

# Harmoni Arama Varyantlarının EEG Gürültü Temizleme Problemi Üzerinden Kıyaslanması

Serhat Celil İLERİ<sup>1</sup>  Selçuk ASLAN<sup>2</sup>  Sercan DEMİRCİ<sup>1\*</sup> 

<sup>1</sup>Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Samsun, Türkiye

<sup>2</sup>Erciyes Üniversitesi, Havacılık ve Uzay Bilimleri Fakültesi, Uçak Mühendisliği Bölümü, Kayseri, Türkiye

## Makale Bilgisi

Araştırma makalesi  
Başvuru: 28/05/2024  
Düzeltilme: 11/10/2024  
Kabul: 15/11/2024

## Anahtar Kelimeler

Büyük Veri Optimizasyonu  
Harmoni Arama  
Algoritması  
EEG

## Article Info

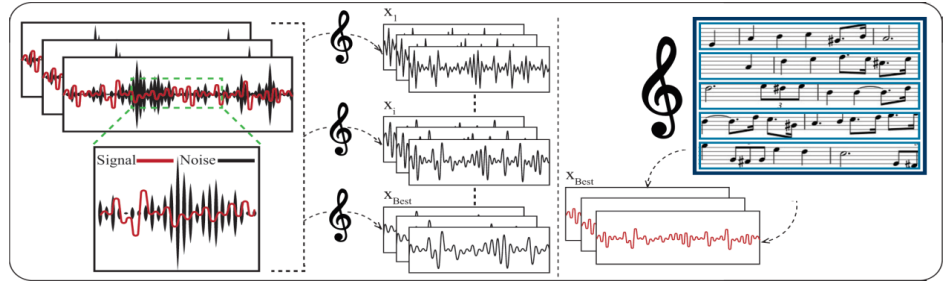
Research article  
Received: 28/05/2024  
Revision: 11/10/2024  
Accepted: 15/11/2024

## Keywords

Big Data Optimization  
Harmony Search Algorithm  
EEG

## Grafik Özet (Graphical/Tabular Abstract)

Bu çalışma EEG sinyallerinden gürültü temizleme problemi üzerinde harmoni arama algoritması ve varyantlarının karşılaştırmalı performans analizi üzerine odaklanmaktadır. This study focuses on comparative performance analysis of the harmony search algorithm and its variants on noise removal from EEG signals.



Şekil A: HS algoritmasıyla EEG Optimizasyon Probleminin Görsel Temsili /

Figure A: Visual Representation of EEG Optimization Problem with HS Algorithm

## Önemli noktalar (Highlights)

- EEG sinyallerindeki gürültü temizleme için HS algoritması ve varyantları incelenmiştir. / HS algorithm and its variants are investigated for noise removal in EEG signals.
- HS varyantları, büyük veri problemlerinde üstün performans sergilemiştir. / HS variants demonstrated superior performance in big data problems.
- Bazı HS varyantları HS algoritmasından daha iyi sonuçlar elde etmiştir. / Some HS variants achieved better results from HS.

**Amaç (Aim):** EEG gürültü temizleme probleminin çözümünde harmoni arama algoritması varyantlarının performansını karşılaştırmaktır. / To compare the performance of harmony search algorithm variants in solving the EEG noise removal problem.

**Özgünlük (Originality):** HS algoritmasının EEG gürültü temizleme problemi üzerindeki varyantlarının detaylı analizi yapılmıştır. / Detailed analysis of HS algorithm variants on EEG noise removal problem is conducted.

**Bulgular (Results):** Bazı HS varyantları EEG gürültü temizleme problemi üzerinde HS algoritmasından daha başarılı sonuçlar elde etmiştir. / Some HS variants have achieved better results than the HS algorithm on the EEG noise removal problem.

**Sonuç (Conclusion):** EEG gürültü temizleme problemi ve diğer gerçek hayat problemlerinde HS algoritması ile elde edilen sonuçlar, algoritmanın sonradan geliştirilen varyantları kullanılarak daha başarılı hale getirilebilir. / The results obtained with the HS algorithm in the EEG noise removal problem and other real-life problems can be made more successful by using later developed variants of the algorithm.



## Harmoni Arama Varyantlarının EEG Gürültü Temizleme Problemi Üzerinden Kıyaslanması

Serhat Celil İLERİ<sup>1</sup> Selçuk ASLAN<sup>2</sup> Sercan DEMİRCİ<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Samsun, Türkiye

<sup>2</sup>Erciyes Üniversitesi, Havacılık ve Uçay Bilimleri Fakültesi, Uçak Mühendisliği Bölümü, Kayseri, Türkiye

### Makale Bilgisi

Araştırma makalesi  
Başvuru: 28/05/2024  
Düzeltilme: 11/10/2024  
Kabul: 15/11/2024

### Anahtar Kelimeler

Büyük Veri Optimizasyonu  
Harmoni Arama  
Algoritması  
EEG

### Öz

Elektro-ensefalogram (EEG) taraması, beyinde oluşan elektriksel aktiviteleri ölçümleyerek beynin fonksiyonlarını başarılı şekilde yerine getirip getirmediği hakkında bilgi veren bir tıbbi görüntüleme sistemidir. İnsan kafatasına elektrotlar yerleştirilerek yapılan bu tarama sinyalleri kişinin vücudundaki diğer aktivitelerden ve dış faktörlerden dolayı gürültüye maruz kalmaktadır. Harmoni arama (HS) algoritması, müzik eserleri oluşturulurken gerçekleştirilen besteleme sürecinden esinlenen bir yarı-sezgisel algoritmadır. Bu çalışmada HS algoritması ve sonrasında geliştirilen varyantları ile EEG sinyallerinin gürültülerden temizlenmesi problemi optimize edilmeye çalışılmış ve varyantların bir büyük veri optimizasyon problemi olan bu problem üzerindeki başarımları kıyaslanmıştır. İncelenen sonuçlar, büyük veri optimizasyon problemleri üzerinde sonradan geliştirilen HS varyantlarının, HS algoritmasının ilk versiyonundan daha üstün performans gösterme kabiliyetine sahip olduğunu ortaya koymaktadır.

