T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Doktora Tezi

PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENMENİN SAĞLIK ALANINDA UYGULANMASI

Muhammet KARADENİZ

Enformatik Anabilim Dalı

Enformatik Programı

DANIŞMAN
Prof. Dr. Çiğdem EROL

Mart, 2025

İSTANBUL

Bu çalışma, 21.03.2025 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Enformatik Anabilim Dalı, Enformatik Programında Doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Jürisi

Prof. Dr. Çiğdem EROL(Danışman)
İstanbul Üniversitesi
Fen Fakültesi

Prof. Dr. Sevinç GÜLSEÇEN
İstanbul Üniversitesi
Enformatik Bölümü

Prof. Dr. Gökhan SİLAHTAROĞLU
İstanbul Medipol Üniversitesi
İşletme ve Yönetim Bilimleri Fakültesi

Doç. Dr. Yalçın ÖZKAN
İstinye Üniversitesi
İktisadi, İdari ve Sosyal Bilimler Fakültesi

Doç. Dr. Murat GEZER
İstanbul Üniversitesi
Fen Fakültesi

İntihal Programı Beyanı

20.04.2016 tarihli Resmi Gazete'de yayımlanan Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin 9/2 ve 22/2 maddeleri gereğince; Bu Lisansüstü teze, İstanbul Üniversitesi'nin abonesi olduğu intihal yazılım programı kullanılarak Fen Bilimleri Enstitüsü'nün belirlemiş olduğu ölçütlere uygun rapor alınmıştır.

Proje Destekleri

1501 - Sanayi Ar-Ge Destek Programı 2020 yılı 2. Çağrısı kapsamında 3200867 numaralı "Bireysel Sağlık Yönetiminde Önleyici – Önerici ve Tedavi Yönlendirici Klinik Platformun Geliştirilmesi Projesi – Diyabet Hastalığı için Karar Destek Modelinin Geliştirilmesi" isimli projenin, İstanbul Medipol Üniversitesi - Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar Etik Kurulu Başkanlığı'ndan 03.09.2020 tarihli 685 karar sayısı ile Etik Kurul Onayı alınmıştır. İstanbul Medipol Üniversitesi - Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar Etik Kurulu Başkanlığı'nın 25.06.2024 tarihli E-10840098-202.3.02-3762 sayı ile bu tez çalışması ve yazarı, "Sağlık Yönetiminde Önleyici – Önerici ve Tedavi Yönlendirici Klinik Platformın Geliştirilmesi Projesi – Diyabet için Karar Destek Modelinin Geliştirilmesi" isimli çalışmaya dahil edilmiştir..

Tezden Üretilmiş Yayınların Künye Bilgileri

ÖNSÖZ

Tez çalışmam boyunca destek ve önerileriyle beni yönlendiren, eleştirel yaklaşımıyla çok yönlü düşünmeme teşvik eden ve uzmanlığını benimle paylaşarak bana katkılar sunan sayın danışmanım Prof. Dr. Çiğdem EROL'a en derin teşekkürlerimi sunuyorum. Size, bana hiçbir zaman esirgemediğiniz kıymetli rehberliğiniz, derin görüşleriniz ve geri bildirimleriniz için minnettarım. Bu yolculuk boyunca yaşanan tüm zorluklarda, sağladığınız destek her zaman motive edici ve ilham vericiydi.

Enformatik doktora programına başladığım ilk andan itibaren değerli bilgileri, sağladığı içten desteğiyle sayın hocam ve bölüm başkanımız Prof. Dr. Sevinç GÜLSEÇEN'e sonsuz teşekkürlerimi sunuyorum

Doktora tez çalışmamda karşılaştığım zorluklardan biri, özellikle sağlık alanında veri sağlama süreciydi. Bu zorlukları aşabilmemdeki desteği, projeye katılım sağlamamda ve etik kurul sürecimde sağlamış olduğu tüm imkanlar ve değerli katkılarından dolayı sayın hocam Prof. Dr. Gökhan SİLAHTAROĞLU'na en içten teşekkürlerimi sunuyorum.

Sevgili eşim Necla Çiğdem KARADENİZ'e, çalışmalarımdaki sabrı ve desteği için özel teşekkürlerimi iletiyorum. Sonsuz anlayışı ve sevgisi ile bu zorlu yolculuğumu daha kolay ve keyifli hale getirerek her zaman motivasyonumu yükseltti. Ayrıca biricik kızım Elif KARADENİZ'e de teşekkür etmek istiyorum. Canım kızım, neşenle günlerimi aydınlattın ve daha çok çaba göstermem için motivasyon kaynağım oldun. Değerli eşim ve güzel kızım, sizlerle geçirdiğim zamanlar sayesinde bu zorlu yolculuk daha anlamlı hale geldi.

Başta rahmetli babam Tahir KARADENİZ olmak üzere tüm aileme, her zaman yanımda olduklarını hissettirerek beni destekledikleri için minnettarım.

Bu tezin ortaya çıkmasında katkısı olan herkese içtenlikle tekrar teşekkür ederim.

Mart 2025 Muhammet KARADENİZ

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖNSÖZ ..... **iv**
İÇİNDEKİLER ..... **v**
ŞEKİL LİSTESİ ..... **vii**
TABLO LİSTESİ ..... **viii**
SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ ..... **xi**
ÖZET ..... **xiii**
SUMMARY ..... **xv**
1. GİRİŞ **1**
1.1. ARAŞTIRMANIN AMACI 3
1.2. ARAŞTIRMA SORULARI 4
1.3. ARAŞTIRMANIN SINIRLILIKLARI VE VARSAYIMLARI 4
2. GENEL KISIMLAR **6**
2.1. DİYABET 6
2.1.1. Diyabetin Tanımı 6
2.1.2. Diyabetin Etiyolojik Sınıflaması 6
2.2. YAPAY ZEKÂ 8
2.3. MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ 9
2.3.1. Denetimli Öğrenme Yöntemi 9
2.3.2. Denetimsiz Öğrenme Yöntemi 10
2.3.3. Pekiştirmeli Öğrenme Yöntemi 10
2.3.3.1. Çok Kollu Haydut (Multi-armed Bandit, MAB) Problemleri 11
2.3.3.2. Bağlamsal Çok Kollu Haydut (Contextual Multi-armed Bandit, CMAB) Problemleri 12
2.3.3.3. Ayrık Doğrusal Modeller ile LinUCB (Linear Upper Confidence Bound with Disjoint Linear Models) Algoritması 12
2.3.4. Çevrimiçi Makine Öğrenmesi (Çevrimiçi Öğrenme) Yöntemi 14
2.4. AYKIRI DEĞER TESPİTİ VE NORMALİZASYON 14
2.4.1. Çeyrekler Arası Açıklık (Inter Quantile Range, IQR) Yöntemi 15
2.4.2. Min-Max Normalizasyonu 16
2.5. VERİ SETİ DENGELEME YÖNTEMLERİ 16

2.5.1. Random Under Sampling Yöntemi 17
2.5.2. Random Over Sampling Yöntemi 17
2.5.3. Smote Yöntemi 17
2.6. MODEL PERFORMANS DEĞERLENDİRME YÖNTEMLERİ VE METRİKLERİ 18
2.6.1. Hold-out (Dışarıda Tutma) Yöntemi 18
2.6.2. Cross Validation (Çapraz Doğrulama) Yöntemi 19
2.6.3. Stratified Sampling / Stratification Sampling (Tabakalı Örnekleme) 19
2.6.4. Confusion Matrix (Karışıklık Matrisi) 19
2.7. LİTERATÜR TARAMASI 23
3. MALZEME VE YÖNTEM 32
3.1. VERİ SETİ 32
3.1.1. Veri Ön İşleme Adımları 34
3.1.2. Veri Seti Varyasyonları 36
3.2. MODEL 37
3.2.1. Model Varyasyonları 38
3.3. YAKLAŞIM 39
3.3.1. Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonları 40
3.4. UYGULAMA VE ANALİZ 41
4. BULGULAR 43
4.1. İSTATİSTİKSEL ANALİZ 43
4.2. UYGULAMALARIN KARŞILAŞTIRMALI ANALİZİ 44
4.3. UYGULAMALARIN ISI HARİTALARI 69
5. TARTIŞMA VE SONUÇ 75
KAYNAKLAR 84
EKLER 93
EK1: Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar Etik Kurulu Onay Belgesi 93
ÖZGEÇMİŞ 94

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 2.1: Ayrık Doğrusal Modeller ile LinUCB Algoritmasının Sözde Kodu (Li ve diğ., 2010) 13

Şekil 2.2: Karışıklık Matrisi *(Confusion Matrix)* 20

Şekil 2.3: ROC Eğrisi ve AUC 22

Şekil 3.1: Veri Ön İşleme Adımları 34

Şekil 3.2: Veri Seti Varyasyonları 36

Şekil 3.3: Model Varyasyonları 38

Şekil 3.4: Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonları 40

Şekil 3.5: Uygulama ve Analiz Süreci 42

Şekil 4.1: Doğruluk (Accuracy) Metriği Açısından Uygulamaların Isı Haritası 69

Şekil 4.2: Duyarlılık (Recall) Metriği Açısından Uygulamaların Isı Haritası 70

Şekil 4.3: Kesinlik (Precision) Metriği Açısından Uygulamaların Isı Haritası 71

Şekil 4.4: F-ölçüsü (F-Measure) Metriği Açısından Uygulamaların Isı Haritası 72

Şekil 4.5: AUC Metriği Açısından Uygulamaların Isı Haritası 73

Şekil 4.6: Cohen Kappa Katsayısı (Cohen's Kappa) Metriği Açısından Uygulamaların Isı Haritası 74

TABLO LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 3.1: Ham Veri Setine Ait Detaylar 33

Tablo 3.2: Veri Ön İşleme Adımları Sonrası Veri Setine Ait Detaylar 35

Tablo 4.1: Kategorik Niteliklerin Yüzdelik Dağılım Tablosu 43

Tablo 4.2: Numerik Niteliklerin Tanımlayıcı İstatistik Tablosu 44

Tablo 4.3: "Yok" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "O" Veri Seti Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Model Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 45

Tablo 4.4: "Yok" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "RUS" Veri Seti Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Model Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 46

Tablo 4.5: "Yok" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "ROS" Veri Seti Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Model Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 47

Tablo 4.6: "Yok" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "S" Veri Seti Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Model Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 48

Tablo 4.7: "Var" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "O" Veri Seti Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Model Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 49

Tablo 4.8: "Var" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "RUS" Veri Seti Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Model Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 50

Tablo 4.9: "Var" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "ROS" Veri Seti Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Model Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 51

Tablo 4.10: "Var" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "S" Veri Seti Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Model Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 52

Tablo 4.11: "Yok" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "O_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Veri Seti Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 53

Tablo 4.12: "Yok" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "ES_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Veri Seti Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 54

Tablo 4.13: "Yok" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "OT_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Veri Seti Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 55

Tablo 4.14: "Var" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "O_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Veri Seti Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 57

Tablo 4.15: "Var" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "ES_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Veri Seti Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 58

Tablo 4.16: "Var" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "OT_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Veri Seti Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 59

Tablo 4.17: "O" Veri Seti Varyasyonu ve "O_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 60

Tablo 4.18: "O" Veri Seti Varyasyonu ve "ES_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 61

Tablo 4.19: "O" Veri Seti Varyasyonu ve "OT_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 62

Tablo 4.20: "RUS" Veri Seti Varyasyonu ve "O_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 62

Tablo 4.21: "RUS" Veri Seti Varyasyonu ve "ES_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 63

Tablo 4.22: "RUS" Veri Seti Varyasyonu ve "OT_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 64

Tablo 4.23: "ROS" Veri Seti Varyasyonu ve "O_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 65

Tablo 4.24: "ROS" Veri Seti Varyasyonu ve "ES_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 65

Tablo 4.25: "ROS" Veri Seti Varyasyonu ve "OT_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 66

Tablo 4.26: "S" Veri Seti Varyasyonu ve "O_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 67

Tablo 4.27: "S" Veri Seti Varyasyonu ve "ES_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 68

Tablo 4.28: "S" Veri Seti Varyasyonu ve "OT_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması 68

SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Simgeler	Açıklama
$\widehat{\boldsymbol{\theta}}$	Ağırlık vektörü
$\boldsymbol{A}$	Birim matris
$\boldsymbol{b}$	Sıfır vektörü
$\boldsymbol{r}$	Ödül
$\boldsymbol{x}$	Nitelik vektörü
$\boldsymbol{a}$	Kol *(Arm)* ya da Eylem *(Action)*
$\boldsymbol{\alpha}$	Keşif ve sömürü arasındaki denge hiperparametresi *(Alpha)*

Kısaltmalar	Açıklama
ACC	Doğruluk *(Accuracy)*
AI	Yapay Zekâ *(Artificial Intelligence)*
ANN	Yapay Sinir Ağları *(Artificial Neural Networks)*
BAG	Bozulmuş Açlık Glukozu
BGT	Bozulmuş Glukoz Toleransı
CMAB	Bağlamsal Çok Kollu Haydut *(Contextual Multi-Armed Bandit)*
DM	Diyabet *(Diabetes mellitus)*
DN	Doğru Negatif *(True Negative, TN)*
DP	Doğru Pozitif *(True Positive, TP)*
ER	Hata Oranı *(Error Rate)*
ES_LinUCB	"O_LinUCB" model varyasyonunun tez çalışması için geliştirilmiş farklı bir model varyasyonu
F1	F-ölçüsü *(F-measure)*
FPR	Yanlış Pozitif Oranı *(False Positive Rate)*
GDM	Gebelik Diyabeti *(Gestasyonel diabetes mellitus)*
IDF	Uluslararası Diyabet Federasyonu *(International Diabetes Federation)*
IQR	Çeyrekler Arası Açıklık *(Inter Quantile Range)*
KNN	K-En Yakın Komşu *(K-Nearest Neighbors)*
LinUCB	Ayrık Doğrusal Modeller ile Doğrusal Üst Güven Sınırı *(Linear Upper Confidence Bound with disjoint linear models)*

MAB	Çok Kollu Haydut *(Multi-Armed Bandit)*
MDP	Markov Karar Süreçleri *(Markov Decision Process)*
ML	Makine Öğrenmesi *(Machine Learning)*
O	Veri ön işleme adımları sonrası elde edilen veri seti varyasyonu
OCR	Optik Karakter Okuma *(Optical Character Recognition)*
O_LinUCB	Ayrık doğrusal modeller ile LinUCB algoritmasının tez çalışması için uyarlanmış model varyasyonu
OT_LinUCB	"O_LinUCB" model varyasyonunun tez çalışması için geliştirilmiş farklı bir model varyasyonu
PREC	Kesinlik *(Precision)*
REC	Duyarlılık *(Recall)*
RL	Pekiştirmeli Öğrenme *(Reinforcement Learning)*
ROS	*Random Over Sampling* yöntemi ile dengelenmiş veri seti varyasyonu
RUS	*Random Under Sampling* yöntemi ile dengelenmiş veri seti varyasyonu
S	*Smote* yöntemi ile dengelenmiş veri seti varyasyonu
SVM	Destek Vektör Makineleri *(Support Vector Machines)*
T1DM	Tip 1 Diyabet *(Type 1 Diabetes mellitus)*
T2DM	Tip 2 Diyabet *(Type 2 Diabetes mellitus)*
TEMD	Türkiye Endokrinoloji ve Metabolizma Derneği
TPR	Doğru Pozitif Oranı *(True Positive Rate)*
VAR	Test aşamasında güncelleme işleminin yapıldığı güncelleme yaklaşımı varyasyonu
WHO	Dünya Sağlık Örgütü *(World Health Organization)*
YN	Yanlış Negatif *(False Negative, FN)*
YOK	Test aşamasında güncelleme işleminin yapılmadığı güncelleme yaklaşımı varyasyonu
YP	Yanlış Pozitif *(False Positive, FP)*

ÖZET

DOKTORA TEZİ

PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENMENİN SAĞLIK ALANINDA UYGULANMASI

Muhammet KARADENİZ

İstanbul Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Enformatik Anabilim Dalı

Danışman : Prof. Dr. Çiğdem EROL

Yapay zekâ teknolojilerinin gelişimi, özellikle kronik hastalıkların yönetimi ve teşhis süreçlerinde yapay zekâ kullanımının potansiyelini önemli ölçüde artırmaktadır. Böylelikle, diyabet gibi yaygın ve karmaşık sağlık sorunlarının teşhisi ve tedavisi için daha etkili ve dinamik çözümler geliştirmek mümkün hale gelmektedir. Bu ve benzeri gelişmeler, geleneksel yöntemlere alternatif olarak yeni ve yenilikçi çözümlerin araştırılmasını zorunlu kılmakta ve araştırmacıları bu alanda derinlemesine çalışmalar yapmaya teşvik etmektedir. Bu nedenle, bu doktora tezinin temel amacı, diyabet hastalığı teşhisi için yaygın olarak kullanılan geleneksel sınıflandırma algoritmalarına alternatif olarak farklı öğrenme yöntemleri ve algoritmalarını kullanarak geliştirilen modellerin etkinliğini ve potansiyelini araştırarak pekiştirmeli öğrenmenin sağlık alanında kullanılma potansiyelini değerlendirmektir. Bu amaç doğrultusunda; veri seti, model ve güncelleme yaklaşımı olmak üzere üç faktör belirlenmiştir. Veri seti faktörü için; veri ön işleme adımları uygulanarak elde edilen 764 satırdan oluşan orijinal veri seti (“O” veri seti varyasyonu) ile random under sampling (“RUS” veri seti varyasyonu), random over sampling (“ROS” veri seti varyasyonu) ve SMOTE (“S” veri seti varyasyonu) yöntemleri ile dengelenmiş toplam dört veri seti varyasyonu oluşturulmuştur. Model faktörü için; Ayrık Doğrusal Modeller ile LinUCB algoritmasının sınıflandırma problemlerinde kullanımı için uyarlanmış modeli (“O_LinUCB”), her zaman tüm kollarda güncelleme yapılan model (“ES_LinUCB”) ve sadece kollara ait üst güven sınırlarında eşitlik

olması durumunda tüm kollarda güncelleme yapan model (“OT_LinUCB”) olmak üzere toplam üç model varyasyonu oluşturulmuştur. Güncelleme yaklaşımı faktörü için ise; model performanslarının ölçüldüğü test aşamasında kullanılmak üzere, algoritmanın yapısında da bulunan çevrimiçi öğrenme yöntemi yaklaşımının kullanılıp kullanılmaması yani güncelleme yapılıp (“Var”) yapılmaması (“Yok”) olmak üzere iki güncelleme yaklaşımı varyasyonu oluşturulmuştur. Çapraz doğrulama yöntemi kullanılarak; bu üç faktöre ait varyasyonlar ile 24 farklı uygulama yapılmış ve bu faktörlerin performans değerlendirme metrik sonuçlarına olan etkisi detaylı bir şekilde analiz edilmiştir. Bu tez çalışmasının sonuçlarına göre; dengeli veri seti kullanımı (“RUS”, “ROS”, “S”) duyarlılık, kesinlik, F-ölçüsü, AUC ve Cohen kappa katsayısı metrikleri açısından oldukça önemlidir. Özellikle SMOTE tekniği ile dengelenen veri setinin (“S”), çoğu durumda en iyi duyarlılık, F-ölçüsü, AUC ve Cohen kappa katsayısı sonuçlarına ulaştığı görülmüştür. Ayrıca; “OT_LinUCB” varyasyonunun, işlem sayısı ve maliyeti açısından daha etkili olduğu belirlenmiştir. Bununla birlikte; test aşamasında da güncelleme yapılması (“Var”), özellikle dengelenmiş veri setlerinin kullanıldığı çalışmalarda etkili olmuş ve modelin genel performansını önemli ölçüde iyileştirmiştir. Bu sonuçlar, önerilen yöntemlerin diyabet teşhisi ve tedavisine yönelik modellerin geliştirilmesinde güçlü bir potansiyele sahip olduğunu göstermektedir. Ayrıca, bu çalışma diyabet hastalığının erken teşhis edilmesine yönelik stratejik çözümler geliştirilmesine ve hekimlerin iş yükünü azaltacak karar destek sistemleri geliştirilmesine katkı sağlayacaktır.

Mart 2025, 110 sayfa.

Anahtar kelimeler: Diyabet, Yapay zekâ, Makine öğrenmesi, Pekiştirmeli Öğrenme, Ayrık Doğrusal Modeller ile Doğrusal Üst Güven Sınırı Algoritması (LinUCB)

SUMMARY

Ph.D. THESIS

APPLICATION OF REINFORCEMENT LEARNING IN HEALTHCARE

Muhammet KARADENİZ

İstanbul University

Institute of Graduate Studies in Sciences

Department of Informatics

Supervisor : Prof. Dr. Çiğdem EROL

The development of artificial intelligence technologies has significantly increased the potential for its use, especially in the management and diagnosis processes of chronic diseases. Thus, it has become possible to develop more effective and dynamic solutions for diagnosing and treating prevalent and complex health problems such as diabetes. These and similar developments necessitate the exploration of new and innovative solutions as alternatives to traditional methods and encourage researchers to conduct in-depth studies in this field. Therefore, the main objective of this doctoral thesis is to investigate the potential of reinforcement learning to be used in the field of healthcare by evaluating the effectiveness and potential of models developed using different learning methods and algorithms as alternatives to traditional classification algorithms widely used for the diagnosis of diabetes. For this purpose, three factors were determined: dataset, model, and update approach. For the dataset factor, four dataset variations were created: the original dataset (“O” dataset variation), consisting of 764 rows obtained through data preprocessing steps, and three balanced versions generated using random under sampling (“RUS” dataset variation), random over sampling (“ROS” dataset variation), and SMOTE (“S” dataset variation). For the model factor, three model variations were developed: the model adapted for the use of the LinUCB algorithm with Disjoint Linear Models in classification problems (“O_LinUCB”), the model in which all arms

are updated at all times (“ES_LinUCB”), and the model that updates all arms only when a tie occurs in the upper confidence bounds (“OT_LinUCB”). For the update approach factor, two variations were created based on whether the online learning method, which is inherently present in the algorithm, is applied during the test phase for performance evaluation: an approach where online updates are enabled ("Present" / "Var") and an approach where they are disabled ("Absent" / "Yok"). Using the cross-validation method, 24 different applications were performed with variations of these three factors, and the effects of these factors on the results of the performance evaluation metrics were analyzed in detail. According to the results of this thesis study, the use of balanced datasets (“RUS,” “ROS,” “S”) is highly significant in terms of sensitivity, precision, F-score, AUC, and Cohen's kappa coefficient metrics. In particular, the dataset balanced using the SMOTE technique (“S”) consistently outperformed other datasets in terms of sensitivity, F-score, AUC, and Cohen’s kappa coefficient in most cases. Additionally, the “OT_LinUCB” variation has been found to be computationally more efficient, requiring fewer operations. Moreover, performing updates during the test phase (“Var”) has been particularly effective in studies using balanced datasets and has significantly improved the overall performance of the model. These results demonstrate the strong potential of the proposed methods for developing models aimed at diagnosing and treating diabetes. Moreover, this study contributes to the development of strategic solutions for the early diagnosis of diabetes and the creation of decision support systems that reduce the workload of doctors.

March 2025, 110 pages.

Keywords: Diabetes Mellitus, Artificial Intelligence, Machine Learning, Reinforcement Learning, Linear Upper Confidence Bound Algorithm with Disjoint Linear Models (LinUCB)

1. GİRİŞ

Günümüzde sağlık alanında önemli bir yere sahip olan ve gereklilik haline gelen dijital sağlık teknolojilerinin, WHO *(World Health Organization)* yani Dünya Sağlık Örgütü'nün "*Global Strategy on Digital Health 2020-2025*" belgesinde; sağlık hizmetlerinde verimliliği artırma, hastalıkları erken tespit etme ve pandemilere çabuk müdahale etme potansiyeline dikkat çekilmektedir. Strateji, dijital sağlık teknolojilerinin geniş erişimli, uygun maliyetli ve bireysel ihtiyaçlara uygun şekilde geliştirilip kullanılmasını hedeflemektedir. Aynı zamanda; süreç boyunca, veri koruma ve veri güvenliğine öncelik verilmesi gerektiği de vurgulanmaktadır. Geniş kapsamlı iş birliğinin teşvik edilmesi, yerel düzeyde stratejilerin oluşturulması, dijital sağlık uygulamalarının etkin yönetilmesi ve birey odaklı hizmetlerin önceliklendirilmesi olarak dört temel hedef belirtilmiştir. Bu yaklaşım, sürdürülebilir sağlık amaçlarına ulaşmada dijital teknolojilerinin merkezi rolünü göstermektedir (WHO, 2021).

Dijital sağlık teknolojilerinin kullanımı ile birlikte; yönetimden kliniğe tüm süreçlerde yapay zekâ ve otomasyon teknolojilerinin entegrasyonu ile sağlık hizmetlerinde verimlilik ve kalite artışı gözlenmiştir. Özellikle yapay zekânın sunduğu hızlı teşhis, tanı ve tedavi yöntemleri hem maliyetleri düşürmekte hem de hizmet kalitesini iyileştirmekte (Akalın ve Veranyurt, 2020) olduğu gibi yoğun bakım ortamları için de hayati önem taşımaktadır. Örneğin, Sepsis gibi kritik hastalıkların teşhisi (Silahtaroğlu ve Canbolat, 2020) veya tedavisinde (Huang ve diğ., 2022) yapay zekâ tabanlı karar destek sistemleri giderek daha fazla bilimsel çalışmalarda odak noktası haline gelmektedir. Yapay zekâ, sağlık alanında derin öğrenme ve makine öğrenmesi algoritmalarıyla insan becerilerini taklit etmesi sayesinde klinik verileri işleyerek doktorların karar mekanizmalarına katkı sağlamış ve teşhis, tedavi, izleme ile hastalıkların sınıflandırılmasında önemli bir etki yaratmıştır (Keleş, 2022). Bu süreçte büyük veri ve yapay zekâ tabanlı modeller, hasta şikayetlerini analiz ederek teşhis süreçlerinde sağlık profesyonellerine rehberlik etmekte ve hastaların en uygun sağlık hizmetine yönlendirilmesini sağlamaktadır (Silahtaroğlu ve Yılmaztürk, 2021). Tüm bu gelişmeler, sağlık sisteminde dijital dönüşümün önemini artırmakta ve yeni teknolojilerin entegrasyonunu zorunlu hale getirmektedir. "Dijital Sağlık" kavramı da bu dönüşümün bir parçası olarak, Endüstri 4.0 ve Sağlık 4.0 ile birlikte ortaya çıkarak sağlık uygulamalarının hizmet kalitesini artırmayı ve daha verimli hale getirilmesini hedeflemektedir. Yapay zekâ temelli araçların Covid-19 ile

mücadelede etkili bir şekilde kullanılması gibi (Karadeniz ve Çağlar, 2023), sağlık alanında yapay zekâ; erken teşhis, tanı, karar verme, tedavi, araştırma, sağlığı koruma ve eğitim gibi birçok alanda insanlığa fayda sağladığı için yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Teknolojik ilerlemeler, sağlık hizmetlerinin daha etkin ve verimli bir şekilde sunulmasını sağlayarak, hastaların yaşam kalitesini artırmayı ve sağlık sisteminin genel performansını iyileştirmektedir (Büyükgöze ve Dereli, 2019). Bu ve bunun gibi gelişmeler, diyabet gibi kronik hastalıkların yönetiminde de büyük faydalar sağlayabildiği gibi karar destek sistemleri sayesinde hekimler için de faydalı araçlar geliştirilmesinde önem arz etmektedir. Bu nedenle; yapay zekâ, sağlık alanında giderek daha fazla benimsenmekte ve gelecekte sağlık hizmetlerinin geliştirilmesine önemli katkılar sağlayacağı öngörülmektedir (Bulut ve diğ., 2019). Örneğin; Li ve diğ., 2024 yılında tıbbi yapay zekâ alanında araştırma ve geliştirme amacıyla "*Agent Hospital*" adıyla bir yapay zekâ hastanesi simülasyonu oluşturmuşlardır (Li ve diğ., 2024). Bu tür gelişmeler, diyabet gibi kronik hastalıkların yönetiminde daha etkili araçlar sunarak yapay zekânın sağlık alanındaki kullanımını giderek daha önemli hale getirmektedir.

Yapay zekâ ve makine öğrenmesi; diyabet yönetimi için kişiselleştirilmiş çözümlerini mümkün kılarak kişilerin yaşam tarzı faktörlerinin kan şekerine etkilerini daha iyi yönetmelerine ve tedavi protokollerine daha iyi uyum sağlamalarına olanak tanımaktadır. Bu gelişmeler, sağlık profesyonellerinin veriye dayalı daha kesin tedavi seçenekleri belirlemelerine yardımcı olmakta ve teşhis ile tedavi süreçlerinde yeni yaklaşımlar geliştirilmesine katkı sağlamaktadır (Buch ve diğ., 2018).

Bu tez çalışmasının GENEL KISIMLAR başlığında; dünya genelinde milyonlarca insanı etkileyen ve erken teşhisin hayati önem taşıdığı kronik bir hastalık olan diyabet hastalığının tanımı ve etiyolojik sınıflaması ile ilgili genel bilgiler verilmiştir. Devamında; Yapay zekâ ve makine öğrenmesi yöntemleri incelenmiştir. Bu yöntemler arasında özellikle pekiştirmeli öğrenme yöntemi, çok kollu haydut *(Multi-Armed Bandit, MAB)* ve bağlamsal çok kollu haydut *(Contextual Multi-Armed Bandit, CMAB)* problemleri üzerinde durulmuş, tez çalışmasının temelini oluşturan ve pekiştirmeli öğrenme yönteminin CMAB problemi için geliştirilmiş algoritmalarından birisi olan Ayrık Doğrusal Modeller ile LinUCB *(Linear Upper Confidence Bound with disjoint linear models, LinUCB)* algoritması detaylı bir şekilde ele alınmıştır ve tez çalışması genelinde kısaca "LinUCB" olarak ifade edilmiştir. Ayrıca LinUCB algoritmasının yapısında bulunması sebebiyle güncelleme yaklaşımı varyasyonları geliştirilmesi işleminde

fikrinden faydalanılan Çevrimiçi Makine Öğrenmesi (Online Learning, Online Machine Learning) yöntemi temel fikri açısından tanıtılmıştır. Daha sonra; çeyrekler arası açıklık *(IQR, Inter Quantile Range)* ile aykırı değer tespiti ve *Min-Max* normalizasyon yöntemi ile normalizasyon işlemi tanıtılmıştır. Devamında; özellikle Random Under Sampling, Random Over Sampling ve Smote yöntemleri olmak üzere veri seti dengeleme yöntemleri açıklanmıştır. Sonrasında; Dışarıda Tutma *(Hold-out)*, Çapraz Doğrulama *(Cross Validation)*, Tabakalı Örnekleme *(Stratified Sampling)*, Karışıklık Matrisi *(Confusion Matrix)*, Doğruluk *(Accuracy, ACC)*, Duyarlılık *(Recall, REC)*, Kesinlik *(Precision, PREC)*, F-ölçüsü *(F-measure, F1)*, AUC *(Area under the ROC Curve)* ve Cohen Kappa Katsayısı *(Cohen's Kappa, κ)* gibi model performans değerlendirme yöntem ve metrikler ile ilgili kavramlar anlatılmıştır. Son olarak, bu tez çalışmasının temelini oluşturan literatür incelemesine yer verilmiştir.

Bu tez çalışmasının MALZEME VE YÖNTEM başlığında; veri seti ve tanıtımı, veri ön işleme adımları ile veri seti varyasyonları, ayrık doğrusal modeller ile LinUCB algoritması modeli ile model varyasyonları ve güncelleme yaklaşımı varyasyonları hakkında detaylıca bilgiler verilmiştir. Son olarak, uygulama ve analiz ile ilgili detaylara yer verilmiştir.

Bu tez çalışmasının BULGULAR başlığında; önce veri setine dair istatistiksel analizlere, daha sonra belirlenen 3 faktörün yani veri seti varyasyonlarının, model varyasyonlarının ve güncelleme yaklaşımı varyasyonlarının uygulanarak yapılan 24 farklı uygulamanın sonucunda elde edilen model performans değerlendirme metrik sonuçlarının karşılaştırmalı analizlerine, daha sonra bu uygulamaların model performans değerlendirme metrikleri açılarından ısı haritalarına yer verilmiştir.

Bu tez çalışmasının TARTIŞMA VE SONUÇ başlığında ise; bulgular değerlendirilmiş, veri seti, model ve güncelleme yaklaşımı faktörleri açılarından buğuların sebep-sonuçları ve avantaj-dezavantajları tartışılmış, literatürdeki çalışmalar ile karşılaştırılmış ve gelecekteki araştırmalara önerilerde bulunulmuştur.

