarak kullanılmaktadır. Bu kapsamda özellikle kar elde etme amacı ile faaliyette olan şirketlerde çalışanların yüksek performans göstermesi beklenir. Hem birey düzeyinde kariyer beklentisi ve gelişim ihtiyaçlarının giderilmesi için hem de şirket düzeyinde beklenen başarılı sonuçların gösterilmesi için büyük önem arz eden performans değerlendirme sürecine dair proaktif yaklaşımlar, bireylerin gelişimi ve kendini gerçekleştirmesi kadar şirketlerin başarısı için de kritik bir değer taşımaktadır. Bu sebeple erken dönemde performans sonuçlarına dair analizlerin ve hatta tahminlemelerin yapılıyor olması, mevcut gidişatın anlaşılması ve yolu istenen yöne doğru çevirebilmek için insan kaynakları ve üst yönetim gibi karar vericilere fırsatlar verir. Bu sebeple bu çalışmada gerçekleştirilen performans tahminleme modelinin farklı şirketlerde, çeşitli bağlamlarda, ilgili olabilecek değişkenlerle ele alınıp geliştirilmesi bir şirketin kalbine dokunabilecek ve buradan hareketle baştan aşağı yaşam döngüsüne etki edebilecek büyük bir potansiyel taşımaktadır. Buradan hareketle İK analitiği kapsamında performansın tahminlenmesine yönelik çalışmaların geliştirilmesi, çeşitlendirilmesi ve literatüre aktarılması önemle önerilmektedir.

KAYNAKÇA

Adeniyi, J. H., Adeniyi, A. E., Oguns, Y. J., Egbedokun, G.,O, Ajagbe, K. D., Obuzor, P. C., Ajagbe, S. A. (2022). Comparative Analysis of Manchine Learning Techniques for the Prediction of Employee Performance. ParadigmPlus, (3)3: 1-15.

Akhmetova, S. G. (2016). Predictive Analytics in HR: New Opportunities. University of Economics in Bratislava: Economic, Political and Legal Issues of International Relations, Volume of Scientific Papers (ss. 5-10).

Akhmetova, S. G. & Nevskaya, L. V. (2019). HR Analytics: Challenges and Opportunities in Russian Companies. Advances in Economics, Business and Management Research, 131: 58-63.

Akın, N. (2022). İşe Alım Uygulamalarında İnsan Kaynakları Analitiği. Yalova Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi).

Al-Radaideh, Q. A. & Al Nagi, E. (2012). Using Data Mining Techniques to Build a Classification Model for Predicting Employees Performance. International Journal of Advanced Computer Science and Applications(IJACSA), 3(2): 144-151.

Álvarez-Gutiérrez, F. J., Stone, D. L., Castano, A. M. & García-Izquierdo, A. L. (2022). Human Resources Analytics: A systematic Review from a Sustainable Management Approach. Journal of Work and Organizational Psychology, 38(3): 129-147.

Ameer, M., Rahul, S. P. & Manne, S. (2020). Human Resource Analytics using Power Bi Visualization Tool. Proceedings of the International Conference on Intelligent Computing and Control Systems, (ICICCS).

Andersen, M. K. (2017). Human Capital Analytics: the Winding Road. Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance, 4(2): 133-136.

Angrave, D., Charlwood, A., Kirkpatrick, I., Lawrence, M. & Stuart, M. (2016). HR And Analytics: Why HR Is Set To Fail The Big Data Challenge. Human Resource Management Journal, 26(1): 1-11.

Anita, R. & Sumathi, N. (2020). A Study On The Measuring The Factors Of Human Resources Analytics On Performances Management In Services Sector Of Selected Companies In Chennai. JAC : A Journal Of Composition Theory, 12(12): 1081-1089.

Anjani, P.K. & Nithya, N. (2018). HR Analytics – A New Paradigm Shift In People Management. Journal of Management (JOM), 5(4): 458-464.

Anjum, A. A., Majumder, S., Islam, S. & Alam, G. R. (2022). A Decentralized Employee Performance Appraisal Framework for Recruitment, Performance Prediction and Ranking using Permissioned Blockchain and Machine Learning. IEEE Asia-Pacific Conference on Computer Science and Data Engineering, (CSDE).

Aral, S., Brynjolfsson, E. & Wu, L. (2012). Three-Way Complementarities: Performance Pay, Human Resource Analytics, and Information Technology. Management Science, 58(5): 913-931.

Arora, M., Prakash, A., Mittal, A., & Singh, S. (2021). HR Analytics and Artificial Intelligence – Transforming Human Resource Management. 2021 International Conference on Decision Aid Sciences and Application , (DASA).

Arora, M., Prakash, A., Mittal, A., & Singh, S. (2022). Moderating role of resistance to change in the actual adoption of HR analytics in the Indian banking and financial services industry. Evidence-based HRM: a Global Forum for Empirical Scholarship, Emerald Publishing Limited.

Aycan, H. B. (2024). Finans Sektöründe Çalışanların İşten Ayrılma Niyetlerinin Ve Sessiz İstifalarının İnsan Kaynaklari Analitiği Yöntemleri ile Tahmin Edilmesi Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi).

Aydemir, E. (2019). Weka ile Yapay Zeka: Makine Öğrenmesi Yapay Sinir Ağlar-Derin Öğrenme. Ankara: Seçkin Yayınevi. 2. Basım.

Baba, V. V., & HakemZadeh, F. (2012). Toward A Theory Of Evidence Based Decision Making. Management Decision: 50(5), 832-867.

Ball, K. S. (2001). The Use of Human Resources Information Systems: A Survey. Personnel Review, 30(6): 677-693.

Bandi, G. N. S., Rao, T. S. & Ali, S. S. (2021). Data Analytics Applications for Human Resource Management. 2021 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI), Coimbatore, India.

Barbar, K., Choughri, R. & Soubjaki, M. (2019). The Impact of HR Analytics on the Training and Development Strategy - Private Sector Case Study in Lebanon. Journal of Management and Strategy, 10(2): 27-36.

Barends, E., Rousseau, D. M., & Briner, R. B. (2014). Evidence-based management: The basic principles. Amsterdam: Centre for Evidence Based Management. Available online: https://cebma.org/assets/Uploads/Evidence-Based-Practice-The-Basic-Principles.pdf

Barrière, J. M. (2016). The influence of trust on attitude of employees towards HR Analytics in organisations. Master's thesis, University of Twente, link: https://essay.utwente.nl/70805/.

Bassi, L. (2011). Raging debates in HR analytics. People and Strategy, 34(2): 14-18.

Bassi, L., & McMurrer, D. (2016). Four Lessons Learned In How To Use Human Resource Analytics To Improve The Effectiveness Of Leadership Development. Journal Of Leadership Studies, 10(2), 39-43.

Baykal, A. (2006). Veri Madenciliği Uygulama Alanları. Dicle Üniversitesi Ziya Gökalp Eğitim Fakültesi Dergisi, (7): 95-107.

Batı, G. B. (2006). Paydaş Teorisi Ve Bankalarda Paydaş Analizi, Uludağ Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi).

Beka, F. & Behrami, A. (2019). WHY NOT TAKE A STEP FURTHER? Analysis of challenges in early stage adoption of HR-Analytics in Swedish organizations. Master's thesis, University of Gothenburg, link: https://gupea.ub.gu.se/bitstream/2077/62503/1/gupea_2077_62503_1.pdf

Ben-Gal, H., C. & Sela, A. (2018). Career Analytics: Data-Driven Analysis Of Turnover And Career Paths In Knowledge Intensive Firms: Google, Facebook And Others. In 2018 IEEE International Conference on the Science of Electrical Engineering in Israel (ICSEE).

Birnbaum, D. & Somers, M. (2023). Past As Prologue: Taylorism, The New Scientific Management And Managing Human Capital. International Journal of Organizational Analysis 31(6): 2610-2622.

Boakye, A. (2019). An Exploratory Study of Human Resource (HR) Analytics: Implications for Human Resource Management Practice. Master's thesis, University of Ghana, link: http://197.255.68.205/handle/123456789/34740

Bose, I. & Jose, D. (2018). Current and Future Trends in Human Resources Analytics Adoption. AIMA Journal of Management & Research, 12(1/4): 1-5.

Boudreau, J. W. & Ramstad, P. M. (1998). Human Resource Metrics: Can Measures Be Strategic?. CAHRS Working Paper Series, 98(10), Ithaca, NY: Cornell University, School of Industrial and Labor Relations, Center for Advanced Human Resource Studies

Briner, R. B., Denyer, D., & Rousseau, D. M. (2009). Evidence-Based Management: Concept Cleanup Time?. Academy Of Management Perspectives, 23(4): 19-32.

Buttner, E. H. & Tullar, W. L. (2017). A Representative Organizational Diversity Metric: A Dashboard Measure for Executive Action. Equality, Diversity and Inclusion: An International Journal, 37(3): 219-232.

Cayrat, C. & Boxall, P. (2022). Exploring the phenomenon of HR analytics: a study of challenges, risks and impacts in 40 large companies. Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance, 9(4): 572-590.

Chahtalkhi, N. (2016). What Challenges Does HR Face When Implementing HR Analytics and What Actions Have Been Taken to Solve These Challenges?. University of Twelve Student Thesis, http://essay.utwente.nl/69937/1/Chahtalkhi_MA_faculty.pdf

Chakraborty, R., Mridha, K., Shaw, R. N. & Ghosh, A. (2021). Study and Prediction Analysis of the Employee Turnover using Machine Learning Approaches. 4th International Conference on Computing, Power and Communication Technologies (GUCON), University of Malaya, Kuala Lumpur, Malaysia.

Chan, N. K. W., Lee, A. S. H., & Zainol, Z. (2021). A framework for predicting employee health risks using Ensemble Model. International Journal of Advanced and Applied Sciences, 8(9): 29-38.

Cheng, M. (2017). Causal Modeling in HR Analytics: A Practical Guide to Models, Pitfalls, and Suggestions. Academy of Management Proceedings, 2017(1): 17632.

Chhinzer, N. & Ghatehorde, G. (2009). Challenging Relationships: HR Metrics and Organizational Financial Performance. Journal of Business Inquiry, 8(1): 37-48.

Choudhury, H. A. & Barman,A. (2016). Human Resource Analytics- Discovering Research Issues Posited in its Milleu in India Organization. Part of Research Notes – Discovering Research Issues in Applications of HRA in India, No:5.