## Comparison of Harmony Search Variants on EEG Noise Removal Problem

### Article Info

Research article  
Received: 28/05/2024  
Revision: 11/10/2024  
Accepted: 15/11/2024

### Keywords

Big Data Optimization  
Harmony Search  
Algorithm  
EEG

### Abstract

Electro-encephalogram (EEG) scan is a medical imaging system that measures the electrical activities in the brain and gives information about whether the brain is functioning successfully. These scanning signals, which are made by placing electrodes on the human skull, are exposed to noise due to other activities in the person's body and external factors. The harmony search (HS) algorithm is a semi-heuristic algorithm inspired by the composing process when creating musical works. In this study, the problem of removing noise from EEG signals with the HS algorithm and its variants developed afterwards was tried to be optimized and the performances of the variants on this problem, which is a big data optimization problem, were compared. The examined results reveal that the subsequently developed HS variants demonstrate superior performance compared to the initial version of the HS algorithm in big data optimization problems.

### 1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Günümüzde çok farklı kaynaklardan elde edilen ve çok çeşitli amaçlarla kullanılmak için toplanan bilgilerin tamamına yakını dijital olarak üretilmekte, saklanmakta ve işlenmektedir. Hayatımızın her alanında günden güne daha da büyüyerek ve önem kazanarak gelişimini sürdüren dijital veriler endüstriden eğitime, sağlıktan güvenliğe, ulaşımdan haberleşmeye tüm sektörler için çağın gerekliliklerini sağlamak için geleneksel yöntemlerden daha güncel yöntem ve teknolojileri kullanmaya zorlamaktadır [1]. Veri işleme konusunda belirli bir ölçeğin üzerindeki tüm

kuruluşların üstesinden gelmeye çalıştığı önemli konulardan biri de büyük veri olarak bilinmektedir.

Büyük veri kavramı, ilk duyulduğunda sadece verinin boyutuyla alakalı olarak algılandı da aslında çok daha kapsamlı bir problemler ve çözümler bütünüdür. Bu kavramdaki büyüklük ifadesi, "hacim" (volume), "hız" (velocity), "çeşitlilik" (variety), "gerçeklik" (veracity) ve "değer" (value) kavramlarıyla açıklanmakta, bu ifadelerin İngilizcelerinin kısaltmalarının aynı harfle başlaması nedeniyle kısaca 5V olarak tanımlanmaktadır [2].

Hacim kavramı, büyük kelimesinin aklımıza ilk getirdiği anlam olan, verinin çok yüksek boyutlarda ve sayılarda olmasını ayrıyeten giderek daha da büyümesini ifade eder. Hız kavramı verinin ilgili kaynaklardan toplanma hızını, çeşitlilik kavramı ise verinin farklı kaynaklardan toplanarak bir araya getirilmesini açıklar. Gerçeklik kavramı da toplanılan verilerle birlikte veri kaynağının kalitesini, kullanılabilirliğini ve doğruluğunu; değer kavramı ise toplanması, depolanması ve işlenmesi için geleneksel yöntemlerin dışına çıkılarak yürütülen sürecin sonucunda elde edilen verinin kıymetini ifade etmektedir [2].

Abbass tarafından elektro-ensefalogram (EEG) taraması sinyallerinde çevresel faktörlerden dolayı beynin elektriksel aktivitesini analiz etmeyi güçleştiren gürültülerden arındırılması işlemi içeren bir büyük veri optimizasyon problemi literatüre sunulmuştur [3]. EEG taramasından elde edilen sinyali iki farklı parçaya ayırmayı amaçlayan bu problemde parçalardan ilki beyin aktivitelerini elde etmek için gerekli bilgiyi sağlamak üzere gürültülerden arındırılan sinyali barındırırken ikinci parça ise tarama sırasında sinyalde meydana gelen gürültüleri tutmaktadır.

Büyük veri optimizasyon problemleri araştırmacıların ilgisini çekmiş ve halihazırda literatürde bulunan yöntemlerin büyük veri optimizasyonu üzerindeki performansı ölçümlenmiştir. Genetik Algoritma (GA), Diferansiyel Gelişim (DE), Yapay Arı Kolonisi Algoritması (ABC), Havai Fişek Algoritması (FW), Ateşböceği Algoritması (FA) ve HS gibi birçok popüler algoritma ile EEG sinyallerinin gürültüden temizlenmesi tabanlı büyük veri işleme problemleri üzerine çalışmalar yapılmıştır [4-9]. Sinyallerin optimize edilmesini amaçlayan bu problem için daha başarılı sonuçlar üretmek için probleme özel olarak tarama sinyalinden yararlanan kaynak-bağımlı yöntemler de geliştirilmiştir [10-11].

Shi ve arkadaşları tarafından motor görüntüleri tabanlı Beyin-Bilgisayar Arayüzü (BCI) için yeni bir ikili HS varyantı (BHS) önerilmiş ve açık olarak yayınlanan iki EEG veri seti üzerinde test edilmiştir. Önerilen ikili yöntem ile önceki çalışmalardan daha az hesaplama zamanı ve daha iyi ortalama test doğruluğu elde edilmiştir [12].

Nakra ve Duhan tarafından motor görüntüleri sınıflandırmak için EEG sinyallerinin derin sinir ağları (DNN) ve HS algoritması tabanlı optimal öznelik seçimi üzerine çalışma yapılmış, ham EEG sinyalleri sırasıyla kanal seçimi, bant geçiren filtre, anisotropik difüzyon filtresi, veri segmentasyonu,

öznelik çıkarımı adımlarının ardından HS algoritması kullanılarak öznelik seçimi yapılmış, ardından DNN kullanılarak sınıflandırma gerçekleştirilmiştir [13].

Bu çalışmada ise HS algoritmasının varyantları arasında ön plana çıkan varyantlar incelenerek bu varyantların EEG sinyallerinden gürültü gidermeyi amaçlayan büyük veri problemleri üzerindeki başarımları değerlendirilecektir. Bölüm 2'de EEG sinyali temelli büyük veri optimizasyon problemleri açıklanacak, Bölüm 3'te HS algoritması ve varyantlarının işleyişi anlatılacaktır. HS varyantlarından elde edilen deneysel sonuçlar Bölüm 4'te değerlendirilecektir. Bölüm 5'te çalışmanın sonuçları tartışılacak ve ileride üzerinde çalışılabilecek konulara değinilecektir.

