Kalp Krizi Analizi ve Tahmin Veri Kümesi

(Heart Attack Analysis & Prediction Dataset)

AD: Emir

SOYAD: Tunalı

NO: 200030231

PROGRAM: Bilgisayar Programcılığı Ön Lisans

DERS: Yapay Zeka Uygulamaları

Dersin Sorumlusu: Öğr. Gör. Ali Mertcan Köse

Proje Amacı ve Hedefler

• Proje Amacı:

- Kalp krizi riskini tahmin etmek için makine öğrenmesi modellerini kullanmak.
- Hastaların erken teşhis edilmesine ve tedavi süreçlerinin iyileştirilmesine katkı sağlamak.

• Hedefler:

- Farklı makine öğrenmesi algoritmalarının performansını değerlendirmek.
- En iyi performans gösteren modeli belirlemek ve klinik uygulamalarda kullanılabilirliğini inceleme

Veri Kümesi ve Özellikler

• Veri Kümesi:

- Toplamda 303 örnek içeren bir kalp krizi veri kümesi.
- Her örnek için 14 tıbbi ve demografik özellik

• Özellikler:

- age: Hastanın yaşı
- sex: Cinsiyet (1 = Erkek, 0 = Kadın)
- cp: Göğüs ağrısı tipi (1-4 arasında değişen kategorik bir değişken)
- **trtbps**: İstirahat halindeki kan basıncı (mm Hg)
- **chol**: Serum kolesterol (mg/dl)
- **fbs**: Açlık kan şekeri (> 120 mg/dl, 1 = Doğru, 0 = Yanlış)

- **restecg**: Dinlenme elektrokardiyografi sonuçları (0, 1, 2)
- thalachh: Maksimum kalp atış hızı
- **exng**: Egzersiz kaynaklı anjina (1 = Evet, 0 = Hayır)
- oldpeak: Egzersiz ile ilişkili ST depresyonu
- slp: Egzersiz sonrası ST segment eğimi (0-2)
- caa: Floroskopi ile renklendirilmiş büyük damar sayısı (0-4)
- thall: Thalassemia (1 = Normal, 2 = Sabit, 3 = Defekt)

