



Konferans Bildirisi

Derin Öğrenme ile Anne Sağlığı Risk Analizi Yapılması

Burçin Yönel Önem¹, Hacer Karacan²

¹ Gazi Üniversitesi Orcid ID: <https://orcid.org/0000-0002-5395-5164>, E-mail: burcinyonel13@gmail.com,

² Gazi Üniversitesi, Orcid ID: <https://orcid.org/0000-0001-6788-008X>, E-mail: hkaracan@gazi.edu.tr

4th International Conference on Access to Recent Advances in Engineering and Digitalization
May 27 - 28, 2024

Received 01 April 2024

Received in revised form 11 May 2024

In final form 23 May 2024

Reference: Önem, B., Y., Karacan, H. Derin Öğrenme ile Anne Sağlığı Risk Analizi Yapılması. Orclever Proceedings of Research and Development, 4(1), 1-18.

Özet

Hamilelik döneminde kadınlar, oluşabilecek komplikasyonlar açısından yüksek risk altında bulunur. Bu riskler birçok zaman düşük ve ölümlerle 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.

Anahtar: Derin Öğrenme, Sınıflandırma, Risk Analizi, Anne Sağlığı, TabNet .



Conference Article

Conducting Maternal Health Risk Analysis with Deep Learning

Burçin Yönel Önem¹, Hacer Karacan²

1 Gazi University, Orcid ID: <https://orcid.org/0000-0002-5395-5164>, E-mail: burcinyonel13@gmail.com,

2 Gazi University, Orcid ID: <https://orcid.org/0000-0001-6788-008X>, E-mail: hkaracan@gazi.edu.tr

4th International Conference on Access to Recent Advances in Engineering and Digitalization

May 27 - 28, 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.

Keywords: Deep Learning, Classification, Risk Analysis, Maternal Health, TabNet.



1. Giriş

Hamilelik döneminden önce, kadınların yaşam tarzı anne sağlığını etkileyebilir ve riskler oluşturabilir [1]. 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 [2]. Dünya Sağlık Örgütü (WHO) 2017'de yaklaşık 300000 kadının gebelikle ilişkili nedenlerden öldüğünü bildirmektedir [3]. 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 [4]. 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 [5]. Bu sorunların yanı sıra, ölüm riski yüksek olan hastalıklar da oluşabilmektedir. Bu riskler, Dünya Sağlık Örgütü [6] tarafından tanımlanan anneye özgü (maternal), direkt ve dolaylı ölüm şeklinde sonuçlanabilir (bk. Tablo 1).

Anne sağlığı risk analizi ile ilgili yapılan çalışmalar incelendiğinde, makine öğrenmesi teknikleri kullanıldığı görülmüştür [7].

Tablo 1. Maternal Ölüm Tanımları

Maternal Ölüm	Direkt	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.

Hamileliğin ilk aylarında gerçekleşen komplikasyonlar sonucu sonlandırılan gebeliklerde fetal kardiyotokograf (CTG) verileri kullanılarak yapılan bir çalışmada [8], makine öğrenme algoritmaları ile yüksek riskli olan fetüslerin CTG verileri kullanılarak komplikasyonlar 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 durumda olan fetüslerin bilgilerini içeren eğitim verileri üzerinde, XGBoost, karar ağacı (decision tree) ve rasgele orman (random forest) modelleri tarafından oluşturulan sınıflandırmalar, CTG izlemelerine dayalı olarak fetüsün şüpheli ve patolojik durumu %96' dan yüksek oranda tahminlenmiştir.

