**Gümüşhane Üniversitesi**

**Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi**

**Yazılım Mühendisliği Bölümü**



**POPÜLASYON TEMELLİ ALGORİTMALAR**

**Dönem Ödevi**

**WORLD HAPPINESS REPORT**

**ÖDEVİ HAZIRLAYAN:**

**Beyza BEKDEMİR**

**2107231040**

**Gümüşhane, Haziran 2024**

**ÖZET**

Bu çalışma, World Happiness Report veri seti üzerinde mutluluk skorlarını tahmin etmeyi amaçlamaktadır. Seçilen yöntemler Genetik Algoritma (GA), Gri Kurt Algoritması (GWO), Balina Optimizasyon Algoritması (WOA) ve Ateşböceği Algoritması’dır (FA). Her bir algoritma, veri setindeki çeşitli faktörlere (ülke sıralaması, GDP, sosyal destek, sağlıklı yaşam süresi, özgürlük, cömertlik, yolsuzluk algısı) göre mutluluk skorlarını tahmin etmek için kullanılmıştır. Genetik Algoritma (GA), elde edilen sonuçlara göre ortalama bir performans sergilemiştir. MSE değeri 0.9509 ve RMSE değeri 0.9751 olarak hesaplanan GA, literatürdeki bazı modern yöntemlerle kıyaslandığında daha düşük performans göstermiştir. Ateşböceği Algoritması ve Gri Kurt Algoritması ise daha düşük doğruluk oranlarına sahip olmuştur. Ateşböceği Algoritması'nın MSE değeri 34.6574, RMSE değeri 5.887 iken, Gri Kurt Algoritması'nın MSE değeri 45.3050, RMSE değeri 6.7309 olarak bulunmuştur. Bu sonuçlar, geleneksel optimizasyon yöntemlerinin mutluluk skorlarını tahmin etmede etkili olmadığını göstermektedir. Balina Optimizasyon Algoritması (WOA) ise en iyi performans gösteren yöntemlerden biri olmuştur. WOA'nın MSE değeri 0.0794 ve RMSE değeri 0.2818 olarak hesaplanmıştır. Bu sonuçlar, WOA'nın diğer yöntemlere göre daha doğru tahminler yapabildiğini ortaya koymaktadır. Bu çalışma, farklı optimizasyon algoritmalarının kullanımının, veri seti ve probleme bağlı olarak önemli ölçüde farklılık gösterebileceğini ve modern yöntemlerin genellikle geleneksel yöntemlere göre daha iyi performans sergilediğini vurgulamaktadır.

**BÖLÜM 1: ÇALIŞMANIN AMACI**

Bu çalışmanın amacı, World Happiness Report veri seti kullanılarak ülkelerin mutluluk skorlarını tahmin etmektir. World Happiness Report, çeşitli faktörlerin (ekonomik durum, sosyal destek, sağlık hizmetleri, özgürlük, cömertlik, yolsuzluk algısı vb.) ülkelerin mutluluk düzeylerine nasıl etki ettiğini inceleyen kapsamlı bir veri setidir. Bu çalışmada, veri setindeki bu faktörler kullanılarak popülasyon temelli algoritmalar ve makine öğrenimi teknikleri ile mutluluk skorlarının tahmin edilmesi hedeflenmiştir.

Bu çalışmada, Genetik Algoritma (GA), Gri Kurt Optimizasyon Algoritması (GWO), Balina Optimizasyon Algoritması (WOA) ve Ateşböceği Algoritmalarıyla (FA) gerçekleştirilen çalışmalar sonucunda elde edilen sonuçlar değerlendirilmiştir. Genetik Algoritma, diğer yöntemlere kıyasla makul bir doğruluk oranı sağlamıştır. En iyi sonucu Balina Optimizasyon Algoritması göstermiş, ancak Ateşböceği Algoritması ve Gri Kurt Algoritması daha düşük doğruluk oranları elde etmiştir. Popülasyon temelli algoritmalar, bu çalışmada değerlendirilmiştir. Her bir algoritma, veri setindeki faktörlerin karmaşıklığını ve ilişkilerini anlamak ve en iyi tahmin modellerini oluşturmak için kullanılmıştır.

Ödev kapsamında, World Happiness Report veri seti üzerinde elde edilen sonuçlar MSE ve RMSE değerleri üzerinden değerlendirilmiştir. MSE, tahmin edilen ve gerçek değerler arasındaki farkların karelerinin ortalamasını verirken, RMSE bu değerin karekökünü alarak orijinal ölçekte bir hata ölçüsü sunar. Bu değerler, tahmin edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki farkların nicel olarak ölçülmesini sağlar ve bir modelin ne kadar doğru tahmin yaptığını belirlemekte yardımcı olur. Genellikle regresyon problemlerinde kullanılan bu metrikler, modelin veri üzerinde ne kadar iyi genelleme yaptığını gösterir. Düşük MSE veya RMSE değerleri, modelin doğru tahminler yaptığını ve iyi bir performans sergilediğini işaret ederken, yüksek değerler modelin kötü performans gösterdiğini veya aşırı uydurduğunu gösterebilir. Bu nedenle, bu metrikler regresyon modellerinin değerlendirilmesinde önemli bir role sahiptir.

**BÖLÜM 2: LİTERATÜR TARAMASI**

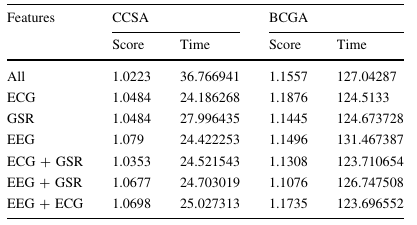
Literatür taramasında kullanılan makaleler, “World Happiness Report” veri setine benzer olacak şekilde seçilmiştir.

**A novel binary chaotic genetic algorithm for feature selection and its utility in affective computing and healthcare [1]**

Bu çalışma, Genetik Algoritmanın (GA) performansını artırmak amacıyla Binary Kaotik Genetik Algoritma (BCGA) adlı yeni bir meta-sezgisel optimizasyon aracını sunmaktadır. Bu yöntemde, kaotik haritalar başlangıç popülasyonuna uygulanır ve üreme işlemleri bu haritalarla gerçekleştirilir. Önerilen BCGA'nın etkinliğini göstermek için, AMIGOS (Bireyler ve Gruplar Üzerinde Duygu, Kişilik ve Ruhsal Durum Araştırmaları için Bir Veri Kümesi) adlı etkileşimli bir veritabanından ve büyük özellik alanına sahip iki sağlık veri setinden özellik seçimi görevine uygulanır. BCGA'nın performansı, geleneksel GA ve iki state-of-the-art özellik seçimi yöntemi ile karşılaştırılır. Bu karşılaştırma, sınıflandırma doğruluğuna ve seçilen özellik sayısına dayalı olarak yapılır. Yapılan deneysel sonuçlar, BCGA'nın daha iyi uygunluk değerleri elde eden en uygun özellik alt kümesini bulma yeteneğinin umut verici olduğunu öne sürmektedir. Ayrıca elde edilen sonuçlar, özellikle sinüzoidal kaotik haritanın, diğer haritalara kıyasla ham GA'nın performansını artırmada daha etkili olduğunu öne sürmektedir. Önerilen yaklaşımın, duyguların yedi sınıfının tanımlanmasında elde edilen uygunluk değerinin, ham GA ile elde edilenden iki kat daha iyi olduğunu ortalama olarak gösterdiği belirtilmektedir.

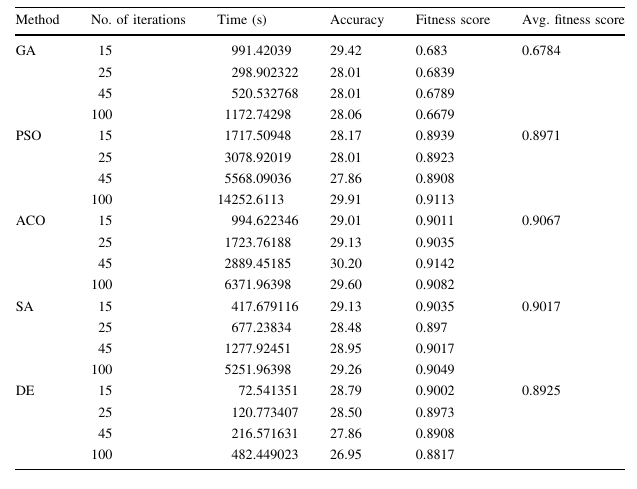
Geçmişte karga arama algoritması (CSA) ve çekirge optimizasyon algoritması (GOA) gibi algoritmalar, küresel yakınsama hızlarını artırmak için kaotik haritalarla birleştirilmiştir, ancak sınırlı sınıflandırma doğruluğu ve gerçek dünya uygulamalarındaki eksiklikler nedeniyle eleştirilmişlerdir. Bu sorunları çözmek için, bu çalışma genetik algoritmayı (GA) kaotik haritalarla birleştiren yeni bir özellik seçimi algoritması, ikili kaotik genetik algoritmayı (BCGA) önermektedir.

BCGA, başlangıç popülasyonundaki her genin değerini kaotik diziler kullanarak ikili değerlere dönüştürür ve seçilen özellikleri değerlendirmek için uygunluk fonksiyonları kullanır. Bu yöntem, sınıflandırma hata oranını azaltırken alan karmaşıklığını da düşürür. Önerilen ikili kaotik genetik algoritması (BCGA), kaotik karga arama algoritması (CCSA) ve diğer evrimsel algoritmalardan daha iyi performans göstermektedir.



Resim 1. BCGA'nın CCSA ile Karşılaştırmalı Performansı

Sonuçlar, BCGA'nın CCSA'ya kıyasla genellikle daha yüksek puanlar elde ettiğini, ancak daha fazla zaman aldığını göstermektedir. Bu, BCGA'nın daha iyi performans gösterdiğini ancak daha karmaşık ve zaman alıcı olduğunu gösterir. Özellikle tüm özelliklerin kullanıldığı durumda BCGA, CCSA'dan daha yüksek bir puan elde etmiştir. (1.1557'ye karşı 1.0223), ancak daha uzun sürede (127.04287 saniyeye karşı 36.766941 saniye)

****

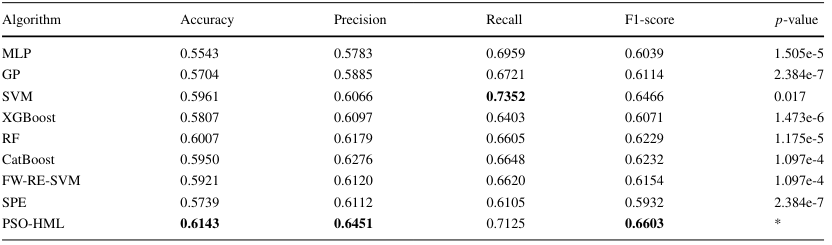
Resim 2. Diğer Optimizasyon Yöntemlerinden Elde Edilen Sonuçlar

Tablodaki veriler, farklı optimizasyon yöntemlerinin farklı sayıda iterasyonlarla çalıştırıldığında elde edilen sonuçları göstermektedir. Her bir optimizasyon yöntemi için belirli bir sayıda iterasyon ve zaman süreleri, doğruluk değerleri, fitness skorları ve ortalama fitness skorları verilmiştir. Örneğin, Genetik Algoritma (GA), Particle Swarm Optimization (PSO), Amele Kolonisi Optimizasyonu (ACO), Simulated Annealing (SA) ve Differential Evolution (DE) gibi yöntemlerin 15, 25, 45 ve 100 iterasyonluk çalışmalarının sonuçları sunulmuştur.

Sonuçlar incelendiğinde, her bir yöntemin farklı performans gösterdiği görülmektedir. Örneğin, PSO ve ACO'nun daha yüksek doğruluk değerlerine ve fitness skorlarına sahip olduğu görülmektedir. Ancak, DE'nin daha az iterasyonda bile daha düşük zaman süreleriyle kabul edilebilir sonuçlar elde ettiği gözlemlenmektedir.

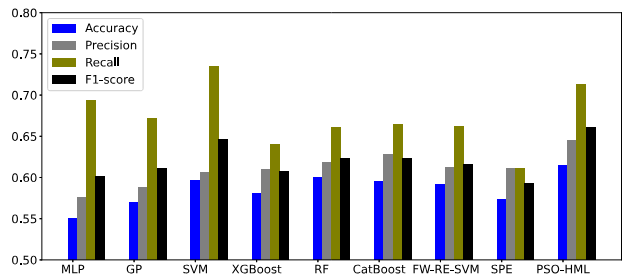
**A hierarchy-based machine learning model for happiness prediction [2]**

Mutluluk, iyilik halinin temel bir biçimidir ve kişisel gelişim, sağlık ve refahla sıkı bir ilişkiye sahiptir. Mutluluk üzerine yapılan çalışmalar, insanların belirli yaşam koşullarına dayanarak mutluluklarını değerlendirmelerine yardımcı olacak kritik bir araç sağlar. Bu nedenle, belirli yaşam koşullarına dayalı olarak mutluluğun doğru bir şekilde tahmin edilmesi için iki katmanlı bir hiyerarşik makine öğrenimi modeli önerilmektedir. İlk katmanda, temel tahmincilerin parametreleri ızgara arama tekniği ile ayarlanmaktadır. İkinci katmanda ise, temel tahmincilerin ağırlıkları parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO) ile optimize edilmektedir. Ayrıca, geleneksel eşik değerlerinin (0.5) aksine, ikili sınıflandırmada kullanılan eşik değeri 0 ile 1 arasında optimize edilerek gerçek dünya uygulamalarına daha uygun hale getirilmektedir. Deneysel sonuçlar, PSO ile optimize edilen modelin, doğruluk veya F1-skoru açısından karşılaştırılan diğer modellere göre %2 ila %11 arasında daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymaktadır. Ayrıca, Wilcoxon sıralı toplam testine dayalı istatistiksel sonuçlar, önerilen modelin F1-skoru açısından diğer modellere göre anlamlı şekilde üstün olduğunu doğrulamaktadır. Bu sonuçlar, iki katmanlı hiyerarşik yapının, mutluluk tahmini için birden fazla temel tahminciyi bir araya getirerek tahmin modelini etkili bir şekilde iyileştirdiğini göstermektedir. Bu da, önerilen modelin mutluluk tahmini konusunda karar vericilere değerli bilgiler sağlayabileceğini vurgulamaktadır.



Resim 3. Çeşitli Modellere Dayalı Deneysel Sonuçlar

Somerville Mutluluk Anketi Veri Seti üzerinde MLP, GP, SVM, XGBoost, RF, CatBoost, FW-RE-SVM, SPE ve PSO-HML modellerine dayalı deneysel sonuçlar (en iyi sonuçlar kalın olarak vurgulanmıştır) Resim 3'de sunulmuştur. P değeri için '\*', karşılık gelen modelin en iyi F1 puanına sahip olduğu anlamına gelir ve diğer modellerle karşılaştırılır.

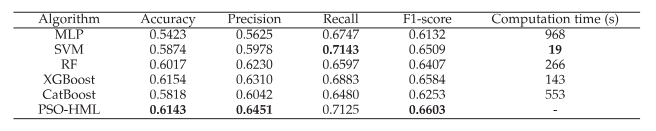


Resim 4. Sonuçların Grafik Üzerinde Gösterimi

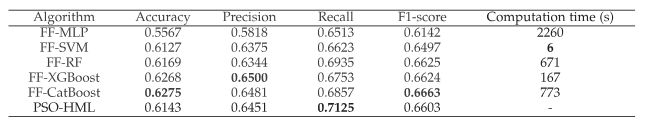
Tüm p-değerleri 0.05'ten küçüktür, bu da sınıflandırıcılar arasındaki tüm çift taraflı karşılaştırmaların anlamlı farklılıklar gösterdiğini ifade eder. Bu nedenle, önerilen PSO-HML'nin MLP, GP, SVM, XGBoost, RF, CatBoost, FW-RE-SVM ve SPE'yi anlamlı bir şekilde geride bırakabileceği sonuçlandırabilir. Şekilde görüldüğü gibi, önerilen PSO-HML'nin doğruluk, hassasiyet ve F1-skoru açısından en iyi performansa sahip olduğu, SVM'nin ise geri çağırma açısından en iyi performansa sahip olduğu görülmektedir.

**A Novel Fuzzy Feature Generation Approach for Happiness Prediction [3]**

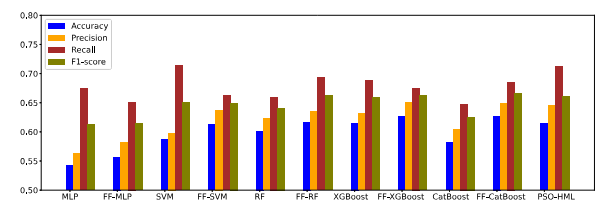
Bu makalede, mutluluk tahmini için yeni bir bulanık özellik oluşturma yaklaşımı önerilmektedir. IF-THEN kurallarına dayalı bulanık ağırlıklı bir işlem tasarlanmış ve bu işlemle bulanık bir özellik oluşturulmuştur. Bu yeni bilgi, model eğitimi için eklenmiş ve daha doğru bir model elde etmek amaçlanmıştır. Ayrıca, IF-THEN kurallarının yüksek yorumlanabilirliği dikkate alındığında, bulanık özellik oluşturma sürecinin yorumlanabilirliğinin artabileceği belirtilmiştir. Deneysel sonuçlar, önerilen bulanık özellik oluşturma yaklaşımının kullanımıyla, kullanılan makine öğrenimi modellerinin performansının artırılabileceğini ve mevcut en iyi modelleri aşabileceğini göstermektedir. Tüm tahmin modelleri arasında, FF-CatBoost'un doğruluk (%62.75) ve F1 skoru (%66.63) açısından en iyi performansa sahip olduğu belirlenmiştir. Diğer veri kümelerine dayalı sonuçlar da bulanık oluşturma yaklaşımının etkinliğini doğrulamaktadır. Wilcoxon sıralı toplam testinden elde edilen istatistiksel sonuçlar, sonuçların doğruluğunun önemli ölçüde artırılabileceğini daha da doğrulamaktadır.