## 2. EEG SİNYALİ TEMELLİ BÜYÜK VERİ OPTİMİZASYON PROBLEMLERİ (EEG SIGNAL BASED BIG DATA OPTIMIZATION PROBLEMS)

Abbass tarafından önerilen ve Evrimsel Hesaplamalar Kongresi 2015 (CEC2015) Büyük Optimizasyon özel oturumu (BigOpt) yarışma konusu olarak belirlenen problemde EEG taramasından elde edilen sinyallerin, tarama esnasında hastanın vücudundaki diğer aktivitelerden kaynaklı olarak veya diğer dış faktörlerin meydana getirdiği gürültülerin temizlenmesi, bu şekilde analizi ve işlenmesi çok daha kolay bir tarama sinyali elde edilmesi amaçlanmaktadır [14-15].

Farklı kanallardan eş zamanlı olarak saniyede 256 bayt verinin işlenmesini gerektiren sinyalin ikili tabandaki boyutu saniyede 20 Kilobayt olurken düz metin formatında ise 0.5 Megabit olarak hesaplanmaktadır. İşlenecek sinyaller 4, 12 ve 19 kanallı olup her bir sinyalin normal hali ile birlikte 0.1 düzeyinde ek gürültü eklenmiş hali olmak üzere toplamda 6 adet tek amaçlı optimizasyon problemi araştırmacılara sunulmuştur. Saniyelik değerlere bakıldığında işlenmesi gereken veri miktarı az gibi görünse de ortalama olarak bir saat süren EEG taraması oturumları işlenmesi gereken veriyi sürekli hale getirmektedir, bu da problemin bir büyük veri optimizasyon problemi olarak adlandırılmasına uygun hale getirmektedir. EEG problemlerinden 4 kanallı olanlar için altı farklı sinyalden gelen bilgiler kullanılmaktadır. Bu sinyallerden dört tanesi doğrudan EEG taramasına ait olmakla birlikte elektro-miyografi (EMG) için kullanılan iki sinyal adet sinyal taramada meydana gelen artefakt

adındaki bozulmaları simüle etmek adına her bir saniyelik taramanın son 250 ile 500 milisaniyelik kısımlarına eklenmektedir. 12 kanallı ve 19 kanallı problemler için ise 25 farklı sinyal kaynağının sırayla 12 ve 19 tanesi kullanılmaktadır. Geriye kalan ve bu işlemler için kullanılmayan altı adet sinyal ise EMG taraması için kullanılmakta olup çiftler indisli ve tek indisli olarak sırasıyla sinyalin bir saniyelik aralığında 250 ve 500 milisaniyelik kısımlarına eklenmiştir. Bu şekilde aralıklı olarak eklenen sinyaller, doğal olarak meydana gelen artefaklara davranışsal olarak daha çok benzemiş ve senkron hale gelmemişlerdir.  $N$  kanal sayısını,  $M$  kanal uzunluğunu ifade etmek üzere EEG taramasından elde edilen kaynak sinyal  $S$  ile gösterilmekte olup  $N \times M$  boyutlu bir matristir.  $A$  kare dönüşüm matrisi  $N \times N$  boyutlu bir matris ve  $X$  matrisi Eşitlik 1'i sağlayan  $N \times M$  boyutlu bir matristir.

$$X = A \times S \quad (1)$$

$S$  kaynak matrisi  $S1$  ve  $S2$  olarak iki alt matrise ayrıştırılmak istenilmektedir.  $S1$  matrisi işlenmiş sinyali,  $S2$  matrisi ise kaynak sinyalden ayrıştırılan gürültüleri temsil etmektedir.  $S1$  matrisinin kaynak sinyaldeki anlamlı bilgileri koruyabilmek adına  $S$  matrisine yakın değerler alması beklenmektedir.  $S1$  ve  $S2$  sinyalleri Eşitlik 2'de gösterildiği gibi tekrardan birleştirildiğinde ise  $S$  matrisine eşit olmalıdır.

$$S = S1 + S2 \quad (2)$$

$S1$ ,  $S2$  ve  $A$  matrisi ile  $X$  matrisi arasında ise Eşitlik 3 ile gösterildiği gibi bir eşitlik meydana gelmektedir.

$$X = (A \times S1) + (A \times S2) \quad (3)$$

Kaynak  $S$  matrisinden  $S1$  ve  $S2$  matrislerini elde etmenin matematiksel olarak doğrudan hesaplamaya dayanan bir yolu olmadığı için istatistiksel yöntemler yardımıyla bu eşitlikleri sağlayan en iyi değerler elde edilmeye çalışılmaktadır. Pearson korelasyon katsayıları yardımıyla  $S1$  ve  $S2$  matrislerinin hesaplanması mümkün olmaktadır. Bir amaç problemi olarak ele alındığında, kaynak sinyale benzer şekilde elde edilmeye çalışılacak  $S1$  matrisinin hesaplanması için  $-8.0$  ile  $+8.0$  değer aralığındaki zaman serileri oluşturulmakta ve çözümün kalitesi hesaplanmaktadır.

### 3. HARMONİ ARAMA (HS) ALGORİTMASI VE VARYANLARI (HARMONY SEARCH (HS) ALGORITHM AND ITS VARIANTS)

HS algoritması, 2001 yılında Geem ve arkadaşları tarafından literatüre sunulmuş olan bir yarı-sezgisel algoritmadır [16]. Doğadaki seslerin ve müzik aletlerinin belirli bir uyum içerisinde olduğunda insan zihninde meydana gelen musiki tatminden ve bir bestekârın yeni bir müzik bestelerken izlediği yöntemin matematiksel olarak formüle edilmesine dayanmaktadır. Çeşitli ses kaynaklarından veya enstrümanlardan gelen farklı dalga boyutu ve frekansa sahip seslerin bir araya geldiğinde dinlemekten keyif alınan bir eser oluşturulması ile optimizasyon problemlerindeki uygun veya en iyi çözümün araştırılması durumu eşleştirilmektedir. HS algoritması, Algoritma (1) ile de ifade edildiği gibi 4 temel adımdan meydana gelmektedir.