1.1.ARAŞTIRMANIN AMACI

Bu tez çalışmasının amacı; sağlık alanında diyabet hastalığı teşhisi gibi hastalık teşhislerinde yaygın bir şekilde kullanılan denetimli öğrenmenin klasik sınıflandırma algoritmaları yerine farklı öğrenme yöntemlerinin algoritmalarının da gerekli geliştirmelerle kullanılabileceğine ve farklı yaklaşım özelliklerinin de dahil edilmesi ile performanslarının geliştirilebileceğine

dayanmaktır. Bu amaçla; özgün bir şekilde toplanan ve henüz yayınlanan bir çalışmada yer almamış veri seti kullanılarak pekiştirmeli öğrenmenin sağlık alanında sınıflandırma problemlerinde kullanılma potansiyeli değerlendirilmektedir. Temelde bir pekiştirmeli öğrenme algoritması olan "ayrık doğrusal modeller ile doğrusal üst güven sınırı" *(Linear Upper Confidence Bound with disjoint linear models, LinUCB)* algoritmasının, geliştirilen özgün yaklaşımlarla birlikte sınıflandırma problemine uygun hale getirilmesi ve hastalık teşhisi gibi alanlarda da potansiyelinin araştırılması amaçlanmıştır. Aynı zamanda; geri bildirimler (güncelleme yaklaşımı) ile test veya uygulama aşamalarında yapay zekâ modellerinin öğrenmeye devam etmesinin, model performanslarına olan etkisi araştırılmak istenmiştir.

1.2.ARAŞTIRMA SORULARI

Bu tez çalışmasında; veri seti, model ve güncelleme yaklaşımı olmak üzere 3 faktör belirlenmiştir ve bu faktör ile ilgili aşağıdaki araştırma sorularına cevap aranmaktadır.

Bu tez çalışması kapsamında;

1) elde edilen veri seti ile ikili sınıflandırma probleminde kullanılan ayrık doğrusal modeller ile LinUCB algoritma modelinin genel performansı nasıldır?
2) geliştirilen güncelleme yaklaşımı varyasyonları genel performansı nasıl etkilemektedir?
3) kullanılan veri seti varyasyonları genel performansı nasıl etkilemektedir?
4) geliştirilen model varyasyonları genel performansı nasıl etkilemektedir?
5) yapılan tüm uygulamalar arasında genel performansı en iyi olan uygulama, faktörler açısından hangi varyasyonlara sahiptir?
6) ayrık doğrusal modeller ile LinUCB algoritmasının ikili sınıflandırma probleminde kullanılmasının, geliştirilen model varyasyonlarının ve geliştirilen güncelleme yaklaşımı varyasyonlarının olumsuz yönleri nelerdir?

1.3.ARAŞTIRMANIN SINIRLILIKLARI VE VARSAYIMLARI

Bu tez çalışmasında kullanılan veri setinin kapsamı ve temsiliyeti, belirli bir bölgeden elde edildiği ve diyabetin çeşitli etnik ve demografik gruplar üzerinde farklı etkileri olabileceği için elde edilen sonuçların geniş bir popülasyona genelleştirilmesi sınırlıdır. Aynı zamanda; elde edilen nihai veri setindeki verilerin doğru ve güvenilir olduğu, hatalı veya yanlış veri barındırmadığı varsayılmıştır. Bu tez çalışmasında yapılan uygulamalardaki rastgelelik

barındıran işlemler sonucunda dağılımların ve temsil etme durumunun değişmediği varsayılmıştır. Buna ilaveten; model performans değerlendirme metrikleri için, 1000 defa çalıştırma sonucunda elde edilen ortalama değerlerin kullanılmasının sonuçlara etki etmediği varsayılmıştır. Ayrıca; bu tez çalışması kapsamında yapılan uygulamalar, veri setinde diyabet türleriyle ilgili bilgi bulunmaması nedeniyle diyabet türlerine göre ayrılmış veri setlerinde farklı performanslar gösterebilir.

2. GENEL KISIMLAR

2.1.DİYABET

Diyabet *(DM, Diabetes mellitus)*, küresel sağlık üzerinde büyük bir etkiye sahiptir ve 21. yüzyılın en hızlı büyüyen sağlık acil durumlarından biridir. 2021 itibarıyla dünya genelinde 537 milyon insan diyabetle yaşamaktadır ve bu sayının 2030 yılına kadar 643 milyona, 2045 yılına kadar ise 783 milyona ulaşması beklenmektedir. Diyabet ve öncülleri olan bozulmuş glukoz toleransı (BGT) ve bozulmuş açlık glukozu (BAG) dahil olmak üzere, diyabetle ilişkili sağlık harcamaları bir trilyon USD'ye yaklaşmakta ve bu rakamın 2030 yılına kadar bu miktarı aşması beklenmektedir (IDF, 2021). Diyabetin önemi; artan sıklığı ve durdurulamayan salgın halini almasıyla birlikte ölümlerin de nedeni olan bulaşıcı olmayan hastalıklar sıralamasında ilk dört sırada yer almasıdır. Türkiye'deki erişkin nüfusun %42'sinin diyabetik ya da prediyabetik olduğu, tip 1 ve tip 2 diyabetli hastaların büyük bir kısmında glisemik kontrolün sağlanamadığı belirtilmiştir (TEMD Diabetes Mellitus Çalışma ve Eğitim Grubu, 2022).

2.1.1. Diyabetin Tanımı

Diyabet, vücudun yeterli insülin üretememesi ya da üretilen insülini etkili bir şekilde kullanamaması sonucu, kan şekerinde yükselme ile karakterize edilen ciddi ve uzun süreli bir durumdur. İnsülin, pankreastan salgılanan hayati bir hormondur ve kan dolaşımından hücrelere glikozun girişini sağlamaktadır. Bu işlevi yerine getirememe durumu, yüksek kan şekeri (hiperglisemi) seviyelerine ve diyabet tanısına yol açmaktadır. Klinik bulgular arasında ağız kuruluğu, artan açlık veya iştahsızlık, artan susuzluk, sık idrara çıkma, gece idrara çıkma, kilo kaybı, bulanık görme, ayaklarda uyuşma veya yanma, idrar yolu enfeksiyonları, mantar enfeksiyonları, kaşıntı, ciltte kuruluk ve yorgunluk bulunmaktadır (IDF, 2021; Ulusal Diyabet Konsensus Grubu, 2023).

2.1.2. Diyabetin Etiyolojik Sınıflaması

Diyabetin tanınması ve ayırt edilmesi, hastalığın etkili bir şekilde yönetilmesi ve tedavi edilmesi açısından hayati öneme sahiptir. Her bir diyabet türü, farklı bir yaklaşım gerektiren tedavi ve yönetim stratejilerini gerektirmektedir. Doğru tanı konulmadığı takdirde, uygun tedavi sağlanamaz ve hastalığın ilerlemesi veya komplikasyonların gelişmesi riski artmaktadır. Bu nedenle, diyabet türlerinin doğru bir şekilde tanımlanması ve ayrıştırılması, bireylerin sağlık

durumunu yönetmeleri ve en uygun tedaviyi alabilmeleri için temel ve önemli bir adımdır.

TEMD Diabetes Mellitus Çalışma ve Eğitim Grubu tarafından 2022 yılında yayınlanan Diabetes Mellitus ve Komplikasyonlarının Tanı, Tedavi ve İzlem Kılavuzu'nda; diyabet sınıflandırmasında dört temel klinik tür olduğu ve bu türlerin; "Tip 1 diyabet (*Type 1 Diabetes*, Genellikle mutlak insülin noksanlığına sebep olan β-hücre yıkımı vardır)", "Tip 2 diyabet (*Type 2 Diabetes*, İnsülin direnci zemininde ilerleyici insülin sekresyon defekti ile karakterizedir)", "Gestasyonel diyabet (*GDM, Gestational diabetes mellitus*, Gebelik sırasında ortaya çıkan ve genellikle doğumla birlikte düzelen diyabet formudur)" ve "diğer spesifik diyabet tipleri (β-hücre fonksiyonlarının genetik defekti (monogenik diyabet formları), insülin'in etkisindeki genetik defektler, pankreasın ekzokrin doku hastalıkları, endokrinopatiler, ilaç veya kimyasal ajanlar, immun-aracılı nadir diyabet formları, diyabetle ilişkili genetik sendromlar, infeksiyonlar)" olduğu ifade edilmiştir (TEMD Diabetes Mellitus Çalışma ve Eğitim Grubu, 2022).

Tip 1 Diyabet *(T1DM, Type 1 Diabetes mellitus)*; genellikle çocukluk ya da genç erişkinlik döneminde ortaya çıkmaktadır ve vücudun insülin üreten beta hücrelerine karşı otomatik bir tepki sonucu insülin üretiminde azalmaya neden olmasıdır (IDF, 2021; TEMD Diabetes Mellitus Çalışma ve Eğitim Grubu, 2022).

Tip 2 Diyabet *(T2DM, Type 2 Diabetes mellitus)*; vücudun insülini etkili kullanamaması (insülin direnci) ve zamanla insülin üretiminin yetersiz hale gelmesiyle karakterizedir ve en yaygın diyabet türüdür. Diyabet vakalarının %90'ından fazlasını oluşturmaktadır ve genellikle yetişkinlikte ortaya çıkmaktadır. Yaşam tarzı değişiklikleri, oral antidiyabetik ilaçlar ve bazen insülin tedavisi içerebilmektedir (IDF, 2021; TEMD Diabetes Mellitus Çalışma ve Eğitim Grubu, 2022; Ulusal Diyabet Konsensus Grubu, 2023).

Gebelik Diyabeti / hamilelik şekeri *(GDM, Gestational diabetes mellitus)*; hamilelik sırasında gelişen bir türdür ve genellikle doğumdan sonra geçmektedir. Ancak annede Tip 2 diyabet riskinin artmasına yol açmaktadır (TEMD Diabetes Mellitus Çalışma ve Eğitim Grubu, 2022; Ulusal Diyabet Konsensus Grubu, 2023).

Prediyabet *(Prediabetes)*, diyabet öncesi durumu tanımlamakta ve yüksek diyabet riskini göstermektedir (Ulusal Diyabet Konsensus Grubu, 2023).

Diyabetin komplikasyonları arasında makrovasküler (kalp hastalığı, inme) ve mikrovasküler (retinopati, nefropati, nöropati) komplikasyonlar yer almaktadır. Ayrıca; diyabetik ayak ülserleri, ciddi enfeksiyonlar, yara iyileşmesinde gecikme ve amputasyon riski gibi durumlar da gelişebilmektedir. Diyabetin yönetimi ve kontrol altında tutulması, bu komplikasyonların önlenmesi veya geciktirilmesinde kritik öneme sahiptir. Diyabet hastalığı, sürekli tıbbi bakım gerektirmektedir. Sağlık çalışanları ve hastaların sürekli eğitimi; akut ve kronik komplikasyonların gelişim riskini azaltmak, yaşam kalitesini artırmak ve sağlık hizmetlerini geliştirmek için şarttır. Diyabet, yönetirken istenilen hedeflere ulaşmanın güç olduğu ve sağlık alanındaki tüm disiplinleri ilgilendiren bir hastalıktır (IDF, 2021; TEMD Diabetes Mellitus Çalışma ve Eğitim Grubu, 2022; Ulusal Diyabet Konsensus Grubu, 2023).

Diyabet, dünya çapında önemli bir sağlık sorunu olmaya devam etmekte ve prevalansındaki artış hem bireyler hem de sağlık sistemleri için ciddi zorluklar yaratmaktadır. Etkili yönetim ve önleme stratejileri, bu global sağlık sorunuyla mücadelede kilit rol oynamaktadır. Bu bağlamda, yapay zekâ ve makine öğrenmesi teknolojilerinin diyabet teşhisinde kullanılması önemli avantajlar sunmaktadır. Bu teknolojiler, büyük veri setlerinin hızlı ve etkili analizini sağlayarak, erken teşhisi kolaylaştırabilmekte ve hastalığın seyrini daha iyi anlamamıza yardımcı olabilmektedir. Ayrıca, kişiselleştirilmiş tedavi planlarının oluşturulmasında ve tedavi süreçlerinin optimizasyonunda kritik rol oynayarak sağlık hizmetlerindeki genel verimliliğinin artmasına da sağlayacaktır.

2.2.YAPAY ZEKÂ

Yapay zekâ *(AI, Artificial Intelligence)*; bilgisayar sistemlerinin insan gibi öğrenme, karar verme ve problemleri çözme yeteneklerini taklit etmeyi amaçlayan disiplinler arası bir bilim dalıdır. Yapay zekâ; insan benzeri davranışlar sergileyen akıllı sistemlerin geliştirilmesi amacıyla matematik, bilgisayar bilimi, istatistik ve bilişsel bilim gibi birçok alandan yöntem ve tekniklerden faydalanmaktadır. Yapay zekânın alt dallarından biri olan makine öğrenmesi, yapay zekâ sistemlerinin veri analizi ve öğrenme kapasitesini güçlendirmektedir. Ayrıca; makine öğrenmesi, bilgisayarların önceki deneyimlerden öğrenerek karar verme ve tahmin yapma yeteneklerini geliştirmesi açısından kritik bir rol üstlenmektedir (Alpaydin, 2010; Nabiyev, 2012; Akpınar, 2017; Alpaydın, 2018; Silahtaroğlu, 2020).

2.3.MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ

Makine öğrenmesi *(ML, Machine Learning)*, algoritmaların belirli bir görevi yerine getirmek için veri setlerinden örüntüler ve ilişkiler çıkarmasına dayanan bir süreçtir. Bu süreç; veri analizi ve algoritma geliştirme tekniklerinden faydalanarak, sistemlerin önceki deneyimlerden öğrenmesini ve öğrendiklerini uygulamasını sağlamaktadır. Ayrıca; makine öğrenmesinde, algoritmaların veriler ile eğitilerek, bu verilerden elde edilen bilgileri kullanıp yeni durumlar veya veriler hakkında tahminlerde bulunması beklenmektedir (Alpaydin, 2010; Nabiyev, 2012; Akpınar, 2017). Literatürde makine öğrenmesi; denetimli öğrenme *(Supervised Learning)*, denetimsiz öğrenme *(Unsupervised Learning)* ve pekiştirmeli öğrenme *(Reinforcement Learning)* olmak üzere üç temel yönteme ayrılmaktadır. Bunların yanı sıra; yarı denetimli öğrenme *(Semi-supervised Learning)*, öğrenme transferi *(Transfer Learning)* ve çevrimiçi makine öğrenmesi *(Online Machine Learning)* gibi farklı veya alt yöntemler de bulunmaktadır. Bu yöntemler, yapılarına ve işleyişlerine göre farklı alanlarda kullanılmaktadır. Temel yöntemler ve güncelleme yaklaşımı varyasyonu olarak fikrinden yararlanılan Çevrimiçi makine öğrenmesi yöntemi ilerleyen kısımda detaylandırılmıştır.

2.3.1. Denetimli Öğrenme Yöntemi

Denetimli (danışmanlı) öğrenme yönteminde; veriler, belirli sınıflara ait olup, bu sınıflar önceden bilinmektedir. Bu nedenle; verilerin etiketlendiği bir süreç bulunmaktadır. Denetimli öğrenme algoritmaları, sınıf bilgileri ile birlikte eğitilmektedir yani bir eğitmen durumu söz konusudur. Model, eğitim sonrasında karşılaşılan verileri edindiği eğitime göre sınıflarına ayırmaktadır. Örneğin; hasta verilerinin, hangilerinin diyabet olduğu hangilerinin olmadığı önceden bilinmektedir ki algoritma eğitimi ve sınıflandırması buna göre yapılmaktadır. Daha sonra ise; model, diyabet olup olmadığı belli olmayan yeni bir hasta verisi geldiğinde eğitimi sonucunda yeni verinin hangi sınıfa ait olduğu sonucuna varmaktadır. K-En Yakın Komşu *(K-Nearest Neighbors, KNN)*, Destek Vektör Makineleri *(Support Vector Machines, SVM)*, Yapay Sinir Ağları *(Artificial Neural Networks, ANN)* gibi çeşitli algoritmaları bulunmaktadır. Denetimli öğrenme yöntemi algoritmaları genellikle; nesne tanıma, yüz tanıma, optik karakter tanıma *(Optical Character Recognition, OCR)*, metin sınıflandırma, duygu analizi, metin çevirisi, konuşma tanıma, tıbbi görüntülerin analizi, hastalık teşhisi, tedavi planlaması, hisse senedi fiyat tahminleri, kredi riski değerlendirmeleri, pazar analizi, haber sınıflandırma, trend

tahmini gibi çeşitli alanlarda kullanılmaktadır (Akpınar, 2017; Gürsakal, 2017; Alpaydın, 2018; Balaban ve Kartal, 2018; Gürsakal, 2018; Silahtaroğlu, 2020).

2.3.2. Denetimsiz Öğrenme Yöntemi

Denetimsiz (danışmansız) öğrenme yönteminde; verilerin sınıfları bilinmemektedir. Bu nedenle; bir eğitmen durumu da söz konusu değildir. Denetimsiz öğrenme algoritmaları, etiketlenmemiş verilerdeki örüntüleri ve yapıları keşfetmeye yönelik çeşitli teknikler kullanmaktadır. Bu teknikler arasında; kümelenme (*clustering*), boyut indirgeme (*dimensionality reduction*), anomali tespiti (*anomaly detection*) ve bağıntı analizi (*association analysis*) gibi teknikler yer almaktadır. K-ortalama *(K-means)*, PCA *(Principal Component Analysis)*, Apriori gibi çeşitli algoritmaları vardır. Denetimsiz öğrenme yöntemi algoritmaları genellikle; müşteri segmentasyonu, sosyal ağ analizi, web madenciliği, biyoenformatik, kredi kartı dolandırıcılığı tespiti, ağ güvenliği gibi çeşitli alanlarda kullanılmaktadır (Akpınar, 2017; Özkan ve Selçukcan Erol, 2017, 2019; Silahtaroğlu, 2020).

2.3.3. Pekiştirmeli Öğrenme Yöntemi

Pekiştirmeli öğrenme (*Reinforcement Learning*, RL) yönteminde; ajanların, çevrelerinden aldıkları geri bildirimler aracılığıyla doğru kararı vermeyi, deneme-yanılma yoluyla öğrendiği makine öğrenmesi yöntemidir. Ajan ve çevre etkileşimi, ajanın bir dizi eylem gerçekleştirmesi ve bu yapılan eylemlerin sonuçları olarak çevreden ödüller (veya cezalar) alması şeklinde gerçekleşmektedir. Ajanın amacı, alabileceği toplam ödülü maksimize edecek bir strateji (veya politika) geliştirerek en yüksek ödülü elde etmektir. Bu süreç, ajanın deneyimleri üzerinden öğrenmesini ve karşılaştığı her durum için en iyi eylemi belirlemesini içermektedir (Alpaydın, 2018; Gürsakal, 2018).

Markov karar süreçleri *(Markov Decision Process, MDP)*; pekiştirmeli öğrenme modellerindeki bir ajanın karar verme süreçlerini tanımlamak için kullanılan matematiksel bir çerçevedir. (Lonza, 2019). MDP; ajanın karşılaşabileceği çevre durumları olan "Durum" *(State)*, ajanın herhangi bir durumda gerçekleştirebileceği eylemler seti olan "Eylem" *(Action)*, ajanın bir eylem yapıldığında bir durumdan sonraki duruma nasıl geçeceğini belirleyen "Geçiş Fonksiyonu" *(Transition Function)* ve ajanın maksimize etmeye çalıştığı değer için kullandığı "Ödül Fonksiyonu" *(Reward Function)* bileşenlerinden oluşur (Lonza, 2019; Ravichandiran,

2020).

Pekiştirmeli öğrenme yönteminde; belirsiz ve değişken çevrelerde etkili kararlar almak için modelden bağımsız *(model-free)* ve model temelli *(model-based)* olmak üzere iki temel yaklaşım bulunmaktadır. Q-öğrenme *(Q-Learning)* gibi çeşitli algoritmaların olduğu modelden bağımsız yaklaşım, öğrenme sürecinde çevrenin modelini oluşturmadan doğrudan deneyimlerden öğrenmeyi içermektedir. Dinamik Programlama gibi çeşitli algoritmaların olduğu model temelli yaklaşımda ise, çevrenin bir modelini kullanarak veya oluşturarak gelecekteki durumları ve ödülleri tahmin etmeye çalışılmaktadır. Modelden bağımsız yaklaşım özellikle modelin karmaşık veya bilinmeyen olduğu durumlarda kullanılır ve genellikle büyük miktarda veriye ve uzun öğrenme süreçlerine ihtiyaç duyulmaktadır. Model temelli yaklaşım ise, öğrenme sürecini hızlandırma ve daha etkili kararlar alabilme potansiyeline sahip olsa da çevrenin doğru ve etkili bir şekilde modellenebilmesi gerekmektedir (Lonza, 2019; Ravichandiran, 2020; Sutton ve Barto, 2020; Winder, 2020).

2.3.3.1.Çok Kollu Haydut (Multi-armed Bandit, MAB) Problemleri

MAB problemleri, pekiştirmeli öğrenme alanında önemli bir yere sahiptir ve temel olarak keşif *(Exploration)* ve sömürü *(Exploitation)* dengesi problemidir. MAB problemleri, belirsizlik altında optimal karar verme problemlerini temsil etmektedir ve bir kumarbazın birden fazla makineden birini seçerek en fazla kazancı elde etmeye çalışması gibi birden fazla seçenek arasından en iyi sonucu elde etmeyi hedeflemesidir. Kumarbazın amacı, sınırlı sayıda deneme ile maksimum toplam ödülü kazanmaktır. MAB problemlerindeki temel zorluk; ödül dağılımları önceden bilinmediği için hangi seçeneğin en iyisi olduğunu keşfetme (keşif) ile mevcut en iyi seçeneği kullanma (sömürü) arasındaki dengeyi bulmaktır. Bu durum, keşif ve sömürü dengesinin önemini ortaya çıkarmaktadır. Kumarbaz, daha önce yüksek ödüller veren kolları sömürerek hemen ödül kazanmayı tercih edebilir veya potansiyel olarak daha yüksek ödüller sunabilecek diğer kolları keşfetmeyi seçebilir. Bu problemin çözümü için; belirli bir olasılıkla rastgele bir kol *(arm)* seçerek keşfi teşvik ederken çoğunlukla mevcut en iyi kolun seçilmesini sağlayan bir yaklaşım sergileyen *"Epsilon-greedy"*, her kolun seçilme olasılığını o kolun tahmini değerine göre belirleme yaklaşımına dayanan *"Softmax"*, her kolun tahmini değeri yanında belirsizliğini de dikkate alarak karar verme sürecini yöneten bir yaklaşım benimseyen "Üst Güven Sınırı" *(Upper Confidence Bound, UCB)* gibi stratejiler bulunmaktadır (Lonza, 2019; Ravichandiran, 2020; Sutton ve Barto, 2020).

2.3.3.2.Bağlamsal Çok Kollu Haydut (Contextual Multi-armed Bandit, CMAB) Problemleri

CMAB problemleri, MAB problemlerinin karar verme süreçlerinde bağlam *(context)* adı verilen ek bilgilerin kullanıldığı problemlerdir. Örneğin; film öneri sisteminin, öneride bulunurken kullanıcının daha önce hangi filmleri seçerek izlediği bilgisinin kullanılması CMAB problemidir. Bağlam, alınacak kararın etkinliğini artırabilir ve daha doğru kararlar almayı sağlayabilir. Bağlamı dikkate alan ve ona göre karar verme mekanizmasını ayarlayan CMAB algoritmaları, online reklamcılık, dinamik pazarlama stratejileri, kişiselleştirilmiş öneri sistemleri alanlarında yaygın bir şekilde kullanılmaktadır (Bilgin, 2020; Lattimore ve Szepesvári, 2020; Pacchiano, 2021).

2.3.3.3.Ayrık Doğrusal Modeller ile LinUCB (Linear Upper Confidence Bound with Disjoint Linear Models) Algoritması

Ayrık doğrusal modeller ile LinUCB (LinUCB) algoritması, CMAB problemleri için geliştirilmiş bir pekiştirmeli öğrenme algoritmasıdır. Kullanıcı ya da durum özelliklerine (Bağlam, *Context*) dayalı olarak optimal eylemleri (*Action* ya da *Arm*) seçmek için tasarlanmıştır. Bu algoritma, özellikle kişiselleştirilmiş öneriler ve çevrimiçi reklamcılık gibi alanlarda tercih edilen bir yöntemdir. LinUCB algoritmasının temel avantajı, hem mevcut en iyi eylemi sömürme *(exploitation)* hem de daha az bilinen eylemleri keşfetme *(exploration)* arasında etkili bir denge kurabilmesidir. LinUCB algoritması, kullanıcı ya da duruma özgü bağlam bilgilerini kullanarak, her bir eylemin beklenen ödülünü tahmin eder. Bu tahminler, her bir seçenek için oluşturulan üst güven sınırları aracılığıyla ayarlanmaktadır. Böylece algoritma; hesaplamalar sonucunda beklenen ödülü en yüksek tahmin edilen eylemi belirleme yeteneğinin yanında, *Alpha* (α) hiperparametresi sayesinde beklenen ödülü daha düşük olsa bile diğer eylemleri değerlendirme olanağına da sahip olmaktadır. *Alpha* hiperparametresi, keşif ile sömürü arasındaki dengeyi ayarlamak için kullanılmaktadır ve düşük bir *alpha* değeri algoritmanın daha çok sömürüye yönelmesine neden olurken, yüksek bir *alpha* değeri algoritmanın daha fazla keşif yapmasını sağlamaktadır. Bu durum aynı zamanda algoritmanın hem bilinen en iyi eylemi tercih etmesini hem de diğer potansiyel eylemleri değerlendirerek bilgi dağarcığını genişletmesini sağlamaktadır (Li ve diğ., 2010; Chu ve diğ., 2011).

Ayrık Doğrusal Modellerle LinUCB

0: Girdiler $\alpha \in \mathbb{R}_+$
1: A Döngüsü: t=1,2,3,…,T
2: Tüm kolların özelliklerini gözlemle $a \in A_t : x_{t,a} \in \mathbb{R}^d$
3: B Döngüsü: $a \in A_t$
4: Eğer yeni bir kol varsa
5: $A_a \leftarrow I_d$ (d boyutlu birim matris)
6: $b_a \leftarrow 0_{d \times 1}$ (d boyutlu sıfır vektörü)
7: Eğer sonu
8: $\hat{\theta}_a \leftarrow A_a^{-1} b_a$
9: $p_{t,a} \leftarrow \hat{\theta}_a^T x_{t,a} + \alpha \sqrt{x_{t,a}^T A_a^{-1} x_{t,a}}$
10: B Döngüsünün sonu
11: $a_t = \arg\max_{a \in A_t} p_{t,a}$ olan kolu seç (Eşitlik durumunda, herhangi bir kural gözetmeksizin) ve gerçek ödülü (r_t) gözlemle
12: $A_{a_t} \leftarrow A_{a_t} + x_{t,a_t} x_{t,a_t}^T$
13: $b_{a_t} \leftarrow b_{a_t} + r_t x_{t,a_t}$
14: A Döngüsünün sonu

Şekil 2.1: Ayrık Doğrusal Modeller ile LinUCB Algoritmasının Sözde Kodu (Li ve diğ., 2010)

Şekil 2.1'deki LinUCB algoritmasının sözde kodunda; Alpha (α) : keşif ve sömürü arasındaki dengeyi kontrol eden bir hiperparametreyi, $a \in A_t$: kolları *(Arm)* ya da eylemleri *(Action)*, $x_{t,a}$: d boyutundaki nitelik vektörlerini, A_a : d x d boyutunda bir birim matrisini (başlangıçta tüm kollar için ve sonrasında yeni kollar için), b_a : d boyutunda sıfır vektörünü (başlangıçta tüm kollar için ve sonrasında yeni kollar için), $\hat{\theta}_a$: bağlam etkileşim içinde olan ve ödül tahminlerinde kullanılan ağırlık vektörünü, $p_{t,a}$: t adımında, a kolu için hesaplanan üst güven sınırını, r_t : t adımındaki ödülü, a_t : t adımındaki kol seçimini yani en yüksek üst güven sınırına sahip kolun seçilmesini, A_{a_t} : t adımındaki seçilen kol matrisinin güncelleme işlemini, b_{a_t} : t adımındaki seçilen kol vektörünün güncelleme işlemini ifade etmektedir.

Ayrık doğrusal modeller ile LinUCB algoritmasının temel çalışma prensibi ise; her adımda başlangıçta belirlenen *alpha* değeri ve bağlamdaki nitelikler ile her bir kolun o adımdaki güncel matrisi ve vektörü kullanılarak kollara ait üst güven sınırları belirlenmektedir ve üst güven sınırı en yüksek olan kol seçilmektedir. Üst güven sınırlarında eşitlik olması durumunda; kural gözetilmeksizin rastgele kol seçimi yapılması gibi çeşitli işlemler ile eşitliğin bozulması sağlanabilir. Seçilen kolun durumuna göre ödül veya ceza alınmakta ve kola ait model güncellenmektedir. Her adımda, algoritma ödül tahminlerini güncelleyerek ve bu tahminlere dayalı olarak eylem seçerek optimal eylemleri belirlemede giderek daha iyi hale gelmeyi hedeflemektedir. Bu sürecin nihai amacı, problem için en yüksek toplam ödülü elde etmektir (Li ve diğ., 2010).

2.3.4. Çevrimiçi Makine Öğrenmesi (Çevrimiçi Öğrenme) Yöntemi

Çevrimiçi makine öğrenmesi (*Online Machine Learning*, *Online Learning*, Çevrimiçi Öğrenme), gerçek zamanlı veri akışından öğrenmeyi ifade etmektedir. Özellikle, zamanla sürekli olarak yeni verilerin geleceği yani verilerin tamamının baştan sona bilinmediği durumlarda kullanılmaktadır. Bu durum, algoritmanın her tahminini o zamana kadar ki öğrendiklerine göre tahmin etmesi anlamına gelmektedir ki bu tez çalışmasının temelinde yer alan ayrık doğrusal modeller ile LinUCB algoritması da bu yapıda çalışmaktadır. Modelin kendini, gelen her yeni veri için güncellemesi değişen koşullara uyum sağlamasını sağlamaktadır. Çevrimiçi makine öğrenmesi bu yönüyle, büyük ölçekli ve gerçek dünya veri analitiği uygulamaları için ideal yapıdadır ve özellikle büyük veri akışlarını yönetirken ve değişken veri yapılarıyla çalışırken yarar sağlamaktadır (Ben-David ve diğ., 1997; Cesa-Bianchi ve Lugosi, 2006; Li ve diğ., 2010; Bottou ve diğ., 2018; Hoi ve diğ., 2021; Tegen ve diğ., 2021; Hazan, 2023;). Özellikle, internet alışverişlerinde ürün tavsiyesi ve web reklamcılığı gibi alanlarda sıklıkla kullanılmaktadır (Hoi ve diğ., 2021).

2.4.AYKIRI DEĞER TESPİTİ VE NORMALİZASYON

Aykırı değer *(Outliers)* analizi, veri setlerindeki normal davranış örüntülerinden önemli ölçüde sapma gösteren gözlemleri yani veri noktalarını belirleme işlemidir. Bu tür veri noktaları, genellikle sistemlerdeki anormal aktiviteleri veya değişiklikleri yansıtmaktadır. Örneğin; güvenlik sistemlerinde potansiyel tehditlerin, kredi kartı işlemlerinde ise dolandırıcılık faaliyetlerinin, çevresel bilimlerde ani iklim değişikliklerin veya nadir olaylar gibi ekolojik anomalilerin belirlenmesinde aykırı değer analizinden yararlanılmaktadır. Sağlık alanında ise, tıbbi görüntülerdeki anormal bulguları saptamada veya laboratuvar sonuçlarındaki anormal verileri belirmede kullanılmaktadır. Bu nedenle; aykırı değer tespiti, erken teşhis ve müdahale için kritik öneme sahiptir. Bu işlem, verilerin normal dağılıma uygunluğunu değerlendirir ve sapmaları ölçer. Bu yüzden veri bilimciler ve analistler için önemli bir araçtır. Aykırı değer tespiti hem problemleri erken aşamada belirlemek hem de daha kapsamlı veri analizi süreçlerinde derinlemesine bilgiler sağlamak amacıyla kullanılmaktadır. Aykırı değer tespiti için literatürde; Çeyrekler Arası Açıklık *(Inter Quantile Range, IQR)*, Yerel Aykırı Faktör *(Local Outlier Factor, LOF)*, Izole Orman *(Isolation Forest)* gibi birçok yöntem bulunmaktadır (Aggarwal, 2017). Aykırı değer tespiti için kullanılan yöntemler arasında basit ve etkili bir yaklaşıma sahip olması, özellikle veri setindeki aykırı değerleri belirlerken daha az hesaplama

gerektirmesi ve normal dağılıma uygunluk gerektirmediği için farklı veri yapılarında rahatlıkla kullanılabilir olması nedeniyle bu tez çalışmasında aykırı değer tespiti için IQR (Çeyrekler Arası Açıklık) yöntemi kullanılmıştır.

Normalizasyon, verileri belirli bir standart veya ortak format dahilinde düzenlemek ve işlemek için kullanılan bir yöntemdir. Veri setlerini normalleştirmek, farklı kaynaklardan gelen veya farklı ölçeklerde olan verilerin birbiriyle karşılaştırılabilir hale getirilmesine olanak tanımaktadır. Normalizasyon, veri ön işleme sürecinin önemli bir parçasıdır. Normalizasyon ve ölçeklendirme için literatürde; *Min-Max*, *Z-Score*, *Medyan ve Sigmoid* gibi birçok teknik bulunmaktadır (Jayalakshmi ve Santhakumaran, 2011; Yavuz ve Deveci, 2012). Veri ön işleme adımlarında sıklıkla kullanılması, tez çalışmasının temelinde yer alan algoritmanın doğrusal modeller barındırması, algoritmanın veri üzerindeki öğrenme sürecini kolaylaştırması, veri ön işleme adımlarında normalizasyon öncesi aykırı değerlerin tespit edilip temizlenmiş olması, basit ve hızlı kullanıma sahip olması nedeniyle bu tez çalışmasında *Min-Max* normalizasyon tekniği kullanılmıştır.

