

**TOBB EKONOMİ VE TEKNOLOJİ ÜNİVERSİTESİ**  
**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**İHA'LARIN İLETİŞİM İÇİN ÜSTSEZGİSEL METOTLAR KULLANILARAK  
OPTİMAL KONUMLANDIRILMASI**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Ayça Hazel KULAÇ**

**Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı**

**Tez Danışmanı: Doç. Dr. Tolga GİRİCİ**

**Ağustos 2018**



Fen Bilimleri Enstitüsü Onayı

.....  
**Prof. Dr. Osman EROĞUL**  
Müdür

Bu tezin Yüksek Lisans derecesinin tüm gereksinimlerini sağladığını onaylarım.

.....  
**Doç. Dr. Tolga GİRİCİ**  
Anabilimdalı Başkanı

TOBB ETÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 151211013 numaralı Yüksek Lisans öğrencisi **Ayça Hazel KULAÇ**'nın ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı "**İHA'LARIN İLETİŞİM İÇİN ÜSTSEZGİSEL METOTLAR KULLANILARAK OPTİMAL KONUMLANDIRILMASI**" başlıklı tezi **08.08.2018** tarihinde aşağıda imzaları olan jüri tarafından kabul edilmiştir.

**Tez Danışmanı:** **Doç. Dr. Tolga GİRİCİ** .....  
TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi

**Jüri Üyeleri:** **Prof. Dr. Bülent TAVLI** .....  
TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi

**Dr. Öğr. Üy. Hüseyin Uğur YILDIZ** .....  
TED Üniversitesi



## TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, alıntı yapılan kaynaklara eksiksiz atıf yapıldığını, referansların tam olarak belirtildiğini ve ayrıca bu tezin TOBB ETÜ Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlandığını bildiririm.

Ayça Hazel KULAÇ



## ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

### İHA'LARIN İLETİŞİM İÇİN ÜSTSEZGİSEL METOTLAR KULLANILARAK OPTİMAL KONUMLANDIRILMASI

Ayça Hazel KULAÇ

TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi  
Fen Bilimleri Enstitüsü  
Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Tolga GİRİCİ

Tarih: Ağustos 2018

İnsansız hava araçları (İHA), mühendislik alanındaki problemlere farklı bir bakış açısıyla çözümler sunmuştur. Geniş bantlı kablosuz erişim için baz istasyonu olarak kullanımı bu çözümlerden biridir. Baz istasyonu olarak kullanılan İHA'ların optimum konumlarının hesaplanması uygulamanın başarımındaki önemli faktörlerden biridir. Ancak problemin doğrusal olmayan yapısı ve optimize edilmesi gereken parametre sayısının çok olması nedeniyle problemin kısa sürede çözülebilmesi için üstsezgisel arama metotları kullanılmıştır. Bu çalışmada, İHA'ların konumlandırılması için beş farklı metot kullanılmıştır. Bunlar parçacık sürü optimizasyonu(PSO), benzetimli tavlama, tabu arama, biojeografi bazlı optimizasyon(BBO) ve Taguchi metodudur(TM). Bu metotlardan parçacık sürü optimizasyonu, tabu arama, biojeografi bazlı optimizasyon ve benzetimli tavlama rastgele aramaya dayanan klasik üstsezgisel algoritmalarıdır. Sonuncu metot olan Taguchi metodu arama uzayını önceden belirlenen deney setleri ile küçülterek daha sistematik bir arama yapar. Bu metotların herhangi bir safhada optimuma yakın bir çözümü elde etmek için kısa bir süre sonra durdurulabilir olmaları oldukça elverişli bir özelliktir. Benzetim sonuçlarına göre PSO diğer metotlara kıyasla en iyi performansı göstermiştir. Taguchi metodu ise kabul edilebilir bir çözüme oldukça kısa bir sürede ulaşmıştır.

**Anahtar Kelimeler:** İnsansız hava araçları, Üstsezgisel metotlar, Parçacık sürü optimizasyonu, Taguchi metodu, Baz istasyonu.





## ABSTRACT

Master of Science

### OPTIMAL DEPLOYMENT OF UAV'S FOR COMMUNICATION USING METAHEURISTIC METHODS

Ayça Hazel KULAÇ

TOBB University of Economics and Technology  
Institute of Natural and Applied Sciences  
Department of Electrical and Electronics Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Tolga GİRİCİ

Date: August 2018

Unmanned air vehicles (UAV) have brought a different approach in the engineering problems. Using them as a base stations in broadband wireless access is one of these approaches. Calculating the optimum positions of the UAVs is the important factor in the performance of the application. Because of the nonlinear structure of the problem and huge number of the optimized parameters, metaheuristic searching methods are used to solve the problem in a reasonable of time. In this work, five methods for UAV positioning are compared. These are Particle Swarm Optimization(PSO), Simulated Annealing (SA), Tabu Search (TS), Biogeography Based Optimization (BBO) and Taguchi Method (TM). From these methods, PSO, SA, TS and BBO are typical metaheuristic algorithms that are based on random search. On the other hand, the last method, Taguchi method makes a search by systematically dividing the search space and shrinking them at each stage, using predefined experiment sets. A convenient property of these methods is that they can be terminated at any stage in order to obtain a (suboptimal) solution in a shorter amount of time. Simulation results reveal that PSO performs the best among the compared methods. Taguchi Method also proves to be convenient, as it reaches to a reasonable solution in a very short amount of time.

**Keywords:** Unmanned air vehicles, Metaheuristic methods , Particle swarm optimization, Taguchi method, Base station.



## TEŐEKKÜR

Çalıőmalarım boyunca deęerli yardım ve katkılarıyla beni yönlendiren hocam Doç.Dr. Tolga GİRİCİ'ye, kıymetli tecrübelerinden faydalandıęım TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendislięi Tez danışmanı hocama, TOBB ETÜ'ye ve destekleriyle her zaman yanımda olan aileme ve arkadaşlarıma çok teşekkür ederim.





## İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
<b>ÖZET</b> .....	<b>iv</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>vi</b>
<b>TEŞEKKÜR</b> .....	<b>viii</b>
<b>İÇİNDEKİLER</b> .....	<b>ix</b>
<b>ŞEKİL LİSTESİ</b> .....	<b>x</b>
<b>ÇİZELGE LİSTESİ</b> .....	<b>xii</b>
<b>KISALTMALAR</b> .....	<b>xiii</b>
<b>SEMBOL LİSTESİ</b> .....	<b>xiv</b>
<b>1. GİRİŞ</b> .....	<b>1</b>
1.1 Literatür Taraması .....	2
<b>2. ÜSTSEZGİSEL YÖNTEMLER</b> .....	<b>5</b>
2.1 Benzetimli Tavlama .....	5
2.2 Tabu Arama .....	6
2.3 Parçacık Sürü Optimizasyonu .....	7
2.4 Biojeografi Bazlı Optimizasyon .....	8
2.5 Taguchi Metodu.....	10
2.5.1 Uygun dik dizinin ve fitness fonksiyonun seçilmesi .....	11
2.5.2 Seviyelerin ayarlanması.....	12
2.5.3 Deneylerin yapılması.....	12
2.5.4 En iyi deneyin bulunması ve onay deneyinin yapılması.....	12
2.5.5 Optimizasyon aralığının daraltılması.....	13
2.5.6 Durdurma şartı .....	13
<b>3. SİSTEM MODELİ</b> .....	<b>15</b>
<b>4. BENZETİM ORTAMI VE SONUÇLAR</b> .....	<b>19</b>
4.1 Benzetim Ortamı .....	19
4.2 Benzetim Sonuçları .....	20
<b>5. SONUÇ VE ÖNERİLER</b> .....	<b>29</b>
<b>KAYNAKLAR</b> .....	<b>31</b>
<b>ÖZGEÇMİŞ</b> .....	<b>35</b>



## ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 3.1: İki İHA Bulunan Sistem Modeli .....	15
Şekil 4.1: Örnek Kullanıcı Profilleri, (a)Örnek Homojen Senaryo, (b)Örnek Heterojen Senaryo .....	21
Şekil 4.2: Fitness Değeri - İHA Sayısı, (a)Homojen Senaryo, (b)Heterojen Senaryo	22
Şekil 4.3: Homojen Senaryoda Ortalama Fitness Değeri - İterasyon Sayısı, (a)İHA sayısı = 3, (b)İHA sayısı = 5, (c)İHA sayısı = 7 .....	24
Şekil 4.4: Heterojen Senaryoda Ortalama Fitness Değeri - İterasyon Sayısı, (a)İHA sayısı = 3, (b)İHA sayısı = 5, (c)İHA sayısı = 7 .....	25





## ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 2.1: $OA(242, 23, 11, 2)$ dik dizisinin bir parçası.....	11
Çizelge 4.1: Benzetim Parametreleri .....	19
Çizelge 4.2: Dik Dizi Seçimi .....	20





## KISALTMALAR

- BBO** : Biojeografi Bazlı Optimizasyon  
**İHA** : İnsansız Hava Aracı  
**PSO** : Parçacık Sürü Optimizasyonu  
**SA** : Benzetimli Tavlama  
(Simulated Annealing)  
**TM** : Taguchi Metodu  
**TS** : Tabu Arama  
(Tabu Search)





## SEMBOL LİSTESİ

Bu çalışmada kullanılmış olan simgeler açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

<b>Simgeler</b>	<b>Açıklama</b>
$\alpha, \beta$	Çevresel parametreler
$\eta_{LoS}$	Ortalama kayıplar
$\lambda$	Göç verme katsayısı
$\sigma$	Standart sapma
$\theta_B$	Anten yarım güç hüzme genişliği
$\mu$	Göç alma katsayısı
$C$	İvme katsayısı
$f_c$	Taşıyıcı frekansı
$G$	Anten kazanıcı
$H$	Habitat
$h$	Yükseklik
$K$	Toplam kullanıcı sayısı
$L_{TH}$	Düşük data eşik oranı
$N_o$	Beyaz gürültü seviyesi
$N_{par}$	Parçacık sayısı
$N(\cdot)$	Komşuluk fonksiyonu
$OA$	Dik dizi
$P_{conv}$	Parçacıkların kümelenmesi
$P_{LoS}$	Bakış açısındaki kayıp olasılığı
$P_T$	Gönderilen güç
$R_{max}$	Ağ çapı
$s$	Üretilen çözüm
$x$	X eksenindeki konum
$T$	Sıcaklık
$U$	Kullanıcı sayısı
$y$	Y eksenindeki konum
$W$	Bant genişliği



## 1. GİRİŞ

İnsansız hava araçları, ilk olarak İngiliz ordusu tarafından fotoğraf çekmek amacıyla 1915'te kullanılmıştır. İHA'ların ordularda kullanılması Birinci ve İkinci Dünya Savaşı boyunca devam etmiştir. İHA'lar keşif, lojistik ve mühimmat olarak çeşitli amaçlara hizmet etmiştir. Gelişen teknoloji ile üretimlerinin ucuza mal edilmesi ve uzaktan kontrol edilebilir olmaları İHA'ları orduların önemli bir parçası haline getirmiştir.

Günümüzde İHA askeri uygulamaların yanı sıra sivil uygulamalarda da kullanılmaya başlanmıştır. İHA'ların boyutlarının küçülmesi ve üretiminin kolaylaşması sivil alanda daha çok yatırım yapılmasını sağlamıştır. Savunma alanında yapılan yatırımlar sivil alanda yapılanların oldukça altında kalmıştır. İHA'nın sivil uygulama alanları arasında tarım, madencilik, emlak, özel güvenlik ve afet yönetimi vardır. Sivil uygulamalarda genellikle keşif amacıyla kullanılmaktadır. Herhangi bir sektörde belirli bir bölgenin taranması, fotoğraflanması ve sürekli takip edilmesi için genellikle İHA'ları tercih edilir. Tarım alanında geniş alanların ilaçlanmasında kullanılmaktadırlar. Afet yönetiminde, afet sonrası arama kurtarma çalışmalarında ve hasar tespitinde de oldukça etkin bir rol oynamaktadırlar. Ayrıca Google ve Amazon gibi büyük firmaların sivil İHA kullanımına yatırım yapmaları, İHA'ların ticari kullanımının daha da yaygınlaşacağını göstermektedir.