#### Algoritma 1 HS Algoritması (HS Algorithm)

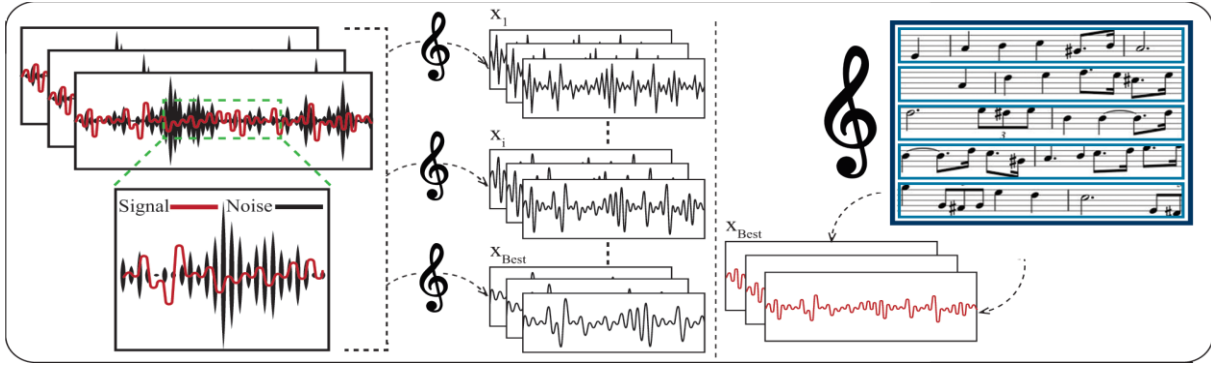
- 1: Harmoni hafızasını rastgele oluştur, harmonileri hafızaya ekle
- 2: Harmoni hafızasındaki harmonileri kullanarak yeni bir harmoni beste
- 3: Eğer yeni bestelenen harmoni, hafızadaki en kötü harmoniden daha iyi ise harmoni hafızasındaki en kötü harmoniyi çıkar, yeni
- 4: Durdurma şartları sağlanmamışsa Adım 2'ye git

HS algoritmasında üretilen çözümler *harmoni* olarak isimlendirilmekte olup, o zamana kadar üretilen en başarılı çözümlerin tutulduğu bir *harmoni hafızası* bulunmaktadır. Sabit sayıda harmoniyi içerisinde barındıran hafızanın boyutu *harmoni hafıza boyutu* (*harmony memory size*, *HMS*) parametresi ile belirlenmektedir. Adım 1'de boş olan harmoni hafızasının doldurulması için *HMS* adedince tamamen rastgele olarak harmoniler üretilmekte ve hafızaya dâhil edilmektedir.

İteratif olarak gerçekleştirilen sürecin başlangıcını oluşturan Adım 2'de ise yeni bir harmoni besteleme işlemi yapılmaktadır. Yeni bir harmoni bestelenmesi sırasında harmoni hafızasındaki o ana kadar bulunmuş en başarılı harmonilerden yararlanılıp yararlanmayacağına *Harmoni Hafızasından Faydalanma Oranı* (*Harmony Memory Considering Rate*, *HMCR*) isimli 0.0 ile 1.0 aralığında değerler alabilen bir parametre yardımıyla karar verilmektedir. Yeni üretilen

çözümün yani harmoninin her bir değeri için sözde-rastgele üreticiler (pseudo-random generator, PRNG) yardımıyla 0.0 ile 1.0 arasında üretilen rastgele değer, eğer ki *HMCR* parametresinden daha

küçük ise yeni üretilecek değerde harmoni hafızasından yararlanılmakta, değil ise tamamen rastgele olarak belirlenmektedir.



Şekil 1. HS algoritmasıyla EEG optimizasyon probleminin görsel temsili

(Visual representation of EEG optimization problem with HS algorithm)

Hafızadan faydalanılarak üretilen yeni değerler için bir de *Ton Ayarlama Oranı (Pitch Adjusting Rate, PAR)* adı verilen parametre yardımı ile seçilen değer *bant genişliği (bandwidth, bw)* oranına kadar küçük bir değişime maruz bırakılır. PRNG yardımıyla üretilen 0.0 ile 1.0 arasındaki rastgele sayı eğer ki *PAR* değerinden daha küçük ise ton ayarlama işlemi yapılır, daha büyük ise seçilen değer olduğu gibi değişiklik yapılmadan kullanılır. Ton ayarlama işleminde alt veya üst komşuluk değerlerine güncelleme yapılabilmektedir.

Yeni harmoni bestelendikten sonra Adım 3'e geçilmektedir. Bu aşamada, yeni üretilen harmoni, harmoni hafızasındaki harmonilerle karşılaştırılarak, eğer ki hafızada bulunan mevcut harmonilerin en az başarılı olanından daha başarılı sonuç üretebilmişse, hafızadaki en az başarılı olan harmoni çıkartılarak yerine yeni üretilen harmoni hafızaya dâhil edilmektedir. Bu şekilde hafızadaki harmonilerin o zamana kadar üretilen en iyi harmoniler olduğundan emin olunmaktadır. Adım 4'te ise belirlenen sonlanma kriterleri dikkate alınarak eğer ki sonlanmayı gerektiren koşullar henüz oluşmamış ise Adım 2'ye gidilerek yeni bir harmoni bestelenmekte, sonlanmayı gerektiren koşullar sağlanıyorsa algoritma sonlandırılmakta ve harmoni hafızasındaki en başarılı çözüm kullanılmaktadır. HS algoritmasıyla EEG optimizasyon problemi gösterimi Şekil 1 ile görselleştirilmiştir.