Yapılan bir diğer çalışmada, erken ölü doğum, geç ölü doğum ve erken doğum gebeliklerini tahmin etmek için klasik makine öğrenmesi yöntemleri kullanılmıştır [9]. 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, öznitelik seçimi, parametre optimizasyonu kullanıldığı fark edilmiştir. Harici doğrulama için ek bir New York City (NYC) veri seti kullanılarak, sınıflandırmalar için lojistik regresyon, yapay sinir ağı ve gradyan artırma karar ağacı gibi algoritmalar ile en iyi performans gösteren makine öğrenimi modelleri aracılığıyla AUC oranları; erken ölü doğum için 0.76, geç ölü doğum için 0.63 ve erken doğum için 0.64 şeklinde elde edilmiştir. Çalışmada, lojistik regresyon, derin sinir ağları, Ölçeklendirilmiş Üstel Doğrusal Birim (SELU) ağı, Hafif Gradyan Arttırma Makinesi (LGBM), Ortalama topluluk (Averaged ensemble) kullanılmış en iyi sonuçları SELU ağı, LGBM and averaged ensemble teknikleri vermiştir.

Yakın zamanda, anne sağlığı risk tahminlemesi üzerine yapılan bir çalışmada [10]; yaş, kan hastalıkları, kalp atış hızı gibi faktörlere bağlı komplikasyon riskini azaltmak için yapılan risk tahmin etme işleminde yapay sinir ağlarının geliştirilerek derin sinir ağı mimarisi olan çift yönlü uzun kısa süreli hafıza karar ağaçları (DT-BiLTCN) kullanılmıştır. 1218 örnekten oluşan veri setine makine öğrenmesi modellerinin yanı sıra daha iyi performans çıkaran bu modelle Destek Vektör Makinesi (SVM) kullanılarak %98 oranında doğruluk sağlayan sonuçlar edilmiştir.

Bangladeş' te 2030 yılına kadar anne ve çocuk ölümlerinin azaltılması amaçlanmış. Bu nedenle analitik araçlar ve makine öğrenmesi kullanarak risk faktörlerinin analizi için bir çalışma [11] yapılmış. Risk faktörlerini sınıflandırma yapan analizlerden sonra makine öğrenimi algoritmaları ile risk tahminlemesi yapılmıştır. Aralarından Değiştirilmiş Karar Ağacı Algoritması algoritması ile WEKA platformunda en yüksek doğruluğa %97 oranında ulaşılmış.

Filipinler'de hamileler için doğum hizmetlerinin geliştirilmesi ve olumsuz hamilelik sonuç doğruluğunu tespit etmek için, bulut tabanlı bir sunucu ile alınan 97 örneklili bir veri setine Decision Tree, Random Forest Decision Tree, K-Nearest Neighbor, and Support Vector Machine makine öğrenme algoritmaları uygulanmıştır [12]. Tüm algoritmaların doğruluk oranı test edildikten sonra en yüksek doğruluk %98.7 oranı ile Random Forest Decision Tree algoritmasıyla gerçekleşmiştir.



Nijerya'nın kırsal ve uzak kesimlerinde yaşayan kadınlar için anne ölümlerinin tahminlemesi ve risk değerlendir sisteminin geliştirilmesi için yapılan çalışmada [13], 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 yapılmış. Daha sonra, SVM modeli ile karşılaştırmalı bir analiz yapılmıştır ve doğru sınıflandırma oranı %69.5 olarak belirlenmiştir.

Tablo 2. Anne Sağlığı Derin Öğrenme Çalışmaları

Çalışma Hedefleri	Nitelik Kategorileri	Kullanılan Algoritmalar	Yıl
Gebelikte anne sağlığı risk sınıflandırması	Anneye ait tıbbi ve fizyolojik faktörler	ANN(Artificial Neural Network), RF(Random Forest)	2023[7]
Aşırı erken doğum tahminleme	Elektronik sağlık kayıtları	RNN(Recurrent Neural Network)	2019[14]
Preeklampsi (PE) erken tahminlenmesi	Demografik faktörleri anneye ait faktörler	CSDNN(Cost-Sensitive Deep Neural Networks)	2022[15]
Hamile kadınların stres düzeyi tahminleme	-	DRNN(Deep Recurrent Neural Network))	2022[16]
Annenin fetal ve eş zamanlı sağlık durumu sınıflandırması	Anneye ait tıbbi ve fizyolojik faktörler	CNN(Convolutional Neural Network)	2021[17]

