Gazi Üniversitesi
Veri Bilimi Araştırma Projesi

Makine Öğrenmesi İle Erken Evre Diyabet Riskinin Sınıflandırılması

Kağan Güner
kagan.guner@gazi.edu.tr
Bilgisayar Mühendisliği, Teknoloji Fakültesi, Gazi Üniversitesi, Ankara, Türkiye
Davronbek Abdurazzokov
23181616403@gazi.edu.tr
Bilgisayar Mühendisliği, Teknoloji Fakültesi, Gazi Üniversitesi, Ankara, Türkiye

Anahtar Kelimeler
Erken Evre Diyabet,
Makine Öğrenmesi,
Sınıflandırma Algoritmaları

Özet: Diyabet, yaygın ve potansiyel olarak ölümcül bir hastalıktır. Dünya genelinde milyonlarca insan bu hastalıkla mücadele etmekte olup diyabet, hastaların yaşam kalitesini ciddi şekilde etkilemektedir. Erken müdahale ve tedavi ile diyabetin olumsuz etkileri büyük ölçüde azaltılabilir, hastaların yaşam standartları iyileştirilebilir. Ancak, çoğu durumda diyabetin tanısı yıllar süren bir süreç gerektirmektedir. Diyabetin erken teşhisi için, mevcut hastaların verilerinden yararlanarak makine öğrenmesi algoritmaları uygulanabilir. Bu yaklaşımla, kan testi veya glukoz ölçümü gibi tıbbi prosedürlere gerek kalmadan, diyabet riski taşıyan bireyler belirlenebilir. Bu çalışmanın amacı, diyabet tanısında kullanılabilecek bir makine öğrenmesi modelinin geliştirilmesidir. Araştırmada, 520 hastaya ait 16 farklı veri özelliği kullanılarak altı farklı makine öğrenmesi algoritması uygulanmış, modellerin performansı doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F skoru gibi metrikleriyle değerlendirilmiştir. Ayrıca, veri setindeki özelliklerin diyabet teşhisindeki öncelikli etkileri araştırılmıştır. Geliştirilen modellerin tamamı belirli düzeylerde başarı elde etmiştir. En düşük doğruluk oranı, Lineer Regresyon algoritması kullanılarak %60 sınıflandırma başarımıyla elde edilmiştir. En yüksek başarı ise Rastgele Orman algoritması ile elde edilmiştir; bu modelin doğruluğu %99, kesinliği %99, hassasiyeti %99 ve F skoru %99 olarak ölçülmüştür. Elde edilen sonuçlar, geliştirilen sınıflandırma modelinin diyabet teşhisinde bir test aracı olarak kullanılabileceğini göstermektedir.

Keywords
Early Stage Diabetes,
Machine Learning,
Classification Algorithms

Abstract: Diabetes, potentially fatal disease. Millions of people worldwide are affected by this condition, which significantly impacts their quality of life. Early intervention and treatment can greatly reduce the negative effects of diabetes and improve patients' living standards. However, in most cases, the diagnosis of diabetes can take years. Early diagnosis of diabetes can be achieved by applying machine learning algorithms using data from existing patients. With this approach, individuals at risk of developing diabetes can be identified without the need for medical procedures like blood tests or glucose measurements. The aim of this study is to develop a machine learning model that can be used for diagnosing diabetes. In the study, six different machine learning algorithms were applied to a dataset consisting of 520 patients' data across 16 different features. The models' performance was evaluated using standard classification metrics accuracy, precision, recall, and F1-score. Additionally, the significance of the features in the diagnosis of diabetes was investigated. All developed models achieved a certain level of success. The lowest accuracy was obtained using the Linear Regression algorithm, with a classification success rate of 60%. The highest performance was achieved using the Random Forest algorithm, where the model's accuracy, precision, sensitivity, and F-score were all 99%. The results indicate that the developed classification model can be used as a diagnostic tool for diabetes.

1. Giriş

Diyabet, pankreasın yeterince insülin üretmemesi ya da vücudun üretilen insülini etkili şekilde kullanamaması durumunda ortaya çıkan kronik bir hastalıktır. Yoğun susuzluk hissi, normalden fazla idrara çıkma ihtiyacı ve aşırı yorgunluk belirtileriyle ortaya çıkan hastalık zamanla önlem alınmaz ise önce damarlarda, hastalığın ilerleyin zamanlarında ise şekerin toksik etkisi kalp hastalıkları, böbrek yetmezliği, görme kaybı gibi ciddi komplikasyonlara yol açabilir. Erken teşhisle birlikte tanısı konulan bireylerde diyet, egzersiz ve gerektiğinde ilaç tedavisiyle kan şekeri kontrol altına alınarak daha büyük hasarların önüne geçilmesini, uzun vadede bireyin yaşam kalitesini artırmada önemli rol oynar.

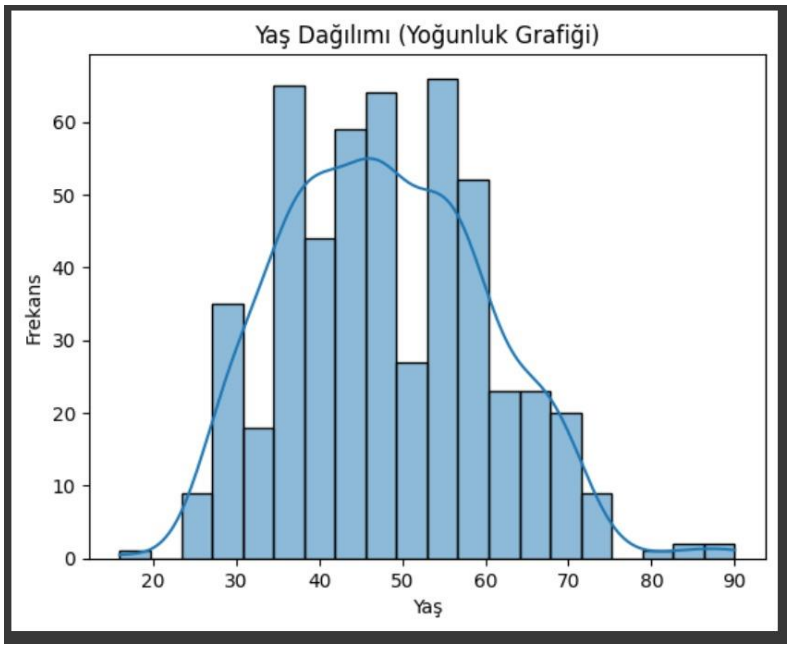
Uluslararası Diyabet Federasyonu'nun (IDF) 2021 verilerine göre, küresel çapta diyabetin yayılışı hızla artmaktadır. Dünyada diyabetle yaşayan 20-79 yaş arası yetişkin sayısı 537 milyon iken, bu sayının 2045 yılında 783 milyona ulaşması beklenmektedir. Bu artışın en büyük nedenleri arasında obezite, hareketsizlik, sağlıksız beslenme ve yaşlanma bulunmaktadır. Sağlık Bakanlığı'nın 2018 yılı verilerine göre, Türkiye, OECD ülkeleri arasında diyabet sıklığında ikinci sıradadır. Türkiye Diyabet Vakfı'nın raporuna göre, ülkede yaklaşık 7 milyon diyabet hastası bulunmakta ve diyabetin görülme sıklığı son 10 yılda iki katına çıkmıştır. Ayrıca Türkiye, Avrupa ülkeleri arasında diyabetin en hızlı arttığı ülke olarak kaydedilmiştir. Bu veriler, erken teşhis ve temeli bilime dayanan önleme yöntemlerinin önemini ortaya koymaktadır.