****

Resim 5. Algoritmaların Somerville Happiness Veri Seti Üzerindeki Deneysel Sonuçları

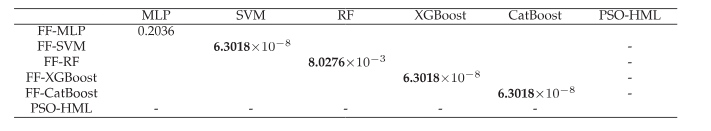


Resim 6. Bulanık Kural Oluşturma Yönteminin Kullanılması İle Bulunan Deney Sonuçları

Resim 7. Sonuçların Grafik Üzerinde Gösterimi

MLP, SVM, RF, XGBoost, CatBoost, bulanık özellik üretim yaklaşımıyla iyileştirilen versiyonları ve PSO-HML gibi modellerin Somerville Mutluluk Anketi Veri Seti kullanılarak doğruluk, hassasiyet, geri çağırma ve F1 skoru açısından değerlendirilmiştir. Resim 7'den görebileceğimiz gibi, genellikle toplu modeller (RF, XGBoost ve CatBoost) tekil modellerden (MLP ve SVM) daha yüksek performansa sahiptir. Bu, toplu modellerin son tahmini yapmak için birden fazla temel tahminciyi bir araya getirmesinden kaynaklanır ki bu, aşırı uydurma problemi etkisini azaltabilir. Bulanık özellik üretimi kullanımıyla, tahmin performansı artırılabilir. Ancak, bazı verimlilik kaybedilir ve mutluluk tahmini için FF-MLP en zaman alıcı olanıdır.

Önerilen bulanık özellik üretim yaklaşımının tahmin performansını artırabildiği bir gerçektir ancak bulanık özellik üretim yaklaşımının kullanımıyla ve kullanımı olmadan tahmin modelleri arasındaki farkların istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığından emin olunmadığından 20 çalışma sonucuna dayanan istatistiksel analiz sonuçları, Wilcoxon sıralı toplam testini kullanarak Resim 8’de gösterilmiştir.

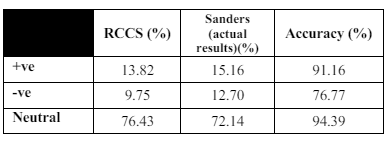


Resim 8. Wilcoxon Rank-Sum Testi Sonuçlarına Göre Doğruluk Değerleri

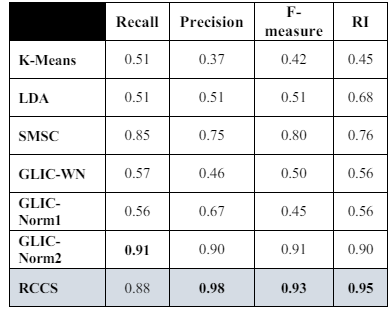
Tablodan görebileceğimiz gibi, tüm değerler 0.05'ten küçüktür, tek istisna MLP ve FF-MLP çiftidir. Bu, önerilen yaklaşımın kullanımıyla sonuçların önemli ölçüde iyileştirilebileceğini gösterir. FF-MLP, doğruluk açısından MLP'yi geride bıraksa da, aralarındaki fark anlamlı değildir. Makalede çalışma yürüten kişiler (Fan ve ark. 2024) FF-CatBoost'un pratik kullanımdaki etkinliğini göstermek için bir anket web sayfası geliştirmiştir ve 20 üniversite öğrencisini anket için davet etmiştir. Çoğu durumda, tahmin sonuçları anket sorularına dayalı olarak kullanıcıların mutluluk durumunu derecelendirmesiyle aynıdır. Diğer bir deyişle, kullanıcılar kolayca soruları derecelendirip mutluluk durumlarını otomatik olarak elde edebilirler (FF-CatBoost tarafından tahmin edilir). Bu tür bilgiler, sadece insanların mutluluk durumlarını bilmelerine yardımcı olmakla kalmaz, aynı zamanda doktorlara (veya diğer karar vericilere) daha güvenilir kararlar almalarında yardımcı olur. Özetle, deneysel sonuçlar, önerilen bulanık özellik üretme yaklaşımının mutluluk tahmini için model performansını iyileştirmede etkili olduğunu göstermektedir. Bu, önerilen yaklaşımın verilerden gizli bilgileri çıkarmak için kullanışlı bir araç olabileceğini ve modellerin performansını artırmak için kullanılabileceğini göstermektedir. Mutluluk tahmini için yüksek tahmin performansı ayrıca, FF-CatBoost'un sosyologlar, doktorlar ve yöneticiler gibi karar vericilere (örneğin, tıbbi araştırmalarda) insanların mutluluk durumu hakkında bilgi sağlayarak tıbbi araştırmalara yardımcı olabileceğini göstermektedir.

**Clustering Based Sentiment Analysis Using Randomized Clustering Cuckoo Search Algorithm [4]**

Bu makalede, sosyal medya metin verilerinin kümeleme temelli duygu analizi için kullanılabilecek bir mimari tasarlanmıştır. Önerilen mimari, veri temizliği, benzerlik bulma ve rastgele kümeleme Cuckoo Search (RCCS) olmak üzere üç ana bileşenden oluşmaktadır. Doğruluğu artırmak için benzerlik derecesini birleştiren bir formül önerilmektedir. Ayrıca, metin verilerini kümelemek için Cuckoo Search'in Levy uçuş algoritması gücünden yararlanılmıştır. Mimari, bir metin veri setini en iyi şekilde tanımlayan optimal veya neredeyse optimal küme sayısını belirlemek için kullanılır. Modeli test etmek için Niek Sanders tweet veri seti kullanılmıştır. Önerilen model, diğer altı algoritma ile karşılaştırıldığında daha iyi performans göstermiştir. Karşılaştırmalara dahil edilen altı algoritma, K-Means, Latent Dirichlet Allocation (LDA), Scalable Multi-stage Clustering (SMSC) ve Grouping Like-minded people using Interests Centers (GLIC) algoritması ve üç farklı varyasyonudur.



Resim 9. RCCS’nin Doğruluk Değerleri



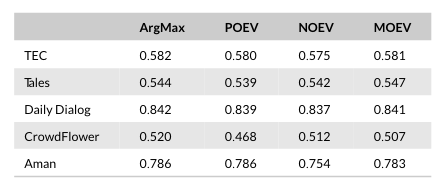
Resim 10. RCCS’nin Diğer Yöntemlerle Karşılaştırılması

Resim 10'daki bilgiler, RCCS'nin K-means, LDA, SMSC ve GLIC ile farklı varyasyonlarıyla (normalleştirilmemiş, normalize edilmiş yöntem 1 ve normalize edilmiş yöntem 2) karşılaştırıldığında Geri Çağırma, Hassasiyet, F-Ölçümü ve RI kullanılarak daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. Tek istisna, GLIC'nin hatırlama ölçütünü kullanarak yöntem 2 ile normalize edilmiş GLIC'in %0.04 daha iyi performans göstermesidir. Ayrıca RCCS veri yapısının doğasına bağlı olarak optimal veya yaklaşık optimal küme sayısını tespit edebilir ve kullanılan veri türünden bağımsız olarak (örneğin, görüntü, ses, video vb.) işlev görebilir. Örneğin, görüntülerle uğraşırken bu algoritma, görsel duygu analizi uygulaması olarak görüntüleri kümeleyebilir.

**An emotion analysis scheme based on Gray Wolf optimization and deep learning [5]**

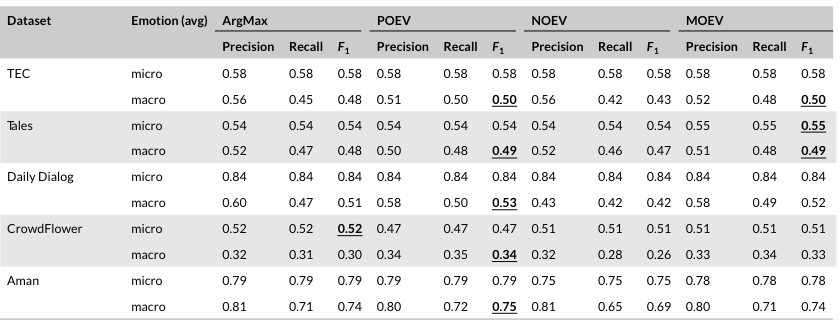
Bu çalışmada, belirsizlik sorununu çözmek için derin öğrenme ve meta-heuristik optimizasyon yöntemleri birlikte kullanıldı. Ayrıca, geleneksel bir derin öğrenme modelinin karar mekanizması, her duygu sınıfı için optimizasyon süreçleriyle elde edilen optimal duygu vektörleri ile donatılmıştır. Deneysel sonuçlar, önerilen yaklaşımın genel doğruluk skorlarını korurken sınıf içi performansı iyileştirdiğini göstermektedir.

Bu çalışmada, optimal duygu vektörlerini (OEV'leri) üretmek için sürü zeka optimizasyon yöntemlerinden biri olan Gri Kurt Optimizasyonu (GWO) kullanılmıştır. GWO, popülasyon tabanlı ve meta-sezgisel bir optimizasyon yöntemidir ve gri kurtların sürüdeki hiyerarşik yapısı ve av stratejilerinden ilham alır. Aday optimal vektörler (C), sürüdeki bireyleri temsil eder. Bireylerin arama alanındaki konumları, her iterasyonda sürüdeki en iyi üç konuma sahip bireylerin konumlarına göre güncellenir. Bu çalışmada, duyguları temsil eden OEV'ler, ele alınan problem için GWO'ya dayanan popülasyon tabanlı optimizatörler kullanılarak oluşturulmuştur. DL modelinin eğitim seti de optimizasyon aşamasında kullanılmıştır. Eğitim setindeki örneklerin, eğitilmiş DL modeli tarafından üretilen çıktı vektörleri, OEV'lerin elde edilmesi için kullanılmıştır. Bu çalışmada, önerilen yaklaşımın performansını incelemek ve doğrulamak için üç farklı OEV varyasyonu oluşturulmuştur: Saf Optimal Duygu Vektörleri (POEV), Optimal Olmayan Duygu Vektörleri (NOEV), Birleşik Optimal Duygu Vektörleri (MOEV). Her bir duygu sınıfının en iyi vektörel temsilini elde etmek amaçlanmıştır ve bunlara POEV adı verilmiştir. Toplamda altı duygu sınıfına sahip olduğundan, her sınıfta altı POEV bulunmaktadır.

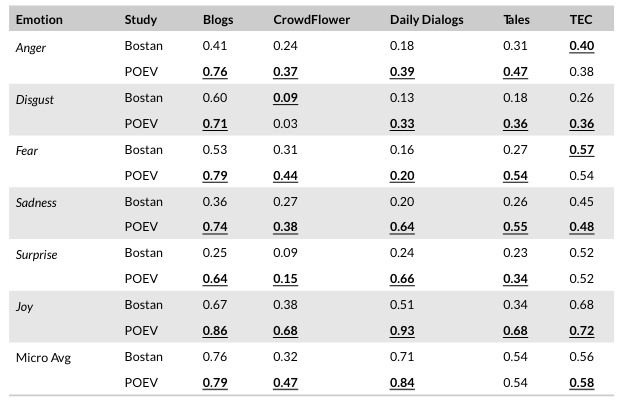


Resim 11. Veri Setlerinin Poev, Noev, Moev Sonuçları

Resim 11’de 5 ayrı veri setinin POEV, NOEV ve MOEV sonuçları gösterilmiştir.



Resim 12. Veri Setlerindeki Sonuçların Gösterilmesi



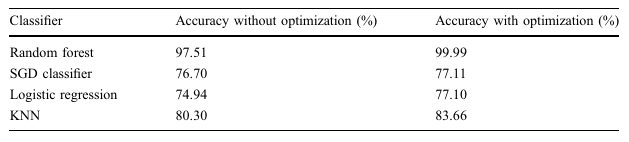
Resim 13. Duyguların POEV Sonuçları

Bu tabloların sonuçları, önerilen yaklaşımın doğruluk oranını artırdığını ve ArgMax'in yanlış kararlarını azalttığını göstermektedir. ArgMax yöntemi, özellikle yüksek belirsizlikli problemlerde yanlış kararlar verme eğilimindedir. Buna karşın, önerilen yaklaşım düşük belirsizlikli problemlerde diğer sınıflandırıcılarla benzer başarı oranlarına sahiptir. Önerilen yaklaşımın düşük belirsizlikli problemlerde kullanılması ek maliyet ve karmaşıklık getirebilir, ancak bu maliyetler genellikle düşüktür. Tablolardan çıkan sonuçlar, önerilen yaklaşımın sınıflandırma performansını artırdığını ve belirsizlikli problemlerde ArgMax'e kıyasla daha doğru sonuçlar verdiğini doğrulamaktadır.

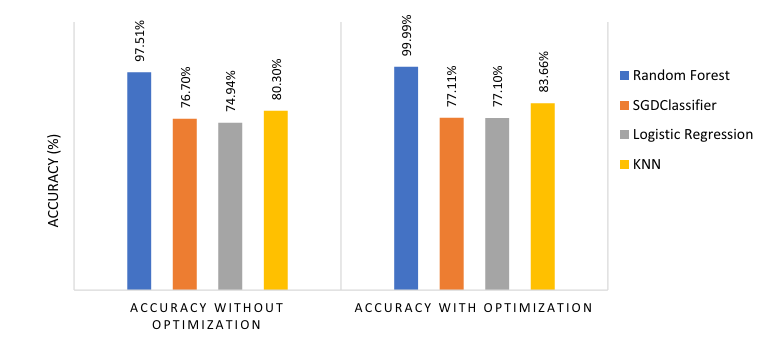
**Utilizing social media and machine learning for personality and emotion recognition using PERS[6]**

Bu makalede, kişilik tanıma ve duygu tanıma için geliştirilmiş bir tanıma sistemi önerilmektedir. Çok sınıflı sınıflandırma süreci için çeşitli makine öğrenimi algoritmaları kullanılmıştır. Gri kurt optimizasyonu (GWO) algoritması hiperparametre optimizasyonu için kullanılırken, grup GWO (GGWO) algoritması özellik seçimi için kullanılmıştır. Önerilen model, kişilik tespiti için rastgele orman algoritması kullanılarak %99,99 doğruluk elde edebilirken, duygu tanıma için karar ağacı kullanılarak %88,06 doğruluk elde edebilir, bu da diğer son teknoloji çalışmalarını geride bırakmaktadır. Bazı dezavantajlarına rağmen sosyal medyadan insanların duygularını anlayarak faydalanabiliriz. Örneğin, birinin intihar etmeden önce niyetlerini anlayabiliriz. Son zamanlarda yapılan çalışmalara göre, intihar eden çoğu kişi intihar notlarını sosyal medya hesaplarında bırakır ve bu mektuplar ciddiye alınmalıdır.

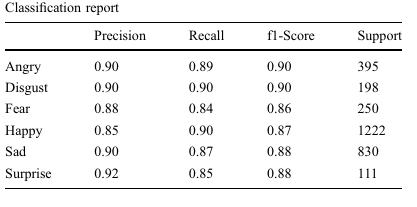
Bu çalışmada, kişilik tanıma ve duygu tanıma için geliştirilmiş bir tanıma sistemi önerilmektedir. Önerilen geliştirilmiş tanıma sistemi (PERS), veri toplama modülü (DAM), veri ön işleme modülü (DPM), kişilik tanıma modülü (PRM) ve duygu tanıma modülü (ERM) olmak üzere dört ana modülden oluşmaktadır. DAM, analiz için gerekli verilerin toplanmasıyla ilgili ilk aşamadır. Bu veri, DPM'ye sunulur, burada gerekli ön işleme verinin yalnızca toplanması ve Gürültünün kaldırılması yapılır. PRM ve ERM, özellik çıkarma ve sınıflandırma (FECM) yoluyla gerçekleştirilir. FECM'de, özellik seçimi GGWO kullanılarak yapılır ve çok sınıflı (MC) sınıflandırma işlemi farklı makine öğrenimi tekniklerinden yararlanır. Hiperparametre optimizasyonu için gri kurt optimizasyonu (GWO) algoritması kullanılır.