### 3.1. HS Varyantları (HS Variants)

HS algoritması, kolay uygulanabilirliği, az sayıda parametresi ve birçok problem üzerinde elde ettiği başarılı sonuçlar nedeniyle birçok araştırmacının ilgisini çekmiştir. Zaman içerisinde birçok problemin optimizasyonunda kullanıldığı gibi algoritmanın kendisi de belirli geliştirmelere tabii tutulmuştur. Bu şekilde birçok HS varyantı geliştirilmiş ve literatüre sunulmuştur [17]. Varyantların birçoğu HS algoritmasının parametrelerini belirleme ve dinamikleştirme üzerine geliştirmeler yaparken, bazı varyantlarda içeride uygulanan operatörler çeşitlendirilmiş ve yine birçok diğer algoritma ve yöntem ile de melezlenerek hibrit algoritmalar oluşturulmuştur [18]. Bu çalışmada HS algoritmasının parametreleri ve içerisindeki operatörler üzerinde değişiklikler yaparak algoritmanın performansını iyileştirmeyi amaçlanan en bilinen varyantlardan bazıları incelenmiştir.

#### 3.1.1. Geliştirilmiş HS (IHS)

HS varyantları arasında en eski ve en bilinenlerden olan Geliştirilmiş HS (Improved HS), Mahdavi ve arkadaşları tarafından 2007 yılında literatüre sunulmuştur [19]. *PAR* ve *bw* parametrelerini dinamik hale getiren varyantta *t* mevcut iterasyonu ve  $T_{max}$  maksimum iterasyon sayısını belirtmek üzere  $PAR_t$  değeri Eşitlik 5 ile,  $bw_t$  değeri Eşitlik 6 ile hesaplanmaktadır.  $PAR_{min}$ ,  $PAR_{max}$ ,  $bw_{min}$  ve  $bw_{max}$  sırasıyla *PAR* ve *bw* değerinin alabileceği minimum ve maksimum değeri ifade etmektedir.

$$PAR(t) = PAR_{min} + \frac{PAR_{max} - PAR_{min}}{T_{max}} \times t \quad (4)$$

$$bw(t) = bw_{\{max\}} \times \exp \left( \ln \left( \frac{bw_{min}}{bw_{max}} \right) \times \frac{t}{T_{max}} \right) \quad (5)$$

### 3.1.2. Küresel en iyi HS (GHS)

2008 yılında Omran ve Mahdavi tarafından IHS üzerinde değişiklik yapılarak literatüre sunulan Küresel-En İyi HS (Global-Best Harmony Search, GHS) algoritmasında ise Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization, PSO) yönteminden faydalanılmıştır [20]. Yeni bir harmoni üretilirken hafızadaki en iyi harmoniden yararlanılmaktadır. Bu varyantta IHS'de ihtiyaç duyulan  $bw_{min}$  ve  $bw_{max}$  parametreleri kaldırılmıştır.

### 3.1.3. Değiştirilmiş HS (MHS)

Cheng ve arkadaşları tarafından geliştirilen Değiştirilmiş HS (Modified HS, MHS) varyantında HS algoritmasının yüksek parametrelili problemlerde daha iyi başarımlar elde etmesi amaçlanmıştır [21].  $\delta$  ismi verilen yeni bir parametre eklenmiş olup, harmoni hafızasındaki her bir çözüm için Eşitlik 6 kullanılarak bir seçilme olasılığı hesaplanmaktadır. Yeni bir harmoninin üretilmesi sırasında bu olasılıklardan faydalanılmaktadır.

$$ps(t) = \delta \times 1 - \delta^{t-1} \quad (6)$$

### 3.1.4. Yeni bir küresel HS (NGHS)

Zou ve arkadaşları tarafından 2010 yılında literatüre sunulmuştur [22]. PSO algoritmasından yola çıkılarak HS algoritmasının işleyişinde birtakım değişiklikler yapılmıştır. Genetik mutasyon olasılığı (genetic mutation probability,  $p_m$ ) parametresi eklenen varyantta  $HMCR$  ve  $PAR$  parametrelerine ihtiyaç duyulmamaktadır. Ayrıca yeni üretilen harmoni, daha iyi olup olmadığına bakılmaksızın hafızadaki en kötü harmoni ile değiştirilmektedir.

### 3.1.5. Yerel karşıt tabanlı kendinden uyarlamalı küresel HS (LHS)

Ouyang ve arkadaşları tarafından 2017 yılında literatüre sunulmuştur [23]. Yerel karşıt tabanlı öğrenme isimli yöntem ile her bir iterasyonda üretilen çözümle birlikte o çözümün karşıt

değerleriyle yeni bir çözüm daha üretilmektedir. Kendinden uyarlamalı küresel ton ayarlama yöntemi yardımıyla da harmonideki en iyi ve en kötü çözümler kullanılarak ton ayarlama işlemi kendinden uyarlamalı olarak yapılır. Rekabet-seçim şemasını barındıran LHS varyantında, karşıt olarak üretilen iki çözüm birbiriyle karşılaştırılarak, daha başarılı olan çözüm, daha iyi olup olmadığına bakılmaksızın harmoni hafızasındaki en kötü çözümlerle değiştirilir.

## 4. BULGULAR VE TARTIŞMA (RESULTS AND DISCUSSION)

Goh ve arkadaşları tarafından düzenlenen Büyük Veri Optimizasyon Yarışması 2015 (BigOpt2015) kapsamında yayınlanan problem üzerinde çalışmalar gerçekleştirilmiş ve veri seti olarak da aynı yarışma kapsamında yayınlanan EEG sinyallerinin matris verileri kullanılmıştır [24]. HS algoritması ve varyantları birbirlerinden farklı parametrelere ihtiyaç duymaktadır. Tüm varyantlar için ortak parametreler olan HMS değeri 5 maksimum değerlendirme sayısı 50.000 olarak belirlenmiştir. Diğer parametreler ise algoritma ve varyantın literatüre sunulduğu yayınlarda önerilen değerler olarak seçilmiştir. HS algoritması için HMCR değeri 0.9, PAR değeri 0.3 ve bw değeri 0.01 olarak belirlenmiştir. IHS varyantı için HMCR değeri 0.95, PAR\_min değeri 0.35, PAR\_max değeri 0.99, bw\_min değeri 0.000001 olarak belirlenmiş ve bw\_max değeri  $\frac{1}{20}(x_{i,U} - x_{i,L})$  eşitliğiyle hesaplanmıştır. MHS varyantı diğerlerinden daha fazla parametreye sahip olup HMCR değeri 0.98, PAR değeri 0.10 olarak belirlenmiştir. MHS varyantının diğer sabitleri önerilen değerler olarak kullanılmıştır.

