Yapay Nöron Ağları ve Destek Vektor Makineleri ile İkili Sınıflandırma.

Mehmet Taştan   
Bilgisayar Mühendisliği  
Yıldız Teknik ÜniversitesiAnkara,Türkiye  
mehmet.tastan@std.yildiz.edu.tr

*Özet*— Bu çalışma, yapay nöron ağları ve destek vektör makineleri yöntemleri ile sınıflandırma modelleri ile deneyleri ve değerlendirmelerinden oluşmaktadır. Sckit-learn’de bulunan make moons fonksiyonu ile belirli bir rastgelelikte oluşturulan 400 verilik bir veri kümesini kullanılmaktadır. Verilerin 2 Özelliğine göre ikili sınıflandırma hedeflenmektedir. Yapay Nöron Ağı modeli Binary Cross Entropy Loss fonksiyonu ile sigmoid aktivasyon fonksiyonunu kullanarak 1,2,3 gizli katmanlı ağlar oluşturularak Stochastic Gradient Descent , Batch Gradient Descent ve mini batch değeri 32 olarak seçilen Mini Batch Gradient Descent optimizasyonları ile farklı epok ve öğrenme oranı çiftleri ile eğitilmektedir. Destek Vektör Makineleri ise lineer,polinomsal ve Gaussian RBF çekirdeklerini kullanarak farklı Ceza Parametreleri (C) , Polinom dereceleri(degree) ve Çekirdek Katsayıları (gamma) ile eğitilmektedir. Eğitim ve değerlendirme aşamaları sonunda parametrelere ve görselleştirmelere göre makine öğrenme yöntemlerinin en iyi modelleri belirlenmektedir. En iyi modellerin Kayıp Grafikleri, Confusion Matrixleri, Karar sınırı görselleştirmeleri değerlendirilmektedir.

Anahtar Kelimeler— Yapay Nöron Ağları, Destek Vektör Makineleri, İkili Sınıflandırma, Binary Cross Entropy Loss, Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu, Stokastik Gradyan İnişi, Batch Gradyan İnişi, Mini Batch Gradyan İnişi, Epok, Öğrenme Oranı, Lineer Çekirdek, Polinomsal Çekirdek, Gaussian RBF Çekirdeği, Ceza Parametresi, Polinom Dereceleri, Çekirdek Katsayısı, Veri Kümesi Ayrımı, Kayıp Grafikleri, Confusion Matrix, Karar Sınırı

# Giriş

Günümüzde, Yapay Zeka teknolojilerinin gelişimi ile makine öğrenimi alanında, çeşitli uygulamalarda çözümler sunmaya yönelik sınıflandırma modellerinin geliştirilmesi büyük önem kazanmaktadır. Bu çalışma, yapay olarak üretilmiş gürültüsüz bir veri kümesi üzerinde İkili Sınıflandırma problemini çözmek için Yapay Sinir Ağları ve Destek Vektör Makineleri yöntemlerini belirli parametreler ile karşılaştırmalı bir şekilde incelemektedir.

Çalışmada, doğrusal olmayan bir veri kümesi üzerinde öğrenme modellerinin performansı karşılaştırılarak incelenmektedir. Veri kümesi, scikit-learn kütüphanesinde bulunan make\_moons fonksiyonu kullanılarak oluşturulmuş ve iki sınıflı, eğrisel bir dağılıma sahip 400 örnekten oluşmaktadır. Veri seti, %60 eğitim, %20 doğrulama ve %20 test olarak bölünmüş, sınıflandırma probleminin çözümü için yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri kullanılarak detaylı analizler gerçekleştirilmektedir. Yapay Nöron Ağları modeli için Binary Cross Entropy kayıp fonksiyonu ve sigmoid aktivasyon fonksiyonu ile 1,2,3 gizli katmanlı olacak şekilde farklı yöntemlerle (Stokastik, Batch ve Mini-Batch Gradient Descent) incelenmekte; SVM modeli için ise lineer, polinomsal ve RBF kernel seçenekleri incelenmektedir. Modellerin kayıp grafikleri,karar sınırları,confusion matrixleri görselleştirilmiş, eğitim, doğrulama ve test sonuçları (accuracy, precision, recall ve f-score metrikleri) ile değerlendirilmektedir. Elde edilen sonuçlar ile birlikte, her bir yöntemin performansı detaylı olarak karşılaştırılmaktadır ve en başarılı modeller belirlenmektedir.