Clark, D. J., Nicholas, D. & Jamali, H. R (2014). Evaluating information seeking and use in the changing virtual world: the emerging role of Google Analytics. Learned Publishing, 27(3): 185–194.

Çalık, E. & Demir, K. (2020). İnsan Kaynakları Analitiği: Modelleme ve Örnek Uygulamalarla. Nobel Akademik Yayıncılık: Ankara.

Çankırı, S., Kartal, E., Yıldırım, K., & Gülseçen, S. (2011). Organizasyonlarda Bilgi Yönetimi Sürecinde Veri Madenciliği Yaklaşımı. Bilgi Çağında Varoluş: "Fırsatlar ve Tehditler" Sempozyumu (ss.148-167): İstanbul.

Çoban, G. S. (2021). Maslow'un ihtiyaçlar hiyerarşisi kendini gerçekleştirme basamağında gizil yetenekler. *European Journal of Educational and Social Sciences*, 6(1): 111-118.

Dağlı, İ. Ç., & Şahin, S. (2024). Bir Ölçek Geliştirme Çalışması: Değişim Yönetimi Yeterlilikleri Ölçeği. International Journal of Social and Humanities Sciences Research (JSHSR), 11(103): 24-32.

Dahlbom, P., Siikanen, N. & Sajasalo, P. (2020). Big Data And HR Analytics In The Digital Era. Baltic Journal of Management, 15(1): 120-138.

Danping, Z., & Jin, D. (2011). The Data Mining Of The Human Resources Data Warehouse In University Based On Association Rule. Journal Of Computers, 6(1): 139-146.

Davenport, T. H., Harris, J., & Shapiro, J. (2010). Competing On Talent Analytics. Harvard Business Review, 88(10): 52-58.

de Romree, H., Fecheyr-Lippens, B. & Schaninger, B. (2016). People Analytics Reveals Three Things HR May Be Getting Wrong. McKinsey Quarterly. (Erişim: https://www.mckinsey.com/business-functions/organization/our-insights/people-analytics-reveals-three-things-hr-may-be-getting-wrong)

Dsouza, P. K. (2019). Absolute answerability in the Era of Artificial Intelligence and Machine Learning: A talent management perspective. 2019 International conference on digitization (ICD), (ss. 8-13). IEEE.

Durai D, S., Rudhramoorthy, K., & Sarkar, S. (2019). HR metrics and workforce analytics: it is a journey, not a destination. Human Resource Management International Digest, 27(1): 4-6.

Durai, S., Krishnaveni, K., & Manoharan, G. (2022). Leveraging HR metrics for effectiverecruitment & selection process inIT industries in Chennai and Coimbatore, Tamil Nadu. AIP Conference Proceedings , 2418: 1.

Ejaz, S., Akbar W. & Shaikh, M. (2022). Slow adoption of HR Analytics: Understanding from the Lens of Innovation Diffusion Theory. International Journal of Management (IJM), 11(11): 2090-2101.

Ekka, S. & Singh, P. (2022). Predicting HR Professionals' Adoption of HR Analytics: An Extension of UTAUT Model. Organizacija, 55: 77-93.

Erol, H. Ö. (2022). Dijital Insan Kaynakları Yönetiminde Büyük Veri Analitiği Uygulamaları: Işe Alım Sürecine Etkisi. Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi).

Escolar-Jimenez, C. C., Matsuzaki, K., & Gustilo, R. C. (2019). Intelligent shortlisting process for job applicants using fuzzy logic-based profiling. International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering, 8(3): 567.

Fan, C. (2022). Evaluating Employee Performance with an Improved Clustering Algorithm. Informatica, 46: 123-128.

Fitz-Enz, J. (2010). The New HR Analytics: Predicting The Economicvalue Of Your Company's Human Capital Investments (Ed. Jac Fitz-Enz). American Management Association: New York.

Fitz-Enz, J. (2013). Introduction: Realizing the Dream From Nuisance to Necessity (ss.1-13). Human Capital Analytics: How to Harness the Potential of Your

Organization’s Greatest Asset (Eds. Gene Pease, Boyce Byerly, Jac Fitz-Enz). Wiley: New Jersey.

Fiocco, E (2017). Hr Analytics At Work: Exploring diffusion of innovation within a Swedish-based MNC. Master's thesis, University of Gothenburg, link: https://gupea.ub.gu.se/handle/2077/54279

Fred, M. O., & Kinange, U. M. (2015). Overview Of HR Analytics To Maximize Human Capital Investment. International Journal of Advance Research and Innovative Ideas in Education, 1(4), 118-122.

Freeman, R. E., Harrison, J. S., Wicks, A. C., Parmar, B. L., & De Colle, S. (2010). Stakeholder theory: The state of the art.. Cambridge University Press.

Gaur, B. & Riaz, S. (2019). A Two-Tier Solution to Converge People Analytics into HR Practices. 4th International Conference on Information Systems and Computer Networks (ISCON), GLA University, Mathura, UP, India.

Gaur, B. (2020). HR4. 0: an analytics framework to redefine employee engagement in the fourth industrial revolution.. 11th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT), (ss. 1-6). IEEE.

Gerbers, R., Mücke, M., Dietrich, F. & Dröder, K. (2016). Simplifying Robot Tools By Taking Advantage Of Sensor Integration In Human Collaboration Robots, Procedia CIRP, 44: 287-292.

Gupta, S. (2017). Overview of HR Analytics - Past, Present and Future. ETHOS, 10(2): 1-6.

Gupta, B. N., & Shaikh, S. (2018). People Analytics: Novel Approach To Modern Human Resource Management Practice. International Journal of Engineering Technologies and Management Research, 5(7), 78-83.

Gurusinghe, R. N., Arachchige, B. J., & Dayarathna, D. (2021). Predictive HR analytics and talent management: a conceptual framework. *Journal of Management Analytics*, 8(2): 195-221.

Gustafsson, D. (2012). Business Intelligence, Analytics And Human Capital: Current State Of Workforce Analytics In Sweden. Bachelor Degree Project in Information Systems Development, University of Skövde, link: https://www.diva-portal.org/smash/record.jsf?pid=diva2%3A535710&dswid=8371.

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J. & Anderson, R. E. (2019). Multivariate Data Analysis. Cengage Learning EMEA.

Hangal, A. (2019). Role of HR Analytics on Employees Performance Improvement. Gavesana Journal of Management, 12(2): 1-6.

Hangal, A., & Koteswari, B. (2019). Data Analytıcs In Talent Management: A Game Changer. Advance and Innovative Research, 6(1): 91-95.

Haque, I. (2020). Human Resource Analytics: A Strategic Approach. Mukt Shabd Journal, 9(5): 4280-4292.

Harris, J. G., Craig, E., & Light, D. A. (2011). Talent and analytics: new approaches, higher ROI. Journal of Business Strategy, 32(6): 4-13.

Huang, X., Yang, F., Zheng, J.,Feng, C. & Zhang, L. (2023). Personalized human resource management via HR analytics and artificial intelligence: Theory and implications. Asia Pacific Management Review, 28: 598-610.

Huselid, M. A. (2018): The Science And Practice Of Workforce Analytics: Introduction to the HRM Special Issue. Human Resource Management. 57:679-684.

Inamdar, S. P. & Abhi, S. (2020). A Strategic Approach To Hr Analytics: A Framework For Employee Life Cycle Model. AIMA Journal of Management & Research, 14(1/4).

Jabir, B., Falih, N. & Rahmani, K. (2019). HR Analytics a Roadmap for Decision Making: Case Study. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, 15(2): 979-990.

Jain, P. & Jain P. (2017). Concept Note on HR Analytics: Integrating Strategic and Operational Level of an Organization. International Journal of Research and Analytical Reviews (IJRAR), 4(3): 882-888.

Jantan, H., Hamdan, A. R. & Othman, Z. A. (2010). Human Talent Prediction in HRM using C4.5 Classification Algorithm. (IJCSE) International Journal on Computer Science and Engineering, 2(8): 2526-2534.

Jantan, H., Hamdan, A. R. & Othman, Z. A. (2011). Data Mining Classification Techniques for Human Talent Forecasting. Knowledge-Oriented Applications in Data Mining (Ed. Kimito Funatsu), (ss.1-14). Intech Publishing: Crotia.

Jantan, H., Yusoff, N. M. & Noh, M. R. (2014). Towards Applying Support Vector Machine Algorithm in Employee Achievement Classification. Proceedings of the International Conference on Data Mining, Internet Computing, and Big Data, Kuala Lumpur, Malaysia.

Jawahar, U., Ali, S. S., Babu, K. S., Rao, V. R. & Bandi, G. N. (2022). HR Analytics - The Measurement of HR Processes using a Methodical Approach. 2022 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI), Coimbatore, India.

Jayadi, R., Firmantyo, H. M., Dzaka, M. T. J., Suaidy, M. F. & Putra, A. M. (2019). Employee Performance Prediction using Naïve Bayes. International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering, 8(6): 3031-3035.

Jensen-Eriksen, K. (2016). The role of HR analytics in creating data-driven HRM Textual network analysis of online blogs of HR professionals. Master's thesis, Aalto University School of Business, linl: https://aaltodoc.aalto.fi/handle/123456789/21478

Jiang, Y. & Akdere, M. (2022). An operational conceptualization of human resource analytics: implications for in human resource development. Industrial and Commercial Training, 54(1): 183-200.

Jiting, L., Renjie, H. & Tao, W. (2022). A data-driven decision-making framework for personnel selection based on LGBWM and IFNs. Applied Soft Computing, 126: 1-17.

Kachan Y. V. (2020). HR Analytics as Perspective Business Tool. VI International Scientific and Practical Conference (Yekaterinburg, April 27-28, 2020) , Ural University Publishing House, Yekaterinburg.

Kalaivani, V. & Elamparithi, M. (2014). An Efficient Classification Algorithms for Employee Performance Prediction. International Journal of Research in Advent Technology, 2(9): 27-32.

Kaminski, J. (2011). Diffusion of Innovation Theory. Canadian Journal of Nursing Informatics, 6(2): 1-6.

Kapoor, B. & Kabra, Y. (2014). Current and Future Trends in Human Resources Analytics Adoption. Journal of Cases on Information Technology, 16(1): 1-10.