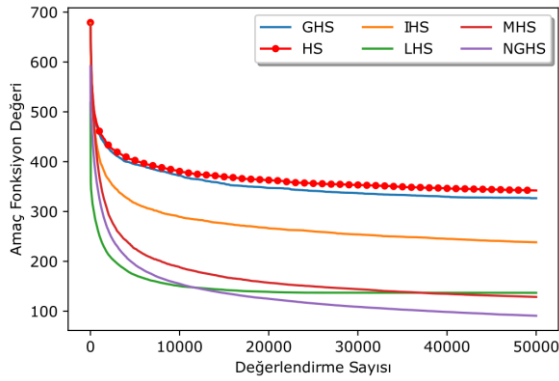
NGHS algoritması sadece  $p_m$  parametresine ihtiyaç duymakta olup 0.005 değeri kullanılmıştır. LHS varyantında da sadece HMCR değerine ihtiyaç duyulmakta olup 0.99 değeri kullanılmıştır.

HS, IHS, GHS, MHS, NGHS ve LHS varyantları ile 4 ve 12 kanallı sonradan gürültü eklenmemiş EEG sinyalleri üzerinde yapılan çalıştırmalarla elde edilen sonuçlar Tablo 1 ile gösterilmiştir.

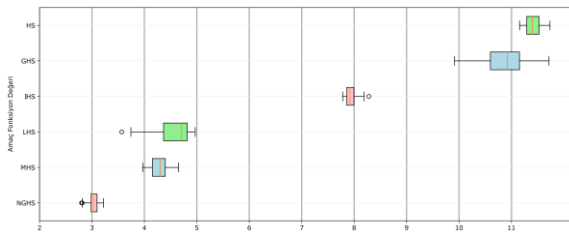
**Tablo 1.** Gürültüsüz EEG problemi HS varyant sonuçları (Noiseless EEG problem HS variant results)

Algoritma	D = 4	D = 12
HS	1.1407e+01 (1.49e-01)	1.5669e+01 (1.58e-01)
IHS	7.9435e+00 (1.15e-01)	1.2945e+01 (1.28e-01)
GHS	1.0892e+01 (4.12e-01)	1.5184e+01 (3.93e-01)
MHS	4.2853e+00 (1.52e-01)	8.7648e+00 (1.27e-01)
NGHS	3.0254e+00 (1.01e-01)	8.1261e+00 (1.01e-01)
LHS	4.5613e+00 (3.47e-01)	8.1599e+00 (1.39e+00)

Çalıştırmalar sırasında varyantların iterasyon bazlı elde ettikleri sonuçları daha iyi görebilmek için 4 kanallı EEG probleminin sonuçları oluşturulan yakınsama grafiği Şekil 1 ile, sonuçların ortalama değer ve değer aralıklarının dağılımlarını karşılaştırmayı sağlayan kutu grafiği Şekil 2 ile görselleştirilmiştir.

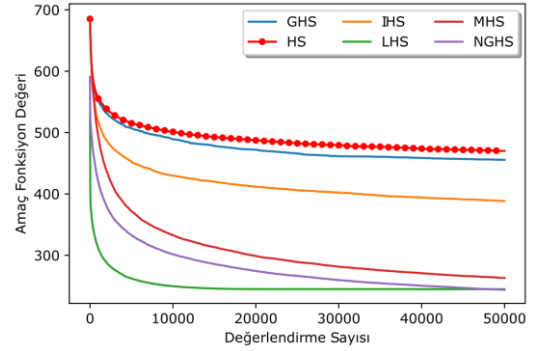


**Şekil 2.** 4 kanallı gürültüsüz EEG optimizasyon problemi yakınsama grafiği (Convergence graph of 4 channel noiseless EEG optimization problem)

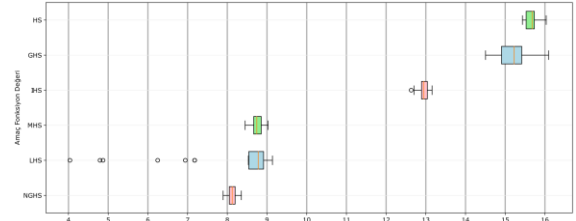


**Şekil 2.** 4 kanallı gürültüsüz EEG optimizasyon problemi kutu grafiği (Box plot of 4 channel noiseless EEG optimization problem)

12 kanallı EEG optimizasyonu probleminde HS varyantlarının çalıştırmanın başından sonuna kadar elde ettikleri değerlerin gösterildiği yakınsama grafiği Şekil 3 ile gösterilmiştir. Çalıştırmaların ortalama sonuçları ve dağılımlarını gösteren kutu grafiği Şekil 4 ile gösterilmiştir.



**Şekil 3.** 12 kanallı gürültüsüz EEG optimizasyon problemi yakınsama grafiği (Convergence graph of 12 channel noiseless EEG optimization problem)



**Şekil 4.** 12 kanallı gürültüsüz EEG optimizasyon problemi kutu grafiği (Box plot of 12 channel noiseless EEG optimization problem)