2.4.1. Çeyrekler Arası Açıklık (Inter Quantile Range, IQR) Yöntemi

Bu tez çalışması kapsamında aykırı değer tespitinde de kullanılan IQR gibi yöntemlerle aykırı değerlerin belirlenmesi, veri seti ve modele göre işlenmesi ile algoritmaların veri seti üzerinde daha tutarlı sonuçlar elde etmesini sağlanabilmektedir. IQR, bir veri setindeki değerlerin orta yüzde 50'sinin yayılımını ölçen bir istatistiksel değerdir. IQR; veri setini küçükten büyüğe doğru sıraladıktan sonra, veri setinin üst yüzde 75'lik (Q_3) ve alt yüzde 25'lik (Q_1) kesimlerini temsil eden değerler arasındaki farktır ve $IQR=Q_3-Q_1$ formülü ile hesaplanmaktadır. IQR; veri setinin en düşük ve en yüksek değerlerinden etkilenmeden, verilerin ne kadar yayıldığını göstermekte ve özellikle aykırı değerlerin tespitinde kullanılmaktadır. Hesaplanan IQR aracılığı ile aykırı değerler için sınırlar belirlenmektedir. Bu sınırların dışında kalan değerler aykırı değerler olarak kabul edilmektedir. k değeri genellikle 1,5 olarak kullanılarak $Q_1-(k\times IQR)$ değerinin altında ve $Q_3+(k\times IQR)$ değerinin üstünde kalan değerler, veri setindeki aykırı değerler olarak kabul edilmektedir. Bu teknik, aykırı değer analizinde önemli bir rol oynamaktadır (Tukey, 1977; Dekking ve diğ., 2005; Zimek ve Filzmoser, 2018; Çılgın ve diğ., 2023).

2.4.2. Min-Max Normalizasyonu

Min-Max normalizasyonu, veri setindeki her bir değeri, belirlenen yeni bir aralığa (genellikle 0 ile 1 arası) dönüştürmek için kullanılan basit ve yaygın bir yöntemdir. Bu teknik, veri setindeki minimum ve maksimum değerleri kullanarak, her bir değeri yeni bir değere dönüştürmektedir (Jayalakshmi ve Santhakumaran, 2011). Bu teknik;

$\mathbf{A'}$: Normalleştirilmiş değer yani yeni değer,

$\mathbf{A}$: Orijinal veri setindeki değer yani önceki değer,

$\mathbf{A_{min}}$: Orijinal veri setindeki minimum maksimum değer,

$\mathbf{A_{max}}$: Orijinal veri setindeki maksimum maksimum değer,

$\mathbf{B}$: Yeni aralığın alt sınırı (genellikle 0),

$\mathbf{C}$: Yeni aralığın üst sınırı (genellikle 1) tanımlamalarına sahip Denklem 2.1'deki formül ile gerçekleştirilmektedir (Patro ve Sahu, 2015).

$$A' = \frac{A - A_{min}}{A_{max} - A_{min}} \times (C - B) + B \tag{2.1}$$

Min-Max normalizasyonunun temel amacı, farklı ölçeklere sahip verileri aynı ölçeğe getirerek algoritmaların daha dengeli bir şekilde eğitilmesini sağlamaktır. Bu teknik, özellikle pek çok farklı ölçeğe sahip veri niteliklerinin bulunduğu durumlarda fayda sağlamaktadır fakat veri setindeki aykırı değerlerden *(outliers)* etkilenebilmektedir. Bu nedenle genellikle normalizasyon öncesinde aykırı değer işlemleri uygulanmaktadır. Bu yüzden, normalizasyon işlemine başlamadan önce aykırı değerlerin tespit edilip işlenmesi, veri setinin daha temiz ve dengeli bir yapıya kavuşturulması açısından önem taşımaktadır.

2.5.VERİ SETİ DENGELEME YÖNTEMLERİ

Bir sınıflandırma probleminin çözümü için kullanılan veya oluşturulan veri setleri her zaman dengeli değildir. Veri setinin dengesiz olması ise kullanılan veya geliştirilen modellere göre; yanlılık *(Bias)*, aşırı öğrenme *(Overfitting)*, performans değerlendirme metrik sonuçlarının düşük olması ve modelin genelleme kabiliyetinin az olması gibi çeşitli sorunlara sebebiyet verebilmektedir. Bu amaçla bu tarz sorunların üstesinden gelebilmek adına *Random Under Sampling*, *Random Over Sampling*, *Smote (Synthetic Minority Over-sampling Technique)*, *Cluster Centroids* ve *Tomek Links* gibi çeşitli veri seti dengeleme yöntemleri kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasında; veri setindeki dengesiz sınıf dağılımını iyileştirmek, modelin azınlık

sınıfını daha iyi öğrenmesini sağlamak ve sınıflar arasında adil bir performans değerlendirmesi yapmak amacıyla yaygın bir şekilde kullanılan *"Random Under Sampling", "Random Over Sampling*" ve "*Smote*" dengeleme yöntemleri kullanılmıştır.

2.5.1. Random Under Sampling Yöntemi

"Random Under Sampling" yönteminin temel amacı, çoğunluk sınıfındaki örneklerin rastgele olarak çıkarılması yoluyla dengesizlik oranını azaltarak daha dengeli bir dağılım elde etmektir. Azınlık sınıfı örneklerinin tanınmasını geliştiren ve çoğunluk sınıfı örneklerinin baskın etkisini azaltarak, verileri daha dengeli bir sınıf dağılımı ile sunan bir yöntemdir. Uygulanması basit ve kolaydır. Ancak, çoğunluk sınıfından örneklerin atılmasıyla potansiyel olarak değerli bilgilerin kaybedilebileceği ve bu durumun modelin verilerden genelleme yapma yeteneğini olumsuz etkileyebileceği belirtilmektedir (He ve Ma, 2013).

2.5.2. Random Over Sampling Yöntemi

"Random Over Sampling", veri setlerindeki sınıf dengesizliklerini gidermek amacıyla azınlık sınıfındaki örnek sayısını artıran bir yöntemdir. Mevcut azınlık sınıfı örnekleri arasından rastgele seçilen örneklerin tekrar kullanılması ile sınıflar arası dengesizlik giderilmektedir ve azınlık sınıfının model tarafından daha etkin bir şekilde öğrenilmesi sağlanmaktadır. Bu yöntem, uygulanmasının kolay olması ve veri kaybı olmaması açısından önemli olsa da aşırı öğrenme ve modelin gerçek dünya verilerini yeterince genelleyememesi risklerini taşımaktadır (He ve Garcia, 2009).

2.5.3. Smote Yöntemi

"Smote" yönteminin temel amacı, azınlık sınıfından sentetik örnekler üreterek modellerin azınlık sınıfına duyarlılığını artırmak ve böylece her iki sınıfı da öğrenmesi ve genelleme yapabilmesi için daha dengeli bir veri seti sağlamaktır. *Smote* yöntemi; azınlık sınıfındaki her bir veri örneği için belirlenen sayıda (k) en yakın komşuyu tespit etmektedir. Daha sonra, seçilen azınlık sınıfı örneği ile komşuları arasında doğrusal bir bağlantı kurmaktadır. Bu bağlantılar boyunca, rastgele noktalar seçilerek sentetik (yeni) örnekler oluşturulmaktadır. Bu süreç, azınlık sınıfındaki veri örneklerinin sayısını artırarak veri setinin daha dengeli hale gelmesini sağlamaktadır. Azınlık sınıfı örneklerini birebir çoğaltmak yerine sentetik örnekler üretmesi modelin azınlık sınıfı üzerinde daha iyi genelleme yapmasını sağlamaktadır. Ancak,

optimal performans için k değerinin iyi ayarlanması gerekmektedir (Chawla ve diğ., 2002). Bu tez çalışmasında k değeri "3" olarak kullanılmıştır. Ayrıca; Smote tekniği ile veri seti dengeleme işlemi, "Cross Validation" işleminden de önce yapıldığı için test aşamasında kullanılan veriler arasında sentetik verilerin bulunma ihtimali vardır.

2.6.MODEL PERFORMANS DEĞERLENDİRME YÖNTEMLERİ VE METRİKLERİ

Makine öğrenmesi modellerinin geliştirilmesi sürecinde, modelin gerçek dünya verileri üzerindeki performansını doğru bir şekilde değerlendirmek kritik bir öneme sahiptir. Model performans değerlendirme işlemi; modelin sadece eğitim verileri üzerinde değil, aynı zamanda daha önce görülmemiş veriler üzerinde de iyi bir şekilde genelleme yapabilmesini sağlamaya yardımcı olmaktadır. Eğitim veri setlerinin genellikle sınırlı bir örneklemden oluşması, modelin bu verilere aşırı derecede uyum sağlamasına neden olabilmektedir. Bu durum, modelin yeni ve farklı veri setleri üzerinde kötü performans göstermesiyle de sonuçlanan aşırı öğrenme problemine yol açabilmektedir. Aşırı öğrenme, modelin genelleme yeteneğini ciddi şekilde sınırlandırarak gerçek dünya uygulamalarında başarısız olmasına neden olabilmektedir. Bu tür sorunları önlemek, modelin doğruluğunu ve genelleme yeteneğini daha iyi değerlendirebilmek için çeşitli model performans değerlendirme yöntemleri geliştirilmiştir. Bu yöntemler, modelin farklı veri setleri üzerindeki başarısını değerlendirmek, aşırı öğrenme durumunu tespit etmek ve modelin gerçek dünya senaryolarına uyum sağlama kabiliyetini anlamak amacıyla tasarlanmıştır. Bu nedenle, model performans değerlendirme yöntemlerinin doğru bir şekilde uygulanması, sağlam ve güvenilir makine öğrenmesi modellerinin geliştirilmesi için hayati bir rol oynamaktadır. Bu tez çalışmasında; sınıflandırma problemi ele alındığı için literatürde sınıflandırma problemlerinde yaygın olarak kullanılan model performans değerlendirme yöntemleri ve metrikleri aşağıda detaylandırılmıştır.

2.6.1. Hold-out (Dışarıda Tutma) Yöntemi

Hold-out (Dışarıda Tutma) yöntemi, eğitim ve test aşamaları için veri setini bölmek amacıyla kullanılabilecek uygulanması kolay bir yöntemdir. *Hold-out* yönteminde; biri eğitim veri seti ve biri test veri seti olmak üzere veri seti iki alt kümeye ayrılmaktadır. Model, eğitim veri seti üzerinde eğitilmekte ve ardından modelin performansı test veri seti üzerinde değerlendirilmektedir. Bu değerlendirme, modelin görünmeyen veriler üzerindeki doğruluğunu

veya performansını anlamak için kritik öneme sahiptir. *Hold-out* yöntemi, verilerin eğitim ve test veri setleri arasında nasıl bölündüğüne bağlı olarak yanlılık ve varyans sorunlarına sebep olabilmektedir (Kohavi, 1995; Olson ve Delen, 2008; Raschka, 2018).

2.6.2. Cross Validation (Çapraz Doğrulama) Yöntemi

Cross validation (Çapraz Doğrulama) yöntemi, *hold-out* yönteminin bazı sınırlamalarını da dikkate alan daha sağlam bir model performans değerlendirmesi yöntemidir. En yaygın türlerinden biri olan *"K-Fold Cross Validation"* (k-kat çapraz doğrulama) da dahil olmak üzere çeşitli türleri bulunmaktadır. *K-fold cross validation* yönteminde; veri seti k sayıda eşit büyüklükte alt kümeye bölünmektedir. Her seferinde farklı bir alt küme test veri seti olarak kullanılırken, kalan k-1 alt küme eğitim veri seti olarak kullanılmaktadır ve böylelikle model, k defa eğitim ve test aşamalarından geçmiş olmaktadır. Özellikle küçük veri setlerinde mevcut verilerin hem eğitim hem de test için maksimum şekilde kullanılmasını sağladığı için modelin doğruluğunun ve genelleme yeteneğinin daha güvenilir olmasını sağlamaktadır (Kohavi, 1995; Olson ve Delen, 2008; Balaban ve Kartal, 2018; Raschka, 2018).

2.6.3. Stratified Sampling / Stratification Sampling (Tabakalı Örnekleme)

Sınıflandırma problemlerinde, veri setinin hedef niteliğindeki sınıf dağılımlarına dikkat edilmemesi veya veri setinin yanlış bir şekilde bölünmesi, alt kümelerde hedef niteliğin sınıf oranlarının dengesiz hale gelmesine ve örnekleme yanlılığı oluşmasına yol açabilmektedir. Bu sorun; yukarıdaki yöntemlerle olduğu gibi diğer yöntemlerle birlikte de yaygın olarak kullanılan *"Stratified sampling"* yani tabakalı örnekleme yaklaşımı ile çözülmektedir. Bu yaklaşımında, temel olarak hedef nitelik sınıflarının oransal dağılımı kullanılmaktadır. Böylelikle; veri setindeki hedef nitelik sınıf oranları ne olursa olsun alt kümlerde de yaklaşık aynı olması sağlanıp eğitim ve test aşamalarında da bu oran büyük ölçüde korunmuş olmaktadır. Böylelikle eğitim ve test setlerinin bütün popülasyonu doğru bir şekilde yansıtması sağlanmaktadır ve bu durum özellikle belirli sınıfların yeterince temsil edilmediği dengesiz veri setleri ile çalışırken kritik öneme sahiptir (Kohavi, 1995; Raschka, 2018).

2.6.4. Confusion Matrix (Karışıklık Matrisi)

Algoritmalarının performansını değerlendirmek, modelin ne kadar iyi çalıştığını anlamak için kritik öneme sahiptir. Performans değerlendirme metrikleri, modelin tahminlerinin

doğruluğunu ve yararlılığını ölçmede bize kılavuz olmaktadır. Karışıklık matrisi *(Confusion matrix)*, modelin doğru ve yanlış tahminlerini detaylı bir şekilde göstererek, sınıflandırma problemlerinde temel bir değerlendirme aracı olarak kullanılmaktadır (Han ve diğ., 2011). Şekil 2.2'de Karışıklık matrisi ve devamında literatürde sıklıkla kullanılan model performans değerlendirme metriklerinin karışıklık matrisine göre denklemleri gösterilmiştir.

	Tahmin Edilen Pozitif (Predicted Positive)	**Tahmin Edilen Negatif (Predicted Negative)**
Gerçek Pozitif (Actual Positive)	Doğru Pozitif, DP (True Positive, TP)	Yanlış Negatif, YN (False Negative, FN)
Gerçek Negatif (Actual Negative)	Yanlış Pozitif, YP (False Positive, FP)	Doğru Negatif, DN (True Negative, TN)

Şekil 2.2: Karışıklık Matrisi *(Confusion Matrix)*

Doğru Pozitif – DP *(True Positive – TP)*: Modelin pozitif olarak tahmin ettiği ve gerçekte de pozitif olan durumların sayısıdır.

Yanlış Negatif – YN *(False Negative – FN)*: Modelin negatif olarak tahmin ettiği ancak gerçekte pozitif olan durumların sayısıdır.

Yanlış Pozitif – YP *(False Positive – FP)*: Modelin pozitif olarak tahmin ettiği ancak gerçekte negatif olan durumların sayısıdır.

Doğru Negatif – DN *(True Negative – TN)*: Modelin negatif olarak tahmin ettiği ve gerçekte de negatif olan durumların sayısıdır.

Örneğin "Doğru Pozitif *(True Positive)*" teriminde; "Pozitif *(Positive)*" ya da "Negatif *(Negative)*" kelimesi modelin yaptığı tahmini ifade ederken, "Doğru *(True)*" ya da "Yanlış *(False)*" kelimesi modelin yaptığı tahminin gerçek durumla olan ilişkisini belirtmektedir.

Doğruluk *(Accuracy, ACC)*; modelin genel başarımını, yani doğru tahminlerin toplam tahminlere oranını ifade etmektedir. Doğruluk, Şekil 2.2'deki karışıklık matrisine göre Denklem 2.2'deki formül ile hesaplanmaktadır.

$$\text{Doğruluk}\,(Accuracy) = \frac{\text{TP}+\text{TN}}{\text{TP}+\text{FP}+\text{FN}+\text{TN}} \tag{2.2}$$

Hata Oranı *(Error Rate)*; modelin tüm tahminleri doğru yaptığında ulaşabileceği maksimum değer olan 1 değerinden, doğruluk yani ACC değerinin çıkarılması ile bulunmaktadır ve model hata oranını temsil etmektedir. Hata Oranı, Şekil 2.2'deki karışıklık matrisine göre Denklem 2.3'teki formül ile hesaplanmaktadır.

$$\text{Hata Oranı } (Error\ Rate) = 1 - \text{ACC } = 1 - \frac{\text{TP+TN}}{\text{TP+FP+FN+TN}} \tag{2.3}$$

Duyarlılık (*Recall, REC*, Doğru Pozitif Oranı, *True Positive Rate, TPR*); modelin, pozitif sınıfı ne kadar iyi tespit ettiğini göstermektedir. Duyarlılık ve aynı anlamdaki doğru pozitif oranı, Şekil 2.2'deki karışıklık matrisine göre Denklem 2.4'teki formül ile hesaplanmaktadır.

$$\text{Duyarlılık } (Recall, TPR) = \frac{\text{TP}}{\text{TP+FN}} \tag{2.4}$$

Kesinlik / Hassaslık *(Precision, PREC)*; pozitif olarak tahmin edilen örneklerin gerçekten ne kadarının pozitif olduğunu ölçmektedir. Kesinlik, Şekil 2.2'deki karışıklık matrisine göre Denklem 2.5'teki formül ile hesaplanmaktadır.

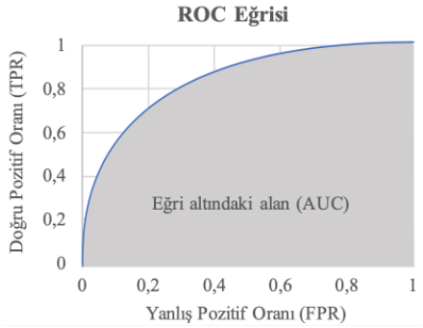
$$\text{Kesinlik } (Precision) = \frac{\text{TP}}{\text{TP+FP}} \tag{2.5}$$

F-ölçüsü *(F-measure, F1)*; duyarlılık ve kesinliğin harmonik ortalaması alınarak, her iki metriğin dengesini bir arada sunmaktadır ve modelin genel performansını daha dengeli bir şekilde değerlendirmektedir. F-ölçüsü, Şekil 2.2'deki karışıklık matrisine göre Denklem 2.6'daki formül ile hesaplanmaktadır.

$$\text{F} - \text{ölçüsü } (F - measure) = \frac{2 \times \text{Duyarlılık} \times \text{Kesinlik}}{\text{Duyarlılık+Kesinlik}} = \frac{2 \times \text{TP}}{(2 \times \text{TP})+\text{FP}+\text{FN}} \tag{2.6}$$

Yanlış Pozitif Oranı *(False Positive Rate, FPR)*; modelin, gerçekte negatif olan durumların ne kadarını yanlışlıkla pozitif olarak sınıflandırdığını göstermektedir. Yanlış pozitif oranı, Şekil 2.2'deki karışıklık matrisine göre Denklem 2.7'deki formül ile hesaplanmaktadır.

$$\text{Yanlış Pozitif Oranı } (FPR) = \frac{\text{FP}}{\text{TN+FP}} \tag{2.7}$$



Şekil 2.3: ROC Eğrisi ve AUC

AUC *(Area under the ROC Curve)*, ROC *(Receiver Operating Characteristic)* eğrisi altındaki alanı ifade etmektedir ve genellikle bir formülle doğrudan hesaplanmamaktadır. AUC; bir sınıflandırıcı modelin, farklı eşik değerlerindeki performansını değerlendiren bir metriktir. ROC eğrisinde; y ekseni boyunca doğru olarak belirlenen pozitif vakaların oranı (TPR, Doğru Pozitif Oranı) ve x ekseni boyunca hatalı bir şekilde pozitif olarak işaretlenen durumların oranı (FPR, Yanlış Pozitif Oranı) grafik üzerinde gösterilmektedir. Bu eğri, modelin tüm olası eşik değerlerindeki performansını göstermektedir. Şekil 2.3'deki gibi; AUC değeri, ROC eğrisi altında kalan alanın büyüklüğünü ölçmektedir ve 0 ile 1 arasında bir değer almaktadır. Bir modelin rastgele tahminlerden ne kadar iyi ayrıştırma yaptığını göstermektedir. AUC değeri 1'e yakın olduğunda, modelin mükemmel bir şekilde sınıflandırma yaptığı; 0,5 değerine yakın olduğunda ise, modelin rastgele tahminler yapmaktan farksız olduğu kabul edilmektedir.

Ayrıca, AUC metriğinin sonuçları için literatürde; "0.5: Ayrım yeteneği yok", "0.5-0.7: Zayıf ayrım yeteneği", "0.7-0.8: Kabul edilebilir düzeyde ayrım yeteneği", "0.8-0.9: Mükemmel ayrım yeteneği", "0.9 ve üzeri: Olağanüstü ayrım yeteneği" şeklinde bir sınıflandırılma bulunmaktadır. Bu sınıflandırmaya göre, AUC değeri 0.7'nin üzerinde olan modeller, kabul edilebilir düzeyde ayrım yeteneğine veya daha üst düzeyde ayrım yeteneğine sahip olarak kabul edilmektedir. Ancak, "iyi" olarak kabul edilen bir AUC değerinin ne olması gerektiği, çalışmanın alanına göre değişkenlik göstermektedir. Örneğin, tıbbi araştırmalarda genellikle 0.95 ve üzeri gibi yüksek AUC değerleri tercih edilirken, pazarlama gibi alanlarda daha düşük AUC değerleri tercih edilebilmektedir (Hosmer ve diğ., 2013; Bobbitt, 2021; Lawandi ve diğ., 2023; Stavropoulos ve diğ., 2023; Tesfa ve diğ., 2024; Tiruneh ve diğ., 2024; Tay ve diğ., 2025).

Cohen Kappa Katsayısı ***(Cohen's Kappa, κ)***, iki değerlendirici arasındaki sınıflandırma tutarlılığını ölçmek için kullanılan bir istatistiksel ölçüttür ve özellikle rastlantısal uyumu dikkate almasıyla dikkat çekmektedir. İlk olarak Jacob Cohen tarafından 1960 yılında önerilen bu metrik, iki değerlendiricinin aynı veri kümesi üzerinde yaptığı değerlendirmelerin ne ölçüde uyumlu olduğunu belirlemektedir. Cohen Kappa katsayısı, nominal veriler için kullanılır ve iki sınıflı ya da çok sınıflı problemler için kullanılabilmektedir. Cohen Kappa katsayısı; -1 ile +1 arasında değişmektedir ve +1 mükemmel uyumu, 0 rastgele uyumu, -1 ise mükemmel uyumsuzluğu ifade etmektedir (Cohen, 1960). Landis ve Koch (1977) tarafından belirlenen ve literatürde sıklıkla kullanılan Cohen Kappa katsayısı sınıflandırması; "<0,00: Kötü *(Poor)* uyum", "0,00- 0,20: Zayıf *(Slight)* uyum", "0,21- 0,40: Orta düzeyde *(Fair)* uyum", "0,41- 0,60: Orta-iyi *(Moderate)* uyum", "0,61- 0,80: İyi *(Substantial)* uyum", "0,81- 1,00: Mükemmele yakın *(Almost Perfect)* uyum" şeklindedir (Landis ve Koch, 1977; Kilic, 2015; Chicco ve diğ., 2021). Cohen Kappa katsayısı, sağlık, eğitim ve makine öğrenmesi gibi alanlarda sıklıkla kullanılmaktadır ve Şekil 2.2'deki karışıklık matrisine göre Denklem 2.8'deki formül ile hesaplanmaktadır.

$$\text{Cohen Kappa Katsayısı } (\kappa) = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} = \frac{2 \text{ x } (TP \text{ x } TN - FP \text{ x } FN)}{(TP + FP) \text{ x } (FP + TN) + (TP + FN) \text{ x } (FN + TN)} \qquad (2.8)$$

Tüm bu model performans değerlendirme metrikleri, bir modelin performansını kapsamlı bir şekilde değerlendirirken kullanılan temel araçlardır (Fawcett, 2006; Balaban ve Kartal, 2018; Powers, 2020).

2.7.LİTERATÜR TARAMASI

Diyabet hastalığı; dünya genelindeki yaygınlığı ve bu hastalığa dair yapılan çalışmaların sağladığı veri çeşitliliği sayesinde, yapay zekâ ve makine öğrenmesi uygulamaları için önemli bir araştırma alanı sunmaktadır. Literatürde, diyabetin teşhisinde genellikle sınıflandırma algoritmalarının (denetimli öğrenme) ve bu algoritmaların farklı yaklaşımlarının kullanıldığı görülmektedir. Ancak; özellikle sağlık alanında çok kollu haydut ve bağlamsal çok kollu haydut problemlerinin uygulamaları üzerine sınırlı sayıda çalışma bulunmaktadır. Bu durum, söz konusu probleme yönelik çözüm olarak geliştirilen algoritmaların sağlık alanında potansiyel kullanımını araştırmak için bir motivasyon oluşturmuştur. Bu bağlamda, çok kollu haydut problemi algoritmalarının sağlık alanında kullanımı üzerine literatür araştırması gerçekleştirilmiştir. İstanbul Üniversitesi'nin VETİS (Veritabanı Erişim ve İstatistik Sistemi,

"https://vetis.istanbul.edu.tr/") sistemi üzerinden "Tüm Kaynaklardan Arama (EDS)" şeklinde yapılan literatür araştırmasında; "hakemli dergiler" filtresi ile *"(TI health OR SU health OR AB health) AND (TI multi-armed bandit OR SU multi-armed bandit OR AB multi-armed bandit)"* komutu ile yani başlıklar, özetler veya konu terimlerinde *"Health"* ve *"Multi-armed bandit"* anahtar kelimelerinin bulunması şeklinde yapılan tarama sonucunda, 10 tanesi son 12 ay ve 48 tanesi son 10 yıl olmak üzere tüm zamanlarda 49 kaynak olduğu görülmüştür. Tüm bu kaynaklar detaylıca incelenmiş ve doktora tez araştırmasının konusu ile ilişkili sayılabilecek kaynaklar aşağıda açıklanmıştır.

Tekin ve diğ. tarafından 2015 yılında yapılan çalışmada; içinde LinUCB algoritmasının da bulunduğu birçok model kullanarak tıbbi teşhislerde uzman seçimi için bir sistem önerilmiştir. Önerilen sistem, her bir hasta için bağlamsal bilgileri değerlendirerek hem en etkili bağlamları hem de en uygun uzmanı dinamik bir şekilde seçmektedir ve bu süreçte hem hastanın sağlık durumunu hem de uzmanların geçmiş başarımlarını dikkate almaktadır (Tekin ve diğ., 2015).

Rabbi ve diğ. 2015 yılındaki çalışmalarında; *"MyBehavior"* adında mobil uygulaması geliştirmiş ve bu uygulamada kullanıcılara davranış belirleme ve değiştirme önerileri sunması için çok kollu bandit (MAB) algoritması kullanmışlardır. Araştırmacılar, daha sonra yaptıkları kullanıcı anketinde çıkan sonuçlar için; kullanıcıların, uygulama önerilerinin profesyonellerin önerilerine kıyasla daha uygun ve olumlu bulduklarını belirtmişlerdir (Rabbi ve diğ., 2015).

Tewari ve Murphy'nin 2017 yılında gerçekleştirdikleri çalışmada, mobil sağlık sektöründe kişiselleştirilmiş sağlık müdahalelerinin zamanında ve etkin bir şekilde uygulanabilmesi için bağlamsal çok kollu haydut (CMAB) algoritmalarının *Just-In-Time Adaptive Interventions (JITAIs)* çerçevesinde nasıl entegre edilebileceği incelenmiştir. *JITAIs* çerçevesi, kişisel sağlık verileri ve bağlamsal faktörleri analiz ederek, bireysel sağlık önerileri sunmayı hedeflemektedir. Bu çalışmada, CMAB algoritmalarının *JITAIs* çerçevesi içerisinde nasıl entegre edilebileceği teorik olarak incelenmiştir. Algoritmaların potansiyel etkileri üzerine teorik değerlendirmeler yapılmış olup; iyi bir başlangıç politikası bulunması, öğrenilen politikanın yorumlanabilirliği ve bağlamsal niteliklerin yararlılığının değerlendirilmesi gibi karşılaşılabilecek başlıca zorluklara değinilmiştir. Bu zorlukların üstesinden gelinmesinin, mobil sağlık uygulamalarında bağlamsal çok kollu haydut algoritmalarının etkin bir şekilde uygulanabilmesi için kritik öneme sahip olduğunu vurgulanmıştır (Tewari ve Murphy, 2017).

2018 yılında Gutowski ve diğ. çalışmalarında; bağlamsal çok kollu haydut algoritmalarını etkileyen bağlamların az olması sorununu çözmek için yeni bir bağlam geliştirme yöntemi olan "Bireysel Bağlam Zenginleştirme" *(Individual Context Enrichment, ICE)* yöntemini önermişlerdir ve bu yöntemin; kullanıcıdan elde edilen bireysel doğruluk (bir kullanıcının belirli bir bağlamda aldığı ödüllerin doğruluk oranı) verilerine dayanarak çok daha ilgili bağlam özellikleri sağladığını, genel doğruluğu arttırdığını ve kümülatif pişmanlıkları azalttığını belirtmişlerdir. Ayrıca bu yöntemin; özellikle düzenli kullanıcıları olan uygulamalarda, öneri sistemlerinde, klinik denemelerde ve mobil sağlık uygulamalarında etkili olduğu belirtilmiştir (Gutowski ve diğ., 2018). Bu çalışma özelinde iyi performans gösteren modellerden biri olan LinUCB+ICE-4D modeli, 2019 yılında yayınlanan çalışmada; farklı senaryo ve veri setleri kullanılarak *Thompson Sampling* algoritması ile kıyaslanmış ve genel olarak daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. ICE yönteminin, özellikle bağlamsal bilgilerin sınırlı olduğu durumlarda umut verici bir alternatif sunduğu belirtilmiştir (Gutowski ve diğ., 2019).

Kim ve Paik, 2019 yılındaki çalışmalarında; bağlamsal çok kollu bandit algoritmalarının ödülü için doğrusal varsayımlar yerine yarı-parametrik bir yaklaşımla ele alındığı bir yöntem sunmuşlardır. CMAB algoritmalarının çoğunda ödüllerin bağlama göre doğrusal olduğunu varsayan araştırmacılar, ödüllerin doğrusal olmayan ve zamanla değişen bileşenlerini dikkate alarak esnek bir ödül modeli geliştirmişlerdir. *Yahoo* haber öneri *log* verileri üzerindeki analizlerde, önerdikleri yöntemin kullanıcı etkileşimini artırmada etkin olduğunu belirtmişlerdir (Kim ve Paik, 2019).

Gordon ve diğ. tarafından 2020 yılında yürütülen çalışmada; robot destekli yemek yeme sistemlerinin, kullanıcıların değişken yeme alışkanlıklarına ve belirsiz çevresel koşullara bağlı olduğu, farklı yiyecekler için farklı yaklaşımlar gerektiği ve bu yaklaşımların başarı oranlarının farklılık gösterdiği belirtilmektedir. Robot'un, çatal kullanarak yiyecekleri almak için çeşitli çatal açıları, konumlandırmaları ve hareketleri gibi farklı yiyecek alma stratejileri denediği belirtilmektedir. Bu stratejiler sayesinde; robot'un, çeşitli yiyecekler için en etkili çatal pozisyonunu öğrendiği ve bir çevrimiçi öğrenme çerçevesi kullanarak daha önce deneyimlemediği yiyecekleri nasıl başarılı bir şekilde alabileceğini keşfettiği ifade edilmektedir. Robot'un, *"epsilon-greedy"* ve "*LinUCB*" algoritmaları kullanarak en iyi stratejiyi hızla bulabildiği belirtilmektedir (Gordon ve diğ., 2020).

Jeon ve diğ. (2020) tarafından yapılan çalışmada, hemşire notlarından yan etkileri tespit ederek ilaç güvenliğini artırmak için bir gözetim sistemi geliştirilmektedir. Pekiştirmeli öğrenme yönteminin "Zamansal fark öğrenimi" *(Temporal Difference Learning, TD)* kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan veri setinde, Ajou Üniversitesi Hastanesi'nden alınan 8,316 hastanın (4,158 yan etki olan ve 4,158 olmayan) hemşire notları bulunmaktadır ve TD modeli kullanılarak yan etki riskini gösteren durum değerleri tahmin edilmektedir. Çalışmada, TD tabanlı lojistik regresyonun genel doğruluğunun %63 olduğu ve bu sonucun iki makine öğrenmesi yöntemiyle (NB %64 ve SVM %63) karşılaştırılabilir olduğu belirtilmiştir. Ayrıca, TD yönteminin, derin öğrenme yöntemlerinden (text-CNN %58 ve LSTM %61) daha iyi performans sergilediği ve hemşire notlarındaki zaman bağımlı bağlamları kullanarak yan etki analizleri yapma potansiyeline işaret edilmektedir (Jeon ve diğ., 2020).