İHA'ların yaygın kullanımı mühendislik problemlerinin çözülmesine de yeni bir bakış açısı getirmiştir. Telekomünikasyon alanında İHA'ların baz istasyonu olarak kullanıp kablosuz iletişimi iyileştirmesi bu alanlardan biridir.

Baz istasyonu olarak kullanılan İHA'ların konumlandırılması ve kullanılacak olan İHA sayısı, kablosuz iletişimin iyileştirilmesinde oldukça önemlidir. Ancak bu eniyileme problemi doğrusal ve konveks olmadığından çözümü oldukça zaman almaktadır. Bu tezde, çözüm süresini kısaltmak için üstsezgisel yöntemler kullanılmıştır. Üstsezgisel yöntemlerin amacı, arama uzayını etkili bir şekilde tarayarak optimum ya da optimuma yakın çözümü bulmaktır. Bu yöntemler, arama uzayını her iterasyonda daha iyi öğrenerek aramaya devam eder. Yöntemin bir hafızası vardır. Problemden bağımsız olarak oluşturulmuş yöntemlerdir. Bu eniyileme için önceden PSO kullanılmıştır. Burdan yola çıkarak diğer üstsezgisel yöntemler probleme uygun hale getirilmiştir. Bu metotlar, benzetimli tavlama, tabu arama ve biojeografi bazlı optimizasyondur. Bunlar PSO gibi geleneksel üstsezgisel yöntemlerdir. Bunların yanı sıra daha önce başka telekomünikasyon problemlerine uygulanan ancak İHA'ların konumlandırılmasına hiç uygulanmayan Taguchi metodu da kullanılmıştır.

Optimizasyon problemi ele alan bu tezin akışı aşağıda verilmiştir:

- İHA'ların baz istasyonu olarak kullanılması ve üstsezgisel metotlar ile alakalı

literatür taraması

- Tezde uygulanacak olan üstsezgisel metotlar ile ilgili arama algoritmalarının açıklanması
- İHA'ların hava yer bağlantısını, kullanıcılarla veri trafiğinin açıklandığı sistem modeli
- Kullanılan metotların verimli bir şekilde karşılaştırılması için oluşturulan benzetim ortamı
- Farklı senaryolar için elde edilen karşılaştırılmalı benzetim sonuçları
- Sonuçlar ve gelecek çalışmalar

## 1.1 Literatür Taraması

Literatür taraması yaparken problemi üç kısımda incelemek daha doğru olacaktır. Bunlardan ilki baz istasyonlarının konumlandırılması diğeri İHA'ların baz istasyonu olarak kullanılması ile ilgili olurken sonuncusu ise İHA'ların konumlandırılması probleminin çözümünde kullanılacak metotlar olacaktır.

Baz istasyonlarının konumlandırılması oldukça fazla sayısı parametrenin aynı anda optimize edilmesini içerir. [1]'de belirli bir hareket modeline sahip olan kullanıcılar için maksimum çıktı gözetilerek optimum pozisyon ve güç seviyesi nümerik olarak çözülmüştür. Ancak problemin nümerik olarak çözülmesi oldukça uzun zaman aldığından [2]'de Nelder-Mead metodu ile pozisyonlar optimize edilmiştir. Bu metotla lokal optimum çözümler hesaplanabilmektedir. Nelder-Mead metodunun performansı optimizasyonun ilklenmesine oldukça bağlıdır. [3]'te parçacık sürü optimizasyonu kullanılarak önceki metotlarda yaşanan sorunlar ortadan kaldırılmıştır. Diğer metotlara göre daha kısa optimuma yakın çözüm elde edilmiştir. Parçacık sürü optimizasyonu ile optimizasyon süresi uzatılarak çözüm optimuma yakın hale getirilebilir.

Günümüzde İHA'ların baz istasyonu olarak kullanılması oldukça ilgi çeken bir konu haline gelmiştir. İHA'lar geleneksel baz istasyonlarına göre alçak platformlar olduğundan hava-yer kanal modelinin oluşturulması gerekmektedir. İHA'lar için düşük yükseklikte hava - yer kanal modeli [4]'te incelenmiştir. Işın izleme benzetim sonuçlarına göre kanalın davranışları için elde edilen deney verileri matematiksel bir formüle oturtulmuştur. Benzetimler yapılırken şehir ve kırsal için çevresel farklılıklar gözetilerek veriler toplanmıştır. [5]'te hava platformu ve kullanıcı arasındaki bakış açısı olasılıkları için bir yaklaşım getirilmiştir. Ayrıca hücresele kapsama alanını artırmak İHA'ların optimum yüksekliği hesaplanmıştır. İHA'ların optimum yüksekliklerinin hesaplanması [6]- [7]- [8]'de görülmektedir. Ayrıca iki İHA arasındaki uzaklığın girişime etkisi incelenmiştir. İHA'nın üç boyutlu konumlandırılması ilk defa [9]'da görülmektedir. Burada İHA en fazla sayıda kullanıcıyı kapsayacak şekilde konumlandırılmıştır. Sadece bir İHA'nın üç boyutlu konumlandırılması yapılmıştır. Burdaki amaç İHA'nın hareketli



olmasını avantaj olarak kullanarak ihtiyaç durumuna göre hali hazırda bulunan baz istasyonunu desteklemesidir. Şehir ve kırsalın İHA'nın kayıplarına etkisi de incelenmiştir. [10]'da bir İHA daire hücrede maksimum kullanıcıyı kapsayacak ve en az gücü kullanacak şekilde konumlandırılmıştır. Maksimum kullanıcıyı kapsamaya için yüksekliği optimize edilmiştir. [11]'de birden fazla İHA konumlandırılmıştır. Problem iki basamağa ayrılıp ilk önce yükseklik ve anten kazançları optimize edilip ardından İHA'ların kapsadığı alanlarda girişim olmayacak şekilde yatayda yerleştirilmiştir. İhtiyaç durumuna göre gerekli İHA sayısı belirlenmiştir. [12]'de İHA'ların yataydaki konumlandırılmasının yanı sıra minimum gerekli İHA sayısı da hesaplanmıştır. Ancak yazar girişimi hesaba katmamıştır. [13]'te üç boyutlu konumlandırma kaba kuvvet kullanıcıları yapılmıştır. [14]'te kullanıcıların hareketli olduğu göz önünde tutularak İHA'lar konumlandırılmıştır. İHA'ların konumlandırılması nümerik olarak çözülmesi zor bir problem olduğundan [15]'te Markov açgözlü bir karar mekanizmasıyla optimizasyon yapılmıştır. [16]'da temel havai fişek bazlı optimizasyon (ing. Bareborn firework based optimization) önerilmiştir. Bu metotla her iterasyonda bir önceki iterasyondaki en iyi çözümün etrafında yeni çözümler üreterek optimuma yakın çözümü bulmayı hedefler. [17] ve [18] İHA'ların konumlandırılması için parçacık sürü optimizasyonu kullanılmıştır.

İHA'ların konumlandırılması konveks olmayan bir problem olduğundan dolayı çözümünde üstsezgisel metotların kullanılması çözüm süresini kısaltmaktadır. [17] ve [19] problemin çözümü için parçacık sürü optimizasyonu kullanılmıştır. PSO'nun kullanılması optimuma yakın çözüm elde etmek için geçen süreyi kısaltmıştır. Ayrıca PSO kullanılarak kullanılan İHA sayısı da minimumda tutulabilmektedir. PSO klasik bir üstsezgisel yöntem olduğundan başka üstsezgisel metotların da probleme uygunluğu araştırılabilir. Benzetimli tavlama, sürekli ve ayrık problemlere uygulanabilirlik açısından adapte edilebilir bir metot olduğundan bu problemde de kullanılabilir [20]. [21]'de farklı bir telekomünikasyon problemi için kullanılmıştır. Benzetimli tavlama karmaşık olmayan bir algoritma olduğundan probleme uygulanması kolay olacaktır. Biojeografi bazlı optimizasyon, bir habitattaki canlıların coğrafik dağılımının değişiminden ve onu etkileyen faktörler göz önüne alınarak oluşturulmuştur. [22]'de BBO 14 standart fonksiyona uygulanarak farklı problem tiplerine uygulanabilirliğini göstermiştir. BBO, genetik algoritma ile PSO'nun özellikleri birleştirilerek oluşturulmuştur. Konumlandırma problemi için kullanılabilir olan başka bir arama metodu tabu aramadır. Tabu aramada oluşturulan tabu listesi sayesinde arama uzayında optimum çözümün aranması daha akıllı hale gelmiştir [23]. Tabu listesi sayesinde arama uzayında aynı bölgenin tekrar tekrar taranması engellenmiş ve başka bölgelerin de taranması sağlanmıştır. Arama uzayında daha akıllı arama yapmak için kullanılabilir bir diğer arama metodu Taguchi metodudur. Taguchi metoduyla arama uzayı tekrarlı olarak küçülterek optimum çözüme daha hızlı varılır [24]. Taguchi metodunda daha önceden belirlenen deney setleri kullanılarak problem rastgele ilklendirmeden bağımsız hale getirilir.



## 2. ÜSTSEZGİSEL YÖNTEMLER

Üstsezgisel yöntemler, optimuma yakın çözümü bulmak için kullanılan tekrarlı rastgele arama metodu olarak tanımlanabilir. Genellikle sınırları belli bir arama uzayı kullanılır. Her tekrarda öğrenerek optimuma yakın sonucu verir. Üstsezgisel yöntemler optimum sonuç bulmayı garantilemez. Üstsezgisel yöntemlerde kullanılan arama metodlarının karmaşıklığı kullanılan yöntemlere göre değişkenlik gösterir. Genellikle problemler özel olarak hazırlanmazlar. Bu yöntemler doğadan esinlenerek oluşturulmuştur.

Bu yöntemler, kaba kuvvetle çözümü zaman alan çok boyutlu eniyileme problemlerinin çözümünde kullanılır. Bu tezde kullanılan yöntemler aşağıda detaylı bir şekilde anlatılmıştır.

### 2.1 Benzetimli Tavlama

Benzetimli tavlama (.ing, Simulated Annealing) modeli istatistiksel mekaniğe dayanır [26]. İlk Kirkpatrick[27] ve Cerny[28] tarafından bağımsız bir şekilde yayınlanmıştır. Benzetimli tavlama metodunda, metalbilimciler tarafından kullanılan tavlama tekniği örnek alınmıştır. Tavlama metal, kristal ve cam alaşımlarının erime noktasının üzerinde bir sıcaklığa kadar ısıtılıp ardından ideal kristal yapısında katılaşana kadar yavaşça soğutulmasıdır. Bu proses ile yüksek kalitede maddeler elde edilir.

Benzetimli tavlama, tavlama tekniği problemin optimizasyonu için kullanılır. Tavlama elde edilen ideal madde problemin çözümü, durumun enerjisi optimizasyon fonksiyonu, sıcaklık ise kontrol parametresi olarak düşünülebilir.

Algoritma başlangıç çözümü üretilerek başlar. Aynı zamanda bir  $T$  sıcaklık parametresi tanımlanır. Sonra her iterasyonda, o sıradaki çözüm  $s$  in komşuluğunda olan bir  $s'$  çözümü rastgele seçilir.  $f(s) \leq f(s')$  ise  $s'$  yeni çözüm olarak kabul edilir. Eğer  $f(s) > f(s')$  ise  $s' p(T, f(s'), f(s)) = \exp\left(-\frac{f(s')-f(s)}{T}\right)$  olasılığına bakılarak kabul edilir.  $T$  değeri zamanla azalır ve kabul için gerekli olan olasılık değeri de zamanla azalır. Benzetimli tavlama algoritması daha detaylı bir şekilde Algoritma 1'de verilmiştir.