Klasik Makine Öğrenmesi ile yapılan çalışmalar dışında, derin öğrenme ile yapılan çalışmalar hem yeni hem de az sayıdadır. Günümüzde derin öğrenmeye olan ilgiyle çalışmalar artacaktır. Tablo 2'de anne sağlığı ile ilgili derin öğrenme ile yapılan çalışmaların hedefleri, öznelik türleri ve algoritmalar arasındaki ilişki gösterilmektedir.

Literatürdeki çalışmalarda klasik makine öğrenmesi ile sınıflandırmalar, eksik veri temizleme vb. gibi ön işlemlerinden sonra küçük veri setlerinde deneyler yapılmıştır. Derin öğrenmede ise ön işlemler azaltılarak direk sonuç odaklı deneyler yapılmaktadır. Derin öğrenmede büyük veri setleri kullanılmasının aksine bazı modeller TabNet gibi, küçük veri setleriyle de daha yüksek tahminlemeler yapabilmektedir.

Bu araştırmalar ışığında, daha önceden makine öğrenmesi uygulanan küçük bir veri setine derin öğrenme yöntemi olan TabNet uygulayarak doğruluğu ve kesinliği daha yüksek sonuçlar elde edilmesi amaçlanmıştır. Tahminlemesi yüksek modeller sayesinde tıbbi alanda anne ve bebek sağlığı açısından risk oluşturacak komplikasyonları bulunarak doğru müdahale edilmesi hedeflenmektedir.



2. Materyal ve Yöntem

2.1. Veri Seti

Çalışma kapsamında kullanılan Mother's Significant Feature (MSF) veri seti 450 kayıt ve 130 nitelikten oluşmaktadır. 130 nitelik; anneni fiziksel, sağlık, yaşam tarzıyla, sosyal statüsü, stres seviyesi, hamilelik ve bebek sağlığı ile ilgili öz niteliklerden 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

MSF veri seti üzerinde gerçekleştirilen çalışma sonucu risk analizi tahmini yapılan nitelikler ise Tablo 3' te belirtilmiştir.

Tablo 3. Risk Analizi Yapılan Nitelikler

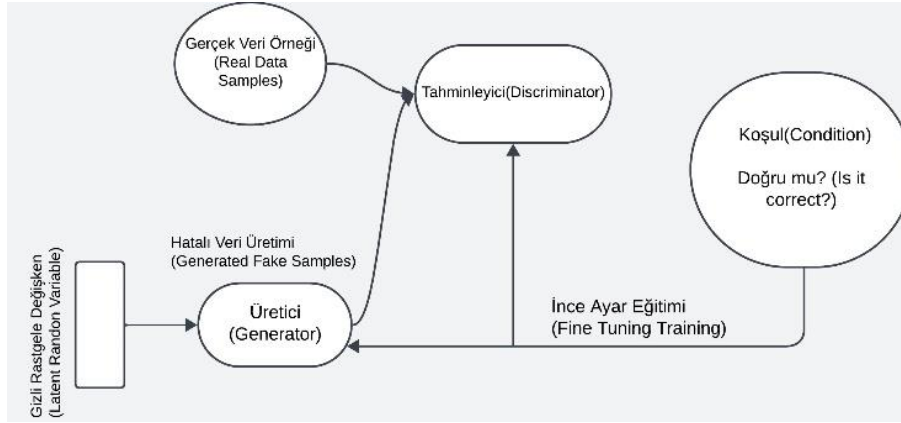
Erken doğum (Preterm)
Tam zamanında doğum (Fullterm)
Tek/ikiz bebek (No of Births)
YYBÜ'de kalma zorunluluğu (NICU Stay)
Bebekte doğumdan sonra sarılık tespiti (Jaundice)
Sezaryen Doğum (C-Section)
Vajinal Doğum (Vaginal Delivery)
Doğum için yapay ağrı verme ihtiyacı (Induce Pain)

2.2. 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 ilk olarak Generative Adversarial Network (GAN) metodu ile veri üretimi sağlanmıştır.