# Deneysel analiz

Deney bölümünde yapay sinir ağı modeli için toplamda 144 deney yapılmaktadır. 144 deney, Öğrenme oranı parametresi olarak 0.0001, 0.001, 0.01, 0.1 ; Epok sayısı olarak 50,250,500,1000; Optimizasyon algoritması olarak SGD, BGD, MBGD ; Gizli Katman Sayısı olarak 1,2,3 olacak şekilde kombinasyonlanmaktadır.

Deney bölümünde destek vektör makineleri modeli için toplamda 54 deney yapılmaktadır. Deneylerde, çekirdek olarak lineer, polinomsal, Gaussian RBF olmak üzere 3 adet çekirdek kullanılmaktadır. Kernel’ı Lineer seçilen destek vektör makineleri için ceza parametresi olarak 0.01, 0.1, 1, 10, 100 ayarlanarak 5 adet deney yapılmaktadır. Kernel’ı Polinom seçilen destek vektör makineleri için ceza parametresi olarak 0.01, 0.1, 1, 10 ; derece parametresi olarak 2, 3, 4 ; gamma parametresi olarak scale, auto olmak üzere toplamda 24 deney yapılmaktadır. Kernel’ı Gaussian RBF seçilen destek vektör makineleri için ceza parametresi olarak 0.01, 0.1, 1, 10 ; gamma parametresi olarak scale, auto, 0.01, 0.1, 1 olmak üzere toplamda 25 deney yapılmaktadır.

## Deneylerin Genel Açıklaması

Bu çalışmada, yapay nöron ağları ve destek vektör makineleri modelleri farklı parametreler verilerek değerlendirilmiştir. Toplamda 198 farklı deney gerçekleştirilmiş olup, detaylı sonuçlar ann\_metrics\_table.xlsx ve svm\_metrics\_table.xlsx dosyasında tablo halinde sunulmaktadır.

Yapay nöron ağları değerlendirme tablosu dosyasında her bir deney için eğitim, doğrulama ve test metrikleri doğruluk, kesinlik, geri çağırma ve F1-skoru olarak yer almaktadır. Ayrıca, eğitim süreci boyunca gerçekleştirilen 144 deney için de oluşturulan kayıp grafikleri bu dosyada ayrı ayrı test metrikleri de göz önünde bulundurularak değerlendirilmektedir. SGD , BGD , MBGD parametrelerinin her biri için en iyi model ve alternatif iyi modeller sırasıyla açık yeşil ve sarı olarak işaretlenmektedir.

Destek vektör makineleri değerlendirme tablosu dosyasında her bir deney için eğitim, doğrulama ve test metrikleri doğruluk, kesinlik, geri çağırma ve F1-skoru olarak yer almaktadır. Ayrıca, eğitim süreci boyunca gerçekleştirilen 144 deney için de oluşturulan bu dosyada ayrı ayrı test metrikleri göz önünde bulundurularak değerlendirmeler yer almaktadır. Tabloda her kernel için en iyi ve alternatif model sırasıyla açık yeşil ve sarı renklerde işaretlenmekte iken en iyi SVM modeli koyu yeşil ile işaretlenmektedir.

## Veri Setlerinin Deneysel Dağılımı

Çalışmada kullanılan veri kümesi, Scikit-learn kütüphanesindeki make\_moons fonksiyonu ile 400 örnekten oluşan gürültüsüz , iki boyutlu, doğrusal olmayan ve ayrık bir dağılım şeklinde üretilmektedir. Veri kümesi, %60 eğitim, %20 doğrulama ve %20 test olarak bölünmektedir.

#### Şekil 1: Tüm Veri Setinin Sınıf Dağılımı

diyagram, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma, çizgi, ekran görüntüsü içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

#### Şekil 2: Test Veri Setinin Sınıf Dağılımı

diyagram, ekran görüntüsü, metin, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

Çalışmada, doğrusal olmayan sınıflandırma problemleri için kullanılan veri seti ve test veri seti Kullanılmaktadır. Veri setinin, iki farklı sınıfa ait noktaların eğrisel bir yapıda dağıldığı gözlemlenmektedir. Veri setinin bu yapısı, makine öğrenimi algoritmalarını test etmek ve doğrusal olmayan modellerin performansını değerlendirmek için uygun bir zemin hazırlamaktadır fakat veri gereksinimlerinde gürültü olmaması sebebiyle bu çalışmada gerçekleştirilen ve en iyi model olarak belirlenen modeller gürültülü veri kümeleriyle aynı sonucu verecek mi bilinmemektedir.

