

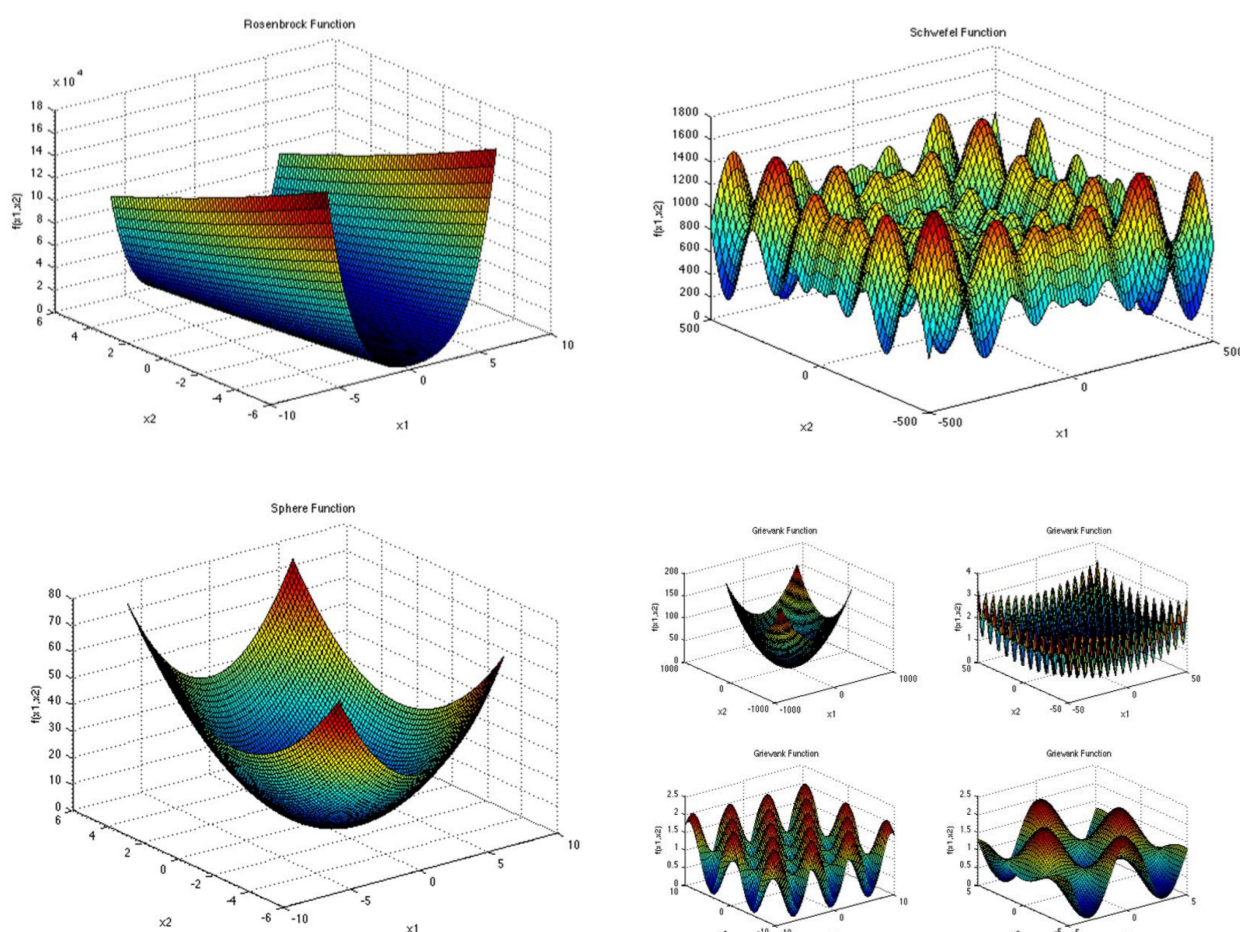
## Amaç , Kapsam ve Hedef

Dört farklı üst sezgisel algoritma incelenmiş ve koda dökülmüştür. Kodlarken C# programlama dili ile Visual Studio geliştirme ortamı kullanılmıştır. Tüm algoritmalar probleme göre optimum sonuçlar üretmektedir. Algoritmalar kodlanırken test fonksiyonlarından yararlanılmıştır. İncelenen algoritmaların tek bir platformda toplanarak bir paket program oluşturulması ve algoritmaların farklı test fonksiyonları üzerinden denemesi projenin hedefidir.