GAN, biri üretici ve biri tahminleyici olan iki sinir ağından oluşan derin öğrenme mimarisidir: Üreteç, belirli bir gerçek veri örnekleri kümesine benzer yeni veri örnekleri üretmek üzere eğitilir. Buna karşılık, tahminleyici, üretilen örnekler ile gerçek örnekler arasında ayırım yapmak üzere eğitilir. 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 bir şekilde belirlemeye çalışır [18].



Şekil 1. GAN Çalışma Diyagramı

Amaç, GAN metodu kullanarak 450 örnekten oluşan veri setini 2000 örneğe çıkararak, uygulanacak model ile daha kesin ve doğru sonuçlar elde etmektir.

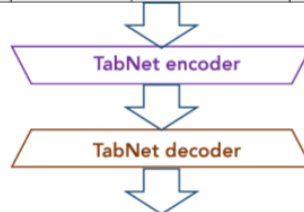
2.3. TabNet Modeli

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 sentetik azınlık-örnekleme tekniği (SMOTE) olarak bilinen tek bir derin öğrenme mimarisi kullanır [19].

TabNet modelinde iki çeşit öğrenme modeli bulunmaktadır. Şekil 2 denetimsiz ön eğitim, Şekil 3 ise denetimli ince ayar olarak ifade edilmektedir. Denetimsiz ön eğitim dekoder sayesinde maskeleyip yeniden tahminleme ile sistemi eğitirken, Şekil 3'te belirtilen denetimli ince ayar yöntemi de karar ağacı yapısıyla sonucun doğru ve yanlış olmasını tespit etmektedir.



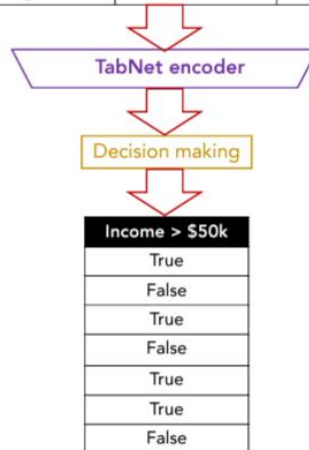
Age	Cap. gain	Education	Occupation	Gender	Relationship
53	200000	?	Exec-managerial	F	Wife
19	0	?	Farming-fishing	M	?
?	5000	Doctorate	Prof-specialty	M	Husband
25	?	?	Handlers-cleaners	F	Wife
59	300000	Bachelors	?	?	Husband
33	0	Bachelors	?	F	?
?	0	High-school	Armed-Forces	?	Husband



Age	Cap. gain	Education	Occupation	Gender	Relationship
		Masters			
		High-school			Unmarried
43		High-school			
	0	High-school		F	
			Exec-managerial	M	
			Adm-clerical		Wife
39				M	

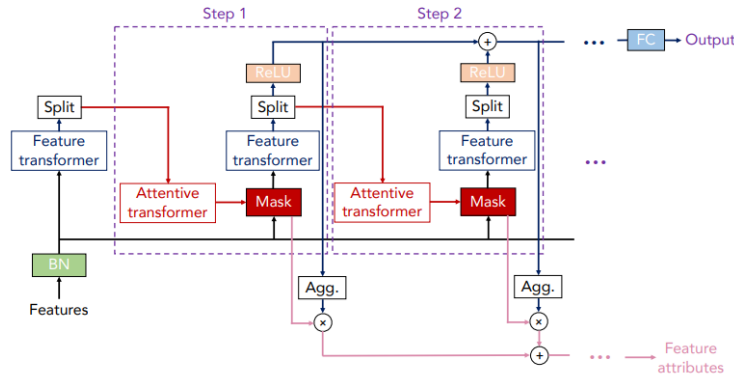
Şekil 2. Denetimsiz Ön Eğitim [19]