## Yapay Nöron Ağları Performansı

Yapay nöron ağları için gerçekleştirilen 144 deneyin tüm sonuçları ve görselleştirmeler projede yer almaktadır. SGD, BGD ve MBGD için en iyi performansı gösteren modeller bu kısımda incelenmekte ve karşılaştırılmaktadır. 3 optimizasyondan en iyisinin hangisinin olduğu bu çalışma için değerlendirilmektedir.

### SGD Optimizasyonuna sahip Model Performansı

Stokastik Gradyan İnişi(SGD) ile yapılan deneylerin tam ve detaylı sonuçları, ann\_metrics\_table.xlsx dosyasında yer almakta olup, SGD filtresi uygulanarak gözlemlenebilmektedir. Yapılan Grafik yorumları ve test metrikleri incelemeleri ile en iyi SGD modeli olarak %100 doğrulukta sonuca ulaşan Öğrenme oranı 0.1 , epok sayısı 250 , katman sayısı 1 olduğu kombinasyon seçilmiştir fakat bu seçimde verimlilik de göz önünde bulundurulmaktadır. Çünkü SGD için birden fazla %100 başarıya ulaşan model bulunmaktadır. Tüm %100 başarılı alternatif modeller dosyada sarı ile işaretlenmektedir.

#### Şekil 3: Seçilen En iyi SGD modelinin Kayıp Grafiği

metin, ekran görüntüsü, diyagram, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

Şekil 3’deki en iyi SGD modelinin Kayıp grafiği incelendiğinde bu hiperparametrelerle Eğitim ve Doğrulama kayıplarının belirli epoklar sonrası paralelleştiği ve sıfıra indiği gözlemlenmektedir.

#### Şekil 4: Seçilen En iyi SGD modelininin Karar Sınırı

metin, ekran görüntüsü, diyagram, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

Şekil 4’deki En iyi SGD modelininin Karar Sınırı Test verileri ile birlikte incelendiğinde bu hiperparametrelerle modelin iki sınıf arasındaki ayrımı başarıyla öğrendiği gözlemlenmektedir.

### BGD Optimizasyonuna sahip Model performansı

Batch Gradyan İnişi (BGD) ile yapılan deneylerin tam ve detaylı sonuçları, ann\_metrics\_table.xlsx dosyasında yer almakta olup, BGD filtresi uygulanarak gözlemlenebilmektedir. Yapılan Grafik yorumları ve test metrikleri incelemeleri ile en iyi BGD modeli olarak %88 test başarısına ulaşan Öğrenme oranı 0.1 , epok sayısı 1000 , katman sayısı 1 olduğu kombinasyon seçilmektedir.Ayrıca BGD için eğitim ve doğrulama metrikleri benzer ve test metrikleri aynı olan diğer bir kombinasyon da sarı ile alternatif model olarak işaretlenmektedir.

#### Şekil 5: Seçilen En iyi BGD modelinin Kayıp Grafiği

metin, ekran görüntüsü, çizgi, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

Şekil 5’deki en iyi BGD modelinin Kayıp grafiği incelendiğinde bu hiperparametrelerle Eğitim ve Doğrulama kayıplarının belirli epoklar sonrası paralelleştiği ve azaldığı gözlemlenmektedir. Öğrenme kaybı Doğrulama Kaybından az olduğu için overfitting riski taşısa da diğer modeller arasında test metrikleri ile birlikte en uyumlu model olarak belirlenmektedir.

#### Şekil 6: Seçilen En iyi BGD modelininin Karar Sınırı

metin, ekran görüntüsü, diyagram, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

Şekil 6’daki En iyi BGD modelininin Karar Sınırı Test verileri ile birlikte iki sınıfı ayırt etmede yeterli performans sergilediği ve verilerin doğrusal olmayan dağılımını yeterli öğrenebildiği görülmektedir.

