MAKİNA ÖĞRENMESİNDE SINIFLANDIRMA YÖNTEMLERİ

Veri gürültüsüne duyarlı

1. Lojistik Regresyon (Logistic Regression)						
Tanım:						
Lojistik regresyon, ikili sınıflandırma problemlerinde kullanılır ve bağımlı değişkenin belirli sınıflara a olma olasılığını tahmin eder. Bir doğrusal modelin çıktısını lojistik (sigmoid) fonksiyon ile dönüştürer olasılıkları hesaplar.						
Kullanım Alanları:						
Hastalık teşhisi (örneğin, hastanın belirli bir hastalığa sahip olup olmadığını tahmin etme)						
Pazarlama kampanyalarında müşteri dönüşüm oranlarını tahmin etme						
Avantajlar:						
Kolay yorumlanabilirlik						
Hızlı ve verimli hesaplama						
Dezavantajlar:						
Doğrusal ayrım gerektiren problemlerle sınırlıdır						
Karmaşık ilişkileri modellemede yetersiz kalabilir						
2. Karar Ağaçları (Decision Trees)						
Tanım:						
Karar ağaçları, verileri sınıflandırmak için dallanma yapısı kullanır. Her düğüm, bir özniteliği (feature) kontrol eder ve dallar bu özniteliğin olası değerlerini temsil eder. Ağaç yapısı, nihai yapraklarda sınıf etiketleriyle sonlanır.						
Kullanım Alanları:						
Müşteri segmentasyonu						
Kredi risk değerlendirmesi						
Avantajlar:						
Kolay anlaşılır ve görselleştirilebilir						
Hem kategorik hem de sayısal verilerle çalışabilir						
Dezavantajlar:						
Asırı öğrenmeye (overfitting) yatkın						

3. Rassal Ormanlar (Random Forests)
Tanım:
Rassal ormanlar, birden fazla karar ağacının bir araya gelmesiyle oluşan bir topluluk yöntemidir. Her ağaç, veri setinin ve özniteliklerin farklı bir alt kümesinde eğitilir. Sonuçta, tüm ağaçların tahminlerinin çoğunluğu kullanılarak nihai karar verilir.
Kullanım Alanları:
Hastalık teşhisi
Hisse senedi fiyat tahmini
Avantajlar:
Aşırı öğrenmeye karşı daha dayanıklıdır
Genellikle yüksek doğruluk sağlar
Dezavantajlar:
Hesaplama maliyeti yüksektir
Yorumlanabilirlik zordur
4. Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines - SVM)
4. Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines - SVM) Tanım:
Tanım: SVM, verileri en iyi ayıran hiperdüzlemi bulmaya çalışır. Lineer olarak ayrılabilir veriler için uygundur,
Tanım: SVM, verileri en iyi ayıran hiperdüzlemi bulmaya çalışır. Lineer olarak ayrılabilir veriler için uygundur, ancak çekirdek (kernel) fonksiyonları kullanarak lineer olmayan ayrımlar da yapılabilir.
Tanım: SVM, verileri en iyi ayıran hiperdüzlemi bulmaya çalışır. Lineer olarak ayrılabilir veriler için uygundur, ancak çekirdek (kernel) fonksiyonları kullanarak lineer olmayan ayrımlar da yapılabilir. Kullanım Alanları:
Tanım: SVM, verileri en iyi ayıran hiperdüzlemi bulmaya çalışır. Lineer olarak ayrılabilir veriler için uygundur, ancak çekirdek (kernel) fonksiyonları kullanarak lineer olmayan ayrımlar da yapılabilir. Kullanım Alanları: Görüntü tanıma
Tanım: SVM, verileri en iyi ayıran hiperdüzlemi bulmaya çalışır. Lineer olarak ayrılabilir veriler için uygundur, ancak çekirdek (kernel) fonksiyonları kullanarak lineer olmayan ayrımlar da yapılabilir. Kullanım Alanları: Görüntü tanıma Genomik veri analizi
Tanım: SVM, verileri en iyi ayıran hiperdüzlemi bulmaya çalışır. Lineer olarak ayrılabilir veriler için uygundur, ancak çekirdek (kernel) fonksiyonları kullanarak lineer olmayan ayrımlar da yapılabilir. Kullanım Alanları: Görüntü tanıma Genomik veri analizi Avantajlar:
Tanım: SVM, verileri en iyi ayıran hiperdüzlemi bulmaya çalışır. Lineer olarak ayrılabilir veriler için uygundur, ancak çekirdek (kernel) fonksiyonları kullanarak lineer olmayan ayrımlar da yapılabilir. Kullanım Alanları: Görüntü tanıma Genomik veri analizi Avantajlar: Yüksek boyutlu veriler için idealdir
Tanım: SVM, verileri en iyi ayıran hiperdüzlemi bulmaya çalışır. Lineer olarak ayrılabilir veriler için uygundur, ancak çekirdek (kernel) fonksiyonları kullanarak lineer olmayan ayrımlar da yapılabilir. Kullanım Alanları: Görüntü tanıma Genomik veri analizi Avantajlar: Yüksek boyutlu veriler için idealdir Genel olarak yüksek performans gösterir