Age	Cap. gain	Education	Occupation	Gender	Relationship
60	200000	Bachelors	Exec-managerial	M	Husband
23	0	High-school	Farming-fishing	M	Unmarried
45	5000	Doctorate	Prof-specialty	M	Husband
23	0	High-school	Handlers-cleaners	F	Wife
56	300000	Bachelors	Exec-managerial	M	Husband
38	10000	Bachelors	Prof-specialty	F	Wife
23	0	High-school	Armed-Forces	M	Husband



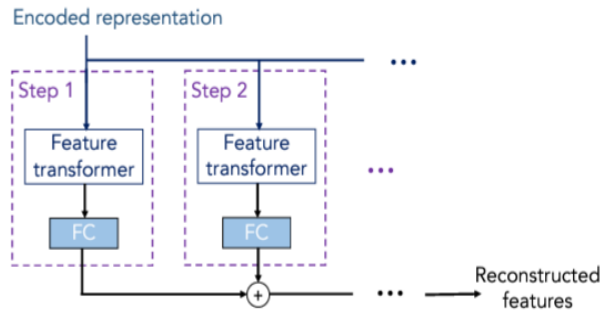
Şekil 3. Denetimli İnce Ayar [19]

TabNet Şekil 4'te 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.

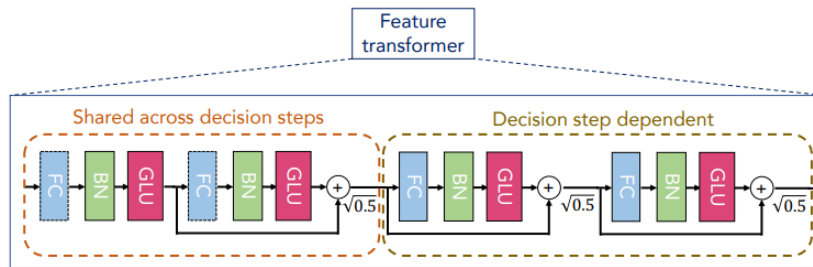


Şekil 4. TabNet Encoder Mimarisi[19]

TabNet Şekil 5'te kod çözücü, kodlayıcı tarafından oluşturulan orijinal özellikleri kendi yeniden oluşturmak için bazı kısımları maskeler ve iyi tahmin etmeyi öğrenerek eğitim yapar.

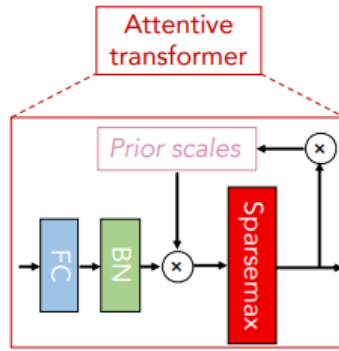


Şekil 5. TabNet Kod Çözücü Mimarisi [19]



Şekil 6. Öznitelik Dönüştürücüler[19]

Şekil 6’te gösterildiği üzere öznitelik seçimi Tamamen Bağlı Katman (Fully Connected Layer (FC)), Batch Normalizasyon ve Geçitli Doğrusal Birim (Generalized 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’te görülen dört farklı GLU blok yapısının ilk ikisi karar adımında paylaşılıp diğer ikisi karar adımına bağlı olarak özniteliklerin boyutunu ayarlamaktadır. Öğrenmeyi stabilize etmek için de $\sqrt{0.5}$ çarpanını kullanmaktadır [16].



Şekil 7. Özenli Dönüştürücüler[19]

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 7’de özenli dönüştürücüler 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 [20].