Benzetimli tavlama  $f(\cdot)$  fonksiyonunu minimize edecek şekilde çalışmaktadır. İHA'ların konumlandırılması probleminde  $f$  fonksiyonu olarak (3.10)'da maksimize edilen toplamın negatif versiyonu kullanılır.

Benzetimli tavlama algoritması optimum çözüm vaatmez. Aç gözlü bir algoritma olmasına rağmen sürekli ve süresiz bir çok problemde kullanılabilir. Çeşitli varyantları literatürde bulunmaktadır [20].

---

**Algorithm 1** Benzetimli Tavlama Algoritması

---

- 1: Başlangıç için rastgele bir çözüm ilklendir
  - 2: İlk sıcaklığı ilklendir  $T = T_0$
  - 3: **while** sonlandırma koşulu sağlanmıyor **do**
  - 4:   **while** sistemin termodinamik dengesinin sağlanmaması **do**
  - 5:      $s' \in N(s)$  seç,  $N(s) = \text{Gaussian}(0, 10)$
  - 6:     **if**  $f(s') \leq f(s)$  **then**
  - 7:        $s \leftarrow s'$
  - 8:     **else**
  - 9:        $p(T, f(s'), f(s))$  olasılıkla  $s \leftarrow s'$
  - 10:    **end if**
  - 11:   **end while**
  - 12:    $T = \frac{T}{\ln(1+i)}$ ,  $i$ : iterasyon sayısı
  - 13: **end while**
  - 14: **return** en iyi sonuç
- 

## 2.2 Tabu Arama

Tabu arama, Glover tarafından 1986'da formülize edilmiştir [29]. Tabu aramada lokal minimumlardan kaçmak için yapılan aramanın hafızası kullanılır. Geçmişten öğrenerek aramaya devam eder. Tabu aramada amaç bir tabu listesi oluşturarak aynı noktaların tekrar tekrar ziyaret edilmesi engellemektir. Basit bir tabu arama algoritması Algoritma 2'de verilmiştir.

Tabu arama, problem için  $N_p^{TS}$  tane rastgele çözüm üreterek başlar. Çözümlerin etrafında hiperdörtgenler oluşturulur ve bu alanlar tabu olarak tanımlanır. Sonra en iyi çözüm bulunur ve en iyi çözümün etrafında  $N_p^{TS}$  tane normal dağılımlı rastgele çözüm oluşturulur. Tabu listesine giren çözümler reddedilir. Her iterasyon hiperdörtgenler küçültülür. Başlangıçta bütün arama uzayını kaplayan Tabu listesi devam eden iterasyonlarda optimuma yakın çözüme yakınsar. Başlangıçta bütün uzay aranır ve küçük bölgelere yoğunlaşmaz. Daha sonraki iterasyonlarda ise hiperdörtgenler küçültülerek daha küçük alanlara odaklanılır. Eğer reddedilen çözümler çok fazla ise normal dağılımın standart sapması azaltılarak daha fazla reddedilen çözüm oluşturulması engellenir.

Üretilen çözümlerden en iyisi belirlenirken, hesaplamalar (3.10)'a göre yapılır.

Tabu listesinin uzunluğu arama sürecinin hafızasını belirler. Listenin uzunluğu arttıkça arama uzayındaki yasak olan bölgenin alanı artar. Bu listenin uzunluğu uygulamaya göre değişiklik gösterip uygulama esnasında da sabit kalmak zorunda değildir.

Tabu aramadaki yoğunlaştırma ve çeşitlendirme algoritmaları arama uzayında daha iyi bir arama sağlar. Yoğunlaştırma sırasında küçük bir bölgedeki çözümler arasından en iyisi aranır. Çeşitlendirme sırasında ise arama uzayındaki arama yapılmamış bölgelerdeki çözümler incelenir.

---

**Algorithm 2** Tabu Arama Algoritması

---

- 1: Tabu Listesi  $\leftarrow \emptyset$
  - 2:  $N_p^{TS}$  rastgele çözüm ilklendir.
  - 3: Bütün çözümleri tabu listesine koy.
  - 4: Tabu listesindeki her çözüm için hiperdörtgenleri hesapla.
  - 5: Standart sapmalarını hesapla  $\sigma_i = \frac{s_i^U - s_i^L}{10}, \forall i = 1, \dots, n$
  - 6: **for** iterasyon  $g = 1$  den  $G$  **do**
  - 7:  $s' \in N(s)$  tabu listesinden en iyisini seç,  $s^{best}$
  - 8:  $s^{best}$  etrafında normal dağılım ile  $p(s_i) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(s_i - s_i^{best})^2}{2\sigma_i^2}\right)$ ,  $N_p^{TS}$  tane yeni rastgele çözüm oluştur.
  - 9: Hiperdörtgen içinde kalan çözümleri reddet.
  - 10: **if** Reddedilen çözümler üretilen çözümlerin %95 inden fazla **then**
  - 11: Standart sapmayı  $\sigma_i$  artır
  - 12:  $s^{best}$  etrafında normal dağılım ile  $p(s_i) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(s_i - s_i^{best})^2}{2\sigma_i^2}\right)$   $N_p^{TS}$  tane yeni rastgele çözüm oluştur.
  - 13: **end if**
  - 14: Tabu listesindeki her çözüm için hiperdörtgeni hesapla
  - 15: **end for**
  - 16: **return** En iyi çözüm
- 

### 2.3 Parçacık Sürü Optimizasyonu

Parçacık sürü optimizasyonu, bir global optimizasyon metodu olarak James Kennedy ve Russell Eberhart tarafından 1995'te yayınlanmıştır. Kuşların toplanma hareketinden ilham alınarak yapılmıştır.

PSO'da arama uzayında parçacıklar rastgele üretilir. Üretilen her parçacık bir aday çözümdür. Bu parçacığın bir hızı ve konumu vardır.  $N_{par}^{PSO}$  tane parçacık bir sürüyü oluşturur.

PSO'da bütün parçacıklar ve onların hızları ve konumları rastgele olarak ilklendirilir. Her iterasyonda  $i$  parçacığının konumu  $X_i$  ve hızı  $V_i$  parçacığın en iyi pozisyonu ve diğer bütün parçacıkların en iyi pozisyonuna göre ayarlanır.

Parçacığın hızı hangi yöne ne kadar mesafe gideceğini belirler. Aşağıdaki denklemde verilmiştir.

$$V_{id}(t+1) = V_{id}(t) + C_1 \varphi_1 (P_{id}(t) - X_{id}(t)) + C_2 \varphi_2 (P_{gd}(t) - X_{id}(t)) \quad (2.1)$$

$i = 1, 2, \dots, N_p^{PSO}$  ve  $N_p^{PSO}$  sürünün büyüklüğüdür.  $\varphi_1$  ve  $\varphi_2$ ,  $[0, 1]$  arasında düzenli dağıtılmış rastgele sayılardır.  $C_1$  ve  $C_2$  ivme katsayılarıdır. İHA'ların konumlandırılması probleminde  $C_1$  ve  $C_2$  sırasıyla 0.72 ve 2.3'tür.

Hız hesaplandıktan her parçacığın pozisyonu aşağıdaki gibi güncellenir.

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + V_{id}(t+1) \quad (2.2)$$

---

**Algorithm 3** Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması

---

- 1: Parçacıkların pozisyonlarını ve hızlarını rastgele olarak ilklendir
  - 2: **while** sonlandırma koşulu sağlanmıyor **do**
  - 3:  $V_{id}(t+1) = V_{id}(t) + C_1\phi_1(P_{id}(t) - X_{id}(t)) + C_2\phi_2(P_{gd}(t) - X_{id}(t))$  ile  $i$  parçacığının hızını hesapla
  - 4:  $X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + V_{id}(t+1)$  ile  $i$  parçacığının pozisyonunu güncelle
  - 5:  $i$  parçacığının için fitness değeri  $f(\vec{X}_i)$  hesapla
  - 6: **if**  $f(\vec{X}_i) < f(\vec{P}_i)$  **then**
  - 7:  $\vec{P}_i \leftarrow \vec{X}_i$
  - 8: **end if**
  - 9: **if**  $f(\vec{X}_i) < f(\vec{P}_g)$  **then**
  - 10:  $\vec{P}_g \leftarrow \vec{X}_i$
  - 11: **end if**
  - 12: **end while**
- 

Genel olarak PSO algoritması aşağıdaki şekilde verilmiştir. Algoritma 3'te parçacığın fitness değerini hesaplamak için İHA'ların konumlandırılması algoritmasında (3.10) kullanılır.

## 2.4 Biojeografi Bazlı Optimizasyon

Biojeografi, biyolojik organizmaların coğrafi dağılımlarını inceleyen bir bilim dalıdır. Biojeografide matematiksel modellerle bir bölgeye göç etme ve bölgenin göç alma durumları tanımlanmıştır. Bu bölgelerden habitat olarak bahsedilir ve bir adada halihazırda bulunan tür çeşitliliğini bağlayan faktörler incelenir. Yüksek sayıda tür barındırmaya meyilli olan coğrafik alanların habitat uygunluk indeksi(.ing,Habitat suitability index,HSI) yüksektir. Habitatın yaşanılabilirliğini belirten değişkenler uygunluk indeksi değişkenleridir(.ing,Suitability index variables,SIV).

HUI yüksek olan habitatlar, daha fazla tür bulundurduklarından göç etme eğilimleri yüksektir. Bu habitatlar daha az göç alırlar. Bu yüzden HUI yüksek olan habitatlar düşük olanlara göre daha statiktir. HUI düşük olan habitatlarda popülasyonda boşluklar olduğundan dolayı göç alma oranları yüksektir. Yeni türlerin HUI düşük olan habitata göçmesi habitattaki tür çeşitliliği arttığından dolayı HUI artıracaktır. Fakat HUI düşük kalmaya devam ederse göç eden türlerin soyu tükenecektir. Bu yüzden HUI düşük olan habitatların tür dağılımı yüksek olanlara göre daha dinamikdir.

Biojeografideki türlerin dağılımı, gerçek problemlerde aday çözümler olarak düşünülebilir. İyi bir çözüm HUI yüksek olan bir habitatı temsil edecektir. HUI yüksek olan çözümler, düşük HUI olan çözümlerden daha fazla değişime direnç gösterirler. Aynı zamanda HUI yüksek olan çözümler düşük olanları iyileştirmek için kullanılır. Düşük HUI olan çözümler yüksek olanlardan gelen bütün bilgileri kabul ederler ve çözüm kalitelerini artırabilirler. Bu problem çözme yaklaşımına biojeografi bazlı optimizasyon(BBO) denir. BBO'un algoritması Algoritma 4'te verilmiştir.

