
GAZİ ÜNİVERSİTESİ
Gazi
1926

DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİ KULLANILARAK ANNE SAĞLIĞI RİSK ANALİZİ YAPILMASI

Burçin YÖNEL ÖNEM

YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

TEMMUZ 2024

ETİK BEYAN

Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasında;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmasında yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu,

bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Burçin YÖNEL ÖNEM

08/07/2024

DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİ KULLANILARAK ANNE SAĞLIĞI RİSK ANALİZİ YAPILMASI

(Yüksek Lisans Tezi)

Burçin YÖNEL ÖNEM

GAZİ ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Temmuz 2024

ÖZET

Hamilelik döneminde kadınlar, oluşabilecek komplikasyonlar açısından yüksek risk altında bulunur. Bu riskler birçok zaman düşük ve ölümle sonuçlanmaktadır. Bu yüzden de hamilelik boyunca ve hamilelikten önce kadın sağlığı hem anne hem çocuk için önemli rol oynamaktadır. Doğumdan önce ve sonra, anne ve bebeğin sağlık takibi, oluşabilecek riskleri en aza indirmek için önemlidir. Bu kapsamda, derin öğrenmeye dayalı modeller, görüntüler, sağlık kayıtları ve zaman verileri kullanılarak komplikasyonların tahminini kolaylaştırmak gibi çok çeşitli çalışmalar yapılmış ve tıbbi görevler için kullanılmıştır. Bu çalışmada kullanılan tabular veri setine TabNet modeli uygulanarak anne sağlığı risk analizi tahminlemesi gerçekleştirilmiştir. Kullanılan veri seti Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) veri portu tarafından temin edilmiş olup, bu veri seti, 450 kayıt ve 130 öznitelik içermektedir. MSF (Mother's Significant Feature) veri setiyle yapılan çalışmada 8 farklı kategoride risk analizi yapılmaktadır. Küçük ve tabular veri setlerinde daha iyi sonuç veren TabNet yönteminden faydalanılmıştır. Çalışmadaki amaç, derin öğrenme modeli olan TabNet modelini kullanılarak klasik makine öğrenmesiyle yapılan tahminlemelerden daha yüksek doğruluk oranları bulmak ve bu sayede anne sağlığı risk analizi yaparken risk tahminleme oranlarını yükseltmektir. Yapılan deneyler sonucunda, kullanılan yöntemle doğruluk (accuracy) oranlarının erken doğum (Preterm) (+%2.2), bebekte doğumdan sonra sarılık tespiti (Jaundice) (+%0.55), sezaryen doğum (C-Section) (+%5.55), vajinal doğum (Vaginal Delivery) (+%28.6) kategorileri için arttığı, tam zamanında doğum (Fullterm) doğruluk oranının sabit kaldığı görülmüştür. Bu oranlar doğrultusunda derin öğrenme ile hamilelik döneminde anne ve bebek sağlığı açısından risk oluşturabilecek durumların doğru tahmin edilebilmesi daha da kolaylaşacak ve tıbbi olarak anne sağlığı riski azaltılabilecektir.

Bilim Kodu	:	92432
Anahtar Kelimeler	:	Derin öğrenme, sınıflandırma, risk analizi, anne sağlığı, TabNet
Sayfa Adedi	:	43
Danışman	:	Prof. Dr. Hacer KARACAN

MATERNAL HEALTH RISK ANALYSIS BY USING DEEP LEARNING METHODS

(M. Sc. Thesis)

Burçin YÖNEL ÖNEM

GAZİ UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

July 2024

ABSTRACT

During pregnancy, women are at high risk of complications. These risks often result in miscarriage and death. Women's health during and before pregnancy therefore plays an important role for both mother and child. Health monitoring of mother and baby, before and after birth, is important to minimize risks. In this context, deep learning-based models have been used for a wide range of medical tasks, such as facilitating the prediction of complications using images, health records and time data. In this study, the TabNet model was applied to the tabular dataset used in this study and maternal health risk analysis prediction was performed. The dataset used was provided by the Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) data port and this dataset contains 450 records and 130 attributes. In the study conducted with the MSF (Mother's Significant Feature) dataset, risk analysis is performed in 8 different categories. TabNet method, which gives better results in small and tabular datasets, was utilized. The aim of the study is to find higher accuracy rates than the predictions made by classical machine learning using the deep learning model TabNet model and thus to increase the risk prediction rates when performing maternal health risk analysis. As a result of the experiments, it was observed that the accuracy rates increased for the categories of Preterm (+2.2%), Jaundice (+0.55%), C-Section (+5.55%), Vaginal Delivery (+28.6%), while the accuracy rate for full-term birth remained constant. In line with these rates, deep learning will make it easier to accurately predict situations that may pose a risk to maternal and infant health during pregnancy and medically reduce the risk to maternal health.

Science Code : 92432
Key Words : Deep learning, classification, risk analysis, maternal health, TabNet.
Page Number : 43
Supervisor : Prof. Dr. Hacer KARACAN

TEŞEKKÜR

Çalışmam boyunca kıymetli bilgileri ile beni yönlendiren ve yardımlarını hiç esirgemeyen saygıdeğer Prof. Dr. Hacer KARACAN hocama desteğinden dolayı teşekkür ederim. Her koşulda benim için en iyisini isteyen ve destekçim olan sevgili eşim Hakan Bekir ÖNEM'e, sevgili annem Nejla YÖNEL'e ve sevgili babam Mehmet YÖNEL'e desteklerinden dolayı teşekkür ederim. Ayrıca çalışmam esnasında desteğini esirgemeyen kıymetli arkadaşım Burak AKGÜL'e teşekkürü borç bilirim.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET iv

ABSTRACT v

TEŞEKKÜR vi

İÇİNDEKİLER vii

ÇİZELGELERİN LİSTESİ ix

ŞEKİLLERİN LİSTESİ x

RESİMLERİN LİSTESİ xi

SİMGELER VE KISALTMALAR xii

1. GİRİŞ 1

2. LİTERATÜR TARAMASI 5

3. MATERYAL VE METOTLAR 13

3.1. Derin Öğrenme 13

3.2. Veri Seti 16

3.3. Çalışmanın Geliştirilme Ortamları 18

3.3.1. Python IDLE 18

3.3.2. Anaconda 19

3.4. Çalışmanın Kullanılan Kütüphaneler 19

3.5. GAN Metodu 20

3.6. TabNet Modeli 22

4. DENEYSEL SÜREÇ VE BULGULAR 27

4.1. Deneysel Süreç 27

4.2. Bulgular 30

Sayfa

5. SONUÇ VE ÖNERİLER 37

KAYNAKLAR 39

ÖZGEÇMİŞ 43

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge **Sayfa**

Çizelge 1.1. Maternal Ölüm Tanımları (2010) 3

Çizelge 2.1. Makine Öğrenmesi ile yapılan çalışmaların; Çalışma hedefleri, özellik türleri ve algoritmalar arasındaki ilişki 7

Çizelge 2.2. Derin Öğreneme ile yapılan çalışmaların; Çalışma hedefleri, özellik türleri ve algoritmalar arasındaki ilişki 11

Çizelge 3.1. Risk Analizi Yapılan Nitelikler..... 18

Çizelge 4.1. GAN Metodu Parametreleri ve Tanımları 29

Çizelge 4.2. TabNet Model Parametreleri ve Tanımları 29

Çizelge 4.3. Makine Öğrenmesi Modelleri Doğruluk Oranları 31

Çizelge 4.4. TabNet Modeli Doğruluk Oranları 35

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil **Sayfa**

Şekil 3.1. Projenin Çalışma Diyagramı 13

Şekil 3.2. Yapay Sinir Ağları Mimarisi 14

Şekil 3.3. Derin Ağlar 15

Şekil 3.4. Denetimli Öğrenme 16

Şekil 3.5. Denetimsiz Öğrenme 16

Şekil 3.6. GAN Çalışma Diyagramı 21

Şekil 3.7. Denetimsiz Ön Eğitim 23

Şekil 3.8. Denetimli İnce Ayar 23

Şekil 3.9. TabNet Encoder Mimarisi 24

Şekil 3.10. TabNet Kod Çözücü Mimarisi 24

Şekil 3.11. Öznitelik Dönüştürücüler (Feature Transformers) 25

Şekil 3.12. Özenli Dönüştürücüler (Attentive Transformer) 25

Şekil 4.1. GAN Üreticisi 27

Şekil 4.2. GAN Tahminleyicisi 28

Şekil 4.3. C-Section ve Full Term Karmaşıklık Matrisi 33

Şekil 4.4. Indunce Pain ve NICU Stay Karmaşıklık Matrisi 34

Şekil 4.5. No of Births ve Pre Term Karmaşıklık Matrisi 34

Şekil 4.6. Vaginal Delivery ve Jaundice Karmaşıklık Matrisi 35

RESİMLERİN LİSTESİ

Resim **Sayfa**

Resim 3.1. Veri Setinden Örnek Alıntı 17

Resim 3.2. Python IDLE 19

Resim 4.1. GAN Kütüphaneleri Python IDLE 27

Resim 4.2. TabNet Kütüphaneleri Python IDLE 29

Resim 4.3. TabNet Modelinde Kullanılan Model Değerler..... 30

Resim 4.4. TabNet Modelinde Kullanılan Parametreler ve Doğruluk Sonuçları..... 32

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Kısaltmalar	Açıklamalar
AE	AdaBoost Ensemble
ANN	Artificial Neural Network
BN	Batch Normalization
BPNN	Back Propagation Neural Network
C4.5 DT	C4.5 Algorithm Decision Tree
C5.0 DT	C4.5 Algorithm Decision Tree
CART	Classifcation And Regression Trees
CDC	Centers for Disease Control and Prevention
CNN	Convolutional Neural Network
CSDNN	Channel Synchronization Deep Neural Network
CTG	Continuous Cardiotocography
DRNN	Deep Recurrent Neural Network
DT	Decision Tree
DT-BiLTCN	Decision Tree Bidirectional long short term memory, temporal convolutional network
DTCR	Decision Tree Classification and Regression
EPB	Early Preterm Birth
FC	Fully Connected
GAN	Generative Adversarial Network
GB	Gradient Boosting
GLM	Generalized Linear Model
GLU	Generilized Linear Unit
GPU	Graphics Processing Unit
IDE	Integrated Development Environment
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
KNN	K Nearest Neighbors
LGBM	Light Gradient Boosting Machine

Kısaltmalar	Açıklamalar
LOO	Leave-one-out
LR	Logistic Regression
MA	Multivariate Analysis
MLP	Multilayer Perceptron Neural Networks
MOMI	Magee Obstetric Medical and Infant
MSF	Mother's Significant Feature
NB	Naïve Bayes
NN	Neural Network
PAM	Partition Around Medoids
PSO	Particle Swarm Optimization
PUDF	Public Use Data Files
ReLU	Rectified Linear Unit
RF	Random Forest
RNN	Recurrent Neural Network
SELU	Scaled Exponential Linear Unit
SMOTE	**S**ynthetic Minority Oversampling Technique
SWM	Support Vector Machine
SWM(RBF)	Radial Basis Function Support Vector Machine
TanH	Hyperbolic Tangent
UA	Univariate Analysis
XB	XgBoost
WA	Weighted Average
WHO	World Health Organization

1. GİRİŞ

Anne sağlığı ile ilgili sorunlar, hamilelik ve doğum sonrası dönemde görülen sorunlardır [1]. Hamilelik döneminde, kadınlar oluşabilecek komplikasyonlar açısından daha yüksek risk altında bulunur. Bu riskler çoğu zaman düşük ve ölümle sonuçlanmaktadır. Ölümler; anne ölümü, direk ve dolayı olmak üzere üçe ayrılmaktadır [2]. Bu yüzden de hamilelik boyunca ve hamilelikten önce kadın sağlığı hem anne hem çocuk için önemli rol oynamaktadır.

Hamilelik döneminden önce, kadınların yaşam tarzı anne sağlığını etkileyebilir ve riskler oluşturabilir [3]. Bu yaşam tarzı bölgenin coğrafi, ekonomik, lojistik ve hizmet koşullarında doğacak olumsuzluklarla şekillenmektedir. Bu sebeplerle hamilelik öncesi bilinen veya bilinmeyen rahatsızlıklardan dolayı komplikasyonlar oluşabilir. Bu yüzden de doğumdan önce ve sonra, anne ve bebeğin sağlık takibi, oluşabilecek riskleri en aza indirmek için önemlidir [4].

Hamilelik ve doğumun bilinen ve önlenebilir komplikasyonlarından ölen hamile kadınların çoğu, anne ölümlerine neden olan risk faktörleri hakkında bilgisiz olan gelişmekte olan ülkeler ile düşük ve orta gelirli ülkelerde yaşamaktadır [5,6].

Dünya sağlık örgütü (WHO) 2017'de yaklaşık 300.000 kadının gebelikle ilişkili nedenlerden öldüğünü bildiriyor [7]. Bölge başına küresel anne ölümlerini analiz ederek, üçte iki (200.000) anne ölümlerinin yüzde 19'u (57.000) Sahra altı Afrika'da meydana geliyor ve anne ölümlerinin yüzde 19'u (57.000) yalnızca Güney Asya'da [8]. 2017'de en fazla anne ölümü yaşanan beş ülke Tanzanya (11000), Etiyopya (14000), Demokratik Kongo Cumhuriyeti (16000), Hindistan (35000) ve Nijerya (67000) [7].

Hamilelikte ortaya çıkan komplikasyonların ve ölümlerin nedenleri arasında ilk olarak yaşam tarzı, coğrafi ve ekonomik durumlar bulunmaktadır. Demografik yapıya bağlı olarak oluşan durumlar ile doğum öncesi ve sonrası bilinç anne sağlığını ciddi anlamda etkilemektedir. Yaşanılan yerde alınan sağlık hizmetlerindeki gelişmişlik düzeyi hamilelikte oluşabilecek riskleri azaltma da ciddi rol oynarken, bazı bölgelerdeki sağlık hizmetlerine erişim eşitsizliği zengin ve fakir arasındaki ciddi farkı ortaya koymaktadır. Bu

fark da ölüm oranlarına yansımaktadır. Bu oranı arttıran diğer faktörler ise; tesislere uzaklık, bilgi eksikliği, yetersiz ve kalitesiz hizmet, kültürel inançlar olarak sıralanabilir.

Anne ölüm riski, 15 yaş altındaki ergen kızlarda en yüksek olup, hamilelik ve doğum komplikasyonları 10-19 yaş ergen kızlarda 20-24 yaşındaki kadınlara göre daha yüksektir [9,10]. Ortalama olarak, az gelişmiş ülkelerdeki kadınlar, gelişmiş ülkelerdeki kadınlara göre daha fazla gebelik yaşarlar ve yaşam boyu gebelik nedeniyle ölüm riskleri daha yüksektir (Yüksek gelirli ülkelerde bu oran 5400'de 1, düşük gelirli ülkelerde ise 45'te 1'dir) [11].

Hamilelikte ve doğum sonrasında oluşan komplikasyonların çoğu hamilelik sırasında gelişir ve çoğu önlenebilir veya tedavi edilebilir, ancak hamilelik sırasında oluşan komplikasyonlar, özellikle kadının bakımının bir parçası olarak yönetilmezse daha da kötüleşir [11]. Tüm anne ölümlerinin yaklaşık %75'ini oluşturan başlıca komplikasyonlar şunlardır [6]:

- Şiddetli kanama (çoğunlukla doğumdan sonra kanama)
- Enfeksiyonlar (genellikle doğumdan sonra)
- Hamilelik sırasında yüksek tansiyon (preeklampsi ve eklampsi)
- Doğumdan kaynaklanan komplikasyonlar
- Güvenli olmayan kürtaj
- Geri kalanına sıtma gibi enfeksiyonlar veya kalp hastalıkları veya diyabet gibi kronik durumlar neden olur veya bunlarla ilişkilidir.

Hamilelik döneminde ve sonrasında oluşan hastalıkların belirlenmesi ve risk olacak faktörlerin takip edilmesi, anne ve bebek sağlığı için ciddi önem taşımaktadır. Bu yüzden oluşabilecek komplikasyonlar ve bu komplikasyonların anlaşılır hale gelmesini sağlayan faktörler iyi sınıflandırılmalı ve takip edilmelidir.