Karaboğa, T., & Karaboğa, H. A. (2022). İnsan Kaynakları Yönetiminde Dijitalleşme: Bibliyometrik Bir İnceleme. *Turkish Studies-Economics, Finance, Politics*, 17(2): 343-364.

Karaçam, Z. (2013). Sistematik derleme metodolojisi: Sistematik derleme hazırlamak için bir rehber. *Dokuz Eylül Üniversitesi Hemşirelik Fakültesi Elektronik Dergisi*, 6(1): 26-33.

Karthika, P. & Meyyappan, T. (2020). Employee Performance Prediction Using EPP Framework. International Journal of Scientific Research in Computer Science, Engineering and Information Technology (IJSRCSEIT), 6(6): 297-302.

Kaware, K. V., Viveki, P. M., Lokhande, S. D., Avadhut, N. N., Pattanshetti, V. S. & Shinde, S. A. (2019). A Survey on Predicting Employee's Performance. Journal of Network Security and Data Mining, 2(3): 1-4.

Khan, S. A. & Tang, J. (2016). The Paradox Of Human Resource Analytics: Being Mindful Of Employees. Journal of General Management, 42(2): 57-66.

Khatri,V. & Samuel, B. M. (2019). Analytics for Managerial Work. Communications of the ACM, 62(4): 100-110.

Kılıç, B. (2022). İnsan Kaynakları Analitiği ve İlişkili Kavramlar, Güncel İK: İnsan Kaynakları Yönetimine Yeni Bakış (Ed. Olca Sürgevil Dalkılıç, ss: 329-354). Nobel Akademik Yayıncılık: İzmir.

King, K. G. (2016). Data Analytics in Human Resources: A Case Study and Critical Review. Human Resource Development Review, 15(4): 487- 495.

Kirimi, J. M. & Moturi, C. A. (2016). Application of Data Mining Classification in Employee Performance Prediction. International Journal of Computer Applications, 146(7): 28-35.

Kishnani, N. (2019). Talent Analytics For Organizations Of 21st Century. In Proceedings of 10th International Conference on Digital Strategies for Organizational Success. 221-231.

Komati, M. & Zhou, P. (2013). What is the Return on Investment for Having Resources Dedicated to Workforce Analytics?. Retrieved [insert date] from Cornell University, ILR School, link: http://digitalcommons.ilr.cornell.edu/student/42/.

Kotter, J. P. (1995). Why transformation efforts fail. *Harvard business review*, *73*(2), 59-67.

Krishnamohan, V. & Bhuyan, J. (2019). Human Resource Analytics The Change Catalyst For Enhancing Decision Making And Efficiency With Reference To Indian IT Industry. PIBM Management Journal, 3: 169-183.

Kujala, J., Sachs, S., Leinonen, H., Heikkinen, A., & Laude, D. (2022). Stakeholder Engagement: Past, Present, And Future. Business & Society, 61(5), 1136-1196.

Kula, S., & Çakar, B. (2015). Maslow Ihtiyaçlar Hiyerarşisi Bağlamında Toplumda Bireylerin Güvenlik Algısı Ve Yaşam Doyumu Arasındaki İlişki. Bartın Üniversitesi İİBF Dergisi, 6(12): 191-210.

Lakshmi, P. M. & Pratap, P. M. (2016). Hr Analytics - A Strategic Approach To HR Effectiveness. International Journal of Human Resource Management and Research (IJHRMR).

Lakshmi, V., Manjushree, T. L., Sehgal, U., Agme, V. N., Venkatesan, K. G. S., & Sathe, M. A. A (2023). A Study in Apprehending the application of Machine Learning tools in Forecasting the Employee Performance. A Journal for New Zealand Herpetology, 12(1): 64-75.

Lal, P. (2015). Transforming HR in the Digital Era: Workforce Analytics can Move People Specialists to the Center of Decision-Making. Human Resource Management International Digest, 23(3):1-4.

Lanu, M. (2020). Building HR Analytics Maturity: Case Study. (Unpublish Master Thesis). University of Vaasa.

Larsson, A. S. & Edwards, M. R. (2022). Insider econometrics meets people analytics and strategic human resource management. The Internatıonal Journal Of Human Resource Management, 33(12): 2373–2419.

Lawler III, E. E., Levenson, A., & Boudreau, J. W. (2004). HR Metrics and Analytics: Use and Impact. Human Resource Planning, 27, 27–35.

Leon, A. (2016). HR Analytics: Talent Acquisition. (Erişim: https://ecommons.cornell.edu/bitstream/handle/1813/74441/HR_Analytics.pdf?sequence=1)

Leonardi, P & Contractor, N. (2018). Better People Analytics. Harvard Business Review, link: https://hbr.org/2018/11/better-people-analytics

Levenson, A. (2005). Harnessing the Power of HR Analytics: Why Building HR's Analytic Capability Can Help It Add Bottom-Line Value. Center for Effective Organizations Marshall School of Business University of Southern California, link: https://ceo.usc.edu/wp-content/uploads/2005/02/2005_02-g05_2-Harnessing_Power_HR_Analytics.pdf

Levenson, A. (2011). Using Targeted Analytics To Improve Talent Decisions. People and Strategy, 34(2): 34.

Levenson, A. (2018). Using workforce analytics to improve strategy execution. Human Resource Management, 57(3): 685-700.

Li, M. G. T., Lazo, M., Balan, A. K. & de Goma, J. (2021). Employee Performance Prediction using Different Supervised Classifiers. Proceedings of the 11th Annual International Conference on Industrial Engineering and Operations Management, Singapore, March 7-11, 2021.

Liu, L., Story, P., Akkineni, S. & Davis, C. (2020). Using HR Analytics to Support Managerial Decisions: A Case Study. Association for Computing Machinery Southeast Conference (ACMSE), 2-4 April 2020, Tampa, FL, USA.

Lochab, A. & Kumar, S. (2019). Analytics: The Winding Path Ahead. Journal of the Gujarat Research Society, 21(11): 69-79.

Loi, M. (2020). People Analytics Must Benefit the People. An Ethical Analysis of Data-Driven Algorithmic Systems in Human Resources Management. Algorithm Watch, link: https://algorithmwatch.org/en/project/auto-hr/ethical-analysis-loi/

Loscher, G. J. & Bader, V. (2023). Creating accountability through HR analytics – An audit society perspective. Human Resource Management Review, 33: 100974.

Lydgate, X. K. M. (2018). Human Resource Analytics: Implications for Strategy Realization and Organizational Performance. Bachelor of Arts thesis in University Honors Theses. Paper 508., link: https://doi.org/10.15760/honors.513

Magesh, M. E. N., Thangaraj, P. & Sivagobika, S., Praba, S. & Priya, R. M. (2013). Evaluating The Performance Of An Employee Using Decision Tree Algorithm. International Journal of Engineering Research & Technology, 2(4): 2814-2830.

Mahmoud, A. A., Shawabkeh, T. A., Salameh, W. A. & Amro, I A. (2019). Performance Predicting In Hiring Process And Performance Appraisals Usıng Machine Learning. 2019 10th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS), 110-115.

Margherita, A. (2022). Human resources analytics: A systematization of research topics and directions for future research. Human Resource Management Review, 32(2).

Marler, J. H. & Fisher, S. L. (2013). An Evidence-Based Review of e-HRM and Strategic Human Resource Management. Human Resource Management Review, 23: 18-36.

Marler, J. H. & Boudreau, J. W. (2017). An Evidence-Based Review of HR Analytics, The International Journal of Human Resource Management, 28(1): 3-26.

Maslow, A. (1943). A Theory of Human Motivation. Midwest Journal Press. Link: https://books.google.com.tr/books?hl=tr&lr=&id=CkonDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA3&dq=related:vgFcU3IpM_UJ:scholar.google.com/&ots=gJaz8svm13&sig=ohhkB_onJM9I4RFCT8QaMtmL2Mg&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false

Mattox II, J. R. (2016). Learning Analytics: Measurement Innovations to Support Employee Development. (Erişim: http://info.clomedia.com/hubfs/VL_SY_FA16_ResourceLibrary/CEB_Learning_Analytics_Measurement_Innovations_to_Support_Talent_Development.pdf).

McIver, D., Lengnick-Hall, M. L. & Lengnick-Hall, C. A. (2018). A strategic approach to workforce analytics: Integrating science and agility . Business Horizons, 61(3): 397-407.

Meena, G. M. & Parimalarani, G. (2019). Human Capital Analytics: A Game Changer for HR Professionals. International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE), 8(2): 3963-3965.

Meri, M. M. (2015). The Perspective Of HRM: From The Pyramid Of Motivation To Hr Analytics Value Pyramid: A Comparative Application In Developing And Emerging Countries. International Journal of Multidisciplinary Thought, 5(4): 239-261.

Meri, M. M. (2016). The Spectacular Development of Human Resources Management: From Descriptive to Predictive in Modern Organizations . Journal of Business and Economics, 7(11): 1870-1883.

Mishra, D., Luo, Z., Hazen, B., Hassini, E. & Foropon, C. (2019). Organizational Capabilities That Enable Big Data And Predictive Analytics Diffusion And Organizational Performance. Management Decision, 57(8): 1734-1747.

Minbaeva, D., & Vardi, S. (2019). Global Talent Analytics (ss. 179-199). Global Talent Management (Eds. David G. Collings, Hugh Scullion & Paula M. Caligiuri) Routledge: New York.

Minbaeva, D. B. (2017). Building Credible Human Capital Analytics For Organizational Competitive Advantage. Human Resource Management, 57(3): 701-713.

Mishra, D., Luo, Z., Hazen, B., Hassini, E. & Foropon, C. (2019). Organizational Capabilities That Enable Big Data And Predictive Analytics Diffusion And Organizational Performance. Management Decision, 57(8): 1734-1747.

Mishra, S. N. & Lama, D. R. (2016). A Decision Making Model for Human Resource Management in Organizations using Data Mining and Predictive Analytics. International Journal of Computer Science and Information Security (IJCSIS), 14(5): 217-221.

Mishra, S. N., Lama, D. R. & Pal, Y. (2016). Human Resource Predictive Analytics (HRPA) for HR Management in Organizations. International Journal Of Scientific & Technology Research, 5(5).

Mohammed, A. Q. (2019). HR Analytics: A Modern Tool In HR For Predictive Decision Making. Journal of Management (JOM), 6(3): 51-63.