### MBGD Optimizasyonuna sahip Model performansı

Mini Batch Gradyan İnişi (MBGD) ile yapılan deneylerin tam ve detaylı sonuçları, ann\_metrics\_table.xlsx dosyasında yer almakta olup, MBGD filtresi uygulanarak gözlemlenebilmektedir. Yapılan Grafik yorumları ve test metrikleri incelemeleri ile en iyi MBGD modeli olarak %91 test başarısına ulaşan Öğrenme oranı 0.1 , epok sayısı 1000 , katman sayısı 2 olduğu kombinasyon seçilmektedir.Ayrıca MBGD için aynı başarı oranına sahip ve benzer test metrikleri olan diğer bir kombinasyon da sarı ile alternatif model olarak işaretlenmektedir.

#### Şekil 7: Seçilen En iyi MBGD modelinin Kayıp Grafiği

metin, ekran görüntüsü, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma, çizgi içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

Şekil 7’deki en iyi MBGD modelinin Kayıp grafiği incelendiğinde bu hiperparametrelerle Eğitim ve Doğrulama kayıplarının belirli epoklar sonrası paralelleştiği ve azaldığı gözlemlenmektedir.

#### Şekil 8: Seçilen En iyi BGD modelininin Karar Sınırı

metin, ekran görüntüsü, diyagram, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

Şekil 8’daki En iyi MBGD modelininin Karar Sınırı Test verileri ile birlikte iki sınıfı ayırt etmede yeterli performans sergilediği ve verilerin doğrusal olmayan dağılımını yeterli öğrenebildiği görülmektedir.

### SGD, BGD, MBGD optimizasyonlu en iyi modellerin Karşılaştırması

SGD, BGD ve MBGD algoritmalarının performans farklılıkları, veri işleme şekillerinden kaynaklanmaktadır. SGD, her iterasyonda tek bir örnekle çalışarak gürültülü gradyan tahminleri sayesinde lokal minimumlardan kurtulup karmaşık ve doğrusal olmayan veri dağılımlarında daha iyi bir global minimuma ulaşmaktadır. Bu özellik, SGD'nin özellikle doğruluk ve karar sınırı öğreniminde üstünlük sağlamasını mümkün kılmıştır. BGD ise tüm veri setini kullanarak daha stabil bir öğrenme sağlasa da, lokal minimumlara takılma riski ve yavaş güncelleme hızı nedeniyle karmaşık problemler için daha az esneklik göstermektedir. MBGD ise SGD’nin hız avantajını ve BGD’nin stabilitesini birleştirse de, yeterince gürültü oluşturamaması ve stokastik olmayan yapısı nedeniyle SGD kadar etkili olamamıştır. Bu nedenle, SGD hem doğruluk hem de verimlilik açısından diğer optimizasyon yöntemlerine üstünlük sağlamıştır.

#### Şekil 9: Seçilen En iyi Yapay Sinir Ağı modelininin Confusion Matrixleri

metin, ekran görüntüsü, yazı tipi, dikdörtgen içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldumetin, ekran görüntüsü, dikdörtgen, diyagram içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

metin, ekran görüntüsü, dikdörtgen, diyagram içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

Sonuç olarak yaptığımzı çalışmadaki en iyi yapay nöron ağı modeli SGD’nin en iyi modeli(Öğrenme oranı 0.1 , epok sayısı 250 , katman sayısı 1) olmaktadır. SGD’nin en iyi modelinin yani Yapay Nöron ağı yönteminin en iyi modelinin Şekil 9’daki Confusion Matrixlerini incelediğimize modelin tüm verilerin sınıflarını %100 başarıyla tahmin ettiği gözlemlenmektedir.

## Destek Vektör Makineleri Performansı

Destek Vektör Makineleri için gerçekleştirilen 54 deneyin tüm sonuçları ve görselleştirmeler projede yer almaktadır. Lineer, Polinom ve Gaussian RBF çekirdekleri için en iyi performansı gösteren modeller bu kısımda incelenmekte ve karşılaştırılmaktadır. 3 kernel’den en başarılı olanının hangisi olduğu bu çalışma için değerlendirilmektedir.