Resim 14. Algoritmaların Doğruluk Değerleri



Resim 15. Doğruluk Değerlerinin Grafik Üzerinde Gösterimi



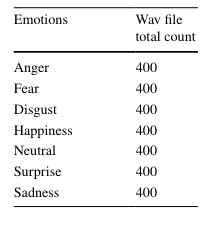
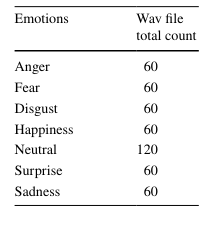
Resim 16. Duyguların Hassasiyet, Geri Çağırma, F1-Skoru ve Support Değerleri

Kişilik tespiti için her bir sınıflandırıcı için normal optimize edilmemiş ve her bir sınıflandırıcı için en uygun özellikler ve optimal hiperparametreler kullanıldıktan sonra sonuçlar Resim 14'te ve Resim 15'de gösterilmiştir. Optimizasyon yapılmamış sonuçlardan görüldüğü gibi, Rastgele Orman sınıflandırıcısı en yüksek doğruluğu verir, bunu KNN sınıflandırıcısı takip eder. SGD ve Lojistik Regresyon Sınıflandırıcıları en düşük doğruluğu verir. Optimizasyon tanıtıldığında, tüm sınıflandırıcıların doğrulukları artmıştır. Ancak, Rastgele Orman sınıflandırıcısı hâlâ kullanılan tüm sınıflandırıcılardan en yüksek doğruluğu, %99,99'u verir.

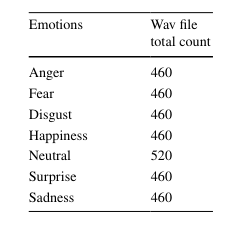
Duygu tanıma sonuçları Resim 16'da gösterilmiştir. Resim 16'dan, ortalama hassasiyetin %89 olduğu, ortalama hatırlamanın %87,5 olduğu, ortalama f1-skorunun %88,16 olduğu ve ortalama doğruluğun %88,06 olduğu görülmektedir.

**Automatic speech emotion detection using hybrid of gray wolf optimizer and naïve Bayes [7]**

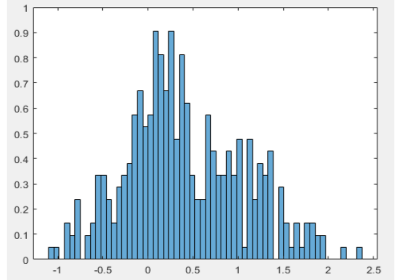
Bu makalede, konuşma sinyalleri kullanılarak nötrlük, mutluluk, üzüntü, korku, şaşkınlık, iğrenme ve öfke gibi yedi duygu tespit edilir. Konuşma duygu tanıma işlemi için çeşitli veri kümeleri mevcuttur. SAVEE ve TESS veri kümeleri burada kullanılmıştır. Önceki çalışmaların çoğunda, duyguları belirlemek için ayrı veritabanları kullanılmıştır. Ancak burada, SAVEE ve TESS veritabanları birleştirilerek yeni bir veritabanı oluşturulmuş ve duyguları belirlenmiştir. Ana hedef, bu sağlam veri kümesini karakterize etmek için kullanmaktır. Bu amaçla, ses sinyali veri kümelerinden özelliklerin çıkarılması için Mel-frekanslı cepstral katsayıları kullanılmıştır. Son olarak, gri kurt optimizasyonunun ve naif Bayes makine öğrenme algoritmasının hibriti sınıflandırma için önerilmiştir. Sonuçlardan, önerilen sınıflandırma algoritmasının mevcut makine öğrenmesine kıyasla daha iyi performans sağladığı görülmektedir. Sınıflandırma için gri kurt optimizasyon temelli naif Bayes makine öğrenme algoritmasının bir hibridi önerilmektedir. Özellik çıkarımı amacıyla Mel-frekanslı cepstral katsayıları (MFCC) kullanılmaktadır. Başlangıçta, veri kümeleri eğitim setlerine (%70) ve test setlerine (%30) ayrılır. Bundan sonra, özellikler MFCC tarafından çıkarılır. Son olarak, sınıflandırma, gri kurt optimizasyon temelli naif Bayes hibridi tarafından gerçekleştirilir.

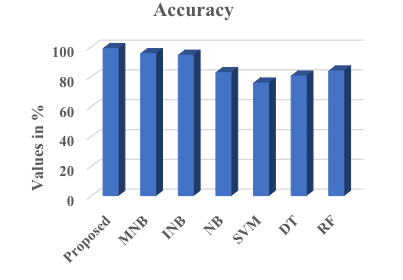
Resim 17. TESS Veri Seti Resim 18. SAVEE Veri Seti

****

Resim 19. Birleştirilmiş Veri Seti

****

Resim 20. MCFF 4. Katsayı Histogramı

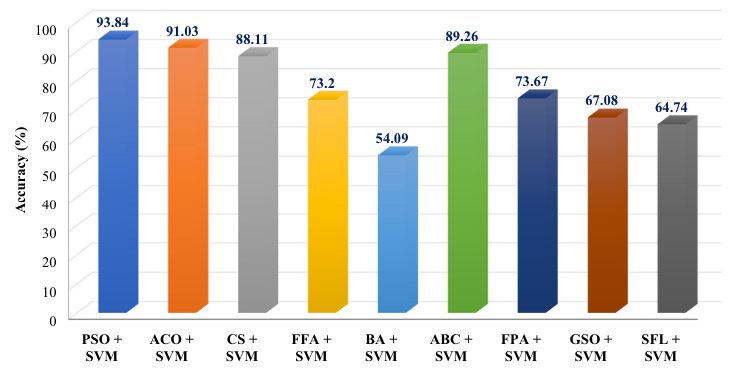
****

Resim 21. Yöntemlerin Doğruluk Değerleri

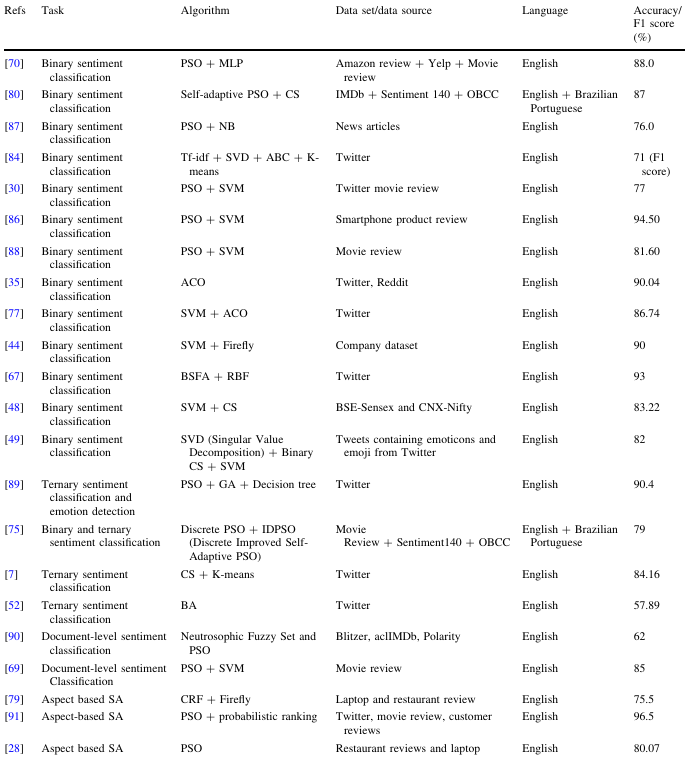
Bu makalede iki duygu veri kümesi birleştirilmiştir ve her bir veri kümesinde yedi duygu türü bulunmaktadır. Özellik çıkarma amaçları için MFCC yöntemi kullanılmıştır. Sınıflandırma amaçları için, gri kurt optimizer tabanlı saf Bayes'in bir hibriti önerilmiştir. Geleneksel saf Bayes'in bazı sınırlamaları vardır, çünkü bazı durumlarda yanlış bir olasılık verebilir. Bu nedenle, sınıflandırıcının ağırlıklarını bulmak için bir gri kurt optimizasyonu kullanılmıştır. Sonuçlardan, gri kurt optimizasyon tabanlı saf Bayes algoritmasının, mevcut yöntemlerle karşılaştırıldığında %15,76 daha yüksek doğruluk, %20,69 artan özgüllük, %15,59 daha yüksek duyarlılık, %12,62 daha iyi hassasiyet ve %30,65 iyileştirilmiş f1-skoru sağladığı görülmektedir.

**A comparative study on bio-inspired algorithms for sentiment analysis [8]**

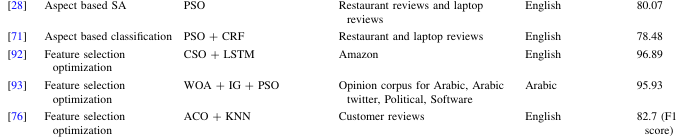
Bu makalede duygu analizi yapılmıştır. Duygu analizi (DA), insanların herhangi bir konu, insan, ürün veya olaya karşı görüşlerini, duygularını, tutumlarını belirleme ve sınıflandırma ile ilgilenen bir çalışmadır. DA'nın yaygın uygulamaları, iş incelemesi analizlerinde popülerdir, burada Amazon gibi e-ticaret web sitelerindeki ürün incelemeleri, ürünün popülerliğini anlamak ve iş stratejilerini buna göre değiştirmek için değerlendirilir. Benzer şekilde, otellerle ilgili incelemeler, sosyal medya, rezervasyon siteleri vb. için duygularının belirlenmesi için sınıflandırılır. Bu uygulamalar tarafından motive edilen bu derleme çalışması, araştırmacılar arasında yaygın olarak kullanılan biyolojiden ilham alan algoritmaları incelemeyi amaçlamaktadır. Biyolojiden ilham alan algoritmalar, optimizasyon için popüler olarak kullanılan doğadan esinlenen meta-sezgisel algoritmalardır, bu da sınıflandırma doğruluğunu artırır ve işleme süresini azaltır. Bu derleme için odaklanılan biyolojiden ilham alan algoritmalar, örneğin kuşların sürü oluşturma davranışından esinlenen Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), karınca davranışını taklit eden Karınca Kolonisi Optimizasyonu (ACO), ateşböceklerinin davranışına dayanan Ateşböceği Algoritması (FFA), vs. Gibi sekiz sürü zekası temelli algoritmadır. Bu çalışmada da çeşitli algoritmalar kullanılarak bunların sonuçları, doğruluk değerleri karşılaştırılmıştır.



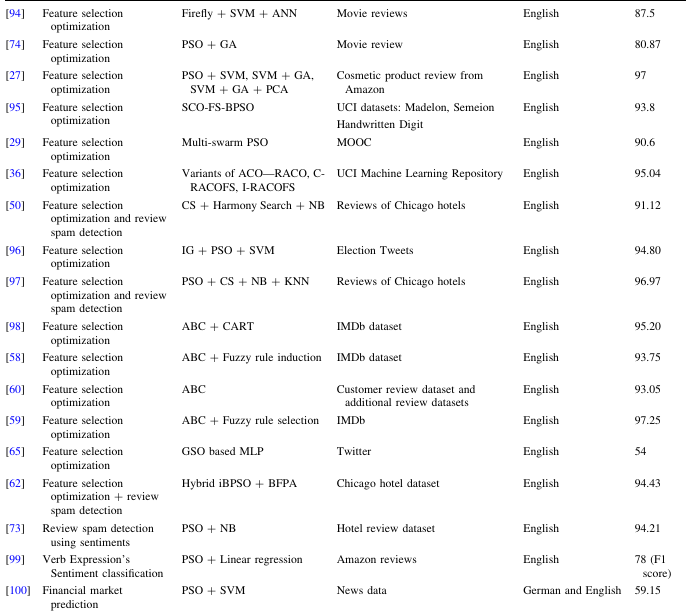
Resim 22. Algoritmaların Doğruluk Değerleri



Resim 23. Algoritmaların Doğruluk Değerleri



Resim 24. Algoritmaların Doğruluk Değerleri Devamı

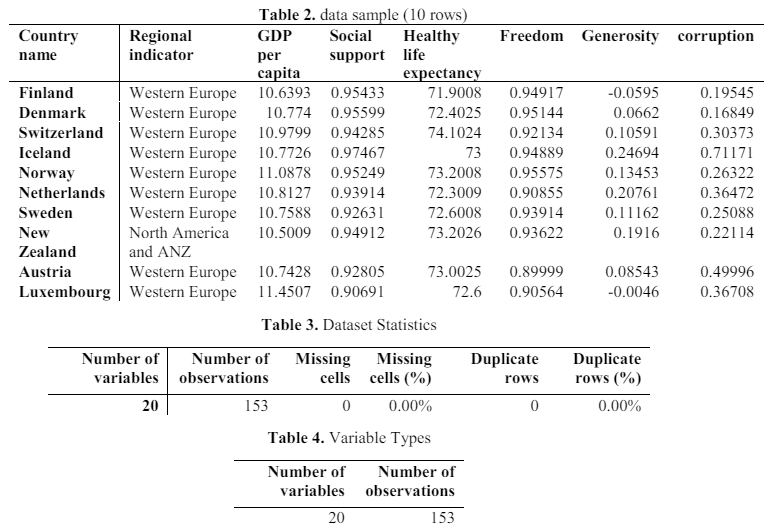


Resim 25. Algoritmaların Doğruluk Değerleri Devamı

Resim 22’de en yüksek doğruluk değerinin PSO+SVM algoritmasında olduğu görülmektedir. Resim 23, 24 ve 25’de ise en yüksek değer %97.25 ile ABC + Fuzzy rule Selection algoritmasındadır. Onun arkasından %97 ile PSO+SVM, SVM+GA, SVM+GA+PCA algoritmaları ve % 96.97 ile PSO+CS+NB+KNN algoritması gelmektedir.

**Analysis of World Happiness Report Dataset Using Machine Learning Approaches [9]**

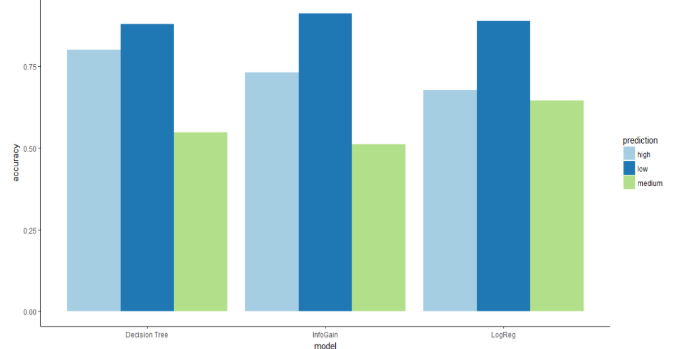
Bu makalenin amacı, Dünya Mutluluk Raporu veri seti üzerinde bir çalışma yaparak, yaşam mutluluğu puanı ile ilgili en kritik değişkenleri sınıflandırmaktır. Denetimli makine öğrenme yaklaşımlarının uygulanmasının sonuçlarından sınıflandırılan ana özelliklerin güçlü kanıtları, Sınıflandırmalarda ve özellik seçiminde Yapay Sinir Ağı eğitim modeli ve OneR modellerinin kullanılmasıyla elde edilmiştir. Tahminlerde kullanılan eğitimli model, veri analizi uygulanmasından elde edilen içgörüleri ortaya koymuştur. Çalışma, kişi başına düşen gayri safi yurtiçi hasılanın yaşam mutluluğu puanı için kritik bir gösterge olduğunu ve sağlık yaşam beklentisinin ikinci birincil özellik olduğunu ortaya koymuştur. Çalışmadan elde edilen bulgular, farklı performans metrikleri kullanılarak değerlendirilmiş ve veriden elde edilen içgörülerin kanıtlanmasında doğruluk ve karışıklık matrisi gibi farklı performans metrikleri kullanılmıştır.



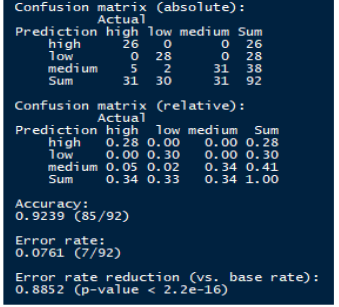
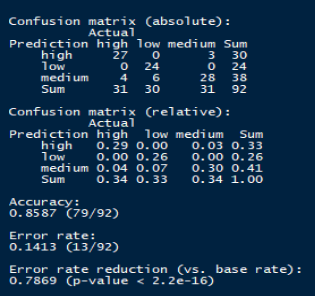
Resim 26. Veri Setinden Örnekler, İstatistikler ve Veri Tipleri

İlk olarak, veri kümesi iki bölüme ayrılmıştır: 2019 ve 2020 Dünya Mutluluk verileri. Her iki veri seti de on benzer değişkenden oluşmaktadır (Ülke, Bölge, Mutluluk Sıralaması, Mutluluk Puanı, Ekonomi GSYİH kişi başına düşen milli gelir, Aile, Sağlık yaşam beklentisi, Özgürlük, Cömertlik, hükümete güven yolsuzluk, distopya kalıntısı) ve gözlemlerde NA değerleri bulunmamaktadır. Bu nedenle, iki veri seti birleştirilerek ilerlemeyi kolaylaştırmak ve eğitim verilerini genişletmek için tek bir veri setine dönüştürülmüştür. Bu, makine öğrenimi sınıflandırıcılarını oluştururken ve özellik seçimi sürecinde doğruluğu artırmıştır.