Molitor, M. M. (2020). Effective Human-Robot Collaboration In The Industry 4.0 Context: Implications For Human Resource Management (Master's thesis, University of Twente). (Erişim: http://essay.utwente.nl/82586/1/Molitor_MA_BMS.pdf).

Momin, W. Y. (2014). Impression of Financial Measures in HR Analytics. International Journal of Interdisciplinary and Multidisciplinary Studies (IJIMS), 2(1): 87-91.

Momin, W. Y. M. & Taruna. (2015). HR Analytics Transforming Human Resource Management. International Journal of Applied Research, 1(9): 688-692.

Momin, W. Y. M. & Mishra, K. (2016). HR Analytics: Re-Inventing Human Resource Management. International Journal of Applied Research, 2(5): 785-790.

Mopatra, M. & Sahu, P. (2017). Optimizing the Recruitment Funnel in an ITES Company: An Analytics Approach (Presented In the 5th International Conference on Information Technology and Quantitative Management, ITQM). Procedia Computer Science, 122: 706-714.

Morrison, R. (2015). Foundations and Core Concepts (ss. 25-58). Data-Driven Organization Design: Sustaining The Competitive Edge Through Organizational Analytics. Kogan Page, London.

Muscali, E. & Şerban, A. (2014). HR Analytics For Strategic Human Resource Management. Proceedings of The 8th International Management Conference "Management Challenges For Sustainable Development", November 6th-7th, 2014, Bucharest, Romania.

Nasr, M., Shaaban, E. & Samir, A. (2019). A proposed Model for Predicting Employees' Performance Using Data Mining Techniques: Egyptian Case Study. International Journal of Computer Science and Information Security (IJCSIS), 17(1): 31-40.

Nedelcu, B. (2017). Human Talent Forecasting. Proceedings of the International Conference on Business Excellence, 11(1): 437-447.

Newman, D. T., Fast, N. J. & Harmon, D. J. (2020). When Eliminating Bias Isn't Fair: Algorithmic Reductionism And Procedural Justice In Human Resource Decisions. Organizational Behavior and Human Decision Processes, 160: 149-167.

Nocker, M. & Sena, V. (2019). Big Data and Human Resources Management: The Rise of Talent Analytics. Social Sciences, 8, 273.

Oladipupo, O. O., & Olubusayo, F. H. (2020). Human resource analytics dimensions and employee engagement in manufacturing industry in Nigeria: a conceptual review. Journal of Management Information and Decision Sciences, 23(5): 629-637.

Oliveira, T., Thomas, M., & Espadanal, M. (2014). Assessing the determinants of cloud computing adoption: An analysis of the manufacturing and services sectors. *Information & management*, 51(5): 497-510.

Ontrup, G., Schempp, P. S. & Kluge, A. (2022). Choosing the right (HR) metrics: digital data for capturing team proactivity and determinants of content validity. Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance, 9(2): 212-232.

Özalp, Ç. & Hatipoğlu, Z. (2021). The Key to Balance in Workforce Planning: Human Resources Analytics. Journal of Behavior at Work, 6(1): 40-51.

Özkanlı, F. M. (2022). Örgütlerin Insan Kaynakları Analitiği Olgunluğunun Delta Plus Modeli Ile Incelenmesi. Marmara Universitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi)

Patel, K., Sheth, K., Mehta, D., Tanwar, S., Florea, B. C.,Taralunga, D. D., Altameem, A., Altameem, T. & Sharma, R. (2022). RanKer : An AI-Based Employee-Performance Classification Scheme to Rank and Identify Low Performers. Mathematics, 10(3714): 1-21.

Patre, S. (2016). Six Thinking Hats Approach to HR Analytics. South Asian Journal of Human Resources Management, 3(2): 191-199.

Peeters, T., Paauwe, J., & Van De Voorde, K. (2020). People Analytics Effectiveness: Developing A Framework. Journal Of Organizational Effectiveness: People and Performance. 7(2): 203-219.

Peisl, T. & Edlmann, R. (2020). Exploring Technology Acceptance and Planned Behaviour by the Adoption of Predictive HR Analytics During Recruitment. Systems, Software and Services Process Improvement: 27th European Conference (EuroSPI), (ss. 177-190). Düsseldorf, Germany.

Pessach, D., Singer, G., Avrahami, D., Ben-Gal, H. C., Shmueli, E., & Ben-Gal, I. (2020). Employees Recruitment: A Prescriptive Analytics Approach Via Machine Learning And Mathematical Programming. Decision Support Systems, 134, 113290.

Pfeffer, J., & Sutton, R. I. (2006). Evidence-Based Management. Harvard Business Review, 84(1), 62.

Polyakova, A., Kolmakov, V. & Pokamestov, I. (2020). Data-driven HR Analytics in a Quality Management System. Quality-Access to Success, 21(176).

Qamar, Y. & Samad, T. A. (2022). Human resource analytics: a review and bibliometric analysis. Personnel Review, 51(1): 251-283.

Qureshi, T. M. (2020). HR Analytics, Fad or Fashion for Organizational Sustainability. Sustainable Development and Social Responsibility, 1: 103-108.

Rao, P. H., Ray, S. & Kumar, P. (2013). Business Analytics: A Perspective. International Journal of Business Analytics and Intelligence, 1(1): 1-12.

Rasmussen, T. & Ulrich, D. (2015). Learning From Practice: How HR Analytics Avoids Being A Management Fad. Organizational Dynamics, 236-242.

Raut, T., Kale, P. Sonkusare, R. & Gaikwad, A. K. (2020). Employee Performance Prediction System using Data Mining. International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET), 7(2): 1552-1554.

Reay, T., Berta, W., & Kohn, M. K. (2009). What's The Evidence On Evidence-Based Management?. Academy of Management Perspectives, 23(4): 5-18.

Reddy, P. R. & Lakshmikeerthi, P. (2017). 'HR Analytics' - An Effective Evidence Based HRM Tool. International Journal of Business and Management Invention, 6(7): 23-34.

Reddy, A. J. M., Rani, R. & Chaudhary, V. (2019). Technology for Sustainable HRM: An Empirical Research of Health Care Sector. International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE), 9(1): 2919-2924.

Rombaut, E., & Guerry, M. A. (2018). Predicting Voluntary Turnover Through Human Resources Database Analysis. Management Research Review, 41(1): 96-112.

Roy, R., Kumar-Das & Konwar, J. (2020). HR Analytics: A Way Forward To Foster Workplace Happiness Through Discretionary Effort. Mukt Shabd Journal, 9(7): 1996-2002.

Royal, C. & O'Donnell, L. (2008). Emerging Human Capital Analytics for Investment Processes. Journal of Intellectual Capital, 9(3): 367-379.

Ruohonen, R. (2015). Business benefits of leveraging predictive analytics in HR. Master's thesis, Aalto University School of Business, link: https://core.ac.uk/download/pdf/80718242.pdf

Ryan, J. C. (2021). Retaining, resigning and firing: bibliometrics as a people analytics tool for examining research performance outcomes and faculty turnover. Personnel Review, 50(5): 1316-1335.

Sadath, L. (2013). Datka Mining: A Tool For Knowledge Management In Human Resource. International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering, 2(6): 154-159.

Sahin, I. (2006). Detailed review of Rogers' diffusion of innovations theory and educational technology-related studies based on Rogers' theory. *Turkish Online Journal of Educational Technology-TOJET*, *5*(2): 14-23.

Sarker, A., Shamim, S. M., Zama, S. & Rahman, M. (2018). Employee's Performance Analysis and Prediction using K-Means Clustering & Decision Tree Algorithm. Global Journal of Computer Science and Technology, 18(1): 1-6.

Satheesh, A. (2020). A Study On Brıdging the HR Analytics Gap with Reference to Selected Organizations In Banglore City. EPRA International Journal of Mutidisciplinary Research (IJMR). 6(10): 417-427.

Savaş, S., Topaloğlu, N., & YILMAZ, M. (2012). Veri Madenciliği Ve Türkiye'deki Uygulama Örnekleri. İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, 11(21): 1-23.

Schiemann, W. A., Seibert, J. H. & Blankenship, M. H. (2018). Putting human capital analytics to work: Predicting and driving business success. Human Resource Management, 57(3): 795-807.

Shah, N., Irani, Z & Sharif, A. M. (2017). Big Data in an HR Context: Exploring Organizational Change Readiness, Employee Attitudes and Behaviors. Journal of Business Research, 70: 366-378.

Shameem, A. & Hanif, M. N. (2018). Data Fallacies And Hr Analytics. Amet International Journal of Management (AIJM), 14: 26-38.

Sharma, A. & Sharma, T. (2017). HR Analytics And Performance Appraisal System: A Conceptual Framework For Employee Performance Improvement. Management Research Review, 40(6): 684-697.

Sharma, D. (2019). Hr Analytics As Catalyst For Transformation. ABS International Journal of Management, 7(1): 12-20.

Sharma, S. & Sharma M. (2014). HR Analytics: Managing Human Capital to Execute Strategy. Journal of Management, 2(3): 1-17.

Singh, D. A. A. G., & Leavline, E. J. (2014). A Pragmatic Approach on Knowledge Discovery in Databases with WEKA. International Journal of Engineering Technology and Computer Research (IJETCR), 2(7): 81-87.

Sivathanu, B. & Pillai, R. (2018). Smart HR 4.0 – How Industry 4.0 Is Disrupting HR. Human Resource Management International Digest, https://doi.org/10.1108/HRMID-04-2018-0059.

Sooraksa, N. (2021). A Survey of using Computational Intelligence (CI) and Artificial Intelligence (AI) in Human Resource (HR) Analytics. 7th International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology (ICEAST), IEEE.

Sousa, M. J., Pesqueira A. M., Lemos, C., Sousa, M. & Rocha, A. (2019). Decision-Making based on Big Data Analytics for People Management in Healthcare Organizations. Journal of Medical Systems, 43: 290-300.

Sripathi, K. & Madhavaiah, C. (2018). Are HR Professionals Ready to Adopt HR Analytics? A Study on Analytical Skills of HR Professionals. Journal of Advanced Research in Dynamical & Control Systems, 10(08): 303-308.

Suri, N. & Lakhanpal, P. (2024). People Analytics Enabling HR Strategic Partnership: A Review. South Asian Journal of Human Resources Management, 11(1): 130-164.

Thomas, B. (2023). HR Analytics: History, Present & The Future. International Journal of Scientific Research in Engineering and Management (IJSREM). 7(3): 1-22.