Hamilelik döneminde bulantı, kusma, kansızlık, yetersiz beslenme, iyot-çinko eksikliği, idrar yolu enfeksiyonu, hiper tansiyon bozukluğu, psikolojik bunalım, düşük tehlikesi, mide sorunları genellikle görülen durumlardır [12]. Bu sorunların yanı sıra, ölüm riski yüksek olan hastalıklar da oluşabilmektedir. Bu hastalıklar annede önceden olup fark edilmeyen, sonradan hamilelikle tetiklenen ya da hamilelik sırasında oluşan hastalıklar

olabilir. Aşağıdaki Çizelge 1.1'de Dünya Sağlık Örgütü (WHO) tarafından tanımlanan maternal ölüm tanımları gösterilmektedir.

Çizelge 1.1. Maternal Ölüm Tanımları (Dünya Sağlık Örgütü (WHO) 2010) [13].

Maternal Ölüm	Direk	Dolaylı
Bir kadının hamileyken veya hamileliğin sona ermesinden (lohusalık) sonraki 42 gün içinde, kaza veya tesadüfi sebepler dışında, hamilelik veya hamileliğin yönetimi ile ilgili veya hamileliğin ağırlaştırdığı herhangi bir nedenle ölümü.	Gebeliğin obstetrik komplikasyonlarından (hamilelik, doğum ve lohusalık), müdahalelerden, ihmallerden, yanlış tedaviden veya yukarıdakilerin herhangi birinden kaynaklanan olaylar zincirinden kaynaklanan ölümler. Örnekler arasında genital sistem sepsisi, gebeliğin hipertansif bozuklukları ve tromboz sayılabilir.	Önceden var olan bir hastalıktan veya gebelik sırasında gelişen ve doğrudan obstetrik nedenlere bağlı olmayan, ancak gebeliğin fizyolojik etkileriyle şiddetlenen hastalıktan kaynaklanan ölümler. Örnekler arasında kardiyovasküler hastalık, nörolojik bozukluklar, genital olmayan enfeksiyonlar ve psikiyatrik nedenler bulunur.

Oluşan komplikasyonlar yapılan tahliller, testler vb. tetkikler sonucu belli parametreler üzerinden sonuçlandırılmaktadır. Gelişen teknoloji sayesinde tetkikler sonucu seçilen parametreler üzerinden tahminleme yapılarak oluşacak komplikasyonları öğrenerek aza indirilmesi sağlanmaktadır

Hamilelikte; yaş, yüksek veya düşük tansiyon, kan şekeri seviyeleri, vücut ısısı ve nabız gibi bozukluklar yüksek seviyelerde komplikasyonlara neden olabilir. Bu komplikasyonlara bağlı olarak da hamilelik tehlike altına girebilir, anne ve bebek ölümleri gerçekleşebilir. Oluşabilecek komplikasyonları tahmin ederek komplikasyon riski ve anne-bebek ölümünü aza indirmek için son yıllarda derin öğrenme teknikleri kullanılarak çalışmalar yapılmaktadır [14].

Yakın zamanda derin öğrenmeye dayalı modeller, görüntüler, sağlık kayıtları ve zaman verileri kullanılarak komplikasyonların tahminini kolaylaştırmak gibi çok çeşitli çalışmalar yapılmış ve tıbbi görevler için kullanılmıştır. Bu tür modeller, tıp uzmanlarının hızlı ve doğru teşhis koymalarına yardımcı olur [15]. Bu sayede de tıbbi olarak daha iyi kararlar alınır.

Derin öğrenme, hasta bakımı ve klinisyenleri desteklemek için de kullanılır [16]. Derin öğrenme modelleri, tanı dahil yapılandırılmamış ve yapılandırılmış tıbbi kayıtları daha iyi doğrulukla analiz eder [17]. Derin sinir ağlarının tıbbi uygulamaları; [18] tıbbi görüntülemeyi, sağlık hizmeti veri analitiğini, anne sağlığı bakımı, ilaç keşfi [19], genomik analiz [20] ve çok daha fazlasını içerir.

Bu çalışmada kullanılan tabular veri setine TabNet modeli uygulanarak anne sağlığı risk analizi tahminlemesi gerçekleştirilmiştir. Kullanılan veri seti Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) veri portu tarafından temin edilmiş olup, bu veri seti, 450 kayıt ve 130 öznitelik içermektedir. MSF (Mother's Significant Feature) veri setiyle yapılan çalışmada 8 farklı kategoride risk analizi yapılmaktadır. Küçük ve tabular veri setlerinde daha iyi sonuç veren TabNet yönteminden faydalanılmıştır. Çalışmadaki amaç, derin öğrenme modeli olan TabNet modelini kullanılarak klasik makine öğrenmesiyle yapılan tahminlemelerden daha yüksek doğruluk oranları bulmak ve bu sayede anne sağlığı risk analizi yaparken risk tahminleme oranlarını yükseltmektir. Bu oranlar doğrultusunda derin öğrenme ile hamilelik döneminde anne ve bebek sağlığı açısından risk oluşturabilecek durumların doğru tahmin edilebilmesini kolaylaştırmak ve tıbbi olarak anne sağlığı riski azaltılabilmek hedeflenmiştir.

Tez 5 bölümden oluşmaktadır. İlk bölümde, dünya genelinde yaşanan anne sağlığı ile ilgili sorunlar, risk faktörlerinin nedenleri ve sonuçlarından bahsedilmiştir. Oluşabilecek komplikasyonların ve risklerinin derin öğrenme yöntemleri ile azaltılmasının öneminden bahsedilmiştir. Bölüm 2, literatürün incelenip yapılan çalışmaların anlatıldığı kısımdır. Anne sağlığını etkileyen risklerin nasıl sınıflandırılarak, risk oranını belirlemede makine öğrenme ve derin öğrenme yöntemleri ile ulaşılan sonuçları içermektedir. Aynı zamanda hamilelik dönemimde oluşan spesifik hastalıkları makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak risk analizi yapıldığı çalışmalar anlatılmaktadır. Bölüm 3, tez çalışmasında kullanılan yöntem ve araçlar hakkında bilgi vermekte ve aynı zamanda kullanılan veri setini, GAN metodunu ve TAbNet modelinin mimarisini içermektedir. Bölüm 4'te deneysel sonuçlar anlatılmış, modelin ürettiği oranlar paylaşılmış, elde edilen doğruluk oranları, geliştirilen modelin başarısı yorumlanmıştır. Son olarak 5. bölümde, tez çalışması sonuçlandırılmış ve değerlendirme yapılarak çalışmanın öneminden bahsedilmiştir.

2. LİTERATÜR TARAMASI

Bu bölümde tez çalışmasında ele alınan anne sağlığı risk analizine yönelik çalışmalardan bahsedilecektir. Tez çalışmasında anne sağlığı risk analizi yaparken derin öğrenme yöntemleri kullanılacaktır ancak literatürdeki çalışmalar, daha çok makine öğrenmesi modelleri kullanılarak ilerlemiş çalışmalardır.

Hamilelik döneminde gerçekleşen genelde 20 yaşından sonra gelişen Preeklampsi hastalığının riskini tahminleme için yapılan bir çalışmada [21]; sinir ağı, derin öğrenme ve makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak sonuçlar karşılaştırılmıştır. 1077 hastadan alınan 17 parametre ile parçacık sürü optimizasyonu (PSO) kullanarak, 17 parametre 9 parametreye indirgenmiştir. Leave-one-out (LOO) doğrulaması kullanılarak derin öğrenme ile %95,12 oranında risk tespit oranı elde edilirken, PSO-LOO birlikte kullanıldığında derin öğrenme %0,56 doğruluğu artarak %95,68 oranında risk tespitine ulaşmıştır. PSO ile nitelik azaltılmasıyla performans 8 kat daha hızlı şekilde iyileştirilmiştir. Bu çalışmada aynı zamanda Rule Induction, K-NN, Decision Tree, Naïve Bayes, SVM, SVM(RBF), SVM (LINEAR), Neural Network methodları da uygulanmış ve en iyi doğruluk derin öğrenme sonucunda ortaya çıkmıştır.

Hamileliğin ilk aylarında gerçekleşen komplikasyonlar sonucu sonlandırılan gebeliklerde fetal kardiyotokograf (CTG) verileri kullanılarak bir çalışma yapılmıştır. Çalışmada [22], makine öğrenme algoritmaları ile yüksek riskli olan fetüslerin CTG verileri kullanılarak kesinliği incelenmiştir. 10 farklı makine öğrenme modeli ile normal, riskli ve patolojik fetal durumları tahminlenmiştir. Uzmanlarının CTG'leri yorumlamalarına göre %70'i normal, %20'si şüpheli ve %10'u patolojik fetal durumu belirtenmiştir. Eğitim verilerinde, XGBoost, Decision tree ve random forest tarafından oluşturulan sınıflandırma modelleri, CTG izlemelerine dayalı olarak fetüsün şüpheli ve patolojik durumu %96’ dan yüksek oranda tahminlenmiştir.

Erken ölü doğum, geç ölü doğum ve erken doğum gebeliklerini tahmin etmek için yapılan bir diğer çalışmada [23] makine öğrenmesi yöntemlerini kullanılmıştır. Çalışmanın amacı, klinik bir ortamda kullanılabilecek yeni risk modelleri oluşturmaktır. Yaklaşık on altı milyon gözlemden oluşan bir Hastalık Kontrol ve Önleme Merkezleri (CDC) veri seti,

özellik seçimi, parametre optimizasyonu kullanılmıştır. Harici doğrulama için ek bir New York City (NYC) veri seti kullanılmıştır. Sınıflandırmalar için lojistik regresyon, yapay sinir ağı ve gradyan artırma karar ağacı gibi algoritmalar kullanılmıştır. En iyi performans gösteren makine öğrenimi modelleri, harici bir NYC test verilerini kullanırken AUC oranları; erken ölü doğum için 0,76, geç ölü doğum için 0,63 ve erken doğum için 0,64 şeklinde elde edilmiştir. Çalışmada, Logistic regression, Deep NN, SELU network, LGBM, Averaged ensemble, WA ensemble teknikleri kullanılmış en iyi sonuçları SELU network, LGBM and averaged ensemble teknikleri vermiştir.

Yaş, kan hastalıkları, kalp atış hızı gibi sağlık faktörlerinin hamilelik döneminde farklı komplikasyonlara yol açabilmektedir. Yakın zamanda, anne sağlığı risk tahminlemesi üzerine yapılan bir çalışmada [24] bu faktörlere bağlı komplikasyon riskini azaltmak için yapılan risk tahminlemesinde yapay sinir ağlarının geliştirerek derin sinir ağı mimarisi olan DT-BiLTCN kullanılmıştır. 1218 örnekten oluşan veri setine makine öğrenmesi modellerinin yanı sıra daha iyi performans çıkaran bu modelle SVM kullanılarak %98 oranında doğruluk sağlayan sonuçlar edilmiştir.

Bangladeş' te 2030 yılına kadar anne ve çocuk ölümlerinin azaltılması amaçlanmıştır. Bu nedenle analitik toollar ve makine öğrenmesi kullanarak risk faktörlerinin analizi için bir çalışma [25] yapılmıştır. Risk faktörlerini sınıflandırma yapan analizlerden sonra makine öğrenimi algoritmaları ile risk tahminlemesi yapılmıştır. Aralarından Değiştirilmiş Desicion Tree algoritması ile WEKA platformunda en yüksek doğruluğa %97 oranında ulaşılmıştır.

Filipinler'de hamileler için doğum hizmetlerinin geliştirilmesi ve olumsuz hamilelik sonuç doğruluğunu tespit etmek için, bulut tabanlı bir sunucu ile alınan 97 örnekli bir veri setine Decision Tree, Random Forest Decision Tree, K-Nearest Neighbor, and Support Vector Machine makine öğrenme algoritmaları uygulanmıştır [26]. Tüm algoritmaların doğruluk oranı test edildikten sonra en yüksek doğruluk 0,987 oranı ile Random Forest Desicion Tree algoritmasıyla gerçekleşmiştir.

Nijerya'nın kırsal ve uzak kesimlerinde yaşayan kadınlar için anne ölümlerinin tahminlemesi ve risk değerlendir sisteminin geliştirilmesi için yapılan çalışmada [27], kan basıncı, kan şekeri seviyesi, kilo gibi fizyolojik parametrelerdeki değişikliklerden, oluşan

komplikasyonları tahminlemek için makine öğrenmesi metotları kullanılmıştır. MATLAB üzerinde, Karar Ağacı Sınıflandırma ve Regresyon (DTCR) yöntemini kullanarak risk tahminlerini uygulanabilir hale getirilmiş ve %89,2 doğru sınıflandırma yapılmıştır. Daha sonra, Destek Vektör Makinesi (SVM) modeli ile karşılaştırmalı bir analiz yapılmıştır ve doğru sınıflandırma oranı %69,5 olarak belirlenmiştir.

Literatür taraması sonucu Çizelge 2.1'de klasik makine öğrenmesi ile yapılan çalışmalar ve çalışmaların içerikleri belirtilmiştir.

Çizelge 2.1. Makine Öğrenmesi ile yapılan çalışmaların; Çalışma hedefleri, özellik türleri ve algoritmalar arasındaki ilişki [28].

Çalışma Hedefleri	Nitelik Kategorileri	Kullanılan Algoritmalar
Doğum şeklini tahminleme	Demografik faktörler, obstetrik özellikler, anneye ait faktörler	DT, NB, SVM, GLM
Düşük kilolu grup, yüksek kilolu grup arasında vajinal amaçlanan makat doğumların anne ve yenidoğan sonuçlarını karşılaştırmak		MA
Sezaryen doğum sonrası vajinal doğumun başarısının tahmin edilmesi	Demografik faktörler, obstetrik özellikler, anneye ait faktörler, tıbbi ve obstetrik öykü, yenidoğan özellikleri, ultrason ölçümleri, davranış parametreleri	MA, UA, RF, AE, GB
Erken/aşırı erken doğum tahmini	Demografik faktörler, Obstetrik özellikler, Anneye ait faktörler, güncel tıbbi kayıt, tıbbi ve doğum geçmişi	DT, NN, RF, KNN
Hamilelik sırasında risk düzeyinin tahmin edilmesi	Demografik faktörler, obstetrik özellikler, anneye ait faktörler, tıbbi ve obstetrik öykü	C4.5 DT
Gönüllü olarak gebelik sözleşmenin feshedilmesiyle ilgili risklerin araştırılması	Demografik faktörler, obstetrik özellikler, tıbbi ve obstetrik öykü, gebelik sonlandırma özellikleri	DT, GLM, SVM

Çizelge 2.1. (Devam) Makine Öğrenmesi ile yapılan çalışmaların; çalışma hedefleri, özellik türleri ve algoritmalar arasındaki ilişki [28].