---

**Algorithm 4** BBO Algoritması

---

```
1: BBO parametrelerini ilklendir,  $N_E, P_{mut}, G, N_p^{BBO}$ 
2: Habitatları ilklendir ve (3.10) kullanarak fitness değerlerini hesapla
3: Her habitat için göç alma oranını hesapla,  $\mu = \frac{N_p^{BBO}}{N_p^{BBO}}$ 
4: Her habitat için göç verme oranını hesapla,  $\lambda = 1 - \mu$ 
5: for  $i = 1:G$  do
6:   Habitatları fitness değerine göre en iyiden en kötüye sırala
7:   for  $e = 1:N_E$  do
8:      $s_e^{elit} = s_e$ 
9:   end for
10:  for  $k = 1:N_p^{BBO}$  do
11:    for  $j = 1:3 \times N_{iha}$  do
12:      if  $rand < \lambda$  then
13:         $RassalSay = rand \times \mu \times N_p^{BBO}$ 
14:         $Seçme = \mu$ 
15:         $SeçmeKat = 1$ 
16:        while ( $RassalSay > Seçme$ ) && ( $SeçmeKat < N_p^{BBO}$ ) do
17:           $SeçmeKat = SeçmeKat + 1$ 
18:           $Seçme = Seçme + \mu$ 
19:        end while
20:         $s_{k,j} = s_{SeçmeKat,j}$ 
21:      end if
22:    end for
23:  end for
24:  for  $k = 1 : N_p^{BBO}$  do
25:    for  $parnum = 1 : 3 \times N_{iha}$  do
26:      if  $P_{mut} > rand$  then
27:        if  $parsay < N_{iha}$  &&  $parsay \leq 2 \times N_{iha}$  then
28:           $s_{k,parsay} = y_{min} + (y_{max} - y_{min}) \times rand$ ;
29:        end if
30:        if  $parsay > 2 \times N_{iha}$  then
31:           $s_{k,parsay} = h_{min} + (h_{max} - h_{min}) \times rand$ 
32:        else
33:           $s_{k,parsay} = x_{min} + (x_{max} - x_{min}) \times rand$ ;
34:        end if
35:      end if
36:    end for
37:  end for
38:  Habitatlar için (3.10) kullanarak fitness değerini hesapla
39:  Habitatları fitness değerine göre en iyiden en kötüye sırala
40:  for  $e = 1:N_E$  do
41:     $s_{k-e+1} = s_e^{elit}$ 
42:  end for
43:  Tekrar eden habitatları düzenle
44: end for
```

---

Algoritma 4'te gösterilen BBO algoritması BBO parametrelerinin ilklendirilmesi ile başlar.  $P_{mut}$ , mutasyon olasılığıdır. Olası çözümlerin mutasyona uğrama olasılığını gösterir. Bu çalışmada 0.005 alınmıştır.  $N_E$ , elit çözüm sayısıdır. Elit çözümler bir iterasyondaki en iyi fitness değerine sahip çözümlerdir. BBO algoritmasında her iterasyon en iyi fitness değerine sahip  $N_E$  çözüm kaydedilir. Bu çalışmada  $N_E$  2 olarak alınmıştır.  $G$ , maksimum iterasyon sayısıdır. BBO'nun kaç iterasyon devam edeceğini sınırlandırır.  $N_p^{BBO}$ , üretilen aday çözüm sayısıdır.  $G$  ve  $N_p^{BBO}$  sırasıyla 30 ve 242'dir. Parametreler ilklendirildikten sonra aday çözümler, habitatlar, oluşturulur. Habitatlar optimize edilecek parametrelerin maksimum ve minimum değerlerine göre rastgele olarak ilklendirilir. Ardından habitatların fitness değeri hesaplanır. Her habitat için göç alma ve verme oranları hesaplanır. Göç alma ve verme oranları bu çalışmada sabit olarak alınmıştır. Bütün ilklendirme işlemleri tamamlandıktan sonra BBO'nun ana döngüsü başlar. Bu döngü, habitatların en iyi fitness değerine sahip olandan en kötüsüne sahip olana doğru sıralanmasıyla başlar. Habitatların fitness değerleri sıralandığında  $N_E$  en iyi habitat elit çözüm olarak kaydedilir. Ardından habitat modifikasyonu ile başlar. Bütün aday çözümlerin bütün parametreleri taranır. Eğer rastgele üretilen sayı göç verme oranından küçük ise Algoritma 4'teki 11 ile 17 arasındaki işlemler yapılarak parametre değişime uğratılır. Habitat modifikasyonu tamamlandıktan sonra mutasyon işlemi başlar. Mutasyon işleminde de bütün olası çözümlerin bütün parametreleri taranır. Eğer  $P_{mut}$  rasgele olarak üretilen sayıdan büyük ise parametre mutasyona uğratılır. Algoritma 4'te 25 ile 32 arasındaki işlemler yapılarak parametre mutasyona uğratılır. Habitat modifikasyonu ve mutasyon tamamlandıktan sonra habitatlar için fitness değeri (3.10) kullanılarak hesaplanır. En kötü fitness değerine sahip  $N_E$  tane habitat bir önceki iterasyondaki elit çözümler ile değiştirilir. Tekrar eden çözümler silinir. Maksimum iterasyon sayısı tamamlanana kadar bu işlemler devam eder.

Optimizasyon için benzetim ortamı oluşturulurken Dan Simon'ın Matlab ortamında temel referans fonksiyonlar için oluşturduğu benzetim ortamından faydalanılır [22].

## 2.5 Taguchi Metodu

Belirli parametrelere bağlı bir sistem için optimum çözümün bulunmasında yardımcı bir algoritma kullanılmalıdır. Öbür türlü kaba kuvvetle yapılan çözümleri takip etmesi zor ve zaman kaybettiricidir. Taguchi metodu, dik diziler kullanarak bu hesaplama yükünü azaltmıştır. Dik diziler  $OA(N, k, s, t)$  ile gösterilir.  $N$  deney sayısı,  $k$  parametre sayısı,  $s$  seviye sayısı ve  $t$  dik dizilerin ne kadar güçlü olduğunu gösterir. Aşağıda  $OA(242, 23, 11, 2)$  dik dizisinin bir kısmı Çizelge 2.1'de verilmiştir. Her satır yapılacak deney setini gösterir. Her sütun farklı parametrelere aittir. Dik dizinin  $i$ 'nci satır  $i$ 'nci deneyi, bu satırının  $j$ 'inci elemanı ise  $j$  sütununda gösterilen parametrenin  $i$ 'nci deneydeki seviyesidir.

Dik dizilerin en önemli özelliği deney sayısını azaltmasıdır. Örneğin, 18 parametreden oluşan bir sistemde her parametre için 17 tane seviye var ise  $17^{18}$  tane deneyin çalıştırılması sonucu optimum değer bulunabilir.  $17^{18}$  tane deneyin yapılması hem zaman kaybettiricidir hem de deneyler detaylı olarak incelenip değerlendirilemez.  $OA(289, 18, 17, 2)$  kullanıldığında sadece 289 tane deney yapılmaktadır. Diğer önemli



Çizelge 2.1:  $OA(242, 23, 11, 2)$  dik dizisinin bir parçası

Deney Sayısı	$par_1$	$par_2$	$par_3$	$par_4$	$par_5$	$par_6$	$par_7$	...	$par_{23}$
Deney 1	1	1	7	11	4	7	10	...	6
Deney 2	1	2	4	4	5	5	7	...	3
Deney 3	1	3	10	2	10	2	11	...	7
Deney 4	1	4	9	7	8	1	2	...	8
Deney 5	1	5	3	1	1	6	9	...	10
Deney 6	1	6	2	8	7	3	5	...	5
Deney 7	1	7	1	9	9	4	1	...	11
Deney 8	1	8	5	6	3	11	8	...	9
Deney 9	1	9	11	5	6	10	4	...	2
Deney 10	1	10	8	3	11	8	3	...	4
Deney 11	1	11	6	10	2	9	6	...	1
Deney 12	2	1	4	9	1	1	3	...	6
Deney 13	2	2	10	6	7	6	6	...	3
Deney 14	2	3	9	5	9	3	10	...	7
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Deney 242	11	11	3	11	8	4	2	...	7

özelliği ise bir OA parçalara ayrılarak farklı sayıda parametreler için kullanılabilir. Örneğin,  $OA(242, 23, 11, 2)$  nin ilk 6 sütunu kullanılarak 6 parametrelili bir süreç için 242 deney yapılabilir. Taguchi metodu Algoritma 5’de verilmiştir. Algoritmanın detayları aşağıda anlatılmıştır.

### 2.5.1 Uygun dik dizinin ve fitness fonksiyonun seçilmesi

OA’ların seçiminde en önemli faktörler parametre ve seviye sayılarıdır. Kullanılan OA’lar önceden oluşturulmuş veri setleri olduğu için seçenekler sınırlı sayıdadır.[31] Fitness fonksiyonun kullanım amacını uygun olarak yansıtmaları gerekmektedir. İHA’ların konumlandırılması probleminde fitness fonksiyonu olarak (3.10) kullanılmıştır.

---

#### Algorithm 5 Taguchi Algoritması

---

- 1: Uygun dik dizi ve fitness fonksiyonunun seçilmesi
  - 2: **while** durdurma kriteri sağlanıyor **do**
  - 3: Seviyelerin ayarlanması
  - 4: Deneylerin yapılması
  - 5: En iyi deneyin bulunması ve onay deneyi yapılması
  - 6: Optimizasyon aralığının daraltılması
  - 7: **end while**
-

## 2.5.2 Seviyelerin ayarlanması

Deneylerin yapılabilmesi için OA değerlerinin parametrelerin sınırlarına ve OA'nın seviye sayısına uygun olacak şekilde düzenlenmesi gerekmektedir. Bu değerlerin nasıl hesaplanacağı aşağıda verilmiştir.

$$V_l = \begin{cases} V_c - (\lceil \frac{s}{2} \rceil - l).LD & , 1 \leq l \leq \lceil \frac{s}{2} \rceil - 1 \\ V_c & , l = \lceil \frac{s}{2} \rceil \\ V_c + (l - \lceil \frac{s}{2} \rceil).LD & , \lceil \frac{s}{2} \rceil + 1 \leq l \leq s \end{cases} \quad (2.3)$$

$$V_c = \frac{x_1^{maks} + x_1^{min}}{2} \quad (2.4)$$

$$LD_1 = \frac{x_1^{maks} - x_1^{min}}{s + 1} \quad (2.5)$$

$V_c$  , seviyenin orta değeri ve  $LD$  ise iki seviye arasındaki değişim miktarıdır.

## 2.5.3 Deneylerin yapılması

OA değerleri uygun bir şekilde düzenlendikten sonra deneyler için fitness değerleri hesaplanır. Bu fitness değerleri kullanılarak hesaplanır.

$$S/N = 20 \log_{10}(Fitness) \quad (2.6)$$

## 2.5.4 En iyi deneyin bulunması ve onay deneyinin yapılması

İlk iterasyon sonucunda hesaplanan bütün değerleri kullanılarak her seviyedeki parametreler için ortalama alınır.

$$\eta(l, n) = \frac{S}{N} \sum_{t|OA(t,n)=l} (S/N)_t \quad (2.7)$$

Örneğin, ilk parametrenin ilk seviyede olduğu bütün deneylerin  $S/N$  değerleri toplanır ve  $s/N$  ile çarpılır. Bu tepki tablosunun ilk elemanını oluşturur. Tepki tablosu  $s \times N$ 'lik bir tablodur. Bu işlem bütün parametreler ve seviyeler için tekrarlanarak tepki tablosu oluşturulur. Ardından her parametre için maksimum değerin olduğu seviye seçilir. Bu seviyeler her zaman OA'daki bir deneye denk gelmeyebilir. Bu yüzden seçilen seviyeler için fitness değeri hesaplanır. Bu fitness değeri bu iterasyonda elde edilen optimum sonuçtur.

### 2.5.5 Optimizasyon aralığının daraltılması

Eğer durdurma koşulu sağlanmadıysa algoritma bir kez daha tekrarlanır. Bu tekrar sırasında seviye değerleri belirlenirken orta değer olarak bir önceki iterasyonda hesaplanan optimum seviye değerleri kullanılır ve seviye aralığı önceden belirlenen bir oran ile küçültülür. Böylece yeni iterasyonda daha küçük bir alanda tarama yapılmış olur.

$$LD_{i+1} = RR \times LD_i \quad (2.8)$$

RR değeri 0.5 ile 1 arasında olmalıdır.

### 2.5.6 Durdurma şartı

Durdurma şartı sağlanmadıkça algoritma tekrar edilir. Ancak bir süre sonra  $LD$  küçüldükçe iterasyon sonucu elde edilen  $V_c$  lerdeki değişim azalır. Durdurma koşulu olarak bir  $\delta$  kullanılabilir.

$$\frac{LD_i}{LD_1} < \delta \quad (2.9)$$

İHA'ların konumlandırılması probleminde  $\delta$  ve  $RR$  sırasıyla 0.01 ve 0.85 alınmıştır.