Bu çalışmanın temel amacı, diyabetin erken evrede teşhisini semptomlara dayalı bir yaklaşımla ele almak ve makine öğrenmesi algoritmalarının sınıflandırma başarısını karşılaştırmalı olarak incelemektir. Bu bağlamda çalışma şu araştırma sorularını ele alır: *(i)* Semptomlara dayalı verilerle diyabetin erken teşhisi ne kadar başarılı bir şekilde yapılabilir? *(ii)* Hangi makine öğrenmesi algoritması bu veri seti üzerinde daha yüksek doğruluk sağlar? *(iii)* Veri yapısına bağlı olarak modeller arasında ne tür performans farkları gözlemlenir? Bu soruları yanıtlamak için, literatürde yaygın olarak kullanılan ancak sınırlılıklar içeren veri setleri (örneğin yalnızca kadınlardan oluşan Pima Indians veri seti) yerine, farklı yaş ve cinsiyet gruplarından bireyleri kapsayan ve semptom bazlı özellikler içeren **Early Stage Diabetes Risk Prediction Dataset** tercih edilmiştir. Çalışmada K-en yakın komşu (K-Nearest Neighbors), Karar Ağacı (Decision Tree), Naive Bayes, Doğrusal Regresyon (Linear Regression), Lojistik Regresyon (Logistic Regression) ve Rastgele Orman (Random Forest) algoritmaları uygulanmış ve performansları doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1 skoru gibi ölçütler üzerinden değerlendirilmiştir.

2. Materyal ve Yöntem

2.1.Veri Setinin Düzenlenmesi

Bu çalışmada, UCI Machine Learning Repository üzerinde yayımlanan "Early Stage Diabetes Risk Prediction Dataset" veri seti kullanılmıştır. Veri seti, Hindistan merkezli sağlık kuruluşlarından toplanan 520 bireyin sağlık semptomlarını içermektedir. Verisi toplanan bireylerin en düşük yaşı 16, en yüksek yaşın 90; 328 erkek,192 kadın olduğu tespit edilmiştir. Veri kümesinde; yaş, cinsiyet, açlık kan şekeri düzeyi, kaşıntı, polidipsi, yorgunluk, bulanık görme, obezite gibi 17 adet semptom niteliği içermektedir. Hedef değişken ise bireyin diyabet riskine sahip olup olmadığını (class: Positive / Negative) belirtmektedir.



Şekil i. Çalışmaya Katılanların Yaş Dağılımı

Veri ön işleme aşamasında,öncelikle "Yes/No", "Male/Female" gibi kategorik değerler binary forma dönüştürülmüştür. Eksik veya aşırı tekrar eden veri bulunmadığından veri temizleme süreci uygulanmamıştır. Ancak, etkisiz veya korelasyonu düşük olan bazı öznitelikler analiz dışında bırakılmış ve veri boyutu düşürülerek model doğruluğu artırılmıştır. Sonuç olarak, genel olarak analiz 16 bağımsız değişken ve 1 hedef değişken ile gerçekleştirilmiştir.
Veri, model eğitiminde kullanılmak üzere %80 eğitim ve %20 test olacak şekilde train_test_split yöntemi ile ayrılmıştır.

Tablo 1. Çalışmada Kullanılan Değişkenler

Değişken Adı	Türü	Açıklama ve Değerler
Yaş	Nümerik	Değerler: 10'luk aralıklarla gruplanmıştır [0-10], [10-20], ..., [90-100]
Cinsiyet	Nominal	Değerler: Erkek, Kadın
Poliüri (sık idrara çıkma)	Nominal	Değerler: Yes / No
Polidipsi (aşırı susama)	Nominal	Değerler: Yes / No
Ani kilo kaybı	Nominal	Değerler: Yes / No
Yorgunluk	Nominal	Değerler: Yes / No
Bulanık görme	Nominal	Değerler: Yes / No
Kaşıntı	Nominal	Değerler: Yes / No
Yara iyileşmesinde gecikme	Nominal	Değerler: Yes / No
Vücuttaki tahriş	Nominal	Değerler: Yes / No
İnsülin kullanımı	Nominal	Değerler: Yes / No
Ailede diyabet geçmişi	Nominal	Değerler: Yes / No
Kaç kez su içme	Nominal	Değerler: Yes / No
Kaç kez idrara çıkma	Nominal	Değerler: Yes / No
Kaşıntı, bulanık görme, yorgunluk vb.	Nominal	Değerler: Yes / No
Açlık kan şekeri düzeyi	Nominal	Değerler: Yes / No
Obezite	Nominal	Değerler: Yes / No
İlaç kullanımı geçmişi	Nominal	Değerler: Yes / No
Sınıf (class)	Nominal	Diyabet durumu: Positive (diyabetli) / Negative (diyabetli değil)

2.2.Kullanılan Makine Öğrenmesi Algoritmaları

Bu çalışmada, bireylerin diyabet hastası olup olmadığını tahmin etmek amacıyla çeşitli denetimli makine öğrenmesi algoritmaları uygulanmıştır. Her algoritmanın eğitiminden önce nominal değişkenler "0" ve "1" formuna çevrilmiştir. (Yes:1, No:0, Male:1, Female:0, Positive:1, Negative:0). Sonraki aşamada hem sınıflandırma başarısı hem de yorumlanabilirlik açısından değerlendirilmiş, performans testi için şu metrikler kullanılmıştır; doğruluk, kesinlik, hassasiyet, F1 Skoru, karışıklık matrisi, ROC eğrisi, AUC değeri.