Rahim yırtılması riskinin tahmini	Demografik faktörler, obstetrik özellikler, anneye ait faktörler, tıbbi ve obstetrik öykü	LR
Perinatal ölüm riskinin tahmini	Demografik faktörler, obstetrik özellikler, anneye ait faktörler, davranışsal parametreler	LR, MA, UA
Erken doğuma neden olan faktörleri araştırmak	Demografik faktörler, obstetrik özellikler, anneye ait faktörler, davranışsal parametreler, tıbbi ve doğum öyküsü, mevcut tıbbi kayıt	NB, SVM, NN, C5.0 DT, clustering PAM
Düşük doğum ağırlığının ve sorumlu faktörlerin tahmin		DT, SVM, RF, NB, NN, LR, J48
Başarılı vajinal doğumla ilgili faktörlerin belirlenmesi	Demografik faktörler, obstetrik özellikler, anneye ait faktörler, tıbbi ve obstetrik öykü	MA
Acil sezaryenden sorumlu faktörleri araştırmak	Demografik faktörler, obstetrik özellikler, anneye ait faktörler, tıbbi ve obstetrik öykü, neonatal özellikler	MA, UA
IVF sonrası başarılı hamileliği tahmin etmek	Demografik faktörler, anneye ait faktörler, tıbbi ve doğum öyküsü, ultrason ölçümleri	SVM, C4.5, RF, CART
Tüp Bebek Tedavisinde Erken Gebelik Kaybının Öngörülmesi		LR, SVM, DT, BPNN, XB, RF
Tüp Bebek Tedavisi Sonrası Canlı Doğum Şansının Tahmin Edilmesi		SVM, RF, LR, XB
Doğum indüksiyonunun uygunluğunun belirlenmesi	Demografik faktörler, anneye ait faktörler, tıbbi ve doğum öyküsü, ultrason ölçümleri	MA
Doğumun ilerleyişini tahmin etmede serviks uzunluğunun potansiyel değerini belirlemek		MA, UA

Derin öğrenme ile yapılan bir çalışmada, gebelikte anne sağlığı risk sınıflandırması için yapay sinir ağlarının (ANN) ve Random Forest algoritmaları ile derin bir hibrit model önerilmektedir. Hamile kadınlarda risk sınıflandırmasını doğru ve etkin sonuçlandırmak içim iki algoritma birleştirilmiştir. Kullanılan veri seti yaş, sistolik ve diyastolik kan basıncı, kan şekeri, vücut ısısı ve kalp hızı gibi özelliklerden oluşmaktadır. Veri seti %75'i eğitim için, %25'i ise test için bölünmüştür. ANN ve RF algoritmaları ile modelin test veri kümesinde %95 doğruluk, %97 kesinlik, %97 geri çağırma ve 0,97 F1 puanı elde edildiğini göstermiştir [29].

Diğer bir derin öğrenme çalışması olan aşırı erken doğum tahmin etmeye odaklanmıştır. 28-32 hafta arası doğumlar çok erken doğum, 32-37 haftaları arası erken doğum olarak ifade edilmektedir. Gebeliğin 28. haftasından önce gerçekleşen doğumlar aşırı erken doğum olarak adlandırılıp, yeni doğan ölümlerinin sık olduğu dönem olarak belirtilmiştir. Elektronik sağlık kayıtları kullanılarak aşırı erken doğum (EPB) tahmin etme çalışması yapılmıştır. EPB'nin yaygınlığının düşük olması nedeniyle RNN modeli, Vanderbilt Üniversitesi Tıp Merkezi'ndeki 25.689 doğumdan elde edilen 10 yıllık EHR verileriyle kullanılmıştır. Performanslarını, dengeli ve doğal EPB oranına sahip veri kümeleri üzerinde eğitilmiş geleneksel makine öğrenimi modelleriyle (lojistik regresyon, destek vektör makinesi, gradyan artırma) karşılaştırmalar yapılmıştır. Yapay olarak dengelenmiş verilerle eğitilen RNN topluluğu modelleri, doğal olarak dengesiz EPB oranına sahip veri kümeleri üzerinde eğitilen RNN modellerinden daha yüksek bir AUC (0,827'ye karşı 0,744) ve hassasiyete (0,965'e karşı 0,682) ulaşmıştır. Ayrıca, RNN topluluğu modellerinin AUC (0,827) ve duyarlılığı (0,965), dengeli veriler üzerinde eğitilen en iyi temel modellerin AUC (0,777) ve duyarlılığından (0,819) daha yüksek sonuçlar vermiştir. Ek olarak, ikiz gebelik, kısa serviks uzunluğu, hipertansif bozukluk, sistemik lupus eritematozus ve hidroksiklorokin sülfat gibi risk faktörlerinin de EPB ile anlamlı düzeyde ilişkili olduğu belirlenmiştir [30].

Her yıl Amerika’daki gebeliklerin %8 ile %10'unu etkileyen hipertansif bir komplikasyon Preeklampsi, erken tahmin edilmesiyle morbidite ve mortalite azaltılması hedeflenmiştir. Verilerin ciddi dengesizliği ve seyrek yapısının yanı sıra ırksal eşitsizlikleri de göz önünde bulundurarak, kanal senkronizasyonu derin sinir ağına (CSDNN) dayanan yeni bir yöntem kullanarak Preeklampsi tahmini yapılmıştır. Modelde, Amerika'daki çeşitli azınlık popülasyonlarını temsil eden, geniş ve zengin veri kaynaklarını kullanarak doğrula

yapılmıştır. Kaynaklarda; Texas Public Use Data Files (PUDF), Oklahoma PUDF ve Magee Obstetric Medical and Infant (MOMI) veri tabanları bulunmaktadır. Texas ve Oklahoma PUDF için AUC sırasıyla %66,3 ve %63,5 iken, ağırlıklı çapraz entropi kaybı fonksiyonuna sahip CSDNN modeli, MOMI verileri için %76,5'lik bir AUC ile daha iyi performans göstermektedir. Ayrıca, odak kaybı işleviyle donatılmış CSDNN modeli, Teksaslı Afrikalı Amerikalılar için %66,7 ve Yerli Amerikalılar için %57,1'lik bir AUC'ye yol açmaktadır. En iyi sonuçlar, Oklahoma Afrikalı Amerikalı için ağırlıklı çapraz entropi kaybı fonksiyonlu CSDNN ile %62,3 AUC, Oklahoma Yerli Amerikalı için DNN ve dengeli toplu iş ile %58 AUC ve ağırlıklı çapraz entropi kaybı fonksiyonlu CSDNN veya CSDNN kullanılarak %72,4 AUC ile elde edilmiştir [31].

Hamilelikteki stres hem çocukların gelişimine hem de hamile kadınların sağlığına zarar vermesinden dolayı hamile kadınların stres düzeyini tahmin etmek için bir çalışma yapılmıştır. Çalışmada, geçmişte geliştirilen; kadınların stresini tahmin etmek için birçok makine öğrenimi ve derin öğrenme algoritmaların daha karmaşık bir tasarım, yüksek yanlış sınıflandırma olasılığı, yüksek hata yapma olasılığı ve daha az verimlilik gibi bazı sorunlarına vurgu yapmıştır. Bu hususları göz önünde bulundurarak çalışmada, çalışan hamile kadınların stres düzeylerini tahmin etmek için derin tekrarlayan sinir ağı (DRNN) olarak bilinen bir derin öğrenme modeli kullanılarak geliştirmiştir. Veri kümesi hazırlama, özellik çıkarma, optimal özellik seçimi ve DRNN ile sınıflandırma yapılmıştır. DRNN ile %97 doğruluk, %98,5 kesinlik, %99,5 geri çağırma ve %96 F1 puanı elde edildiğini göstermiştir [32].

Yapılan diğer bir çalışma, IoT sensörlerine dayalı yüksek riskli gebelikler için anne ve fetal sinyallerin izlenmesine yönelik entegre bir çözümün geliştirilmesini, veri analitiğine dayalı özellik çıkarımı ve tek boyutlu Evrişimli Sinir Ağı (CNN) sınıflandırıcısına dayalı akıllı bir teşhis yardım sisteminin geliştirilmesi anlatılmaktadır. Fetal Kalp Atış Hızı ve uterus tonus aktivitesi, kan basıncı, kalp atış hızı, sıcaklık ve oksijen satürasyonu gibi bir grup anneye ait klinik gösterge izlenmiştir. Çoklu veri kaynakları, farklı format ve hızlarda önemli miktarda veri üretildikten sonra, bulut katmanına dayalı bir acil durum teşhis alt sistemi önerilmiştir ve hem anne hem de fetal acil durumlar için %92,59 doğruluk elde edilmiştir. Çoklu özellik çıkarımı ve doğrusal ve doğrusal olmayan ölçümlerin hesaplanması için akıllı bir sağlık analitiği sistemi önerilmiştir. Son olarak, altı olası çıktı dikkate alınarak anne, fetal ve eş zamanlı sağlık durumu sınıflandırmasına yönelik bir

tahmin sistemi olarak bir sınıflandırma tekniği önerilmektedir. CNN ile 0,74 ile 0,91 arasında değişen F1 puanı elde edilmiştir [33].

Çizelge 2.2. Derin Öğreneme ile yapılan çalışmaların; çalışma hedefleri, özellik türleri ve algoritmalar arasındaki ilişki [29-32].

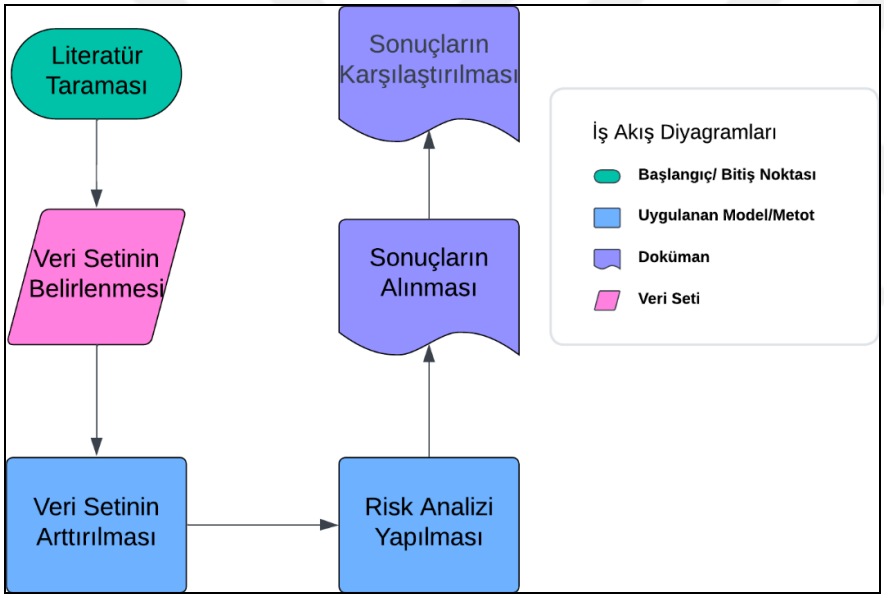
Çalışma Hedefleri	Nitelik Kategorileri	Kullanılan Algoritmalar
Gebelikte anne sağlığı risk sınıflandırması	Anneye ait tıbbı ve fizyolojik faktörler	ANN, RF [29]
Aşırı erken doğum tahminleme	Elektronik sağlık kayıtları	RNN [30]
Preeklampsi (PE) erken tahminlenmesi	Demografik faktörleri anneye ait faktörler	CSDNN [31]
Hamile kadınların stres düzeyi tahminleme	EEG sinyalleri	DRNN [32]
Annenin fetal ve eş zamanlı sağlık durumu sınıflandırması	Anneye ait tıbbı ve fizyolojik faktörler	CNN [33]

Çizelge 2.2' de anne sağlığı ile ilgili derin öğreneme ile yapılan çalışmaların hedefleri, öznitelik türleri ve algoritmalar arasındaki ilişki özetle gösterilmektedir. Bu çalışmalar dışında derin öğrenme ile yapılan çalışmalar hem yeni hem de az sayıdadır. Günümüzde derin öğrenmeye olan ilgiyle çalışmalar artacaktır.

Literatür taramasının ardından, karşılaştırma yapılması açısından önceden makine öğrenmesi ile sonuçlandırılan bir çalışmada kullanılan veri setinin kullanılmasına karar verilmiştir. Bu sayede ilgili modeller uygulandıktan sonra literatürdeki sonuçlar ile modelin sonuçları karşılaştırılarak daha güvenilir ve doğru bir sonuç elde edilmesi ve derin öğrenme ile hamilelik döneminde anne ve bebek sağlığı açısından risk oluşturabilecek durumların doğru tahmin edilebilmesi sağlanarak tıbbi olarak anne sağlığı riskini azaltmak hedeflenmiştir. Veri setine karar verildikten sonra literatür sayesinde veri setinin özellikleri göz önünde bulundurularak uygulanacak derin öğrenme yöntemine karar verilmiştir.

3. MATERYAL VE METOTLAR

Yapılan çalışmada amaç, tabular bir veri seti kullanarak, derin öğrenme yöntemi ile anne sağlığı risk analizi yapmaktır. Çalışmanın adımlarına bakıldığında, ilk olarak konu ile ilişkili veri seti bulunmuş, veri seri kullanılarak yüksek tahminleme yapılması için GAN metodu ile veri üretme işlemi yapılarak derin öğrenme modeli belirlenmiştir. Çalışmada derin öğrenme modeli olarak TabNet kullanılmıştır. Modeller ve metotlar, Python programında ilgili kütüphaneler kullanılarak geliştirilmiştir. Yapılan çalışmadaki adımlar Şekil 3.1' de gösterilmiştir. Bu bölümde; derin öğrenme, kullanılan veri seti ve yöntemler ile ilgili detaylı açıklamalar verilmiştir.

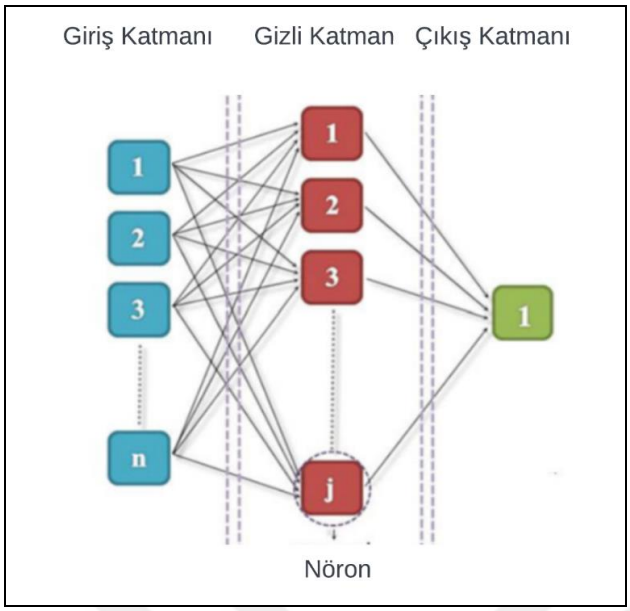


Şekil 3.1. Projenin Çalışma Diyagramı

3.1. Derin Öğrenme

Yapay zekâ ile ilgili ilk çalışmalar Turing Makinesi ve örneklem mantığına dayanmaktadır [34]. Yapay zekânın gelişimini, klasik makine öğrenmesi ve yapay sinir ağları takip etmektedir.

Yapay sinir ağları, biyolojik sinir ağlarından esinlenerek oluşturulmuş bir matematiksel bir modeldir. Yapay sinir ağları genellikle girdi ve çıktı arasındaki modellemek için kullanılır [35]. Şekil 3.2'de yapay sinir ağlarının genel yapısı gösterilmiştir.

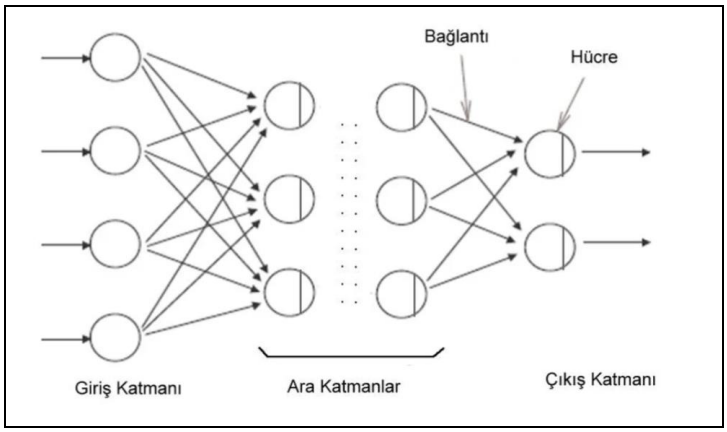


Şekil 3.2. Yapay Sinir Ağları Mimarisi [36]

Derin öğrenme, makine öğrenmesinin alt kümesi olarak ifade edilmektedir. Kendi başına öğrenmeyi ve gelişmeyi temel alan bir tekniktir. Makine öğrenmesi basit kavramları kullanırken derin öğrenme, insanların düşünme ve öğrenme şeklini kullanarak tasarlanmış yapay sinir ağlarıyla çalışmaktadır. Derin öğrenme algoritmaları yapay sinir ağlarının yapısal olarak daha karmaşık hali olarak düşünülebilir [35]. Bu algoritmalarda giriş ve çıkış katmanları arasında birden fazla gizli katman bulunmaktadır [37]. Derin öğrenmenin bileşenleri şu şekildedir;

- Yapay Sinir Ağları (YSA): Derin öğrenme, genellikle çok katmanlı yapay sinir ağlarını içerir. Bu ağlar, insan beynindeki sinir ağlarına benzer bir şekilde örgü halindedir ve bilgiyi işleyebilmek için birbirine bağlı birçok düğümden (nöron) oluşur.