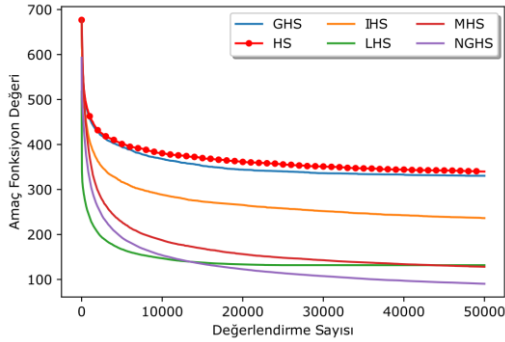
Bu problem için de sonradan geliştirilen tüm varyantlar HS algoritmasından daha iyi sonuç elde etmeyi başarmıştır. GHS varyantı yine HS algoritmasından az farkla daha iyi sonuçlar elde edebilmiş, IHS varyantı da aynı şekilde ortalama bir sonuç üretmiştir. LHS ve NGHS varyantları ise en başarılı sonuçları elde edebilmeyi başaran varyantlar olarak ön plana çıkmakta olup NGHS varyantı kısmen daha iyi sonuçlar üreterek bu problem için de en başarılı varyant olmayı başarmıştır. Kutu grafiğinden de anlaşılacağı üzere LHS varyantı bazı çalıştırmalarda çok daha optimum çözümler üretmiş olmasına rağmen ortalama değer olarak yine de NGHS'nin gerisinde kalmıştır. EEG sinyallerine 0.1 düzeyinde ek gürültünün eklendiği EEG optimizasyon problemi

için elde edilen ortalama sonuçlar ve standart sapma değerleri Tablo 2 ile gösterilmiştir.

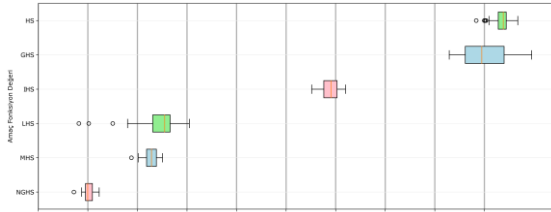
**Tablo 2.** Gürültüsüz EEG problemi HS varyant sonuçları (Noiseless EEG problem HS variant results)

Algoritma	D = 4	D = 12
HS	1.1327e+01 (1.92e-01)	1.567e+01 (1.18e-01)
IHS	7.8784e+00 (1.84e-01)	1.297e+01 (1.48e-01)
GHS	1.1014e+01 (4.78e-01)	1.5096e+01 (3.89e-01)
MHS	4.2730e+00 (1.43e-01)	8.7996e+00 (1.06e-01)
NGHS	3.0113e+00 (1.06e-01)	8.1164e+00 (9.45e-02)
LHS	4.3901e+00 (4.96e-01)	8.1296e+00 (1.54e+00)

Gürültü eklenmiş 4 kanallı EEG sinyallerinin HS varyantlarıyla optimize edilmesi sırasında varyantlar tarafından elde edilen sonuçların yakınsama grafiği Şekil 5 ile, kutu grafiği Şekil 6 ile gösterilmiştir.

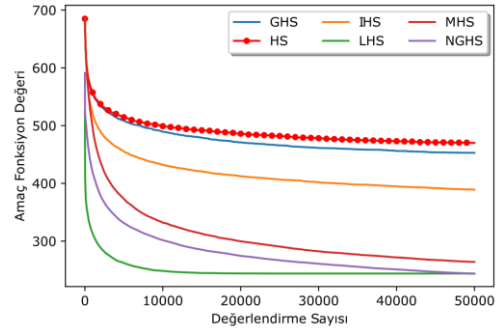


**Şekil 5.** 4 kanallı gürültülü EEG optimizasyon problemi yakınsama grafiği (Convergence graph of 4 channel noisy EEG optimization problem)

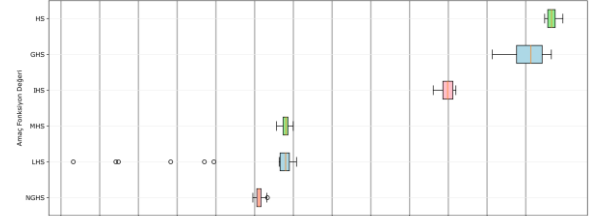


**Şekil 6.** 4 kanallı gürültülü EEG optimizasyon problemi kutu grafiği (Box plot of 4 channel noisy EEG optimization problem)

Gürültü eklenmemiş probleme oldukça yakın sonuçlar ve yakınsama grafikleri elde edilmiş olup tüm varyantlar HS algoritmasından daha başarılı sonuçlar üretebilmiş ve NGHS varyantı bu problem için de diğer varyantlardan daha iyi sonuçlar elde edebilmiştir. Gürültü eklenmiş 12 kanallı EEG sinyallerinin HS varyantlarıyla optimize edilmesi sırasında varyantlar tarafından elde edilen sonuçların yakınsama grafiği Şekil 7 ile, kutu grafiği Şekil 8 ile gösterilmiştir.



**Şekil 7.** 12 kanallı gürültülü EEG optimizasyon problemi yakınsama grafiği (Convergence graph of 12 channel noisy EEG optimization problem)



**Şekil 8.** 12 kanallı gürültülü EEG optimizasyon problemi kutu grafiği (Box plot of 12 channel noisy EEG optimization problem)

Bu problem için de sonuçlar ve grafikler gürültü eklenmemiş 12 kanallı EEG optimizasyonu problemiyle oldukça benzer durumdadır. HS algoritması bu problem için de diğer varyantların gerisinde kalmış, LHS varyantı ise 30 çalıştırmanın bazılarında diğer varyantlardan çok daha başarılı sonuçlar elde etmesine karşın ortalama değer olarak NGHS varyantından daha geri sırada yer almıştır.

## 5. SONUÇLAR (CONCLUSIONS)

Bu çalışmada 4 ve 12 kanallı EEG sinyallerinden gürültü temizlenmesi temelli büyük veri optimizasyon problemlerinde HS algoritması ve bu algoritmanın işleyişinde değişiklikler yaparak daha başarılı sonuçlar elde etmeyi amaçlayan IHS, GHS, MHS, NGHS ve LHS varyantlarının performansı



incelenmiştir. EEG ve EMG taramalarından elde edilen sinyallerden 4 kanalın kullanıldığı problem için 1024 parametre üretmek gerekirken, 12 kanalın optimizasyonunu gerektiren problem için 3072 parametrelili çözümler üretilmesi gerekmektedir. Çalışmada ele alınan varyantlarının tamamının, 4 ve 12 kanallı problemlerin gürültü eklenmemiş ve gürültülü olmak üzere tüm kombinasyonlarında orijinal HS algoritmasından daha başarılı sonuçlar elde ettiği gözlemlenmiştir. Harmoni hafızasındaki en iyi çözümden faydalanan GHS varyantı genel olarak HS algoritmasıyla benzer olmak üzere kısmen daha iyi sonuçlar elde etmeyi başarmıştır.