- **Model Performans Değerlendirme Ölçütleri**

Sınıflandırma modelinin performansını ölçütlerken karışıklık matrisindeki değerler, AUC değeri, F1 Skoru ölçütlerinin açıklamaları:

Doğruluk (Accuracy)

Modelin doğru tahmin ettiği tüm örneklerin toplam örneklere oranıdır.

$$Doğruluk = \frac{\mathrm{DP} + \mathrm{DN}}{DP + DN + YP + YN}$$

Kesinlik (Precision)

Modelin pozitif olarak tahmin ettiği örneklerin ne kadarının gerçekten pozitif olduğunun oranıdır.

$$Kesinlik = \frac{\text{DP}}{\text{DP} + \text{YP}}$$

Hassasiyet (Sensitivity)

Pozitif sınıfın doğru bir şekilde tanınma oranıdır ve gerçek pozitiflerin doğru tahmin edilme yüzdesini gösterir.

$$Hassasiyet = \frac{\text{DP}}{\text{DP} + \text{YN}}$$

F1 Skoru (F1 Score)

Hassasiyet ve duyarlılığın harmonik ortalamasıdır ve dengesiz veri setlerinde modelin genel performansını ölçmek için kullanılır.

$$F1 - Skoru = 2\text{x}\frac{Kesinlik * Hassasiyet}{\text{Kesinlik} + \text{Hassasiyet}}$$

AUC (Area Under Curve)
Modelin, farklı sınıfları doğru ayırt etme yeteneğini ölçen bir performans değeridir; ROC eğrisinin altındaki alanı ifade eder.

Tablo 2. Karışıklık Matrisi

	Gerçek Değerler	
Tahmin edilen değerler	**Positive**	**Negative**
Positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
Negative	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Bu kapsamda kullanılan altı temel algoritma aşağıda açıklanmıştır:

2.2.1. Naive Bayes (Naif Bayes Sınıflandırıcısı)

Naive Bayes algoritması, olasılık temelli ve oldukça hızlı çalışan bir sınıflandırma yöntemidir. Bu model, her özelliğin sınıftan bağımsız olduğunu varsayarak Bayes teoremini uygular. Bu çalışmada, "Early Stage Diabetes Risk Prediction" veri setinde yer alan kategorik ve sayısal değişkenler kullanılarak Gaussian Naive Bayes uygulanmıştır.
Kullanımı:

- Algoritmanın doğruluk oranı %91 olarak tespit edilmiştir.
- Eğitim ve test verisi ayrımı yapıldıktan sonra model eğitilmiş ve sınıf tahmini yapılmıştır.
- Genellikle basit yapısı sayesinde hızlı sonuç vermiştir, ancak veri setindeki değişkenler bağımsız olmadığından diğer yöntemlere göre düşük doğruluk göstermiştir.

2.2.2. Logistic Regression (Lojistik Regresyon)

Lojistik regresyon, özellikle iki sınıflı (binary) problemler için yaygın olarak kullanılan doğrusal bir modeldir. Bu çalışmada bireylerin diyabet hastası olup olmadığını ikili sınıflandırma ile tahmin etmek amacıyla kullanılmıştır. Logistic regresyon doğrusal ilişkiyi öğrenerek ilerler (Yaş arttıkça diyabet olma riskinin artması gibi) bu nedenle model sınıflar arasındaki sınırı doğrusal olarak çizmeye çalışır.
Kullanımı:

- Bağımlı değişken olarak "class" etiketi (Positive / Negative) belirlenmiştir.
- Modelin doğruluk oranı oldukça yüksek olup, ROC eğrisi altında kalan alan (AUC) değeri 0.85 olarak gözlemlenmiştir.
- Değişkenlerin sınıflandırma üzerindeki etkisini ölçmek açısından yorumlanabilir sonuçlar üretmiştir.

2.2.3. Decision Tree (Karar Ağaçları)

Karar ağaçları, veriyi dallara ayırarak karar kuralları üreten ve görselleştirilmesi kolay olan bir yöntemdir. Ağaç yapısı içinde her düğüm bir özelliği ve eşik değerini temsil ederken, yapraklar sınıf etiketini içerir. Algoritma, her düğümde en iyi özelliği seçer ve bu özelliği kullanarak veriyi ikiye böler. Karar Ağacı, Gini İndeksi veya Entropi gibi ölçütlerle en iyi bölmeyi seçerek ilerler.
Kullanımı:

- Model, eğitim verisi ile oluşturulmuş ve test verisi üzerinde doğrulama yapılmış ve başarı oranı 95% olarak bulunmuştur.
- Başarı oranı yükseltmek için etkisiz değişkenleri çıkartarak modeli tekrar eğitilmiştir.
- Etkisiz olarak "sudden weight loss" çıkartılmış, başarı oranının 98% olduğu görülmüştür ve overfitting olabilme riski ortaya çıkmıştır. Bunu overfitting olup olmadığını kontrol etmek için bazı değerlere (F1-skor, precision, recall, support) bakmamız gerekir.
- Bu değerlere bakıldığında, Bulgular ve Tartışma bölümdeki Tablo 4 de göründüğü gibi değerler birbirine oldukça yakın, bu da overfitting olmadığı kanıtına varılmasını sağlamıştır.
- ROC-AUC değeri ve doğruluk oranı yüksek çıkmıştır (AUC ≈ 0.98).

2.2.4. Random Forest (Rastgele Orman)

Random Forest, birden fazla karar ağacının oluşturulup bunların sonuçlarının oylanarak sınıflandırma yapıldığı bir topluluk öğrenme yöntemidir. Sonuçta elde edilen tahminler, her bir ağacın verdiği kararların verdiği oylamasıyla birleştirilir, sonuç çoğunluk oylamasıyla belirlenir. Bu model hem overfitting'e karşı dayanıklı hem de yüksek doğruluklu sonuçlar verir.
Kullanımı:

- 100'den fazla karar ağacı ile model eğitilmiş, her bir ağaç farklı örneklem veriler üzerinde çalıştırılmıştır.
- En iyi doğruluk (≈ %99) ve AUC (1) değerine ulaşmıştır.
- Yukarıda aldığımız değerler modellimizin overfitting olma riskli olabileceğini gösteriyor. Bu yüzden bazı değerlere (F1-skor, precision, recall, support) bakmamız gerekir.
- Bu değerlere bakıldığında, Bulgular ve Tartışma bölümdeki Tablo 4 de göründüğü gibi değerler birbirine oldukça yakın, bu da overfitting olmadığı kanıtına varılmasını sağlamıştır.

2.2.5. K-Nearest Neighbors (k-En Yakın Komşuluk)

Bu algoritma, test örneğini eğitim setindeki "k" adet en yakın veriyle karşılaştırarak sınıf tahmini yapar. KNN, mesafe ölçümü kullanarak çalışır, çoğunlukla Öklid mesafesi tercih edilir. Test verisi üzerinde tahmin yapmak içim, eğitim setindeki "k" en yakın komşuyu bulur ve bu komşuların sınıflarına bakarak tahmin yapar. Özellikle örnekler arası benzerliğe dayalı basit ama etkili bir yöntemdir.