### Lineer Kernel SVM Model Performansı

Lineer Kernel SVM ile yapılan deneylerin tam ve detaylı sonuçları, svm\_metrics\_table.xlsx dosyasında yer almakta olup, Kernel Sütununda Lineer filtresi uygulanarak gözlemlenebilmektedir. Yapılan test metrikleri incelemeleri ile en iyi Lineer Kernel SVM modeli olarak %89 doğrulukta sonuca ulaşan ceza parametresi 10 olan kombinasyon seçilmiştir fakat bu seçimde verimlilik de göz önünde bulundurulmaktadır. Çünkü Lineer Kernel SVM için %89 başarıyıa ulaşan 1 model alternatif model olarak dosyada sarı ile işaretlenmektedir.

#### Şekil 10: Seçilen En iyi Lineer Kernel SVM modelininin Karar Sınırı

ekran görüntüsü, metin, diyagram, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

Şekil 10’daki En iyi Lineer Kernel SVM modelininin Karar Sınırı Test verileri ile birlikte incelendiğinde iki sınıfı ayırt etmede yeterli performans sergilediği ve verilerin doğrusal olmayan dağılımını yeterli öğrenebildiği görülmektedir.

### Polinom Kernel SVM Model Performansı

Polinom Kernel SVM ile yapılan deneylerin tam ve detaylı sonuçları, svm\_metrics\_table.xlsx dosyasında yer almakta olup, Kernel Sütununda poly filtresi uygulanarak gözlemlenebilmektedir. Yapılan test metrikleri incelemeleri ile en iyi Lineer Kernel SVM modeli olarak %95 doğrulukta sonuca ulaşan ceza parametresi 1,Polinom Derecesi 3,Gamma parametresi scale olan kombinasyon seçilmiştir fakat bu seçimde verimlilik de göz önünde bulundurulmaktadır. Çünkü Polinom Kernel SVM için %95 başarıya ulaşan 1 model alternatif model olarak dosyada sarı ile işaretlenmektedir.

#### Şekil 11: Seçilen En iyi Polinom Kernel SVM modelininin Karar Sınırı

metin, ekran görüntüsü, diyagram, öykü gelişim çizgisi; kumpas; grafiğini çıkarma içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

Şekil 11’daki En iyi Polinom Kernel SVM modelininin Karar Sınırı Test verileri ile birlikte incelendiğinde iki sınıfı ayırt etmede yeterli performans sergilediği ve verilerin doğrusal olmayan dağılımını yeterli öğrenebildiği görülmektedir.Test verisinde Sınıf 1 başarıyla ayrılırken Sınıf 0 tam ayrılamamaktadır.

### Gaussian RBF Kernel SVM Model Performansı

Gaussian RBF Kernel SVM ile yapılan deneylerin tam ve detaylı sonuçları, svm\_metrics\_table.xlsx dosyasında yer almakta olup, Kernel Sütununda rbf filtresi uygulanarak gözlemlenebilmektedir. Yapılan test metrikleri incelemeleri ile en iyi Gaussian RBF SVM modeli olarak %100 doğrulukta sonuca ulaşan ceza parametresi 1 ve Gamma parametresi scale olan kombinasyon seçilmiştir fakat bu seçimde verimlilik de göz önünde bulundurulmaktadır. Çünkü Gaussian RBF Kernel SVM için %100 başarıya ulaşan 2 model alternatif model olarak dosyada sarı ile işaretlenmektedir.

#### Şekil 12: Seçilen En iyi Gaussian RBF Kernel SVM modelininin Karar Sınırı

metin, ekran görüntüsü, diyagram, tasarım içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

Şekil 12’daki En iyi Lineer Kernel SVM modelininin Karar Sınırı Test verileri ile birlikte incelendiğinde iki sınıfı ayırt etmede yeterli performans sergilediği ve verilerin doğrusal olmayan dağılımını yeterli öğrenebildiği görülmektedir.

### Lineer,Polinom,Gaussian RBF Kernelli en iyi modellerin Karşılaştırması

Lineer, Polinom ve Gaussian RBF kernel kullanan SVM modelleri karşılaştırıldığında, performans farklarının kullanılan kernel fonksiyonlarının özelliklerinden kaynaklandığı gözlemlenmektedir. Lineer Kernel, yalnızca doğrusal ayrımlar yapabildiği için %89 doğruluk oranıyla en düşük performansı sergilemektedir. Polinom Kernel, doğrusal olmayan ilişkileri modelleme yeteneği sayesinde %95 doğruluk oranına ulaşmakta ancak sınıflar arasında tam bir ayrım sağlayamamaktadır. Gaussian RBF Kernel ise her veri noktasını bir Gaussian fonksiyonu ile modelleyerek doğrusal olmayan dağılımlarda en iyi performansı göstermiş ve %100 doğruluk oranına ulaşmıştır.