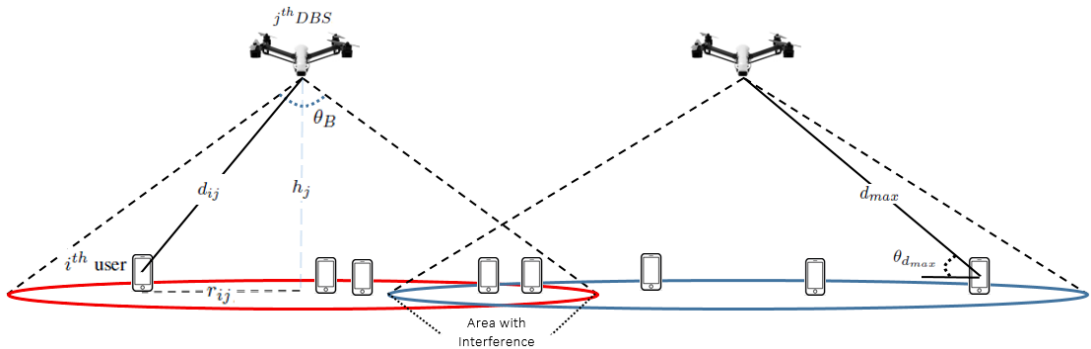
### 3. SİSTEM MODELİ

Yer bağı iletimi İHA'lerden hücresel kullanıcılarına olacaktır. İki İHA için sistem modeli Şekil 3.1'de verilmiştir. Kullanıcılar  $R_{max}$  yarıçaplı bir alanın içinde durağan olacaktır. İHA'lar da iki boyutlu olarak bu alanın içinde kalacaktır. İHA'ların yüksekliği İHA'ların uçuş limitleri arasında kalacak şekilde düzenlenecektir. Sistem modeli için bazı varsayımlarda bulunulmuştur. Bunlar aşağıda sıralandığı gibidir:

- Bütün İHA'lerden gönderilen güçler sabittir.
- Ara bağlantım(.ing Backhaul) yeterince bant aralığına sahiptir ve farklı bir frekans bandında çalışır. Böylece kullanıcılar arasındaki girişim engellenir.
- Çoklu erişim için zaman bölmeli çoklu erişim kullanılır. Her İHA için eşit zaman aralıkları atanır.
- Her kullanıcı en yüksek sinyal gürültü oranına,(.ing Signal to noise ratio) sahip İHA'ya bağlanır.

Hava ve yer arasındaki kayıpların modellenmesi gerekmektedir. Işınları üç gruba ayırabiliriz. Bunlardan ilki alıcı ve verici arasında hiç engel yoktur. Bu grup "LoS" olarak adlandırılır. Diğer grup alıcı ve verici arasında direk bir ilişki yoktur. Ancak güçlü olan ışınlar yansımalarla alıcıya ulaşır. Bu grup "NLoS" olarak adlandırılır. Son grup ise NLoS ile aynıdır ancak ışınlar zayıf olduklarından çok azı alıcıya ulaşır. Bu grup çok az bir kısmı oluşturduğundan [4]'te ihmal edilmiştir. [25]'te LoS olasılığının hesaplanması için bir matematiksel formül oluşturulmuştur.

$$P_{LoS}(h_j, r_{ij}) = \frac{1}{1 + \alpha \exp\left(-\beta \left(\frac{180}{\pi} \arctan\left(\frac{h_j}{r_{ij}}\right) - \alpha\right)\right)} \quad (3.1)$$



Şekil 3.1: İki İHA Bulunan Sistem Modeli

(3.1)'de  $r_{ij}$   $i$ 'nci kullanıcı ile  $j$ 'inci İHA arasındaki yataydaki uzaklık,  $\alpha$  ve  $\beta$  çevreye bağlı sabitlerdir.

[10]'da LoS ve NLoS için kayıplar aşağıdaki gibi formüllerle ifade edilmiştir.

$$PL_{LoS}^{ij} = 10 \log \left( \frac{4\pi d_{ij} f_c}{c} \right)^\gamma + \eta_{LoS} \quad (3.2)$$

$$PL_{NLoS}^{ij} = 10 \log \left( \frac{4\pi d_{ij} f_c}{c} \right)^\gamma + \eta_{NLoS} \quad (3.3)$$

$d_{ij}$   $i$ 'nci kullanıcı ile  $j$ 'inci İHA arasındaki uzaklıktır.  $\gamma$  kayıp kuvveti,  $f_c$  çalışma frekansı,  $c$  ışık hızıdır.  $\eta_{LoS}$  ve  $\eta_{NLoS}$ , LoS ve NLoS için diğer kayıpların ortalamasıdır.

Yer profili, İHA'ların konumuna olasılıksal olarak bağlıdır. Bu yüzden İHA konumları değiştikçe profil de değişecektir. Bunu iyileştirmek için ortalama bir kayıp modeli kullanılacaktır.

$$\overline{PL}_{ij} = PL_{LoS}^{ij} P_{LoS}(h_j, r_{ij}) + PL_{NLoS}^{ij} (1 - P_{LoS}(h_j, r_{ij})) \quad (3.4)$$

Her kullanıcı sadece 1 tane İHA'ya bağlanacaktır.  $i$ 'nci kullanıcının hangi İHA'ya bağlı olduğu ile  $\alpha_i$  ile gösterilmiştir.

$$\alpha_i = \operatorname{argmax}_j R_{ij}(x_j, y_j, h_j) \quad (3.5)$$

(3.5)'te  $R_{ij}$   $i$ 'nci kullanıcının  $j$ 'inci İHA'dan aldığı sinyal gücüdür.

$$R_{ij}(x_j, y_j, h_j) = 10^{\frac{P_T + G_{ij} - \overline{PL}_{ij}}{10}} \quad (3.6)$$

$W$  kanal bant genişliği,  $P_T$  gönderilen güç(dB),  $G_{ij}$  ise İHA'nın anten kazancıdır. Burada ideal bir yönlü anten varsayımı yapılmıştır.

$$G_{ij} = \begin{cases} \frac{2900}{\theta_B^2} & , r_{ij} \leq h_j \tan \left( \frac{\theta_B}{2} \right) \\ 0 & , r_{ij} > h_j \tan \left( \frac{\theta_B}{2} \right) \end{cases} \quad (3.7)$$

$\theta_B$  İHA anteninin yarım güç hüzmeye genişliğidir. Bir İHA'ya bağlanan kullanıcı sayısı  $U_j(x, y, h)$ 'dir.

$$U_j(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{h}) = \sum_{i \in U} I(\alpha_i = j), \forall j \in U \quad (3.8)$$

$I$  kullanıcının İHA'ya bağlı olup olmamasına göre  $\{0, 1\}$  değerlerini alır.

$$I(\alpha_i = j) = \begin{cases} 1 & , \alpha_i = j \\ 0 & , \text{olmayanlar} \end{cases} \quad (3.9)$$

İHA'ların kullanıcılara dağıtılmasında adillik sağlamak için kullanıcı veri hızlarının logaritmasına göre İHA'ların konumlandırılması eniyelenmiştir. İHA'ya kaç kullanıcı bağlanmışsa bant genişliği o kadar kullanıcı arasında eşit paylaşılır.

$$\max_{x,y,h} \sum_{i \in U} \log \left( \frac{1}{U_{\alpha_i}} W \log_2 \left( 1 + \frac{R_{i\alpha_i}(x_{\alpha_i}, y_{\alpha_i}, z_{\alpha_i})}{N_o W + \sum_{j \neq \alpha_i} R_{ij}(x_j, y_j, h_j)} \right) \right) \quad (3.10)$$

$$\sqrt{x_j^2 + y_j^2} \leq R_{max}, h_{min} \leq h_j \leq h_{max} \forall j \in D \quad (3.11)$$

(3.10)'da İHA'ların konumlandırılmasındaki optimizasyon fonksiyonu verilmiştir. (3.11)'de ise optimizasyonun sınırlı kalması gereken alan belirtilmiştir.







## 4. BENZETİM ORTAMI VE SONUÇLAR

İHA'ların optimal konumlandırılması doğrusal olmayan bir problem olduğundan dolayı çözümü için beş farklı üstsezgisel metot kullanılmıştır. Bu metotlar sırasıyla benzetimli tavlama, tabu arama, parçacık sürü optimizasyonu, biojeografi bazlı optimizasyon ve Taguchi metodudur. Bu çalışmada benzetimler Matlab ortamında yapılmıştır. Benzetim ortamının nasıl oluşturulduğu ve benzetim sonuçları aşağıda anlatılmıştır.

### 4.1 Benzetim Ortamı

İHA'ların optimal konumlandırılması beş farklı yöntem kullanılmıştır. Bu yöntemlerin performanslarının doğru olarak karşılaştırılması için oluşturulan parçacık sayısı ve benzetimin tekrar sayısı sabit tutulmuştur. Bu değerler için Taguchi metodu referans alınmıştır.

Benzetimlerde iki farklı tipte senaryo kullanılmıştır. İlk senaryoda kullanıcılar sabit yarıçaplı bir dairede homojen olarak dağıtılmıştır. Diğerinde ise kullanıcılar heterojen olarak dağıtılmıştır. Benzetim ortamındaki diğer parametreler Çizelge 4.1'de verilmiştir.

Çizelge 4.1: Benzetim Parametreleri

Parametre	Anlamı	Değeri
$f_c$	Taşıyıcı Frekans	2GHz
$R_{max}$	Yarıçap	1500m
$W$	Bant Genişliği	200MHz
$U$	Kullanıcı Sayısı	100
$N_0$	Gürültü Güç Spektral Yoğunluğu	-170dBm/Hz
$\alpha, \beta$	Çevresel Parametreler	9.61, 0.16
$\eta_{LoS}, \eta_{NLoS}$	Ortalama Kayıplar	1dB, 20dB
$\theta_B$	İHA Anten Hüzme Açıklığı	140°
$P_T$	İHA Gönderilen Güç	30dBm
$N_{par}$	Parçacık Sayısı	242
$P_{conv}$	Parçacıkların Kümelenmesi	10 <sup>-4</sup>
$h_{min}, h_{max}$	İHA minimum, maksimum yüksekliği	200m, 800m
$L_{TH}$	Düşük Data Oran Eşiği	500Kbps

Parçacık sayısı ve benzetim tekrar sayısı için Taguchi metodunun referans gösterilmesinin nedeni metotta kullanılan dik dizilerin sınırlı sayıda olmasıdır. Problemede parametre sayısı üç boyutlu konumlandırma yapıldığından İHA sayısı  $\times 3$ 'tür. Bu da

belirli bir İHA sayısının üstünde optimizasyon yapılamayacağını göstermiştir. Optimizasyonun verimli olması için en uygun dik dizinin seçilip benzetimler yapıldıktan sonra diğer metotlarla karşılaştırılabilir. En uygun dik dizinin seçilmesi için bir havuz oluşturulmuştur. Bu havuz, en az üç en fazla yedi İHA için deney ortamı sunmaktadır. Bu havuzdan uygun olan dik diziyi seçmek için Taguchi metodu bu çalışmada kullanılan kullanıcı konumları için çalıştırılmıştır. Deney sonuçlarında elde edilen fitness değerleri Çizelge 4.2’de verilmiştir. Çizelgede görüldüğü üzere en iyi fitness değerleri  $OA(242, 23, 11, 2)$  de elde edilmiştir. Diğer metotlar ile karşılaştırmak için yapılan benzetimlerde  $OA(242, 23, 11, 2)$  kullanılacaktır ve karşılaştırmanın daha adil olması için parçacık sayısı olarak diğer metotlarda 242 seçilecektir.