Thüsing, K. (2021). HR Analytics & Evidence-Based Decision-Making: A Multi-Stakeholder Perspective. University of Limerick, Kemmy Business School, Department of Work and Employment Studies, Unpublished PhD Thesis.

Turner, P. & Zytkowiak, W. (2016). HR Analytics — Turbo Charged or Stuck in Neutral. International Journal of HRD Practice, Policy and Research, 1(2): 101-103.

Tursunbayeva, A., Lauro, S. D. & Pagliari, C. (2018). People Analytics—A Scoping Review of Conceptual Boundaries and Value Propositions. International Journal of Information Management, 43: 224-247.

Ulrich, D. & Dulebohn, J. H. (2015). Are We There Yet? What's Next for HR. Human Resource Management Review, 25: 188-204.

Ulrich, D. (2013). Are We There Yet?What's Next for HR. Accenture / Oracle, link: https://www.sigmoidcurve.com/assets/Uploads/Accenture-Oracle-HR-Whats-Next-for-HR.pdf

Valle, M. A., Varas, S. & Ruz, G. A. (2012). Job Performance Prediction In A Call Center Using a Naive Bayes Classifier. Expert Systems with Applications, 39: 9939-9945.

van der Togt, J. & Rasmussen, T. H. (2017). Toward Evidence-Based HR. Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance, 4(2): 127-132.

Vargas, R. (2015). Adoption Factors Impacting Human Resource Analytics Among Human Resource Professionals. Doctoral dissertation. Nova Southeastern University. Retrieved from NSUWorks, H. Wayne Huizenga School of Business and Entrepreneurship, link: https://nsuworks.nova.edu/hsbe_etd/5.

Vargas, R., Yurova, Y. V. Ruppel, C. P., Tworoger, L. C. & Greenwood, R. (2018). Individual Adoption of HR Analytics: A Fine Grained View of The Early Stages Leading to Adoption. The International Journal of Human Resource Management, 29(22): 3046-3067.

Varma, C. & Chavan, C. R. (2019). Case Of Hr Analytics – To Understand Effect On Employee Turnover. Journal of Emerging Technologies and Innovative Research (JETIR), 6(6): 781-787.

Venkatesh, A. N. (2017). Conceptualizing HR Analytics Practices for Healthier Organizational Performance –A Framework Based Analysis. International Association of Scientific Innovation and Research (IASIR), 22(1): 6-10.

Vihari, N. S. & Rao, M. K. (2013). Analytics as a Predictor for Strategic and Sustainable Human Resource Function: An Integrative Literature Review. Doctoral dissertation, IIT Roorkee, Roorkee, link: http://www.smfi.org/con17/15.pdf.

Vural-Allaham, M. V. (2022). Bibliometric analysis of HR analytics literature. Electronic Journal of Social Sciences, 21(83): 1147-1169.

Waber, B. (2013). People Analytics: How Social Sensing Technology Will Transform Business and What It Tells Us About The Future of Work (Erişim: https://books.google.com.tr/books?hl=tr&lr=&id=Pr7ev8o5TcEC&oi=fnd&pg=PT14&dq=waber+2013+people+analytics&ots=NTGSt1EOrG&sig=-YTfdZRH0Ygzk2Uhow3nSCFqPCM&redir_esc=y#v=onepage&q=waber%202013%20people%20analytics&f=false).

Wang, K., & Taylor, J (2017). Can You Provide the Current Trends in HR on People Analytics?. Cornell University, ILR School site: http://digitalcommons.ilr.cornell.edu/student/151.

Wang, L., Zhou, Y., Sanders, K., Marler, J. H. & Zou, Y. (2024). Determinants of effective HR analytics Implementation: An In-Depth review and a dynamic framework for future research. Journal of Business Research, 170: 114312.

WekaSourceforge“Class Logistic” link: https://weka.sourceforge.io/doc.dev/weka/classifiers/functions/Logistic.html.(2024).

Wellbourne, T. M. (2015). Data-Driven Storytelling: The Missing Link in HR Data Analytics. Employment Relations Today, 41(4): 27-33.

Werkhoven, J. A. (2017). Conceptualizing Business Value Creation through Human Resource Analytics. 23rd Americas Conference on Information Systems, 10-12 August 2017, Boston.

Werkhoven, J. A. (2017). Exploring Functional Affordances and Sensemaking in Human Resource Analytics. Twenty-third Americas Conference on Information Systems, Boston.

Xiaofan, C. & Fengbin, W. (2010). Application of Data Mining on Enterprise Human Resource Performance Management Based on Decision Tree. 2010 3rd International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering.

Xue, X., Feng, J., Gao, Y., Liu, M., Zhang, W., Sun, X., Zhao, A. & Guo, S. (2019). Convolutional Recurrent Neural Networks with a Self-Attention Mechanism for Personnel Performance Prediction. Entropy, 21(1227): 1-16.

Yılmaz, O. & Bal, Y. (2022). Insan Kaynakları Analitiğinin Uygulama Alanları ve Uygulamaya Etki Eden Faktörler. Ulakbilge, 74: 717-726.

Youzheng, C., & Ming, G. (2008). Data Mining To Improve Human Resource In Construction Company. 2008 IEEE International Seminar On Business And Information Management, 1: 275-278.

Yuan, J. (2022). Research on Employee Performance Prediction Based on Machine Learning. 2022 IEEE 5th International Conference on Electronics Technology (ICET), 13-16 May 2022.

Yuan, S., Kroon, B. & Kramer, A. (2021). Building prediction models with grouped data: A case study on the prediction of turnoverintention. Human Resource Management Journal, 34(1): 20-38.

Zeidan, S. & Itani, N. (2020). HR Analytics and Organizational Effectiveness. International Journal on Emerging Technologies, 11(2): 683-688.

Zhang, X. & Lin, H. (2019). Performance Guaranteed Human - Robot Collaboration With POMDP Supervisory Control, Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 57: 59-72.

Zhao, X. (2008). An Empirical Study of Data Mining In Performance Evaluation of HRM. IEEE International Symposium on Intelligent Information Technology Application Workshops, 82-85.

EK

EK 1: İK Analitiği Kavramına İlişkin Sistematik Literatür İncelemesi Kapsamında İncelenen Çalışmalar

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
1	Sharma, D.	2019	Hindistan	Hr Analytics As Catalyst For Transformation	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
2	Sharma, S. & Sharma M.	2014	Hindistan	HR Analytics: Managing Human Capital to Execute Strategy	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
3	Satheesh, A.	2020	Hindistan	A Study On Bridging The Hr Analytics Gap With Reference To Selected Organisations In Bangalore City	Genel	İK Analitiği	Anket
4	Inamdar, S. P. & Abhi, S.	2020	Hindistan	A Strategic Approach To Hr Analytics: A Framework For Employee Life Cycle Model	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi, Kavramsal Model
5	Wellbourne, T. M.	2015	USA	Data-Driven Storytelling: The Missing Link in HR Data Analytics	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
6	Shameem, A. & Hanif, M. N.	2018	Hindistan	Data Fallacies And Hr Analytics	Genel	İK Analitiği	Anket

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
7	Rao, P. H., Ray, S. & Kumar, P.	2013	Hindistan	Business Analytics: A Perspective	Genel	Analitik Uygulamalar	Modelleme, Anket
8	Lakshmi, P. M. & Pratap, P. M.	2016	Hindistan, USA	Hr Analytics - A Strategic Approach To Hr Effectiveness	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
9	Davenport, T. H., Harris, J. & Shapiro, J.	2010	USA	Competing on Talent Analytics	Yetenek Yönetimi	Yetenek Analitiği	Literatür İncelemesi
10	Kishnani, N.	2019	Hindistan	Talent Analytics for Organizations of 21st Century	Yetenek Yönetimi	Yetenek Analitiği / İK Analitiği	Literatür İncelemesi
11	Minbaeva, D. & Vardi, S.	2019	USA	Global Talent Analytics	Yetenek Yönetimi	Yetenek Analitiği	Literatür İncelemesi
12	Sharma, A. & Sharma, T.	2017	Hindistan	HR Analytics And Performance Appraisal System: A Conceptual Framework For Employee Performance Improvement	Performans Yönetimi	İK Analitiği	Literatür İncelemesi, Kavramsal Model
13	Sousa, M. J., Pesqueira A. M., Lemos, C., Sousa, M. & Rocha, A.	2019	Portekiz, İsviçre, UK	Decision-Making based on Big Data Analytics for People Management in Healthcare Organizations	İK Süreçlerinde Karar Verme	Büyük Veri / İK Analitiği	Literatür İncelemesi, Kavramsal Model

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
14	Mishra, S. N. & Lama, D. R.	2016	Hindistan	A Decision Making Model for Human Resource Management in Organizations using Data Mining and Predictive Analytics	İK Süreçlerinde Karar Verme	İK Tahminleyici Analitikleri	Literatür İncelemesi, Kavramsal Model
15	Liu, L., Story, P., Akkineni, S. & Davis, C.	2020	USA	Using HR Analytics to Support Managerial Decisions: A Case Study	İK Süreçlerinde Karar Verme	İK Analitiği	Anket, Örnek Olay
16	Krishnamohan, V. & Bhuyan, J.	2019	Hindistan	Human Resource Analytics The Change Catalyst For Enhancing Decision Making And Efficiency With Reference To Indian IT Industry	İK Süreçlerinde Karar Verme	İK Analitiği	Anket
17	Werkhoven, J. A.	2017	Hollanda	Conceptualizing Business Value Creation through Human Resource Analytics	İK Süreçlerinde Karar Verme	İK Analitiği	Literatür İncelemesi, Kavramsal Model
18	Khatri,V. & Samuel, B. M.	2019	USA	Analytics for Managerial Work	İK Süreçlerinde Karar Verme	Analitik Uygulamalar / İK Analitiği	Anket
19	Jabir, B., Falih, N. & Rahmani, K.	2019	Fas	HR Analytics a Roadmap for Decision Making: Case Study	İK Süreçlerinde Karar Verme	İK Analitiği	Örnek Olay, Kavramsal Model