Şekil 13: Seçilen En iyi SVM modelininin Confusion Matrixleri

metin, ekran görüntüsü, dikdörtgen, diyagram içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu metin, ekran görüntüsü, dikdörtgen, diyagram içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

metin, ekran görüntüsü, dikdörtgen, diyagram içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

Sonuç olarak yaptığımzı çalışmadaki en iyi yapay nöron ağı modeli ceza parametresi 1, Gamma parametresi scale olan Gaussian RBF Kerneline sahip SVM modeli en iyi SVM modeli olmaktadır. SVM yönteminin en iyi modelinin Şekil 13’daki Confusion Matrixlerini incelediğimize modelin tüm verilerin sınıflarını %100 başarıyla tahmin ettiği gözlemlenmektedir.

## Yapay Nöron Ağları ve SVM Model Çalışmalarınının Karşılaştırılması

Bu çalışmada, yapay nöron ağları ve destek vektör makineleri modellerinin farklı parametrelerle eğitilerek performansları karşılaştırılmaktadır. Yapay nöron ağları, biyolojik sinir ağlarından esinlenerek oluşturulmakta ve çok katmanlı bir yapıya sahiptir ve her katmandaki nöronlar ağırlıklar ve aktivasyon fonksiyonları yardımıyla öğrenim sağlamaktadır. Yapay nöron ağları, özellikle karmaşık ve doğrusal olmayan verilerde güçlü genelleştirme kapasitesine sahiptir. SVM modelleri ise verileri sınıflandırmak için bir hiper düzlem oluşturarak maksimum marjin prensibini kullanır. Çekirdek (kernel) fonksiyonları sayesinde SVM, doğrusal olmayan verilerde de yüksek performans göstermektedir.

Elde edilen sonuçlara göre, en başarılı yapay nöron ağı modeli, SGD optimizasyon algoritması ile eğitilen ve %100 doğruluk oranına ulaşan model olmuştur. Bu model, öğrenme oranı 0.1, epok sayısı 250 ve tek gizli katman ile karmaşık veri dağılımını öğrenmekte ve sınıfları başarıyla ayırt etmektedir. Yapay nöron ağlarının güçlü performansı, lokal minimumlardan kaçabilme yeteneği ve doğrusal olmayan yapıları etkili şekilde öğrenebilmesinden kaynaklanmaktadır.

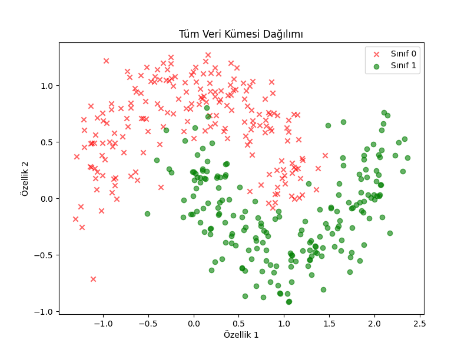
Destek vektör makineleri modelleri arasında ise Gaussian RBF kernel kullanan model, %100 doğruluk oranı ile en iyi sonuçları vermektedir. Bu model, ceza parametresi 1 ve gamma parametresi "scale" kombinasyonu ile karmaşık veri dağılımını doğru bir şekilde öğrenmiştir. Gaussian RBF kernel, doğrusal olmayan ilişkileri modellemek için verileri yüksek boyutlu bir uzaya dönüştürerek güçlü bir sınıflandırma sağlamaktadır.