- Çok Katmanlı Yapı (Derin Ağlar): Derin öğrenme modelleri, genellikle birçok katmandan oluşur ve her katman, veriyi belirli bir şekilde işleyerek ve temsilleyerek önceki katmandan gelen çıktıları alır. Giriş katmanı veriyi alır, ara katmanlar karmaşıklığı artırır ve çıkış katmanı sonuçları üretir.



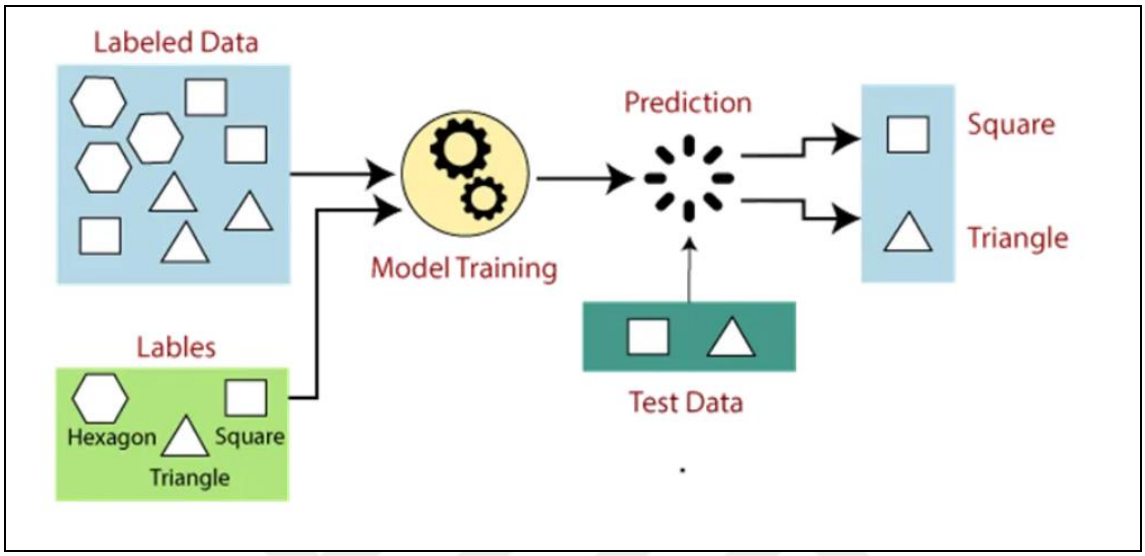
Şekil 3.3. Derin Ağlar

- Geri Yayılım Algoritması: Bu algoritma, modelin çıktılarının gerçek sonuçlarla karşılaştırılması ve ardından hatayı minimize etmek için ağıdaki ağırlıkların güncellenmesi işlemini içerir.

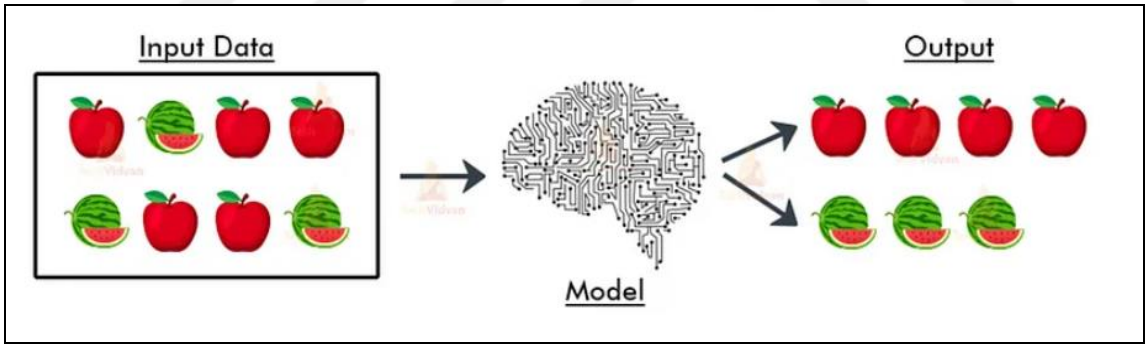
- Büyük Veri ve Yüksek Hesaplama Gücü: Genellikle büyük veri setleri üzerinde eğitilen modeller olduğu için yüksek hesaplama gücüne ihtiyaç duyar. Bu nedenle, modern GPU'lar ve diğer yüksek performanslı hesaplama cihazları derin öğrenmeyi hızlandırmak için yaygın olarak kullanılır.

Şekil 3.3'te her bir yuvarlak, bir nöronu temsil etmektedir. Giriş katmanı modelin öğrenmesi için örneklerin vektör formatında sunulduğu katmandır. Giriş katmanındaki her bir nöron (girdi), özelliği temsil etmektedir. Birbirini izleyen katmanlar arasında önceki nörondan çıkan değer, diğer katmandaki tüm nöronlara iletilmektedir. Nöronlardan çıkan ok sayısı, ağın ağırlıklarını ifade etmektedir. Katmanlardaki nöronlardan çıkan değer, ağırlık değeriyle çarpıldıktan sonra, bias değerinin eklenmesiyle izleyen katmandaki nöronun giriş değerini oluşturmaktadır. Girdi katmanı dışındaki, tüm nöronlarda aktivasyon adı verilen bir işlem uygulanarak oluşan değer nöronun çıkış değeri olmaktadır. Bu işlem katmanlar boyunca giriş katmanından, çıkış katmanına ileriye doğru sürdürülür. Çıkış katmanında elde edilen sonuç, asıl değeriyle karşılaştırılmaktadır. Geri yayılım algoritması kullanılarak çıktılarının gerçek sonuçlarla karşılaştırılması ve ardından hatayı minimize etmek için ağıdaki ağırlıkların güncellenmesi işlemini gerçekleştirilmektedir [38,39]. Bu işlemi etiketli bir veri ile çıktıları doğrulayarak yapmak denetimli ögrenme olarak ifade edilmektedir (bkz. Şekil 3.4). Denetimsiz öğrenme de ise Şekil 3.5'te

gösterildiği üzere etiketlere sahip olmayan veriler ile sınıflandırma yaparak, model etiket oluşturup sisteme geri besleme ile doğru çıkış verisini doğru-yanlış bilgisini vermek sonucu bulana kadar model ağırlıklarında güncelleme yapmaktadır [39].



Şekil 3.4. Denetimli Öğrenme



Şekil 3.5. Denetimsiz Öğrenme

3.2. Veri Seti

Yapılan çalışmada ihtiyaç olan veri seti Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) veri port sitesinden temin edilmiştir. IEEE veri port, uluslararası olup derin öğrenme ve makine öğrenmesi alanlarında kullanıma uygun veri setleri barındıran bir kuruluştur. IEEE aracılığıyla çalışmada kullanılan veri seti tabular özelliktedir. Tabular veriler, satırlar ve sütunlar halinde yapılandırılmış verilerdir. Her satır, birçok nitelikten oluşan bilgileri içermektedir. Örneğin; tıbbi kayıtlar genellikle tablo biçiminde

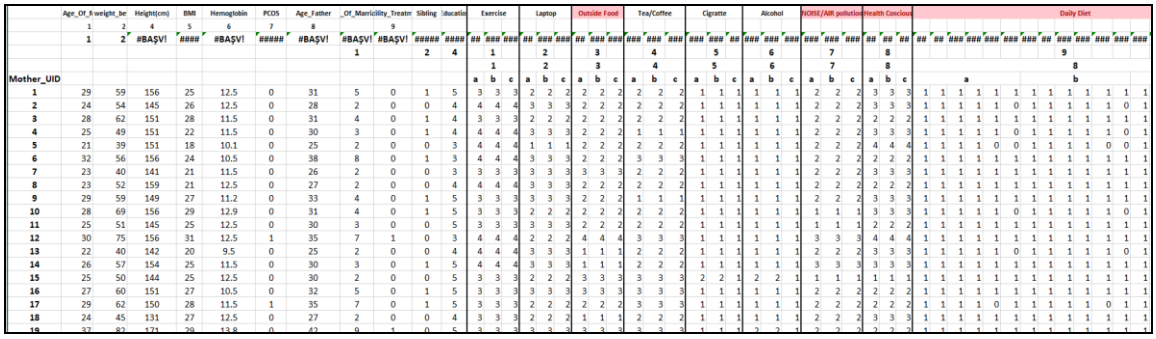
hazırlanmaktadır. Her satır bir hastaya karşılık gelir ve sağlık, sosyal, demografik, fiziksel vb. bilgileri içerir. Tabular yapılar, çeşitli ve büyük miktarda verinin hazırlanmasına ve kullanılmasına imkân tanımaktadır.

Veri seti, 450 kayıt ve 130 nitelikten oluşan tabular yapıda bir veri setidir (bkz. Resim 3.1). 130 nitelik annenin;

- Fiziksel ve sağlık
- Yaşam tarzıyla
- Sosyal statüsü
- Stres seviyesi
- Hamilelik ve bebek sağlığı ile ilgili özelliklerden oluşmaktadır.

MSF veri setinde ‘1’ ‘evet/doğru’, ‘0’ ise ‘hayır/yanlış’ anlamına gelmektedir. Eksik değere sahip nitelikler aşağıda belirtilmiştir:

- Doğumdan Önce Annenin Ağırlığı
- Düşük Geçmişi
- İstek
- Aile Desteği
- Aileyi destekleyen kadınlar
- Hobiler



Resim 3.1. Veri Setinden Örnek Alıntı

MSF veri seti üzerinde yapılacak çalışma sonucu risk analizi tahmini yapılacak nitelikler ise Çizelge 3.1’ de gösterilmektedir.

Çizelge 3.1. Risk Analizi Yapılan Nitelikler

Nitelikler
Erken doğum (Preterm)
Tam zamanında doğum (Fullterm)
Tek/ikiz bebek (No of Births)
YYBÜ'de kalma zorunluluğu (NICU Stay)
Bebekte doğumdan sonra sarılık tespiti (Jaundice)
Sezaryen Doğum (C-Section)
Vajinal Doğum (Vaginal Delivery)
Doğum için yapay ağrı verme ihtiyacı (Indunce Pain)

Veri seti, 450 örnekten oluştuğu için GAN ile veri seti genişletilmesi amaçlanmıştır. Zamana bağlı bir veri seti olmadığı için de tabular veri setlerine uygulanan yöntem olan TabNet kullanılmıştır.

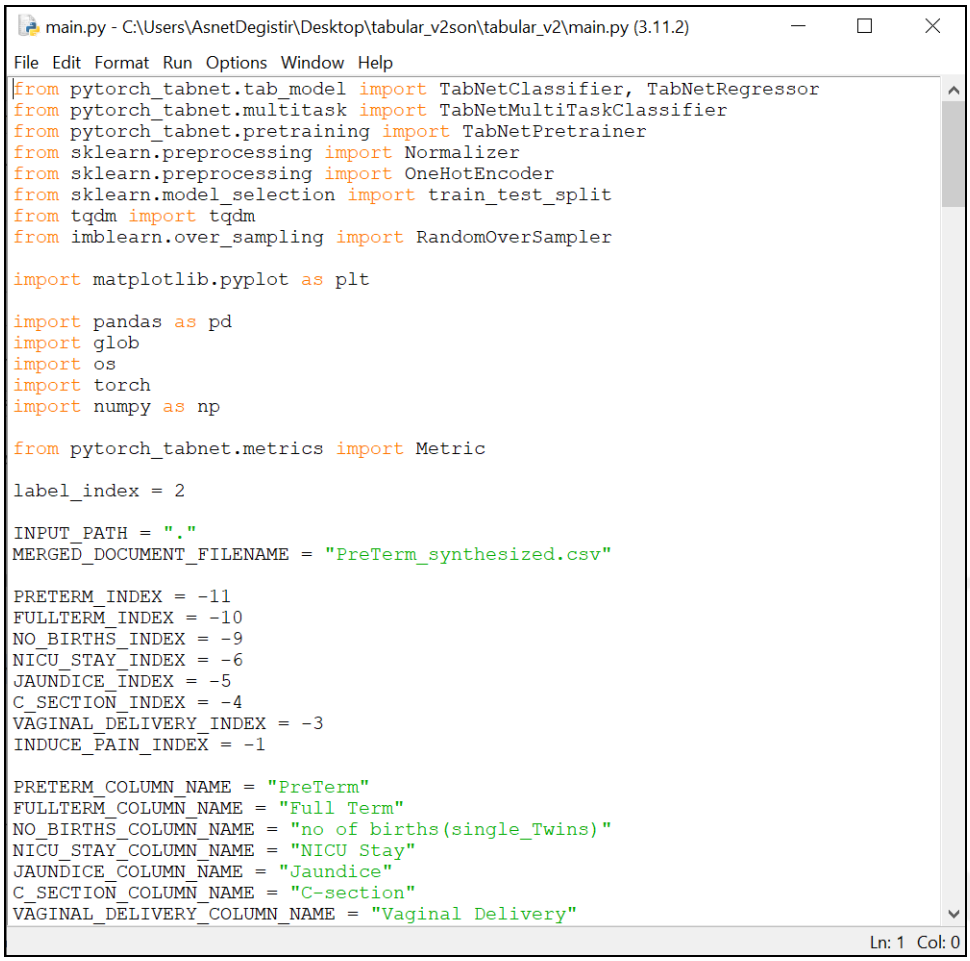
3.3. Çalışmanın Geliştirilme Ortamları

Çalışma, 12 GB RAM, 64 bit işletim sistemi, Intel® Core(TM) i7 -4500U CPU @ 1.8GHz işlemcili, SATA 3.0 2.5" 500 GB SSD belleğe sahip bilgisayar ortamında geliştirilmiştir. Ayrıca bu bölümde geliştirme ortamında kullanılan programlardan bahsedilmektedir.

3.3.1 Python IDLE

Python IDLE, Python programlama dilinin kullanıldığı geliştirme ortamıdır. Kod bloklarını oluşturmak, değiştirmek ve çalıştırmak için kullanılan, hata ayıklayıcısı olan entegre geliştirme ortamıdır (IDE). Veri analizi, makine öğrenmesi, derin öğrenme, oyun geliştirme vb. birçok alanda kullanılmaktadır.

Kullanımı kolay, ücretsiz, farklı işletim sistemleri üzerinde kullanılabilen, basit arayüzü olan bir geliştirme ortamıdır (bkz. Resim 3.2).



Resim 3.2. Python IDLE

3.3.2. Anaconda

Anadonca ücretsiz indirilebilen bir, Python ve R için geliştirilen ve bilimsel hesaplamalara yönelik paketler içeren platformdur. ‘conda’ sayesinde paket ve gereksinim yönetimi, sanal ortam yönetimi gerçekleştirilmektedir. Paket ve gereksinim yönetimi; paketlerin kolay kurulması ve kullanılmasını sağlarken, sanal ortam; izole ortamlarda geliştirme yapılmasına olanak sağlar [40].

3.4. Çalışmada Kullanılan Kütüphaneler

Pytorch, açık kaynak kodlu derin öğrenme kütüphanesidir. Dinamik grafik oluşturma sistemine sahiptir. Model oluştururken esneklik sağlar. Sınıflandırma problemlerini çözmek, yapay sinir ağlarını kullanarak nesne tespiti gibi problemleri çözmek, yapay sinir ağlarını kullanarak görüntü bölme gibi problemleri çözmek için kullanılmaktadır. Ayrıca

üretici modelleme problemleri ve doğal dil işleme problemlerini çözmek için kullanılmaktadır [41].