## Test Fonksiyonları

Algoritmaların performansı literatürde sıklıkla kullanılan nümerik test fonksiyonları ile denenmiştir. Deney çalışması için kullanılan test fonksiyonları tablo da listelenmiştir. Tablo da görülebileceği üzere F1-F2 tek modlu (unimodal, UM) ve F3-F4 çok modlu (multimodal, MM) test fonksiyonlarıdır. UM, global optimum dışında yerel optimum değerlere sahip olmayan, MM ise global optimum dışında yerel optimumlara sahip fonksiyonlardır.

NO	TEST FONKSİYONLARI	TİPİ	FORMUL
F1	ROSENBROCK	UM	$f(x) = \sum_{i=1}^{d-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$
F2	SPHERE	UM	$f(x) = \sum_{i=1}^d x_i^2$
F3	GRIEWANK	MM	$f(x) = \sum_{i=1}^d \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^d \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$
F4	SCHWEFEL	MM	$f(x) = 418.9829d - \sum_{i=1}^d x_i \sin(\sqrt{ x_i })$



## Algoritmalar

### 1-Diferansiyel Gelişim Algoritması

Sürekli verilerin söz konusu olduğu problemlerde etkin sonuçlar verebilen, işleyiş ve operatörleri itibarıyla genetik algoritmaya dayanan popülasyon temelli sezgisel optimizasyon tekniğidir. Temel olarak GA'ya dayanmaktadır. DGA'da da GA'daki çaprazlama, mutasyon ve seçim operatörleri kullanılmaktadır. Farklı olarak her bir operatör tüm popülasyona sırayla uygulanmamaktadır.

#### ALGORİTMA

1. Başlangıç popülasyonunun oluşturulması
2. Değerlendirme
3. Repeat
4. Mutasyon
5. Çaprazlama
6. Değerlendirme
7. Seçim
8. Until (durdurma kriteri sağlanıncaya kadar)

### 2-Tabu Arama Algoritması

Temel yaklaşım, son çözüme götüren adımın dairesel hareketler yapmasını önlemek için bir sonraki döngüde tekrarın yasaklanması veya cezalandırılmasıdır.

Böylece yeni çözümlerin incelenmesiyle Tabu Arama algoritması, bölgesel en iyi çözümün daha ilerisinde bulunan çözümlerin araştırılabilmesi için bölgesel-sezgisel araştırmaya kılavuzluk etmektedir.

Tabu Arama algoritmasının bölgesel optimalliği aşmak amacıyla kullandığı temel prensip, değerlendirme fonksiyonu tarafından her iterasyonda en yüksek değerlendirme değerine sahip hareketin bir sonraki çözümü oluşturmak amacıyla seçilmesine dayanmaktadır.

#### ALGORİTMA

1. Bir başlangıç çözümü seç, onu mevcut çözüm ve en iyi çözüm olarak kaydet.
2. Mevcut çözümün komşularını bir komşuluk yapısıyla üret.
  - Tabu olmayan veya tabu olsa bile tabu yıkma ölçütünü sağlayan bir komşu çözüm seç ve onu yeni çözüm olarak al.
  - Mevcut çözümden yeni çözüme geçiş özelliğini tabu listesine ekleyerek listeyi güncelle.
  - Eğer yeni çözüm o ana kadarki en iyi çözümden daha iyi ise onu yeni en iyi çözüm olarak kaydet.
3. Bir durdurma ölçütü sağlanıncaya kadar Adım 2'yi tekrarla.

### 3-Parçacık Sürü Optimizasyonu

Kuş sürülerinin davranışlarından esinlenilerek ortaya çıkarılmış popülasyon tabanlı optimizasyon tekniğidir. Çok parametrelili ve çok değişkenli optimizasyon problemlerine çözüm bulmak için kullanılmaktadır.

Sistem rastgele çözümler içeren bir popülasyonla başlatılır ve nesilleri güncelleyerek optimum çözüme araştırır.