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:

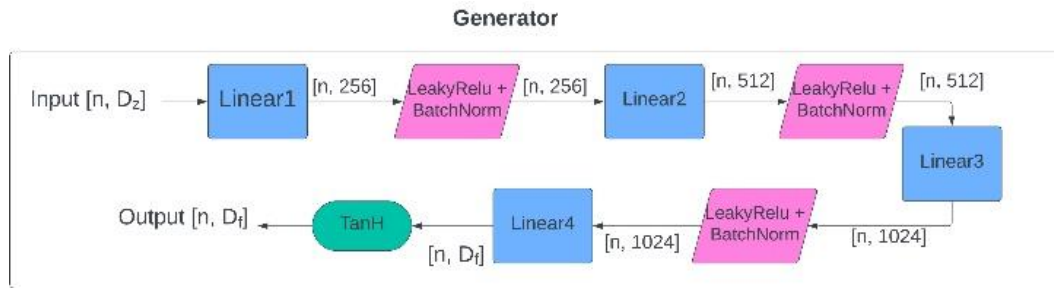
$$f(x) = \max(0, x) \quad (1)$$

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 algoritmalarıyla daha etkili çalışması. Ayrıca ReLU, aşırı uyum gösterme (overfitting) eğilimini azaltır.

Sıralı olarak kullanılan TabNet encoder yapısı veri büyüklüğüne göre sıralı adım sayısı denenerek en iyi doğruluk oranı bulmayı sağlamaktadır.

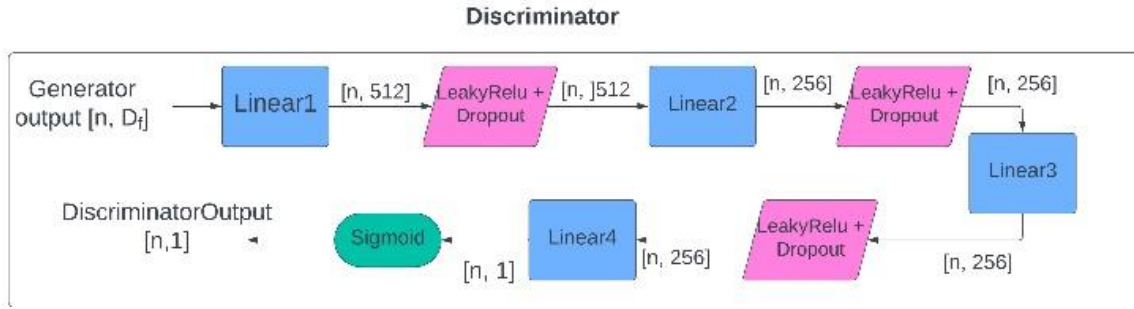
3. Sonuçlar

MSF veri seti, Python dili kullanılarak IDLE üzerinde geliştirme yapılarak kullanılmıştır. GAN metodu kullanılarak veri üretimi gerçekleştirilmiştir. 450 örnekten 2000 örnek oluşturulmuştur.



Şekil 8. GAN Üreticisi

Jeneratörün rolü veri üretmektir. Başlangıçta, bu veriler rastgele gürültü olacaktır, çünkü jeneratör gerçek veri dağıtımını 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 katmanı ile başlar. Batch 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 benzer. Makale, jeneratör çıkışı için TanH aktivasyon fonksiyonunu kullandığımızı öne sürüyor, ancak bunun nedeninin, TanH fonksiyonu modelin daha hızlı yakınsamasına izin vermesi nedeniyle kullanılmaktadır (bk. Şekil8).



Şekil 9. GAN Tahminleyicisi

Şekil 9'da 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. Tablo 4'te GAN metodunda kullanılan değişkenler açıklanmaktadır. GAN'dan sonra F1 oranları verinin ilk haline göre yüksek çıkınca TabNet modeline ait olan parametreler ile deneyler yapılmıştır.