Russac ve diğ. (2020) tarafından gerçekleştirilen çalışmada; genelleştirilmiş doğrusal model tabanlı üst güven sınırı algoritmalarının durağan olmayan ortamlara nasıl uyum sağlayabileceği incelenmiştir. Çalışmada, hem simülasyon ortamı hem de Pima Indian Diabetes Dataset kullanılmıştır. Araştırmacılar, her deneme turunda verilen tepkilere dayanarak ödül mekanizmasını dinamik bir şekilde ayarlayarak modelin adaptasyon yeteneğini artırmışlardır. Bu süreçte, modelin değişen koşullara nasıl tepki verdiği ve zaman içindeki performansı değerlendirilmiştir. Özellikle, *SW-GLUCB* ve *D-GLUCB* adlı algoritmaların durağan olmayan koşullara hızla adapte olma yetenekleri test edilmiş, bu algoritmaların sürekli değişen koşullarda ne kadar etkili çalıştığını belirlemek amacıyla kapsamlı analizler yapılmıştır. Çalışmada, önerilen algoritmaların gerçekçi durağan olmayan ikili regresyon görevlerinde çevrimiçi öğrenme için başarıyla kullanılabilecek kadar sağlam olduğu belirtilmiştir (Russac ve diğ., 2020).

Lu ve arkadaşları (2021) çalışmalarında, bağlamsal çok kollu haydut (CMAB) algoritmalarının sağlık alanında nasıl uygulanabileceğini incelemiştir. LinUCB gibi algoritmaların mobil sağlık ve dijital fenotipleme gibi alanlarda kişiselleştirilmiş sağlık kararları almak için önemli olduğunu vurgulamışlardır. Çalışmada, sağlık alanındaki bağlamsal haydut algoritmalarının uygulanmasını zorlaştıran faktörlerin; ödül yapılarının karmaşıklığı, sağlık sonuçlarının belirsizliği ve zaman içinde değişebilmesi, etik ve gizlilik kaygıları, yeterli veriye erişimde yaşanan zorluklar, yanlılık problemleri ve yüksek hesaplama gereksinimleri olduğu belirtilmiştir. (Lu ve diğ., 2021).

Turğay ve diğ. tarafından yapılan çalışmada; Tip 1 diyabet hastalarında kan şekeri kontrolü için önerilen *CMAB-RL* modeli, önemli nitelikleri öğrenme yeteneği sayesinde diğer bağlamsal çok kollu haydut algoritmalarına göre daha iyi bir pişmanlık *(regret)* sınırına sahip olduğu ve algoritmanın zamanla daha doğru kararlar vererek toplam beklenen ödülü maksimize ettiği belirtilmiştir. *CMAB-RL* modelinin yüksek boyutlu çevrimiçi karar verme problemlerinde, özellikle de kişiselleştirilmiş tıp ve sağlık uygulamalarında, etkili bir çözüm sunduğu ve performansının diğer geleneksel yöntemlere göre daha üstün olduğu vurgulanmıştır (Turğay ve diğ., 2021).

Wei ve diğ. (2021) çalışmasında; COVID-19 pandemisi sırasında aşı kaynaklarının etkin kullanımını maksimize etmek amacıyla derin pekiştirmeli öğrenmeyi *(DRL)* ve LinUCB algoritmasını entegre eden yenilikçi bir aşı dağıtım modeli geliştirmişlerdir. Bu model; aşıların dağıtılması, belirli bölgeler arasında veya farklı demografik gruplar arasında nasıl optimize edilebileceğini belirlemek için kullanılmıştır ve gerçek dünya verileriyle test edilmiştir. Modelin daha adil ve kapsayıcı olmasını sağlamak için; bölgesel ölüm oranları, hastalığın yayılma hızı ve bireylerin aşıya olan isteklilikleri gibi faktörleri kullanmışlar ve aşı dağıtımı sırasında dikkate alınması gereken faktörler olarak belirtmişlerdir. Aşı dağıtımının karmaşıklığı ve sürekli değişen virüs koşulları göz önünde bulundurularak, politikanın sürekli güncellenmesi gerektiğini vurgulanmış ve modelin salgını kontrol etme açısından önemli bir kapasiteye sahip olduğunu belirtilmiştir (Wei ve diğ., 2021).

Mate (2021) yaptığı çalışmada, halk sağlığı müdahale kaynaklarının sınırlılığına dikkat çekerek bu kaynakların verimli bir şekilde tahsis edilmesini bir planlama problemi olarak belirtmiştir. Çalışmada, halk sağlığı müdahalelerinin optimizasyonu için önceden önerilmiş olan *Restless Multi-Armed Bandit* (RMAB) çerçevesinin bu bağlamda nasıl uygulanabileceği tartışılmış ve sağlık çalışanlarının hastaları önceliklendirmelerine ve sınırlı müdahale kaynaklarını etkin bir şekilde kullanmalarına yardımcı olacak hızlı ve ölçeklenebilir algoritmalar geliştirilmesi gerektiği vurgulanmıştır. Ayrıca, halk sağlığı müdahalelerinin etkinliğini artırmak için RMAB'ın sağladığı potansiyel vurgulanmıştır (Mate, 2021).

Oh ve diğ. (2022) tarafından yapılan çalışmada, Güney Koreli tip 2 diyabet hastalarına yönelik kişiselleştirilmiş tedavi önerileri geliştirmek amacıyla, hastaların elektronik sağlık kayıtları üzerinden kümelemeye dayalı derin pekiştirmeli öğrenme modeli önerilmiştir. Hastaları benzer durumlara göre gruplamak için K-ortalama kümeleme algoritmasını temel alırken, derin Q ağı

(DQN) ile her bir kümeye özgü tedavi protokolleri geliştirilmiştir. Veri seti, Kore Ulusal Sağlık Sigortası Paylaşım Servisi'nden alınmış 22.581 kayıt içermektedir. Tip 2 diyabet hastaları üzerinde uygulanan kümelemeye dayalı derin pekiştirmeli öğrenme modeli (CDQN), açlık plazma glukozu (FPG) seviyelerini %19.75 oranında azaltmıştır. Ayrıca, bu modelin diyabetle ilişkili komplikasyon oranlarını %20.11 düşürerek Q-learning, DQN, DDQN, DDPG ve actor-critic modellerinden daha üstün performans sergilediği belirlenmiştir. Çalışmada; CDQN modelinin, klinik karar destek sistemlerinde önerilen tedavilere uyum sağlayan hastalarda diyabet komplikasyonlarını önemli ölçüde azalttığı ve sağlık koşullarını iyileştirdiği belirtilmektedir (Oh ve diğ., 2022).

Oh ve diğ. (2022) tarafından yapılan çalışmada, Güney Kore'deki diyabet hastalarının elektronik sağlık kayıtları kullanılarak hastalara özel tedavi planları oluşturabilen bir pekiştirmeli öğrenme modeli önerilmiştir. Markov Karar Süreci (MDP) modelinin artan veri boyutu ve hesaplama yükü nedeniyle bağlamsal çok kollu haydutlar yaklaşımı kullanılarak modelin uyarlanabilirliği artırılmıştır. Önerilen model; hastaların yaş, cinsiyet, vücut kitle indeksi (BMI), kan basıncı (BP) ve açlık plazma glukoz (FPG) seviyeleri gibi sağlık parametrelerini dikkate alarak en uygun tedavi yöntemlerini belirlemeyi amaçlamaktadır. Güney Kore Ulusal Sağlık Sigortası Kurumu tarafından sağlanan 38.127 diyabet hastasına ait veriler analiz edilmiş ve önerilen modelin performansı, yaygın pekiştirmeli öğrenme algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. Önerilen modelin, doktorlar tarafından reçete edilen tedavilerle %88 oranında örtüştüğü, diyabetle ilişkili komplikasyonların gelişimini ortalama 1.05 yıl ertelediği ve açlık plazma glukoz seviyelerinde %17.24 oranında düşüş sağladığı belirtilmektedir (Oh ve diğ., 2022).

Shen ve diğ., mobil sağlık alanında duygusal düzenleme *(emotion regulation)* üzerine yaptıkları çalışmalarında; uzman ve öğrenici olarak iki adet bağlamsal çok kollu haydut modelleri kullanmışlar ve öğrenici model'in bağlamında olmayan fakat uzman model'in bağlamında bulunan bilgileri öğrenici model için gözlemlenmeyen karıştırıcılar *(unobserved confounder, UC)* olarak adlandırmışlardır. Çalışmada, gözlemlenmeyen karıştırıcıları ele alabilen riskten kaçınan çok kollu haydut (MAB) modeli için yeni bir transfer öğrenme yöntemi önermişlerdir. Araştırmacılar; bu yöntem sayesinde nedensel sınırlar kullanılarak riskten kaçınma durumunda daha az hata ve daha yüksek performans elde ettiklerini belirtmişlerdir (Shen ve diğ., 2022).

Khajuria ve Sarwar (2022) tarafından yapılan çalışmada; pekiştirmeli öğrenme yönteminin tıbbi

teşhis ve tedavi yönetiminde kullanımı üzerinde durulmuştur. Pekiştirmeli öğrenme ortamına ait temel bileşenlerin tam ve doğru bir şekilde tanımlandığında; hastalıkların tedavisinde, bireysel sağlık geçmişi ve güncel tedavi eylemlerini birleştiren dinamik tedavi rejimleri *(dynamic treatment regimens, DTR)* oluşturulmasında ve özellikle kronik hastalıkların yönetiminde pekiştirmeli öğrenme tabanlı modellerin değerli araçlar olduğu ifade edilmiştir (Khajuria ve Sarwar, 2022).

Smith ve diğ. (2023) çalışmalarında; pekiştirmeli öğrenme modellerinin, tıbbi karar verme süreçlerini iyileştirmek için kullanıldığını ifade etmişlerdir. Bu modellerin, hastalar için en uygun tedavi politikalarını belirlenmesine yardımcı olurken genellikle mükemmel olmayan retrospektif elektronik sağlık kayıtlarının kullanılmasından dolayı eğitim sürecinde dikkatli olunmadığı taktirde sağlık önyargılarını yayma potansiyeline sahip olduğu belirtmişlerdir (Smith ve diğ., 2023).

Vandelanotte ve diğ. (2023) tarafından yapılan çalışmada; gerçek zamanlı verileri ve makine öğrenmesi tekniklerini kullanarak kişiye özel fiziksel aktivite müdahaleleri sunan bir mobil sağlık (mHealth) uygulaması önerilmiştir. Özellikle; fiziksel aktiviteyi artırmak için tasarlanmış bu uygulama, kullanıcının mevcut durumuna uygun olarak gerçek zamanlı müdahaleler sağlamayı amaçlamaktadır. Uygulamanın; doğal dil işleme (NLP) ve bağlamsal çok kollu haydut (CMAB) algoritmalarını kullanarak, kullanıcıların fiziksel aktivitelerini artırmaları için kişisel ipuçları ve motivasyonlar sunduğu belirtilmiştir. Konum, hava durumu ve kişisel veriler gibi veriler bağlam için kullanılarak en uygun zaman ve koşullarda fiziksel aktivite önerileri yapılmaktadır. Çalışmada, bağlamsal çok kollu haydut algoritmalarının kişiselleştirilmiş fiziksel aktivite müdahalelerinde etkili olabileceği, ancak geniş çapta uygulanabilirliği ve uzun vadeli etkilerinin değerlendirilmesi için daha fazla araştırmaya ihtiyaç duyulduğu vurgulanmaktadır (Vandelanotte ve diğ., 2023).

Kumar ve diğ. tarafından 2023 yılında yapılan çalışmada; özellikle mesaj tabanlı olmak üzere dijital mental sağlık *(Digital mental health, DMH)* müdahalelerinde, kullanıcı deneyimini kişiselleştirmek ve iyileştirmek için *bağlamsal thompson sampling (Contextual TS)* algoritması kullanılmıştır. Araştırmacılar, *Mental Health America (MHA)* ile işbirliği içinde, 1100 kullanıcı üzerinde test edilen ve sekiz haftalık bir metin mesajı müdahalesini içeren bir sistem geliştirdiklerini belirtmişlerdir. Bu sistemin, kullanıcı deneyimini optimize ederken aynı zamanda sosyal davranış bilimcilerin güvenilir veri toplamasını sağlayacağı ifade edilmiştir.

Çalışmada, sistemin müdahalelerin kişiselleştirilmesinde ve kullanıcı deneyiminin geliştirilmesinde etkili olduğu belirtilmiştir (Kumar ve diğ., 2023).

Killian ve diğ. (2024) tarafından yapılan çalışmada, tip 2 diyabet yönetiminde hasta katılımını ve klinik sonuçları iyileştirmek amacıyla "restless multi-armed bandit" (RMAB) modeli önerilmiştir. Araştırmacılar, dijital sağlık programlarında kaynakların adil dağıtımını optimize etmek için RMAB modelini planlama aracı olarak önermişlerdir. Yapılan simülasyon çalışmalarında; RMAB tabanlı optimizasyon politikalarının, standart bakım yöntemlerine kıyasla %10 daha fazla hastanın sağlıklı glukoz seviyelerine ulaşmasını sağladığı ve aynı zamanda katılım oranında %10'luk bir artış gösterdiği belirtilmiştir (Killian ve diğ., 2024).

Xu ve diğ. tarafından 2024 yılında yapılan çalışmada; mobil sağlık verilerinin cihazlar arasında dağınık olmasının yarattığı zorlukların üstesinden gelmek için, veri katkısının entropi temelli bir değerleme yöntemiyle hesaplanan ve buna dayalı olarak kullanıcıların veri katkısına göre kullanıcılara yapılacak uygun ödemelerin belirlendiği bir sistem önerilmektedir. Süreci, kârlılığı maksimize etmeyi amaçlayan çok kollu haydut problemi olarak modellemişler ve bütçe kısıtları gibi zorluklarla başa çıkmak için iki aşamalı çok kollu haydut yöntemi kullanmışlardır. Araştırmacılar; önerilen sistemi, gerçek dünya veri setleri olan *Human Activity Recognition (HAR)* ve *Pima Indians Diabetes (PID)* üzerinde test etmişler ve karşılaştırdıkları diğer veri değerleme ve fiyatlandırma yöntemlerinden daha etkili olduğunu belirtmişlerdir (Xu ve diğ., 2024).

Wang ve diğ. (2024) tarafından gerçekleştirilen çalışmada; COVID-19 pandemisi sırasında bireylerin enfeksiyon durumlarını belirlemek amacıyla çok kollu bandit (MAB) algoritmalarını kullanarak yeni bir test yaklaşımı geliştirilmiştir. Bu yaklaşımda, özellikle enfeksiyon riski yüksek bireyleri dinamik bir şekilde tespit etmeyi hedeflenmekte ve seçilen bireyler üzerinden yapılan testlerin sonuçlarına dayanarak hangi bireylerin daha yüksek enfeksiyon riski taşıdığını ve kimlerin test edilmesi gerektiğine karar vermek için çok kollu bandit algoritmaları kullanılmaktadır. Araştırmacılar, çok kollu bandit (MAB) algoritmalarının COVID-19 gibi pandemi durumlarında test ve izleme stratejilerini geliştirme konusunda etkili olabileceğini ve özellikle yüksek risk taşıyan bireyleri etkin bir şekilde belirleyerek hastalığın daha fazla yayılmasını önleyebileceğini belirtmişlerdir (Wang ve diğ., 2024).

Yu ve diğ. (2024) çalışmalarında; mobil sağlık çözümleri aracılığıyla, kullanıcıların mental

sağlık durumlarına uygun kişiselleştirilmiş müdahaleler sunmayı amaçlayan bağlamsal çok kollu haydut öneri çerçevesi geliştirilmişlerdir. Araştırmacılar, bu çerçevenin; kullanıcılardan gelen geri bildirimleri gerçek zamanlı olarak işlediğini, kullanıcının mevcut durumu ve bağlamına göre dinamik olarak önerileri ayarladığını, yeni kullanıcıların sistemdeki ilk deneyimlerinden itibaren etkili ve uygun müdahaleler almasını sağladığını, böylece kullanıcı etkileşimlerinin arttığını ve böylelikle modelin kullanıcı tercihlerini daha doğru bir şekilde öğrenmeye başladığını ifade etmişlerdir. Ayrıca bu çerçevenin; sistemde yeterli kullanıcı verisi biriktiğinde, daha kişiselleştirilmiş ve doğru öneriler yapılmasına olanak tanıyarak "soğuk başlangıç" olarak adlandırılan, yeni kullanıcılar sisteme katıldığı zaman sistemin bu kullanıcıların tercihleri veya geçmiş etkileşimleri hakkında yeterli bilgiye sahip olmaması nedeniyle kişiselleştirilmiş önerilerde bulunmakta zorlanması problemini azalttığını belirtmişlerdir (Yu ve diğ., 2024).

Baihan ve diğ. (2025) tarafından yapılan çalışmada, bulaşıcı hastalıkların önlenmesi için gelişmiş giyilebilir sensör tabanlı sağlık izleme sistemi geliştirilmektir. Bu sistem, özellikle Hac ve Umre ziyaretçilerinin sağlık verilerini takip ederek, yoğunluklarına ve mevcut sağlık durumlarına göre güvenli mesafe önerileri sağlamaktadır. Derin pekiştirmeli öğrenme (DRL) ve Derin Q Ağı (DQN) modelleri kullanılmıştır. Modeller, giyilebilir bilekliklerdeki sensörlerden elde edilen verileri sürekli olarak analiz etmekte ve bireyler arası güvenli mesafeyi dinamik olarak ayarlamaktadır. Veri seti, Hac ve Umre ziyaretçilerinden toplanan sağlık bilgilerini içermekte olup, bu veriler gerçek zamanlı olarak işlenmektedir. Çalışmada; önerilen modelin, veri analiz oranını %14.58, yoğunluk tespitini %16.12, önerileri %15.79 ve bozulma hatasını %11.57 oranında iyileştirdiği ve bulaşıcı hastalık yönetiminde etkili bir araç olabileceği belirtilmektedir (Baihan ve diğ., 2025).

3. MALZEME VE YÖNTEM

3.1.VERİ SETİ

Bu tez çalışmasında kullanılan veri seti için, İstanbul Medipol Üniversitesi - Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar Etik Kurulu Başkanlığı'ndan 03.09.2020 tarihli 685 karar sayısı ile "Sağlık Yönetiminde Önleyici – Önerici ve Tedavi Yönlendirici Klinik Platformın Geliştirilmesi Projesi – Diyabet için Karar Destek Modelinin Geliştirilmesi" isimli çalışma için Etik Kurul Onayı alınmıştır. 25.06.2024 tarihli E-10840098-202.3.02-3762 sayı ile bu tez çalışmasının ve yazarın çalışmaya dahil edildiğine dair Etik Kurul Onay Belgesi EK-1'de sunulmuştur.

Veri seti, İstanbul genelinde çeşitlilik gösteren 30 sağlık merkezinden elde edilmiş ve 118.265 satır ham veriden oluşmaktadır. Bu kayıtlar, araştırma sürecine katılım öncesinde, kişisel bilgi ve tanımlayıcı unsurlardan tamamen arındırılarak hasta verileri anonimleştirilmiş, gizlilik esaslarına uygun hale getirilmiş ve gizlilik sağlanmıştır.

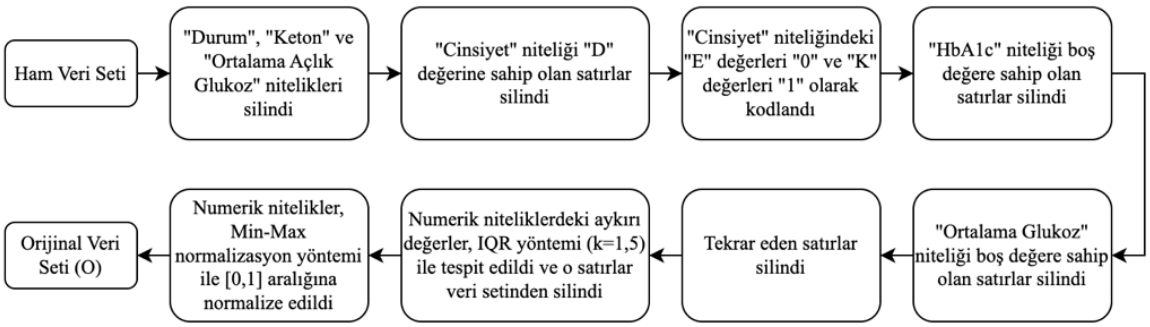
Her bir hasta kaydında, kişisel ve sağlıkla ilgili çeşitli kategorik ve numerik veriler yer almakta olup, bu veriler arasında hastaların yaş, cinsiyet, boy, kilo gibi demografik bilgilerinin yanı sıra, tansiyon (SYS ve DIA olarak), kalp ritmi (Nabız), diyabet durumu (Diyabet hastası mı değil mi), ailede diyabet öyküsü (Ailesinde diyabet öyküsü var mı yok mu), ortalama glikoz seviyesi ve HbA1c gibi kritik sağlık göstergeleri de bulunmaktadır.

Veri seti incelendiğinde; katılımcıların diyabet durumlarının ve diyabet hastalığı konusunda önemli niteliklerin veri setinde bulunması sebebiyle bu tez çalışmasında diyabet hastalığı teşhisi amacıyla kullanılmıştır (IDF, 2021; TEMD Diabetes Mellitus Çalışma ve Eğitim Grubu, 2022; Ulusal Diyabet Konsensus Grubu, 2023). Ham veri setine ait detaylar Tablo 3.1'de yer almaktadır.

Tablo 3.1: Ham Veri Setine Ait Detaylar

Nitelikler	Dolu satır sayısı	Eksik satır sayısı	Verilerin Eksiklik Oranı	Verilerin Doluluk Oranı	Veri Türü
Durum	3000	115.265	% 97,46	% 2,54	Kategorik
Cinsiyet	118.265	0	% 0	% 100	Kategorik
Yaş	118.265	0	% 0	% 100	Numerik
Diyabet Hastası	118.265	0	% 0	% 100	Kategorik
Ortalama Tansiyon SYS	118.265	0	% 0	% 100	Numerik
Ortalama Tansiyon DIA	118.265	0	% 0	% 100	Numerik
Kilo	118.265	0	% 0	% 100	Numerik
Boy	118.265	0	% 0	% 100	Numerik
Ailede Diyabet Durumu	118.265	0	% 0	% 100	Kategorik
Nabız	118.265	0	% 0	% 100	Numerik
Ortalama Glukoz	11.253	107.012	% 90,48	% 9,52	Numerik
HbA1C	4.182	114.083	% 96,46	% 3,54	Numerik
Keton	16.649	101.616	% 85,92	% 14,08	Kategorik
Ortalama Açlık Glukoz	2.172	116.093	% 98,16	% 1,84	Numerik

3.1.1. Veri Ön İşleme Adımları



Şekil 3.1: Veri Ön İşleme Adımları

Ham veri setine; Şekil 3.1'de gösterilen veri ön işleme adımları uygulanarak bu tez çalışmasında kullanılacak "O" veri seti varyasyonu oluşturulmuştur. Veri ön işleme adımlarının detayları aşağıda açıklanmıştır.

1. "Durum", "Keton" ve "Ortalama Açlık Glukoz" nitelikleri silindi.
2. "Cinsiyet" niteliğinde, E-K-D değerleri tespit edildi ve D değerine sahip olan satırlar silinerek 118.265 satır veri, 118.262 satır veriye düşürüldü.
3. "Cinsiyet" niteliğindeki "E" değerleri "0", "K" değerleri "1" değerine dönüştürüldü.
4. "HbA1c" niteliğinde veri olmayan satırlar silinerek 118.262 satır veri, 4.181 satır veriye düşürüldü.
5. "Ortalama Glukoz" niteliğinin veri olmayan satırlar silinerek 4.181 satır veri, 1.365 satır veriye düşürüldü.
6. Tekrar eden satırlar silinerek 1.365 satır veri, 1.019 satır veriye düşürüldü.
7. Numerik olan niteliklerdeki aykırı değerlerin tespit edilmesi ve silinmesi ile 1.019 satır veri, 764 satır veriye düşürüldü.
8. Numerik olan niteliklerde, Min-Max Normalizasyon işlemi ([0,1] aralığında) yapılmış ve "Orijinal Veri Seti (O)" elde edilmiştir.

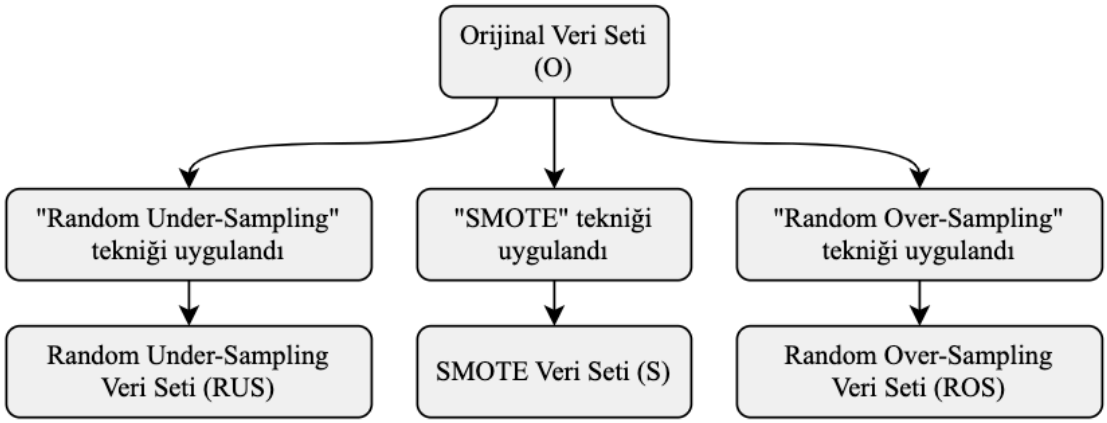
Bu işlem adımları sonrası elde edilen veri setine ait istatistiksel bilgiler Tablo 3.2'de gösterilmiştir.

Tablo 3.2: Veri Ön İşleme Adımları Sonrası Veri Setine Ait Detaylar

Nitelik	Min	Max	Mean	Standart Sapma
Yaş	0	1	0,41	0,21
Ortalama Tansiyon SYS	0	1	0,51	0,18
Ortalama Tansiyon DIA	0	1	0,5	0,19
Kilo	0	1	0,49	0.2
Boy	0	1	0,5	0,19
Nabız	0	1	0,48	0,18
Ortalama Glukoz	0	1	0,33	0.19
HbA1C	0	1	0,38	0,17
Cinsiyet	0	1	-	-
Ailede Diyabet Durumu	0	1	-	-
Diyabet Hastası	0	1	-	-

Ayrıca, veri ön işleme adımları sonrasında elde edilen nihai veri setindeki; “Cinsiyet” niteliği 284 tane 0 (Erkek) ile 480 tane 1 (Kadın) değerine, “Ailede Diyabet Durumu” niteliği 737 tane 0 (Aile geçmişinde diyabet yok) ile 27 tane 1 (Aile geçmişinde diyabet var) değerine, “Diyabet Hastası” niteliği 561 tane 0 (Diyabet hastası değil) ile 203 tane 1 (Diyabet hastası) değerine sahiptir.

3.1.2. Veri Seti Varyasyonları



Şekil 3.2: Veri Seti Varyasyonları

Şekil 3.2' de gösterildiği gibi; veri ön işleme adımları sonrasında elde edilen "Orijinal Veri Seti (O)" veri seti varyasyonuna çeşitli veri seti dengeleme teknikleri uygulanarak 3 tane daha veri seti varyasyonu elde edilmiştir. Bu 4 veri seti varyasyonlarına ait detaylar aşağıda açıklanmıştır.

1. **"O" Varyasyonu:**

Veri ön işleme adımları sonrası 764 satır veriden oluşan ve Tablo 3.2'de istatistiksel bilgileri verilen veri seti varyasyonudur. Hedef nitelik yani "Diyabet Hastası" niteliği 561 tane 0 (Diyabet hastası değil) ve 203 tane 1 (Diyabet hastası) değerine sahiptir.

2. **"RUS" Varyasyonu:**

Veri ön işleme adımları sonrası elde edilen 764 satır veriye sahip "O" veri seti varyasyonuna "*Random Under Sampling"* tekniği ile dengeleme işlemi uygulanması sonucunda elde edilmiş; 203 tane 0 (Diyabet hastası değil) ve 203 tane 1 (Diyabet hastası) değerine sahip toplam 406 satır veriden oluşan veri seti varyasyonudur.

3. **"ROS" Varyasyonu:**

Veri ön işleme adımları sonrası elde edilen 764 satır veriye sahip "O" veri seti varyasyonuna "*Random Over Sampling"* tekniği ile dengeleme işlemi uygulanması sonucunda elde edilmiş; 561 tane 0 (Diyabet hastası değil) ve 561 tane 1 (Diyabet hastası) değerine sahip toplam 1122 satır veriden oluşan veri seti varyasyonudur.

4. **“S” Varyasyonu:**

Veri ön işleme adımları sonrası elde edilen 764 satır veriye sahip “O” veri seti varyasyonuna k=3 olarak “*SMOTE”* tekniği ile dengeleme işlemi uygulanması sonucunda elde edilmiş; 561 tane 0 (Diyabet hastası değil) ve 561 tane 1 (Diyabet hastası) değerine sahip toplam 1122 satır veriden oluşan veri seti varyasyonudur.

3.2.MODEL

Geliştirilen modellerin temeli, ikili sınıflandırma problemlerine yönelik geliştirmeleri içermektedir ve önceki bölümde anlatılan “Ayrık Doğrusal Modeller ile LinUCB” algoritması yapısından problemin yapısına göre geliştirilen çeşitli varyasyonlardaki modellerdir. “Ayrık Doğrusal Modeller ile LinUCB” algoritmasındaki önemli kavramların geliştirilen modellerdeki karşılıkları aşağıdaki şekildedir ve tüm model varyasyonlarında aynı şekilde kullanılmışlardır.

Bağlam *(Context)*: Veri setindeki hedef nitelik haricindeki niteliklerdir.

Kollar *(Arm)*: Veri setindeki, 0 (hasta değil) ve 1 (hasta) değerlerine sahip hedef niteliğin sınıflarına karşılık olarak modellenen kollardır. LinUCB algoritmasında seçilebilecek her bir Kol *(Arm)* için ayrı doğrusal modeller kullanılması sebebiyle problemimize uygun bir şekilde geliştirilen çeşitli varyasyonlarda da her bir sınıf için ayrı doğrusal modeller kullanılmaktadır. Hedef nitelik sınıflarına modellerin uygulanması sırasında yeni sınıf / sınıfların eklenmemesi sebebiyle modeller tanımlandıkları kol sayısı ile uygulamayı tamamlamaktadırlar.

Alpha: Eğitim aşamalarında; tüm varyasyonların tüm kolları için de *alpha* değeri 1,25 olarak sabit değer kullanılmıştır. Her kol için aynı alpha değerinin kullanılmasının nedeni; *alpha* değeri keşif yapılmasını sağlayan hiperparametre olması sebebiyle kollar arasında yanlılığa sebep olmaması adına kollarda aynı değerler kullanılmıştır. *Alpha* değerinin belirlenmesi için optimizasyon işleminin yapılmamasının nedeni ise; veri setinin az sayıda temiz satır sayısına sahip olması nedeniyle optimizasyon için ayrılacak olan satırların kullanılamaması ile veri sayısının azalacak olması ve optimizasyon işlemi için işlem yükü maliyetinin fazla olmasıdır.

Ödül *(Reward)*: Doğru teşhisin ve yanlış teşhisin eşit derecede etki ettiği varsayılarak; doğru tahminlerinde “+1” yanlış tahminlerinde “-1” olacak şekilde kullanılmıştır. Yani; *“reward=1”* ve doğru tahminlerde *“(+)reward”* yanlış tahminlerde *“(-)reward”* olarak kullanılmıştır.

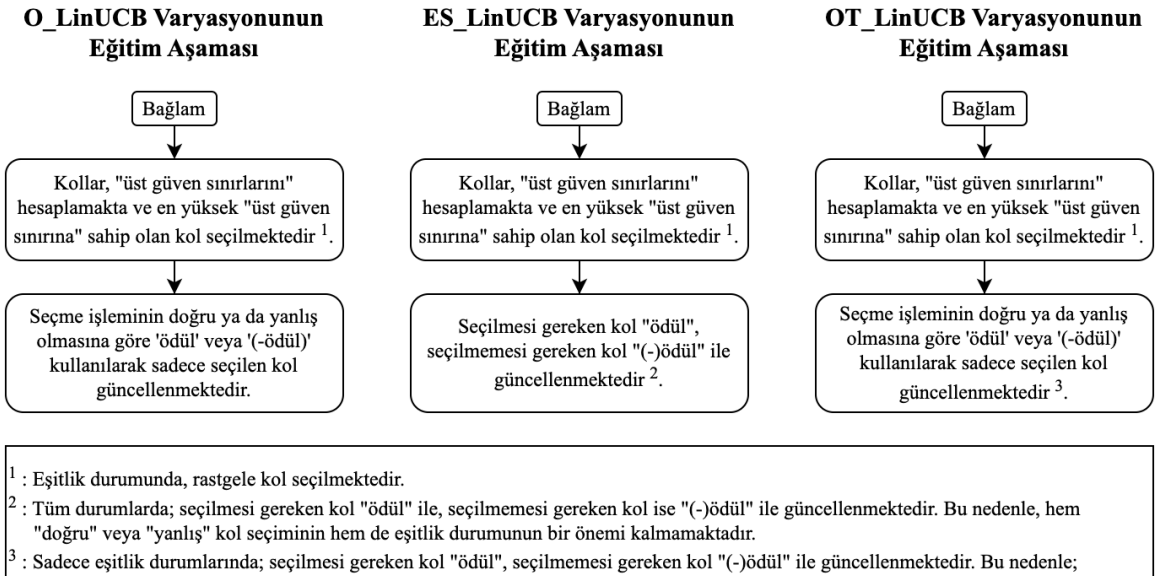
Matris ve Vektör: Geliştirilen model varyasyonlarındaki her hedef nitelik sınıfı yani kol için ayrı birim matris ve sıfır vektör kullanılmıştır.