OneR Sınıflandırma Algoritması, diğer modellere kıyasla yeterli doğruluk ve daha hızlı eğitim süresi ile makine öğrenimi modelleri oluşturmak için kullanılan bir algoritma yöntemidir. R Cran üzerinde OneR adında bir kütüphane bulunmaktadır ve bu kütüphane, NA değerlerini işlemek için tasarlanmış olan OneR algoritma yöntemine dayanmaktadır. OneR, yalnızca kategorik özellikleri kullanır, bu nedenle değişkenleri gruplara ayırmak için OneR paketinde bulunan yerleşik işlevler kullanılarak verilerin model oluşturma için hazırlanması gerekir.

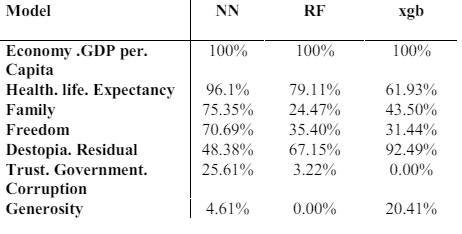


Resim 27. OneR modelinin doğruluk oranı ile karar ağacı modelinin doğruluk oranı karşılaştırması

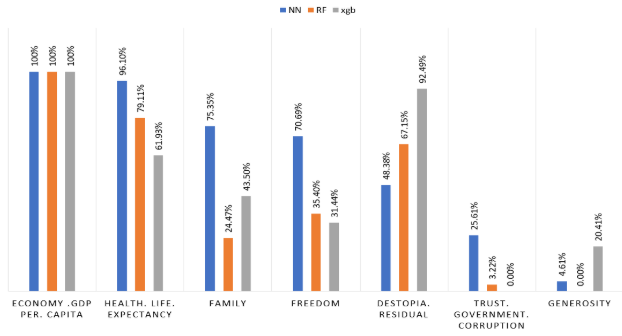
 

Resim 28. RF eğitimli model için karışıklık Resim 29. NN eğitimli model için karışıklık matrisi matrisi

Matris, RF modelinin doğruluğunun 0.924 olduğunu ve 85 pozitif tahmin edilen değer bulunduğunu gösteriyor. Bu sonuç, eğitilmiş NN modelinin sağladığı doğruluk ile karşılaştırıldığında RF modelinin iyi bir performans gösterdiğini ortaya koyuyor.



Resim 30. NN, RF ve XGB Uygulandıktan Sonra Elde Edilen Değerler

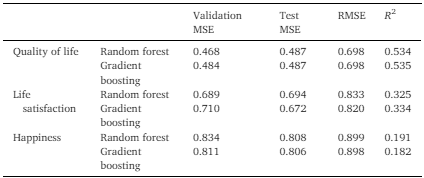


Resim 31. Değişkenlerin Mutluluk Üzerine Olan Etkisini Gösteren Grafik

Bu araştırma makalesi, kullanılan veri setinde yer alan değişkenlerin önemine ilişkin önemli konuları belirlemiştir. Kullanılan makine öğrenimi yaklaşımları, kişi başına düşen gayri safi yurt içi hasılanın hayat mutluluk puanını etkileyen en önemli özellik olarak sınıflandırılmıştır ve sağlık yaşam beklentisini ikinci sıraya koymuştur. Sinir Ağı yaklaşımının sonuçlarından dolayı, kişi başına düşen gayri safi yurt içi hasılanın hayat mutluluğu puanının en önemli göstergelerden biri olduğu belirlenmiştir. Ayrıca yapılan çalışmanın doğruluğunu artırmak için farklı yaklaşımlar kullanılarak bulgular değerlendirilmiştir. Çalışmadan elde edilen ikinci kazanım, yüksek yaşam beklentisinin iyi bir hayat mutluluk puanına yol açabileceğini ortaya koymuştur. OneR sınıflandırma yöntemini kullanırken bunu birinci kural olarak sınıflandırmıştır ve bu sonuç, farklı performans metrikleri kullanılarak değerlendirilerek bulguların güçlendirildiğini göstermiştir.

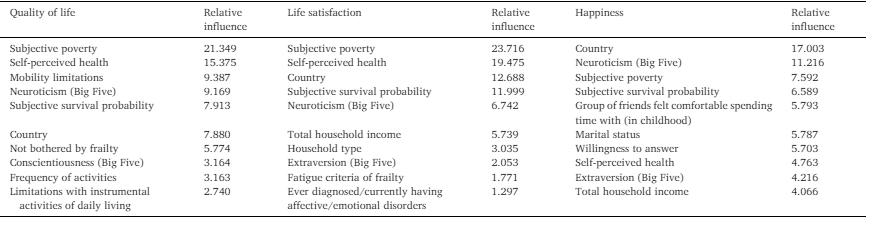
**Correlates of quality of life, happiness and life satisfaction among European adults older than 50 years: A machine-learning approach [10]**

Bu çalışmanın amacı, 50 yaşından büyük Avrupalı yetişkinler arasındaki yaşam kalitesi, mutluluk ve yaşam memnuniyetinin yordayıcılarını makine öğrenme teknikleri kullanarak araştırmaktır. Veriler, Avrupa Sağlık, Yaşlanma ve Emeklilik Araştırması (SHARE) Dalgası 7'den alınmıştır. Katılımcılar, 26 Kıta AB Üye Devleti, İsviçre ve İsrail'de yaşayan 50 yaş ve üstü 62.500 kişidir. Birden fazla makine öğrenme regresyon yaklaşımı kullanılmıştır. Algoritmalar, sırasıyla yaşam kalitesi, yaşam memnuniyeti ve mutluluk için varyansın %53'ünü, %33'ünü ve %18'ini yakalamıştır. Yaşam kalitesi ve yaşam memnuniyeti ile ilgili en önemli yordayıcı kategoriler, fiziksel sağlık ve öznel yaşam koşullarıdır. Sosyodemografik faktörler (çoğunlukla ikamet ülkesi) ve psikolojik değişkenler mutluluğun en önemli yordayıcı kategorileridir. Bu çalışma, yaşam kalitesi, mutluluk ve yaşam memnuniyetinin önemli yordayıcıları olarak öznel yoksulluk, kendi algılanan sağlık durumu, ikamet ülkesi, öznel hayatta kalma olasılığı ve kişilik faktörlerini (özellikle nörotisizm) vurgulamaktadır. Bu bulgular, uygulama ve/veya politika önerileri için kanıta dayalı öneriler sağlar.



Resim 32. Hataların Farklı Metodlar Üzerindeki Değerleri

Yukarıdaki resimde bulunan MSE, ortalama karesel hata; RMSE, ortalama karekök hatasıdır. Resim 32, yaşam kalitesi, yaşam memnuniyeti ve mutluluk tahmin eden modellerin eğitim ve test veri setlerindeki sonuçlarını göstermektedir. Test setindeki sonuçlar eğitim setine benzerlik göstermektedir. Bu, bulguların sağlam olduğunu gösterebilir. Tabloya göre yaşam kalitesini tahmin eden gradyan artırma algoritması en yüksek R^2'ye sahiptir, diğer metrikler ise rastgele orman algoritmasına benzerdir. Yaşam memnuniyetini ve mutluluğu tahmin eden gradyan artırma algoritması, rastgele orman algoritmasından daha düşük bir RMSE'ye sahiptir. Bu nedenle, gradyan artırma algoritmasının bulguları seçilmiştir.



Resim 33. İlk 10 Değişkenin Gradyan Artırma Algoritmasına Göre Öneminin Sıralanması

Resim 33, mutluluk için gradyan artırma algoritmasından elde edilen en önemli on değişkenin sıralamasını göstermektedir. Önem sırasına göre, mutlulukla ilgili ilk on değişken şunlardır: ülke (ω = 0.04), nevrotizm (rs = -0.20), öznel yoksulluk (rs = -0.20), öznel hayatta kalma olasılığı (rs = 0.17), katılımcıların çocukluklarında rahat bir şekilde vakit geçirmeyi tercih ettikleri arkadaş gruplarına sıklığı (rs = 0.14), medeni durum (ω = 0.02), cevap vermeye istekli olma (ω = 0.03), kendini algılanan (iyi) sağlık (rs = 0.20), dışa dönüklük (rs = 0.16) ve toplam hanehalkı geliri (rs = 0.20). Yaşam memnuniyeti ve yaşam kalitesi bulgularıyla uyumlu olarak, mutluluk Orta ve Kuzey Avrupa ülkelerinde Güney/Akdeniz ve Doğu Avrupa ülkelerine kıyasla daha yüksektir. Medeni durumla ilgili yapılan sonraki testler, evli ve eşleriyle birlikte yaşayan katılımcıların, evlilik dışı bir ortaklıkta olan, evli olmasına rağmen eşiyle birlikte yaşamayan, hiç evlenmemiş, boşanmış veya dul olan katılımcılara kıyasla mutluluk üzerinde daha yüksek puanlar bildirir.

**BÖLÜM 3: SEÇİLEN YÖNTEMLER**

1. **Yöntem: Genetik Algoritma (GA)**

#### Geliştirilmesi

Genetik Algoritma (GA), 1960'larda John Holland tarafından geliştirilen ve biyolojik evrim sürecini taklit eden bir arama ve optimizasyon yöntemidir. Holland'ın öğrencileri ve takipçileri, bu algoritmanın teorik temellerini genişleterek çeşitli problemlere uygulanabilirliğini göstermişlerdir. Genetik algoritmalar, popülasyon genetiği ilkelerini kullanarak çözümleri geliştiren ve doğal seçilim, çaprazlama ve mutasyon gibi biyolojik süreçleri simüle eden evrimsel algoritmalardır.

#### Algoritmanın Detayları

Genetik Algoritma, aşağıdaki temel adımlarla karakterize edilir:

1. **Popülasyon Başlatma**:
   * İlk adımda, potansiyel çözümlerden oluşan bir başlangıç popülasyonu rastgele oluşturulur. Her birey, çözüm uzayında bir noktayı temsil eder ve genotip olarak adlandırılır.
2. **Uygunluk Değerlendirmesi (Fitness Evaluation)**:
   * Her bireyin uygunluk değeri (fitness) hesaplanır. Uygunluk fonksiyonu, çözümün ne kadar iyi olduğunu belirler ve bu, problemin özelliklerine göre değişir.
3. **Seçim (Selection)**:
   * Seçim süreci, daha yüksek uygunluk değerine sahip bireylerin üremek için daha yüksek bir şansa sahip olduğu mekanizmayı içerir. Yaygın seçim yöntemleri arasında rulet tekerleği seçimi, turnuva seçimi ve elitizm bulunur.
4. **Çaprazlama (Crossover)**:
   * Seçilen bireyler, yeni bireyler oluşturmak için genetik bilgilerini değiş tokuş eder. Çaprazlama, yeni nesil çözümler oluşturmak için kullanılır ve bir veya daha fazla çaprazlama noktası belirlenerek gerçekleştirilir. Bu süreç, ebeveynlerin genetik materyalinin karışmasını sağlar.
5. **Mutasyon (Mutation)**:
   * Çaprazlama sonrası elde edilen yeni bireylerde, belirli bir olasılıkla genlerin rastgele değiştirilmesi süreci olan mutasyon uygulanır. Mutasyon, genetik çeşitliliği artırır ve yerel minimumlardan kaçınılmasına yardımcı olur.
6. **Yeni Nesil Oluşturma (Generation of New Population)**:
   * Yeni bireyler, mevcut popülasyonla değiştirilerek veya mevcut popülasyona eklenerek yeni nesil oluşturulur. Bu süreç, belirli bir sayıda nesil boyunca devam eder.
7. **Durdurma Kriteri (Termination Criterion)**:
   * Algoritma, belirli bir durdurma kriteri karşılandığında sonlanır. Bu kriter, maksimum nesil sayısına ulaşmak, belirli bir uygunluk değerine ulaşmak veya uygunluk değerinin iyileşmemesi gibi durumlar olabilir. [11]

#### İşleyişi

Genetik algoritmaların işleyişi, biyolojik evrim sürecinin bir simülasyonu gibidir. Popülasyonun başlangıçta rastgele oluşturulmasından sonra, her bireyin uygunluğu değerlendirilir. Daha sonra, uygunluk değeri yüksek olan bireyler seçilerek çoğaltılır ve daha az başarılı olanlar elenir. Ancak, bu kopyalar tam olarak aynı değildir. Kopyalama işlemi sırasında mutasyon (rastgele bit değişimleri) ve çaprazlama (iki birey arasında karşılık gelen alt dizilerin değişimi) gibi işlemler uygulanır. [12]

Bu süreç, bir önceki setten iyi bireyleri yeni bir sete dönüştürerek devam eder. Mutasyon ve çaprazlama işlemleri, yeni bireylerin genetik çeşitliliğini artırır ve bu bireyler, ortalama olarak iyi olma şansına sahiptir. Bu döngü, birçok nesil boyunca tekrarlanarak popülasyonun genel uygunluğu genellikle artar ve popülasyondaki bireyler, uygunluk fonksiyonuyla belirlenen probleme yönelik gelişmiş çözümler temsil eder.

Son yıllarda, "genetik algoritmalar" birçok biçim almış ve bazı durumlarda Holland'ın orijinal formülasyonuna pek benzememektedir. Araştırmacılar, farklı türde temsiller, çaprazlama ve mutasyon operatörleri, özel amaçlı operatörler ve üreme ve seçime farklı yaklaşımlar ile deneyler yapmışlardır. Ancak, bu yöntemlerin hepsi biyolojik evrimden ve Holland’ın orijinal genetik algoritmasından esinlenmiştir. Genetik algoritmaların teorisi ve pratiğini daha ayrıntılı olarak açıklayan kitaplar arasında Holland [1975], Goldberg [1989], Davis [1991], Koza [1992], Holland et al. [1986], ve Mitchell [1996] bulunmaktadır.

Genetik algoritma, en azından kısmen, önyargılı bir örnekleme algoritması olarak etkinliği hakkında yapılan iddialar nedeniyle hesaplama açısından ilginçtir. Genetik algoritma performansıyla ilgili klasik argüman üç bileşene sahiptir:

* Rastgele başlatılan büyük popülasyonlar tarafından bağımsız örnekleme sağlanır.
* Yüksek uygunluk değerine sahip bireyler seçilim yoluyla korunur ve bu, örnekleme sürecini yüksek uygunluk bölgelerine yönlendirir.
* Çaprazlama, farklı dizilerden kısmi çözümleri, yani "yapı taşları" olarak adlandırılan parçaları, aynı diziye birleştirerek paralellikten yararlanır.

**Uygunluk Değerinin Seçimi**

Genetik algoritmada uygunluk değeri, her bir bireyin çözümünün kalitesini belirlemek için kullanılır. Bu değerin doğru şekilde belirlenmesi, algoritmanın başarılı bir şekilde çalışması için hayati önem taşır. Uygunluk fonksiyonu, çözülmesi gereken spesifik problemin gereksinimlerine uygun olmalı, ölçeklenebilir olmalı ve değişikliklere duyarlılık göstermelidir. Ayrıca, uygunluk fonksiyonu optimize edilebilir olmalı ve algoritmanın istenen sonuçları elde etmesine yardımcı olacak şekilde dengeli ve kontrollü olmalıdır. Problemin doğası ve gereksinimleri dikkate alınarak uygun bir uygunluk fonksiyonu seçilmeli ve bu fonksiyonun etkili bir şekilde uygulanması sağlanmalıdır.

**Seçilim Yöntemleri**

Seçilim yöntemleri, genetik algoritmalarda daha iyi çözümleri seçmek ve üreme için uygun adayları belirlemek için kullanılan stratejilerdir. Bu yöntemler, genetik algoritmanın ana bileşenlerinden biridir ve algoritmanın başarısını etkileyebilir. İşte yaygın olarak kullanılan bazı seçilim yöntemleri:

**Rulet Tekerleği Seçimi:** Her bir bireyin uygunluk değerine göre bir olasılık belirlenir ve bu olasılıkların toplamı 1'e eşit olacak şekilde normalleştirilir. Daha sonra, bir uniform dağılımdan rastgele bir sayı seçilir ve bu sayının düşük uygunluk değerine sahip bireylerin seçilme olasılığı daha düşüktür.

**Turnuva Seçimi:** Belirli bir sayıda rastgele birey seçilir ve bu bireyler arasında en iyi uygunluk değerine sahip olan seçilir. Turnuva boyutu, kullanıcı tarafından belirlenen bir parametredir ve genellikle 2 olarak seçilir, ancak farklı değerler de kullanılabilir.

**Elitizm:** En iyi uygunluk değerine sahip bir veya birkaç birey doğrudan bir sonraki nesle aktarılır. Bu, en iyi çözümlerin korunmasını sağlar ve algoritmanın yakınsamasını hızlandırabilir.

**Kesme Seçimi:** Popülasyondaki bireylerin uygunluk değerleri sıralanır ve en iyi bireyler belirli bir kesme eşiğiyle seçilir. Bu yöntem, daha iyi bireyleri tercih ederken popülasyonun çeşitliliğini korumak için önemlidir.

**Stokastik Evrensel Seçim:** Rulet tekerleği seçimiyle benzerdir, ancak daha verimli bir hesaplama gerektirir. Her bireyin bir olasılık aralığına sahip olduğu, ardından bu aralıkların tek bir rastgele sayı dizisine karşılık gelen birim aralığı ile bölündüğü bir yöntemdir. Bu, birçok bireyin bir anda seçilmesini sağlar.