Kullanımı:

- Modelde farklı "k" değerleri denenmiş ve en uygun k=6 değeriyle en iyi sonuç alınmıştır.
- Özellikler arasındaki uzaklıklar için öklidyen mesafe metriği kullanılmıştır.
- AUC ≈ 0.98 ve doğruluk oranı ≈ %93.04 olarak elde edilmiştir.

2.2.6. Linear Regression (Doğrusal Regresyon)

Linear Regression aslında sürekli (sayısal) değerleri tahmin etmek için kullanılan bir modeldir. Ancak çalışılan veri seti ikili sınıflandırma problemine yönelik olduğundan uygun bir model değildir. Yine de numinal değerler binary değerlere çevrilerek tahmin edebilmesi sağlanmıştır.

Kullanımı:

- Y_pred çıktısı round() fonksiyonu ile ikili sınıfa dönüştürülmüş ve confusion matrix üzerinden doğruluğu test edilmiştir.
- Sınıflandırma amacıyla kullanıldığında, doğrusal sınırlar üzerinden tahmin yapabildiği için bazı karmaşık örneklerde düşük performans göstermiştir.
- AUC ≈ 0.98 ve doğruluk oranı ≈ %60.04 olarak elde edilmiştir.
- Düşük oranı olduğu için eğitime devam edilmemiştir.

2.3.Literatür Taraması

Literatürde diyabet sınıflandırması üzerine yapılan birçok çalışmada Pima Indians Diabetes Dataset yaygın olarak kullanılmaktadır. Ancak bu veri seti yalnızca 21 yaş üzeri kadınlardan oluştuğu, verilerin eksik ve sınıfların dengesiz olması sebebiyle sonuçların genellenebilirliği tartışmalıdır. Ayrıca çoğu çalışmada sadece sınırlı sayıda algoritma kullanılarak model karşılaştırması yapılmıştır. Bu çalışmada ise hem cinsiyet hem de semptom çeşitliliği bakımından daha kapsamlı olan Early Stage Diabetes veri seti tercih edilmiştir. Semptomlara dayalı olması nedeniyle düşük maliyetli tarama sistemleriyle entegrasyonu mümkündür. Ayrıca birden fazla algoritma kullanılarak performans analizi yapılmış ve hangi modelin daha iyi tahmin gücüne sahip olduğu karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Bu yönüyle çalışma, literatürdeki benzer uygulamalardan ayrılmaktadır.

Makalemizde kullanılan makine öğrenme algoritmaları, klasikleşmiş ve temel diyebileceğimiz yöntemlerdir. Veri setimizi kullanarak yapılan makalelerde ise daha karmaşık ve birleşik algoritmaların kullanılmasıyla başarı oranının önemli ölçüde arttığı gözlemlenmiştir. Bu, söz konusu veri setinin daha gelişmiş algoritmalarla işlendiğinde yüksek doğruluk oranlarına ulaşılabileceğini göstermektedir. Bununla birlikte, çalışmamızda Lineer Regresyon algoritması kullanılırken, özellikle karmaşıklık matrisinin çıkarılması ve veri setinin uygulanması aşamasında belirgin zorluklarla karşılaşılmıştır. Bu durum, daha gelişmiş tekniklerin ve optimizasyon yöntemlerinin kullanımının önemini vurgulamaktadır.

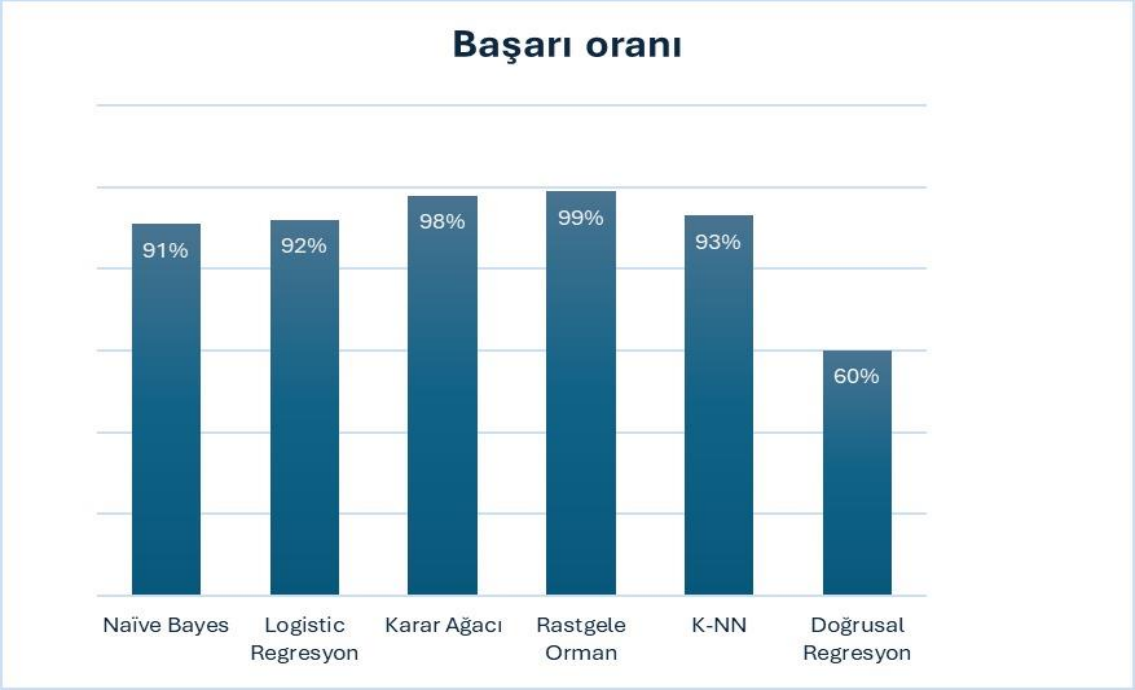
Çalışmamızda karşılaştığımız zorluklardan biri, veri setimizin oldukça temiz olması nedeniyle bazı algoritmaların beklediğimizden daha başarılı sonuçlar vermesiydi. Bu durum, hangi algoritmanın overfitting yapıp yapmadığını tespit etmek ve kontrolünü sağlamak noktasında zorluklar yaşamamıza sebep oldu. Sonuçları değerlendirirken her bir skoru tek tek gözden geçirmemiz gerekti ve bu süreçte her algoritma için tekrarlar yapmamız gerektiği için bu durum oldukça yorucu oldu. Kullanılan beş algoritmanın her birinde overfitting riskiyle karşılaştık. Özellikle Lineer Regresyon algoritmasında başarı oranı diğer algoritmalarla kıyaslandığında çok düşük kaldığı için underfitting ihtimalini göz önünde bulundurduk. Ancak yaptığımız literatür taramasında, lineer regresyonun sürekli değişkenler için tercih edilen bir yöntem olduğunu ve bu nedenle başarı oranının daha düşük olduğunu öğrendik. Bu bilgi, modelin düşük başarı oranını açıklamak adına önemli bir bulgu oldu.