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
20	Mohammed, A. Q.	2019	Birleşik Arap Emirlikleri	HR Analytics: A Modern Tool In HR For Predictive Decision Making	İK Süreçlerinde Karar Verme	İK Analitiği	Literatür İncelemesi, Kavramsal Model
21	Fred, M. O. & Kinange, U. M.	2015	Hindistan	Overview Of HR Analytics To Maximize Human Capital Investment	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
22	Levenson, A.	2011	USA	Using Targeted Analytics to Improve Talent Decisions	Yetenek Yönetimi	Analitik Uygulamalar / İK Analitiği	Literatür İncelemesi
23	Roy, R., Kumar-Das & Konwar, J.	2020	Hindistan	HR Analytics: A Way Forward To Foster Workplace Happiness Through Discretionary Effort	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
24	Lawler III, E. E., Levenson, A., & Boudreau, J. W.	2004	USA	HR Metrics and Analytics – Uses and Impacts	Genel	İK Analitiği	Anket
25	Pessach, D., Singer, G., Avrahami, D., Ben-Gal, H. C., Shmueli, E., & Ben-Gal, I.	2020	İsrail	Employees Recruitment: A Prescriptive Analytics Approach Via Machine Learning And Mathematical Programming	İşe Alım	İK Analitiği	Modelleme

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
26	Leon, A.	2016	USA	HR Analytics: Talent Acquisition	Yetenek Yönetimi	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
27	Varma, C. & Chavan, C. R.	2019	Hindistan	Case Of Hr Analytics – To Understand Effect On Employee Turnover	Turnover	İK Analitiği	Anket
28	Lochab, A. & Kumar, S.	2019	Hindistan	Analytics: The Winding Path Ahead	Performans Yönetimi	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
29	Anita, R. & Sumathi, N.	2020	Hindistan	A Study On Influence Of Human Resources Analytics On Performances Management In Services Sector Of Selected Companies In Tamilnadu	Genel	İK Analitiği	Anket
30	Venkatesh, A. N.	2017	Hindistan	Conceptualizing HR Analytics Practices for Healthier Organizational Performance –A Framework Based Analysis	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
31	Anita, R. & Sumathi, N.	2019	Hindistan	A Study On The Measuring The Factors Of Human Resources Analytics On Performances Management In Services Sector Of Selected Companies In Chennai	Performans Yönetimi	İK Analitiği	Anket

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
32	Hangal, A.	2019	Hindistan	Role of HR Analytics on Employees Performance Improvement	Performans Yönetimi	İK Analitiği	İkincil Veri Analizi, Anket, Mülakat
33	Chhinzer, N. & Ghatehorde, G.	2009	Kanada	Challenging Relationships: HR Metrics and Organizational Financial Performance	Performans Yönetimi	İK Metrikleri	Literatür İncelemesi
34	Komati, M. & Zhou, P.	2013	USA	What is the Return on Investment for Having Resources Dedicated to Workforce Analytics?	Genel	İşgücü Analitiği / İK Analitiği	Literatür İncelemesi
35	Barrière, J. M.	2016	Hollanda	The influence of trust on attitude of employees towards HR Analytics in organisations	Genel	İK Analitiği	Anket
36	Vihari, N. S. & Rao, M. K.	2013	Hindistan	Analytics as a Predictor for Strategic and Sustainable Human Resource Function: An Integrative Literature Review	Genel	İK Metrikleri	Literatür İncelemesi
37	Vargas, R.	2015	USA	Adoption Factors Impacting Human Resource Analytics Among Human Resource Professionals	Genel	İK Analitiği	Anket
38	Boakye, A.	2019	Gana	An Exploratory Study of Human Resource (HR) Analytics: Implications for Human Resource Management Practice	Genel	İK Analitiği	Mülakat

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
39	Kangala	2019	Güney Afrika	An investigation of critical success factors for leveraging Human Resource Analytics in a South African Telecommunications Organisation	Genel	İK Analitiği	Mülakat
40	Gustafsson, D.	2012	İsveç	Business Intelligence, Analytics And Human Capital: Current State Of Workforce Analytics In Sweden	Genel	İşgücü Analitiği	Mülakat
41	Mattox, J. R.	2016	USA	Learning Analytics: Measurement Innovations to Support Talent Development	Eğitim ve Gelişim	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
42	Fiocco, E	2017	İsveç	HR ANALYTICS AT WORK: Exploring diffusion of innovation within a Swedish-based MNC	Genel	İK Analitiği	Mülakat, Workshop, İkincil Veri Analizi
43	Beka, F. & Behrami, A.	2019	İsveç	WHY NOT TAKE A STEP FURTHER? Analysis of challenges in early stage adoption of HR-Analytics in Swedish organizations	Genel	İK Analitiği	Mülakat

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
44	Ruohonen, R.	2015	Finlandiya	Business benefits of leveraging predictive analytics in HR	Genel	İK Analitiği, İK Tahminleyici Analitikleri	Örnek Olay, Anket, Mülakat
45	Jensen-Eriksen, K.	2016	Finlandiya	The role of HR analytics in creating data-driven HRM Textual network analysis of online blogs of HR professionals	Genel	İK Analitiği	İkincil Veri Analizi
46	Lydgate, X. K. M.	2018	USA	Human Resource Analytics: Implications for Strategy Realization and Organizational Performance	Performans Yönetimi	İK Analitiği	İkincil Veri Analizi
47	Ulrich, D.	2013	USA	Are We There Yet? What's Next for HR	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
48	Ulrich, D. & Dulebohn, J. H.	2015	USA	Are We There Yet? What's Next for HR	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
49	Loi, M.	2020	İsviçre	People Analytics Must Benefit the People. An Ethical Analysis of Data-Driven Algorithmic Systems in Human Resources Management	Genel	İK Analitiği	Mülakat, İkincil Veri Analizi
50	Leonardi, P & Contractor, N.	2018	USA	Better People Analytics	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
51	Levenson, A.	2005	USA	Harnessing the Power of HR Analytics: Why Building HR's Analytic Capability Can Help It Add Bottom-Line Value	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
52	Cheng, M.	2017	Kanada	Causal Modeling in HR Analytics: A Practical Guide to Models, Pitfalls, and Suggestions	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
53	Jain, P. & Jain P.	2017	Hindistan	Concept Note on HR Analytics: Integrating Strategic and Operational Level of an Organization	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
54	Morrison, R.	2015	UK	Foundations and Core Concepts (ss. 25-58). Data-Driven Organization Design: Sustaining The Competitive Edge Through Organizational Analytics	Genel	Analitik Uygulamalar	Literatür İncelemesi
55	Kachan Y. V.	2020	Rusya	HR Analytics as Perspective Business Tool	İK Süreçlerinde Karar Verme	İK Analitiği	Literatür İncelemesi, Kavramsal Model
56	Anjani, P. K. & Nithya, N.	2018	Hindistan	HR Analytics - A New Paradigm Shift In People Management	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
57	Muscali, E. & Şerban, A.	2014	Romanya	HR Analytics For Strategic Human Resource Management	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
58	Momin, W. Y. M. & Mishra, K.	2016	Hindistan	HR Analytics: Re-Inventing Human Resource Management	Genel	İK Analitiği	Örnek Olay
59	Angrave, D., Charlwood, A., Kirkpatrick, I., Lawrence, M. & Stuart, M.	2016	UK	HR and Analytics: Why HR Is Set To Fail The Big Data Challenge	Genel	İK Analitiği, Büyük Veri	Literatür İncelemesi
60	Momin, W. Y. M. & Mishra, K.	2015	Hindistan	HR Analytics as a Strategic Workforce Planning	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
61	Choudhury, H. A. & Barman,A.	2016	Hindistan	Human Resource Analytics-Discovering Research Issues Posited in its Milleu in India Organization	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
62	Huselid, M. A.	2018	USA	The science and practice of workforce analytics: Introduction to the HRM special issue	Genel	İşgücü Analitiği	Literatür İncelemesi

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
63	Turner, P. & Zytkowiak, W.	2016	USA, Polonya	HR Analytics — Turbo Charged or Stuck in Neutral	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
64	Kapoor, B. & Kabra, Y.	2014	USA	Current and Future Trends in Human Resources Analytics Adoption	Modelleme	İK Analitiği	Modelleme
65	McIver, D., Lengnick-Hall, M. L. & Lengnick-Hall, C. A.	2018	USA	A strategic approach to workforce analytics: Integrating science and agility	Genel	İşgücü Analitiği	Literatür İncelemesi
66	Sivathanu, B. & Pillai, R.	2018	Hindistan	Smart HR 4.0 – how industry 4.0 is disrupting HR	Genel	İnsan Analitiği	Literatür İncelemesi
67	Mishra, S. N., Lama, D. R. & Pal, Y.	2016	Hindistan	Human Resource Predictive Analytics (HRPA) for HR Management in Organizations	Genel	İK Analitiği, İK Tahminleyici Analitikleri	Literatür İncelemesi
68	Zeidan, S. & Itani, N.	2020	Birleşik Arap Emirlikleri	HR Analytics and Organizational Effectiveness	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
69	Meena, G. M. & Parimalarani, G.	2019	Hindistan	Human Capital Analytics: A Game Changer for HR Professionals	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
70	Werkhoven, J. A.	2017	Hollanda	Exploring Functional Affordances and Sensemaking in Human Resource Analytics	Genel	İK Analitiği	Örnek Olay, Mülakat, Anket, İkincil Veri Analizi
71	Haque, I.	2020	Hindistan	Human Resource Analytics: A Strategic Approach	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
72	Clark, D. J., Nicholas, D. & Jamali, H. R	2014	USA, İran	Evaluating information seeking and use in the changing virtual world: the emerging role of Google Analytics	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
73	Chahtalkhi, N.	2016	Hollanda	What Challenges Does HR Face When Implementing HR Analytics and What Actions Have Been Taken to Solve These Challenges?	Genel	İK Analitiği	Mülakat
74	Reddy, P. R. & Lakshmikeerthi, P.	2017	Hindistan	'HR Analytics' - An Effective Evidence Based HRM Tool	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
75	Akhmetova, S. G.	2016	Rusya	Predictive Analytics in HR: New Opportunities	Genel	İK Analitiği, İK Tahminleyici Analitikleri	Literatür İncelemesi
76	Akhmetova, S. G. & Nevskaya, L. V.	2019	Rusya	HR Analytics: Challenges and Opportunities in Russian Companies	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
77	Meri, M. M.	2015	Türkiye	The Perspective Of HRM: From The Pyramid Of Motivation To Hr Analytics Value Pyramid: A Comparative Application In Developing And Emerging Countries	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
78	Meri, M. M.	2016	Türkiye	The Spectacular Development of Human Resources Management: From Descriptive to Predictive in Modern Organizations	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi, Kavramsal Model
79	Thüsing, K.	2021	İrlanda	HR Analytics & Evidence-Based Decision-Making: A Multi-Stakeholder Perspective	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi, Kavramsal Model, Mülakat, İkincil Veri Analizi
80	Margherita, A.	2022	İtalya	Human Resources Analytics: A Systematization of Research Topics and Directions for Future Research	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi, Kavramsal Model
81	Shah, N., Irani, Z & Sharif, A. M.	2017	Pakistan, UK	Big Data in an HR Context: Exploring Organizational Change Readiness, Employee Attitudes and Behaviors	Genel	Büyük Veri, İK Tahminleyici Analitikleri	Örnek Olay
82	Tursunbayeva, A., Lauro, S. D. & Pagliari, C.	2018	UK, İtalya	People Analytics—A Scoping Review of Conceptual Boundaries and Value Propositions	Genel	İnsan Analitiği	Literatür İncelemesi