Yapay nöron ağı ve SVM modelleri karşılaştırıldığında, her iki yöntemin de en iyi modelleri %100 doğruluk oranına ulaşmaktadır. Ancak yöntemlerin çalışma prensipleri dikkate alındığında, SVM modelleri küçük veri setlerinde daha hızlı ve etkili bir şekilde sonuç verirken, yapay nöron ağları büyük veri setlerinde ve karmaşık ilişkilerde daha esnek ve güçlü bir yöntemdir. Bu çalışmadaki verilere göre, YNA ve SVM yöntemleri benzer doğruluk oranına ulaşsa da, YNA'nın çok katmanlı yapısı ve optimizasyon algoritmalarına olan duyarlılığı, daha geniş bir veri kümesinde potansiyel olarak daha üstün performans gösterebileceğini göstermektedir.

## Gürültülü Veri Performansı

Bu Çalışmada, çalışmadaki modellerin Gerçek uygulamalardaki perfomansını daha iyi analiz etmek üzere sckit learn kütüphanesinin make moons fonksiyonunu gürültü parametresi 0.2 ‘ye atanarak modellerin gürülütülü verileride nasıl performans gösteridiği ve en iyi ve ona alternatif seçtiğimiz modellerin gürültülü verilerde de en iyi olup olmadıkları da incelenmektedir. Projedeki eğitim sürecinde veriyi oluşturan sınıfa noise parametresi verilerek eğitim ve test süreçleri tekrar işletilmektedir.

#### Şekil 14: Gürültülü Veri Kümesi



Şekil 14’e baktığımızda gürültü eklenerek oluşturulan veride daha dağınık lineer olmayan veriler oluştuğunu görülmektedir.

### Yapay Nöron Ağları Performansı

Gürültülü verilerle aynı eğitim ve değerlendirme süreçlerinden geçen modellerimizde 144 deney yapılmakta ve daha verimli olduğu için en iyi seçilen model yerine alternatif olarak değerlendirme dosyasında sarı ile işaretlenen modellerden olan Öğrenme oranı 0.1, Epok sayısı 1000 , Optimizasyonu SGD, gizli katman sayısı 1 veya 2 olan modeller %96 test başarısı göstermektedir.Bununla birlikte en iyi model seçiminde verimlilik tercihi yerine gerçek uygulamalarda daha iyi sonuç almak adına gürültülü verilerle çalışılıp orada daha iyi sonuçlar gerektiren modellerin seçilmesinin daha iyi olacağı saptanmaktadır.

#### Şekil 15: Gürültülü Veri Performansı En yüksek YNA modelinin Test verileri üzerinde çizdirilmiş karar sınırı(lr=0.1,Epoch=1000,SGD,layer=2)

A graph of a graph showing a number of different levels

Description automatically generated with medium confidence

#### Şekil 16: Gürültülü Veri Performansı En yüksek modelin Test Confusion Matrixi

A blue squares with white text

Description automatically generated

Şekil 16’den görüleceği üzere model test verilerinden sadece 3 tanesini Sınıf 1 iken Sınıf 0 olarak tahmin etmektedir. Şekil 15’de görüleceği üzere 3 adet Sınıf 1 verinin karar sınırının Sınıf 0 tarafında kaldığı için Sınıf 1 yerine Sınıf 0 olarak tahmin edildiği incelenmektedir.

### Gürültülü Veride SVM Performansı

Gürültülü verilerle aynı eğitim ve değerlendirme süreçlerinden geçen SVM modellerimizde aynı gürültüsüz verilerle yapılan çalışmadaki aynı parametrelerle 54 deney yapılmakta ve daha verimli olduğu için en iyi seçilen model yerine alternatif olarak değerlendirme dosyasında sarı ile işaretlenen alternatif modellerden olan Kernel parametresi Gaussian RBF , C parametresi 1,10 veya 100 olan modellerden C 1 iken gamma parametresi 1 olan model; C 10 iken gamma parametresi scale,auto,1 olan modeller;C 100 iken gamma parameteresi auto olan modeller %95 başarı göstermektedir.Tüm bu modeler gürültüsüz verilerle çalıştığımızda alternatif olarak belirlediğimiz modellerden olduğu görülmektedir. Bununla birlikte en iyi model seçiminde verimlilik tercihi yerine gerçek uygulamalarda daha iyi sonuç almak adına gürültülü verilerle çalışılıp daha iyi sonuçlar çıkaran ve daha iyi genelleme yapan modellerin seçilmesinin daha iyi olacağı saptanmaktadır.