3. Bulgular ve Tartışma

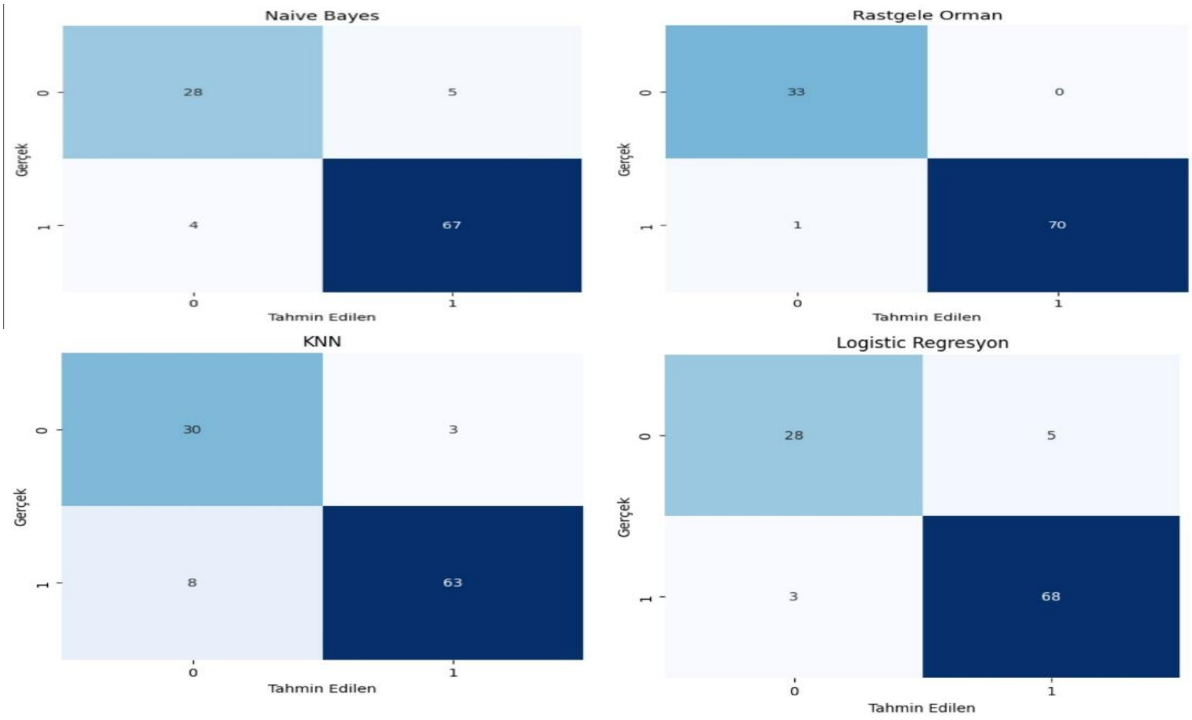
Yapılan deneyler ve model değerlendirmeleri sonucunda elde edilen bulgulara göre, kullanılan makine öğrenmesi algoritmalarının her biri belirli ayarlamalarda farklı sonuçlar elde etmiştir. Modellerin başarısını ölçümlemek için kullanılan doğruluk oranı, AUC, hassasiyet ve karışıklık matrisi gibi ölçütler, her bir modelin veri setindeki sınıflandırma doğruluğunu belirlemede etkili olmuştur.

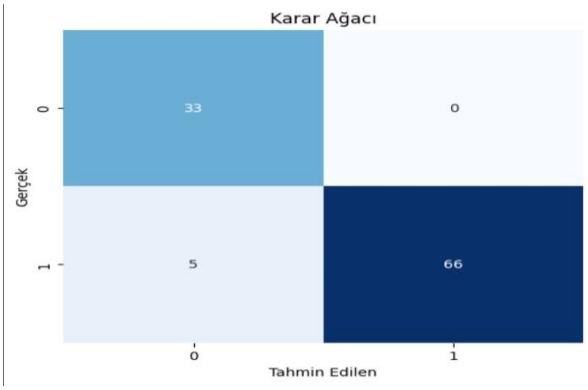
- Karar Ağacı (Decision Tree) modeli, %98 doğruluk oranı ile en yüksek başarıyı sağlamıştır. Bu model, veri setindeki önemli özellikleri doğru bir şekilde ayrıştırarak, sınıflandırma görevini başarıyla tamamlamıştır.
- Rastgele Orman (Random Forest), %99 başarı oranı ile en iyi performansı göstermiştir. Rastgele Orman, birçok karar ağacının birleşimiyle güçlü bir sınıflandırma modeli oluşturmuş ve yüksek doğruluk sağlamıştır.
- K-En Yakın Komşu (K-NN) modeli, %93 doğruluk oranı ile yüksek bir başarı elde etmiştir. Ancak, KNN, daha fazla hesaplama gücü gerektiren bir algoritma olup, doğruluk oranı diğer modellerin gerisinde kalmıştır.
- Lojistik Regresyon (Logistic Regression), %92 doğruluk oranı ile başarılı bir model olmasına rağmen, daha karmaşık modeller kadar yüksek doğruluk elde edememiştir.
- Naive Bayes, %91 doğruluk oranı ile uygun sonuçlar elde etmiştir ancak genellikle diğer modellerin gerisinde kalmıştır. Özellikle bağımsızlık varsayımının bazı özellikler için geçerli olmaması, modelin başarısını sınırlamıştır.
- Doğrusal Regresyon (Linear Regression), %60 doğruluk oranı ile en düşük başarıyı sağlamıştır. Bu modelin doğrusal sınıflandırma yapması, daha karmaşık veri setlerinde doğru tahmin yapabilmesi için yeterli olmamıştır.

Aşağıda, bu modellerin başarı oranlarını daha net bir şekilde görselleştiren grafiği bulabilirsiniz:

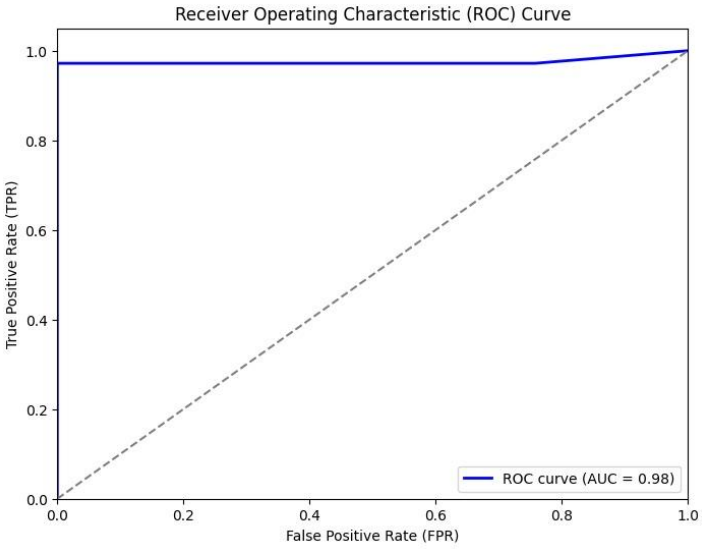


Tablo 3.Modellerin Karışıklık Matrisleri

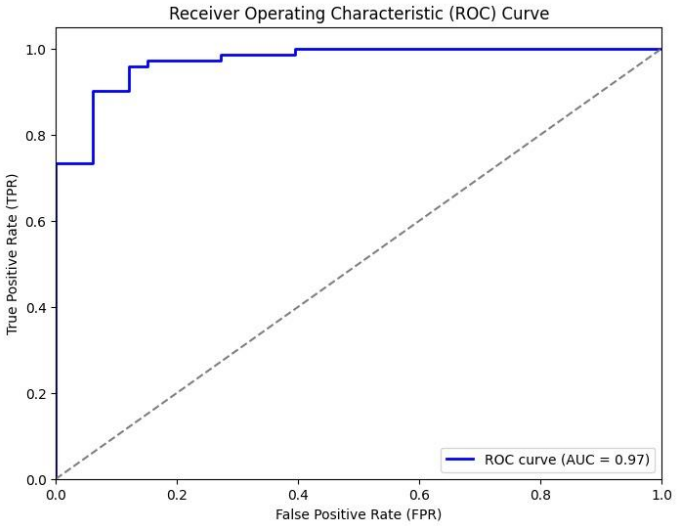




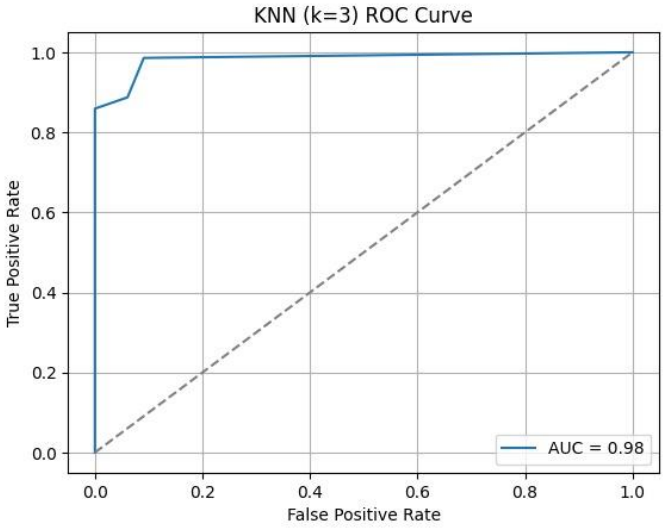
- **Naive Bayes** modeli, 28 doğru negatif (True Negative) ve 67 doğru pozitif (True Positive) tahmin ile iyi bir performans sergileyerek, sınıflandırma başarısını göstermektedir. **Rastgele Orman** algoritması, 33 doğru negatif ve 70 doğru pozitif tahminle en yüksek doğruluk oranını elde etmiş olup, bu modelin doğruluğu diğer modellere göre daha yüksektir. **KNN** modelinde ise 30 doğru negatif ve 63 doğru pozitif tahmin yapılmış, bu da modelin kabul edilebilir bir doğruluk seviyesine sahip olduğunu göstermektedir. **Logistic Regresyon** modelinde 28 doğru negatif ve 68 doğru pozitif tahmin gerçekleştirilmiştir, bu da modelin başarılı olduğunu ancak diğer bazı modeller kadar yüksek performans sergilemediğini göstermektedir. **Karar Ağacı** modeli ise 33 doğru negatif ve 66 doğru pozitif tahminle, doğruluk açısından tatmin edici bir sonuç sunmaktadır. Bu sonuçlar, her bir modelin sınıflandırma doğruluğunu yansıtarak, hangi algoritmanın daha verimli olduğunu belirlemeye olanak sağlamaktadır.