Sherman - Morrison Formülü: Modellerdeki yoğun hesaplama işlemlerinden dolayı hesaplama verimliliği sağlaması için tüm model varyasyonlarında Sherman-Morrison formülü kullanılmıştır (Ciucanu ve diğ., 2022).

Keşif: Tüm model varyasyonları için test aşamalarında, keşif yapmayıp tamamen sömürü yapacak şekilde geliştirilmişlerdir.

Eşitlik Durumu: Tüm model varyasyonlarının gerek eğitim gerek test aşamasında, kollara ait üst güven sınırlarının eşit olması durumunda rastgele bir kol seçilmesi yöntemi uygulanmıştır.

3.2.1. Model Varyasyonları



Şekil 3.3: Model Varyasyonları

1. **"O_LinUCB" Varyasyonu:**

Şekil 3.3'te gösterildiği gibi eğitim aşamasında; sadece seçilen kol, ödülü ile güncellenmektedir. Eşitlik durumunda kol seçimi rastgele olacak şekilde ayarlanmıştır. Bu nedenle performans değerlendirme metriklerinin sonuçları stabil olmamaktadır. Bu varyasyonun kullanıldığı çalışmalar kendi özelinde 1000'er kez tekrar edilmiştir ve model

performans değerlendirme metriklerine ait sonuçlar için ortalama değerler kullanılmıştır. Test aşamasında tamamen modelin eğitimine güvenilmiş ve keşif yapmayacak şekilde modellenmiştir. İlerleyen kısımlarda anlatılacak olan güncelleme yaklaşımının kullanılıp kullanılmamasına göre test aşamasının detayları belirlenmiştir.

2. **"ES_LinUCB" Varyasyonu:**

Şekil 3.3'te gösterildiği gibi eğitim aşamasında; seçilmesi gereken doğru kol *"(+)reward"*, diğer kol ise *"(-)reward"* değeri ile, her iki kol da güncellenecek şekilde modellenmiştir. Yani eşitlik durumunda; rastgele kol seçilmesinin veya kol seçiminde doğru/yanlış yapılmasının bir önemi kalmamaktadır. Aynı zamanda; her eğitim verisi alındığında tüm kollar güncellendiği için eğitim aşamasının, en çok işlem yapılan ve maksimum hali diyebiliriz. Fakat güncelleme yaklaşımı nedeniyle; bu varyasyonun da kullanıldığı çalışmalar kendi özelinde 1000'er kez tekrar edilmiştir ve model performans değerlendirme metriklerine ait sonuçlar için ortalama değerler kullanılmıştır. Test aşamasında tamamen modelin eğitimine güvenilmiş ve keşif yapmayacak şekilde modellenmiştir. İlerleyen kısımlarda anlatılacak olan güncelleme yaklaşımının kullanılıp kullanılmamasına göre test aşamasının detayları belirlenmiştir.

3. **"OT_LinUCB" Varyasyonu:**

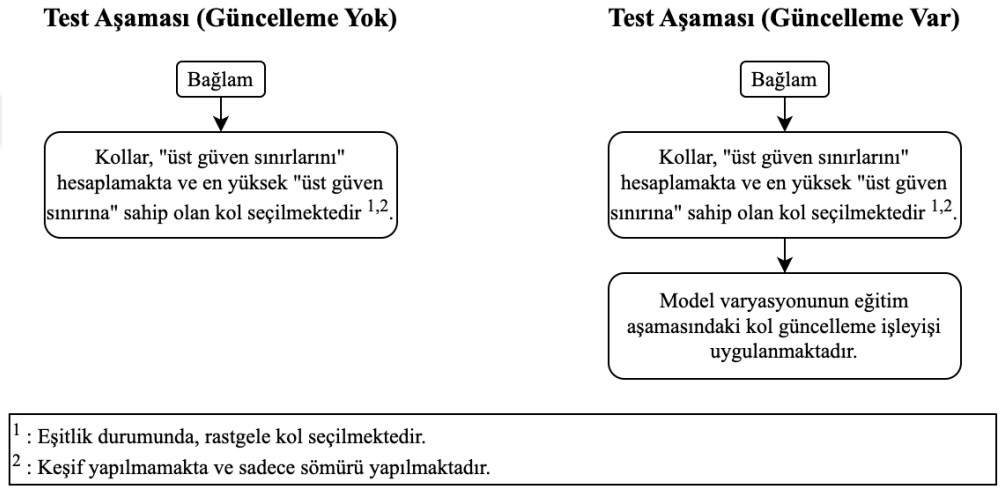
Şekil 3.3'te gösterildiği gibi eğitim aşamasında; üst güven sınırlarının eşit olması halinde; seçilmesi gereken doğru kol *"(+)reward"*, diğer kol ise *"(-)reward"* değeri ile, her iki kol da güncellenecek şekilde modellenmiştir. Yani eşitlik durumunda; rastgele kol seçilmesinin veya kol seçiminde doğru/yanlış yapılmasının bir önemi kalmamaktadır. Fakat güncelleme yaklaşımı nedeniyle; bu varyasyonun da kullanıldığı çalışmalar kendi özelinde 1000'er kez tekrar edilmiştir ve model performans değerlendirme metriklerine ait sonuçlar için ortalama değerler kullanılmıştır. Üst güven sınırlarının eşit olmaması durumunda ise; sadece seçilen kol, ödülü ile güncellenmektedir. Test aşamasında tamamen modelin eğitimine güvenilmiş ve keşif yapmayacak şekilde modellenmiştir. İlerleyen kısımlarda anlatılacak olan güncelleme yaklaşımının kullanılıp kullanılmamasına göre test aşamasının detayları belirlenmiştir.

3.3.YAKLAŞIM

Çevrimiçi makine öğrenmesi yöntemi; veri setinin sınırlı sayıda olmadığı, sürekli olarak veri akışının olduğu ve her veri satırında öğrenmenin devam ettiği durumlarda kullanılan bir yöntemdir. Ayrık Doğrusal Modeller ile LinUCB algoritması, yapısı gereği sürekli olarak kendini geliştirebilen bir yapıya sahip olması ve her veri satırında güncelleme işlemi

yapabilmesi açısından bu yönteme uygun bir yapıya sahiptir. Bu nedenle test aşamasında yani verilerin %20 sinde (k=5 olarak *Stratified Cross Validation* yöntemi kullanılması sebebiyle) güncelleme işlemi yapılması veya yapılmaması veri setinin büyüklüğüne göre modellerin performanslarına etki edeceği düşünülmekte ve çevrimiçi makine öğrenmesi yönteminin temel fikrinin faktör olarak değerlendirilmesi adına 2 çeşit güncelleme yaklaşımı varyasyonu geliştirilmiştir.

3.3.1. Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonları



Şekil 3.4: Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonları

Güncelleme yaklaşımı varyasyonları sadece test aşaması ile ilgili olması sebebiyle Şekil 3.4'da varyasyonların sadece test aşamaları bulunmaktadır.

1. **"Var" Varyasyonu:**

Şekil 3.4'da görüldüğü üzere kullanılan model varyasyonuna göre; test aşamasında da eğitim aşamasındaki aynı mantıkla kollardaki güncelleme işlemleri yapılmaktadır. Bu durumu geri bildirim şeklinde düşünebiliriz. Örneğin; model, diyabet hastalığı teşhisinde uzmana "diyabet hastası" veya "diyabet hastası değil" şeklinde bir sonuç vermekte ve uzman, verileri / durumu inceleyip modelin doğru tahmin mi? yanlış tahmin mi? yaptığını geri bildirim olarak verdiği bir ortam şeklinde düşünülebilir. Aldığı geri bildirime göre model, ödül değeri ile varyasyonunun eğitim aşamasındaki yapısının aynısını test aşamasında da kullanarak güncelleme işlemini yapmaktadır. Bu varyasyonun kullanıldığı çalışmalarda test aşamasında güncelleme işlemi devam etmesiyle kollara ait değerlerin değişmesi nedeniyle düşük ihtimal de olsa test aşamasında kollara ait değerlerde eşitlik ihtimali ve dolayısıyla rastgele kol seçimi ihtimali

bulunmaktadır.

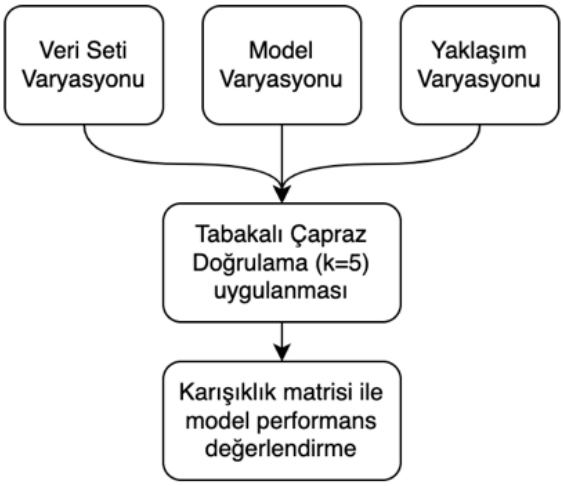
2. **“Yok” Varyasyonu:**

Şekil 3.4’da görüldüğü üzere test aşamasında geri bildirim yani güncelleme işlemi yapılmamaktadır. Yani probleme klasik sınıflandırma algoritmaları gibi yaklaşılmıştır. Bu varyasyonun kullanıldığı çalışmalarda test aşamasında kollarda herhangi bir güncelleme işlemi yapılmadığı için; eğitim sonundaki kollara ait değerler, test aşaması boyunca da korunmaktadır.

3.4.UYGULAMA VE ANALİZ

Bu tez çalışmasında kullanılan kişisel bilgisayar; “MacBook Pro (Retina, 15-inch, Mid 2015)” model bilgisayar olup “2,5 GHz Dört Çekirdekli Intel Core i7” işlemciye, “16 GB 1600 MHz DDR3” belleğe, “AMD Radeon R9 M370X 2 GB” ekran kartına, “500 GB SSD” diske sahiptir ve “MacOS Big Sur sürüm 11.7.10” işletim sistemi kullanılmaktadır.

Veri seti; veri ön işleme adımlarından *Min-Max* normalizasyon işlemine kadar yukarıda özellikleri bulunan kişisel bilgisayarda bulunan “Mac için Microsoft Excel sürüm 16.77.1” ve “KNIME 4.7.1” yazılımları kullanılarak gerçekleştirilmiştir. *Min-Max* normalizasyon işlemi ve uygulama sürecinin devamı ise; *Python* programlama dili ile *“Google Colaboratory”* platformunda *“Python 3 Google Compute Engine”* kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Uygulamaların kodlarında; pandas v2.2.2 (Pandas Developers Team, 2024), NumPy v1.26.4 (NumPy Developers, 2024), scikit-learn v1.5.2 (scikit-learn developers, 2024) kütüphaneleri ve random (Python Software Foundation, 1996) modülü kullanılmıştır.



Şekil 3.5: Uygulama ve Analiz Süreci

Şekil 3.5'de bu tez kapsamında yapılan 24 farklı uygulamanın ortak süreci gösterilmektedir. Tüm uygulamalarda k=5 olacak şekilde *"Stratified Cross Validation"* yöntemi kullanılmıştır. Analiz aşamasında ise; Karışıklık matrisi aracılığı ile Doğruluk, Duyarlılık, Kesinlik, F-Ölçüsü, AUC ve Cohen Kappa Katsayısı metrikleri kullanılmıştır. Tüm model varyasyonlarının eğitim aşaması; kolların üst güven sınırlarının eşit olması durumunda rastgele kol seçimi yapacak şekilde modellenmiştir. Tüm model varyasyonlarının test aşaması; kolların üst güven sınırlarının eşit olması durumunda rastgele kol seçimi yapacak şekilde ve keşif yapmayıp tamamen sömürü yapacak şekilde modellenmiştir. Ayrıca; rastgele kol seçimleri hariç, yapılan tüm işlemlerdeki rastgelelik durumlarında *"Seed"*, "Random state" gibi fonksiyonların referans noktası olarak "1" değeri kullanılmıştır. Böylelikle rastgele üretilen değerler bir referans noktasına dayandığı için her çalıştırıldığında da aynı rastgele değerler üretilmiştir. Smote tekniği ile veri setinin dengelenmesi işleminde "k=3" olacak şekilde kullanılmıştır.

4. BULGULAR

Bu bölümde; öncelikle verinin anlaşılmasına yönelik gerçekleştirilen istatistiksel analizler sunulmuştur. Daha sonra; yapılan uygulamaların model performans değerlendirme metriklerine ait sonuçları karşılaştırılmıştır. Bölüm sonunda ise; yapılan uygulamaların, model performans değerlendirme metrikleri açısından ısı haritaları verilmiştir.

4.1.İSTATİSTİKSEL ANALİZ

Kategorik niteliklerin frekans ve yüzdelik dağılımları Tablo 4.1'de gösterilmiştir.

Tablo 4.1: Kategorik Niteliklerin Yüzdelik Dağılım Tablosu

Nitelik	Değerler	N	%
Cinsiyet	0 (Erkek)	284	37,17
	1 (Kadın)	480	62,83
Ailede Diyabet Durumu	0 (Yok)	737	96,47
	1 (Var)	27	3,53
Diyabet Hastası	0 (Hasta Değil)	561	73,43
	1 (Hasta)	203	26,57

Tablo 4.1'e göre katılımcıların; %37,17'sinin erkek %62,83'ünün kadın olduğu, %96,47'sinin ailesinde diyabet öyküsü olmadığı %3,53'ünün ailesinde diyabet öyküsü olduğu ve %73,43'ünün diyabet hastası olmadığı %26,57'sinin diyabet hastası olduğu saptanmıştır.

Min-Max normalizasyon işlemi öncesindeki numerik niteliklerin tanımlayıcı istatistiksel analizi Tablo 4.2'de gösterilmiştir.

Tablo 4.2: Numerik Niteliklerin Tanımlayıcı İstatistik Tablosu

Nitelik	N	Mean	std	Min	%25	%50	%75	Max
Yaş	764	51,26	17,77	16	37	50	65	102
Ortalama Tansiyon SYS	764	121,88	11,31	90	114	121	129	153
Ortalama Tansiyon DIA	764	72,54	6,75	55	68	72	77	90
Kilo	764	94,39	24,22	34	78	92	110	157
Boy	764	165,85	8,65	143	160	165	171	189
Nabız	764	80,77	11,81	50	73	80	88	114
Ortalama Glukoz	764	116,12	33,13	59	93	104	130	231
HbA1C	764	5,87	0,93	3,84	5,25	5,62	6,26	9,21

Tablo 4.2'ye göre katılımcıların; en düşüğü 16 en yükseği 102 olmak üzere 51,26 ortalama yaşa, en düşüğü 90 en yükseği 153 olmak üzere 121,88 ortalama yüksek tansiyona (SYS), en düşüğü 55 en yükseği 90 olmak üzere 72,54 ortalama düşük tansiyona (DIA), en düşüğü 34 en yükseği 157 olmak üzere 94,39 ortalama kiloya, en düşüğü 143 en yükseği 149 olmak üzere 165,85 ortalama boya, en düşüğü 50 en yükseği 114 olmak üzere 80,77 ortalama nabız değerine, en düşüğü 59 en yükseği 231 olmak üzere 116,12 ortalama glukoz değerine ve en düşüğü 3,84 en yükseği 9,21 olmak üzere 5,87 ortalama HbA1C değerine sahip olduğu saptanmıştır.

4.2.UYGULAMALARIN KARŞILAŞTIRMALI ANALİZİ

Bu tez çalışması kapsamında; 2 farklı güncelleme yaklaşımı varyasyonu, 4 farklı veri seti varyasyonu ve 3 farklı model varyasyonu bulunmaktadır. Bu varyasyonlarının farklı şekillerde kullanımlarından oluşmak üzere toplam 24 adet çalışma yapılmış ve analiz edilmiştir. Her bir uygulama 1000 defa tekrar edilmiştir. Model performans değerlendirme metrikleri olarak Doğruluk *(Accuracy)*, Duyarlılık *(Recall)*, Kesinlik *(Precision)*, F-Ölçüsü *(F-Measure)*, AUC ve Cohen Kappa Katsayısı *(Cohen's Kappa)* metrikleri kullanılmıştır ve sonuçları için 1000 tekrarın ortalama değerleri kullanılmıştır. Özellikle, dengesiz veri setlerinde daha doğru bir doğruluk ölçümü için kullanılan "Dengeli Doğruluk (Balanced Accuracy)" yerine "Doğruluk

(Accuracy)" kullanılmasının nedeni ise veri seti dengeleme teknikleri ile farklı veri seti varyasyonlarının oluşturulması ve aralarında karşılaştırmalı analiz yapılmasıdır. Aşağıda, yapılan çalışmalara ait model performans değerlendirme metriklerine ait sonuçlar tablolar halinde sunulmuştur.

Tablo 4.3'te "Yok" güncelleme yaklaşımı varyasyonu ve "O" veri seti varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki model varyasyonlarına ait model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.3: "Yok" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "O" Veri Seti Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Model Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	O	O_LinUCB	0,8109	0,5397	0,6833	0,6018	0,7244	0,4803
Yok	O	ES_LinUCB	0,8155	0,5616	0,6920	0,6181	0,7344	0,4983
Yok	O	OT_LinUCB	0,8129	0,5370	0,6930	0,6041	0,7248	0,4841

Tablo 4.3'e göre; "O_LinUCB" model varyasyonu, 0,8109 doğruluk, 0,6833 kesinlik, 0,6018 f-ölçüsü, 0,7244 AUC ve 0,4803 cohen kappa katsayısı değerleri ile genel anlamda en kötü performans gösteren model varyasyonu olmuştur. Aynı zamanda, 0,5397 duyarlılık değeri ile en kötü duyarlılık metriği değerine yakın bir performans göstermiştir.

"OT_LinUCB" model varyasyonu, diğer iki model varyasyonunun genel olarak arasında yer almaktadır fakat "O_LinUCB" model varyasyonuna daha yakın performans sergilemektedir. "O_LinUCB" modeline göre; sadece duyarlılık (0,5370) değeri biraz daha düşükken, doğruluk (0,8129), f-ölçüsü (0,6041), AUC (0,7248) ve cohen kappa katsayısı (0,4841) değerlerinde biraz daha yüksektir. Kesinlik metriğinde ise; model varyasyonları arasındaki en yüksek kesinlik (0,6930) değerine sahiptir.

"ES_LinUCB" model varyasyonu; doğruluk (0,8155), duyarlılık (0,5616), F-ölçüsü (0,6181), AUC (0,7344) ve cohen kappa katsayısı (0,4983) değerleri açısından en yüksek değerlere

sahiptir. Aynı zamanda, 0,6920 değeri ile kesinlik metriği açısından en iyi performans gösteren "OT_LinUCB" modeline yakın değere ulaşmıştır.

Sonuç olarak, güncelleme olmadan ve "O" veri seti varyasyonu ile uygulanan model varyasyonlarına bakıldığında; doğruluk, duyarlılık, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı metriklerinde en iyi performans değerlerine ulaşması sebebiyle "ES_LinUCB" model varyasyonunun en iyi performans gösteren model varyasyonu olduğu söylenebilir.

Tablo 4.4'te "Yok" güncelleme yaklaşımı varyasyonu ve *"RUS"* veri seti varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki model varyasyonlarına ait model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.4: "Yok" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "RUS" Veri Seti Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Model Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	RUS	O_LinUCB	0,7820	0,8518	0,7571	0,7984	0,7816	0,5635
Yok	RUS	ES_LinUCB	0,7956	0,8174	0,7937	0,8011	0,7953	0,5909
Yok	RUS	OT_LinUCB	0,7808	0,8518	0,7550	0,7974	0,7804	0,5611

Tablo 4.4'e göre; "OT_LinUCB" model varyasyonu; doğruluk (0,7808), kesinlik (0,7550), f-ölçüsü (0,7974), AUC (0,7804) ve cohen kappa katsayısı (0,5611) değerleri ile diğer model varyasyonlarına göre en düşük değerlere sahiptir.

"O_LinUCB" model varyasyonu; 0,7820 doğruluk, 0,7571 kesinlik, 0,7984 f-ölçüsü, 0,7816 AUC ve 0,5635 cohen kappa katsayısı değerleri ile genel performans olarak diğer iki model arasında yer almaktadır fakat genel performansı daha düşük olan "OT_LinUCB" model varyasyonuna daha yakın değerlere sahiptir. "O_LinUCB" ve "OT_LinUCB" model varyasyonları, duyarlılık (0,8518) değeri ile "ES_LinUCB" model varyasyonuna göre daha iyi sonuca ulaşmışlardır.

“ES_LinUCB” model varyasyonu; 0,7956 doğruluk, 0,7937 kesinlik, 0,8011 f-ölçüsü, 0,7953 AUC ve 0,5909 cohen kappa katsayısı değerleri ile bu metriklerde en yüksek değerlere, 0,8174 duyarlılık değeri ile en düşük duyarlılık değerine sahiptir.

Sonuç olarak, güncelleme olmadan ve *“RUS”* veri seti varyasyonu ile uygulanan model varyasyonlarına bakıldığında; doğruluk, kesinlik, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı metriklerinde en iyi performans değerlerine ulaşması sebebiyle “ES_LinUCB” model varyasyonunun en iyi performans gösteren model varyasyonu olduğu söylenebilir.

Tablo 4.5’te “Yok” güncelleme yaklaşımı varyasyonu ve *“ROS”* veri seti varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki model varyasyonlarına ait model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.5: “Yok” Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve “ROS” Veri Seti Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Model Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	ROS	O_LinUCB	0,7964	0,8708	0,7604	0,8111	0,7964	0,5928
Yok	ROS	ES_LinUCB	0,7995	0,8432	0,7773	0,8082	0,7995	0,5990
Yok	ROS	OT_LinUCB	0,7950	0,8663	0,7604	0,8092	0,7950	0,5901

Tablo 4.5’e göre; “OT_LinUCB” model varyasyonu; 0,8663 duyarlılık ve 0,8092 f-ölçüsü değerlerine sahiptir. Aynı zamanda; doğruluk (0,7950), AUC (0,7950) ve cohen kappa katsayısı (0,5901) değerleri ile diğer model varyasyonlarına göre en düşük değerlere sahiptir.

0,7964 doğruluk, 0,7964 AUC ve 0,5928 cohen kappa katsayısı değerlerine sahip “O_LinUCB” model varyasyonu; “OT_LinUCB” model varyasyonu ile birlikte aynı kesinlik (0,7604) değerine sahip olarak en kötü kesinlik, 0,8708 duyarlılık ve 0,8111 f-ölçüsü değerleri ile en iyi duyarlılık ve f-ölçüsü performansı göstermiştir.

“ES_LinUCB” model varyasyonu; 0,7995 doğruluk, 0,7773 kesinlik, 0,7995 AUC ve 0,5990 cohen kappa katsayısı değerleri ile en iyi değerlere, 0,8432 duyarlılık ve 0,8082 f-ölçüsü değerleri ile en kötü değerlere sahiptir.

Sonuç olarak, güncelleme olmadan ve *“ROS”* veri seti varyasyonu ile uygulanan model varyasyonlarına bakıldığında; en iyi doğruluk, kesinlik, AUC ve cohen kappa katsayısı metriklerinde en iyi performans değerlerine ulaşması sebebiyle “ES_LinUCB” model varyasyonunun en iyi performans gösteren model varyasyonu olduğu söylenebilir.

Tablo 4.6’da “Yok” güncelleme yaklaşımı varyasyonu ve *“S”* veri seti varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki model varyasyonlarına ait model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.6: “Yok” Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve “S” Veri Seti Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Model Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	S	O_LinUCB	0,8008	0,8796	0,7602	0,8154	0,8007	0,6015
Yok	S	ES_LinUCB	0,7977	0,8431	0,7736	0,8066	0,7976	0,5953
Yok	S	OT_LinUCB	0,8013	0,8805	0,7604	0,8159	0,8012	0,6025

Tablo 4.6’ya göre; “ES_LinUCB” model varyasyonu, doğruluk (0,7977), duyarlılık (0,8431), F-ölçüsü (0,8066), AUC (0,7976) ve cohen kappa katsayısı (0,5953) değerleri ile diğer model varyasyonlarına kıyasla en düşük sonuçlara ulaşmıştır. Ancak, 0,7736 kesinlik değeri ile diğer model varyasyonlarına kıyasla en yüksek sonuca ulaşmıştır.

“O_LinUCB” model varyasyonu; doğruluk (0,8008), duyarlılık (0,8796), f-ölçüsü (0,8154), AUC (0,8007) ve cohen kappa katsayısı (0,6015) değerleri ile diğer iki model varyasyonunun değerleri arasında değerlere sahiptir ve genel performansı en iyi olan “OT_LinUCB” modelinin sonuçlarına yakın sonuçlara ulaşmıştır. Ancak 0,7602 kesinlik değeri ile model varyasyonları arasında en düşük değere sahiptir.

0,7604 kesinlik değerine ulaşan "OT_LinUCB" model varyasyonu ise model varyasyonları arasında; 0,8013 doğruluk, 0,8805 duyarlılık, 0,8159 f-ölçüsü, 0,8012 AUC ve 0,6025 cohen kappa katsayısı değerleri ile en yüksek değerlere ulaşmıştır.

Sonuç olarak, güncelleme olmadan ve "*S"* veri seti varyasyonu ile uygulanan model varyasyonlarına bakıldığında; "OT_LinUCB" model varyasyonunun en iyi doğruluk, duyarlılık, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşarak en iyi performans gösteren model olduğu sonucuna varılmıştır.

Tablo 4.7'de "Var" güncelleme yaklaşımı varyasyonu ve "O" veri seti varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki model varyasyonlarına ait model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.7: "Var" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "O" Veri Seti Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Model Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Var	O	O_LinUCB	0,8070	0,5442	0,6673	0,5992	0,7231	0,4739
Var	O	ES_LinUCB	0,8103	0,5665	0,6722	0,6136	0,7324	0,4891
Var	O	OT_LinUCB	0,8089	0,5470	0,6733	0,6035	0,7254	0,4794

Tablo 4.7'ye göre; "O_LinUCB" model varyasyonu; doğruluk (0,8070), duyarlılık (0,5442), kesinlik (0,6673), f-ölçüsü (0,5992), AUC (0,7231) ve cohen kappa katsayısı (0,4739) değerleri ile en düşük değerlere sahiptir.

"OT_LinUCB" model varyasyonu, kesinlik (0,6733) değeri ile diğer model varyasyonlarına kıyasla en iyi sonuca ulaşmıştır. Ayrıca; 0,8089 doğruluk, 0,5470 duyarlılık, 0,6035 f-ölçüsü, 0,7254 AUC ve 0,4794 cohen kappa katsayısı değerleri ile diğer model varyasyonlarının sonuçlarının arasında değerlere ulaşmıştır ve genel performansı en kötü olan "O_LinUCB" model varyasyonunun sonuçlarına yakın sonuçlara sahiptir.

0,6722 kesinlik değerine sahip olan "ES_LinUCB" model varyasyonu; 0,8103 doğruluk, 0,5665 duyarlılık, 0,6136 f-ölçüsü, 0,7324 AUC ve 0,4891 cohen kappa katsayısı değerleri en iyi değerlere sahiptir.

Sonuç olarak, güncelleme yapılması ve "O" veri seti varyasyonu ile uygulanan model varyasyonlarına bakıldığında; "ES_LinUCB" model varyasyonunun en iyi doğruluk, duyarlılık, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşarak en iyi performans gösteren model olduğu sonucuna varılmıştır.

Tablo 4.8'de "Var" güncelleme yaklaşımı varyasyonu ve *"RUS"* veri seti varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki model varyasyonlarına ait model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.8: "Var" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "RUS" Veri Seti Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Model Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Var	RUS	O_LinUCB	0,7846	0,8567	0,7595	0,8013	0,7841	0,5686
Var	RUS	ES_LinUCB	0,8005	0,8223	0,8000	0,8059	0,8002	0,6007
Var	RUS	OT_LinUCB	0,7858	0,8567	0,7617	0,8023	0,7853	0,5710

Tablo 4.8'e göre; "O_LinUCB" model varyasyonu, 0,7846 ile doğruluk, 0,7595 ile kesinlik, 0,8013 ile f-ölçüsü, 0,7841 ile AUC ve 0,5686 ile cohen kappa katsayısı metrikleri açısından diğer model varyasyonlarına göre en düşük değerlere sahiptir. Fakat duyarlılık metriği açısından 0,8567 değeri ile "OT_LinUCB" model varyasyonu ile birlikte en iyi sonuca ulaşmıştır.

Ayrıca "OT_LinUCB" model varyasyonu, 0,7858 doğruluk, 0,7617 kesinlik, 0,8023 f-ölçüsü, 0,7853 AUC ve 0,5710 cohen kappa katsayısı değerlerine sahiptir.

“ES_LinUCB” model varyasyonu, 0,8005 doğruluk, 0,8000 kesinlik, 0,8059 f-ölçüsü, 0,8002 AUC ve 0,6007 cohen kappa katsayısı değerleri ile diğer modellere kıyasla en iyi değerlere ulaşmıştır ve 0,8223 değeri ile en düşük duyarlılık metriği performansı göstermiştir.

Sonuç olarak, güncelleme yapılması ve *“RUS”* veri seti varyasyonu ile uygulanan model varyasyonlarına bakıldığında; “ES_LinUCB” model varyasyonunun en iyi doğruluk, kesinlik, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşarak en iyi performans gösteren model olduğu sonucuna varılmıştır.

Tablo 4.9’da “Var” güncelleme yaklaşımı varyasyonu ve *“ROS”* veri seti varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki model varyasyonlarına ait model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.9: “Var” Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve “ROS” Veri Seti Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Model Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Var	ROS	O_LinUCB	0,7986	0,8709	0,7627	0,8127	0,7986	0,5973
Var	ROS	ES_LinUCB	0,8004	0,8432	0,7788	0,8090	0,8004	0,6008
Var	ROS	OT_LinUCB	0,8004	0,8717	0,7647	0,8142	0,8004	0,6008

Tablo 4.9’a göre; “O_LinUCB” model varyasyonu, 0,7986 ile doğruluk, 0,7627 ile kesinlik, 0,7986 ile AUC ve 0,5973 ile cohen kappa katsayısı metrikleri açısından diğer model varyasyonlarına göre en düşük sonuçlara, 0,8709 duyarlılık ve 0,8127 f-ölçüsü ile diğer model varyasyonlarının arasında sonuçlara ulaşmıştır.

“ES_LinUCB” model varyasyonu, en iyi kesinlik (0,7788) değerine, “OT_LinUCB” model varyasyonu ile birlikte en iyi doğruluk (0,8004), AUC (0,8004) ve cohen kappa katsayısı (0,6008) değerlerine sahiptir. Ayrıca, en kötü duyarlılık (0,8432) ve f-ölçüsü (0,8090) değerlerine sahiptir.

Ayrıca "OT_LinUCB" model varyasyonu, duyarlılık (0,8717) ve f-ölçüsü (0,8142) metriklerinde diğer modellere kıyasla en iyi değerlere ulaşmıştır. Buna ilaveten, kesinlik (0,7647) metriği açısından orta seviye performans sergilemiştir.

Sonuç olarak, güncelleme yapılması ve *"ROS"* veri seti varyasyonu ile uygulanan model varyasyonlarına bakıldığında; "OT_LinUCB" model varyasyonunun doğruluk, duyarlılık, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı metriklerinde en iyi, kesinlik metriğinde orta seviye değerlere ulaşması nedeniyle en iyi performans gösteren model olduğu sonucuna varılmıştır.

Tablo 4.10'da "Var" güncelleme yaklaşımı varyasyonu ve *"S"* veri seti varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki model varyasyonlarına ait model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.10: "Var" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "S" Veri Seti Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Model Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Var	S	O_LinUCB	0,8035	0,8832	0,7622	0,8180	0,8034	0,6069
Var	S	ES_LinUCB	0,8021	0,8538	0,7745	0,8120	0,8021	0,6042
Var	S	OT_LinUCB	0,8057	0,8876	0,7631	0,8204	0,8057	0,6114

Tablo 4.10'a göre; "ES_LinUCB" model varyasyonu, doğruluk (0,8021), duyarlılık (0,8538), F-ölçüsü (0,8120), AUC (0,8021) ve cohen kappa katsayısı (0,6042) değerleri ile en kötü performansı göstermiş olsa da kesinlik metriğinde 0,7745 değeri ile en iyi performansı sergilemiştir.

0,8035 doğruluk, 0,8832 duyarlılık, 0,8180 f-ölçüsü, 0,8034 AUC ve 0,6069 cohen kappa katsayısı değerlerine sahip olan "O_LinUCB" model varyasyonu, en kötü kesinlik (0,7622) değerine sahiptir.