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
83	Marler, J. H. & Boudreau, J. W.	2017	USA	An Evidence-Based Review of HR Analytics	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
84	Marler, J. H. & Fisher, S. L.	2013	USA	An Evidence-Based Review of e-HRM and Strategic Human Resource Management	Genel	İnsan Kaynakları Yönetimi	Literatür İncelemesi
85	Özalp, Ç. & Hatipoğlu, Z.	2021	Türkiye	The Key to Balance in Workforce Planning: Human Resources Analytics	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
86	Royal, C. & O'Donnell, L.	2008	Avusturalya	Emerging Human Capital Analytics for Investment Processes	Genel	İnsan Sermayesi Analitiği	Literatür İncelemesi
87	Buttner, E. H. & Tullar, W. L.	2017	USA	A Representative Organizational Diversity Metric: A Dashboard Measure for Executive Action	Genel	İşgücü Analitiği	Literatür İncelemesi
88	Ball, K. S.	2001	UK	The Use of Human Resources Information Systems: A Survey	Genel	İnsan Kaynakları Yönetimi	Anket

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
89	Lal, P.	2015	Hindistan	Transforming HR in the Digital Era: Workforce Analytics can Move People Specialists to the Center of Decision-Making	Genel	İşgücü Analitiği	Literatür İncelemesi
90	Andersen, M. K.	2017	Danimarka	Human Capital Analytics: the Winding Road	Genel	İnsan Sermayesi Analitiği, İK Analitiği	Literatür İncelemesi
91	Boudreau, J. W. & Ramstad, P. M.	1998	USA	Human Resource Metrics: Can Measures Be Strategic?	Genel	İK Metrikleri	Literatür İncelemesi
92	Momin, W. Y. M. & Taruna	2015	Hindistan	HR Analytics Transforming Human Resource Management	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi, Örnek Olay
93	Wang, K., & Taylor, J	2017	USA	Can You Provide the Current Trends in HR on People Analytics?	Genel	İnsan Analitiği	Literatür İncelemesi, Örnek Olay

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
94	Gupta, S.	2017	Hindistan	Overview of HR Analytics - Past, Present and Future	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
95	Bassi, L., & McMurrer, D.	2016	USA	Four Lessons Learned in How to Use Human Resource Analytics to Improve the Effectiveness of Leadership Development	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
96	Levenson, A. & Fink, A.	2017	USA	Human Capital Analytics: Too Much Data and Analysis, Not Enough Models and Business Insights	Genel	İnsan Sermayesi Analitiği	Literatür İncelemesi
97	Yılmaz, O. & Bal, Y.	2022	Türkiye	Insan Kaynakları Analitiğinin Uygulama Alanları ve Uygulamaya Etki Eden Faktörler	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
98	Ejaz, S., Akbar W. & Shaikh, M.	2022	Pakistan	Slow adoption of HR Analytics: Understanding from the Lens of Innovation Diffusion Theory	İK Süreçlerinde Karar Verme	İK Analitiği	Anket
99	van der Togt, J. & Rasmussen, T. H.	2017	Hollanda, Avusturalya	Toward Evidence-Based HR	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
100	Li, M. G. T., Lazo, M., Balan, A. K. & de Goma, J.	2021	Filipinler	Employee Performance Prediction using Different Supervised Classifiers	Performans Yönetimi	İK Analitiği	Modelleme
101	Kirimi, J. M. & Moturi, C. A.	2016	Kenya	Application of Data Mining Classification in Employee Performance Prediction	Performans Yönetimi	İK Analitiği	Anket, Modelleme
102	Jantan, H., Hamdan, A. R. & Othman, Z. A.	2010	Malezya	Human Talent Prediction in HRM using C4.5 Classification Algorithm	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme
103	Karthika, P. & Meyyappan, T.	2020	Hindistan	Employee Performance Prediction Using EPP Framework	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme
104	Yuan, J.	2022	Çin	Research on Employee Performance Prediction Based on Machine Learning	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme
105	Jantan, H., Hamdan, A. R. & Othman, Z. A.	2011	Malezya	Data Mining Classification Techniques for Human Talent Forecasting	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
106	Nasr, M., Shaaban, E. & Samir, A.	2019	Mısır	A proposed Model for Predicting Employees' Performance Using Data Mining Techniques: Egyptian Case Study	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Anket, Modelleme
107	Lakshmi, V., Manjushree, T. L., Sehgal, U., Agme, V. N., Venkatesan, K. G. S., & Sathe, M. A. A	2023	Hindistan	A Study in Apprehending the application of Machine Learning tools in Forecasting the Employee Performance	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi, Yapay Zeka	Anket, Modelleme
108	Adeniyi, J. H., Adeniyi, A. E., Oguns, Y. J., Egbedokun, G.,O, Ajagbe, K. D., Obuzor, P. C., Ajagbe, S. A.	2022	Nijerya, UK	Comparative Analysis of Manchine Learning Techniques for the Prediction of Employee Performance	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
109	Newman, D. T., Fast, N. J. & Harmon, D. J.	2020	USA	When Eliminating Bias Isn't Fair: Algorithmic Reductionism And Procedural Justice In Human Resource Decisions	İK Süreçlerinde Karar Verme	İnsan Kaynakları Yönetimi	Literatür İncelemesi
110	Nedelcu, B.	2017	Romanya	Human Talent Forecasting	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme, Örnek Olay
111	Valle, M. A., Varas, S. & Ruz, G. A.	2012	Şili	Job Performance Prediction In A Call Center Using a Naive Bayes Classifier	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme
112	Zhao, X.	2008	Çin	An Empirical Study of Data Mining In Performance Evaluation of HRM	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme
113	Jantan, H., Yusoff, N. M. & Noh, M. R.	2014	Malezya	Towards Applying Support Vector Machine Algorithm in Employee Achievement Classification	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
114	Xue, X., Feng, J., Gao, Y., Liu, M., Zhang, W., Sun, X., Zhao, A. & Guo, S.	2019	Çin	Convolutional Recurrent Neural Networks with a Self-Attention Mechanism for Personnel Performance Prediction	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme
115	Raut, T., Kale, P. Sonkusare, R. & Gaikwad, A. K.	2020	Hindistan	Employee Performance Prediction System using Data Mining	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme
116	Magesh, M. E. N., Thangaraj, P. & Sivagobika, S., Praba, S. & Priya, R. M.	2013	Hindistan	Evaluating The Performance Of An Employee Using Decision Tree Algorithm	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme
117	Kaware, K. V., Viveki, P. M., Lokhande, S. D., Avadhut, N. N., Pattanshetti, V. S. & Shinde, S. A.	2019	Hindistan	A Survey on Predicting Employee's Performance	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
118	Anjum, A. A., Majumder, S., Islam, S. & Alam, G. R.	2022	Bangladeş	A Decentralized Employee Performance Appraisal Framework for Recruitment, Performance Prediction and Ranking using Permissioned Blockchain and Machine Learning	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme
119	Patel, K., Sheth, K., Mehta, D., Tanwar, S., Florea, B. C.,Taralunga, D. D., Altameem, A., Altameem, T. & Sharma, R.	2022	Hindistan, Romanya, Suudi Arabistan	RanKer : An AI-Based Employee-Performance Classification Scheme to Rank and Identify Low Performers	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi, Yapay Zeka	Modelleme
120	Sivas, B.	2021	Türkiye	Employee Performance Prediction	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
121	Jayadi, R., Firmantyo, H. M., Dzaka, M. T. J., Suaidy, M. F. & Putra, A. M.	2019	Endonezya	Employee Performance Prediction using Naïve Bayes	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme
122	Sarker, A., Shamim, S. M., Zama, S. & Rahman, M.	2018	Bangladeş	Employee's Performance Analysis and Prediction using K-Means Clustering & Decision Tree Algorithm	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme
123	Mahmoud, A. A., Shawabkeh, T. A., Salameh, W. A. & Amro, I A.	2019	Ürdün	Performance Predicting In Hiring Process And Performance Appraisals Usıng Machine Learning	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme
124	Al-Radaideh, Q. A. & Al Nagi, E.	2012	Ürdün	Using Data Mining Techniques to Build a Classification Model for Predicting Employees Performance	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme
125	Kalaivani, V. & Elamparithi, M.	2014	Hindistan	An Efficient Classification Algorithms for Employee Performance Prediction	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
126	Vargas, R., Yurova, Y. V. Ruppel, C. P., Tworoger, L. C. & Greenwood, R.	2018	USA	Individual Adoption of HR Analytics: A Fine Grained View of The Early Stages Leading to Adoption	Genel	İK Analitiği	Anket
127	Mishra, D., Luo, Z., Hazen, B., Hassini, E. & Foropon, C.	2019	Kanada, Çin, USA, Fransa	Organizational Capabilities That Enable Big Data And Predictive Analytics Diffusion And Organizational Performance	Genel	İK Tahminleyici Analitikleri, Büyük Veri	Kavramsal Model, Anket
128	Xiaofan, C. & Fengbin, W.	2010	Çin	Application of Data Mining on Enterprise Human Resource Performance Management Based on Decision Tree	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Literatür İncelemesi
129	Rasmussen, T. & Ulrich, D.	2015	Hollanda, USA	Learning from practice: how HR analytics avoids being a management fad	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
130	Huang, X., Yang, F., Zheng, J.,Feng, C. & Zhang, L.	2023	USA, Çin	Personalized human resource management via HR analytics and artificial intelligence: Theory and implications	Genel	İnsan Kaynakları Yönetimi, İK Analitiği, Yapay Zeka	Literatür İncelemesi, Kavramsal Modelleme