Tablo 4. 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 değişkenler ve tanımları Tablo 5' te açıklanmaktadır. Bu parametrelerden bazıları, deneyde varsayılan değerlerinden farklı kullanarak daha doğru ve kesin sonuçlar alabilmek için kullanılmaktadır. Tablo 5'te açıklanan ilk dört parametrenin kombinasyonları ile deneye başlanmış daha sonra en iyi sonuçlar alınan parametreler belirlenmiştir. Belirlenen parametreler üzerinde daha detaylı deneyler yapılarak sonuca ulaşılmıştır.

Tablo 5. TabNet Model Parametreleri ve Tanımları

Model Parametreleri	Tanımları
n_ds : int (varsayılan=8)	Karar tahmin katmanının genişliği. Daha büyük değerler, aşırı uyum riskiyle birlikte modele daha fazla kapasite sağlar. Değerler genellikle 8 ile 64 arasında değişir.
n_as : int (varsayılan=8)	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 ile 10 arasında)
gamma : float (varsayılan=1.3)	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=2)	Her adımda bağımsız Geçitli Doğrusal Birim katmanlarının sayısı. Olağan değerler 1 ile 5 arasında değişir.
max_epochs : int (varsayılan = 50)	Eğitim için maksimum epok sayısı.
patience : int (varsayılan = 50)	Erken durdurma gerçekleştirilmeden 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.
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.

Klasik Makine Öğrenmesi yöntemleri kullanılarak hazırlanan bir çalışmada MSF veri seti kullanılmıştır [21]. 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 Classifier 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-Tuning uygulanmasıdır [21].

Tablo 6'da ki sonuçlara karşılık yapılan TabNet modeli kullanılarak birçok deney yapılmıştır. Yapılan deneylerde Şekil 10'da gösterilen parametreler, ideal model parametreleri olarak belirlenmiştir. Bu parametreler ile yapılan öğrenmeler sonucunda Tablo 7'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.

Tablo 6. Makine Öğrenmesi Modelleri Doğruluk Oranları

Nitelikler	Naive Bayes Classifier	XGBoost	Random Classifier	Forest	Decision Classifier	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	

```
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()
```

Şekil 10. TabNet Modelinde Kullanılan Model Değerler

Tablo 7. TabNetModeli 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	%74.44	%74
Jaundice	%90	%84
C-Section	%64.44	%84
Vaginal Delivery	%77.53	%79
Induce Pain	%96.67	%96



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

4. Tartışma

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.



Anne sađlıđı risk analizi, hamilelik ve dođum/dođum sonrasını kapsayacak řekilde oluřacak komplikasyonların olasılıđını belirlemede önem teřkil etmektedir. Bu alıřmada Tablo 3'te belirtilen niteliklerin risk tahminlemesine ynelik derin đrenme kullanılarak bir model oluřturulmuřtur. Klasik makine đrenmesi teknikleri kullanılarak yapılan alıřmaya karřın, daha yksek dođruluk oranları ile tahminleme yapan derin đrenme modeli ile anne sađlıđı aısından riski en yksek řekilde tahminleme yapılması hedeflenmiřtir. Bu sayede, anne sađlıđıyla iliřkili risk faktrlerini tahmin etmek ve oluřabilecek komplikasyonları azaltmak veya nlemek iin bu alıřmadaki model kullanılabilir.

5. Teřekkr

alıřma boyunca beni destekleyen aileme ve engin bilgileri ile bana yol gsteren Prof. Dr. Hacer Karacan'a ok teřekkr ederim.