"OT_LinUCB" model varyasyonu, kesinlik metriğinde 0,7631 değeri ile diğer modeller arasındaki en kötü kesinlik değerine sahip olan "O_LinUCB" modeline yakın bir performans

göstermiş olsa da 0,8057 doğruluk, 0,8876 duyarlılık, 0,8204 f-ölçüsü, 0,8057 AUC ve 0,6114 cohen kappa katsayısı değerleri ile en iyi değerlere sahiptir.

Sonuç olarak, güncelleme yapılması ve "*S"* veri seti varyasyonu ile uygulanan model varyasyonlarına bakıldığında; "OT_LinUCB" model varyasyonunun en iyi doğruluk, duyarlılık, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşarak en iyi performans gösteren model olduğu sonucuna varılmıştır.

Tablo 4.11'de "Yok" güncelleme yaklaşımı varyasyonu ve "O_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki veri seti varyasyonlarına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.11: "Yok" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "O_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Veri Seti Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	O	O_LinUCB	0,8109	0,5397	0,6833	0,6018	0,7244	0,4803
Yok	RUS	O_LinUCB	0,7820	0,8518	0,7571	0,7984	0,7816	0,5635
Yok	ROS	O_LinUCB	0,7964	0,8708	0,7604	0,8111	0,7964	0,5928
Yok	S	O_LinUCB	0,8008	0,8796	0,7602	0,8154	0,8007	0,6015

Tablo 4.11'e göre; "O" veri seti varyasyonu kullanılan çalışma, 0,5397 duyarlılık, 0,6833 kesinlik, 0,6018 f-ölçüsü, 0,7244 AUC ve 0,4803 cohen kappa katsayısı değerleri ile bu metrikler açısından en kötü performansa, 0,8109 doğruluk değeri ile doğruluk metriği açısından en iyi performansa sahiptir.

"RUS" veri seti varyasyonu kullanıldığında; en düşük doğruluk (0,7820) değerine, diğer metrikler yani duyarlılık (0,8518), kesinlik (0,7571), f-ölçüsü (0,7984), AUC (0,7816) ve cohen kappa katsayısı (0,5635) metrikleri açısından diğer veri seti varyasyonlarının kullanıldığı çalışmaların sonuçları arasında değerlere sahiptir. Aynı zamanda; doğruluk (0,7964), duyarlılık (0,8708), f-ölçüsü (0,8111), AUC (0,7964) ve cohen kappa katsayısı (0,5928) metriklerinde

daha iyi sonuçlara ulaşan *"ROS"* veri seti varyasyonu kullanılan çalışmaya göre daha düşük performans sergilemiştir. Buna ilaveten; *"ROS"* veri seti varyasyonu kullanılan çalışma, kesinlik (0,7604) metriği açısından en iyi performansı göstermiştir.

"S" veri seti varyasyonunun kullanılması ise; 0,8008 doğruluk ve 0,7602 kesinlik değerleri ile en yüksek ikinci değerlere, 0,8796 duyarlılık, 0,8154 f-ölçüsü, 0,8007 AUC ve 0,6015 cohen kappa katsayısı değerleri ile en yüksek değerlere ulaşan veri seti varyasyonu olduğunu göstermektedir.

Sonuç olarak, güncelleme olmayan ve "O_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı çalışmaların veri seti varyasyonlarına bakıldığında; *"S"* veri seti varyasyonunun en iyi duyarlılık, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşarak en iyi performans gösteren veri seti varyasyonu olduğu sonucuna varılmıştır.

Tablo 4.12'de "Yok" güncelleme yaklaşımı varyasyonu ve "ES_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki veri seti varyasyonlarına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.12: "Yok" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "ES_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Veri Seti Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	O	ES_LinUCB	0,8155	0,5616	0,6920	0,6181	0,7344	0,4983
Yok	RUS	ES_LinUCB	0,7956	0,8174	0,7937	0,8011	0,7953	0,5909
Yok	ROS	ES_LinUCB	0,7995	0,8432	0,7773	0,8082	0,7995	0,5990
Yok	S	ES_LinUCB	0,7977	0,8431	0,7736	0,8066	0,7976	0,5953

Tablo 4.12'ye göre; "O" veri seti varyasyonu kullanılan çalışma, 0,5616 duyarlılık, 0,6920 kesinlik, 0,6181 f-ölçüsü, 0,7344 AUC ve 0,4983 cohen kappa katsayısı değerleri ile genel performans açısından en kötü performansa sahip olsa da 0,8155 doğruluk değeri ile doğruluk metriği açısından en iyi performansa ulaşmıştır.

"RUS" veri seti varyasyonu kullanıldığında, modelin doğruluk (0,7956) değeri diğer veri seti varyasyonlarına kıyasla en düşük değere sahip olsa da kesinlik metriği için 0,7937 değeri ile en yüksek değere ulaşmıştır. Buna ilaveten duyarlılık (0,8174), f-ölçüsü (0,8011), AUC (0,7953) ve cohen kappa katsayısı (0,5909) metrikleri açısından diğer veri seti varyasyonlarının kullanıldığı çalışmaların sonuçları arasında değerlere sahiptir.

"S" veri seti varyasyonu kullanıldığında; 0,7977 doğruluk, 0,8431 duyarlılık, 0,7736 kesinlik, 0,8066 f-ölçüsü, 0,7976 AUC ve 0,5953 cohen kappa katsayısı değerleri ile diğer veri seti varyasyonlarının kullanıldığı çalışmaların sonuçları arasında değerlere sahiptir.

"ROS" veri seti varyasyonu kullanıldığında ise; 0,8432 duyarlılık, 0,8082 f-ölçüsü, 0,7995 AUC ve 0,5990 cohen kappa katsayısı değerleri ile en yüksek değerlere, 0,7995 doğruluk ve 0,7773 kesinlik değerleri ile en yüksek ikinci değerlere ulaşmıştır.

Sonuç olarak, güncelleme olmayan ve "ES_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı çalışmaların veri seti varyasyonlarına bakıldığında; *"ROS"* veri seti varyasyonunun en iyi duyarlılık, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşarak en iyi performans gösteren veri seti varyasyonu olduğu sonucuna varılmıştır.

Tablo 4.13'te "Yok" güncelleme yaklaşımı varyasyonu ve "OT_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki veri seti varyasyonlarına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.13: "Yok" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "OT_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Veri Seti Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	O	OT_LinUCB	0,8129	0,5370	0,6930	0,6041	0,7248	0,4841
Yok	RUS	OT_LinUCB	0,7808	0,8518	0,7550	0,7974	0,7804	0,5611
Yok	ROS	OT_LinUCB	0,7950	0,8663	0,7604	0,8092	0,7950	0,5901
Yok	S	OT_LinUCB	0,8013	0,8805	0,7604	0,8159	0,8012	0,6025

Tablo 4.13'e göre; "O" veri seti varyasyonu kullanılan çalışma, 0,5370 duyarlılık, 0,6930 kesinlik, 0,6041 f-ölçüsü, 0,7248 AUC ve 0,4841 cohen kappa katsayısı değerleri ile en kötü değerlere sahip olsa da 0,8129 doğruluk değeri ile doğruluk metriği açısından en iyi değere ulaşmıştır.

"RUS" veri seti varyasyonu kullanıldığında, modelin doğruluk (0,7808) değeri en düşük değere sahip olsa da diğer metrikler yani duyarlılık (0,8518), kesinlik (0,7550), f-ölçüsü (0,7974), AUC (0,7804) ve cohen kappa katsayısı (0,5611) metrikleri açısından diğer veri seti varyasyonlarının kullanıldığı çalışmaların sonuçları arasında değerlere sahiptir.

"ROS" veri seti varyasyonu kullanıldığında; modelin, kesinlik (0,7604) değeri *"S"* veri seti varyasyonu ile birlikte en yüksek değere sahip olsa da diğer metrikler yani doğruluk (0,7950), duyarlılık (0,8663), f-ölçüsü (0,8092), AUC (0,7950) ve cohen kappa katsayısı (0,5901) metrikleri açısından diğer veri seti varyasyonlarının kullanıldığı çalışmaların sonuçları arasında değerlere sahiptir.

"S" veri seti varyasyonu kullanıldığında; 0,8805 duyarlılık, 0,8159 f-ölçüsü ve 0,8012 AUC ve 0,6025 cohen kappa katsayısı değerleri ile en yüksek değerlere, 0,8013 doğruluk değeri ile en yüksek ikinci değere ulaşılmıştır.

Sonuç olarak, güncelleme olmayan ve "OT_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı çalışmaların veri seti varyasyonlarına bakıldığında; *"S"* veri seti varyasyonunun en iyi duyarlılık, kesinlik, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşarak en iyi performans gösteren veri seti varyasyonu olduğu sonucuna varılmıştır.

Tablo 4.14'te "Var" güncelleme yaklaşımı varyasyonu ve "O_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki veri seti varyasyonlarına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.14: "Var" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "O_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Veri Seti Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Var	O	O_LinUCB	0,8070	0,5442	0,6673	0,5992	0,7231	0,4739
Var	RUS	O_LinUCB	0,7846	0,8567	0,7595	0,8013	0,7841	0,5686
Var	ROS	O_LinUCB	0,7986	0,8709	0,7627	0,8127	0,7986	0,5973
Var	S	O_LinUCB	0,8035	0,8832	0,7622	0,8180	0,8034	0,6069

Tablo 4.14'e göre; "O" veri seti varyasyonu kullanılan çalışma, 0,5442 duyarlılık, 0,6673 kesinlik, 0,5992 f-ölçüsü, 0,7231 AUC ve 0,4739 cohen kappa katsayısı değerleri ile en kötü değerlere sahip olsa da 0,8070 doğruluk değeri ile doğruluk metriği açısından en iyi değere ulaşmıştır.

"RUS" veri seti varyasyonu kullanıldığında, modelin doğruluk (0,7846) değeri en düşük değere sahip olsa da diğer metrikler yani duyarlılık (0,8567), kesinlik (0,7595), f-ölçüsü (0,8013), AUC (0,7841) ve cohen kappa katsayısı (0,5686) metrikleri açısından diğer veri seti varyasyonlarının kullanıldığı çalışmaların sonuçları arasında değerlere sahiptir.

"ROS" veri seti varyasyonu kullanıldığında, modelin kesinlik (0,7627) değeri en yüksek değere sahip olsa da diğer metrikler yani doğruluk (0,7986), duyarlılık (0,8709), f-ölçüsü (0,8127), AUC (0,7986) ve cohen kappa katsayısı (0,5973) metrikleri açısından diğer veri seti varyasyonlarının kullanıldığı çalışmaların sonuçları arasında değerlere sahiptir.

"S" veri seti varyasyonu kullanıldığında, 0,8832 duyarlılık, 0,8180 f-ölçüsü ve 0,8034 AUC ve 0,6069 cohen kappa katsayısı değerleri ile en yüksek değerlere ulaşan veri seti varyasyonunun "S" veri seti varyasyonu olduğu görülmektedir. Aynı zamanda; 0,8035 doğruluk ve 0,7622 kesinlik değerleri ile en yüksek ikinci değerlere ulaşılmıştır.

Sonuç olarak, güncelleme yapılarak "O_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı çalışmaların veri seti varyasyonlarına bakıldığında; *"S"* veri seti varyasyonunun en iyi

duyarlılık, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşarak en iyi performans gösteren veri seti varyasyonu olduğu sonucuna varılmıştır.

Tablo 4.15'te "Var" güncelleme yaklaşımı varyasyonu ve "ES_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki veri seti varyasyonlarına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.15: "Var" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "ES_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Veri Seti Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Var	O	ES_LinUCB	0,8103	0,5665	0,6722	0,6136	0,7324	0,4891
Var	RUS	ES_LinUCB	0,8005	0,8223	0,8000	0,8059	0,8002	0,6007
Var	ROS	ES_LinUCB	0,8004	0,8432	0,7788	0,8090	0,8004	0,6008
Var	S	ES_LinUCB	0,8021	0,8538	0,7745	0,8120	0,8021	0,6042

Tablo 4.15'e göre; "O" veri seti varyasyonu kullanılan çalışma, 0,5665 duyarlılık, 0,6722 kesinlik, 0,6136 f-ölçüsü ve 0,7324 AUC ve 0,4891 cohen kappa katsayısı değerleri ile en kötü değerlere sahip olsa da 0,8103 doğruluk değeri ile doğruluk metriği açısından en iyi değere ulaşmıştır.

"RUS" veri seti varyasyonu kullanıldığında, modelin kesinlik (0,8000) değeri en yüksek değere sahip olsa da diğer metrikler yani doğruluk (0,8005), duyarlılık (0,8223), f-ölçüsü (0,8059), AUC (0,8002) ve cohen kappa katsayısı (0,6007) metrikleri açısından diğer veri seti varyasyonlarının kullanıldığı çalışmaların sonuçları arasında değerlere sahiptir.

"ROS" veri seti varyasyonu kullanıldığında, modelin doğruluk (0,8004) değeri en düşük değere sahip olsa da diğer metrikler yani duyarlılık (0,8432), kesinlik (0,7788), f-ölçüsü (0,8090), AUC (0,8004) ve cohen kappa katsayısı (0,6008) metrikleri açısından diğer veri seti varyasyonlarının kullanıldığı çalışmaların sonuçları arasında değerlere sahiptir.

"S" veri seti varyasyonunun; 0,8538 duyarlılık, 0,8120 f-ölçüsü, 0,8021 AUC ve 0,6042 cohen kappa katsayısı değerleri ile en yüksek sonuçlara ulaşan veri seti varyasyonu olduğu görülmektedir. Aynı zamanda da 0,8021 doğruluk değeri ile en yüksek ikinci değere ve kesinlik metriğinde ise 0,7745 değerine ulaşmıştır.

Sonuç olarak, güncelleme yapılarak "ES_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı çalışmaların veri seti varyasyonlarına bakıldığında; *"S"* veri seti varyasyonunun en iyi duyarlılık, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşarak en iyi performans gösteren veri seti varyasyonu olduğu sonucuna varılmıştır.

Tablo 4.16'da "Var" güncelleme yaklaşımı varyasyonu ve "OT_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki veri seti varyasyonlarına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.16: "Var" Güncelleme Yaklaşımı Varyasyonu ve "OT_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Veri Seti Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Var	O	OT_LinUCB	0,8089	0,5470	0,6733	0,6035	0,7254	0,4794
Var	RUS	OT_LinUCB	0,7858	0,8567	0,7617	0,8023	0,7853	0,5710
Var	ROS	OT_LinUCB	0,8004	0,8717	0,7647	0,8142	0,8004	0,6008
Var	S	OT_LinUCB	0,8057	0,8876	0,7631	0,8204	0,8057	0,6114

Tablo 4.16'ya göre; "O" veri seti varyasyonu kullanılan çalışma, 0,5470 duyarlılık, 0,6733 kesinlik, 0,6035 f-ölçüsü, 0,7254 AUC ve 0,4794 cohen kappa katsayısı değerleri ile en kötü değerlere sahip olsa da 0,8089 doğruluk değeri ile doğruluk metriği açısından en iyi değere ulaşmıştır.

"RUS" veri seti varyasyonu kullanıldığında, modelin doğruluk (0,7858) değeri en düşük değere sahip olsa da diğer metrikler yani duyarlılık (0,8567), kesinlik (0,7617), f-ölçüsü (0,8023),

AUC (0,7853) ve cohen kappa katsayısı (0,5710) metrikleri açısından diğer veri seti varyasyonlarının kullanıldığı çalışmaların sonuçları arasında değerlere sahiptir.

"ROS" veri seti varyasyonu kullanıldığında, modelin kesinlik (0,7647) değeri en yüksek değere sahip olsa da diğer metrikler yani doğruluk (0,8004), duyarlılık (0,8717), f-ölçüsü (0,8142), AUC (0,8004) ve cohen kappa katsayısı (0,6008) metrikleri açısından diğer veri seti varyasyonlarının kullanıldığı çalışmaların sonuçları arasında değerlere sahiptir.

"S" veri seti varyasyonunun; 0,8876 duyarlılık, 0,8204 f-ölçüsü, 0,8057 AUC ve 0,6114 cohen kappa katsayısı değerleri ile en yüksek değerlere ulaşan veri seti varyasyonu olduğu görülmektedir. Aynı zamanda da 0,8057 doğruluk ve 0,7631 kesinlik değeri ile en yüksek ikinci değerlere ulaşmıştır.

Sonuç olarak, güncelleme yapılarak "OT_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı çalışmaların veri seti varyasyonlarına bakıldığında; *"S"* veri seti varyasyonunun en iyi duyarlılık, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşarak en iyi performans gösteren veri seti varyasyonu olduğu sonucuna varılmıştır.

Tablo 4.17'de "O" veri seti varyasyonu ve "O_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki "Güncelleme" yaklaşımına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.17: "O" Veri Seti Varyasyonu ve "O_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	O	O_LinUCB	0,8109	0,5397	0,6833	0,6018	0,7244	0,4803
Var	O	O_LinUCB	0,8070	0,5442	0,6673	0,5992	0,7231	0,4739

Tablo 4.17'ye göre; "Güncelleme" yapılan çalışma, 0,8070 doğruluk, 0,6673 kesinlik, 0,5992 f-ölçüsü, 0,7231 AUC ve 0,4739 cohen kappa katsayısı değeri ile "Güncelleme" yapılmayan çalışmaya (0,8109 doğruluk, 0,6833 kesinlik, 0,6018 f-ölçüsü, 0,7244 AUC, 0,4803 cohen

kappa katsayısı) göre daha düşük sonuçlar elde etmiştir. Fakat "Güncelleme" yapılması; 0,5397 olan duyarlılık değerini 0,5442'ye yükselterek hafif bir artış sağladığı gözlenmiştir.

Sonuç olarak, "O" veri seti varyasyonu ve "O_LinUCB" model varyasyonu ile "Güncelleme" yapılması; doğruluk, kesinlik, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı metriklerinde düşük miktarda olumsuz etki, sadece duyarlılık metriğinde düşük miktarda olumlu etki göstermiştir.

Tablo 4.18'de "O" veri seti varyasyonu ve "ES_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki "Güncelleme" yaklaşımına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.18: "O" Veri Seti Varyasyonu ve "ES_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	O	ES_LinUCB	0,8155	0,5616	0,6920	0,6181	0,7344	0,4983
Var	O	ES_LinUCB	0,8103	0,5665	0,6722	0,6136	0,7324	0,4891

Tablo 4.18'e göre; "Güncelleme" yapılan çalışma, 0,8103 doğruluk, 0,6722 kesinlik, 0,6136 f-ölçüsü, 0,7324 AUC ve 0,4891 cohen kappa katsayısı değeri ile "Güncelleme" yapılmayan çalışmaya (0,8155 doğruluk, 0,6920 kesinlik, 0,6181 f-ölçüsü, 0,7344 AUC, 0,4983 cohen kappa katsayısı) göre daha düşük sonuçlar elde etmiştir. Fakat "Güncelleme" yapılması; 0,5616 olan duyarlılık değerini 0,5665'e yükselterek hafif bir artış sağladığı gözlenmiştir.

Sonuç olarak, "O" veri seti varyasyonu ve "ES_LinUCB" model varyasyonu ile "Güncelleme" yapılması; doğruluk, kesinlik, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı metriklerinde düşük miktarda olumsuz etki, sadece duyarlılık metriğinde düşük miktarda olumlu etki göstermiştir.

Tablo 4.19'da "O" veri seti varyasyonu ve "OT_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki "Güncelleme" yaklaşımına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.19: "O" Veri Seti Varyasyonu ve "OT_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	O	OT_LinUCB	0,8129	0,5370	0,6930	0,6041	0,7248	0,4841
Var	O	OT_LinUCB	0,8089	0,5470	0,6733	0,6035	0,7254	0,4794

Tablo 4.19'a göre; "Güncelleme" yapılan çalışma, 0,8089 doğruluk, 0,6733 kesinlik, 0,6035 f-ölçüsü ve 0,4794 cohen kappa katsayısı ile "Güncelleme" yapılmayan çalışmaya (0,8129 doğruluk, 0,6930 kesinlik, 0,6041 f-ölçüsü, 0,4841 cohen kappa katsayısı) göre daha düşük sonuçlar elde etmiştir. Fakat "Güncelleme" yapılması; 0,5370 olan duyarlılık değerini 0,5470'e, 0,7248 olan AUC değerini 0,7254'e yükselterek hafif bir artış sağladığı gözlenmiştir.

Sonuç olarak, "O" veri seti varyasyonu ve "OT_LinUCB" model varyasyonu ile "Güncelleme" yapılması; doğruluk, kesinlik, f-ölçüsü ve cohen kappa katsayısı metriklerinde düşük miktarda olumsuz etki, duyarlılık ve AUC metriklerinde düşük miktarda olumlu etki göstermiştir.

Tablo 4.20'de *"RUS"* veri seti varyasyonu ve "O_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki "Güncelleme" yaklaşımına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.20: "RUS" Veri Seti Varyasyonu ve "O_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	RUS	O_LinUCB	0,7820	0,8518	0,7571	0,7984	0,7816	0,5635
Var	RUS	O_LinUCB	0,7846	0,8567	0,7595	0,8013	0,7841	0,5686

Tablo 4.20'ye göre; "Güncelleme" yapılmayan çalışma, 0,7820 doğruluk, 0,8518 duyarlılık, 0,7571 kesinlik, 0,7984 f-ölçüsü, 0,7816 AUC ve 0,5635 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşmıştır fakat tüm metriklerde az bir farkla; 0,7846 doğruluk, 0,8567 duyarlılık, 0,7595 kesinlik, 0,8013 f-ölçüsü, 0,7841 AUC ve 0,5686 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşan "Güncelleme" yapılan çalışmanın gerisinde kalmıştır.

Sonuç olarak, *"RUS"* veri seti varyasyonu ve "O_LinUCB" model varyasyonu ile "Güncelleme" yapılması; doğruluk, duyarlılık, kesinlik, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı metriklerinde yani tüm metriklerde az da olsa olumlu etki göstermiş ve genel performansı arttırmıştır.

Tablo 4.21'de *"RUS"* veri seti varyasyonu ve "ES_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki "Güncelleme" yaklaşımına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.21: "RUS" Veri Seti Varyasyonu ve "ES_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	RUS	ES_LinUCB	0,7956	0,8174	0,7937	0,8011	0,7953	0,5909
Var	RUS	ES_LinUCB	0,8005	0,8223	0,8000	0,8059	0,8002	0,6007

Tablo 4.21'e göre; "Güncelleme" yapılmayan çalışma, 0,7956 doğruluk, 0,8174 duyarlılık, 0,7937 kesinlik, 0,8011 f-ölçüsü, 0,7953 AUC ve 0,5909 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşmıştır fakat tüm metriklerde az bir farkla; 0,8005 doğruluk, 0,8223 duyarlılık, 0,8000 kesinlik, 0,8059 f-ölçüsü, 0,8002 AUC ve 0,6007 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşan "Güncelleme" yapılan çalışmanın gerisinde kalmıştır.

Sonuç olarak, *"RUS"* veri seti varyasyonu ve "ES_LinUCB" model varyasyonu ile "Güncelleme" yapılması; doğruluk, duyarlılık, kesinlik, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı metriklerinde yani tüm metriklerde olumlu etki göstermiş ve genel performansı arttırmıştır.

Tablo 4.22'de *"RUS"* veri seti varyasyonu ve "OT_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki "Güncelleme" yaklaşımına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.22: "RUS" Veri Seti Varyasyonu ve "OT_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	RUS	OT_LinUCB	0,7808	0,8518	0,7550	0,7974	0,7804	0,5611
Var	RUS	OT_LinUCB	0,7858	0,8567	0,7617	0,8023	0,7853	0,5710

Tablo 4.22'ye göre; "Güncelleme" yapılmayan çalışma, 0,7808 doğruluk, 0,8518 duyarlılık, 0,7550 kesinlik, 0,7974 f-ölçüsü, 0,7804 AUC ve 0,5611 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşmıştır fakat tüm metriklerde az bir farkla; 0,7858 doğruluk, 0,8567 duyarlılık, 0,7617 kesinlik, 0,8023 f-ölçüsü, 0,7853 AUC ve 0,5710 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşan "Güncelleme" yapılan çalışmanın gerisinde kalmıştır.

Sonuç olarak, *"RUS"* veri seti varyasyonu ve "OT_LinUCB" model varyasyonu ile "Güncelleme" yapılması; doğruluk, duyarlılık, kesinlik, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı metriklerinde yani tüm metriklerde olumlu etki göstermiş ve genel performansı arttırmıştır.

Tablo 4.23'te *"ROS"* veri seti varyasyonu ve "O_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki "Güncelleme" yaklaşımına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.23: "ROS" Veri Seti Varyasyonu ve "O_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	ROS	O_LinUCB	0,7964	0,8708	0,7604	0,8111	0,7964	0,5928
Var	ROS	O_LinUCB	0,7986	0,8709	0,7627	0,8127	0,7986	0,5973

Tablo 4.23'e göre; "Güncelleme" yapılmayan çalışma, 0,7964 doğruluk, 0,8708 duyarlılık, 0,7604 kesinlik, 0,8111 f-ölçüsü, 0,7964 AUC ve 0,5928 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşmıştır fakat tüm metriklerde az bir farkla; 0,7986 doğruluk, 0,8709 duyarlılık, 0,7627 kesinlik, 0,8127 f-ölçüsü, 0,7986 AUC ve 0,5973 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşan "Güncelleme" yapılan çalışmanın gerisinde kalmıştır.

Sonuç olarak, *"ROS"* veri seti varyasyonu ve "O_LinUCB" model varyasyonu ile "Güncelleme" yapılması; doğruluk, duyarlılık, kesinlik, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı metriklerinde yani tüm metriklerde olumlu etki göstermiş ve genel performansı arttırmıştır.

Tablo 4.24'te *"ROS"* veri seti varyasyonu ve "ES_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki "Güncelleme" yaklaşımına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.24: "ROS" Veri Seti Varyasyonu ve "ES_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	ROS	ES_LinUCB	0,7995	0,8432	0,7773	0,8082	0,7995	0,5990
Var	ROS	ES_LinUCB	0,8004	0,8432	0,7788	0,8090	0,8004	0,6008

Tablo 4.24'e göre; "Güncelleme" yapılmayan çalışma, 0,7995 doğruluk, 0,7773 kesinlik, 0,8082 f-ölçüsü, 0,7995 AUC ve 0,5990 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşmıştır fakat tüm bu metriklerde az bir farkla; 0,8004 doğruluk, 0,7788 kesinlik, 0,8090 f-ölçüsü, 0,8004 AUC ve 0,6008 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşan "Güncelleme" yapılan çalışmanın gerisinde kalmıştır. Duyarlılık metriğinde ise; her iki çalışma da 0,8432 ile aynı değere ulaşmıştır.

Sonuç olarak, *"ROS"* veri seti varyasyonu ve "ES_LinUCB" model varyasyonu ile "Güncelleme" yapılması; doğruluk, kesinlik, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı metriklerinde olumlu etki göstermiş ve genel performansı arttırmıştır.

Tablo 4.25'te *"ROS"* veri seti varyasyonu ve "OT_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki "Güncelleme" yaklaşımına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.25: "ROS" Veri Seti Varyasyonu ve "OT_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	ROS	OT_LinUCB	0,7950	0,8663	0,7604	0,8092	0,7950	0,5901
Var	ROS	OT_LinUCB	0,8004	0,8717	0,7647	0,8142	0,8004	0,6008

Tablo 4.25'e göre; "Güncelleme" yapılmayan çalışma, 0,7950 doğruluk, 0,8663 duyarlılık, 0,7604 kesinlik, 0,8092 f-ölçüsü, 0,7950 AUC ve 0,5901 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşmıştır fakat tüm metriklerde az bir farkla; 0,8004 doğruluk, 0,8717 duyarlılık, 0,7647 kesinlik, 0,8142 f-ölçüsü, 0,8004 AUC ve 0,6008 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşan "Güncelleme" yapılan çalışmanın gerisinde kalmıştır.

Sonuç olarak, *"ROS"* veri seti varyasyonu ve "OT_LinUCB" model varyasyonu ile "Güncelleme" yapılması; doğruluk, duyarlılık, kesinlik, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı metriklerinde yani tüm metriklerde olumlu etki göstermiş ve genel performansı arttırmıştır.

Tablo 4.26'da *"S"* veri seti varyasyonu ve "O_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki "Güncelleme" yaklaşımına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.26: "S" Veri Seti Varyasyonu ve "O_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	S	O_LinUCB	0,8008	0,8796	0,7602	0,8154	0,8007	0,6015
Var	S	O_LinUCB	0,8035	0,8832	0,7622	0,8180	0,8034	0,6069

Tablo 4.26'ya göre; "Güncelleme" yapılmayan çalışma, 0,8008 doğruluk, 0,8796 duyarlılık, 0,7602 kesinlik, 0,8154 f-ölçüsü, 0,8007 AUC ve 0,6015 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşmıştır fakat tüm metriklerde az bir farkla; 0,8035 doğruluk, 0,8832 duyarlılık, 0,7622 kesinlik, 0,8180 f-ölçüsü, 0,8034 AUC ve 0,6069 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşan "Güncelleme" yapılan çalışmanın gerisinde kalmıştır.

Sonuç olarak, "*S"* veri seti varyasyonu ve "O_LinUCB" model varyasyonu ile "Güncelleme" yapılması; doğruluk, duyarlılık, kesinlik, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı metriklerinde yani tüm metriklerde olumlu etki göstermiş ve genel performansı arttırmıştır.

Tablo 4.27'de *"S"* veri seti varyasyonu ve "ES_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki "Güncelleme" yaklaşımına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.27: "S" Veri Seti Varyasyonu ve "ES_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	S	ES_LinUCB	0,7977	0,8431	0,7736	0,8066	0,7976	0,5953
Var	S	ES_LinUCB	0,8021	0,8538	0,7745	0,8120	0,8021	0,6042

Tablo 4.27'ye göre; "Güncelleme" yapılmayan çalışma, 0,7977 doğruluk, 0,8431 duyarlılık, 0,7736 kesinlik, 0,8066 f-ölçüsü, 0,7976 AUC ve 0,5953 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşmıştır fakat tüm metriklerde az bir farkla; 0,8021 doğruluk, 0,8538 duyarlılık, 0,7745 kesinlik, 0,8120 f-ölçüsü, 0,8021 AUC ve 0,6042 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşan "Güncelleme" yapılan çalışmanın gerisinde kalmıştır.

Sonuç olarak, "*S"* veri seti varyasyonu ve "ES_LinUCB" model varyasyonu ile "Güncelleme" yapılması; doğruluk, duyarlılık, kesinlik, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı metriklerinde yani tüm metriklerde olumlu etki göstermiş ve genel performansı arttırmıştır.

Tablo 4.28'de *"S"* veri seti varyasyonu ve "OT_LinUCB" model varyasyonu ile yapılan çalışmalardaki "Güncelleme" yaklaşımına göre model performans değerlendirme metriklerinin sonuçları gösterilmektedir.

Tablo 4.28: "S" Veri Seti Varyasyonu ve "OT_LinUCB" Model Varyasyonunun Kullanıldığı Çalışmalarda Güncelleme Varyasyonlarına Göre Performans Değerlendirme Metriklerinin Sonuçlarının Karşılaştırılması

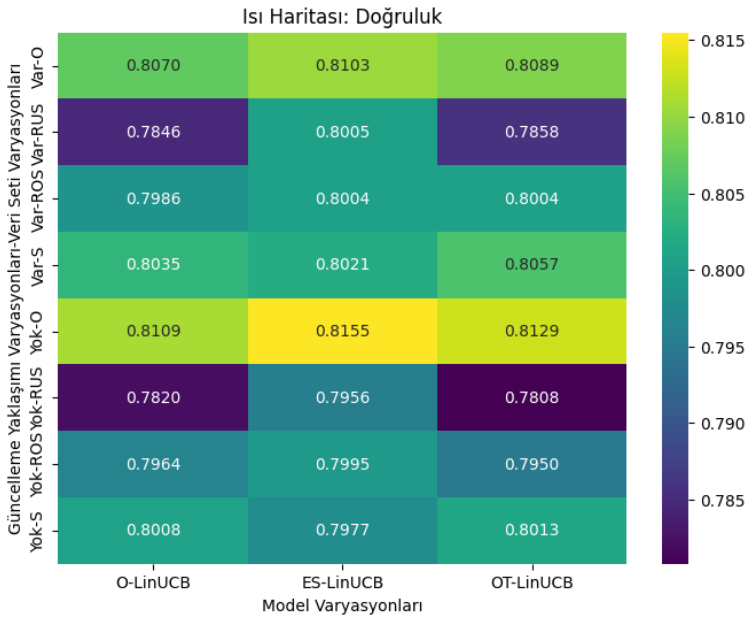
Güncelleme Yaklaşımı	Veri Seti	Model	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F-Ölçüsü	AUC	Cohen Kappa Katsayısı
Yok	S	OT_LinUCB	0,8013	0,8805	0,7604	0,8159	0,8012	0,6025
Var	S	OT_LinUCB	0,8057	0,8876	0,7631	0,8204	0,8057	0,6114

Tablo 4.28'e göre; "Güncelleme" yapılmayan çalışma, 0,8013 doğruluk, 0,8805 duyarlılık, 0,7604 kesinlik, 0,8159 f-ölçüsü, 0,8012 AUC ve 0,6025 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşmıştır fakat tüm metriklerde az bir farkla; 0,8057 doğruluk, 0,8876 duyarlılık, 0,7631 kesinlik, 0,8204 f-ölçüsü, 0,8057 AUC ve 0,6114 cohen kappa katsayısı değerlerine ulaşan "Güncelleme" yapılan çalışmanın gerisinde kalmıştır.