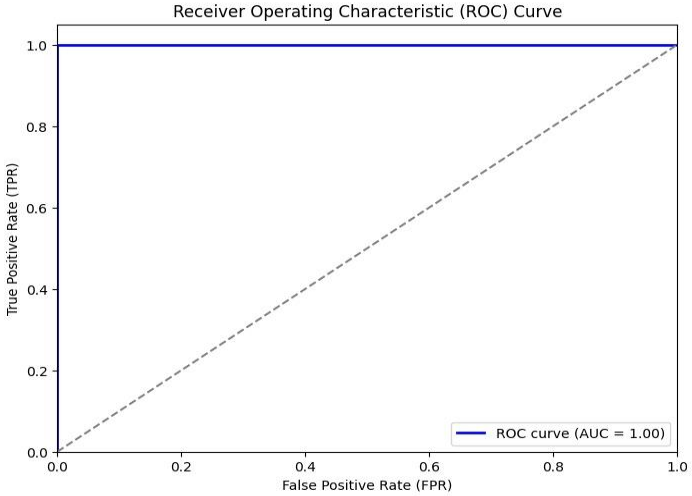
ii.Karar Ağacı



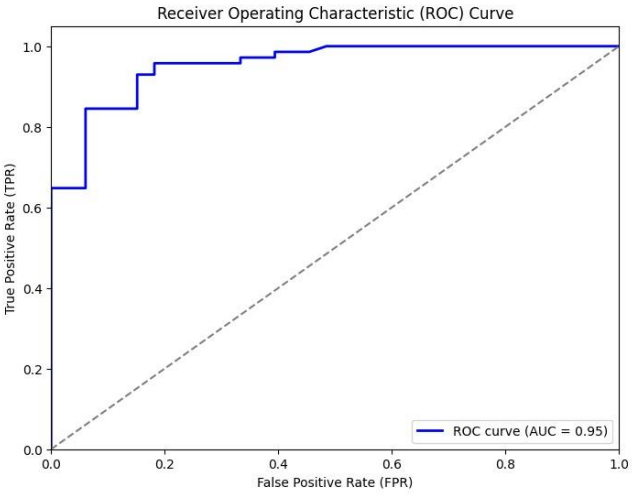
iii.Logistic Regresyon



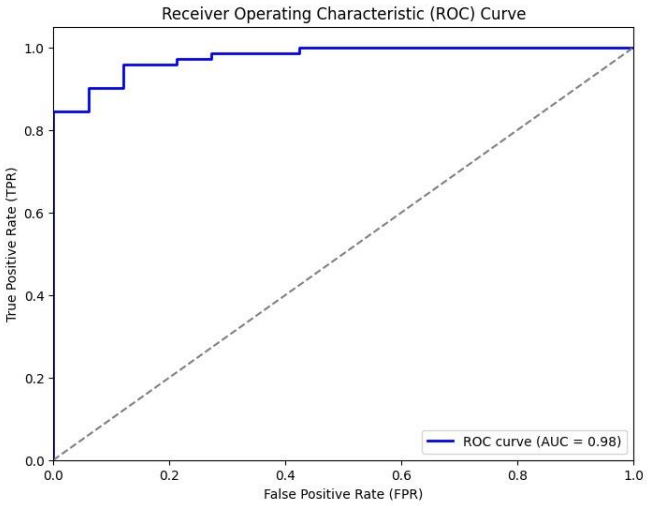
iv.K-NN



v.Rastgele Orman



vi.Naive Bayes

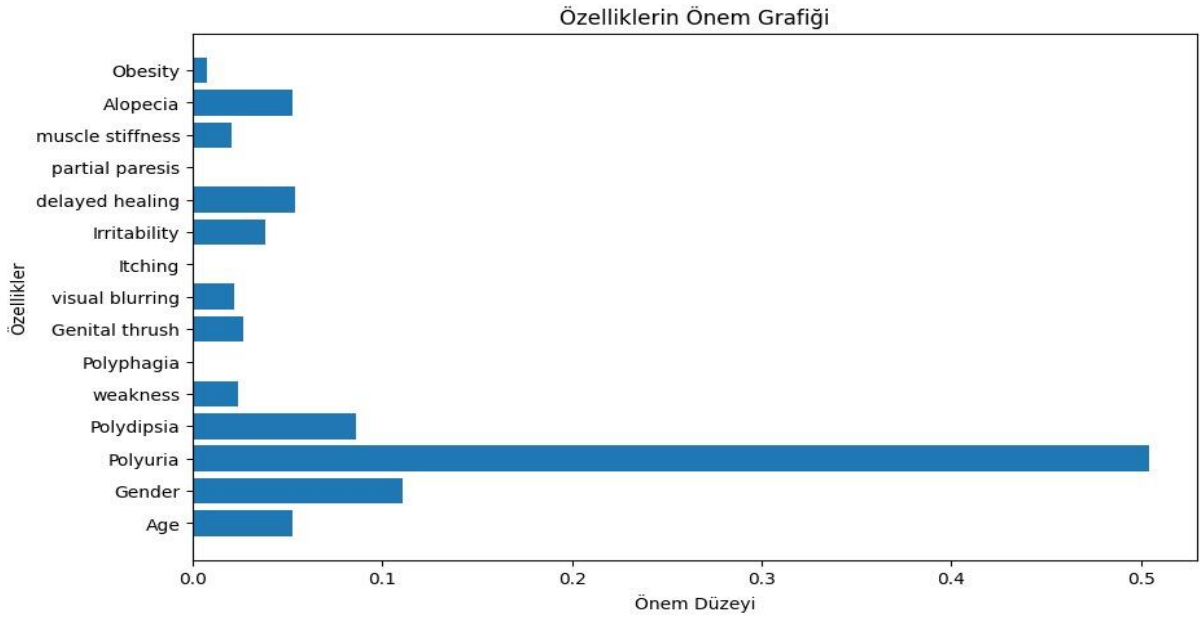


vii.Lineer Regresyon

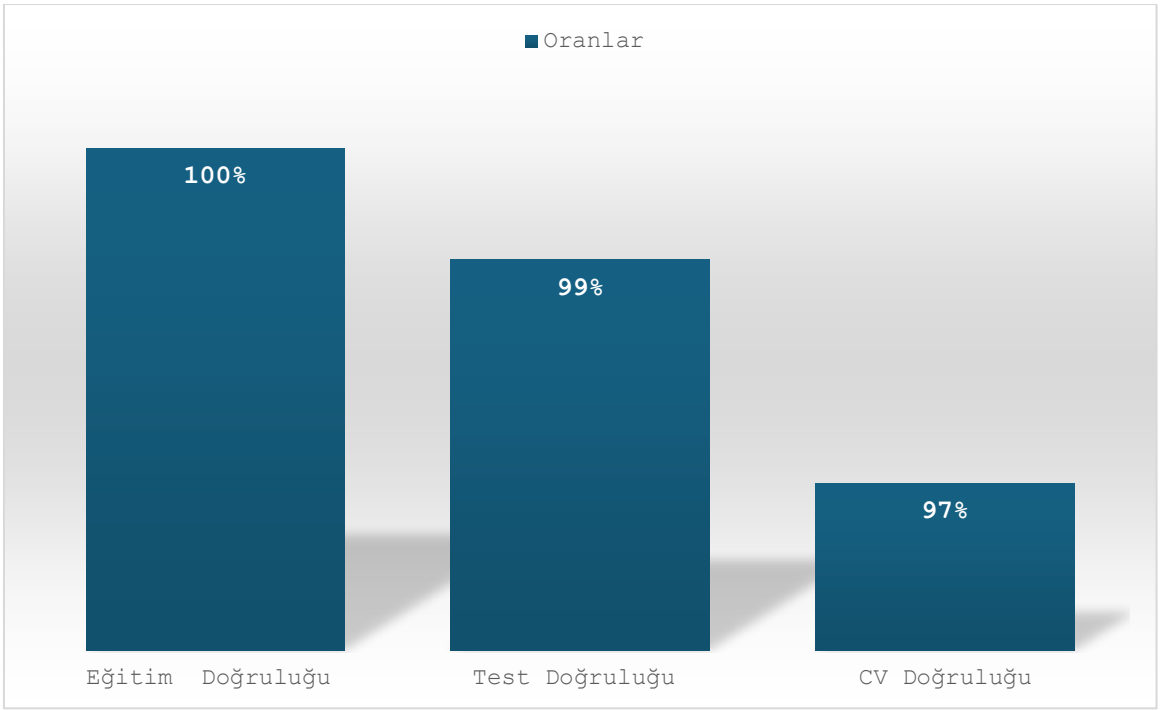
- AUC (Area Under the Curve) ve ROC (Receiver Operating Characteristic) eğrisi, sınıflandırma modelinin performansını değerlendirmek için kullanılan önemli iki metriği ifade eder. ROC eğrisi, modelin doğruluk oranını gösterirken, False Positive Rate (FPR) ile True Positive Rate (TPR) arasındaki ilişkiyi görsel olarak sunar. AUC değeri ise bu eğrinin altındaki alanı temsil eder ve modelin genel doğruluğu hakkında bilgi verir. AUC değeri 0 ile 1 arasında değişir; 1'e yakın değerler modelin mükemmel performansını, 0.5'e yakın değerler ise rastgele tahminle yakın bir başarıyı gösterir. Örneğin, **Karar Ağacı** modeli AUC değeri 0.98 ile oldukça yüksek bir başarıya sahipken, **Logistic Regresyon** modeli 0.97 AUC ile yine yüksek bir performans sunmaktadır. **KNN** modeli, AUC 0.98 ile başarılı sonuçlar verirken, **Rastgele Orman** modeli AUC değeri 1.00 ile mükemmel sonuçlar elde etmiştir, bu da modelin neredeyse kusursuz olduğunu gösterir. **Naive Bayes** ve **Linear Regresyon** modelleri ise sırasıyla AUC 0.93 ve 0.90 ile iyi performans sergilemiş olsa da, diğer modellere göre biraz daha düşük performans göstermektedir. ROC eğrisi, modelin doğru sınıflandırma oranını, yanlış sınıflandırma oranıyla karşılaştırarak modelin tahmin gücünü net bir şekilde görmemize olanak tanır.