Bu seçim yöntemlerinden hangisinin kullanılacağı, problemin gereksinimlerine, popülasyonun boyutuna ve algoritmanın hedeflerine bağlı olarak değişebilir. İyi bir seçim stratejisi, algoritmanın daha hızlı ve daha doğru sonuçlar üretmesine yardımcı olabilir.

**Çaprazlama Yöntemleri**

Çaprazlama (crossover), genetik algoritmaların temel bir adımıdır ve yeni çözümler oluşturmak için kullanılır. Bu işlem, iki veya daha fazla ebeveyn bireyin genetik bilgilerinin birleştirilmesini içerir ve yeni nesil çözümlerin oluşturulmasına katkıda bulunur.

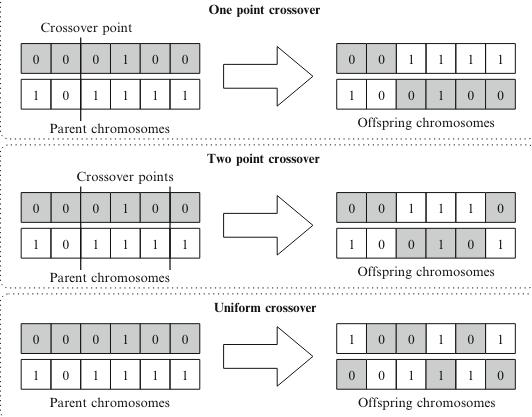
**Tek Noktalı Çaprazlama:** Bu en basit çaprazlama yöntemlerinden biridir. İki ebeveyn birey belirli bir noktada kesilir ve iki noktanın her biri diğer ebeveynle değiştirilir. Bu, ebeveynlerin genetik materyalini değiştirerek yeni çözümler oluşturur.

**Çok Noktalı Çaprazlama:** Bu yöntem, tek noktalı çaprazlamaya benzer, ancak daha fazla kesme noktası kullanır. Birden çok kesme noktası belirlenir ve bu noktalara göre parçalar değiştirilir.

**Uniform Çaprazlama:** Bu yöntemde, her gen için rastgele bir olasılıkla ebeveynler arasında değişim gerçekleşir. Yani, her genin çocukta olma olasılığı eşit olarak belirlenir.

**Orta Noktalı Çaprazlama:** Ebeveynlerin her birinden rastgele bir orta nokta belirlenir ve bu orta noktadan sonra genler değiştirilir. Bu, çocuğun ebeveynlerin ortasında bir yerde genetik materyali almasını sağlar.

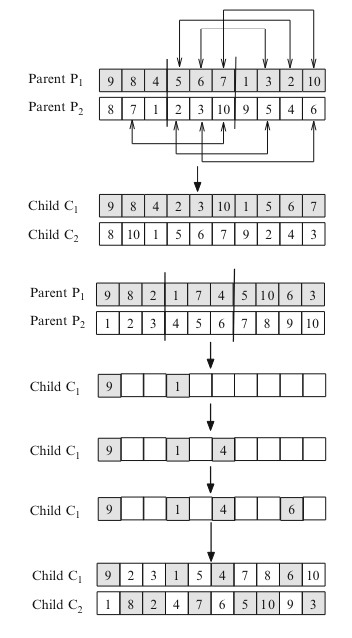
**Kesme ve Takas Çaprazlaması:** Bu yöntem, ebeveynlerden belirli bir kısmı alır ve bu kısımlar birbirleriyle değiştirilir. Bu, çocuğun bazı özellikleri bir ebeveyninden almasını ve diğerlerini diğer ebeveyninden almasını sağlar.



Resim 34. Çaprazlama Yöntemleri Gösterimi

Eğer bir nokta çaprazlama gibi bir çaprazlama operatörü kullanılırsa, kromozomlar giderek daha iyi hale gelebilir ancak, problem şudur: eğer iki ebeveyn (veya daha kötüsü—tüm popülasyon) aynı gen için aynı alele sahipse, bir nokta çaprazlama bu durumu değiştirmeyecektir. Başka bir deyişle, o gen sonsuza kadar aynı alele sahip olacaktır. Mutasyon, bu sorunu aşmak için tasarlanmıştır. Popülasyona çeşitlilik ekleyerek ve tüm arama alanını keşfetmeyi mümkün kılarak evrimi sağlar. [13]

Evrimsel stratejilerde mutasyon, temel değişim/arama operatörüdür. GA'larda ise mutasyon genellikle düşük bir olasılıkla gerçekleştirilen ikincil bir operatördür. En yaygın mutasyonlardan biri, bit değiştirme (bit-flip) mutasyonudur. Bit-flip mutasyonunda, bir ikili dizideki her bir bit (bir 0, 1'e dönüştürülür ve tersi) belirli bir olasılıkla, pm olarak bilinen mutasyon olasılığı ile değiştirilir. Daha önce belirtildiği gibi, mutasyon, bireyin yakınında rastgele bir yürüyüş yapar. Genleri yer değiştiren ve problem özel olanlar gibi diğer mutasyon operatörleri de geliştirilebilir ve literatürde sıkça kullanılır.



Resim 35. Mutasyon Gösterimi

Mutasyondan sonra yeni bir popülasyon oluşturulur ve belirlenen durdurma kriterine ulaşılıncaya kadar işlemler devam eder.

1. **Yöntem: Gri Kurt Optimizasyonu (GWO)**

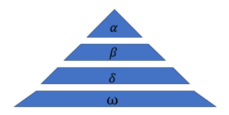
Gri Kurt Optimizasyonu (Grey Wolf Optimizer - GWO), 2014 yılında Seyedali Mirjalili ve Andrew Lewis tarafından geliştirilen doğadan ilham alan bir meta-sezgisel algoritmadır. Bu algoritma, kurt sürülerinin avlanma davranışlarını modelleyerek optimizasyon problemlerini çözmeyi amaçlar. [14] Optimizasyon süreci, esas olarak sosyal hiyerarşi, avı kuşatma ve avı saldırıya geçmeyi içerir. GWO algoritması, yeni bir sürü zekası optimizasyon algoritmasıdır ve sürü zekası optimizasyon algoritmasının birçok özelliğine sahiptir. Örneğin, gri kurdun hedef fonksiyon üzerinde özel bir gereksinimi yoktur, optimizasyon probleminin katı matematiksel özelliklerine bağımlı değildir. Ayrıca, mekanizmaları uygulaması kolaydır. Algoritma uygulaması açısından, gri kurt algoritması, belirli problemler için makul bir algoritma uygulama yöntemi tasarlayabilir, bu nedenle algoritmanın güçlü birçok yönlülüğü vardır. [15]

Yeni bir optimizasyon yöntemi olarak gri kurt algoritmasının avantajları ve dezavantajları vardır. Algoritma, iyi optimizasyon potansiyellerine sahipken aynı zamanda düşük keşif ve yavaş yakınsama hızları gibi sorunlardan muzdariptir. Bu algoritmanın sürekli araştırılması ile birçok akademisyen, algoritmanın mevcut sorunlarını analiz etmiş ve bazı iyileştirme yöntemleri önermiştir. Jagdish Chand Bansal ve diğerleri, gri kurt algoritmasının yetersiz keşif yeteneği ve yerel optimizasyona kolayca takılma sorunları göz önüne alındığında, arama alanının büyük bir bölgesini keşfetmek için bir keşif denklemi önermiştir. Ayrıca, başlangıç popülasyonu çeşitliliğini zenginleştirmek ve GWO'nun öğrenme, arama ve optimizasyon yeteneklerini geliştirmek için karşıt öğrenme eklenmiştir. Wang ve diğerleri, evrimsel bir eleme mekanizmasına sahip geliştirilmiş bir gri kurt optimizasyon algoritması önermiştir. En uygun olanın hayatta kalması (SOF), biyolojik evrim ve farklı evrim algoritması ilkesini ekleyerek, algoritmanın yerel optimumlara takılmasını önler, GWO'nun yakınsama hızını daha da hızlandırır ve yakınsama doğruluğunu artırır. Hi Jun T ve diğerleri, PSO algoritması ile birleştirilmiş bir GWO algoritması önermiştir, bu algoritma bireylerin en iyi pozisyon bilgilerini korur ve algoritmanın yerel optimumlara takılmasını önler. Bu algoritma, 18 temel fonksiyon üzerinde test edilmiştir ve diğer algoritmalardan daha iyi sonuçlar vermiştir. Zhang ve diğerleri, GWO'nun zayıf popülasyon çeşitliliği ve yavaş yakınsama hızını çözmek için elit karşıt öğrenme ve basit bir yöntem eklemiştir, bu da gri kurt popülasyonunun çeşitliliğini artırmıştır ve gri kurdun keşif yeteneğini geliştirmiştir. [15] (Li ve ark. 2021)

Gri Kurt Optimizasyonu (GWO), gri kurt popülasyonlarının hiyerarşisinden ve avlanma davranışlarından ilham alır. Algoritma, gri kurt popülasyonlarının izleme, kuşatma, avlanma ve saldırma süreçlerini matematiksel olarak simüle ederek optimizasyonu gerçekleştirir. Gri kurt avlanma süreci üç adımı içerir: sosyal hiyerarşi katmanlaşması, avı kuşatma ve avı saldırma.

**Sosyal Hiyerarşi**

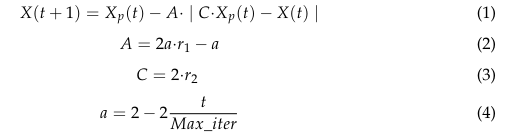
Gri kurtlar, besin zincirinin en üstünde yer alan sosyal köpekgillerdir ve katı bir sosyal hakimiyet hiyerarşisini takip ederler. En iyi çözüm alfa (α) olarak işaretlenir; ikinci en iyi çözümler beta (β) olarak işaretlenir, üçüncü en iyi çözümler delta (δ) olarak işaretlenir, geri kalan çözümler omega (ω) olarak işaretlenir. Hakim sosyal hiyerarşi, Resim 36'da gösterilmiştir:



Resim 36. Kurtların Hiyerarşisi

#### Avı Kuşatma

Gri kurtlar avlanma sırasında avı kuşatır; kuşatma davranışını matematiksel olarak modellemek için aşağıdaki denklemler kullanılır:

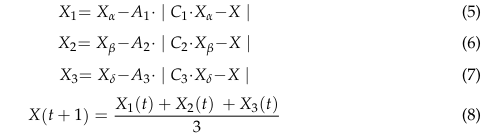


Resim 37. Algoritmanın Matematiksel Denklemleri

Burada X gri kurdun pozisyon vektörünü, Xp​ avın pozisyon vektörlerini, t mevcut iterasyonu, A ve C katsayı vektörlerini, r1 ve r2 [0, 1] aralığında rastgele vektörleri, a mesafe kontrol parametresini belirtir ve değeri iterasyonlar boyunca 2'den 0'a doğru lineer olarak azalır, Max\_iter maksimum iterasyon sayısıdır.

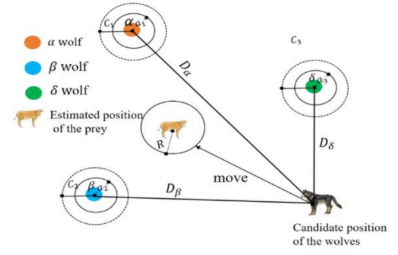
### Ava Saldırma

Gri kurtlar, potansiyel avın yerini tanıma yeteneğine sahiptir ve arama süreci esas olarak alfa (α), beta (β) ve delta (δ) kurtlarının rehberliğinde gerçekleştirilir. Her iterasyonda, mevcut popülasyondaki en iyi üç kurt (α, β, δ) korunur ve diğer arama ajanlarının pozisyonları, bu kurtların pozisyon bilgilerine göre güncellenir. Bu bağlamda aşağıdaki formüller önerilmiştir:



Resim 38. Algoritmanın Matematiksel Denklemleri

Yukarıdaki denklemlerde, Xα, Xβ​ ve Xδ​, sırasıyla alfa (α), beta (β) ve delta (δ) kurtlarının pozisyon vektörleridir. A1​, A2​ ve A3​ hesaplamaları A ile benzer ve C1​, C2​ ve C3​ hesaplamaları C ile benzerdir. Dα=C1⋅Xα−X, Dβ=C2⋅Xβ−X, Dδ=C3⋅Xδ−X ise mevcut aday kurtlar ile en iyi üç kurt arasındaki mesafeyi temsil eder. Resim 39'dan görülebileceği gibi, aday çözüm sonunda alfa (α), beta (β) ve delta (δ) tarafından tanımlanan rastgele çemberin içine düşer. Daha sonra, mevcut en iyi üç kurtun rehberliğinde, diğer adaylar avın yakınında rastgele pozisyonlarını güncellerler. Av pozisyon bilgilerini dağınık bir şekilde aramaya başlarlar ve ardından avı saldırmaya yoğunlaşırlar.



Resim 39. Gri Kurt Optimizasyonunda Konum Güncelleme

1. **Yöntem: Ateşböceği Algoritması (FA)**

Ateşböceği Algoritması (Firefly Algorithm, FA), 2008 yılında Xin-She Yang tarafından geliştirilen, doğadan esinlenmiş bir meta-sezgisel optimizasyon algoritmasıdır. Ateşböceklerinin biyoluminesans özelliklerinden esinlenerek oluşturulan bu algoritma, özellikle karmaşık ve çok boyutlu optimizasyon problemlerini çözmek için kullanılır.[16]

Ateşböcekleri, gece ışık üreten ve yanıp sönen kanatlı böceklerdir. Işık, alt karın bölgelerinden kimyasal olarak üretilen ve kızılötesi veya ultraviyole frekansı içermeyen biyoluminesans olarak adlandırılan bir ışıktır. Ateşböcekleri, özellikle eşleri veya avı çekmek için flaş ışığını kullanırlar. Flaş ışığı ayrıca, potansiyel yırtıcılar hakkında ateşböceklerini uyarmak için bir koruyucu uyarı mekanizması olarak da kullanılır [17] (Johari ve ark. 2013).

Işık yoğunluğu gözden uzaklıkla değişir. Işık yoğunluğunun uzaklık arttıkça azaldığını söylemek güvenlidir. Işık yoğunluğu ayrıca çevresel olarak emilen havanın da etkisindedir, bu nedenle yoğunluk, mesafe arttıkça daha az çekici hale gelir (Yang, 2010).

#### Temel İlkeler

Ateşböceği Algoritması, üç ana prensip üzerine kuruludur:

1. Ateşböceklerinin parlaklığı veya çekiciliği, optimize edilecek hedef fonksiyon ile orantılıdır.
2. Herhangi iki ateşböceği arasındaki çekicilik, aralarındaki mesafeye bağlı olarak azalır.
3. Daha az parlak olan ateşböceği, daha parlak olana doğru hareket eder. Eğer bir ateşböceği diğerlerinden daha parlak değilse, rastgele bir hareket yapar.

#### Matematiksel Modeller

Ateşböceği Algoritması'nın temel matematiksel modelleri aşağıdaki gibidir:

##### Parlaklık ve Çekicilik



Resim 40. Ateşböcekleri Arasındaki Çekicilik Formülü

Burada, Ir​ ateşböceği i'nin j ateşböceğine olan çekiciliği, I0 ışığın parlaklığı, γ ışığın emilim katsayısı ve r ise ateşböcekleri arasındaki mesafedir.



Resim 41. Ateşböceği Parlaklık Formülü

Burada, Ii​ ateşböceğinin parlaklığı ve f(xi) ise ateşböceğinin konumu xi için objektif fonksiyonun değeridir.



Resim 42. Çekicilik Değerini Hesaplama Formülü

* β ateşböceğinin çekicilik (attractiveness) değeridir. Bu değer, ateşböceğinin parlaklığına bağlıdır.
* r ise ateşböceği i ile j arasındaki mesafeyi ifade eder.
* γ bir parametredir ve ışığın emilim katsayısını temsil eder.
* Formüldeki e^−γr2 terimi, mesafenin bir fonksiyonu olarak çekiciliği azaltır. Bu terim, ateşböceği ile diğerine olan mesafe arttıkça çekiciliğin azalmasını sağlar.

##### Hareket Denklemi



Resim 43. Ateşböceğinin Hareket Denklemi

Bu formül ateşböceklerinin hareketini hesaplamak için kullanılır. Formüldeki değerlerin açıklamaları aşağıdaki gibidir:

* **xi(t) ve xj(t):** i ve j ateşböceklerinin sırasıyla t zamanındaki pozisyonları.
* **β:** Çekicilik parametresi. Bu parametre, ateşböceğin parlaklığının etkisini belirler.
* **γ:** Işık emilim katsayısı. Ateşböceği arasındaki mesafeye bağlı olarak ışığın emilimini temsil eder.
* **r**: i ve j ateşböcekleri arasındaki mesafe.
* **α:** Rastgele bir parametre. Bu parametre ateşböceğinin hareketini rastgele bir şekilde etkiler.

Bu formül, ateşböceğinin daha parlak bir ateşböceğine doğru hareket etmesini sağlar ve aynı zamanda rastgele bir bileşen ekleyerek çeşitlilik sağlar. Bu hareket, ateşböceklerinin optimizasyon problemi çözerken potansiyel çözümleri aramasına yardımcı olur.

##### Mesafe

İki ateşböceği arasındaki mesafe, genellikle Öklid formülü ile hesaplanır.