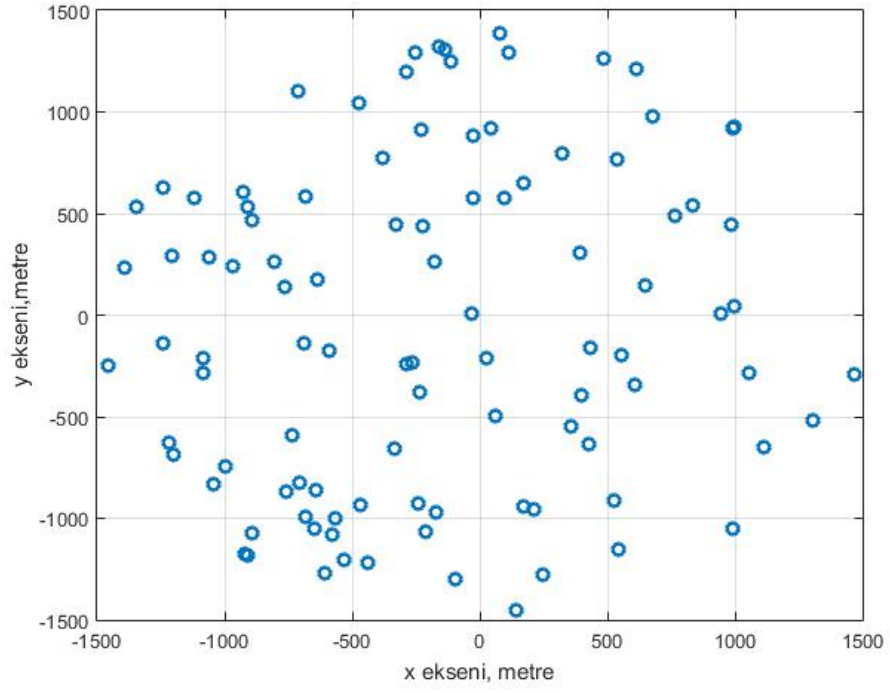
Çizelge 4.2: Dik Dizi Seçimi

Dik dizi setleri	İHA sayısı				
	3	4	5	6	7
$OA(4096, 12, 4, 5)$	1432.4	1492.1	x	x	x
$OA(289, 18, 17, 2)$	1536.9	1548.1	1567.5	1583.6	x
$OA(256, 17, 4, 3)$	1539.9	1532.5	1518.3	x	x
$OA(242, 23, 11, 2)$	1542.2	1562.1	1575.1	1600.6	1609.6
$OA(128, 17, 8, 2)$	1528.9	1557.2	1574.5	x	x
$OA(81, 10, 9, 2)$	1540.4	x	x	x	x

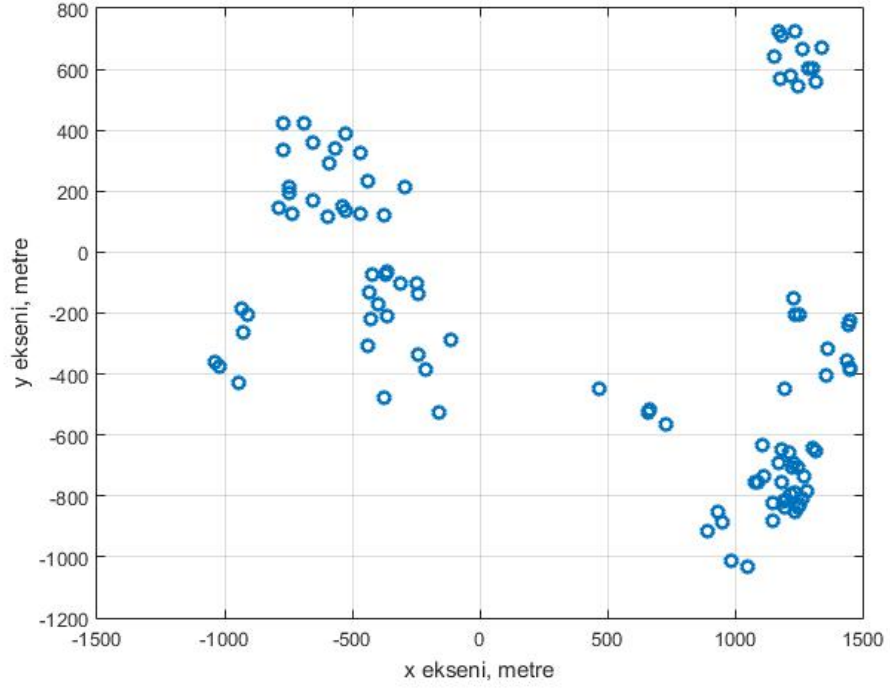
## 4.2 Benzetim Sonuçları

İHA’ların konumlandırması için kullanıcıların homojen ve heterojen olarak dağıtıldığı iki farklı senaryo tipi kullanılmıştır. Homojen senaryo için beş farklı kullanıcı dağılımı kullanılmıştır. Heterojen senaryoda ise yüz farklı kullanıcı dağılımı kullanılmıştır. Homojen senaryoda daha az sayıda kullanıcı dağılımı kullanılmasının nedeni heterojen senaryodaki çeşitliliğin homojen senaryoda görülmemesidir. Benzetimlerin hepsinde aynı kullanıcı profilleri kullanılmış ve grafikler ortalama alınarak çizdirilmiştir. Homojen ve heterojen örnek senaryolar Şekil 4.1’de verilmiştir.

Üstsezgisel metotların başarımı karşılaştırılırken İHA sayısına ve iterasyon sayısına göre fitness değerinin nasıl etkilendiğine bakılmıştır. Üstsezgisel metodun başarımının İHA sayısına göre karşılaştırmasının nedeni İHA sayısı arttıkça metodun performansında kaydadeğer bir değişim olup olmadığını gözlemlemektir. Çünkü gerekli olan minimum İHA sayısının belirlenmesi gerekmektedir. Üstsezgisel metodun başarımının İHA sayısına göre karşılaştırmasının nedeni ise iterasyon sayısına göre üstsezgisel metodun performansını gözlemleyip performansının yeterli geldiği yerde durdurulabilir. Böylece daha kısa sürede iyi sonuç veren üstsezgisel metotlar daha avantajlı olacaktır. İki karşılaştırma metodu ile daha kısa sürede minimum İHA kullanımını sağlayan metot problemin optimizasyonu için uygun olacaktır. İHA sayısının fitness değerini nasıl etkilediğini gösteren grafikler homojen ve heterojen senaryo için Şekil 4.2’de verilmiştir.

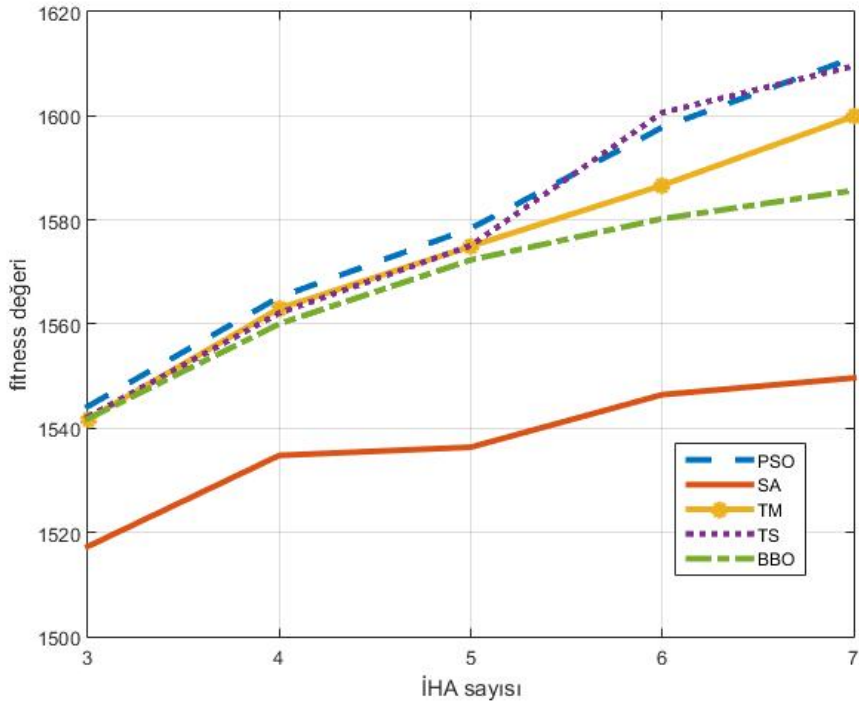


(a)

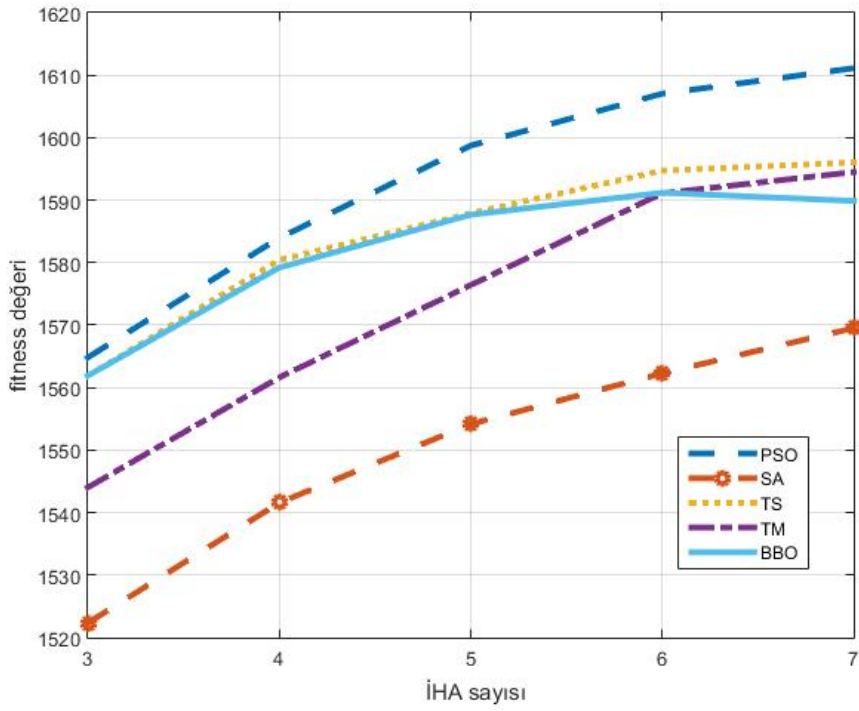


(b)

Şekil 4.1: Örnek Kullanıcı Profilleri, (a)Örnek Homojen Senaryo, (b)Örnek Heterojen Senaryo

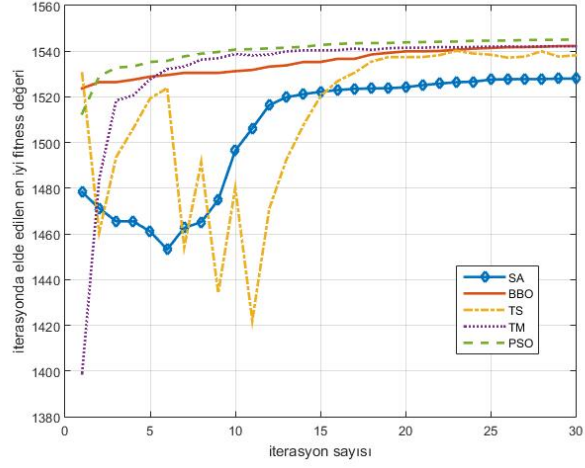


(a)