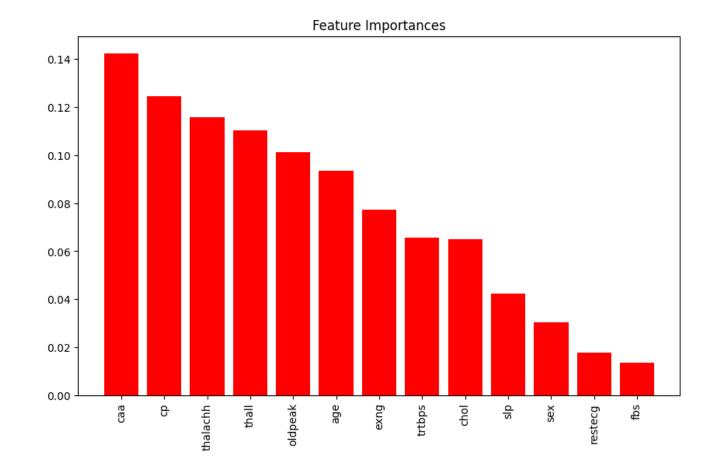
DATA

| Age | Sex | Ср | trtbp s | chol | fbs | reste cg | thala chh | exng | oldpe ak | slp | caa | thall | outp ut |
|-----|-----|----|------------|------|-----|-------------|--------------|------|-------------|-----|-----|-------|------------|
| 63 | 1 | 3 | 145 | 233 | 1 | 0 | 150 | 0 | 2.3 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| 37 | 1 | 2 | 130 | 250 | 0 | 1 | 187 | 0 | 3.5 | 0 | 0 | 2 | 1 |
| 41 | 0 | 1 | 130 | 204 | 0 | 0 | 172 | 0 | 1.4 | 2 | 0 | 2 | 1 |
| 56 | 1 | 1 | 120 | 236 | 0 | 1 | 178 | 0 | 0.8 | 2 | 0 | 2 | 1 |
| 57 | 0 | 0 | 120 | 354 | 0 | 1 | 163 | 1 | 0.6 | 2 | 0 | 2 | 1 |
| 57 | 1 | 0 | 140 | 192 | 0 | 1 | 148 | 0 | 0.4 | 1 | 0 | 1 | 1 |
| 56 | 0 | 1 | 140 | 294 | 0 | 0 | 153 | 0 | 1.3 | 1 | 0 | 2 | 1 |
| 44 | 1 | 1 | 120 | 263 | 0 | 1 | 173 | 0 | 0 | 2 | 0 | 3 | 1 |
| 52 | 1 | 2 | 172 | 199 | 1 | 1 | 162 | 0 | 0.5 | 2 | 0 | 3 | 1 |
| 57 | 1 | 2 | 150 | 168 | 0 | 1 | 174 | 0 | 1.6 | 2 | 0 | 2 | 1 |

Özellik Önem Dereceleri

Açıklama:

- •Grafikte, modelin tahmin performansına en fazla katkı sağlayan özellikler gösterilmektedir.
- •caa (Floroskopi ile renklendirilmiş büyük damar sayısı) en önemli özellik olarak öne çıkmaktadır.
- •cp (Göğüs ağrısı tipi) ve thalachh (Maksimum kalp atış hızı) de önemli özellikler arasında yer almaktadır.
- •Bu bilgi, modelin karar verme sürecinde hangi özelliklere daha fazla odaklandığını anlamamıza yardımcı olur.



ROC Eğrisi (Random Forest)

- •ROC eğrisi, modelin sınıflandırma performansını gösterir.
- •AUC (Area Under Curve) değeri, modelin genel performansını özetleyen bir ölçüttür.
- •Sınıf 0 ve sınıf 1 için ROC eğrileri ve mikro ve makro ortalama ROC eğrileri gösterilmektedir.

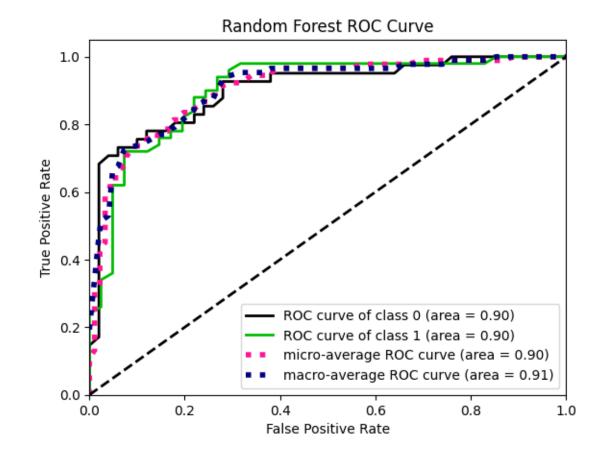
•AUC Değerleri:

Sinif 0: 0.90

Sinif 1: 0.90

Mikro-ortalama: 0.91

• Makro-ortalama: 0.91



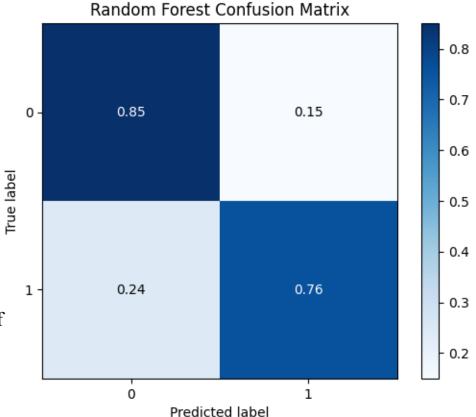
Random Forest Confusion Matrix

Karışıklık Matrisi Açıklaması

- •True Label (Gerçek Etiket): Bu, veri setindeki gerçek sınıf etiketlerini temsil eder.
 - 0: Negatif sınıf (kalp krizi geçirmeyenler)
 - 1: Pozitif sınıf (kalp krizi geçirenler)
- •Predicted Label (Tahmin Edilen Etiket): Modelin tahmin ettiği sınıf etiketlerini temsil eder.
 - 0: Negatif olarak tahmin edilenler
 - 1: Pozitif olarak tahmin edilenler