Resim 44. Mesafe Formülü

Bu formüller, algoritmanın her iterasyonunda ateşböceklerinin birbirlerine olan etkileşimini ve konumlarını nasıl güncelleyeceklerini belirler. Bu güncellemeler, algoritmanın hedef fonksiyonu optimize etmek için çözüm alanını araştırmasını sağlar.

#### Algoritmanın Adımları

1. **Başlangıç Popülasyonu:** Ateşböceklerinin başlangıç pozisyonları rastgele olarak belirlenir.
2. **Parlaklık ve Çekicilik Hesaplama:** Her ateşböceğinin parlaklığı ve çekiciliği hesaplanır.
3. **Hareket:** Daha az parlak ateşböcekleri, daha parlak ateşböceklerine doğru hareket eder. Parlaklık ve çekicilik formüllerine göre pozisyonlar güncellenir.
4. **Konum Güncelleme:** Ateşböceklerinin yeni pozisyonları güncellenir ve hedef fonksiyon değerlendirilir.
5. **Döngü:** Algoritma, belirlenen durma kriterine (örneğin, belirli bir iterasyon sayısı veya kabul edilebilir çözüm kalitesi) ulaşılıncaya kadar 2-4 adımlarını tekrar eder.

#### 

#### Avantajlar ve Dezavantajlar

**Avantajlar:**

* Basit ve uygulanması kolaydır.
* Küresel optimizasyon problemlerinde etkili sonuçlar verir.
* Çoklu çözüm alanlarında geniş arama yapabilir.

**Dezavantajlar:**

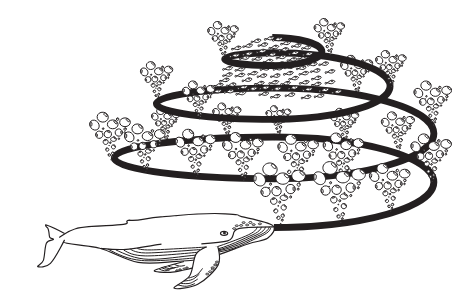
* Büyük boyutlu problemlerde yavaş olabilir.
* Bazı durumlarda yerel optima takılma riski taşır.

Ateşböceği Algoritması, doğadan ilham alan diğer optimizasyon algoritmaları gibi, karmaşık ve çok boyutlu problemleri çözmede güçlü bir araçtır. Parlaklık ve çekicilik prensipleriyle, çözümlerin geniş bir yelpazede aranmasını sağlar ve bu da onu mühendislikten veri bilimine kadar çeşitli alanlarda etkili kılar.

1. **Yöntem: Balina Optimizasyon Algoritması (WOA)**

Balina Optimizasyon Algoritması, Griffith Üniversitesi'nden Seyedali Mirjalili ve Andrew Lewis tarafından geliştirilmiştir. Bu algoritma, balina sürülerinin sosyal davranışlarından ilham alarak tasarlanmış bir metaheuristik optimizasyon yöntemidir. Balina Optimizasyon Algoritması, balinaların avlanma stratejilerini modellemeye dayanır ve genellikle karmaşık optimizasyon problemlerini çözmek için kullanılır. Algoritma, bir popülasyon balina olarak adlandırılan çözümler seti ile çalışır. Her bir balinanın bir pozisyonu ve bir uygunluk değeri vardır, bu da çözümün ne kadar iyi olduğunu gösterir. Algoritma, en iyi çözümü bulmak için balina sürüsünü hareket ettirir ve yeni çözümler üretir. Bu algoritma, küçük balinaların avlama davranışlarını taklit eder ve özellikle kabarcık ağı besleme stratejisinden ilham alır.

Balinalar avlandıklarında avı çevrelerken tipik baloncuklar oluştururlar. Basitçe, balon ağı avlanma davranışı şöyle tanımlanabilir: balina balıkları yaklaşık 12 metre derinliğe dalar ve ardından avı çevreleyen bir spiral şeklinde baloncuklar oluşturur ve balonları takip ederek yüzeye doğru yüzerler. Seyedali Mirjalili'nin doktora araştırması sırasında geliştirdiği bu algoritma, yapay zeka ve optimizasyon alanında önemli bir katkı olarak kabul edilir. [18]



Resim 45. Balinaların Kabarcık Ağı Besleme Davranışı

Balina Optimizasyon Algoritması üç ana ilkeden oluşur: avı çevreleme, spiral kabarcık ağı besleme manevrası ve av arama.

### 1. Avı Çevreleme (Encircling Prey)

Balinalar avlarının yerini tespit edip onları çevreleyebilir. WOA, bu davranışı modellemek için mevcut en iyi çözümün etrafında diğer çözümlerin konumlarını günceller.

**Matematiksel Model**



Resim 46. Avı Çevreleme Matematiksel Modeli

Burada:

* X(t): t zamanındaki mevcut çözümün konumudur.
* X^\*(t): t zamanındaki en iyi çözümün konumudur.
* A ve C: Katsayı vektörleridir.
* D: Çözüm konumlarının arasındaki mesafedir.

**Katsayıların Hesaplanması**

A = 2a⋅r − a

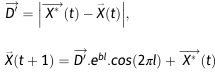
C = 2⋅r

Burada a iterasyonlar boyunca 2'den 0'a doğru lineer olarak azalır ve r rastgele bir [0, 1] aralığında vektördür.

### 2. Spiral Kabarcık Ağı Besleme Manevrası (Spiral Bubble-Net Feeding Maneuver)

Humpback balinalar, avlarını spiral şeklinde kabarcık ağı oluşturarak yakalarlar. Bu davranış, WOA'da optimizasyon sürecinde yeni çözümler üretmek için kullanılır.

**Matematiksel Model**



Resim 47. Balinaların Sarmal Şeklindeki Hareketi

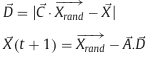
Burada:

* b: sabit bir spiral şekil parametresidir.
* l: [-1, 1] aralığında rastgele bir değerdir.

### 3. Av Arama (Search for Prey)

Balinalar, avlarının yerini belirlemek için geniş bir alanı araştırırlar. WOA, bu davranışı modellemek için rastgele çözümler üretir ve bu çözümler üzerinden en iyi olanı seçer.

**Matematiksel Model**

****

Resim 48. Av Arama Modeli

Burada X\_rand​, rastgele bir çözümün konumudur.

Balina Optimizasyon Algoritması’nın temel ilkeleri kısaca şu şekildedir;

* **Avı Çevreleme:** Mevcut en iyi çözümün etrafında diğer çözümleri toplamak.
* **Spiral Kabarcık Ağı Besleme:** Spiral bir hareket ile yeni çözümler üretmek.
* **Av Arama:** Rastgele çözümler üretmek ve en iyi olanı seçmek.

Algoritmanın temel adımları şunlardır:

1. **Başlangıç Popülasyonu Oluşturma**: İlk olarak, rastgele bir başlangıç popülasyonu oluşturulur. Her balinanın pozisyonu genellikle rastgele seçilir.
2. **Uygunluk Değerlerinin Hesaplanması**: Her balinanın uygunluk değeri, onun pozisyonundan elde edilen çözümün ne kadar iyi olduğunu belirler. Bu değerler, hedef fonksiyonunun değerine dayanır.
3. **Hareket Etme**: Balina sürüsündeki her balina, belirli bir hareket stratejisi kullanarak yeni bir pozisyon alır. Bu stratejiler genellikle belirli bir yönde hareket etmeyi veya belirli bir hızda hareket etmeyi içerir.
4. **En İyi Çözümün Belirlenmesi**: Her iterasyon sonunda, en iyi uygunluk değerine sahip balinanın pozisyonu kaydedilir. Bu, şu ana kadar bulunan en iyi çözümü temsil eder.
5. **Yeni Çözümlerin Üretilmesi**: Yeni balina pozisyonları, mevcut pozisyonlar ve belirli bir hareket stratejisi kullanılarak üretilir. Bu, çeşitlilik sağlamak ve potansiyel olarak daha iyi çözümleri bulmak için yapılır.
6. **Termination Criteria**: Belirli bir durdurma kriteri sağlanana kadar adımlar tekrarlanır. Bu kriter, belirli bir iterasyon sayısına ulaşmak, belirli bir uygunluk değerine ulaşmak veya belirli bir zaman sınırını aşmak gibi olabilir.

Balina Optimizasyon Algoritması, esnekliği ve etkinliği nedeniyle çeşitli alanlarda kullanılmaktadır. Karmaşık optimizasyon problemlerini çözmek için kullanılabilecek birçok varyantı ve adaptasyonu bulunmaktadır. Bu algoritmanın ana avantajlarından biri, basitliği ve çeşitli optimizasyon problemlerine kolayca uygulanabilmesidir.

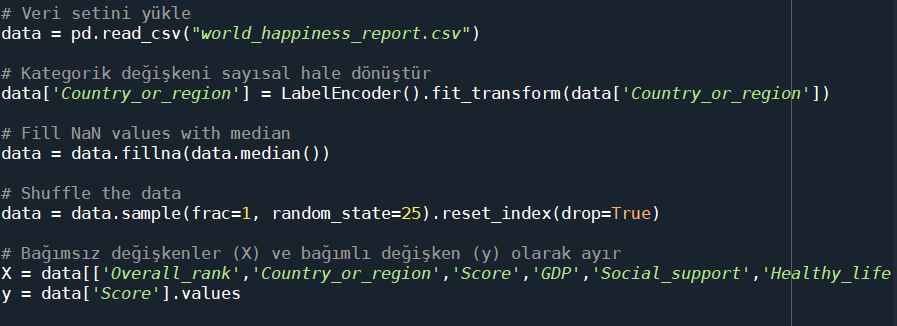
**BÖLÜM 4: YAPILAN ÇALIŞMALAR**

### 1-Yöntem: Genetik Algoritma (GA)

Genetik Algoritma (GA), biyolojik evrim sürecinden esinlenerek geliştirilmiş bir popülasyon temelli optimizasyon algoritmasıdır. Bu çalışmada, Genetik Algoritma kullanılarak World Happiness Report veri setindeki mutluluk skorlarının tahmini yapılmıştır. Genetik Algoritma, popülasyondaki bireylerin evrim geçirerek daha iyi çözümler bulmasını sağlayan seçim, çaprazlama ve mutasyon gibi genetik operatörleri kullanır.

#### Veri Yükleme ve Ön İşleme

Öncelikle, World Happiness Report veri seti yüklenmiş ve ön işleme tabi tutulmuştur. Kategorik değişkenler sayısal hale dönüştürülmüş ve eksik veriler medyan ile doldurulmuştur. Veri seti, rastgele karıştırıldıktan sonra bağımsız değişkenler (X) ve bağımlı değişken (y) olarak ayrılmıştır.



Resim 49. Veri Ön İşleme Aşamaları

#### Popülasyonun Oluşturulması

GA, başlangıç popülasyonunun oluşturulmasıyla başlar. Başlangıç popülasyonu rastgele 0 ve 1'lerden oluşan bireylerle oluşturulmuştur. Her birey, veri setindeki bağımsız değişkenlerin bir kombinasyonunu temsil eder.



Resim 50. Popülasyonun Oluşturulması

#### Uygunluk Fonksiyonunun Tanımlanması

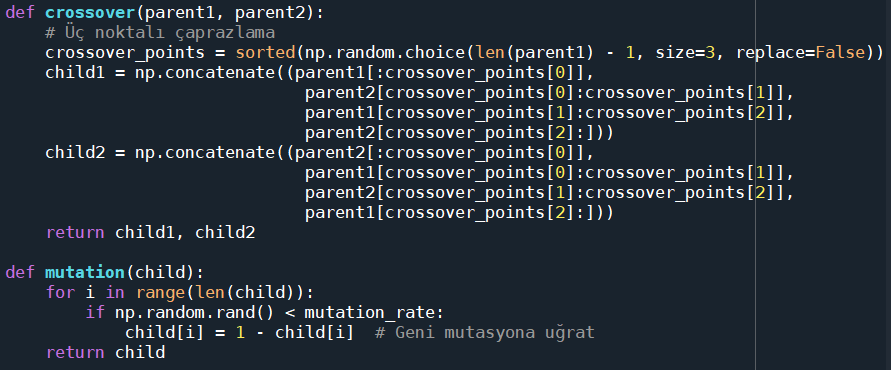
Uygunluk fonksiyonu, bireylerin ne kadar iyi olduğunu belirlemek için kullanılır. Bu çalışmada, fitness fonksiyonu olarak bireylerin son 7 elemanının toplamı kullanılmıştır. Son 7 elemanda mutluluk skorlarına etki eden faktörler ( sosyal destek, sağlıklı yaşam süresi, özgürlük vb.) bulunmaktadır.



Resim 51. Uygunluk Fonksiyonu

#### Çaprazlama (Crossover) ve Mutasyon (Mutation)

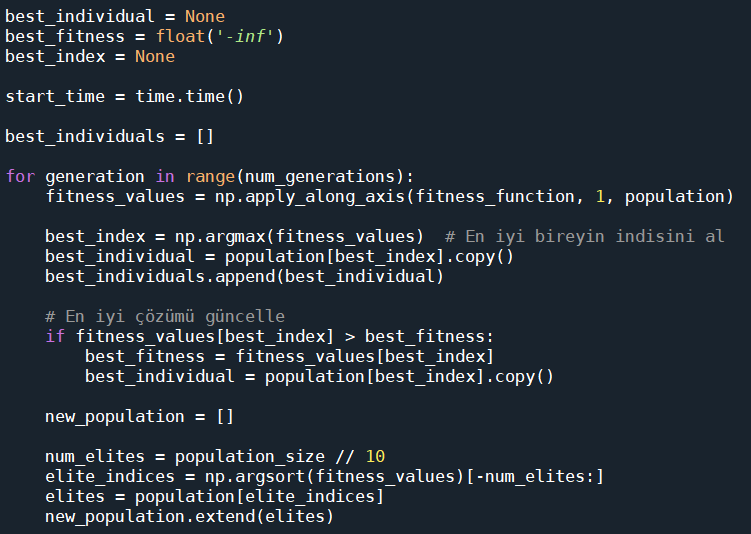
Çaprazlama, iki ebeveyn bireyin genlerini birleştirerek yeni çocuk bireyler oluşturur. Bu çalışmada, üç noktalı çaprazlama yöntemi kullanılmıştır. Mutasyon ise çocuk bireylerin genlerinde rastgele değişiklikler yaparak çeşitliliği artırır. Bu çalışmada bit-flip mutasyonu kullanılmıştır. Bit-flip mutasyonu, bir bireyin genlerinin belirli bir mutasyon oranı ile tersine çevrilmesi işlemidir. Yani, bir gen 1 ise 0 yapılır, 0 ise 1 yapılır.



Resim 52. Çaprazlama ve Mutasyon

#### Evrim Süreci

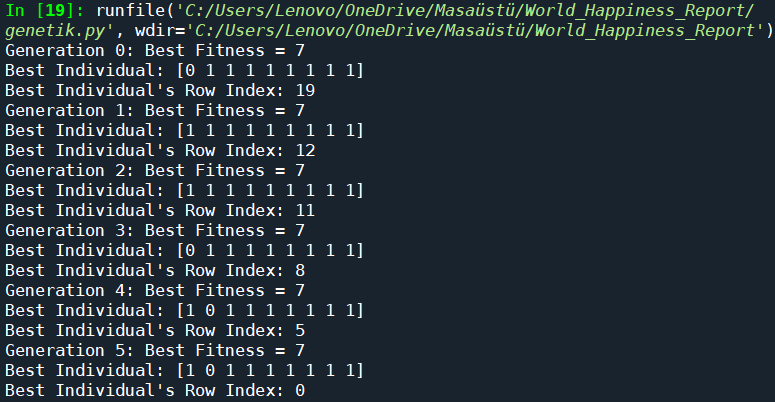
Algoritma, belirli bir nesil boyunca evrim sürecini yürütür. Her nesilde bireylerin fitness değerleri hesaplanır, en iyi bireyler seçilir (elitizm), çaprazlama ve mutasyon uygulanarak yeni bireyler oluşturulur.



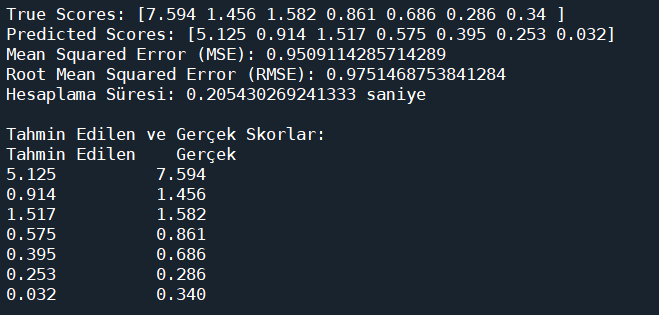
Resim 53. Yeni Bireyler Oluşturma

#### Tahmin ve Hata Metrikleri

Son nesilde elde edilen en iyi bireyin tahmin ettiği skorlar ve gerçek skorlar karşılaştırılmıştır. MSE (Mean Squared Error) ve RMSE (Root Mean Squared Error) değerleri hesaplanmıştır. Bu metrikler, modelin tahmin performansını değerlendirmek için kullanılmıştır. MSE değeri 0.95, RMSE değeri ise 0.97 çıkmıştır. Tahmin edilen ve gerçek skorlar Resim 55’de gösterilmiştir.