Referanslar

- [1] M, Bogren. A, Denovan. F, Kent. M, Berg. ve K, Linden. "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". *Woman and Birth*, 34(5), 425-434, 2021.
- [2] Y Mercan. ve K,T, Seluk. "Association between postpartum depression level, social support level and breastfeeding attitude and breastfeeding self-efficacy in early postpartum women". *PloS ONE*, 16(4), 2021.
- [3] Our World in Data. "Maternal Mortality". <https://ourworldindata.org/maternal-mortality> (20.12.2023).
- [4] S, Kaur. et al. "Medical Diagnostic Systems Using Artificial Intelligence (AI) Algorithms: Principles and Perspectives,". *IEEE Access*, 8, 228049-228069, 2020.
- [5] H, Naaz. ve M, Akram. "Maternal Health Complications During Pregnancy Period: A Sociological Study". *Public Health Research*, 12(3), 61-68, 2022.
- [6] B, Narayan. ve C, Nelson. "Medical problems in pregnancy". *Clinical Medicine*, 17(3), 251-257, 2017.
- [7] T,O, Togunwa. A,O, Babatunde. ve K,R, Abdullah. "Deep hybrid model for maternal health risk classification in pregnancy: synergy of ANN and random forest". *Sec. Medicine and Public Health*, 6, 2023.
- [8] Z, Hoodbhoy. M, Noman. A, Shafique. A, Nasim. D, Chowdhury. ve B, Hasan. "Use of machine learning algorithms for prediction of fetal risk using cardiotocographic data". *Int J App Basic Med Res*, 9(4), 226-230, 2019.



- [9] A, Raza. H,U,R, Siddiqui. K, Munir. M, Almutairi. F, Rustam. ve I, Ashraf. "Ensemble learning-based feature engineering to analyze maternal health during pregnancy and health risk prediction". PLoS ONE, 17(11), 2022.
- [10] M, Ahmed. ve M,A, Kashem. "IoT Based Risk Level Prediction Model For Maternal Health Care In The Context Of Bangladesh". 2nd International Conference on Sustainable Technologies for Industry 4.0 (STI), Dhaka, Bangladesh, 2020.
- [11] A, Mrzia. ve M,A, Kashem. IoT Based Risk Level Prediction Model For Maternal Health Care In The Context Of Bangladesh. 2nd International Conference on Sustainable Technologies for Industry 4.0 (STI). 2020
- [12] J,M, Bautista. Q,A,I, Quiwa. ve R,S,J, Reyes. Machine Learning Analysis for Remote Prenatal Care. IEEE Region 10 Conference. 2020
- [13] I,J, Umoren. F, Chigozirim. A, Silas. ve B, Ekong. Modeling and Prediction of Pregnancy Risk for Efficient Birth Outcomes Using Decision Tree Classification and Regression model.2022
- [14] C, Gao. S, Osmundson. D,R,V, Edwards. G,P, Jackson. B,A, Malin. ve Y, Chen. "Deep learning predicts extreme preterm birth from electronic health records". Journal of Biomedical Informatics, 100, 2019.
- [15] R, Bennett. Z,D, Mulla. P, Parikh. A, Hauspurg. ve T, Razzaghi. "An imbalance-aware deep neural network for early prediction of preeclampsia". PLoS ONE, 17(4), 2022.
- [16] S,D, Sharma. S, Sharma. R, Singh. A, Gehlot. N, Priyadarshi. ve B, Twala. "Stress Detection System for Working Pregnant Women Using an Improved Deep Recurrent Neural Network". Electronics, 11(18), 2022.
- [17] A,L, Marques. et al., "IoT-Based Smart Health System for Ambulatory Maternal and Fetal Monitoring". IEEE Internet of Things Journal, 8(23), 16814-16824, 2021.
- [18] "Generative Adversarial Networks (GAN) Nedir?". <https://www.yapayzekatr.com/2023/11/03/generative-adversarial-networks-gan-nedir/> (20.12.2023).
- [19] S,O, Arık. ve T, Pfiste. "TabNet: Attentive Interpretable Tabular Learning". The Thirty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-21), 6679-6687, 2021.
- [20] A, Martins. ve R, Astudillo. "From Softmax to Sparsemax: A Sparse Model of Attention and Multi-Label Classification". Proceedings of The 33rd International Conference on Machine Learning, 1614-1623, 2016.
- [21] S,M,T, Zaman. R, Tasneem. ve T, Shakerin. Intelligent Assisted Living in Pregnancy, Yüksek Lisans Tezi, Brac Universitesi, Bangladesh, 2022.