Tablo 4.Performans Ölçütleri

Model	Kesinlik	Doğruluk	Hassasiyet	AUC	F1-Skoru
Naive Bayes	0.90	0.91	0.90	0.95	0.90
K-NN	0.87	0.93	0.90	0.98	0.88
Lojistik Regresyon	0.92	0.92	0.90	0.97	0.91
Karar Ağaçları	0.97	0.98	0.99	0.98	0.98
Rastgele Orman	0.99	0.99	0.99	1.0	0.99
Lineer Regresyon	0.92	0.60	0.90	0.98	0.91



Tablo 5.Karar Ağacı için Değişkenlerin Etkinlikleri



Tablo 6.Rastgele Orman için Overfitting risk kontrolu

4.Sonuç ve Öneriler

Bu araştırmada, diyabetin erken evrede tespitine yönelik altı farklı makine öğrenmesi algoritması kullanılmıştır. Yaptığımız deneyler sonucunda en yüksek başarıyı *Rastgele Orman* algoritmasında elde ettik. Bu model, yüksek doğruluk oranıyla diyabetin erken evrelerini doğru bir şekilde sınıflandırmada etkili olmuştur.

Diyabetin erken evrede tespitinin önemi büyüktür çünkü hastalığın erken teşhisi, hastaların yaşam kalitesini artırmak ve komplikasyonları önlemek için büyük fırsatlar sunmaktadır. Bu noktada, makine öğrenmesi teknolojilerinin kullanımı oldukça kritik bir rol oynamaktadır. Çünkü geleneksel yöntemler, verileri işlemek ve anlamlı sonuçlara ulaşmak için yeterli olmayabiliyor. Makine öğrenmesi algoritmaları, verilerin karmaşıklığını daha etkili bir şekilde analiz edebilir ve doğru sonuçlar üretebilir.

Gelecek araştırmalarda, daha gelişmiş algoritmaların kullanılması önerilmektedir. Özellikle derin öğrenme ve XGBoost gibi güçlü modellerin de araştırmaya dahil edilmesi, diyabet riski tahmininde daha doğru sonuçlar elde edilmesini sağlayabilir. Ayrıca, günümüzde diyabetin genç yaşlarda daha sık görülmeye başlaması, veri toplama sürecine yeni bir boyut kazandırmaktadır. Gelecekteki çalışmalar için, genç bireylerden de veri toplanması, veri setinin çeşitlendirilmesine yardımcı olacaktır. Bu da modelin genel geçerliliğini artırabilir ve daha geniş bir popülasyona hitap edebilir.

Bu araştırmanın bulguları, diyabetin erken evre tanısı için makine öğrenmesi teknolojilerinin etkinliğini bir kez daha gözler önüne sermektedir. Gelecek çalışmaların bu alanda yeni algoritmalar ve daha geniş veri setleri kullanarak daha kapsamlı sonuçlar üretmesi beklenmektedir.

Kaynakça:

1. World Health Organization, "Diabetes," 2023. [Online]. Available: https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/diabetes. [Accessed: May 2025].
2. Centers for Disease Control and Prevention (CDC), "Diabetes," 2022. [Online]. Available: https://www.cdc.gov/diabetes/basics/diabetes.html. [Accessed: May 2025].
3. International Diabetes Federation (IDF), *IDF Diabetes Atlas*, 10th ed., 2021. [Online]. Available: https://diabetesatlas.org/. [Accessed: May 2025].
4. T.C. Sağlık Bakanlığı, *2018 Bütçe Sunumu*, 2018.
5. Türkiye Diyabet Vakfı, *2016-2017 Raporları*. [Online]. Available: https://www.turkdiab.org/. [Accessed: May 2025].
6. Kullanılan Veri Seti: UCI Machine Learning Repository, "Early Stage Diabetes Risk Prediction Dataset," [Online]. Available: https://archive.ics.uci.edu/dataset/529/early+stage+diabetes+risk+prediction+dataset. [Accessed: May 2025].
7. Karşılaştırılan Veri Seti: UCI Machine Learning Repository, "Pima Indians Diabetes Database," [Online]. Available: https://www.kaggle.com/datasets/uciml/pima-indians-diabetes-database. [Accessed: May 2025].
8. Ergün, Ö. N., and O. İlhami, "Early Stage Diabetes Prediction Using Machine Learning Methods," *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, vol. 29, pp. 52-57, 2021. doi: 10.31590/ejosat.1015816.
9. Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, "Makine Öğrenmesi Teknikleriyle Diyabet Hastalığının Sınıflandırılması," *Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, vol. 25, no. 1, pp. 112-120, 2021.
10. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, "Makine Öğrenmesi Teknikleriyle Diyabet Hastalığının Sınıflandırılması," *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, vol. 16, pp. 176-185, Aug. 2019. © Telif hakkı EJOSAT'a aittir.
11. Iğdır Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, "Makine Öğrenmesi Teknikleriyle Diyabet Hastalığının Sınıflandırılması," *Journal of the Institute of Science and Technology*, vol. 13, no. 3, pp. 1468-1481, 2023.
12. A. Çınar, "Veri Madenciliğinde Sınıflandırma Algoritmalarının Performans Değerlendirmesi ve R Dili ile Bir Uygulama," *Öneri Dergisi*, vol. 14, no. 51, pp. 90-111, 2019. doi: 10.14783/maruoneri.vi.522168.
13. B. Özlüer Başer, M. Yangın, and E. S. Sarıdaş, "Makine Öğrenmesi Teknikleriyle Diyabet Hastalığının Sınıflandırılması," *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, vol. 25, no. 1, pp. 112-120, 2021. doi: 10.19113/sdufenbed.842460.
14. **International Journal of Computer Applications (0975-8887)**, "Volume 45– No.12, May 2012," [Online]. Available: https://www.ijcaonline.org/archives/volume45/number12/6836-9460/. [Accessed: May 2025].
15. Firdous S, Wagai GA, Sharma K. A survey on diabetes risk prediction using machine learning approaches. J Family Med Prim Care. 2022 Nov;11(11):6929-6934. doi: 10.4103/jfmpc.jfmpc_502_22. Epub 2022 Dec 16. PMID: 36993028; PMCID: PMC10041290.