PSO da parçacık olarak adlandırılan olası muhtemel çözümler, o andaki optimum parçacığı izleyerek problem uzayında dolaşırlar. Kuşların uzayda, yerini bilmedikleri yiyeceği aramaları, bir probleme çözüm aramaya benzetilir.

Kuşlar yiyecek ararken yiyeceğe en yakın olan kuşu takip ederler. Parçacık olarak adlandırılan her çözüm, arama uzayındaki bir kuştur. Parçacık hareket ettiğinde, kendi konumunu bir fonksiyona gönderir ve böylece parçacığın uygunluk değeri ölçülmüş olur. Yani yiyeceğe ne kadar uzaklıkta olduğu ölçülmüş olur.

#### ALGORİTMA

1. her parçacık için başlangıç koşullamaları
2. her parçacık için uygunluk değerini hesapla
3. eğer uygunluk değeri, pbest ten daha iyi ise; şimdiki değeri yeni pbest olarak ayarla
4. Tüm parçacıkların bulunduğu pbest değerlerinin en iyisini, tüm parçacıkların gbest'i olarak ayarla
5. her parçacık için parçacık hızını hesapla
6. parçacık pozisyonunu güncelle

### 4-Yapar Arı Koloni Algoritması

#### Gerçek Arıların Yiyecek Arama Davranışı

Arı kolonilerinin davranışlarını temel alan bir optimizasyon algoritmasıdır.

Doğal yaşamda bal toplayan bir arı kolonisi içinde görev paylaşımı vardır.

Kolonide arılar üç gruba ayrılır.

**İşçi Arılar:** İşçi arılar komşuluk prensibine dayanarak daha fazla nektarın olduğu besin kaynaklarını araştırırlar. Her bir besin kaynağında bir işçi vardır. Dolayısıyla işçi arı sayısı besin kaynağı sayısına eşittir.

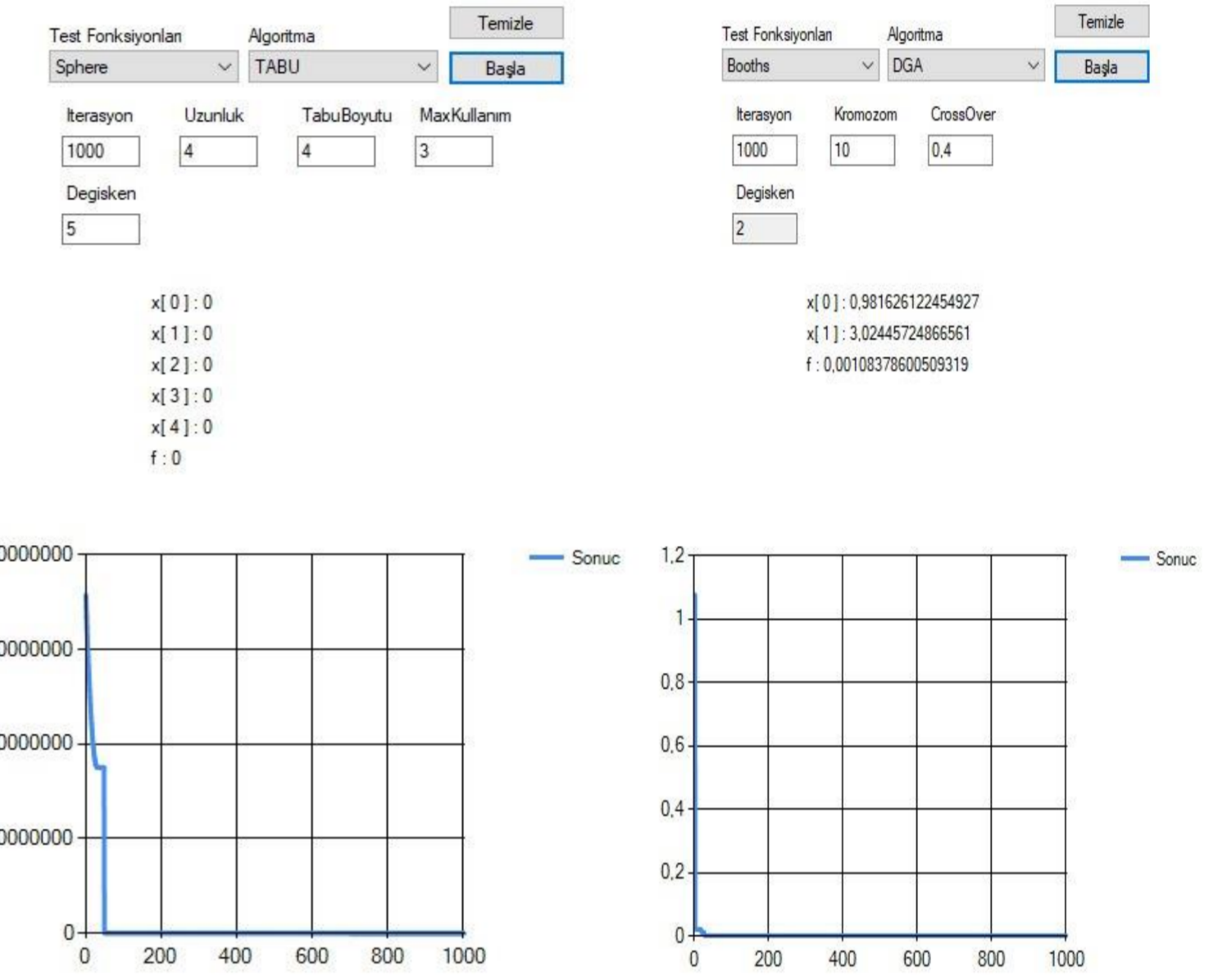
**Gözcü Arılar:** Gözcü arılar kovanda bekler ve diğer arıların besin kaynakları ile ilgili bilgileri dansla paylaştıktan sonra nektarın fazla olduğu besin kaynağına yönelirler.