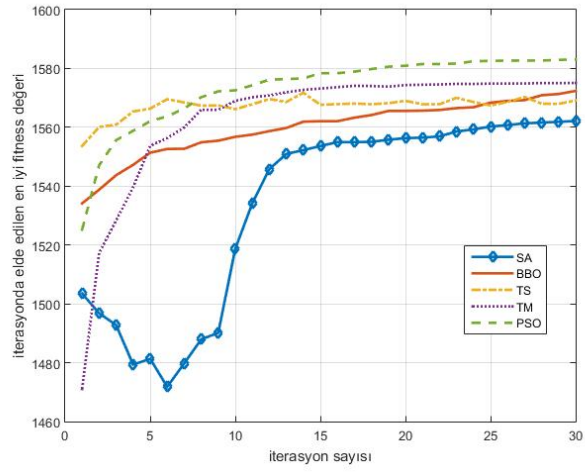


(b)

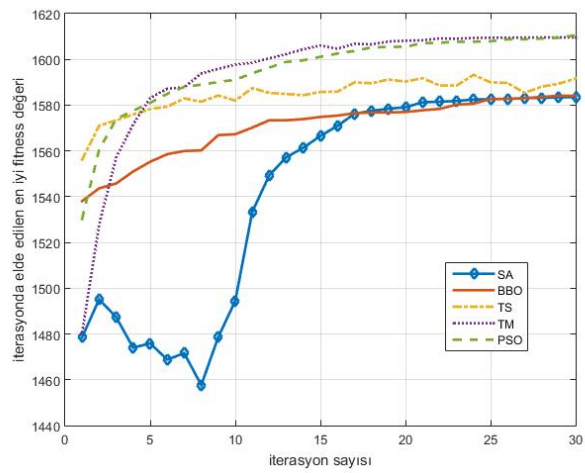
Şekil 4.2: Fitness Değeri - İHA Sayısı, (a)Homojen Senaryo, (b)Heterojen Senaryo



(a)

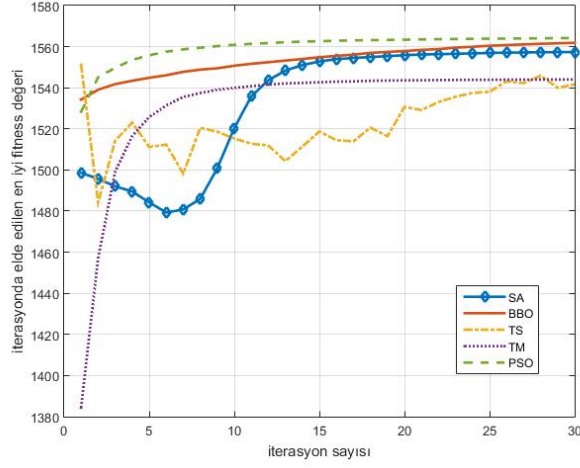


(b)

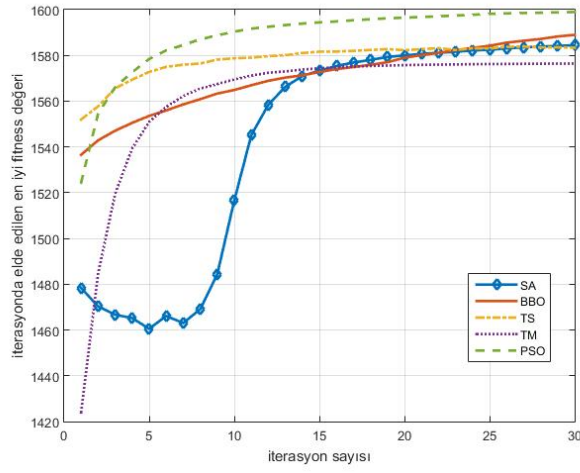


(c)

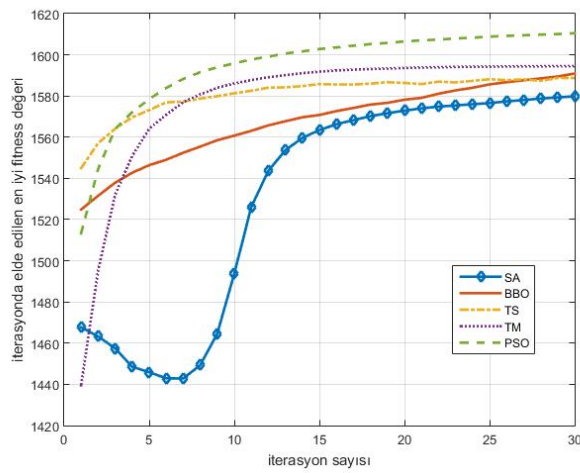
Şekil 4.3: Homojen Senaryoda Ortalama Fitness Değeri - İterasyon Sayısı, (a)İHA sayısı = 3, (b)İHA sayısı = 5, (c)İHA sayısı = 7



(a)



(b)



(c)

Şekil 4.4: Heterojen Senaryoda Ortalama Fitness Değeri - İterasyon Sayısı, (a)İHA sayısı = 3, (b)İHA sayısı = 5, (c)İHA sayısı = 7

Şekil 4.2a ve Şekil 4.2b'e bakıldığında homojen ve heterojen senaryoda en iyi sonuç PSO'da alınmıştır. En kötü sonuç ise benzetimli tavlama elde edilmiştir. Genel olarak İHA sayısının artmasıyla fitness değeri artmıştır. Homojen senaryoda bu artış hızlı bir şekilde olurken heterojen senaryoda daha yavaş olarak gözlemlenmiştir. Bunun sebebi homojen senaryoda İHA sayısı arttıkça İHA başına düşen kullanıcı sayısı azaldığından fitness değeri artacaktır. Ancak heterojen senaryoda İHA sayısının artması kullanıcıların yeni İHA'ya bağlanmasını garantilemez. Oluşturulan sistem modeli minimum İHA sayısı kullanımına göre çalıştığından gereksiz İHA kullanımına izin vermez. O yüzden Şekil 4.2b'e gösterilen grafikte İHA sayısı yedi olan fitness değerlerinde bağlanılan altı İHA bulunabilir. Heterojen senaryo daha çeşitli kullanıcı profiline sahip olduğundan dolayı aktif kullanılan İHA sayısı oldukça değişkenlik gösterir. Örneğin, dört öbek halinde toplanmış İHA'lar için yedi İHA'nın kullanımı İHA'ların kapasitesini alanlardaki girişim artacağından verimsiz olacaktır. Şekil 4.2b çizdirilirken 100 farklı kullanıcı profiline göre bütün algoritmalar çalıştırılıp ortalamaları alındığından grafikten direk bu durum gözlemlenemez.

Şekil 4.3 ve Şekil 4.4'te fitness değeri-iterasyon sayısı grafikleri çizdirilmiştir. Bunların amacı metotların iterasyon sayısı arttıkça nasıl bir tavır gösterdiklerinin belirlenmesidir. Bu grafiklerin çizdirilmesinde homojen senaryo için 5, heterojen senaryo için 100 farklı kullanıcı dağılımı kullanılmıştır. Grafikler çizdirilirken her iterasyon için bütün kullanıcı dağılımlarının ortalaması alınmıştır. Şekil 4.3 ve Şekil 4.4'te de görüldüğü üzere bütün yöntemlerde belirli bir iterasyon sayısından sonra sabit kalma eğilimi vardır. Grafiklere bakıldığında tabu arama eğrisinin hareketi diğerlerinden farklıdır. Bunun nedeni tabu arama algoritmasından olası çözümlerin belirli bir yüzdeden fazlası tabu listesine girdiğinde, olası çözümler oluşturulurken kullanılan standart sapması artırılıp daha geniş bir alanda önceki iterasyonun en iyi çözümü etrafında yeni aday çözümler oluşturulur. En iyi çözüm aranırken fitness değerindeki artma ve azalmanın nedeni budur. Daha önceden arama yapılmayan bir alana geçildiğinden dolayı burada daha kötü fitness değerleri elde edilebilir. Standart sapma değeri değiştirilerek daha iyi fitness değerinin olduğu yerler aranmaya devam edilir.

Bu çalışmada kullanılan metotlara ayrı ayrı incelediğimizde hepsinin avantajları ve dezavantajları bulunmaktadır. Benzetimli tavlama diğer metotlarla karşılaştırıldığında daha basit bir algoritmadır ve uygulanması kolaydır. Ancak diğer metotlarla aynı iterasyonda çalıştırıldığında daha kötü sonuç elde edilir. Bunun nedeni benzetimli tavlama bir aday çözümlerle ilklendirilir ve optimizasyona nerden başladığı başarımını etkiler. Aç gözlü bir algoritma olduğundan ve durdurma sayısı iterasyon sayısına göre belirlendiğinden daha kötü bir sonuç kabul edilebilir.

Tabu arama algoritması tabu listesi oluşturduğundan arama uzayını etkili bir şekilde tarar. Yerel maksimum ve minimumlara takılmaz. Ancak diğer algoritmalar arasında aynı iterasyon sayısını en uzun sürede tamamlar. Bunun nedeni yeni üretilen çözümlerin tabu alanına girip girmediğini kontrol eder ve eğer fazla sayıda çözüm tabu alanına girdiyse yeni çözümler üretip çözümlerin tabu listesinde olup olmadığını kontrol eder. Tabu listeleri sayesinde aynı bölgede tekrar eden aramaları engeller ve arama uzayının taranmamış bölgelerine gidilmesine imkan sağlar.

PSO diđer algoritmalar arasında optimuma en yakın çözümlü üretir. Bunun nedeni ilklendirilen aday çözümlerin optimum çözüme doğru kümelenecek şekilde hareket etmesidir. Bir iterasyondan diđerine geçilirken önceki iterasyondaki en iyi çözümlü etrafında rastgele sonuç üretmekten her aday çözümlü için o iterasyondaki en iyi çözümlü göre bir hız hesaplanır ve ona göre güncellenir. Sonsuz sayıda iterasyonda çalıştırıldığında PSO algoritması optimum çözümlü verir. Bu yüzden durdurma noktasına doğru karar verilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada iterasyon sayısına göre çalıştırılmıştır. Ancak aday çözümlerin birbirlerine uzaklığına göre de optimum sonuca ne kadar yakın olup olmadığı gözlemlenebilir.

BBO algoritması genetik algoritma ile PSO'nun özellikleri birleştirilerek oluşturulmuş bir optimizasyon metodudur. İyi fitness değerine sahip çözümler kullanılarak diđer çözümler iyileştirilir. Mutasyon kullanılarak kötü çözümlerin iyileştirilme ihtimali oluşturulur. Bu işlemler yapılırken elde edilen iyi aday çözümlerden kayıp yaşanmaması için elit çözümler kaydedilir. Ancak bu işlemler olasılıksal hesaplamalara bağlı olarak yapılır. Bu hesaplamalarda göç alma ve göç verme oranları kullanılır. Bu oranlar bu çalışmada problemin işlem yükünden dolayı sabit olarak alınmıştır. Daha ileri bir çalışma olarak bu oranlar her aday çözümlü için ayrı olarak hesaplanırsa optimuma daha yakın çözümler elde edilebilir.

Taguchi metodu diđer bahsedilen metotlar gibi geleneksel bir üstsezgisel metot değildir. Kaba kuvvetle çözümlü gereken optimizasyon problemlerinde yapılacak deney sayısını azaltmak amacıyla kullanılmaktadır. Problem için doğru seçilen bir fitness fonksiyonu ve dik dizi ile parametrelerin optimizasyonunu sağlar. Diđer üstsezgisel metotlar gibi problemin doğru olarak ilklendirilmesinden bağımsız çalışır. Ancak dik dizilerin önceden belirlenmiş setler olduğundan her parametre sayısı için probleme uygulanabilecek dik dizi sayısı eşit değildir. Bu yüzden parametre sayısına bağlı olarak problemi doğru yansıtan bir dik dizi seti bulunamayabilir.

Bu çalışmada aynı iterasyon sayısında performanslar karşılaştırıldığında PSO problemin optimizasyonuna en uygun metot olarak seçilebilir. Ortalama çalışma süresiyle optimuma yakın çözümler elde edilmiştir. Ayrıca ileri çalışmalarda İHA sayısının artırılması durumuna da bir engel bulunmamaktadır. Ancak çalışmanın yapıldığı İHA sayıları gözetilerek PSO'na yakın bir çözümlü elde edip problemi rastgelelikten bağımsız hale getirmek için Taguchi metodu kullanılabilir.