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
131	Loscher, G. J. & Bader, V.	2023	Almanya, Avusturya	Creating accountability through HR analytics – An audit society perspective	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
132	Ben-Gal, H. C.	2019	USA	An ROI-based review of HR analytics: practical implementation tools	Genel	İnsan Kaynakları Yönetimi, İK Analitiği	Literatür İncelemesi
133	Aral, S., Brynjolfsson, E. & Wu, L.	2012	USA	Three-Way Complementarities: Performance Pay, Human Resource Analytics, and Information Technology	Performans Yönetimi	İK Analitiği	Anket, Modelleme
134	Álvarez-Gutiérrez, F. J., Stone, D. L., Castano, A. M. & García-Izquierdo, A. L.	2022	İspanya	Human Resources Analytics: A systematic Review from a Sustainable Management Approach	Genel	İK Analitiği, İnsan Kaynakları Yönetimi	Literatür İncelemesi

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
135	Patre, S.	2016	Hindistan	Six Thinking Hats Approach to HR Analytics	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
136	Khan, S. A. & Tang, J.	2016	USA, Çin	The paradox of human resource analytics: being mindful of employees	Genel	İK Analitiği	Anket, Mülakat
137	Bose, I. & Jose, D.	2018	Birleşik Arap Emirlikleri	Current and Future Trends in Human Resources Analytics Adoption	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
138	Levenson, A.	2018	USA	Using workforce analytics to improve strategy execution	Genel	İşgücü Analitiği	Literatür İncelemesi
139	Minbaeva, D.	2018	Danimarka	Building credible human capital analytics for organizational competitive advantage	Genel	İnsan Sermayesi Analitiği	Literatür İncelemesi, Kavramsal Model
140	Schiemann, W. A., Seibert, J. H. & Blankenship, M. H.	2018	USA	Putting human capital analytics to work: Predicting and driving business success	Genel	İnsan Sermayesi Analitiği	Literatür İncelemesi
141	King, K. G.	2016	USA	Data Analytics in Human Resources: A Case Study and Critical Review	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi, Örnek Olay

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
142	Momin, W. Y.	2014	Hindistan	Impression of Financial Measures in HR Analytics	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
143	Bassi, L.	2011	USA	Raging debates in HR analytics	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
144	Dahlbom, P., Siikanen, N. & Sajasalo, P.	2020	Finlandiya	Big data and HR analytics in the digital era	Genel	İK Analitiği, Büyük Veri	Mülakat
145	Arora, M., Prakash, A., Mittal, A., & Singh, S.	2022	Hindistan	Moderating role of resistance to change in the actual adoption of HR analytics in the Indian banking and financial services industry	Genel	İK Analitiği	Anket
146	Lal, P.	2015	Hindistan	Transforming HR in the digital era: Workforce analytics can move people specialists to the center of decision-making	Genel	İşgücü Analitiği	Literatür İncelemesi
147	Durai D, S., Rudhramoorthy, K., & Sarkar, S.	2019	Hindistan	HR metrics and workforce analytics: it is a journey, not a destination	Genel	İşgücü Analitiği, İK Metrikleri	Literatür İncelemesi

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
148	Jiang, Y. & Akdere, M.	2022	USA	An operational conceptualization of human resource analytics: implications for in human resource development	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
149	Ontrup, G., Schempp, P. S. & Kluge, A.	2022	Almanya	Choosing the right (HR) metrics: digital data for capturing team proactivity and determinants of content validity	Genel	İK Analitiği	Mülakat
150	Cayrat, C. & Boxall, P.	2022	Yeni Zelanda	Exploring the phenomenon of HR analytics: a study of challenges, risks and impacts in 40 large companies	Genel	İK Analitiği	Mülakat
151	Ekka, S. & Singh, P.	2022	Hindistan	Predicting HR Professionals' Adoption of HR Analytics: An Extension of UTAUT Model	Genel	İK Analitiği	Anket
152	Sooraksa, N.	2021	Tayland	A Survey of using Computational Intelligence (CI) and Artificial Intelligence (AI) in Human Resource (HR) Analytics	Genel	İK Analitiği, Yapay Zeka	Literatür İncelemesi

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
153	Gaur, B. & Riaz, S.	2019	Birleşik Arap Emirlikleri	A Two-Tier Solution to Converge People Analytics into HR Practices	Genel	İnsan Analitiği	Literatür İncelemesi, İkincil Veri Analizi
154	Reddy, A. J. M., Rani, R. & Chaudhary, V.	2019	Hindistan	Technology for Sustainable HRM: An Empirical Research of Health Care Sector	Genel	İK Analitiği	Modelleme
155	Bandi, G. N. S., Rao, T. S. & Ali, S. S.	2021	Hindistan	Data Analytics Applications for Human Resource Management	Genel	İK Analitiği	Anket
156	Qureshi, T. M.	2020	Birleşik Arap Emirlikleri	HR Analytics, Fad or Fashion for Organizational Sustainability	Genel	İK Analitiği	Anket
157	Simbeck, K.	2019	Almanya	HR analytics and ethics	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
158	Jawahar, U., Ali, S. S., Babu, K. S., Rao, V. R. & Bandi, G. N.	2022	Hindistan	HR Analytics - The Measurement of HR Processes using a Methodical Approach	Genel	İK Analitiği, İnsan Analitiği	Literatür İncelemesi, İkincil Veri Analizi
159	Arora, M., Prakash, A., Mittal, A., & Singh, S.	2021	Hindistan	HR Analytics and Artificial Intelligence – Transforming Human Resource Management	Genel	İK Analitiği, Yapay Zeka	Literatür İncelemesi

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
160	Gaur, B.	2020	Birleşik Arap Emirlikleri	HR4. 0: an analytics framework to redefine employee engagement in the fourth industrial revolution.	Genel	İK Analitiği	Mülakat, İkincil Veri Analizi
161	Ameer, M., Rahul, S. P. & Manne, S.	2020	Hindistan	Human Resource Analytics using Power Bi Visualization Tool	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
162	Larsson, A. S. & Edwards, M. R.	2022	UK, Avusturalya	Insider econometrics meets people analytics and strategic human resource management	Genel	İnsan Analitiği	Literatür İncelemesi
163	Sripathi, K. & Madhavaiah, C.	2018	Hindistan	Are HR Professionals Ready to Adopt HR Analytics? A Study on Analytical Skills of HR Professionals	Genel	İK Analitiği	Anket

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
164	Polyakova, A., Kolmakov, V. & Pokamestov, I.	2020	Rusya	Data-driven HR Analytics in a Quality Management System	Genel	İK Analitiği, Büyük Veri	Literatür İncelemesi
165	Oladipupo, O. O., & Olubusayo, F. H.	2020	Nijerya	Human resource analytics dimensions and employee engagement in manufacturing industry in Nigeria: a conceptual review	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
166	Jiting, L., Renjie, H. & Tao, W.	2022	Çin	A data-driven decision-making framework for personnel selection based on LGBWM and IFNs	İşe Alım	İnsan Kaynakları Yönetimi	Mülakat, Modelleme
167	Peisl, T. & Edlmann, R.	2020	UK	Exploring Technology Acceptance and Planned Behaviour by the Adoption of Predictive HR Analytics During Recruitment	İşe Alım	İK Analitiği	Anket, Modelleme
168	Durai, S., Krishnaveni, K., & Manoharan, G.	2022	Hindistan	Leveraging HR metrics for effectiverecruitment & selection process inIT industries in Chennai and Coimbatore, Tamil Nadu	İşe Alım	İK Metrikleri	Mülakat

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
169	Escolar-Jimenez, C. C., Matsuzaki, K., & Gustilo, R. C.	2019	Japonya, Filipinler	Intelligent shortlisting process for job applicants using fuzzy logic-based profiling	İşe Alım	İK Analitiği	Modelleme
170	Dsouza, P. K.	2019	Hindistan	Absolute answerability in the Era of Artificial Intelligence and Machine Learning: A talent management perspective	Yetenek Yönetimi	İK Analitiği, Yapay Zeka	Modelleme
171	Harris, J. G., Craig, E., & Light, D. A.	2011	USA	Talent and analytics: new approaches, higher ROI	Yetenek Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi, İK Analitiği	Literatür İncelemesi
172	Hangal, A., & Koteswari, B.	2019	Hindistan	Data Analytıcs In Talent Management: A Game Changer	Yetenek Yönetimi	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
173	Nocker, M. & Sena, V.	2019	UK	Big Data and Human Resources Management: The Rise of Talent Analytics	Yetenek Yönetimi	Yetenek Analitiği, Büyük Veri	Literatür İncelemesi, İkincil Veri Analizi
174	Rombaut, E., & Guerry, M. A.	2018	Belçika	Predicting voluntary turnover through human resources database analysis	Turnover	İK Analitiği	Modelleme

No	Yazarlar	Yıl	Ülke	Başlık	Odak Alanı	Kavram	Yöntem
175	Ryan, J. C.	2021	Suudia Arabistan	Retaining, resigning and firing: bibliometrics as a people analytics tool for examining research performance outcomes and faculty turnover	Turnover	İK Analitiği, İnsan Analitiği	Literatür İncelemesi, Modelleme
176	Yuan, S., Kroon, B. & Kramer, A.	2021	Hollanda	Building prediction models with grouped data: A case study on the prediction of turnover intention	Turnover	İK Analitiği	Modelleme
177	Chakraborty, R., Mridha, K., Shaw, R. N. & Ghosh, A.	2021	Hindistan	Study and Prediction Analysis of the Employee Turnover using Machine Learning Approaches	Turnover	İK Analitiği	Modelleme
178	Fan, C.	2022	Çin	Evaluating Employee Performance with an Improved Clustering Algorithm	Performans Yönetimi	İnsan Kaynakları Yönetimi	Modelleme
179	Qamar, Y. & Samad, T. A.	2022	Hindistan	Human resource analytics: a review and bibliometric analysis	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi
180	Vural-Allaham, M.	2022	Türkiye	Bibliometric analysis of HR analytics literature.	Genel	İK Analitiği	Literatür İncelemesi