Scikit-learn veya Sklearn, makine öğrenmesi modelleri oluşturmak için kullanılan Python temelli bir kütüphanedir. Regresyon, kümeleme ve sınıflandırma için kullanılan pek çok öğrenme algoritmasına sahiptir [42].

Pandas, verinin okunması, veri üzerinden işlem yapılması, veri türünün değiştirilmesi, gruplandırılması ve filtrelenmesi vb. işlemleri yapan kütüphanedir.

Numpy, vektör ve matris verilerini işlemek için kullanılmaktadır. Veri işleme, sayısal hesaplama, makine öğrenmesi vb. alanlarda kolaylık sağlamaktadır [41].

Matplotlib kütüphanesi görsel grafikler oluşturmasını sağlayan kütüphanedir.

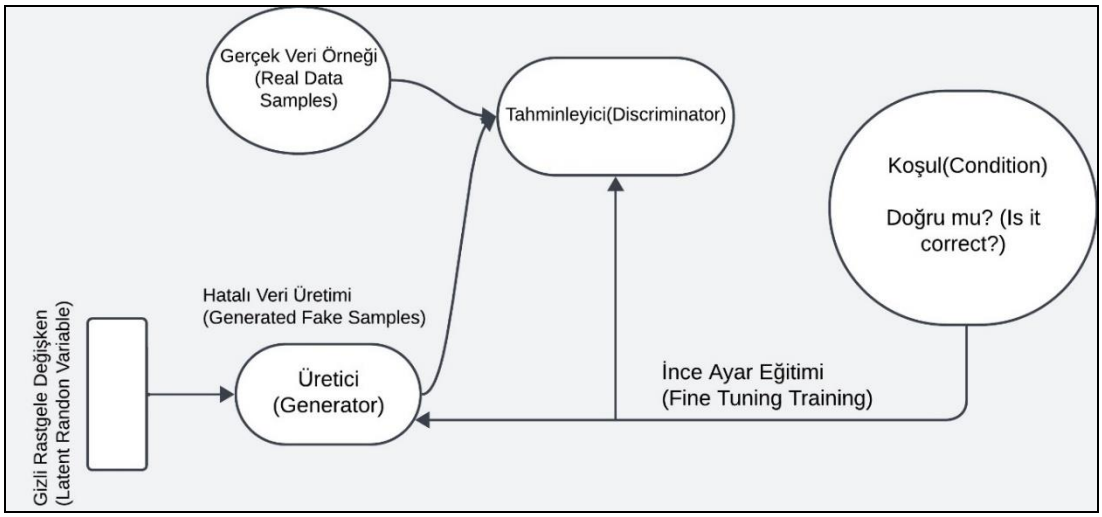
Math, matematiksel işlem ve fonksiyonları içiren kütüphanedir.

Seaborn, Matplotlib kütüphanesine yüksek seviye arayüz sağlayan bir kütüphanedir. Estetik olarak hoş olan varsayılan temaları kullanma, özel olarak renk paleti belirleme, göz alıcı istatistiksel grafikler yapma, dağılımları kolayca ve esnek bir şekilde sergileme, matris ve Data Frame içindeki bilgileri görselleştirme olanakları sağlamaktır [43].

3.5. GAN Metodu

Kullanılan veri seti boyutu 450 örnekten oluşmaktadır. Veri seti büyüklüğü, sonuçları tahminlemede önemli olduğu ve derin öğrenme modelleri kullanırken büyük verilere ihtiyaç duyulduğu için veri üretme ihtiyacı doğmuştur. Amaç, veri setindeki örneklere dayanarak gerçekçi yani, örnek verilerle eşit olmasa bile benzer niteliklere sahip olması veriler oluşturmaktır. Bu hedefe ulaşmak ilk olarak Generative Adversarial Network (GAN) metodu ile 450 örnekten oluşan veri setini 2000 örneğe çıkartılmıştır. Akabinde, uygulanacak model ile daha kesin ve doğru sonuçlar elde edilmesi amaçlanmıştır.

GAN'lar ilk olarak 2014 yılında Ian J. Goodfellow ve meslektaşları tarafından tanıtılmıştır. [44]. Bu çalışmada Vanilya GAN dediğimiz GAN'ların orijinal versiyonu kullanılmaktadır.



Şekil 3.6. GAN Çalışma Diyagramı

GAN'lar, biri üretici ve biri tahminleyici olan iki sinir ağından oluşan derin öğrenme mimarisidir (bkz. Şekil 3.6). Üreteç, belirli bir gerçek veri örnekleri kümesine benzer yeni veri örnekleri üretmek üzere eğitilir. Buna karşılık, tahminleyici, üretilen örnekler ile gerçek örnekler arasında ayrım yapmak üzere eğitilmektedir. Bu iki ağ birbiriyle rekabet halinde eğitilir; üretici gerçek örneklerden ayırt edilemeyen örnekler üretmeye çalışır ve tahminleyici de bir örneğin gerçek mi yoksa üretilmiş mi olduğunu doğru bulmaya çalışmaktadır [45]. Üreteç G ve tahminleyici D için, Üretken model G, gerçek veri uzayı x'in veri dağılımını p(g) anlar. Daha sonra, bir giriş gürültü değişkenini dikkate alarak, Üreteç G, x ile aynı dağılıma sahip yeni rakip örnekler G(z) üretir. Üreteç G, Tahminleyici D'nin üretilen örnekleri gerçek örnekler olarak doğru tahmin etme olasılığını en üst düzeye çıkarmak için eğitilirken, Tahminleyici D, verilen örneğin gerçek mi yoksa Üreteç G tarafından mı üretildiğini ayırt etmek için eğitilir. Vanilla GAN'ın matematiksel ifadesi, gerçek ve üretilen dağılımlar arasındaki çapraz entropiden türetilmiştir ve aşağıdaki gibidir [46]:

$$\min_G \max_D V(D,G) = \mathbb{E}_{x\sim p_{data}(x)}[\log D(x)] + \mathbb{E}_{z\sim p_z(z)}[\log(1-D(G(z)))] \quad (3.1)$$

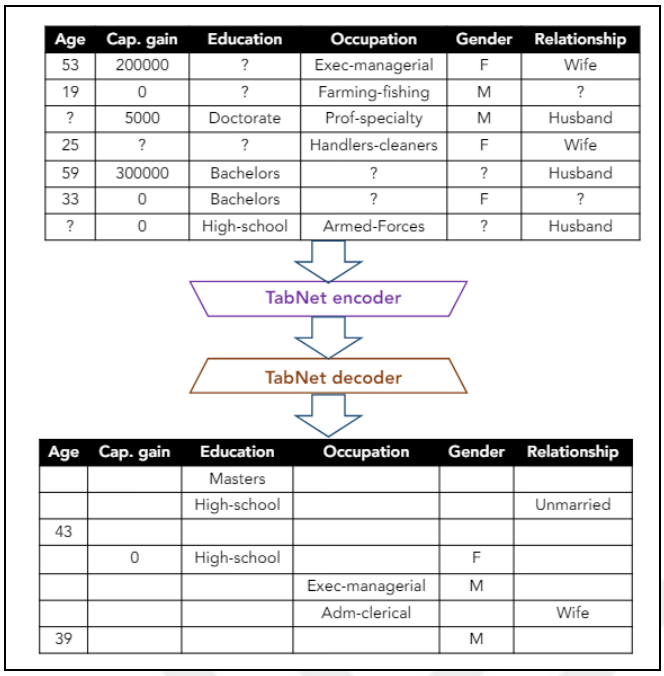
Denklem (1)'de, $D(x)$ Tahminleyicisi $V(G, D)$ miktarını maksimize etmeye çalışır, herhangi bir $G(z)$ Üreteci için, $G(z)$ ise z verildiğinde üretecin çıkışıdır. $\mathbb{E}x\sim pdata(x)$ ve $\mathbb{E}z\sim pz(z)$ sırasıyla tüm gerçek veri örnekleri ve üretilen tüm sahte örnekler üzerinden beklenen değerlere karşılık gelir. Bu görev için global optimum, $pdata=pg$ olduğunda gerçekleşir ve bu, eğitim kriterinin global minimumuna karşılık gelir. Sonlu veri kümelerini eğitirken

aşırı uyumdan kaçınmak için, Tahminleyici D, Üreteç G ile eş zamanlı olarak optimize edilmelidir. Öğrenme sürecinin başlangıcında, Tahminleyici D, Üreteç G tarafından oluşturulan yüksek güvenilirlik örneklerini eğitim verilerinden farklı oldukları için reddedebilir. Bunu ele almak için, Üreteç G log(1-$D(G(z))$ minimize etmek yerine log$D(G(z))$ maksimize edecek şekilde eğitilebilir [46].

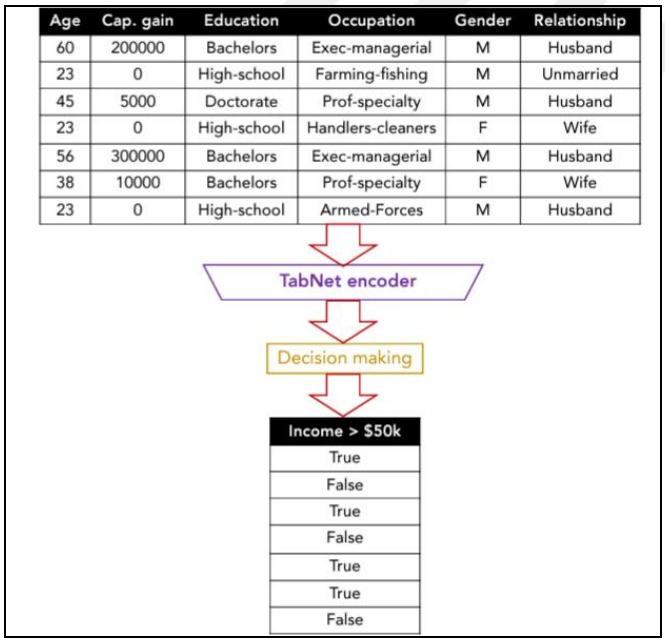
3.6. TabNet Modeli

TabNet modelinde, tablo verileri herhangi bir ön işleme olmadan, gradyan iniş tabanlı optimizasyon kullanılarak eğitim için kullanılır. Her karar adımında nitelikleri seçmek için sıralı dikkat kullanır ve öğrenme kapasitesi en kullanışlı öznitelikler için kullanıldığından yorumlanabilirlik ve daha iyi öğrenme sağlar. Öznitelik seçimi örnek bazındadır ve eğitim veri kümesinin her satırı için farklı olabilir. TabNet, öznitelik seçimi ve akıl yürütme için yumuşak öznitelik seçimi (SMOTE) olarak bilinen tek bir derin öğrenme mimarisi kullanır [47].

TabNet modelinde iki çeşit öğrenme modeli bulunmaktadır. Şekil 3.7 denetimsiz ön eğitim (Unsupervised Pre-Training), Şekil 3.8 ise denetimli ince ayar (Supervised Fine-Tuning) olarak ifade edilmektedir. Denetimsiz ön eğitim dekoder sayesinde maskeleme yapıp yeniden tahminleme ile sistemi eğitirken, Şekil 3.8'de belirtilen denetimli ince ayar yöntemi de karar ağacı yapısıyla sonucun doğru ve yanlış olmasını tespit etmektedir.

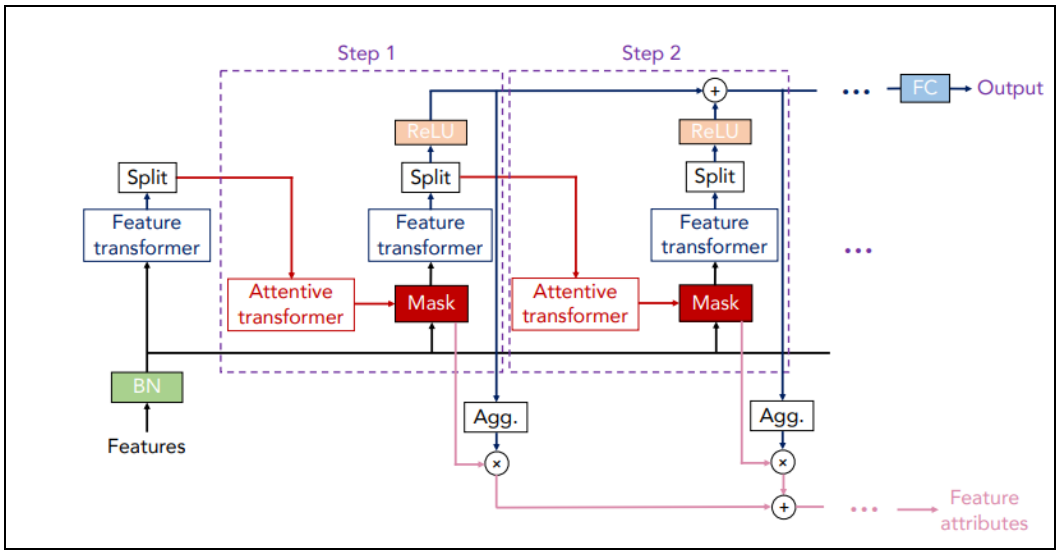


Şekil 3.7. Denetimsiz Ön Eğitim



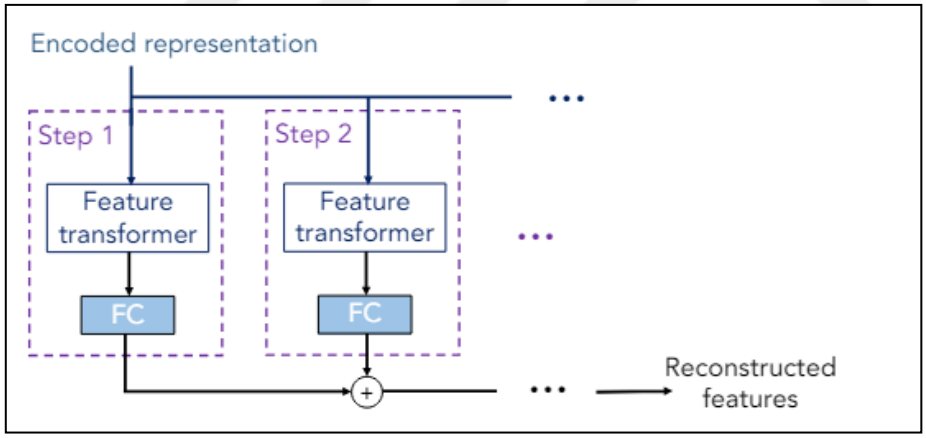
Şekil 3.8. Denetimli İnce Ayar

TabNet Şekil 3.9'da görüldüğü gibi sıralı dikkat mekanizmasını kullanarak karar ağacı davranışını taklit eder. Ağın daha kararlı hale gelmesi ve eş zamanlı öğrenime olanak sağlamak adına Batch Normalizasyon (BN) yapılır. Ardından öznitelik seçimi adımına geçilir.

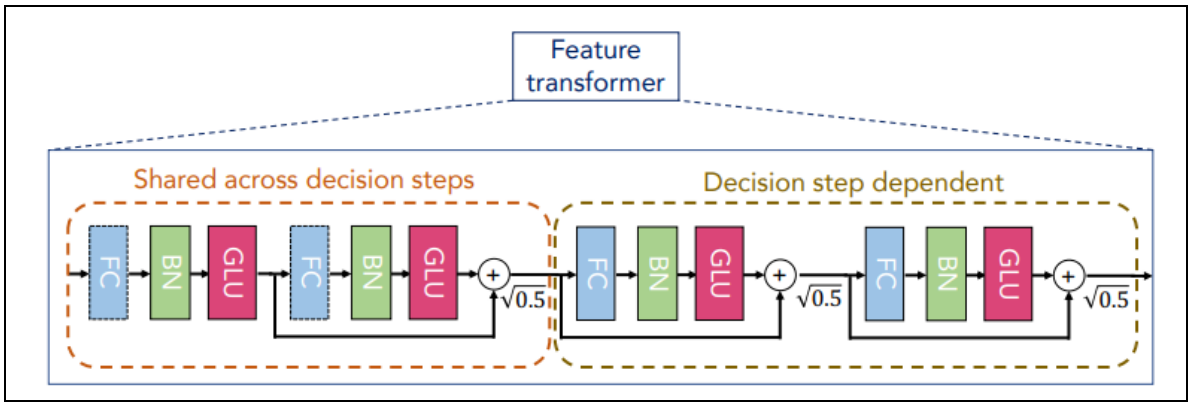


Şekil 3.9. TabNet Encoder Mimarisi

TabNet Şekil 310'da kod çözücü (decoder), kod layıcı tarafından oluşturulan orijinal özellikleri kendi yeniden oluşturmak için bazı kısımları maskeler ve iyi tahmin etmeyi öğrenerek eğitim yapar.