Resim 54. En İyi Bireyi Bulma Aşamaları



Resim 55. Bulunan En İyi Birey Değeri ve Hata Değerleri

### 2-Yöntem: Gri Kurt Optimizasyon Algoritması (GWO)

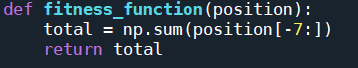
Gri Kurt Optimizasyon Algoritması (GWO), doğada gri kurtların avlanma stratejilerinden esinlenerek geliştirilmiş bir popülasyon temelli optimizasyon algoritmasıdır. Bu çalışmada, GWO kullanılarak mutluluk skorlarının tahmini gerçekleştirilmiştir.

#### Veri Yükleme ve Ön İşleme

Öncelikle, World Happiness Report veri seti world\_happiness\_report.csv dosyasından yüklenmiştir. Kategorik sütunlar sayısal değerlere dönüştürülmüş ve eksik veriler median ile doldurulmuştur. Verinin karıştırılması sağlanmış ve bağımsız değişkenler ile bağımlı değişkenler ayırt edilmiştir.

#### Fitness Fonksiyonu

Fitness fonksiyonu, genellikle optimizasyon problemlerinde bir çözümün ne kadar iyi olduğunu değerlendiren bir fonksiyondur. Bu çalışmada, mutluluk skorlarının toplamı fitness değeri olarak kullanılmıştır. Bu çalışmada, fitness fonksiyonu olarak bireylerin son 7 elemanının toplamı kullanılmıştır.

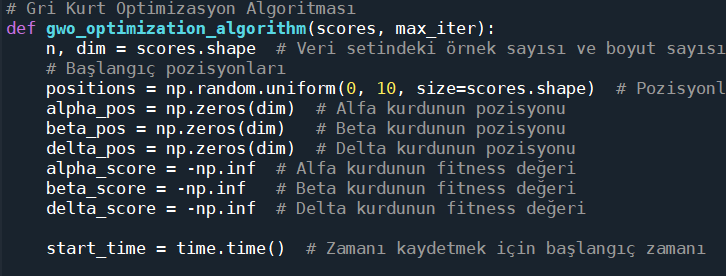


Resim 56. Uygunluk Fonksiyonu

GWO algoritması, gri kurtların avlanma stratejilerini taklit ederek çalışır. Alfa, beta ve delta kurtları en iyi çözümleri temsil ederken, diğer kurtlar bu çözümlere göre pozisyonlarını günceller.

##### Başlangıç Pozisyonları

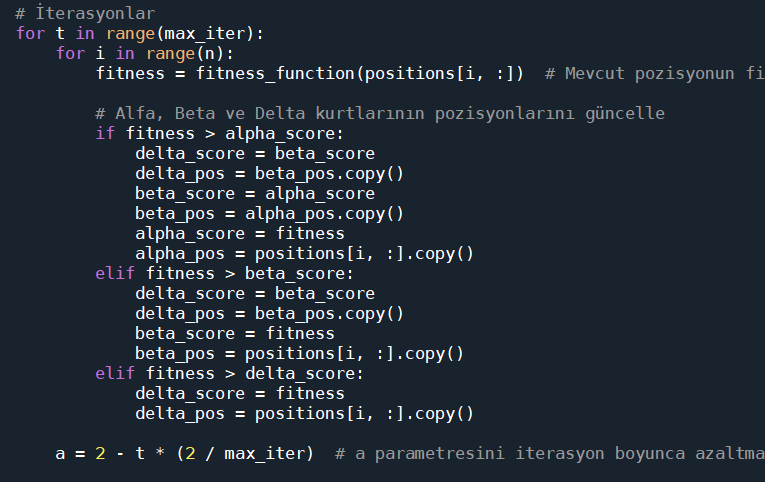
Başlangıç pozisyonları rastgele belirlenir ve alfa, beta, delta kurtlarının pozisyonları ve fitness değerleri başlatılır.



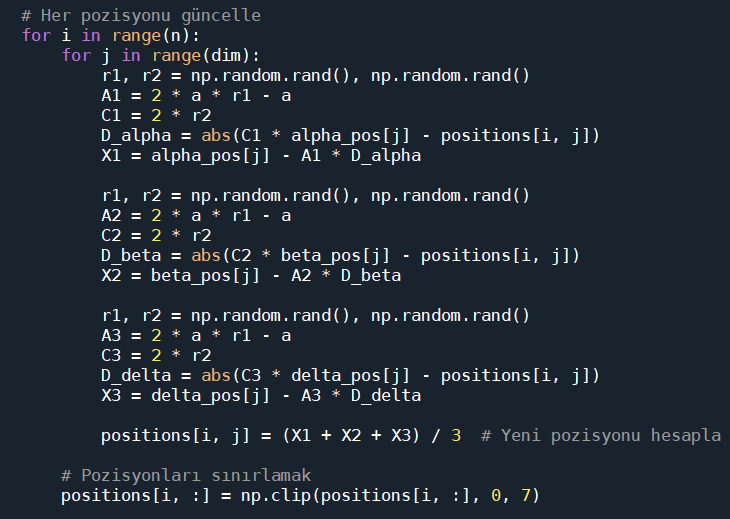
Resim 57. Başlangıç Pozisyonlarını Belirleme

##### İterasyonlar ve Pozisyon Güncellemeleri

Algoritma belirli bir iterasyon sayısı boyunca çalışır ve her iterasyonda kurtların pozisyonları güncellenir. Bu güncellemeler alfa, beta ve delta kurtlarının pozisyonlarına göre yapılır.



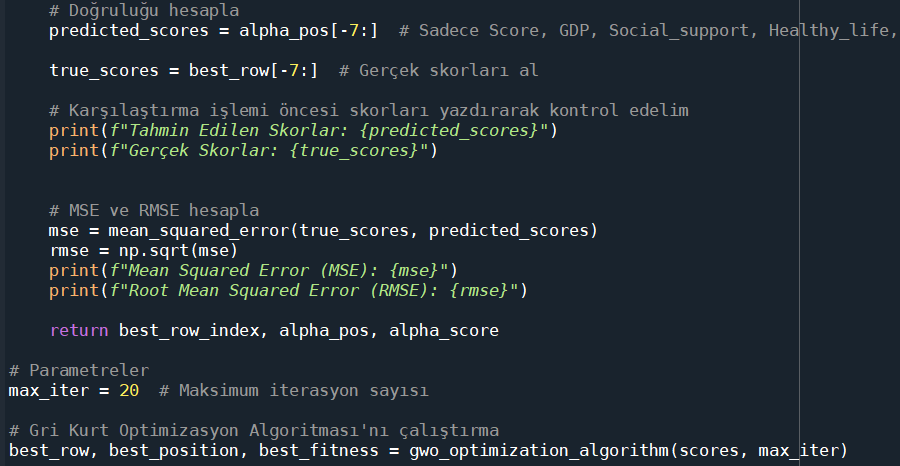
Resim 58. Alfa, Beta, Delta Kurtlarının Pozisyonlarını Güncelleme



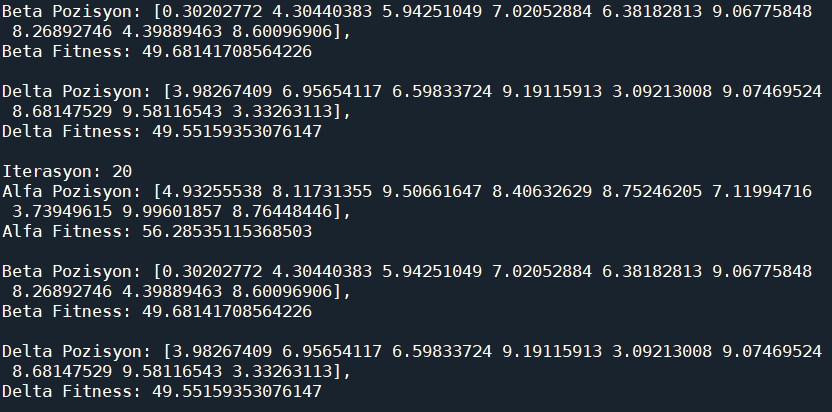
Resim 59. Pozisyonları Güncelleme (Devamı)

#### Tahmin ve Doğruluk Hesaplama

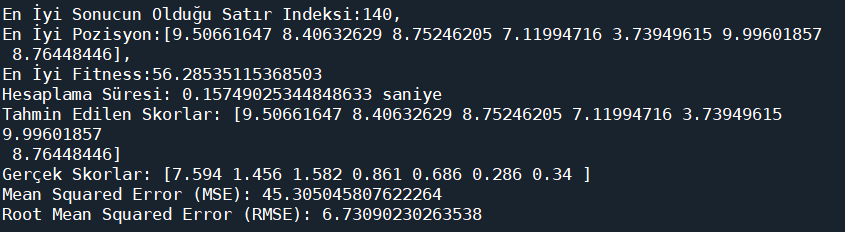
GWO algoritması çalıştırıldıktan sonra, en iyi bulunan pozisyon (alfa kurdunun pozisyonu) kullanılarak mutluluk skorları tahmin edilmiştir. Tahmin edilen skorlar ve gerçek skorlar karşılaştırılmış, Mean Squared Error (MSE) ve Root Mean Squared Error (RMSE) değerleri hesaplanarak modelin performansı değerlendirilmiştir. MSE değeri 45.30, RMSE değeri ise 6.730 çıkmıştır. Sonuçlar Resim 62’de gösterilmiştir.



Resim 60. Hata Değerleri Hesaplama



Resim 61. İterasyonlarda Alfa, Beta ve Delta Pozisyonları



Resim 62. Sonuç Değerleri

### 3-Yöntem: Ateşböceği Algoritması (FA)

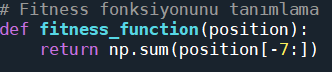
Ateş Böceği Algoritması, doğadaki ateş böceklerinin davranışlarını taklit eden, popülasyon temelli bir optimizasyon algoritmasıdır. Bu çalışmada, Ateş Böceği Algoritması kullanılarak mutluluk skorlarının tahmini gerçekleştirilmiştir.

#### Veri Yükleme ve Ön İşleme

Öncelikle, World Happiness Report veri seti world\_happiness\_report.csv dosyasından yüklenmiştir. Kategorik sütunlar sayısal değerlere dönüştürülmüş ve eksik veriler median ile doldurulmuştur. Verinin karıştırılması sağlanmış ve bağımsız değişkenler ile bağımlı değişkenler ayırt edilmiştir.

#### Fitness Fonksiyonu

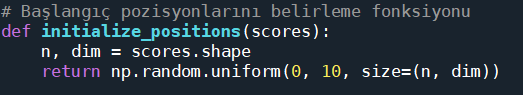
Fitness fonksiyonu belirlenmiştir. Fitness fonksiyonu olarak bireylerin son 7 elemanının toplamı kullanılmıştır.



Resim 63. Uygunluk Fonksiyonu

#### Başlangıç Pozisyonları

Başlangıç pozisyonları, belirlenen aralıklar içinde rastgele başlatılır. Bu pozisyonlar, ateş böceklerinin ilk konumlarını temsil eder.



Resim 64. Başlangıç Pozisyonunu Belirleme

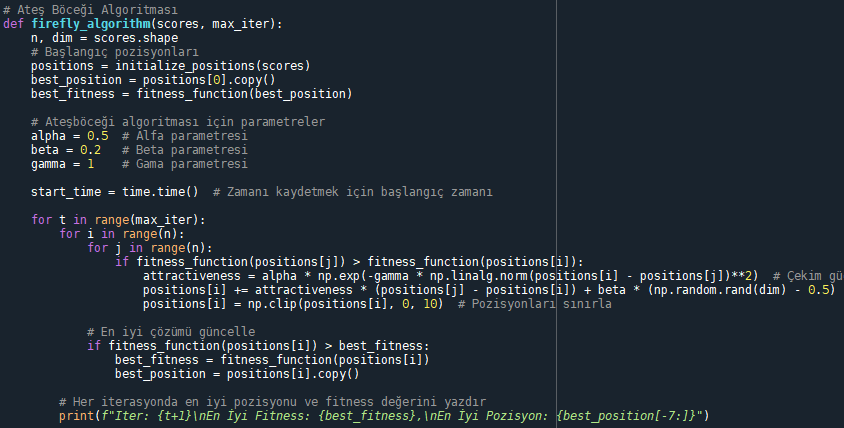
Ateş Böceği Algoritması, ateş böceklerinin birbirlerine çekim kuvveti uygulayarak hareket etmeleri prensibine dayanır. Algoritmada alfa, beta ve gamma parametreleri kullanılarak ateş böceklerinin pozisyonları güncellenir.

##### Parametreler

* **Alfa**: Rastgelelik parametresi
* **Beta**: Çekim gücü parametresi
* **Gamma**: Işığın zayıflama katsayısı

##### İterasyonlar ve Pozisyon Güncellemeleri

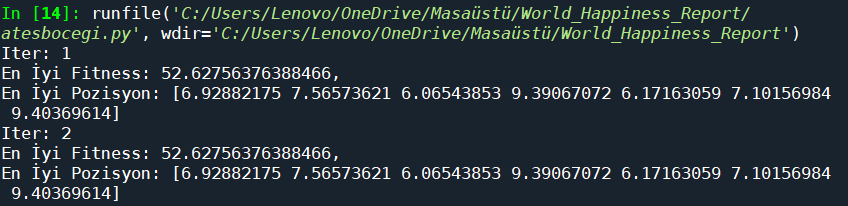
Algoritma belirli bir iterasyon sayısı boyunca çalışır ve her iterasyonda ateş böceklerinin pozisyonları güncellenir. Bu güncellemeler fitness fonksiyonuna göre yapılır.



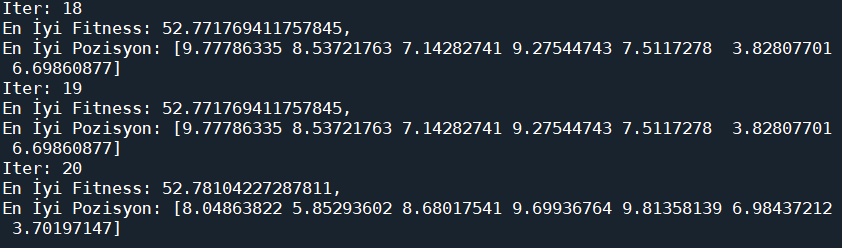
Resim 65. Ateşböceği Algoritması

#### Tahmin ve Doğruluk Hesaplama

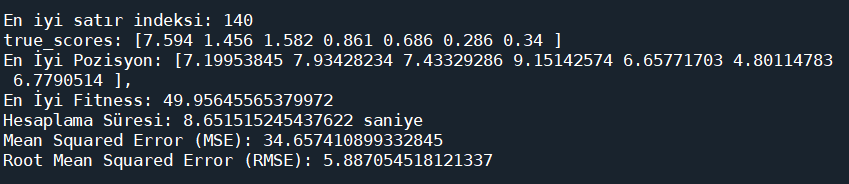
Ateş Böceği Algoritması çalıştırıldıktan sonra, en iyi bulunan pozisyon (ateş böceğinin pozisyonu) kullanılarak mutluluk skorları tahmin edilmiştir. Tahmin edilen skorlar ve gerçek skorlar karşılaştırılmış, Mean Squared Error (MSE) ve Root Mean Squared Error (RMSE) değerleri hesaplanarak modelin performansı değerlendirilmiştir. MSE değeri 34.65, RMSE değeri ise 5.887 çıkmıştır. Sonuçlar Resim 68’de gösterilmiştir.



Resim 66. En İyi Sonucu Bulma İterasyonu



Resim 67. İterasyonun Sonu



Resim 68. Sonuç Değerleri

### 4-Yöntem: Balina Optimizasyon Algoritması (WOA)

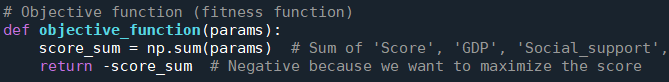
Balina Optimizasyon Algoritması (Whale Optimization Algorithm, WOA), kambur balinaların avlanma davranışlarını taklit eden bir optimizasyon algoritmasıdır. Bu algoritma, araştırma ve avlanma fazları arasında geçiş yaparak global optimum çözümleri arar. Bu çalışmada, WOA kullanılarak mutluluk skorlarının tahmini gerçekleştirilmiştir.

#### Veri Yükleme ve Ön İşleme

Öncelikle, World Happiness Report veri seti world\_happiness\_report.csv dosyasından yüklenmiştir. Kategorik sütunlar sayısal değerlere dönüştürülmüş ve eksik veriler median ile doldurulmuştur. Verinin karıştırılması sağlanmış ve bağımsız değişkenler ile bağımlı değişkenler ayırt edilmiştir.

#### Objective Function (Amaç Fonksiyonu)

Amaç fonksiyonu, optimizasyon problemi için bir çözümün ne kadar iyi olduğunu değerlendirir. Bu çalışmada, mutluluk skorlarının toplamı amaç fonksiyonu olarak kullanılmıştır.