**Kâşif Arılar:** Yiyecek arama sürecinin başlangıcında kâşif arılar rastgele dağılırarak yiyecek aramaya başlarlar.

#### ALGORİTMA

1. Başlangıç yiyecek kaynağı bölgelerinin üretilmesi.
  2. Görevli arıların yiyecek kaynağı bölgelerine gönderilmesi
  3. Olasılıksal seleksiyonda kullanılacak olasılık değerlerinin görevli arılardan gelen bilgiye göre hesaplanması.
  4. Gözcü arıların olasılık değerlerine göre yiyecek kaynağı bölgesi seçmeleri
  5. Bırakılacak kaynakların bırakılışı ve kâşif arı üretimi.
- UNTIL**(çevrim sayısı=maksimum çevrim sayısı)

## Uygulama



Algoritmaları farklı parametreleri ve test fonksiyonları ile denemeler gerçekleştirilebilir.

## Öneriler

Projede elde edilen veriler yardımıyla bir veri tabanı oluşturup verilerin analizi için yapay sinir ağı kullanan bulanık çıkarsama sistemi kullanabiliriz.

## Kaynakça

- [1] Kennedy, J. and Eberhart, R., "Particle swarm optimization.", Neural Networks Proceedings IEEE International Conference on, Perth, 1942-1948 (1995).
- [2] Eberhart, R. and Kennedy, J., "A new optimizer using particle swarm theory", In: Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, Nagoya, 39-43 (1995).
- [3] Shi, Y. and Eberhart, R., "Empirical study of particle swarm optimization", Proc. of the Congress on Evolutionary Computation, Washington, 3: 1945-1950 (1999).
- [4] Ortakçı Y., Parçacık Sürü Optimizasyonu Yöntemlerinin Uygulamaları Karşılaştırılması, Yüksek Lisans Tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Karabük Üniversitesi, (2011).
- [5] Karaboğa, D.,Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları, 2014.
- [6] Storn, (2001), <http://www.icsi.berkeley.edu/~storn/code.html>, [02.02.2006].
- [7] Storn, R. - Price, K.: Differential Evolution - a Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces. Journal of Global Optimization, Vol. 11. Kluwer Academic Publishers (1997) 341 – 359
- [8] Tabu Araştırma Algoritmasına Dayalı Sistem Kimliklendirme İşleminde Kontrol Parametrelerinin Çözümü Etkisi (Aytekin BAĞIŞ)
- [9] Yalçınöz T., Yavuzer T. ve Altun H., (2002). Tabu araştırması uygulanarak ekonomik yük dağıtım problemi çözümü, Eleco'2002 Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu, Elektrik-Bilgisayar, 30-3