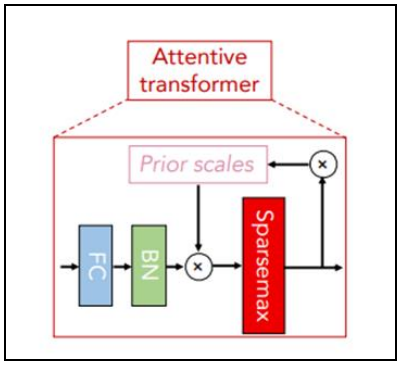


Şekil 3.10. TabNet Kod Çözücü Mimarisi



Şekil 3.11. Öznitelik Dönüştürücüler (Feature Transformers)

Şekil 3.11'de gösterildiği üzere öznitelik seçimi Fully Connected Layer(FC), Batch Normalizasyon(BN) ve Generilized Linear Unit(GLU) dan oluşan GLU Bloklarından oluşmaktadır. GLU bloğun görevi, gizli birimlerin modelin derinlerine yayılmasına izin vermek ve patlayan, kaybolan gradyanları önlemektir. Şekil 3.10' da görülen dört farklı GLU blok yapısının ilk ikisi karar adımında paylaşılıp diğer ikisi karar adımına bağlı olarak özniteliklerin boyutunun ayarlamaktadır. Öğrenmeyi stabilize etmek için de √0.5 çarpanını kullanmaktadır [47].



Şekil 3.12. Özenli Dönüştürücüler (Attentive Transformer)

FC' nin temel işlevi, modelin girdi verileri ile ağırlıklar arasında matris çarpımını yapmak ve ardından bir aktivasyon fonksiyonunu uygulamaktır. Bu işlem, ağırlıkları öğrenme süreci boyunca ayarlamak için kullanılır ve modelin girdileri ile çıktıları arasındaki karmaşık ilişkileri öğrenmesine olanak tanır. Şekil 3.12'de özenli transformatör Prior Scales olarak önceki ölçekler ile kıyas amaçlı bir çarpan kullanmaktadır. Bu çarpan 1 olduğu sürece tüm öznitelikler eşit öncelikli olarak işleme devam etmektedir. Modelin öğrenme sürecini daha iyi hale getirmek ve aşırı odaklanmayı azaltmak için Sparsemax

fonksiyonu kullanılmaktadır. Ayrıca Sparsemax, mevcut karar adımından önce her bir özelliğin ne kadar kullanıldığını belirlemek için kullanılmaktadır [48].

Öznitelik seçimi sonucunda aktivasyon fonksiyonu olan Rectified Linear Unit (ReLU) kullanılır. Yapay sinir ağları ve derin öğrenme modellerinde sıklıkla kullanılan ReLU fonksiyonu, özellikle öğrenme sürecini hızlandırması ve hesaplama açısından daha verimli olması nedeniyle kullanılmaktadır. ReLU fonksiyonunun matematiksel formülü şu şekildedir:

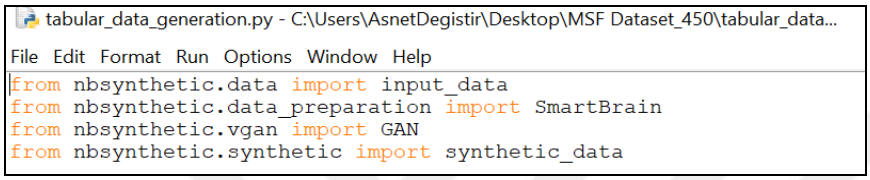
$$f(x) = \max(0,x) \tag{3.2}$$

Bu fonksiyon, girdi x negatifse sıfır, pozitifse x değerini alır. Yani, negatif girdilere karşı pasif, pozitif girdilere karşı lineer tepki verir. ReLU'nun avantajları şunlardır, basit ve hızlı hesaplama, sıfır olmayan türev, gradyan tabanlı optimizasyon algoritmalarının daha etkili çalışmasına olanak tanır. Overfitting eğilimini azaltır. Sıralı olarak kullanılan TabNet encoder yapısı veri büyüklüğüne göre sıralı adım sayısı denenerek en iyi doğruluk oranı bulmayı sağlamaktadır.

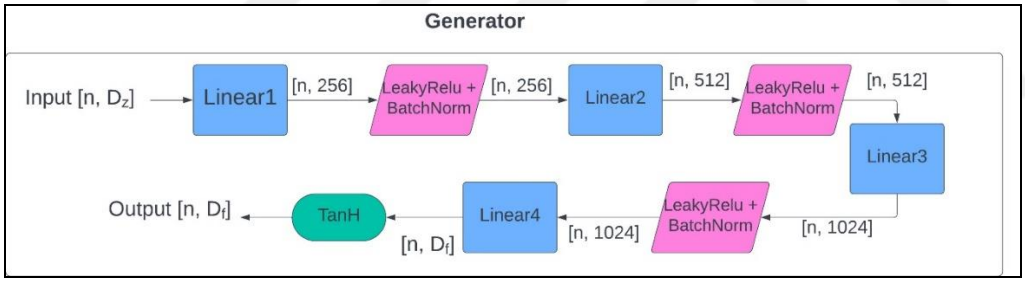
4. DENEYSEL SÜREÇ VE BULGULAR

4.1. Deneysel Süreç

MSF veri seti, Python dili kullanılarak IDLE üzerinde geliştirme yapılarak kullanılmıştır. GAN metodu kullanılarak veri üretimi gerçekleştirilmiştir. Rastgele bir şekilde %80 eğitim ve %20 test seti olarak ayrılmıştır. 450 örnekten 2000 örnek oluşturulmuştur. GAN metodu için Resim 4.1'de gösterilen kütüphaneler kullanılmıştır.



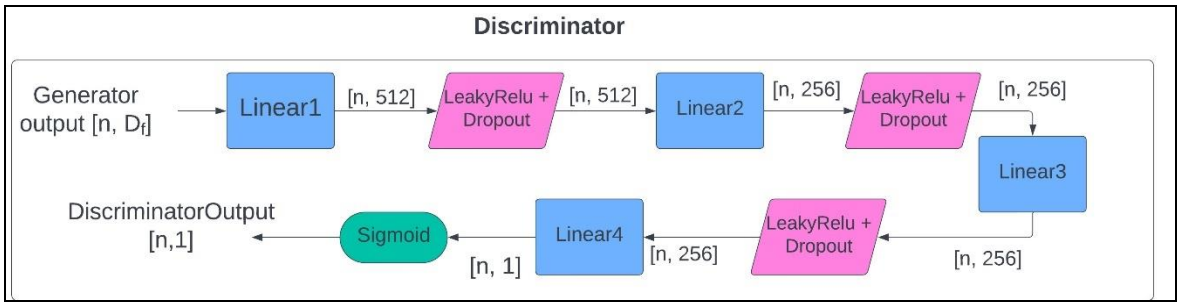
Resim 4.1. GAN Kütüphaneleri Python IDLE



Şekil 4.1. GAN Üreticisi

Jeneratörün rolü veri üretmektir. Başlangıçta, bu veriler rastgele gürültü olacaktır, çünkü jeneratör gerçek veri dağıtımı hakkında fazla bilgi olmadan çalışmaya başlar. GAN eğitildikçe üretici, gerçek veri dağılımına yaklaşan verileri üretmeyi öğrenir. Jeneratör, genellikle normal veya düzgün bir dağılımdan örneklenen rastgele bir gürültü vektörünü alan bir giriş katmanıyla başlar. Bacth Normalizasyonu, genellikle önceki katmanın çıktısını normalleştirerek öğrenmeyi stabilize etmek için katmanlar arasında kullanılır. ReLU (Düzeltilmiş Doğrusal Birim) veya Leaky (Sızdıran) ReLU, jeneratördeki aktivasyon fonksiyonları için yaygın seçimlerdir. Bu işlevler modele doğrusal olmamayı getirerek karmaşık veriler üretmesini sağlar. Sızdıran bir ReLU, negatif giriş değerleri için sıfır olmayan küçük bir çıkışın bulunması dışında normal bir ReLU'ya benzemektedir.

Jeneratör çıkışı için TanH aktivasyon fonksiyonunu kullanılmaktadır. Bunun nedeni, TanH fonksiyonu modelin daha hızlı yakınsamasına izin vermesidir (Bkz. Şekil 4.1).



Şekil 4.2. GAN Tahminleyicisi

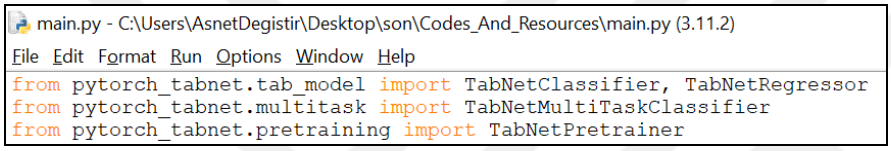
Şekil 4.2'de gösterilen GAN Tahminleyicisi, üreticiden gelen veriler ile gerçek veri örneklerini birbirinden ayırmak sigmoid katmanını ile mantıksal seçim işlemini gerçekleştirmektedir.

Veri seti çok az örnekten oluştuğu için öncelikle deney sonuçlarının doğruluk ve kesinlik oranlarını yükseltmek için veri üretme işlemi gerçekleştirilmiştir. Çizelge 4.1'de GAN metodunda kullanılan değişkenler açıklanmaktadır. GAN'dan sonra F1 oranları verinin ilk haline göre yüksek çıkınca TabNet modeline ait olan parametreler ile deneyler yapılmıştır. Deneyde veri setinin rastgele bir %20 test, %80'i ile GAN ile üretilen veri eğitim için kullanılmış olup, model eğitimi 250 adımda gerçekleştirilmiştir. Öğrenme oranı 1e-3 olarak belirlenmiş ve öğrenme oranını azaltma oranı (1e-3) / 250 olarak hesaplanmıştır. Bu sayede modelin ağırlıkları iyileştirmeyi bıraktığında öğrenme oranı ayarlanmış duruma gelmektedir.

Çizelge 4.1. GAN Metodu Parametreleri ve Tanımları

Metot Parametreleri	Tanımları
GAN	Vanilya GAN(Klasik GAN)
D_f	Özellik Sayısı
samples	Sentetik veri kümesindeki örnek sayısı(2000)
n	Parti Büyüklüğü(Batch size)
D_z	Gürültünün önceki veya gizli uzaydaki boyutu

TabNet modelinde kullanılan kütüphaneler Resim 4.2'de, değişkenler ve tanımları Çizelge 4.2'de açıklanmaktadır.



Resim 4.2. TabNet Kütüphaneleri Python IDLE

Çizelge 4.2. TabNet Model Parametreleri ve Tanımları

Model Parametreleri	Tanımları
n_ds : int (varsayılan=32) n_as: int (varsayılan=32)	Karar tahmin katmanının genişliği. Daha büyük değerler, aşırı uyum riskiyle birlikte modele daha fazla kapasite sağlar. Değerler genellikle 8 ila 64 arasında değişir. Her maske için dikkat gömme genişliği. Makaleye göre n_ds=n_as genellikle iyi bir seçimdir.
n_steps : int (varsayılan=3)	Mimarideki adım sayısı (genellikle 3 ila 10 arasında)
gamma : float (varsayılan=1)	Bu, maskelerdeki özelliklerin yeniden kullanım katsayısıdır. 1'e yakın bir değer, maske seçimini katmanlar arasında en az korelasyonlu hale getirecektir. Değerler 1.0 ile 2.0 arasında değişir.
n_independent:int(varsayılan=4)	Her adımda bağımsız Geçitli Doğrusal Birim katmanlarının sayısı. Olağan değerler 1 ile 5 arasında değişir.
max_epochs : int (varsayılan = 250)	Eğitim için maksimum epok sayısı.
patience : int (varsayılan = 50)	Erken durdurma gerçekleştirmeden önce iyileşme olmayan ardışık epok sayısı. Patience 0 olarak ayarlanırsa, erken durdurma gerçekleştirilmez.
batch_size:int (varsayılan=32)	Parti başına örnek sayısı. Büyük parti boyutları tavsiye edilir.

Çizelge 4.2. (Devam) TabNet Model Parametreleri ve Tanımları

virtual_batch_size : int (varsayılan=32)	"Hayalet Toplu İş Normalleştirme" için kullanılan mini toplu işlerin boyutu
num_workers : int (varsayılan=0)	torch.utils.data.Dataloader içinde kullanılan işçi sayısı veya işçiler
drop_last : bool (default=False)	Eğitim sırasında tamamlanmamışsa son partinin bırakılıp bırakılmayacağı
weights : int veya dict (varsayılan=0)	Sadece TabNetClassifier için int: örnekleme parametresi; 0 ise örnekleme yok, 1 ise ters sınıf oluşumları ile otomatik örnekleme. dict: anahtarlar sınıflardır, değerler her sınıf için ağırlıklardır.

Bu parametrelerden bazıları, deneyde varsayılan değerlerinden farklı kullanarak daha doğru ve kesin sonuçlar alabilmek için kullanılmaktadır. Çizelge 4.2'de açıklanan ilk dört parametrenin kombinasyonları ile deneye başlanmış daha sonra en iyi sonuçlar alınan parametreler belirlenmiştir (Bkz. Resim 4.3). Belirlenen parametreler üzerinde daha detaylı deneyler yapılarak sonuca ulaşılmıştır.

```
File  Edit  Format  Run  Options  Window  Help
from openpyxl import load_workbook
from openpyxl.workbook import Workbook

workbook_name = 'experiments.xlsx'

if __name__=="__main__":
  headers = ['n_independent','gamma','n_d','n_a', "n_steps", "accur
  n_independents = [1, 2, 3, 4, 5]
  gammas = [1, 1.2, 1.3, 1.4, 1.5, 1.6, 1.7, 1.8, 1.9, 2]
  n_ds = [2, 4, 8, 16, 32]
  n_as = [2, 4, 8, 16, 32]
  n_steps_list = [3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10]
  wb = Workbook()
```

Resim 4.3. TabNet Modelinde Kullanılan Model Değerler

4.2. Bulgular

Klasik Makine Öğrenmesi yöntemleri kullanılarak hazırlanan bir çalışmada MSF veri seti kullanılmıştır [48]. Bu çalışma ön işleme, nitelik seçme ve görselleştirme işlemleri sonucunda F1 değerleri belirtilmemekle beraber 8 nitelik için bazı doğruluk oranları bulunmuştur. Tablo 6'da özetlendiği üzere makine öğrenmesinde elde edilen sonuçlar doğrultusunda, derin öğrenme modeli olan TabNet kullanarak bu sonuçların doğruluk oranlarının arttırılması hedeflenmiştir. Naive Bayes 8 nitelik için doğruluk oranı en yüksek sonuç veren yöntem olarak görülmektedir. Bu oranlar nitelik seçimleri sonucunda

yükselmiştir. Nitelik seçmeden önce doğruluk oranları tabloda gördüğümüzden daha düşük çıkmıştır. Koyu renkle gösterilen diğer yöntemlerin yüksek çıkmasının nedeni Fine-Tunning uygulanmasıdır [49]. Çizelge 4.3'teki sonuçlara karşılık yapılan TabNet modeli kullanılarak birçok deney yapılmıştır.