Resim 69. Amaç Fonksiyonu (Uygunluk Fonksiyonu)

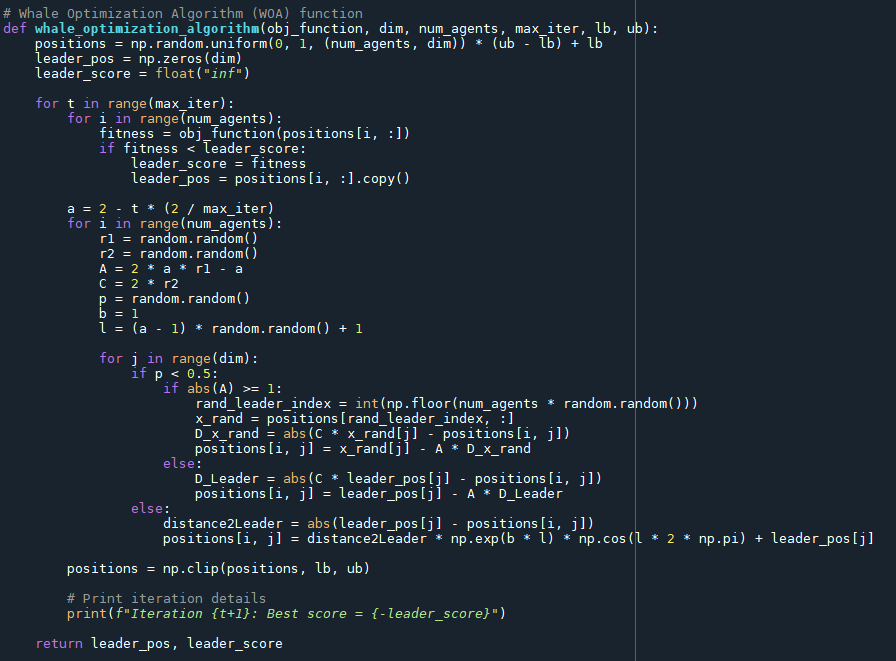
Balina Optimizasyon Algoritması, balinaların avlanma stratejilerini simüle eder. Algoritmada alfa, beta ve gama parametreleri kullanılarak balinaların pozisyonları güncellenir.

##### Parametreler

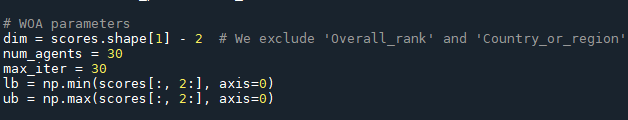
* **Dim**: Boyut sayısı
* **Num\_agents**: Ajan (balina) sayısı
* **Max\_iter**: Maksimum iterasyon sayısı
* **Lb**: Alt sınır
* **Ub**: Üst sınır

##### İterasyonlar ve Pozisyon Güncellemeleri

Algoritma belirli bir iterasyon sayısı boyunca çalışır ve her iterasyonda balinaların pozisyonları güncellenir. Bu güncellemeler fitness fonksiyonuna göre yapılır.



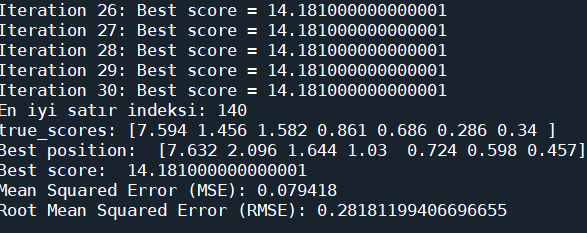
Resim 70. Balina Optimizasyon Algoritması



Resim 71. Algoritmanın Parametreleri

#### Tahmin ve Doğruluk Hesaplama

Balina Optimizasyon Algoritması çalıştırıldıktan sonra, en iyi bulunan pozisyon kullanılarak mutluluk skorları tahmin edilmiştir. Tahmin edilen skorlar ve gerçek skorlar karşılaştırılmış, Mean Squared Error (MSE) ve Root Mean Squared Error (RMSE) değerleri hesaplanarak modelin performansı değerlendirilmiştir. MSE değeri 0.0794, RMSE değeri ise 0.2818 çıkmıştır. Sonuçlar Resim 72’de gösterilmiştir.



Resim 72. Sonuç Değerleri

**BÖLÜM 5: SONUÇLAR VE TARTIŞMA**

Tablo 1. Yöntemlerin Karşılaştırılması

| **Model** | **Metod** | **Metrik** | **Değer** |
| --- | --- | --- | --- |
| Genetik Algoritma (GA) | GA[1] | Accuracy | %29.42 |
| Parçacık Sürü Optimizasyonu | PSO[1] | Accuracy | %28.17 |
| Karınca Koloni Optimizasyonu | ACO[1] | Accuracy | %29.01 |
| Simüle Tavlama | SA[1] | Accuracy | %29.13 |
| Diferansiyel Evrim | DE[1] | Accuracy | %28.79 |
| PSO-HML | PSO-HML[2] | R² | 0.6143 |
| Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP) | MLP[2] | R² | 0.5543 |
| RCCS | RCCS[4] | RI | 0.95 |
| K-En Yakın Komşu (KNN) | KNN[6] | Accuracy | %83.66 |
| Lojistik Regresyon | LR[6] | Accuracy | %77.10 |
| PSO+Destek Vektör Makineleri | PSO+SVM[8] | Accuracy | %93.84 |
| CRF+Firefly | CRF+FF[8] | Accuracy | %75.5 |
| WOA+IG+PSO | WOA+IG+PSO[8] | Accuracy | %95.93 |
| PSO+GA | PSO+GA[8] | Accuracy | %80.87 |
| Yapay Arı Koloni (ABC) | ABC[8] | Accuracy | %93.05 |
| Balina Optimizasyonu | Bu çalışma(WOA) | MSE | 0.0794 |
| Ateşböceği | Bu çalışma(FA) | MSE | 34.6574 |
| Gri Kurt | Bu çalışma(GWO) | MSE | 45.3050 |
| Genetik Algoritma | Bu çalışma(GA) | MSE | 0.9509 |
| Random Forest | RF[10] | MSE | 0.899 |

Tablo 2. MSE ve RMSE Karşılaştırması

| **Model** | **Metod** | **MSE** | **RMSE** |
| --- | --- | --- | --- |
| Random Forest | RF[10] | 0.808 | 0.899 |
| Balina Optimizasyonu | Bu çalışma(WOA) | 0.0794 | 0.2818 |
| Ateşböceği | Bu çalışma(FA) | 34.6574 | 5.887 |
| Gri Kurt | Bu çalışma(GWO) | 45.3050 | 6.7309 |
| Genetik Algoritma | Bu çalışma(GA) | 0.9509 | 0.9751 |

**Sonuçlar**

**Balina Optimizasyon Algoritması (WOA)**: WOA'nın performansının oldukça iyi olduğu gözlemlenmiştir. Elde edilen MSE değeri 0.0794 ve RMSE değeri 0.2818, Random Forest'ın RMSE değeri olan 0.899'dan daha düşük bulunmuştur. Bu, WOA'nın daha doğru tahminler yapabildiğini göstermektedir.

**Ateşböceği Algoritması**: Ateşböceği algoritmasının performansının düşük olduğu belirlenmiştir. Elde edilen MSE değeri 34.6574 ve RMSE değeri 5.887 olarak hesaplanmıştır, bu da algoritmanın diğer yöntemlere kıyasla daha düşük doğrulukta olduğunu göstermektedir.

**Gri Kurt Algoritması**: Gri Kurt algoritmasının performansının da düşük olduğu görülmüştür. Elde edilen MSE değeri 45.3050 ve RMSE değeri 6.7309 olarak bulunmuştur, bu da algoritmanın tahmin doğruluğunun düşük olduğunu göstermektedir.

**Genetik Algoritma (GA)**: GA'nın performansının makul düzeyde olduğu tespit edilmiştir. Elde edilen MSE değeri 0.9509 ve RMSE değeri 0.9751, Random Forest ile kıyaslandığında benzer sonuçlar vermektedir. Ancak, diğer modern yöntemler (PSO+SVM, WOA+IG+PSO gibi) ile kıyaslandığında daha düşük performans göstermektedir.

### Genel Değerlendirme

Bu çalışmada kullanılan algoritmalar arasında en iyi performansı WOA göstermiştir. Ateşböceği ve Gri Kurt algoritmaları, bu veri seti ve problem için uygun olmadıklarını göstermiştir. Genetik Algoritma ise makul bir performans sergilemiştir ancak modern yöntemlere göre düşük kalmaktadır. Bu sonuçlar, çeşitli optimizasyon algoritmalarının farklı problem ve veri setlerinde nasıl performans gösterebileceğini anlamamıza yardımcı olmaktadır.

Yöntemlerin performansı farklı metriklerle ölçüldüğü için direkt bir karşılaştırma yapmak zordur ancak genel olarak performansı düşük veya yüksek şeklinde karşılaştırma yapabiliriz. GA[1], PSO[1], SA[1], ACO[1], DE[1] yöntemlerinde başarı oranları düşük çıkmıştır. Bu çalışmada kulllanılan genetik algoritma, GA[1]’e göre daha iyi sonuç vermiştir. ABC[8] yöntemi ise yüksek doğruluk değerlerine ulaşmıştır, bu da ABC'nin bu problem üzerinde etkili bir şekilde çalışabildiğini göstermektedir. PSO-HML[2] yöntemi orta düzeyde doğruluk gösterirken, MLP[2] yöntemi ise düşük performans sergilemiştir. PSO+SVM[8], WOA+IG+PSO[8] gibi modern yöntemler yüksek doğruluk oranlarına ulaşmıştır. Bu sonuçlar, modern optimizasyon yöntemlerinin genellikle geleneksel yöntemlerden daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. Ayrıca, Random Forest gibi makine öğrenimi yöntemlerinin de bu problemde orta düzeyde performans sergilediği görülmektedir. Bu çalışmanın sonuçları, yöntemler arasında seçim yaparken hangi metriklerin dikkate alınması gerektiğini ve hangi durumlarda hangi yöntemin daha uygun olabileceğini anlamak için önemli bir referans sağlamaktadır.

**KAYNAKLAR**

[1] Tahir, M., Tubaishat, A., Al-Obeidat, F., Shah, B., Halim, Z., & Waqas, M. (2022). A novel binary chaotic genetic algorithm for feature selection and its utility in affective computing and healthcare. *Neural Computing and Applications*, 1-22.

<https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s00521-020-05347-y.pdf>

[2] Fan, Z., Wu, F., & Tang, Y. (2023). A hierarchy-based machine learning model for happiness prediction. *Applied Intelligence*, *53*(6), 7108-7117.

<https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s10489-022-03811-x.pdf>

[3] Fan, Z., Gou, J., & Weng, S. (2024). A Novel Fuzzy Feature Generation Approach for Happiness Prediction. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*.

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=10413580>

[4] Ahmed, S. H., Wassif, K. T., & Nabil, E. (2020). Clustering Based Sentiment Analysis Using Randomized Clustering Cuckoo Search Algorithm. *International Journal of Computer Science and Network Security*, *20*(7), 159.

<https://scholar.cu.edu.eg/sites/default/files/samar/files/paper_2_clustering_based_sentiment_analysis_0.pdf>

[5] Ucan, A., Dörterler, M., & Akçapınar Sezer, E. (2021). An emotion analysis scheme based on Gray Wolf optimization and deep learning. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, *33*(13), e6204.

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/cpe.6204>

[6] Talaat, FM, El-Gendy, EM, Saafan, MM ve Gamel, SA (2023). PERS kullanarak kişilik ve duygu tanıma için sosyal medya ve makine öğreniminden faydalanma. *Nöral Hesaplama ve Uygulamalar* , *35* (33), 23927-23941.

<https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s00521-023-08962-7.pdf>

[7] Ramesh, S., Gomathi, S., Sasikala, S., & Saravanan, T. R. (2023). Automatic speech emotion detection using hybrid of gray wolf optimizer and naïve Bayes. *International Journal of Speech Technology*, *26*(3), 571-578.

<https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s10772-021-09870-8.pdf>

[8] Yadav, A., & Vishwakarma, D. K. (2020). A comparative study on bio-inspired algorithms for sentiment analysis. *Cluster Computing*, *23*(4), 2969-2989.

<https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s10586-020-03062-w.pdf>

[9] Khder, M. A., Sayfi, M. A., & Fujo, S. W. (2022). Analysis of World Happiness Report Dataset Using Machine Learning Approaches. *International Journal of Advances in Soft Computing & Its Applications*, *14*(1).

<https://www.researchgate.net/profile/Moaiad-Khder-2/publication/359554060_Analysis_of_World_Happiness_Report_Dataset_Using_Machine_Learning_Approaches/links/63c79ed4d7e5841e0bd8304a/Analysis-of-World-Happiness-Report-Dataset-Using-Machine-Learning-Approaches.pdf?origin=journalDetail&_tp=eyJwYWdlIjoiam91cm5hbERldGFpbCJ9>

[10] Prati, G. (2022). Correlates of quality of life, happiness and life satisfaction among European adults older than 50 years: A machine‐learning approach. *Archives of gerontology and geriatrics*, *103*, 104791.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0167494322001789?fr=RR-2&ref=pdf_download&rr=88f2c5448b9d5189>

[11], [14], [16] chatgpt

[12] Forrest, S. (1996). Genetic algorithms. *ACM computing surveys (CSUR)*, *28*(1), 77-80.

<https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/234313.234350>

[13] Sastry, K., Goldberg, D., & Kendall, G. (2005). Genetic algorithms. *Search methodologies: Introductory tutorials in optimization and decision support techniques*, 97-125.

<https://www.graham-kendall.com/papers/sgk2014.pdf>

[15] Li, Y., Lin, X., & Liu, J. (2021). An improved gray wolf optimization algorithm to solve engineering problems. *Sustainability*, *13*(6), 3208.

<https://www.mdpi.com/2071-1050/13/6/3208>

[17] Johari, N. F., Zain, A. M., Noorfa, M. H., & Udin, A. (2013). Firefly algorithm for optimization problem. *Applied Mechanics and Materials*, *421*, 512-517.

<https://www.scientific.net/AMM.421.512>

[18] Nasiri, J., & Khiyabani, F. M. (2018). A whale optimization algorithm (WOA) approach for clustering. *Cogent Mathematics & Statistics*, *5*(1), 1483565.

<https://www.tandfonline.com/doi/pdf/10.1080/25742558.2018.1483565>

**Resimler Kaynakça**

Resim 1, 2

<https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s00521-020-05347-y.pdf>

Resim 3, 4

<https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s10489-022-03811-x.pdf>

Resim 5, 6, 7, 8

<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=10413580>

Resim 9, 10

<https://scholar.cu.edu.eg/sites/default/files/samar/files/paper_2_clustering_based_sentiment_analysis_0.pdf>

Resim 11, 12, 13

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/cpe.6204>

Resim 14, 15, 16

<https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s00521-023-08962-7.pdf>

Resim 17, 18, 19, 20, 21

<https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s10772-021-09870-8.pdf>

Resim 22, 23, 24, 25

<https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s10586-020-03062-w.pdf>

Resim 26, 27, 28, 29, 30, 31

<https://www.researchgate.net/profile/Moaiad-Khder-2/publication/359554060_Analysis_of_World_Happiness_Report_Dataset_Using_Machine_Learning_Approaches/links/63c79ed4d7e5841e0bd8304a/Analysis-of-World-Happiness-Report-Dataset-Using-Machine-Learning-Approaches.pdf?origin=journalDetail&_tp=eyJwYWdlIjoiam91cm5hbERldGFpbCJ9>

Resim 32, 33

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0167494322001789?fr=RR-2&ref=pdf_download&rr=88f2c5448b9d5189>

Resim 34, 35

<https://www.graham-kendall.com/papers/sgk2014.pdf>

Resim 36, 37, 38, 39

<https://www.mdpi.com/2071-1050/13/6/3208>

Resim 40, 41, 42, 43, 44

<https://www.scientific.net/AMM.421.512>

Resim 45

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0965997816300163?casa_token=WzfbQNhTdJMAAAAA:iTq1VI9jIMT9DFGViPuCNGI8jpFhvluf9X472YiVcJm9dvbpea-nWKMKgIcB3VAIYZwe_ljhAg>

Resim 46

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0965997816300163?casa_token=WzfbQNhTdJMAAAAA:iTq1VI9jIMT9DFGViPuCNGI8jpFhvluf9X472YiVcJm9dvbpea-nWKMKgIcB3VAIYZwe_ljhAg>

Resim 47

<https://www.tandfonline.com/doi/pdf/10.1080/25742558.2018.1483565>

Resim 48

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0965997816300163?casa_token=WzfbQNhTdJMAAAAA:iTq1VI9jIMT9DFGViPuCNGI8jpFhvluf9X472YiVcJm9dvbpea-nWKMKgIcB3VAIYZwe_ljhAg>

Resim 49, 50, 51, 52, 53, 54, 55 - genetik.py dosyasından elde edilen sonuçlar

Resim 56, 57, 58, 59, 60, 61, 62 - grikurt.py dosyasından elde edilen sonuçlar

Resim 63, 64, 65, 66, 67, 68 - atesbocegi.py dosyasından elde edilen sonuçlar

Resim 69, 70, 71, 72 - balina.py dosyasından elde edilen sonuçlar

**EKLER: ÖDEV KODLARI**

**Ek -1: Genetik Algoritması (genetik.zip)**

**Ek-2 : Gri Kurt Optimizasyon Algoritması (grikurt.zip)**

**Ek-3 : Ateşböceği Algoritması (atesbocegi.zip)**

**Ek-4 : Balina Sürüsü Algoritması (balina.zip)**