Matrisin Hücreleri

- •True Negative (TN) (0,0): Modelin doğru bir şekilde negatif olarak tahmin ettiği örnekler. Bu hücredeki değer 0.80'dir. Bu, modelin %80 doğrulukla negatif sınıfı doğru tahmin ettiğini gösterir.
- •False Positive (FP) (0,1): Modelin yanlış bir şekilde pozitif olarak tahmin ettiği negatif örnekler. Bu hücredeki değer 0.20'dir. Bu, modelin %20 oranında negatif sınıfı yanlış pozitif olarak tahmin ettiğini gösterir.
- •False Negative (FN) (1,0): Modelin yanlış bir şekilde negatif olarak tahmin ettiği pozitif örnekler. Bu hücredeki değer 0.12'dir. Bu, modelin %12 oranında pozitif sınıfı yanlış negatif olarak tahmin ettiğini gösterir.
- •True Positive (TP) (1,1): Modelin doğru bir şekilde pozitif olarak tahmin ettiği örnekler. Bu hücredeki değer 0.88'dir. Bu, modelin %88 doğrulukla pozitif sınıfı doğru tahmin ettiğini gösterir.



| METHOD | Accuracy | Precision | Recall | F1 Score | Roc Auc |
|----------------------|----------|-----------|--------|----------|---------|
| Logistic | 0.8132 | 0.8129 | 0.8132 | 0.8130 | 0.8102 |
| KNN | 0.8791 | 0.8790 | 0.8791 | 0.8790 | 0.8768 |
| TREE | 0.7582 | 0.7623 | 0.7582 | 0.7588 | 0.7602 |
| Random Forest | 0.8132 | 0.8129 | 0.8132 | 0.8130 | 0.8102 |
| Support Vector | 0.8132 | 0.8129 | 0.8132 | 0.8130 | 0.8102 |
| Bayes | 0.8352 | 0.8410 | 0.8352 | 0.8356 | 0.8390 |
| LDA | 0.8022 | 0.8022 | 0.8022 | 0.8022 | 0.8002 |
| Gradient Boosting | 0.7802 | 0.7843 | 0.7802 | 0.7808 | 0.7824 |
| AdBoost | 0.8022 | 0.8151 | 0.8022 | 0.8024 | 0.8090 |
| MLP | 0.8462 | 0.8462 | 0.8462 | 0.8457 | 0.8424 |

Sonuçlar ve Değerlendirme

• Genel Değerlendirme:

- **K-Nearest Neighbors (KNN)** modeli, en yüksek doğruluk (accuracy) ve F1 skoruna sahip olan modeldir.
- Naive Bayes: K-Nearest'den sonra yüksek performans göstermiştir. Navie Bayes modeli, ROC AUC skoru ve diğer metriklerde de güçlü performans sergilemiştir.
- Random Forest ve Support Vector Machine: Benzer doğruluk ve diğer metrik değerlerine sahip modeller olarak dikkat çekmektedir.
- **Decision Tree** ve **Gradient Boosting Classifier**: Diğer modellere kıyasla daha düşük performans göstermiştir.

• Özelliklerin Önemi:

- Özellik önem sıralamalarına göre, **caa (renklendirilmiş büyük damar sayısı)** ve **cp (göğüs ağrısı tipi)**, modelin performansına en fazla katkıyı sağlayan özelliklerdir.
- Bu özellikler, modelin tahmin doğruluğunu artırmada kritik rol oynamaktadır ve klinik karar destek sistemlerinde önemli olabilir.

Sonuç

- Bu çalışma, çeşitli makine öğrenmesi modellerinin kalp krizi tahmininde kullanılabilirliğini göstermektedir.
- En iyi performansı gösteren modeller, klinik karar destek sistemlerinde erken teşhis ve tedavi planlamasında kullanılabilir.
- Model sonuçları, klinik uygulamalara entegre edilerek hastaların hayat kalitesini artırabilir ve sağlık hizmetlerinin etkinliğini iyileştirebilir.