Çizelge 4.3. Makine Öğrenmesi Modelleri Doğruluk Oranları

Nitelikler	Naive Bayes	XGBoost	Random Forest	Decision Tree
Preterm	%84.44	%84.16	%83.34	%83.39
Fullterm	%84.44	%84.16	%83.34	%83.05
No. of Birth	%98.89	%97.77	%97.77	%97.5
NICU Stay	%81.11	%78.05	%78.89	%83.89
Jaundice	%87.78	%89.16	%88.89	%89.45
C-Section	%58.89	%56.67	%58.89	%53.61
Vaginal Delivery	%58.89	%57.22	%58.89	%53.61
Induce Pain	%92.22	%98.89	%97.77	%96.66

Çalışma boyunca birçok deney yapılmış, bu deneylerde öğrenmeler geliştirilmiş ve en iyi sonuç veren parametreler belirlenmiştir. Çizelge 4.2'de varsayılan değerler bu deneyler sonucunda belirlenmiştir. İlk olarak githublarda ve literatürlerde paylaşılan varsayılan ve önerilen parametreler denenerek sonuçlar elde edilmiştir. Daha sonra Resim 4.3'te ifade edilen hiper parametrelerin kombinasyonları ile öğrenme oranları değiştirilerek deneyler yapılmıştır. Bu deneyler sonucu geliştirilen öğrenmelere istinaden yüksek doğruluk oranları oluşturan parametreler ile deney sonuçlandırılmıştır. Sonuçlar Resim 4.4'te gösterilmektedir.

	Preterm	Fullterm	No. of Births	NICU Stay	Jaundice	C-section	Vaginal Delivery	Induce Pain	n_independent	gamma	n_d	n_a	n_steps	Öğrenme	epochs	patience	batch size	virtual batch size	num_ workers	weights	drop_ last
GAN Kullanıldıktan	0,7	0,84	0,97	0,76	0,86	0,55	0,91	0,95	2	2	3	3	4	2,00E-03	50	50	32	32	0	0	FALSE
	0,84	0,8	0,97	0,76	0,86	0,55	0,91	0,96	2	2	3	3	4	1,00E-04	250	250	32	32	0	0	FALSE
	0,8667	0,5333	**0,9778**	**0,7444**	**0,9000**	0,5222	0,5618	**0,9667**	1	1	2	2	3	1,00E-03	50	50	32	32	0	0	FALSE
	0,7889	0,6556	**0,9778**	0,7333	**0,9000**	0,5889	**0,7079**	**0,9667**	2	1,2	4	4	4	1,00E-03	50	50	32	32	0	0	FALSE
	0,8222	**0,8444**	**0,9778**	0,7333	**0,9000**	0,5556	0,5393	**0,9667**	3	1,3	8	8	5	1,00E-03	50	50	32	32	0	0	FALSE
	0,7778	0,8000	**0,9778**	0,5889	0,8667	**0,6222**	0,5843	0,9444	4	1,4	16	16	6	1,00E-03	50	50	32	32	0	0	FALSE
	0,6111	**0,8444**	**0,9778**	0,6222	**0,9000**	0,5000	0,5955	0,8667	5	1,5	32	32	7	1,00E-03	50	50	32	32	0	0	FALSE
	0,8667	0,7778	**0,9778**	**0,7444**	**0,9000**	0,4889	**0,7753**	**0,9667**	1	1	2	2	3	1,00E-04	50	50	32	32	0	0	FALSE
	0,7222	**0,7889**	**0,9778**	**0,7444**	**0,9000**	0,4889	0,5843	**0,9667**	2	1,3	4	4	5	1,00E-04	50	50	32	32	0	0	FALSE
	0,5111	0,7667	**0,9778**	0,7333	**0,9000**	0,6000	0,5506	0,9111	3	1,5	8	8	7	1,00E-04	50	50	32	32	0	0	FALSE
	0,6333	0,7556	0,9111	0,6667	0,8444	**0,6444**	0,6517	0,9222	4	1,7	16	16	9	1,00E-04	50	50	32	32	0	0	FALSE
	0,6667	**0,7889**	0,9111	0,4778	0,8889	0,5778	0,6629	**0,9667**	5	2	32	32	10	1,00E-04	50	50	32	32	0	0	FALSE
Nihai Sonuç	**0,8667**	**0,8444**	**0,9777**	**0,778**	**0,9**	**0,8666**	**0,8764**	**0,967**	4	1	32	32	3	1,00E-03	250	250	32	32	0	0	FALSE

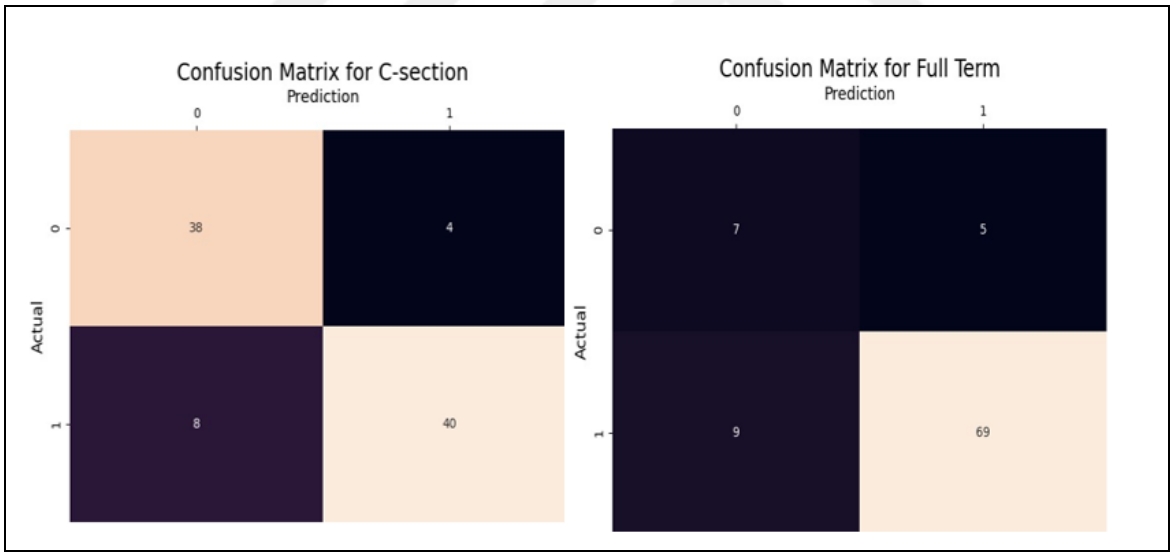
Resim 4.4. TabNet Modelinde Kullanılan Parametreler ve Doğruluk Sonuçları

Çalışma sonucunda doğruluk oranları hesaplanmıştır. Doğruluk değeri formülü şu şekildedir;

$$\text{Doğruluk} = (DP + DN) / (DP + DN + YP + YN) \quad (4.1)$$

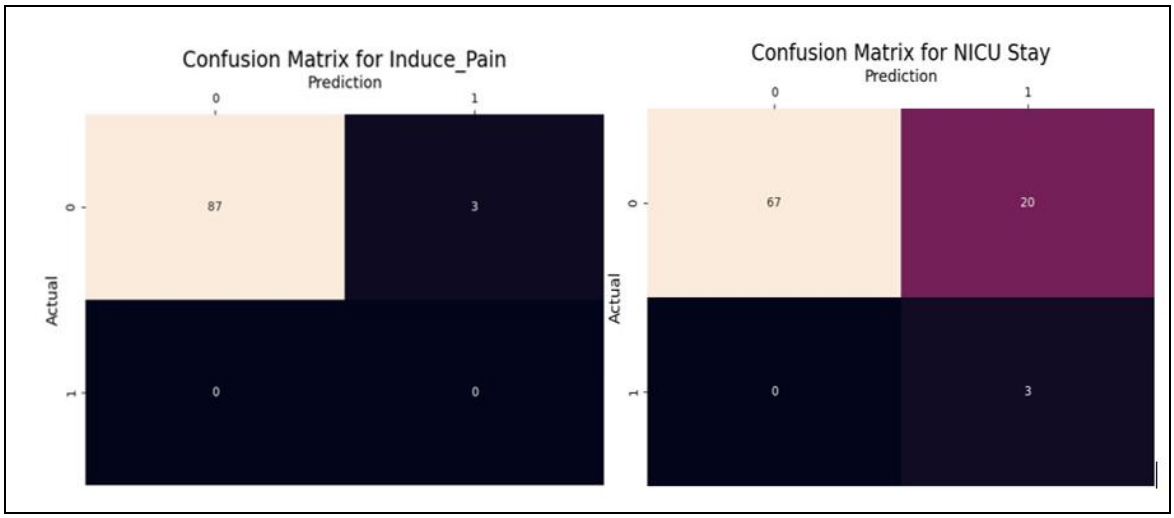
Formülde, DP doğru pozitif sayısını, DN doğru negatif sayısını, YP yanlış pozitif sayısını ve YN yanlış negatif sayısını ifade etmektedir. Doğruluk değerlerinin hesaplanması ile ortaya karmaşıklık matrisleri oluşturulmuştur.

Şekil 4.3' te 90 değerden C-Section için 42 tane 0 değeri, 48 tane 1 değeri bulunmaktadır. Bu değerlerden 38 adet 0 ve 40 adet 1 değeri doğru tahminlenmiştir. Full Term için ise 12 adet 0 değeri ve 78 adet 1 değeri içinde 7 tane 0, 69 tane 1 değeri doğru tahminlenmiştir.



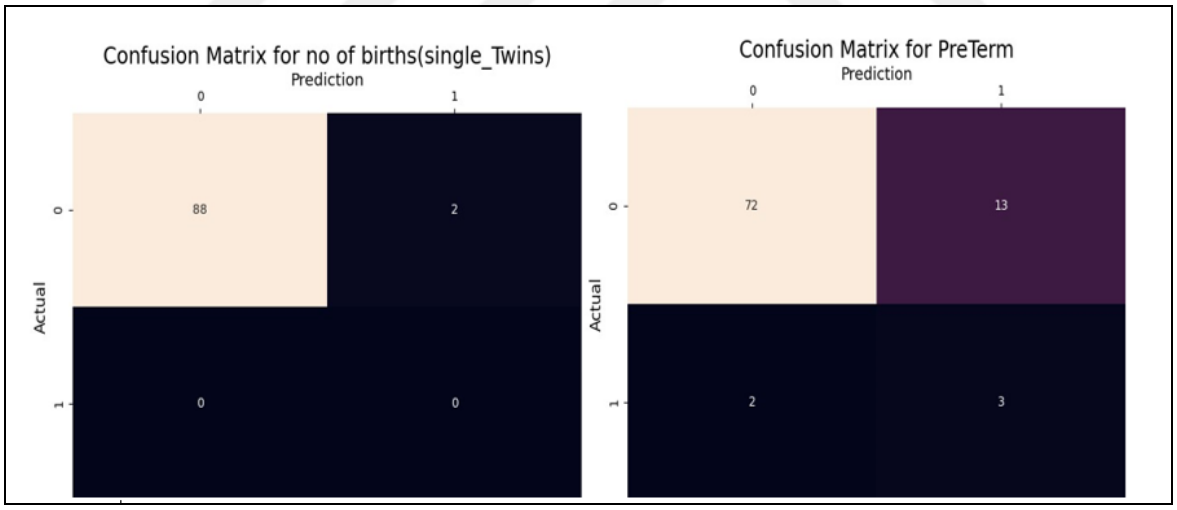
Şekil 4.3. C-Section ve Full Term Karmaşıklık Matrisi

Şekil 4.4' te 90 değerden Induce Pain için 90 tane 0 değerinden 87 adeti doğru tahminlenmiştir. NICU Stay için ise 87 adet 0 değeri ve 3 adet 1 değeri içinde 67 tane 0, 3 tane 1 değeri doğru tahminlenmiştir.



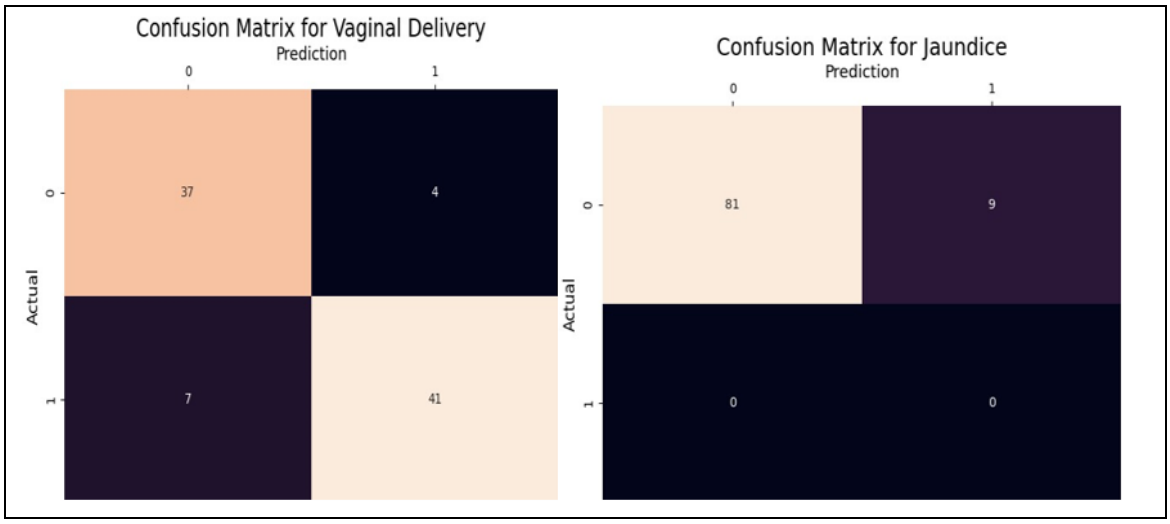
Şekil 4.4. Indunce Pain ve NICU Stay Karmaşıklık Matrisi

Resim 4.5’ te 90 değerden No of Births için 90 tane 0 değerinden 88 adeti doğru tahminlenmiştir. Pre Term için ise 85 adet 0 değeri ve 5 adet 1 değeri içinde 72 tane 0, 3 tane 1 değeri doğru tahminlenmiştir.



Şekil 4.5. No of Births ve Pre Term Karmaşıklık Matrisi

Şekil 4.6’ de 89 değerden Vaginal Delivery için 41 tane 0 değerinden 37 adetini ve 48 tane 1 değerinde 41 tanesini doğru tahminlenmiştir. 90 değerden Jaundice Stay için ise 90 adet 0 değerinden 81 tane değeri doğru tahminlenmiştir.



Şekil 4.6. Vaginal Delivery ve Jaundice Karmaşıklık Matrisi

Yapılan deneylerde Resim 4.3'te gösterilen parametreler, ideal model parametreleri olarak belirlenmiştir. Bu parametreler ile yapılan öğrenmeler sonucunda Çizelge 4.4'deki sonuçlar GAN kullanılmadan ve GAN kullanıldıktan sonra elde edilmiştir. GAN metodu kullanıldıktan sonra uygulanan TabNet modelinde 4 niteliğin makine öğrenmesinden daha yüksek sonuçlar verdiği görülmüştür. Induce Pain'in, Naive Bayes Classifier modeline göre TabNet ile daha yüksek doğruluk verdiği görülmüştür. No. Of Births için de Naive Bayes Classifier hariç diğer kullanılan modellerden daha yüksek doğruluk oranına ulaştığı sonucu çıkarılmıştır. Fullterm ise makine öğrenmesi modellerinden iyi sonuç ile aynı sonucu vermiştir.

Çizelge 4.4. TabNet Modeli Doğruluk Oranları

Nitelikler	Doğruluk Oranı(GAN ile)	Doğruluk Oranı(GAN olmadan)
Preterm	%86.67	%80
Fullterm	%84.44	%83
No. of Birth	%97.78	%96
NICU Stay	%77,78	%74
Jaundice	%90	%84
C-Section	%86,66	%84
Vaginal Delivery	%87,64	%79
Induce Pain	%96.67	%96

Yapılan çalışma göstermektedir ki; veri arttırımı yapılarak derin öğrenme ile daha az önişleme ile daha yüksek doğruluk oranlarında anne sağlığı risk analizi yapılmıştır. Tahminleme yüzdelikleri arttırılmıştır.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

TabNet ham, işlenmemiş tablo verilerini alır ve gradyan iniş tabanlı optimizasyon kullanılarak eğitimden geçer. Öznitelikleri seçmek için her karar adımında sıralı dikkati kullanır. Bu, öğrenme kapasitesini en kullanışlı özniteliklere tahsis ederek yorumlanabilirliği artırır. Öznitelik seçimi bireysel olarak yapılır, dolayısıyla eğitim veri setinin her satırı için farklı olabilir. TabNet, öznitelik seçimi ve muhakeme için yumuşak öznitelik seçimi olarak adlandırılan tek bir derin öğrenme mimarisi kullanır.