5. K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbors - KNN)
Tanım:
KNN, yeni bir veri noktasının sınıfını tahmin etmek için, en yakın
k komşusunun sınıflarına bakar. Komşuların çoğunluğuna göre sınıf etiketi belirlenir.
Kullanım Alanları:
Desen tanıma
Müşteri segmentasyonu
Avantajlar:
Kolay ve sezgisel bir yöntemdir
Parametrik olmayan bir yöntemdir
Dezavantajlar:
Büyük veri setlerinde hesaplama maliyeti yüksektir
Gürültüye duyarlıdır
6. Naive Bayes
6. Naive Bayes Tanım:
Tanım: Naive Bayes, Bayes teoremine dayanır ve özniteliklerin birbirinden bağımsız olduğu varsayımını yapar.
Tanım: Naive Bayes, Bayes teoremine dayanır ve özniteliklerin birbirinden bağımsız olduğu varsayımını yapar. Bu basit varsayıma rağmen, birçok uygulamada oldukça etkilidir.
Tanım: Naive Bayes, Bayes teoremine dayanır ve özniteliklerin birbirinden bağımsız olduğu varsayımını yapar. Bu basit varsayıma rağmen, birçok uygulamada oldukça etkilidir. Kullanım Alanları:
Tanım: Naive Bayes, Bayes teoremine dayanır ve özniteliklerin birbirinden bağımsız olduğu varsayımını yapar. Bu basit varsayıma rağmen, birçok uygulamada oldukça etkilidir. Kullanım Alanları: E-posta spam tespiti
Tanım: Naive Bayes, Bayes teoremine dayanır ve özniteliklerin birbirinden bağımsız olduğu varsayımını yapar. Bu basit varsayıma rağmen, birçok uygulamada oldukça etkilidir. Kullanım Alanları: E-posta spam tespiti Doküman sınıflandırma
Tanım: Naive Bayes, Bayes teoremine dayanır ve özniteliklerin birbirinden bağımsız olduğu varsayımını yapar. Bu basit varsayıma rağmen, birçok uygulamada oldukça etkilidir. Kullanım Alanları: E-posta spam tespiti Doküman sınıflandırma Avantajlar:
Tanım: Naive Bayes, Bayes teoremine dayanır ve özniteliklerin birbirinden bağımsız olduğu varsayımını yapar. Bu basit varsayıma rağmen, birçok uygulamada oldukça etkilidir. Kullanım Alanları: E-posta spam tespiti Doküman sınıflandırma Avantajlar: Hızlı ve verimli hesaplama
Tanım: Naive Bayes, Bayes teoremine dayanır ve özniteliklerin birbirinden bağımsız olduğu varsayımını yapar. Bu basit varsayıma rağmen, birçok uygulamada oldukça etkilidir. Kullanım Alanları: E-posta spam tespiti Doküman sınıflandırma Avantajlar: Hızlı ve verimli hesaplama Az sayıda veri ile iyi performans gösterir

7. Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks) Tanım: Yapay sinir ağları, biyolojik sinir ağlarından esinlenerek geliştirilmiş modellerdir. Çok katmanlı yapılar, karmaşık ve derin ilişkileri modellemek için kullanılır. Derin öğrenme yöntemleri, daha büyük ve daha karmaşık sinir ağı modelleridir. Kullanım Alanları: Görüntü sınıflandırma Doğal dil işleme Avantajlar: Karmaşık ve yüksek boyutlu veri setleri için güçlüdür Özellikle derin öğrenme, çok katmanlı yapıların öğrenilmesini sağlar Dezavantajlar: Eğitim süresi uzundur Büyük veri setleri ve yüksek hesaplama gücü gerektirir 8. Gradyan Artırma (Gradient Boosting) Tanım: Gradyan artırma, zayıf öğrenicileri (weak learners) kullanarak güçlü bir sınıflandırıcı oluşturmayı amaçlar. Her yeni model, önceki modellerin hatalarını düzeltmeye çalışır. XGBoost ve LightGBM gibi kütüphaneler, bu yöntemin güçlü uygulamalarıdır. Kullanım Alanları: Tahminleme yarışmaları (Kaggle gibi) Finansal zaman serisi analizi Avantajlar: Yüksek performans Esnek ve güçlü bir yöntemdir

Dezavantajlar:

Eğitim süresi uzun olabilir

Ayarları ve hiperparametre seçimi karmaşıktır

9. AdaBoost
Tanım:
AdaBoost (Adaptive Boosting), zayıf öğrenicileri ardışık olarak eğiterek, her yeni modelin önceki modelin hatalarını düzeltmeye çalıştığı bir yöntemdir. Yanlış sınıflandırılmış örneklere daha fazla ağırlık verilir.
Kullanım Alanları:
Yüz tanıma
Metin sınıflandırma
Avantajlar:
Hızlı ve verimli hesaplama
Düşük hafıza gereksinimi
Dezavantajlar:
Gürültüye duyarlıdır
Aşırı öğrenme riski vardır
10. Gaussian Mixture Models (GMM)
10. Gaussian Mixture Models (GMM) Tanım:
Tanım: GMM, verileri belirli sayıda Gauss dağılımına ayıran bir modeldir. Her bir bileşen, verilerin belirli bir alt kümesini temsil eder. Genellikle kümeleme problemleri için kullanılsa da, sınıflandırma için de
Tanım: GMM, verileri belirli sayıda Gauss dağılımına ayıran bir modeldir. Her bir bileşen, verilerin belirli bir alt kümesini temsil eder. Genellikle kümeleme problemleri için kullanılsa da, sınıflandırma için de uygulanabilir.
Tanım: GMM, verileri belirli sayıda Gauss dağılımına ayıran bir modeldir. Her bir bileşen, verilerin belirli bir alt kümesini temsil eder. Genellikle kümeleme problemleri için kullanılsa da, sınıflandırma için de uygulanabilir. Kullanım Alanları:
Tanım: GMM, verileri belirli sayıda Gauss dağılımına ayıran bir modeldir. Her bir bileşen, verilerin belirli bir alt kümesini temsil eder. Genellikle kümeleme problemleri için kullanılsa da, sınıflandırma için de uygulanabilir. Kullanım Alanları: Anomali tespiti
Tanım: GMM, verileri belirli sayıda Gauss dağılımına ayıran bir modeldir. Her bir bileşen, verilerin belirli bir alt kümesini temsil eder. Genellikle kümeleme problemleri için kullanılsa da, sınıflandırma için de uygulanabilir. Kullanım Alanları: Anomali tespiti Görüntü segmentasyonu
Tanım: GMM, verileri belirli sayıda Gauss dağılımına ayıran bir modeldir. Her bir bileşen, verilerin belirli bir alt kümesini temsil eder. Genellikle kümeleme problemleri için kullanılsa da, sınıflandırma için de uygulanabilir. Kullanım Alanları: Anomali tespiti Görüntü segmentasyonu Avantajlar:
Tanım: GMM, verileri belirli sayıda Gauss dağılımına ayıran bir modeldir. Her bir bileşen, verilerin belirli bir alt kümesini temsil eder. Genellikle kümeleme problemleri için kullanılsa da, sınıflandırma için de uygulanabilir. Kullanım Alanları: Anomali tespiti Görüntü segmentasyonu Avantajlar: Esnek modelleme yeteneği
Tanım: GMM, verileri belirli sayıda Gauss dağılımına ayıran bir modeldir. Her bir bileşen, verilerin belirli bir alt kümesini temsil eder. Genellikle kümeleme problemleri için kullanılsa da, sınıflandırma için de uygulanabilir. Kullanım Alanları: Anomali tespiti Görüntü segmentasyonu Avantajlar: Esnek modelleme yeteneği Karmaşık veri yapılarında iyi performans gösterir