#### Şekil 17: Gürültülü Veri Performansı En yüksek SVM modelinin Test verileri üzerinde çizdirilmiş karar sınırı(SVM,rbf,C=10,gamma=auto)

A diagram of a curve

Description automatically generated with medium confidence

#### Şekil 18: Gürültülü Veri Performansı En yüksek modelin Test Confusion Matrixi (SVM,rbf,C=10,gamma=auto)

A blue squares with white text

Description automatically generated

Şekil 18’den görüleceği üzere model test verilerinden sadece 4 tanesini yanlış sınıflandırmaktadır 1 veriyi sınıf 0 iken 1 olarak tahmin etmekte iken 3 veriyi gerçekte sınıf 1 olduğu halde Sınıf 0 olarak tahmin etmektedir. Şekil 17’de görüleceği üzere 3 adet verinin Sınıf 1 iken karar sınırının Sınıf 0 trafında kaldığı için Sınıf 1 yerine Sınıf 0 olarak sınıfılandırıldığı, 1 verinin ise Sınıf 0 iken karar sınırının Sınıf 1 tarafında kaldığı için yanlış olarak tahmin edildiği incelenmektedir.

### Gürültülü Veride SVM Ve Yapay Sinir ağları yöntemlerinin karşılaştırılması

Gürültü parametresi 0.2 olarak belirlenen verilerle yaptığımız çalışmalar sonucunda Yapay Sinir ağları deneylerimizdeki modellerin SVM modellerine göre %1 daha iyi çalıştığı gözlemlenmektedir.

# Sonuç

Bu çalışmada, Yapay Nöron Ağları ve Destek Vektör Makineleri (SVM) modelleri kullanılarak ikili sınıflandırma problemi çözülmekte ve farklı parametrelerle eğitilen bu modellerin performansları karşılaştırılmaktadır. YNA modelleri, sigmoid aktivasyon fonksiyonu ve Binary Cross Entropy Loss fonksiyonu ile 1, 2 ve 3 gizli katmanlı ağlar oluşturularak SGD, BGD ve MBGD optimizasyon algoritmaları ile eğitilmektedir. En iyi YNA modeli, SGD optimizasyon algoritması ile eğitilen, öğrenme oranı 0.1, 250 epok ve 1 gizli katmanlı model olarak belirlenmiş ve %100 doğruluk oranına ulaşmaktadır. Bu sonuç, YNA'nın karmaşık ve doğrusal olmayan veri yapılarında güçlü genelleştirme yeteneğini ortaya koymaktadır.

SVM modelleri ise lineer, polinom ve Gaussian RBF kernel fonksiyonları ile eğitilmiş ve farklı ceza parametresi (C), polinom derecesi ve çekirdek katsayısı (gamma) kombinasyonları incelenmektedir. En iyi SVM modeli, Gaussian RBF kernel kullanılarak ceza parametresi 1 ve gamma parametresi "scale" olan model olarak belirlenmiş ve bu model de %100 doğruluk oranına ulaşmıştır. Gaussian RBF kernel, verileri yüksek boyutlu bir uzaya taşıyarak doğrusal olmayan yapıları etkili bir şekilde ayırt etmektedir.

YNA ve SVM yöntemleri arasında yapılan karşılaştırmada, her iki modelin de %100 doğruluk oranına ulaşmış olması, veri kümesinin doğrusal olmayan yapısını etkili bir şekilde öğrenebildiklerini göstermektedir. Ancak yöntemlerin özellikleri değerlendirildiğinde, SVM modelleri küçük ve gürültüsüz veri setlerinde daha hızlı ve etkili sonuçlar verirken, YNA modelleri büyük veri setlerinde ve daha karmaşık ilişkilerde daha üstün performans gösterebilecek esneklik ve kapasiteye sahiptir. Bu nedenle, model seçimi yapılırken veri kümesinin özellikleri ve uygulama alanının gereksinimleri göz önünde bulunduurlmalıdır.

Gürültülü verilerle yapılan ek çalışmayla birlikte gürültüyü 0.2 seviyesine çıkardığımızda YNA modellerinin SVM modellerine göre daha iyi çalıştığı gözlenmektedir. Gerçek hayattaki uygulamalarda sorunumuzun ihtiyacı ve gereksinimlerine göre en iyi modeli seçerken verimize göre modelleri seçmemizin daha iyi olacağı saptanmaktadır.