Zamana bağlı olmayan ve küçük boyutlu veri setlerinde ağaç tabanlı olan yapısı ile sıralı öğrenme adımları sayesinde TabNet öğrenmeyi kolaylaştırmaktadır. Genel tahmin kalitesini artıran iki aşamalı, kendi kendini denetleyen bir öğrenme yapısına sahiptir. Deneyler, daha az eğitilebilir parametrelere sahip daha küçük modellere yol açan gelişmiş öznitelik seçim sürecini doğrulamaktadır. Ayrıca TabNet, özniteliğin öneminin daha doğru bir şekilde yorumlanmasını sağlarken, ağaç tabanlı modellerden ve MLP'lerden tutarlı bir şekilde daha iyi performans gösterir.

Klasik makine öğrenmesi modellerinin aksine TabNet, ölçeklendirme veya ön işleme olmadan doğrudan modele girilebilen ve değişken önemi kolayca tanımlanabilen derin öğrenme tabanlı bir tablosal veri modelidir.

TabNet her sınıf için ayrı model oluşturmadan eğitime olanak sağlar. Belirli bir veri noktasına odaklanmak için dikkat yapısı kullanır. Nitelik sayısı odaklanmaya göre değiştirilebilir. Karar ve ağırlık iyileştirmeye olanak sağlar. İnce ayar yaklaşımı sağlar. Özellik seçimini otomatikleştirir, modelin bununla ilgilenmesine gerek kalmaz. Bu avantajların aksine tablo veri kümeleriyle iyi performans gösterir. Oldukça karışık bir yapıya sahiptir. Şekil 8'de gösterilen hiper parametreler manuel olarak yapılandırılmalıdır.

TabNet uygulamasının sonuçlarına da bakılarak, bu derin öğrenme modelinin, makine öğrenmesi modelleri ile yapılan çalışmanın sonuçlarından daha yüksek doğruluk oranları vermektedir. TabNet diğer derin öğrenme modellerine nazaran zamana bağlı olmayan küçük boyuttaki tablo verileri için kullanımında iyi sonuç verseler de veri setinin çok küçük olması sonuçları değiştirebilmektedir. GAN metodunun uygulanması ile bu değişim net görülmektedir. Yapılan eğitimler göstermektedir ki, öğrenme parametreleri ve hiper

parametreler değiştirilerek sonuçlardaki farkların takibi yapılarak ve daha çok deney yapılarak öğrenme tekrarı ile sonuçlar geliştirilebilmektedir. Ayrıca daha performanslı bilgisayarlarda geliştirmeler yapılarak daha kısa zamanda daha iyi öğrenme sağlanabilecektir.

Anne sağlığı risk analizi, hamilelik ve doğum/doğum sonrasını kapsayacak şekilde oluşacak komplikasyonların olasılığını belirlemede önem teşkil etmektedir. Bu çalışmada Çizelge 3.1'de belirtilen niteliklerin risk tahminlemesine yönelik derin öğrenme kullanılarak bir model oluşturulmuştur. Klasik makine öğrenmesi teknikleri kullanılarak yapılan çalışmaya karşın, daha yüksek doğruluk oranları ile tahminleme yapan derin öğrenme modeli ile anne sağlığı açısından riski en yüksek şekilde tahminleme yapılması hedeflenmiştir. Bu sayede, anne sağlığıyla ilişkili risk faktörlerini tahmin etmek ve oluşabilecek komplikasyonları azaltmak veya önlemek için bu çalışmadaki model kullanılabilir.

Literatürde yapılan incelemelere göre derin öğrenme çalışmaları, makine öğrenmesi ile yapılan çalışmalardan genel olarak daha yüksek sonuçlar vermektedir. Literatürde yapılan çalışmalarda kullanılan veri setlerinin aksine bu çalışmada tabular veri seti kullanılmış, TabNet öğrenme işlemini nitelikler için ayrı ayrı modeller uygulamadan gerçekleştirebilmektedir ayrıca derin öğrenmede, tabular veri setleri için özellikle sıralı öğrenme mekanizması ile öğrenme yüksek tahmin etme imkânı sağlamaktadır. İleride yapılacak çalışmalarda hibrit modeller ile karşılaştırmalar yapılabilir.

Bu tez çalışmasının, ileride gerçekleştirilebilecek derin öğrenme çalışmalarında anne sağlığı risk analizleri için rehberlik edebileceği düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

1. Finlayson, K., Crossland, N., Bonet, M. ve Downe, S. (2020). What matters to women in the postnatal period: a metasynthesis of qualitative studies. *PloS one,* 15(4), 1-3.

2. Bhaskar, N. ve Catherine, N. (2017). Medical problems in pregnancy. *Clin Med (Lond),* 17(3), 251-257.

3. Bogren, M., Denovan, A., Kent, F., Berg, M. ve Linden, K. (2020). Impact of the Helping Mothers Survive Bleeding After Birth learning programme on care provider skills and maternal health outcomes in low-income countries -An integrative review. *Women and Birth*, 34(5), 425–434.

4. Mercan, Y. ve Selcuk, K.T. (2021). Association between postpartum depression level, social support level and breastfeeding attitude and breastfeeding self-efficacy in early postpartum women. *PloS one*, 16(4), 1-3.

5. Talpur, M.S.H., Shaikh, M.H., Buriro, R.A., Talpur, H.S., Talpur, F., Shafi, H. ve Shaikh, M.A. (2014). Internet of Things as Intimating for Pregnant Women's Healthcare: An Impending Privacy Issues. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 12(6), 4337-4340.

6. Say, L., Chou, D., Gemmill, A., Tunçalp, Ö., Moller, A.B., Daniels, J., Gülmezoglu, A.M., Temmerman, M. ve Alkema, L. (2014*).* Global causes of maternal death: a WHO systematic analysis. *The Lancet Global Health,* 2(6), 323-327.

7. Roser, M. ve Ritchie, H. (November, 2013) Maternal Mortality. *Our World in Data,* Web: https:// ourworldindata.org/maternal-mortality , Erişim Tarihi: 26.07.2024.

8. Mehboob, R., Gilani, S.A., Khalid, S., Hassan, A. ve Alwazzan A. (2021). *Global Women's Health.* (1. Baskı). Londra: IntechOpen Yanınevi, 3-18.

9. Trends in maternal mortality: 2000 to 2017. (2019) *Estimates by WHO, UNICEF, UNFPA, World Bank Group and the United Nations Population Division.* Geneva, 2-7.

10. Ganchimeg, T., Ota, E., Morisaki, N., et al. (2014*).* Pregnancy and childbirth outcomes among adolescent mothers: a World Health Organization multicountry study. *BJOG*, 1, 40–48.

11. İnternet: Maternal Mortality. (2024). *World Health Organization.* Web: https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/maternal-mortality Erişim Tarihi: 26.07.2024.

12. Naaz, H. ve Akram, M. (2022). Maternal Health Complications During Pregnancy Period: A Sociological Study. *Public Health Research,* 12(3), 61-68.

13. Narayan, B. (2017). Medical problems in pregnancy. *Articlein Clinical medicine (London, England),* 17(3), 251-257.

14. Kaur, S., Singla, J., Nkenyereye, L., Jha, S., Prashar, D., Joshi, G.P., et al. (2020). Medical Diagnostic Systems Using Artificial Intelligence (AI) Algorithms: Principles and Perspectives. *IEEE Access*, 8, 1-99.

15. Zeng, M., Li, M., Fei, Z., Wu, F.X., Li, Y., Pan, Y., et al. (2021). A Deep Learning Framework for Identifying Essential Proteins by Integrating Multiple Types of Biological Information. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 18(1), 296–305.

16. Berrar, D. ve Dubitzky, W. (2021). Deep learning in bioinformatics and biomedicine. *Briefings in Bioinformatics*, 22(2), 1513–1514.

17. Theis, J., Galanter, W.L., Boyd, A.D. ve Darabi, H. (2022). Improving the In-Hospital Mortality Prediction of Diabetes ICU Patients Using a Process Mining/Deep Learning Architecture. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 26(1), 388–399.

18. Wang, D., Mo, J., Zhou, G., Xu, L. ve Liu, Y. (2020). An efficient mixture of deep and machine learning models for COVID-19 diagnosis in chest X-ray images. *PloS one*, 15(11), 1-3.

19. Neves, B.J., Braga, R.C., Alves, V.M., Lima, M.N., Cassiano, G.C., Muratov, E.N., et al. (2020). Deep Learning-driven research for drug discovery: Tackling Malaria. *PloS computational biology*, 16(2), 1-21.

20. Randhawa, G.S., Soltysiak, M.P., Roz, H.E., de Souza, C.P., Hill, K.A. ve Kari, L. (2021). Machine learning using intrinsic genomic signatures for rapid classification of novel pathogens: COVID-19 case study. *PloS one*, 15(4), 2-3.

21. Tahir, M., Badriyah, T. ve Syarif, I. (2018). Classification Algorithms of Maternal Risk Detection for Preeclampsia with Hypertension During Pregnancy Using Particle Swarm Optimization. *EMITTER International Journal of Engineering Technology*, 6(2), 236-253.

22. Hoodbhoy, Z., Noman, M., Shafique, A., Nasim, A., Chowdhury, D. ve Hasan, B. (2019). Use of machine learning algorithms for prediction of fetal risk using cardiotocographic data. *Int J App Basic Med Res*, 9, 226-30.

23. Koivu1, A. ve Sairanen, M. (2020). Predicting risk of stillbirth and preterm pregnancies with machine learning. *Health Information Science and Systems* 8(14), 1-12.

24. Raza, A., Siddiqui, H.U.R., Munir, K., Almutairi, M., Rustam, F. ve Ashraf, I. (2022) Ensemble learningbased feature engineering to analyze maternal health during pregnancy and health risk prediction. *PloS one*, 17(11), 1-5.

25. Ahmed, M., ve Kashem, M.A. (2020). *IoT Based Risk Level Prediction Model For Maternal Health Care In The Context Of Bangladesh*. 2020 2nd International Conference on Sustainable Technologies for Industry 4.0 (STI), Dhaka, 1-6.

26. Bautista, J. M., Quiwa, Q. A. I., ve Reyes, R. S. J. (2020). *Machine Learning Analysis for Remote Prenatal Care.* 2020 IEEE Region 10 Conference (TENCON), Osaka, 397-402.

27. Umoren, I., Chigozirim, F., Silas, A. ve Ekong, B. (2022). Modeling and Prediction of Pregnancy Risk for Efficient Birth Outcomes Using Decision Tree Classification and Regression model. *ResearchGate.*

28. Islam, M.N., Mustafna, S.N., Mahmud, T. ve Kha, N.I. (2022). Machine learning to predict pregnancy outcomes: a systematic review, synthesizing framework and future research agenda. *BMC Pregnancy and Childbirth*, 22(348), 1-19.

29. Togunwa, T.O., Babatunde, A.O. ve Abdullah, K. (2023). Deep hybrid model for maternal health risk classification in pregnancy: synergy of ANN and random forest. *Sec. Medicine and Public Health*, 6, 1-11.

30. Gao, C., Osmundson, S., Edwards, D.RV., Jackson, G.P., Malin, B.A. ve Chen, Y. (2019). Deep learning predicts extreme preterm birth from electronic health records. *Journal of Biomedical Informatics* 100, 1-9.

31. Bennett, R., Mulla, Z.D., Parikh, P., Hauspurg, A. ve Razzaghi, T. (2022). An imbalance-aware deep neural network for early prediction of preeclampsia. PloS one 17(4), 1-38.

32. Sharma, S.D., Sharma, S., Singh, R., Gehlot, A., Priyadarshi, N. ve Twala, B. (2022). Stress Detection System for Working Pregnant Women Using an Improved Deep Recurrent Neural Network. *Electronics*, 11(18), 1-13.

33. Marques, A.L., et al. (2021). IoT-Based Smart Health System for Ambulatory Maternal and Fetal Monitorin. *IEEE Internet of Things Journal*, 8(23), 16814-16824.

34. Paluszek, M. ve Thomas, S. (2020). *Practical MATLAB Deep Learning*. (1. Baskı). CA, Apress Berkeley, 1-24.

35. Rende, F. Ş., Bütün, G. ve Karahan, Ş. (2016, 24-26 Ekim). *Derin Öğrenme Algoritmalarında Model Testleri: Derin Testler*. 10. Ulusal yazılım Mühendisliği Sempozyumu, Kocaeli, 54-59.

36. Tiryaki, S., Bardak, S. Ve Bardak, T. (2015*)*. Experimental investigation and prediction of bonding strength of Oriental beech (Fagus orientalis Lipsky) bonded with polyvinyl acetate adhesive. *Journal of Adhesion Science and Technology*, 29(23), 2521-2536.

37. Wang, Y., Mao, H. ve Yi, Z. (2017). Protein secondary structure prediction by using deep learning method. *Knowledge-Based Systems*, 118, 115-123.

38. Jmour, N., Zayen, S. ve Abdelkrim, A. (2018). *Convolutional neural networks for image classification.* International conference on advanced systems and electric Technologies, Hammamet, 11(09), 397-402.

39. Sözen, Z. (2023). *Mikroskobik Hücre Görüntülerinde Derin Öğrenme İle Hücre Tespiti ve Sayımı.* Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği, Ankara, 26-30.

40. Cici, C. (Ocak,2023). *Windows'a Anaconda Kurulumu.* Web: https://medium.com/yapay-%C3%B6%C4%9Frenme-m%C3%BChendisi/windowsa-anaconda-kurulumu-cb00cd8e53c8 Erişim Tarihi: 26.07.2024.

41. İnternet: En Popüler Python Kütüphaneleri, (2023). *Coderspace.* Web: https://coderspace.io/blog/en-populer-python-kutuphaneleri/ Erişim Tarihi: 26.07.2024.

42. Aaron, S. (Ocak, 2024). *Python Kütüphaneleri: Hangisi Ne İşe Yardımcı Olur?* Web: https://tr.bitdegree.org/tutorial/python-kutuphaneleri#heading-13, Erişim Tarihi: 26.07.2024.

43. Balık, A. (2018). *Seaborn ile Veri Görselleştirmesi,* Web: https://www.veribilimiokulu.com/seaborn-ile-veri-gorsellestirmesi/ Erişim Tarihi: 26.07.2024.

44. Goodfellow, I. J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair,S., Courville, A. ve Bengio, Y. (2014). Generative Adversarial Networks. *arXiv*.1406.2661 .

45. M. Gezer, (2023). *Generative Adversarial Networks (GAN) Nedir?* , Web: https://www.yapayzekatr.com/2023/11/03/generative-adversarial-networks-gan-nedir/, Erişim Tarihi: 26.07.2024.

46. Bourou, S., El Saer, A., Velivassaki, T. H., Voulkidis, A. and Zahariadi, T. (2021). A Review of Tabular Data Synthesis Using GANs on an IDS Dataset. *Information 2021*, 12(375).

47. Arık, S. O. ve Pfiste, T. (2021). *TabNet: Attentive Interpretable Tabular Learning*. The Thirty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-21), 6679-6687.

48. Martins, A. ve Astudillo, R. (2016). *From Softmax to Sparsemax: A Sparse Model of Attention and Multi-Label Classification.* Proceedings of The 33rd International Conference on Machine Learning, New York,1614-1623.

49. Zaman, S. M. T., Tasneem, R. ve Shakerin, T. *Intelligent Assisted Living in Pregnancy.* Yüksek Lisans Tezi, Brac Universitesi, Bilgisayar Bilimleri ve Mühendisliği Bölümü, Dhaka, 2022.



Gazili olmak ayrıcalıktır