Sonuç olarak, "*S*" veri seti varyasyonu ve "OT_LinUCB" model varyasyonu ile "Güncelleme" yapılması; doğruluk, duyarlılık, kesinlik, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı metriklerinde yani tüm metriklerde olumlu etki göstermiş ve genel performansı arttırmıştır.

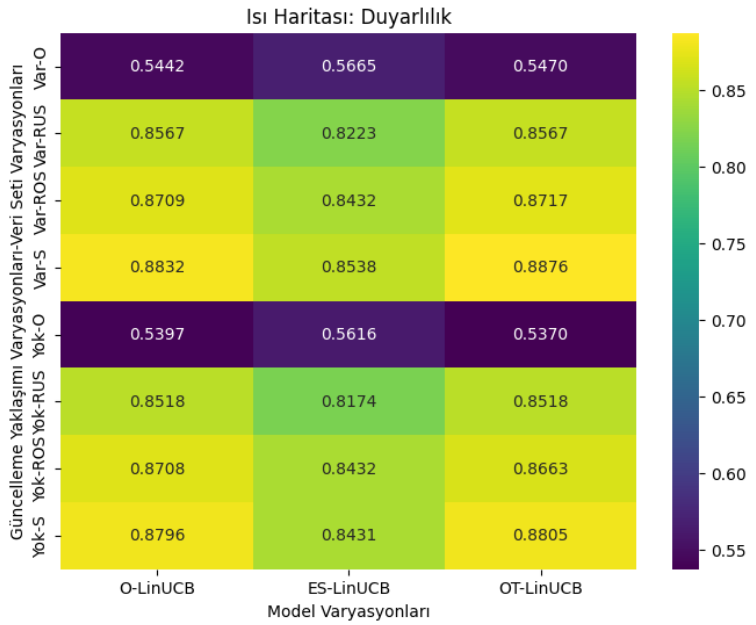
4.3.UYGULAMALARIN ISI HARİTALARI

Yapılan tüm uygulamaların, model performans değerlendirme metrikleri açısından ısı haritaları aşağıda verilmiştir.



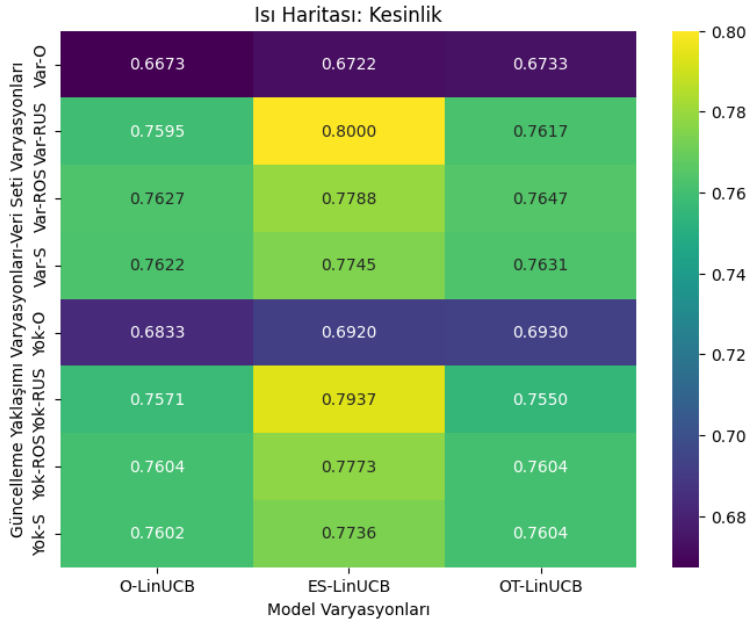
Şekil 4.1: Doğruluk (Accuracy) Metriği Açısından Uygulamaların Isı Haritası

Şekil 4.1'e göre; doğruluk metriği açısından en iyi (0,8155) performansı, "O" veri seti varyasyonu ile "ES_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı ve güncellemenin yapılmadığı uygulama göstermiştir. Doğruluk metriği açısından en kötü (0,7808) performansı, "RUS" veri seti varyasyonu ile "OT_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı ve güncellemenin yapılmadığı uygulama göstermiştir.



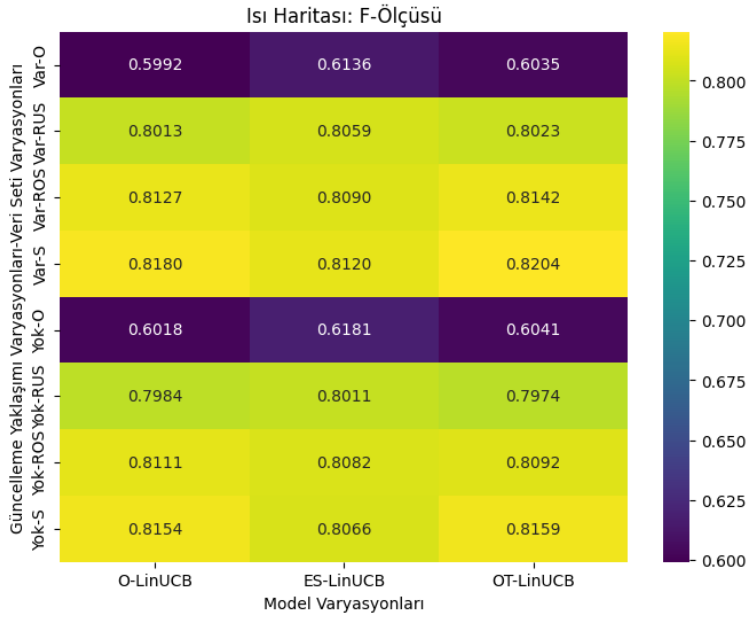
Şekil 4.2: Duyarlılık (Recall) Metriği Açısından Uygulamaların Isı Haritası

Şekil 4.2'ye göre; duyarlılık metriği açısından en iyi (0,8876) performansı, "S" veri seti varyasyonu ile "OT_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı ve güncellemenin yapıldığı uygulama göstermiştir. Duyarlılık metriği açısından en kötü (0,5370) performansı, "O" veri seti varyasyonu ile "OT_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı ve güncellemenin yapılmadığı uygulama göstermiştir.



Şekil 4.3: Kesinlik (Precision) Metriği Açısından Uygulamaların Isı Haritası

Şekil 4.3'e göre; kesinlik metriği açısından en iyi (0,8000) performansı, "RUS" veri seti varyasyonu ile "ES_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı ve güncellemenin yapıldığı uygulama göstermiştir. Kesinlik metriği açısından en kötü (0,6673) performansı, "O" veri seti varyasyonu ile "O_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı ve güncellemenin yapıldığı uygulama göstermiştir.



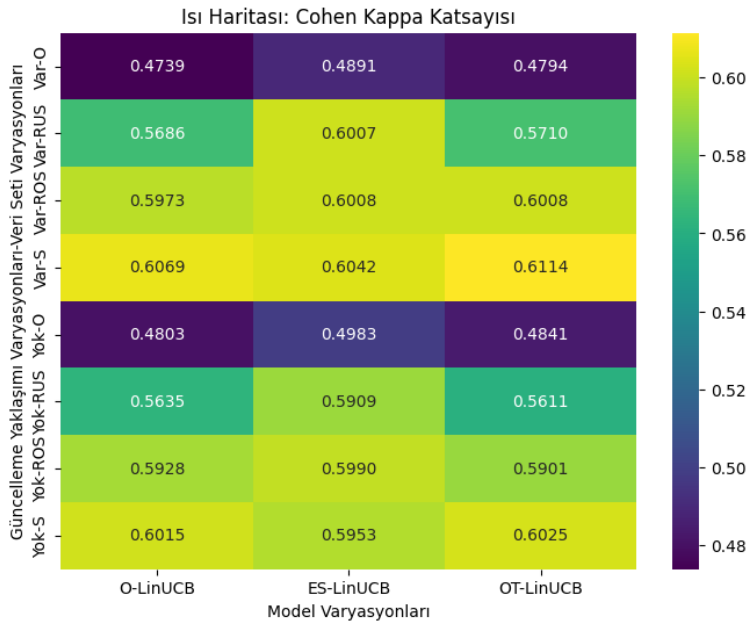
Şekil 4.4: F-ölçüsü (F-Measure) Metriği Açısından Uygulamaların Isı Haritası

Şekil 4.4'e göre; f-ölçüsü metriği açısından en iyi (0,8204) performansı, "S" veri seti varyasyonu ile "OT_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı ve güncellemenin yapıldığı uygulama göstermiştir. F-ölçüsü metriği açısından en kötü (0,5992) performansı, "O" veri seti varyasyonu ile "O_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı ve güncellemenin yapıldığı uygulama göstermiştir.



Şekil 4.5: AUC Metriği Açısından Uygulamaların Isı Haritası

Şekil 4.5'e göre; AUC metriği açısından en iyi (0,8057) performansı, "S" veri seti varyasyonu ile "OT_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı ve güncellemenin yapıldığı uygulama göstermiştir. AUC metriği açısından en kötü (0,7231) performansı, "O" veri seti varyasyonu ile "O_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı ve güncellemenin yapıldığı uygulama göstermiştir.



Şekil 4.6: Cohen Kappa Katsayısı (Cohen's Kappa) Metriği Açısından Uygulamaların Isı Haritası

Şekil 4.6'ya göre; cohen kappa katsayısı metriği açısından en iyi (0,6114) performansı, "S" veri seti varyasyonu ile "OT_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı ve güncellemenin yapıldığı uygulama göstermiştir. Cohen kappa katsayısı metriği açısından en kötü (0,4739) performansı, "O" veri seti varyasyonu ile "O_LinUCB" model varyasyonunun kullanıldığı ve güncellemenin yapıldığı uygulama göstermiştir.

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Yapay zekâ tabanlı tanı modellerinin performanslarının çeşitli faktörlerce etkilendiği ve bu etkilerin karmaşıklığı, bu tez çalışmasında ele alınmış ve detaylı bir şekilde incelenmiştir. Bu tez çalışmasındaki faktörler; çevrimiçi makine öğrenme yönteminin temelinde yer alan "sürekli olarak öğrenmeye devam etme" aslında ayrık doğrusal modeller ile LinUCB algoritmasının çalışma mantığında yer aldığı için yaklaşım olarak probleme uygun hale getirilen güncelleme yaklaşımı, hali hazırda literatürde sıklıkla kullanılan ve sonuçlara olan etkileri sıklıkla araştırılan veri seti varyasyonları ve ayrık doğrusal modeller ile LinUCB algoritmasının çalışma yapısının probleme uygun bir şekilde değiştirilmesi ile oluşan yeni model varyasyonlarıdır. Bu tez çalışmasında yapılan 24 adet uygulamanın sonuçları, kullanılan ve geliştirilen bu faktörler açısından incelendiğinde model performans değerlendirme metrikleri üzerinde önemli etkileri olduğu tespit edilmiştir.

Araştırma sorularının birincisi olan, elde edilen veri seti ile ikili sınıflandırma probleminde kullanılan ayrık doğrusal modeller ile LinUCB algoritma modelinin genel performansının nasıl olduğuna bakıldığında; algoritmanın doğasında yer alan güncelleme yapılmadığında model, 0,8109 doğruluk, 0,5397 duyarlılık, 0,6833 kesinlik, 0,6018 f-ölçüsü, 0,7244 AUC ve 0,4803 cohen kappa katsayısı değerleri elde etmiştir. Algoritmanın doğasında yer alan güncelleme yapıldığında ise model; 0,8070 doğruluk, 0,5442 duyarlılık, 0,6673 kesinlik, 0,5992 f-ölçüsü, 0,7231 AUC ve 0,4739 cohen kappa katsayısı değerleri elde etmiştir. Her iki uygulamanın da sonuçları incelendiğinde; sağlık alanındaki çalışmalar için yeterli olmadığı görülmektedir. Algoritma açısından bu durumun başlıca sebepleri; birçok ayar gereksinimi, çok fazla veriye duyulan ihtiyaç, dengeli veri seti ihtiyacı olarak söylenebilmektedir ki veri seti ile ilgili bu sebepler bu tez kapsamında yapılan çalışmalar da elde edilen bulgular ile de kanıtlanmaktadır. Bu tez kapsamında yapılan çalışmalarda "hiperparametre optimizasyonu" yapılmadığı için bu tez çalışması o konuda bir analiz sunmamaktadır. Bu durumun incelenerek algoritmanın; ilerideki çalışmalarda, gerekli ayarlamalar ve farklı kullanımlar ile daha yüksek performanslara ulaşılabileceği düşünülmektedir.

Bu tez çalışmasındaki uygulamalarda da literatürdeki çoğu ikili sınıflandırma problemi ile ilgili yapay zekâ çalışmasında olduğu gibi model varyasyonlarının veri setini eğitim ve test olmak üzere iki parçaya bölmesi ve veri setinin test bölümünün sadece performans ölçümü için

kullanmasından dolayı o parçada eğitim gerçekleştirilmemesi durumu yaşanmaktadır. Fakat kullanılan ayrık doğrusal modeller ile LinUCB algoritmasının yapısının test aşamasında da eğitimin devam edebilmesine olanak sağlaması yani Çevrimiçi makine öğrenmesi yönteminin yapısına da uygunluğunun model performanslarına olumlu etki edeceği düşüncesiyle eğitim aşamasında olduğu gibi test aşamasında da eğitimin yani kolların güncellenmesinin devam etmesi ve etmemesi olmak üzere iki farklı yaklaşım geliştirilmiş ve uygulanmıştır. Bu güncelleme yaklaşımı varyasyonlarının yani güncelleme yapılmasının farklı veri seti ve model varyasyonları üzerine etkilerini incelediğimizde; "O" veri seti varyasyonu ile birlikte kullanılan tüm model varyasyonlarında sadece duyarlılık metriğinin değerlerinin tümünde artış gözlenmiştir. Bu artış, duyarlılık metriğinin pozitif olarak tanımlanan örneklerin ne kadar iyi tespit edildiğini göstermesi sebebiyle model varyasyonlarının azınlık sınıfını yani diyabet hastalarını tespit etme yeteneğinin arttığını göstermektedir. Bu durum, model varyasyonlarının test aşamasında da güncelleme yapılması ile yanlış negatifleri azaltarak daha duyarlı hale geldiğini işaret etmektedir. Ancak, diğer metrikler açısından bakıldığında; doğruluk, kesinlik, f-ölçüsü ve cohen kappa katsayısı metriklerinin değerlerinin tümünde azalma, AUC metriğinde ise iki durumda azalma ve bir durumda artma gözlenmiştir. *"RUS"*, *"ROS"* ve "*S"* veri setlerinde ise; sadece *"ROS"* ile "ES_LinUCB" kullanıldığı çalışmadaki duyarlılık metriği sonucunda aynı kalmış fakat geri kalan tüm model varyasyonlarında güncelleme yapılması, tüm model performans değerlendirme metriklerinin sonuçlarında artış sağlamıştır. *Random Under Sampling, Random Over Sampling* ve *Smote* teknikleri ile dengesiz veri setlerindeki azınlık sınıfının etkin bir şekilde temsil edilmesinin sağlanması ve bu veri seti varyasyonlarında test aşamasında da güncelleme yapılması, modelin oransal olarak azınlık sınıfıyla ilgili de daha fazla güncelleme yapması ile yeni tahminlerde bu güncellemelerin de etki ettiği görülmektedir. Bu durum, model varyasyonlarının hem pozitif hem de negatif sınıfları daha doğru tahmin etmesine olanak tanıyarak, genel model performanslarında iyileşme sağlamıştır. Ayrıca tüm durum ve varyasyonlar incelendiğinde en performanslı çalışmanın (duyarlılık, kesinlik, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı metriklerinde elde edilen en yüksek sonuçlar) güncelleme yapılmış olan çalışmalar olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Test aşamasında da güncelleme yapılması, farklı veri seti ve model varyasyonlarında performansları etkileyebilecek kritik bir faktör olduğunu göstermektedir. Araştırma sorularının ikincisi olan, geliştirilen güncelleme yaklaşımı varyasyonlarının genel performansı nasıl etkilediğine bakıldığında; özellikle dengeli veri setlerinde, azınlık sınıfının doğru tanınması ve modelin

genel sınıflandırma kabiliyetinde önemli iyileşmeler sağlamaktadır. Bu gibi faktörlerin etkileri, modelin eğitim verilerinden aldığı öğrenmeleri test aşamasındaki veriler ile de sürekli olarak güncellemesi, daha hassas hale gelmesi açısından değerlidir ve özellikle tıbbi teşhis gibi kritik alanlarda, daha doğru ve güvenilir yapay zekâ sistemlerinin geliştirilmesine önemli katkılar sağlayabilir. Ayrıca değişen gerçek dünya koşullarına da adapte olma şansı yaratmaktadır. Öğrenmenin sürekli olarak devam etmesi, öğrenmenin kalitesi üzerinde etkili olmaktadır ve model değişen koşullara her yeni veri geldikçe daha fazla uyum sağlar hale gelmektedir. Bu faktör açısından elde edilen bu bulgular; çevrimiçi öğrenme yöntemlerinin, dinamik veri akışlarına adaptasyon sağladığını ve sürekli güncellenebildiğini belirten Ben-David ve diğ. (1997) tarafından yapılan çalışmayı, veri akışı içinde sürekli öğrenme kapasitesi sağladığını ve dinamik ortamlarda uygulama esnekliği sunduğunu belirten Shalev-Shwartz ve Singer (2007) tarafından yapılan çalışmayı, daha hızlı veri adaptasyonu sağladığı ve düşük hesaplama maliyetleri sunduğunu belirten Hoi ve diğ. (2021) tarafından yapılan çalışmayı, veri etiketleme maliyetini azalttığını belirten Tegen ve diğ. (2021) tarafından yapılan çalışmayı ve değişken hava koşullarına ve çevresel veri koşullarına adapte olunması gibi dinamik bir işleyiş sağladığını belirten Wang ve diğ. (2024) tarafından yapılan çalışmayı destekleyici niteliktedir (Ben-David ve diğ., 1997; Shalev-Shwartz ve Singer, 2007; Hoi ve diğ., 2021; Tegen ve diğ., 2021; Y. T. Wang ve diğ., 2024).

Bu tez çalışmasında, güncelleme yapılıp yapılmaması yaklaşımları faktörü gibi diğer faktörlerden birisi olan veri seti varyasyonları 4 çeşit olacak şekilde ele alınmıştır. “O” veri seti varyasyonu, ham verilerin ön işlem adımları sonucunda elde edilen ve toplam 764 (Diyabet Hastası: 561 tane 0, 203 tane 1 değerine sahip) satır veriden oluşan veri setidir. “O” veri seti’ne *random under sampling* işlemi yapılması ile elde edilen *“RUS”* veri seti varyasyonu, toplam 406 (Diyabet Hastası: 203 tane 0, 203 tane 1 değerine sahip) satır veriden oluşan veri setidir. “O” veri seti’ne *Random Over Sampling* işlemi yapılması ile elde edilen *“ROS”* veri seti varyasyonu, toplam 1122 (Diyabet Hastası: 561 tane 0, 561 tane 1 değerine sahip) satır veriden oluşan veri setidir. “O” veri seti’ne *Smote* işlemi (k=3) yapılması ile elde edilen *“S”* veri seti varyasyonu, toplam 1122 (Diyabet Hastası: 561 tane 0, 561 tane 1 değerine sahip) satır veriden oluşan veri setidir. Bu 4 farklı veri seti varyasyonunun model performans değerlendirme metriklerinin sonuçlarına olan etkilerini incelediğimizde; veri setindeki hedef sınıfların dengelenmesi işlemlerinin yani *“RUS”* veri seti, *“ROS”* veri seti ve *“S”* veri seti varyasyonlarının “O” veri seti varyasyonuna göre doğruluk değerinde küçük bir düşüşe sebep

olmaları ile birlikte, diğer metriklerin tümünde önemli ölçüde iyileştirmeler sunduğu gözlemlenmiştir. Özellikle; sağlık alanında, duyarlılık yani doğru pozitif tahminlerin yanı sıra kesinlik yani pozitif olarak tahmin edilen örneklerin gerçekten ne kadarının pozitif olduğunun ölçümü ve bu metriklerin dengesi olan f-ölçüsü metriği çok önemlidir. Sağlıkla ilgili karar verme süreçlerinde yanlış negatif ve yanlış pozitif oranlarının düşürülmesi, tedavi ve tanı süreçlerinin kalitesini doğrudan etkilemektedir ki *random under sampling, random over sampling* ve *smote* yöntemleri ile elde edilen veri setleri, yanlış tahminlerin azaltılmasına katkıda bulunarak, LinUCB modelinin klinik karar destek sistemlerinde daha etkin kullanımını sağlamaktadır. Araştırma sorularının üçüncüsü olan, geliştirilen veri seti varyasyonlarının genel performansı nasıl etkilediğine bakıldığında; *random under sampling, random over sampling* ve *smote* yöntemlerinin kullanılarak dengelenmiş veri seti kullanımının genel performansı olumlu yönde etkilediği görülmüştür. Lemaître ve diğ. (2017) ile Varotto ve diğ. (2021) çalışmalarında; dengeli veri setlerinin kullanımının, özellikle tıbbi teşhis gibi kritik uygulamalarda, modelin güvenilirliğini artırabileceğini belirtmişlerdir (Lemaître ve diğ., 2017; Varotto ve diğ., 2021). Kumar ve diğ. 2022 yılındaki çalışmasında; dengeli veri seti kullanımının, özellikle tıbbi teşhis gibi alanlarda, sınıflandırma performansını önemli ölçüde artırabileceğini, azınlık sınıfının daha iyi temsil edilmesinin modelin genel hassasiyetini artırarak yanlış negatif oranını azaltmaya yardımcı olacağını belirtmişlerdir (Kumar ve diğ., 2022). Veri seti varyasyonlarının hangisinin, performansı ne kadar etkilediğine bakıldığında ise *Smote* yöntemiyle elde edilen "S" veri seti varyasyonunun, diğer dengeleme yöntemlerinin kullanıldığı varyasyonlara kıyasla daha iyi performans gösterdiği görülmüştür. Özellikle; duyarlılık, f-ölçüsü, AUC ve cohen kappa katsayısı metrikleri açısından en yüksek değerlere ulaşılan çalışmaların *"S"* veri seti varyasyonunun kullanıldığı çalışmalar olduğu görülmüştür. Bu durumun, "*S"* veri seti varyasyonda, model varyasyonlarının azınlık sınıfına ait örnekleri daha iyi tanıması ve daha doğru tahminler yapmasını sağlamasından kaynaklandığı düşünülmektedir. Her ne kadar "*S"* veri seti varyasyonuna en yakın sonuçlara ulaşan *"ROS"* veri seti varyasyonu olsa da aşırı öğrenme ve modelin gerçek dünya verilerine yeterince genelleyememe riskleri göz önüne alındığında yeterince iyi performans göstermediği düşünülmektedir. Öte yandan, her ne kadar *"ROS"* veri seti kadar bile performans göstermemiş olsa da *random under sampling* yöntemi ile elde edilen "RUS" veri seti varyasyonunda ise daha az veri ile daha hızlı eğitim yapıldığı için hesaplama maliyetlerinde avantaj sağlamaktadır, ancak genelleme kabiliyetinin sınırlanmasına neden olabilmektedir. Dolayısıyla, *random under sampling* yöntemi, hesaplama

kaynaklarının sınırlı olması veya hızlı çözüm geliştirilmesinin gerekmesi gibi durumlarda tercih edilebilir. Blagus ve Lusa 2013 yılındaki çalışmasında; *Smote* tekniğinin düşük boyutlu verilerde genellikle yararlı olmasına rağmen yüksek boyutlu verilerde sınıflandırma yanlılığını azaltmada *random Undersampling* tekniğine göre daha az etkili olduğunu, *Smote* tekniği kullanıldığında eğer nitelik seçimi yapılmazsa test ve eğitim verileri arasında aşırı benzerlikler oluşturarak yanıltıcı sonuçlara neden olabileceğini, yüksek boyutlu veriler için *Smote* tekniğinin sınırlı faydası olduğu ve genellikle *random Undersampling* tekniğinin tercih edilmesi gerektiğini belirtmişlerdir (Blagus ve Lusa, 2013). Buna ilaveten, Mishra, 2017 yılındaki çalışmasında; *random undersampling* tekniği ile elde edilen sonuçların *smote* tekniğine göre daha dengeli olduğunu, veri setini eğitim ve test olarak bölünmesinden sonra sadece eğitim setinde *smote* tekniğinin uygulanması gerektiğini, aksi taktirde *smote* tekniği kullanıldığında sayısal olarak en iyi sonuçlar elde edilse de aşırı öğrenmeye sebep olabileceğini belirtmiştir (Mishra, 2017). Ayrıca, Wongvorachan ve diğ. (2023) çalışmasında; orta derecede dengesiz veri seti için, *random undersampling* tekniğine göre *random undersampling* ve *smote* tekniklerini kullanarak geliştirdikleri hibrit yöntemin daha iyi sonuçlar verdiğini belirtmişlerdir (Wongvorachan ve diğ., 2023).

Bu tez çalışmasında, güncelleme yapılıp yapılmaması yaklaşımları ve veri seti varyasyonları faktörleri haricindeki diğer faktör olan model varyasyonları, 3 çeşit olacak şekilde uygulanmıştır. “O_LinUCB” varyasyonu, “Ayrık Doğrusal Modeller ile LinUCB” algoritmasının eşitlik durumlarında rastgele kol seçecek şekilde probleme uyarlanmış halidir. Kollardaki değerlerin eşit olduğu durumlarda kol seçimi için kullanılan rastgelelik ve bu değerleri etkileyen değişkenlerin aynı ve sabit değer olacak şekilde kullanılması ile modelin ilk başlangıcında eşitlik oluşması sebebiyle (sadece başlangıçta değil aynı zamanda ilerleyen adımlardaki hesaplamalarda da eşitlik durumu oluşabilir) stabil sonuçlar elde edilememektedir. Bu durum nedeniyle “O_LinUCB” model varyasyonunda, model 1000 defa çalıştırılıp model performans değerlendirme metriklerinin sonuçlarının ortalama değerleri kullanılmıştır. Diğer model varyasyonu “ES_LinUCB” model varyasyonudur. Bu model varyasyonunda eğitim aşamasında sürekli olarak tüm kollar olması gereken ödüller ile güncellenmektedir. Yani model, her bir veri için hem doğru kolu hem de yanlış kolu seçmiş gibi her iki kol için de ödüller almaktadır ve bu ödüllere göre de kollarda güncelleme işlemini yapmaktadır. Bu nedenle, kol sayısı yani hedef nitelik sayısı iki olduğu için eğitim aşamasında “O_LinUCB” model varyasyonunun yaklaşık iki katı işlem maliyetine sebep olmaktadır. Aynı zamanda; güncelleme

yaklaşımının kullanıldığı çalışmaların da bulunması ve test aşamasında eşitlik durumu olma ihtimali nedeniyle, bu model varyasyonu da 1000 defa çalıştırılıp model performans değerlendirme metriklerinin sonuçlarının ortalama değerleri kullanılmıştır. Diğer model varyasyonu yani "OT_LinUCB" model varyasyonu ise; eğitim aşamasında "O_LinUCB" model varyasyonunun stabil sonuçlar üretmesine engel olan eşitlik halinde devreye giren rastgelelik durumunun ortadan kaldıran, "O_LinUCB" model varyasyonuna göre çok fazla ekstra işlem yükü ve hesaplama maliyeti oluşturmayan, kararsızlık ve emin olmama halinde hem doğruyu hem de yanlışı öğretmek gibi düşünülerek modellenen bir model varyasyonudur. Aynı zamanda; güncelleme yaklaşımının kullanıldığı çalışmaların da bulunması ve test aşamasında eşitlik durumu olma ihtimali nedeniyle, bu model varyasyonu da 1000 defa çalıştırılıp model performans değerlendirme metriklerinin sonuçlarının ortalama değerleri kullanılmıştır. Tüm model varyasyonları, test aşamasında eşitlik durumu yaşandığında rastgele bir kolu seçecek şekilde modellenmişlerdir. Bu 3 farklı model varyasyonunun bazı durumlardaki sonuçları her ne kadar yakın olsa da etkilerini incelediğimizde; güncelleme faktörünün 2 durumu ve veri seti faktörünün 4 durumu sebebi ile toplam 8 farklı durum açısından; 4 farklı durumda, genel olarak en iyi performansı "ES_LinUCB" model varyasyonu elde etmiştir. 2 farklı durumda, genel olarak en iyi performansı "OT_LinUCB" model varyasyonu elde etmiştir. 1 durumda, "ES_LinUCB" ile "O_LinUCB" model varyasyonlarının yakın performanslar sergilediği, kalan diğer 1 durumda ise "ES_LinUCB" ile "OT_LinUCB" model varyasyonlarının yakın performanslar sergilediği görülmüştür. "ES_LinUCB" model varyasyonu, beklendiği gibi genel anlamda en iyi performansı göstermiş olsa da işlem yükü, maliyet, sonuçların yakın olması ve tüm durumlar incelendiğinde en performanslı çalışmanın "OT_LinUCB" model varyasyonu kullanılan çalışma olması sebebiyle "OT_LinUCB" model varyasyonunun daha etkili performans gösterdiği sonucuna varılmıştır. "O_LinUCB" model varyasyonu, bazı durumlarda orta seviye metrik sonuçlarına ulaşsa da tüm durumlar dikkate alındığında genel performans açısından en düşük performans gösteren model varyasyonudur. Araştırma sorularının dördüncüsü olan, geliştirilen model varyasyonlarının genel performansı nasıl etkilediğine bakıldığında; ayrık doğrusal modeller ile LinUCB algoritması üzerinde yapılan tüm geliştirmelerin olumlu yansıdığı görülmektedir.

Tüm faktörler ve varyasyonları göz önüne alındığında; yapılan 24 adet çalışmada, model performans değerlendirme metriklerinin elde edilen en düşük ve en yüksek değerleri sırasıyla; doğruluk (0,7808 – 0,8155), duyarlılık (0,5370 – 0,8876), kesinlik (0,6673 – 0,8000), f-ölçüsü

(0,5992 – 0,8204), AUC (0,7231 – 0,8057) ve cohen kappa katsayısı (0,4739 – 0,6114) şeklindedir. Bu değerlere ve araştırma sorularının beşincisi olan en iyi genel performansa sahip çalışmanın faktörlerine bakıldığında; test aşamasında güncellemenin yapıldığı, "*S"* veri seti varyasyonun kullanıldığı ve "OT_LinUCB" model varyasyonunun yer aldığı çalışmanın, doğruluk (0,8057), en iyi duyarlılık (0,8876), kesinlik (0,7631), en iyi f-ölçüsü (0,8204), en iyi AUC (0,8057) ve cohen kappa katsayısı (0,6114) değerleri ile en iyi performansa sahip çalışma olduğu görülmektedir. Bu durum, bu tez çalışması kapsamında; test aşamasında güncelleme yapılmasının, dengesiz veri setine nazaran dengeli veri setinin kullanılmasının, sentetik veriye sahip bile olsa daha çok veriye sahip olması ve gerçek dünya verilerine daha iyi uyum sağlayabildiği için *smote* yöntemi ile dengelenen veri setinin kullanılmasının ve işlem maliyeti – sağladığı fayda açısından daha efektif olan "OT_LinUCB" modelinin kullanılmasının genel performans üzerindeki olumlu etkilerini göstermektedir.