## 5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada geniş bantlı kablosuz iletişimi iyileştirmek amaçlı baz istasyonu olarak kullanılan İHA'ların konumlandırılmasının nasıl optimize edileceği anlatılmıştır. Öncelikle literatür taramasında geleneksel baz istasyonlarının nasıl konumlandırıldığından bahsedilmiştir. Ardından İHA'ların baz istasyonu olarak kullanılmasından ve nasıl konumlandırıldıkları araştırılmıştır. İHA'lar alçak irtifada platformlar olduğundan kayıpların ve hava-yer kanalının nasıl modelleneceği incelenmiştir. Konumlandırma problemi literatürde de görüldüğü üzere lineer ve konveks olmayan bir problem olduğundan optimizasyon için üstsezgisel metotlar kullanılmıştır. Son olarak probleme uygulanabilecek üstsezgisel metotlar araştırılmıştır. Ardından sistem modeli anlatılmıştır. Sistem modelinde girişim, anten modeli ve optimize edilecek çıktı oranı matematiksel olarak gösterilmiştir. Ayrıca yapılan varsayımlar da anlatılmıştır. Sistemin modellenmesinin ardından çözüm olarak kullanılacak üstsezgisel metotlar önerilmiştir. Bunlar benzetimli tavlama, tabu arama, parçacık sürü optimizasyonu, biojeografi bazlı optimizasyon ve Taguchi metottur. Taguchi metot dışındakiler klasik üstsezgisel metotlardır. Taguchi metodu arama uzayını sistematik bir şekilde daraltır ve rastgelelikle çalışmaz. Çözüm metotları da önerildikten sonra benzetim ortamının nasıl oluşturulduğu anlatılmıştır. Kullanılan parametreler ve yapılan varsayımlar belirtilmiştir. Son olarak benzetim sonuçlarıyla çalışma tamamlanmıştır.

Benzetim sonuçları oluşturulurken iki farklı etken incelenmiştir. Biri İHA sayısının performansa etkisi diğeri ise iterasyon sayısının performansa etkisidir. Sonuçlar homojen ve heterojen olmak üzere iki farklı kullanıcı profiline göre hazırlanmıştır. Kullanıcı profilinin örnek grafikleri konulmuştur. Sonuçlara bakıldığında PSO en iyi fitness değerine ulaşmıştır. En düşük performans ise benzetimli tavlama değildir. Metotlara bakıldığında benzetimli tavlamanın diğerlerinden daha kötü çalışmasının nedeni arama metodunda yerel optimum çözümlere takılmaması için bir önlem bulunmamaktadır. Bir başka durum ise fitness değeri-iterasyon sayısı grafiklerinde belirli bir iterasyon sayısından sonra tabu arama harici bütün metotlar sabite yakın kalmaktadır. Tabu aramanın metodolojisinin farklı olmasından ötürü bunların oluştuğu yukarıda anlatılmıştır.

Bu çalışmada sabit konumlu kullanıcılar için İHA'lar için gerçek zamanlı olmayan bir konumlandırma yapılmıştır. Gelecekte yapılacak olan çalışmalarda kullanıcılar hareketi göz önünde bulundurularak gerçek zamanlı olarak İHA'lar konumlandırılabilir. Ayrıca bu çalışmada bütün İHA'ların yayın gücü birbirine eşit olarak alınmış ve güç optimizasyonunun bir parçası olmamıştır. Kullanılan güç de optimizasyon fonksiyonuna dahil edilerek kullanılan enerji de minimize edilebilir. İHA'ların hareketleri için harcadığı enerjiyi minimize etmek için kullanıcıların hareketleri tahmin edilebilir.

## KAYNAKLAR

- [1] **Yang, Shih-Tsung and Ephremides, Anthony**, (1997). Optimal network design: the base station placement problem, *in Decision and Control, Proceedings of the 36th IEEE Conference on*, 3, 2381-2386.
- [2] **Wright, Margaret H**, (1998). Optimization methods for base station placement in wireless applications,  *Vehicular Technology Conference, VTC 98. 48th IEEE*, 1, 387-391.
- [3] **Yangyang, Zhang and Chunlin, Ji and Ping, Yuan and Manlin, Li and Chaojin, Wang and Guangxing, Wang**, (2004). Particle swarm optimization for base station placement in mobile communication, *Networking, Sensing and Control, IEEE International Conference on*, 1, 428-432.
- [4] **Al-Hourani, Akram and Kandeepan, Sithamparanathan and Jamalipour, Abbas**, (2014). Modeling air-to-ground path loss for low altitude platforms in urban environments,  *Global Communications Conference (GLOBECOM), IEEE*, 2898-2904.
- [5] **Eberhart, Russell and Kennedy, James**, (1995). A new optimizer using particle swarm theory,  *Micro Machine and Human Science, MHS'95., Proceedings of the Sixth International Symposium on*, 39-43.
- [6] **Kanungo, Tapas and Mount, David M and Netanyahu, Nathan S and Piatko, Christine D and Silverman, Ruth and Wu, Angela Y**, (2002). An efficient k-means clustering algorithm: Analysis and implementation, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 24, 7, 881-892.
- [7] **Wang, Lei and Hu, Bo and Chen, Shanzhi**, (2018). Energy Efficient Placement of a Drone Base Station for Minimum Required Transmit Power, *IEEE Wireless Communications Letters*.
- [8] **Mozaffari, Mohammad and Saad, Walid and Bennis, Mehdi and Debbah, Merouane**, (2015). Drone small cells in the clouds: Design, deployment and performance analysis,  *Global Communications Conference (GLOBECOM), IEEE*, 1-6.
- [9] **Bor-Yaliniz, R Irem and El-Keyi, Amr and Yanikomeroglu, Halim**, (2016). Efficient 3-D placement of an aerial base station in next generation

cellular networks, *Communications (ICC), 2016 IEEE International Conference on*, 1-5.

- [10] **Alzenad, Mohamed and El-Keyi, Amr and Yanikomeroglu, Halim**, (2017). 3D placement of an unmanned aerial vehicle base station for maximum coverage of users with different QoS requirements, *IEEE Wireless Communications Letters*.
- [11] **Mozaffari, Mohammad and Saad, Walid and Bennis, Mehdi and Debbah, Mérouane**, (2016). Efficient deployment of multiple unmanned aerial vehicles for optimal wireless coverage, *IEEE Communications Letters*, 20, 8, 1647-1650.
- [12] **Lyu, Jiangbin and Zeng, Yong and Zhang, Rui and Lim, Teng Joon** , (2017). Placement optimization of UAV-mounted mobile base stations, *IEEE Communications Letters*, 21, 3, 604-607.
- [13] **Merwaday, Arvind and Guvenc, Ismail**, (2015). UAV assisted heterogeneous networks for public safety communications, *Wireless Communications and Networking Conference Workshops (WCNCW), IEEE*, 329-334.
- [14] **Ghanavi, Rozhina and Kalantari, Elham and Sabbaghian, Maryam and Yanikomeroglu, Halim and Yongacoglu, Abbas**, (2018). Efficient 3D aerial base station placement considering users mobility by reinforcement learning, *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), IEEE*, 1-6.
- [15] **Lu, Jiaxun and Wan, Shuo and Chen, Xuhong and Chena, Zhengchuan and Fan, Pingyi and Letaief, Khaled B**, (2018). Beyond Empirical Models: Pattern Formation Driven Placement of UAV Base Stations, *IEEE Transactions on Wireless Communications*.
- [16] **Tuba, Eva and Tuba, Ira and Dolicanin-Djekic, Diana and Alihodzic, Adis and Tuba, Milan**, (2018). Efficient drone placement for wireless sensor networks coverage by bare bones fireworks algorithm, *Digital Forensic and Security (ISDFS), 6th International Symposium on*, 1-5.
- [17] **Kalantari, Elham and Yanikomeroglu, Halim and Yongacoglu, Abbas**, (2016). On the number and 3D placement of drone base stations in wireless cellular networks, *Vehicular Technology Conference (VTC-Fall), IEEE 84th*, 1-6.
- [18] **Kalantari, Elham and Bor-Yaliniz, Irem and Yongacoglu, Abbas and Yanikomeroglu, Halim**, (2017). User association and bandwidth allocation for terrestrial and aerial base stations with backhaul considerations, *Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC), IEEE 28th Annual International Symposium on*, 1-6.
- [19] **Akarsu, Alper and Girici, Tolga**, (2017). Fairness aware multiple drone base station deployment, *IET Communications*, 12, 4, 425-431.

- [20] **Boussaid, Ilhem and Lepagnot, Julien and Siarry, Patrick**, (2013). A survey on optimization metaheuristics, *Information Sciences*, 237, 82-117.
- [21] **Awada, Ahmad**, (2014). Inter-RAT Mobility Robustness Optimization in Self-Organizing Networks, *Technische Universität*.
- [22] **Simon, Dan**, (2008). Biogeography-based optimization, *IEEE transactions on evolutionary computation*, 12, 6, 702-713.
- [23] **Hajji, O and Brisset, S and Brochet, P**, (2004). A new tabu search method for optimization with continuous parameters, *IEEE Transactions on Magnetism*, 40, 2, 1184-1187.
- [24] **Taguchi, Genichi and Konishi, Seiso and Konishi, S**, (1987). Taguchi Methods: Orthogonal Arrays and Linear Graphs. Tools for Quality Engineering, *American Supplier Institute Dearborn, MI*.
- [25] **Al-Hourani, Akram and Kandeepan, Sithamparanathan and Lardner, Simon**, (2014). Optimal LAP altitude for maximum coverage, *IEEE Wireless Communications Letters*, 3, 6, 569-572.
- [26] **Metropolis, Nicholas and Rosenbluth, Arianna W and Rosenbluth, Marshall N and Teller, Augusta H and Teller, Edward**, (1953). Equation of state calculations by fast computing machines, *The journal of chemical physics*, 21, 6, 1087-1092.
- [27] **Kirkpatrick, Scott and Gelatt, C Daniel and Vecchi, Mario P**, (1983). Optimization by simulated annealing, *Science*, 220, 4598, 671-680.
- [28] **Černý, Vladimír**, (1985). Thermodynamical approach to the traveling salesman problem: An efficient simulation algorithm, *Journal of optimization theory and applications*, 45, 1, 41-51.
- [29] **Glover, Fred**, (1986). Future paths for integer programming and links to artificial intelligence, *Computers & operations research*, 13, 5, 533-549.
- [30] **MacArthur, Robert H and Wilson, Edward O**, (2001). The theory of island biogeography, *Princeton university press*.
- [31] **Hedayat, A Samad and Sloane, Neil James Alexander and Stufken, John**, (2012). Orthogonal arrays: theory and applications, *Springer Science & Business Media*.



## ÖZGEÇMİŞ

**Ad-Soyad** : Ayça Hazel KULAÇ  
**Uyruğu** : T.C.  
**Doğum Tarihi ve Yeri** : 20.07.1991 ÜSKÜDAR  
**E-posta** : ayca.kulac@gmail.com

### ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2014, Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği
- **Yüksek Lisans** : 2018, TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği

### MESLEKİ DENEYİM VE ÖDÜLLER:

Yıl	Yer	Görev
2014-Halen	TÜBİTAK SAGE	Araştırmacı

**YABANCI DİL:** İngilizce, İspanyolca

### TEZDEN TÜRETİLEN YAYINLAR, SUNUMLAR VE PATENTLER:

- Kulaç, A., Akarsu, A. Girici, T., İHA ların İletişim için Optimal Konumlandırılması, Siu 2018, 2-5 Mayıs, 2018, İzmir, Türkiye