Bu tez çalışması kapsamındaki altıncı araştırma sorusu olan "ayrık doğrusal modeller ile LinUCB algoritmasının ikili sınıflandırma probleminde kullanılmasının, geliştirilen model varyasyonlarının ve geliştirilen güncelleme yaklaşımı varyasyonlarının olumsuz yönleri nelerdir?" sorusuna cevaben, olumsuzluklara bakıldığında; literatürde soğuk başlangıç sorunları *(Cold Start Problems)* olarak adlandırılan yani modelin öğrenme aşamalarının başlarındaki yeterince bilgiye sahip olmayıp doğruya ulaşmadaki yaşanan zorluk (Wang ve diğ., 2017; Silva ve diğ., 2023; Singh ve Singh, 2023, 2024), hesaplama işlemlerindeki yoğunluk, her bir kol için önemli hiperparametrelerin başlangıç değerlerinin ayarlanması, her bir kola ait keşif değerinin ayarlanması, keşiflerin etkisi, modelin tahminleri için ödül veya ceza değerlerinin ayarlanması, eşitlik durumlarında rastgele kol seçimi yapıldığında stabil sonuçlar elde edilememesi olumsuzlukları görülmüştür. Bu tez çalışması özelinde, geliştirilen model varyasyonlarının genel olarak olumsuz yönlerini incelediğimizde; "ES_LinUCB" model varyasyonu, her eğitim verisi alındığında tüm kollar güncellendiği için eğitim aşamasının, en çok işlem yapılan ve maksimum hali olduğu için, yaklaşık iki katı işlem maliyetine sebep olmakta hem de ayrık doğrusal modeller ile LinUCB algoritmasının doğasından yer alan modelin keşifte bulunmasının devre dışı bırakmaktadır. Bu durumda, LinUCB algoritmasının temel amacından çok uzaklaşıldığı anlamına gelmektedir. Ayrıca yapılan çalışmalarda elde edilen model performans değerlendirme metriklerinin sonuçlarına bakıldığında, maliyetteki artışa değecek kadar yüksek performans artışı elde edilememiştir. "O_LinUCB" model varyasyonunda, kollarındaki "üst güven sınırı" değerlerinin eşit olması durumlarında rastgele

bir kol seçilmesi en önemli olumsuzluk olarak göze çarpmaktadır. Bu rastgelelik aynı zamanda modelin stabil olmamasına ve farklı sonuçlar üretmesine sebebiyet vermektedir. Bu rastgelelik, sağlık alanında kabul edilemez bir durumdur. Diğer model varyasyonları ile birlikte eğitim aşamasındaki bu rastgelelik devre dışı bırakılmış olsa da tüm model varyasyonları için test aşamasında güncelleme yapıldığında küçük bir ihtimalle de olsa eşitlik ihtimali yani rastgele bir kolun seçilme ihtimali bulunmaktadır. Gelecek çalışmalarda bu durum üzerine yoğunlaşmak önem arz etmektedir. "OT_LinUCB" model varyasyonu ise; eğitim aşamasında sadece eşitlik durumunda ilave işlem yükü oluşturması ve eşitliklerde rastgele kol seçimi sebebiyle ortaya çıkan stabilite sorununu çözmesi sebebiyle bu açıdan herhangi bir olumsuzluğa sahip değildir. Bu nedenle gelecek çalışmalarda performansı iyileştirme adına çalışmalar yapılmalıdır. Ayrık doğrusal modeller ile LinUCB algoritmasının geliştirilmesiyle oluşturulan model varyasyonlarının tümünde ise, çok fazla veriye ihtiyaç duymaları nedeniyle yeterince eğitilemedikleri için model performans değerlendirme metrik sonuçlarında yeterli performans gösteremedikleri sonucuna ulaşılmıştır. Bu tez çalışmasındaki güncelleme yaklaşımı varyasyonlarının olumsuz yönlerini incelediğimizde; her ne kadar çalışmalardaki sonuçlar bu yaklaşımın olumlu etki ettiğini gösterse de gerçek hayatta sağlık alanında uygulanmasının çok zor olması, önemli bir olumsuzluk olarak göze çarpmaktadır. Test aşamasında elde bulunan veriler üzerinden uygulaması ise mümkün olduğu için bu tarz bir yaklaşımın model varyasyonlarının performanslarını sonuçları nasıl etkileyeceği, kullanılan veri seti varyasyonlarındaki en çok sayıda veriye sahip olan varyasyonlardan biri olan *"S"* veri seti varyasyonunun en iyi performansı göstermesi nedeniyle daha yüksek sayıda veriye sahip veri setlerinde bu yaklaşımın uygulanmasının performansları nasıl etkileyeceği araştırılmak istenmiştir. Bu nedenle, gelecek çalışmalarda daha çok veriye sahip veri setlerinde bu konunun üzerine yoğunlaşılması önerilmektedir. Ayrıca kullanılan veri setindeki verilerin diyabet türleri ile ilgili bilgi içermemesinin ve türler açısından genel bir diyabet veri seti olmasının performansı etkileyebileceği düşünülmesi sebebiyle gelecek çalışmalarda diyabet türlerine özel olan veri setleri ile çalışmanın da model varyasyonları açısından faydası olacağı düşünülmekte ve önerilmektedir. Ayrıca bu tez çalışması kapsamında yaşanan olumsuzluklar; Tewari ve Murphy'nin 2017 yılındaki çalışmasında, mobil sağlık uygulamalarında bağlamsal çok kollu haydut algoritmalarının etkin bir şekilde uygulanabilmesi için kritik öneme sahip olduğunu belirttikleri, iyi bir başlangıç politikasına sahip olma zorluğu (Tewari ve Murphy, 2017) ve Lu ve diğ. 2021 yılındaki çalışmasında sağlık alanında haydut algoritmalarının kullanımında

yaşanabilecek zorluklar (ödül yapılarının karmaşık doğası, yeterli veriye erişimde yaşanan güçlük, yanlılık sorunu ve yüksek hesaplama nedeniyle kaynak gereksinimi) olarak ifade ettikleri zorluklar (Lu ve diğ., 2021) ile paralellik göstermektedir.

Bu tez çalışmasından görüldüğü üzere; güncelleme yaklaşımı, veri seti dengesizliklerinin giderilmesi ve model varyasyonları, diyabet teşhisi alanındaki model performanslarını önemli ölçüde etkilemektedir. Dolayısıyla, gelecekteki çalışmalarda bu 3 faktörü daha da geniş bir veri seti ve çeşitli demografik özelliklerle test etmek önemli olabilir. Aynı zamanda; tıbbi teşhislerin yanı sıra reklamcılık, pazarlama, öneri sistemleri ve diğer pek çok alanda kullanılan pekiştirmeli öğrenme modelleri için de bir temel oluşturabilir. Önerilen model varyasyonlarının çeşitli alanlarda ve farklı türde veri setleri üzerinde etkinliğinin araştırılması, algoritmanın evrenselliğini ve uygulanabilirliğini test etme fırsatı sunacaktır. Son olarak; bu tez çalışması, pekiştirmeli öğrenme algoritmalarının ve veri dengelenmesi tekniklerinin, sağlık alanındaki uygulamalarının yanı sıra diğer alanlardaki ikili sınıflandırma problemi uygulamalarına, yapay zekâ ve makine öğrenmesi uygulamalarına katkıda bulunacak bir çerçeve sunmaktadır.

KAYNAKLAR

Aggarwal, C. C. (2017). *Outlier Analysis* (2. bs.). Springer International Publishing.

Akalın, B. ve Veranyurt, Ü. (2020). Sağlıkta Dijitalleşme ve Yapay Zekâ. *SDÜ Sağlık Yönetimi Dergisi*, *2*(2), 131-141.

Akpınar, H. (2017). *Data Veri Madenciliği Veri Analizi* (2. bs.). İstanbul: Papatya Yayıncılık Eğitim.

Alpaydın, E. (2018). *Yapay Öğrenme* (4. bs.). İstanbul: Boğaziçi Üniversitesi Yayınevi.

Alpaydin, E. (2010). *Introduction to Machine Learning* (2. bs.). London: The MIT Press.

Baihan, A., Amoon, M., Altameem, T. ve Hashem, M. (2025). Pioneering Wearable Sensor-Driven Health-Monitoring System for Contagious Disease Prevention With Intelligent Crowd-Counting Models. *IEEE Sensors Journal*, *25*(4), 7403-7416. doi:10.1109/JSEN.2024.3524279

Balaban, M. E. ve Kartal, E. (2018). *Veri Madenciliği ve Makine Öğrenmesi Temel Algoritmaları ve R Dili ile Uygulamaları*. İstanbul: Çağlayan Kitabevi.

Ben-David, S., Kushilevitz, E. ve Mansour, Y. (1997). Online Learning versus Offline Learning. *Machine Learning*, *29*, 45-63. http://www.math.tau.ac.il/ adresinden erişildi.

Bilgin, E. (2020). *Mastering Reinforcement Learning with Python: Build next-generation, self-learning models using reinforcement learning techniques and best practices*. Birmigham: Packt Publishing.

Blagus, R. ve Lusa, L. (2013). SMOTE for high-dimensional class-imbalanced data. *BMC bioinformatics*, *14*, 1-16. http://www.biomedcentral.com/1471-2105/14/106 adresinden erişildi.

Bobbitt, Z. (2021, 9 Eylül). What is Considered a Good AUC Score? *Statology*. 25 Mart 2024 tarihinde https://www.statology.org/what-is-a-good-auc-score/ adresinden erişildi.

Bottou, L., Curtis, F. E. ve Nocedal, J. (2018). Optimization methods for large-scale machine learning. *SIAM Review*. Society for Industrial and Applied Mathematics Publications. doi:10.1137/16M1080173

Buch, V., Varughese, G. ve Maruthappu, M. (2018). Artificial Intelligence in Diabetes Care. *Diabetic Medicine*, *35*(4), 495-497. doi:10.1111/dme.13587

Bulut, M., Dilmen, N., Esmer, G. B., Gezer, M., Selçukcan Erol, Ç. ve Türker Şener, L. (Ed.). (2019). *Sağlık Bilimlerinde Yapay Zekâ* (Birinci Baskı.). İstanbul: Çağlayan Kitap&Yayıncılık&Eğitim.

Büyükgöze, S. ve Dereli, E. (2019). Dijital Sağlık Uygulamalarında Yapay Zeka. *Büyükgöze, S., & Dereli, E. (2019). Dijital sağlık uygulamalarında yapay zeka. VI. Uluslararası Bilimsel ve Mesleki Çalışmalar Kongresi-Fen ve Sağlık*, *7*(10).

Cesa-Bianchi, N. ve Lugosi, G. (2006). *Prediction, learning, and games*. Cambridge University Press.

Chawla, N. V, Bowyer, K. W., Hall, L. O. ve Kegelmeyer, W. P. (2002). SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique. *Journal of Artificial Intelligence Research*, *16*, 321-357.

Chicco, D., Warrens, M. J. ve Jurman, G. (2021). The Matthews Correlation Coefficient (MCC) is More Informative Than Cohen's Kappa and Brier Score in Binary Classification Assessment. *IEEE Access*, *9*, 78368-78381. doi:10.1109/ACCESS.2021.3084050

Chu, W., Li, L., Reyzin, L. ve Schapire, R. E. (2011). Contextual Bandits with Linear Payoff Functions. *Chu, W., Li, L., Reyzin, L., & Schapire, R. (2011, June). Contextual bandits with linear payoff functions. In Proceedings of the Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*, *15*(JMLR Workshop and Conference Proceedings), 208-214.

Ciucanu, R., Soare, M. ve Amer-Yahia, S. (2022). Implementing Linear Bandits in Off-the-Shelf SQLite (ss. 388-392). EDBT. doi:10.48786/edbt.2022.27

Cohen, J. (1960). A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Psychological Measurement*, *20*, 37-46. https://api.semanticscholar.org/CorpusID:15926286 adresinden erişildi.

Çılgın, C., Gökşen, Y. ve Gökçen, H. (2023). The Effect of Outlier Detection Methods in Real Estate Valuation with Machine Learning. *İzmir Sosyal Bilimler Dergisi*, *5*(1), 9-20. doi:10.47899/ijss.1270433

Dekking, F. M., Kraaikamp, C., Lopuhaä, H. P. ve Meester, L. E. (2005). *A Modern Introduction to Probability and Statistics: Understanding Why and How*. Springer-Verlag London Ltd.

Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, *27*(8), 861-874. doi:10.1016/j.patrec.2005.10.010

Gordon, E. K., Meng, X., Bhattacharjee, T., Barnes, M. ve Srinivasa, S. S. (2020). Adaptive robot-assisted feeding: An online learning framework for acquiring previously unseen food items. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems* içinde (ss. 9659-9666). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. doi:10.1109/IROS45743.2020.9341359

Gutowski, N., Amghar, T., Camp, O. ve Chhel, F. (2018). Context enhancement for linear contextual multi-armed bandits. *International Conference on Tools with Artificial Intelligence, ICTAI* içinde (C. 2018-November, ss. 1048-1055). IEEE Computer Society. doi:10.1109/ICTAI.2018.00161

Gutowski, N., Camp, O., Amghar, T. ve Chhel, F. (2019). Using Individual Accuracy to Create Context for Non-Contextual Multi-Armed Bandit Problems. *2019 IEEE-RIVF International Conference on Computing and Communication Technologies (RIVF)* içinde (ss. 1-6). doi:10.1109/RIVF.2019.8713742

Gürsakal, N. (2017). *Makine Öğrenmesi ve Derin Öğrenme*. Bursa: Dora Basım-Yayın Dağıtım.

Gürsakal, N. (2018). *Makine Öğrenmesi*. Bursa: Dora Basım-Yayın Dağıtım.

Han, J., Kamber, M. ve Pei, J. (2011). *Data Mining. Concepts and Techniques, 3rd Edition (The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems)*.

Hazan, E. (2023). *Introduction to Online Convex Optimization* (3. bs.). Foundations and Trends® in Optimization. http://arxiv.org/abs/1909.05207 adresinden erişildi.

He, H. ve Garcia, E. A. (2009). Learning from imbalanced data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, *21*(9), 1263-1284. doi:10.1109/TKDE.2008.239

He, H. ve Ma, Y. (Ed.). (2013). *Imbalanced Learning: Foundations, Algorithms, and Applications*. New Jersey: John Wiley & Sons.

Hoi, S. C. H., Sahoo, D., Lu, J. ve Zhao, P. (2021). Online learning: A comprehensive survey. *Neurocomputing*, *459*, 249-289. doi:10.1016/j.neucom.2021.04.112

Hosmer, D. W. ., Lemeshow, Stanley. ve Sturdivant, R. X. . (2013). *Applied logistic regression*. Wiley.

Huang, Y., Cao, R. ve Rahmani, A. (2022). Reinforcement Learning For Sepsis Treatment: A Continuous Action Space Solution. Z. Lipton, R. Ranganath, M. Sendak, M. Sjoding ve S. Yeung (Ed.), *Proceedings of the 7th Machine Learning for Healthcare Conference* içinde , Proceedings of Machine Learning Research (C. 182, ss. 631-647). PMLR. https://proceedings.mlr.press/v182/huang22a.html adresinden erişildi.

IDF. (2021). *IDF Diabetes Atlas 10th Edition*.

Jayalakshmi, T. ve Santhakumaran, A. (2011). Statistical Normalization and Back Propagationfor Classification. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, *3*(1), 89-93. doi:10.7763/ijcte.2011.v3.288

Jeon, E., Kim, Y., Park, H., Park, R. W., Shin, H. ve Park, H. A. (2020). Analysis of adverse drug reactions identified in nursing notes using reinforcement learning. *Healthcare Informatics Research*, *26*(2), 104-111. doi:10.4258/hir.2020.26.2.104

Karadeniz, M. ve Çağlar, C. (2023). The Importance of Artificial Intelligence-Based Data Analysis in the Coronavirus Pandemic Process. *Pandemics and the Critical Role of Knowledge Management* içinde (ss. 203-217). Istanbul University Press. doi:10.26650/b/et07.2023.004.11

Keleş, H. (2022). Tıpta Yapay Zeka Uygulamaları. *Kırıkkale Üniversitesi Tıp Fakültesi Dergisi*, *24*(3), 604-613. doi:10.24938/kutfd.1214512

Khajuria, R. ve Sarwar, A. (2022). Reinforcement Learning in Medical Diagnosis: An Overview. P. K. Singh, Y. Singh, M. H. Kolekar, A. K. Kar ve P. J. S. Gonçalves (Ed.), *Recent Innovations in Computing* içinde (ss. 179-188). Singapore: Springer Singapore.

Kilic, S. (2015). Kappa test. *Journal of Mood Disorders*, *5*(3), 142. doi:10.5455/jmood.20150920115439

Killian, J. A., Jain, M., Jia, Y., Amar, J., Huang, E. ve Tambe, M. (2024). New Approach to Equitable Intervention Planning to Improve Engagement and Outcomes in a Digital Health Program: Simulation Study. *JMIR Diabetes*, *9*. doi:10.2196/52688

Kim, G. S. ve Paik, M. C. (2019). Contextual Multi-armed Bandit Algorithm for Semiparametric Reward Model. *International Conference on Machine Learning* içinde (ss. 3389-3397). PMLR.

Kohavi, R. (1995). A Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection. *In Ijcai*, *14*(2), 1137-1145. http//roboticsStanfordedu/"ronnyk adresinden erişildi.

Kumar, H., Li, T., Shi, J., Musabirov, I., Kornfield, R., Meyerhoff, J., … Williams, J. J. (2023). Using Adaptive Bandit Experiments to Increase and Investigate Engagement in Mental Health. doi:10.1609/aaai.v38i21.30328

Kumar, V., Lalotra, G. S., Sasikala, P., Rajput, D. S., Kaluri, R., Lakshmanna, K., … Uddin, M. (2022). Addressing Binary Classification over Class Imbalanced Clinical Datasets Using Computationally Intelligent Techniques. *Healthcare (Switzerland)*, *10*(7). doi:10.3390/healthcare10071293

Landis, J. R. ve Koch, G. G. (1977). *The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data* (C. 33).

Lattimore, T. ve Szepesvári, C. (2020). *Bandit Algorithms* (online.). Cambridge: Cambridge University Press.

Lawandi, A., Oshiro, M., Warner, S., Diao, G., Strich, J. R., Babiker, A., … Kadri, S. S. (2023). Reliability of Admission Procalcitonin Testing for Capturing Bacteremia Across the Sepsis Spectrum: Real-World Utilization and Performance Characteristics, 65 U.S. Hospitals, 2008-2017∗. *Critical Care Medicine*, *51*(11), 1527-1537. doi:10.1097/CCM.0000000000005968

Lemaître, G., Nogueira, F. ve Aridas, C. K. (2017). Imbalanced-learn: A Python Toolbox to Tackle the Curse of Imbalanced Datasets in Machine Learning. *Journal of Machine Learning Research*, *18*, 1-5. http://jmlr.org/papers/v18/16-365.html. adresinden erişildi.

Li, J., Wang, S., Zhang, M., Li, W., Lai, Y., Kang, X., … Liu, Y. (2024). Agent Hospital: A Simulacrum of Hospital with Evolvable Medical Agents. http://arxiv.org/abs/2405.02957 adresinden erişildi.

Li, L., Chu, W., Langford, J. ve Schapire, R. E. (2010). A Contextual-Bandit Approach to Personalized News Article Recommendation. *In Proceedings of the 19th international conference on World wide web*, 661-670.

Lonza, A. (2019). *Reinforcement Learning Algorithms with Python*. Birmingham: Packt Publishing.

Lu, Y., Xu, Z. ve Tewari, A. (2021). Bandit Algorithms for Precision Medicine. http://arxiv.org/abs/2108.04782 adresinden erişildi.

Mate, A. (2021). AI for Planning Public Health Interventions. *International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-21)* içinde (C. 2, ss. 4901-4902).

Mishra, S. (2017). Handling Imbalanced Data: SMOTE vs. Random Undersampling. *International Research Journal of Engineering and Technology*. www.irjet.net adresinden erişildi.

Nabiyev, V. (2012). *Yapay Zeka* (4. bs.). Ankara: Seçkin Yayıncılık.

NumPy Developers. (2024, 6 Şubat). NumPy 1.26.4. 15 Eylül 2024 tarihinde https://numpy.org/devdocs/release/1.26.4-notes.html adresinden erişildi.

Oh, S. H., Lee, S. J. ve Park, J. (2022). Effective data-driven precision medicine by cluster-applied deep reinforcement learning. *Knowledge-Based Systems*, *256*. doi:10.1016/j.knosys.2022.109877

Oh, S. H., Park, J., Lee, S. J., Kang, S. ve Mo, J. (2022). Reinforcement learning-based expanded personalized diabetes treatment recommendation using South Korean electronic health records. *Expert Systems with Applications*, *206*. doi:10.1016/j.eswa.2022.117932

Olson, D. L. ve Delen, D. (2008). *Advanced data mining techniques*. Springer.

Özkan, Y. ve Selçukcan Erol, Ç. (2017). *Biyoenformatik DNA Mikrodizi Veri Madenciliği* (2. bs.). İstanbul: Papatya Yayıncılık Eğitim.

Özkan, Y. ve Selçukcan Erol, Ç. (2019). *Kanser Biyoenformatiğinde Yapay Zeka*. İstanbul: Papatya Yayıncılık Eğitim.

Pacchiano, A. (2021). *Model Selection for Contextual Bandits and Reinforcement Learning*. (Doctor of Philosophy). http://www2.eecs.berkeley.edu/Pubs/TechRpts/2021/EECS-2021-164.html adresinden erişildi.

Pandas Developers Team. (2024, 10 Nisan). Pandas v2.2.2. 15 Eylül 2024 tarihinde https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/whatsnew/v2.2.2.html adresinden erişildi.

Patro, S. G. K. ve Sahu, K. K. (2015). Normalization: A Preprocessing Stage. *arXiv preprint*. www.kiplinger.com, adresinden erişildi.

Powers, D. M. W. (2020). Evaluation: from Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness and Correlation. *arXiv preprint arXiv:2010.16061*.

Python Software Foundation. (1996, 25 Ekim). The Python Standard Library: random. 15 Eylül 2024 tarihinde https://docs.python.org/3/library/random.html adresinden erişildi.

Rabbi, M., Pfammatter, A., Zhang, I., Spring, B. ve Choudhury, T. (2015). Automated Personalized Feedback for Physical Activity and Dietary Behavior Change with Mobile Phones: A Randomized Controlled Trial on Adults. *JMIR mHealth and uHealth*, *3*(2). doi:10.2196/mhealth.4160

Raschka, S. (2018). Model Evaluation, Model Selection, and Algorithm Selection in Machine Learning. *arXiv preprint arXiv:1811.12808*. http://arxiv.org/abs/1811.12808 adresinden erişildi.

Ravichandiran, S. (2020). *Deep Reinforcement Learning with Python* (2. bs.). Birmingham: Packt Publishing.

Russac, Y., Cappé, O. ve Garivier, A. (2020). Algorithms for Non-Stationary Generalized Linear Bandits. http://arxiv.org/abs/2003.10113 adresinden erişildi.

scikit-learn developers. (2024, 11 Eylül). scikit-learn 1.5.2. 15 Eylül 2024 tarihinde https://pypi.org/project/scikit-learn/1.5.2/ adresinden erişildi.

Shalev-Shwartz, S. ve Singer, Y. (2007). A primal-dual perspective of online learning algorithms. *Machine Learning*, *69*(2), 115-142. doi:10.1007/s10994-007-5014-x

Shen, Y., Dunn, J. ve Zavlanos, M. M. (2022). Risk-Averse Multi-Armed Bandits with Unobserved Confounders: A Case Study in Emotion Regulation in Mobile Health. *Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control* içinde (C. 2022-December, ss. 144-149). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. doi:10.1109/CDC51059.2022.9992917

Silahtaroğlu, G. (2020). *Veri Madenciliği Kavram ve Algoritmaları* (4. bs.). İstanbul: Papatya Yayıncılık Eğitim.

Silahtaroğlu, G. ve Canbolat, Z. N. (2020). AN EARLY PREDICTION AND DIAGNOSIS OF SEPSIS IN INTENSIVE CARE UNITS: AN UNSUPERVİSED MACHINE LEARNING MODEL. *Mugla Journal of Science and Technology*, *6*(1), 32-40. doi:10.22531/muglajsci.643554

Silahtaroğlu, G. ve Yılmaztürk, N. (2021). Data analysis in health and big data: A machine learning medical diagnosis model based on patients' complaints. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, *50*(7), 1547-1556. doi:10.1080/03610926.2019.1622728

Silva, N., Silva, T., Werneck, H., Rocha, L. ve Pereira, A. (2023). User Cold-start Problem in Multi-armed Bandits: When the First Recommendations Guide the User's Experience. *ACM Trans. Recomm. Syst.*, *1*(1). doi:10.1145/3554819

Singh, N. ve Singh, S. K. (2023). An Empirical Assessment of the Performance of Multi-Armed Bandits and Contextual Multi-Armed Bandits in Handling Cold-Start Bugs. *Proceedings of the 2023 Fifteenth International Conference on Contemporary Computing* içinde , IC3-

2023 (ss. 750-758). New York, NY, USA: Association for Computing Machinery. doi:10.1145/3607947.3608094

Singh, N. ve Singh, S. K. (2024, 1 Temmuz). A systematic literature review of solutions for cold start problem. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*. Springer. doi:10.1007/s13198-024-02359-y

Smith, B., Khojandi, A. ve Vasudevan, R. (2023). Bias in Reinforcement Learning: A Review in Healthcare Applications. *ACM Computing Surveys*, *56*(2). doi:10.1145/3609502

Stavropoulos, V., Zarate, D., Prokofieva, M., van de Berg, N., Karimi, L., Alesi, A. G., … Griffiths, M. D. (2023). Deep learning(s) in gaming disorder through the user-avatar bond: A longitudinal study using machine learning. *Journal of Behavioral Addictions*, *12*(4), 878-894. doi:10.1556/2006.2023.00062

Sutton, R. S. ve Barto, A. G. (2020). *Reinforcement Learning: An Introduction* (2. bs.). London: The MIT Press.

Tay, J. L., Ang, Y. L., Tam, W. W. S. ve Sim, K. (2025). Accuracy of machine learning methods in predicting prognosis of patients with psychotic spectrum disorders: a systematic review. *BMJ Open*, *15*(2). doi:10.1136/bmjopen-2024-084463

Tegen, A., Davidsson, P., Persson, J. A. ve Tegen, A. (2021). Active Learning and Machine Teaching for Online Learning: A Study of Attention and Labelling Cost. *Proceedings - 20th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications, ICMLA 2021* içinde (ss. 1215-1220). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. doi:10.1109/ICMLA52953.2021.00197

Tekin, C., Atan, O. ve Van Der Schaar, M. (2015). Discover the Expert: Context-Adaptive Expert Selection for Medical Diagnosis. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, *3*(2), 220-234. doi:10.1109/TETC.2014.2386133

TEMD Diabetes Mellitus Çalışma ve Eğitim Grubu. (2022). *Diabetes Mellitus ve Komplikasyonlarının Tanı, Tedavi ve İzlem Kılavuzu* (15. Baskı.). Ankara.

Tesfa, G. A., Demeke, A. D., Seboka, B. T., Tebeje, T. M., Kasaye, M. D., Gebremeskele, B. T., … Ngusie, H. S. (2024). Employing machine learning models to predict pregnancy termination among adolescent and young women aged 15–24 years in East Africa. *Scientific Reports*, *14*(1), 30047. doi:10.1038/s41598-024-81197-1

Tewari, A. ve Murphy, S. A. (2017). From ads to interventions: Contextual bandits in mobile health. *Mobile Health: Sensors, Analytic Methods, and Applications* içinde (ss. 495-517). Springer International Publishing. doi:10.1007/978-3-319-51394-2_25

Tiruneh, S. A., Vu, T. T. T., Rolnik, D. L., Teede, H. J. ve Enticott, J. (2024). Machine Learning Algorithms Versus Classical Regression Models in Pre-Eclampsia Prediction: A Systematic Review. *Current Hypertension Reports*, *26*(7), 309-323. doi:10.1007/s11906-024-01297-1

Tukey, J. W. (1977). Some thoughts on clinical trials, especially problems of multiplicity. *Science*, *198*(4318), 679-684.

Turğay, E., Bulucu, C. ve Tekin, C. (2021). Exploiting Relevance for Online Decision-Making in High-Dimensions. *IEEE Transactions on Signal Processing*, *69*, 1438-1451. doi:10.1109/TSP.2020.3048223

Ulusal Diyabet Konsensus Grubu. (2023). *Diyabet Tanı ve Tedavi Rehberi* (12. Baskı.). Elit Ofset Matbaacılık.

Vandelanotte, C., Trost, S., Hodgetts, D., Imam, T., Rashid, M., To, Q. G. ve Maher, C. (2023). Increasing physical activity using an just-in-time adaptive digital assistant supported by machine learning: A novel approach for hyper-personalised mHealth interventions. *Journal of Biomedical Informatics*, *144*. doi:10.1016/j.jbi.2023.104435

Varotto, G., Susi, G., Tassi, L., Gozzo, F., Franceschetti, S. ve Panzica, F. (2021). Comparison of Resampling Techniques for Imbalanced Datasets in Machine Learning: Application to Epileptogenic Zone Localization From Interictal Intracranial EEG Recordings in Patients With Focal Epilepsy. *Frontiers in Neuroinformatics*, *15*. doi:10.3389/fninf.2021.715421

Wang, L., Wang, C., Wang, K. ve He, X. (2017). BiUCB: A Contextual Bandit Algorithm for Cold-Start and Diversified Recommendation. *Proceedings - 2017 IEEE International Conference on Big Knowledge, ICBK 2017* içinde (ss. 248-253). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. doi:10.1109/ICBK.2017.49

Wang, Y. T., Li, M. Z., Ji, R. H., Wang, M. J., Zhang, Y. ve Zheng, L. H. (2024). Online learning method for predicting air environmental information used in agricultural robots. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, *17*(5), 206-212. doi:10.25165/j.ijabe.20241705.7972

Wang, Y., Yahav, I. ve Padmanabhan, B. (2024). Smart Testing with Vaccination: A Bandit Algorithm for Active Sampling for Managing COVID-19. *Information Systems Research*, *35*(1), 120-144. doi:10.1287/isre.2023.1215

Wei, X., Pu, C., He, Z. ve Lio, P. (2021). Deep Reinforcement Learning-based Vaccine Distribution Strategies. *2021 2nd International Conference on Electronics, Communications and Information Technology, CECIT 2021* içinde (ss. 427-436). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. doi:10.1109/CECIT53797.2021.00082

WHO. (2021). *Global Strategy on Digital Health 2020-2025*.

Winder, P. (2020). *Reinforcement Learning Industrial Applications of Intelligent Agents*. Sebastopol: O'Reilly Media.

Wongvorachan, T., He, S. ve Bulut, O. (2023). A Comparison of Undersampling, Oversampling, and SMOTE Methods for Dealing with Imbalanced Classification in Educational Data Mining. *Information (Switzerland)*, *14*(1). doi:10.3390/info14010054

Xu, A., Zheng, Z., Li, Q., Wu, F. ve Chen, G. (2024). VAP: Online Data Valuation and Pricing for Machine Learning Models in Mobile Health. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, *23*(5), 5966-5983. doi:10.1109/TMC.2023.3316145

Yavuz, S. ve Deveci, M. (2012). İstatiksel Normalizasyon Tekniklerinin Yapay Sinir Ağın Performansına Etkisi. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, (40), 167-187.

Yu, S., Nourzad, N., Semple, R. J., Zhao, Y., Zhou, E. ve Krishnamachari, B. (2024). CAREForMe: Contextual Multi-Armed Bandit Recommendation Framework for Mental Health. http://arxiv.org/abs/2401.15188 adresinden erişildi.

Zimek, A. ve Filzmoser, P. (2018). There and back again: Outlier detection between statistical reasoning and data mining algorithms. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, *8*(6), e1280.

EKLER

EK1: Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar Etik Kurulu Onay Belgesi

T.C.
İSTANBUL MEDİPOL ÜNİVERSİTESİ
Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar Etik Kurulu Başkanlığı

Sayı : E-10840098-202.3.02-3762 25/06/2024
Konu : Değişiklik

Sayın Prof. Dr. Gökhan Silahtaroğlu

Üniversitemizin Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar Etik Kurulu'ndan **03.09.2020** tarihli 685 Karar sayısı ile onay verilen "Sağlık Yönetiminde Önleyici – Önerici ve Tedavi Yönlendirici Klinik Platformın Geliştirilmesi Projesi – Diyabet için Karar Destek Modelinin Geliştirilmesi" isimli çalışmanız için aşağıda verilen değişiklikler uygun bulunmuş olup kayıt altına alınmıştır.

Bilgilerinize rica ederim.

- Çalışmaya Muhammet Karadeniz'in dahil edilmesi.
- 'Pekiştirmeli Öğrenmenin Sağlık Alanında Uygulaması' isimli doktora tezinin çalışmaya eklenmesi.

Dr. Öğr. Üyesi Mahmut TOKAÇ
Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar
Etik Kurulu Başkanı

Bu belge, güvenli elektronik imza ile imzalanmıştır.
Evrağınızı https://turkiye.gov.tr/istanbul-medipol-universitesi-ebys linkinden 429725BCX3 kodu ile dogrulayabilirsiniz.

Medipol Üniversitesi Kavacık Yerleşkesi (Ana Yerleşke Rektörlük)
Kavacık Mah. Ekinciler Cad. No: 19, Kavacık Kavşağı, 34810 Beykoz,İstanbul
T: 444 85 44 F: 0212 531 75 55
E-Posta: bilgi@medipol.edu.tr İnternet Adresi: www.medipol.edu.tr
Kep Adresi: medipoluniversitesi@hs03.kep.tr

Ayrıntılı Bilgi İçin: Esra KAN
Tel: 5461 **E-Posta**: etik.kurul@medipol.edu.tr

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler	
Adı Soyadı	Muhammet KARADENİZ
Doğum Yeri	
Doğum Tarihi	Tarih girmek için tıklayın veya dokunun.
Uyruğu	☑ T.C. ❒ Diğer:
E-Posta Adresi	
Web Adresi	-

Eğitim Bilgileri	
Lisans	
Üniversite	Balıkesir Üniversitesi
Fakülte	Necatibey Eğitim Fakültesi
Bölümü	Bilgisayar ve Öğretim Teknolojileri Öğretmenliği
Mezuniyet Yılı	Tarih girmek için tıklayın veya dokunun.

Yüksek Lisans	
Üniversite	Sakarya Üniversitesi
Enstitü Adı	Eğitim Bilimleri Enstitüsü
Anabilim Dalı	Bilgisayar ve Öğretim Teknolojileri Eğitimi
Programı	Bilgisayar ve Öğretim Teknolojileri Eğitimi

Doktora	
Üniversite	İstanbul Üniversitesi
Enstitü Adı	Fen Bilimleri Enstitüsü
Anabilim Dalı	Enformatik Anabilim Dalı
Programı	Enformatik Programı

Makale ve Bildiriler