HS algoritmasının ilk geliştirilen varyantlarından IHS varyantı EEG optimizasyonu problemi üzerinde HS algoritmasından daha iyi sonuçlar üretmeyi başarabilirken tüm varyantlar arasında ortalama bir performans sergilemiştir. MHS, LHS ve NGHS varyantları ise diğer varyantlardan daha iyi olmak üzere birbirleriyle benzer sonuçlar elde etmişlerdir. NGHS varyantı diğer varyantlardan daha başarılı çözümler elde ederek bu çalışmadaki incelenen problem üzerinde en başarılı varyant olarak öne çıkmıştır. Genel olarak elde edilen sonuçlar, yapılan çalışmada yüksek parametre sayısına sahip büyük veri optimizasyon problemlerinde HS algoritmasının sonradan geliştirilen varyantlarının daha başarılı sonuçlar elde etme potansiyeline sahip olduğunu ortaya koymuştur. İlerleyen çalışmalarda daha farklı ve güncel HS varyantlarının EEG problemi ve diğer büyük veri optimizasyonu problemleri üzerindeki başarımları incelenebilir, HS varyantlarının ortak parametresi olan HMS sayısının yakınsama performansına olan etkisi araştırılabilir. Varyantlar arasında iterasyon sayısının artmasıyla birlikte meydana gelebilen yakınsama hızının düşüşü ve devamı hususunu anlayabilmek için HS varyantlarının daha yüksek iterasyonlu çalıştırmalarda elde ettiği performans ve yakınsama hızlarının değişimi anlaşılabilir.

#### **ETİK STANDARTLARI BEYANI** (DECLARATION OF ETHICAL STANDARDS)

The author of this article declares that the materials and methods they use in their work do not require ethical committee approval and/or legal-specific permission.

Bu makalenin yazarı çalışmalarında kullandıkları materyal ve yöntemlerin etik kurul izni ve/veya yasal-özel bir izin gerektirmediğini beyan ederler.

#### **YAZARLARIN KATKILARI** (AUTHORS' CONTRIBUTIONS)

**Serhat Celil İLERİ:** Kodlama ve çalıştırma işlemlerini yapmış, görsel çıktıları oluşturmuş ve makalenin yazım işlemini gerçekleştirmiştir.

Performed the coding and execution processes, created the visual outputs, and completed the writing process of the article.

**Selçuk ASLAN:** Problemi ve çözüm yöntemlerini belirlemiş, sonuçları analiz etmiş ve makale yazımında danışmanlık yapmıştır.

Determined the problem and solution methods, analyzed the results and provided consultancy in writing the article.

**Sercan DEMİRCİ:** Problemi ve çözüm yöntemlerini belirlemiş, sonuçları analiz etmiş ve makale yazımında danışmanlık yapmıştır.

Determined the problem and solution methods, analyzed the results and provided consultancy in writing the article.

#### **ÇIKAR ÇATIŞMASI** (CONFLICT OF INTEREST)

Bu çalışmada herhangi bir çıkar çatışması yoktur.

There is no conflict of interest in this study.

#### **KAYNAKLAR** (REFERENCES)

- [1] C.-W. Tsai, C.-F. Lai, H.-C. Chao, and A. V. Vasilakos. Big data analytics: a survey. *Journal of Big data*, 2(1):21, 2015.
- [2] V. N. Gudivada, R. Baeza-Yates, and V. V. Raghavan. Big data: Promises and problems. *Computer*, 48(3):20–23, 2015.–
- [3] H. A. Abbass. Calibrating independent component analysis with laplacian reference for real-time eeg artifact removal. In *International Conference on Neural Information Processing*, pages 68–75, 2014.
- [4] S. Elsayed and R. Sarker. An adaptive configuration of differential evolution algorithms for big data. In *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. IEEE, pages 695–702, 2015.
- [5] S. Elsayed and R. Sarker. Differential evolution framework for big data optimization. *Memetic Computing*, 8(1):17–33, 2016.
- [6] M. A. El Majdoui, S. Bougrine, I. Rbough, and A. A. El Imrani. A fireworks algorithm for single objective big optimization of signals. In *2016 IEEE/ACS 13th International Conference of Computer Systems and Applications (AICCSA)*, pages 1–7. IEEE, 2016.
- [7] M. A. Meselhi, S. M. Elsayed, D. L. Essam, and R. A. Sarker. Fast differential evolution for big optimization. In *2017 11th International*

- Conference on Software, Knowledge, Information Management and Applications (SKIMA), pages 1–6. IEEE, 2017.
- [8] H. Wang, W. Wang, L. Cui, H. Sun, J. Zhao, Y. Wang, and Y. Xue. A hybrid multiobjective firefly algorithm for big data optimization. *Applied Soft Computing*, 69:806–815, 2018.
- [9] S. Aslan. An Artificial Bee Colony-Guided Approach for Electro-Encephalography Signal Decomposition-Based Big Data Optimization. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 19(02), 561-600, 2020.
- [10] Aslan, S., & Karaboga, D. (2020). A genetic Artificial Bee Colony algorithm for signal reconstruction based big data optimization. *Applied Soft Computing*, 88, 106053.
- [11] İleri, S. C. , Aslan, S. & Demirci, S. (2022). Büyük Veri Optimizasyonu için Kaynak-Bağlantılı Harmoni Arama Algoritmasının Performans Analizi . *Türkiye Bilişim Vakfı Bilgisayar Bilimleri ve Mühendisliği Dergisi*, 15 (2) , 151-160 . DOI: 10.54525/tbbmd.1090787.
- [12] Shi, B., Wang, Q., Yin, S., Yue, Z., Huai, Y., & Wang, J. (2021). A binary harmony search algorithm as channel selection method for motor imagery-based BCI. *Neurocomputing*, 443, 12-25. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.02.051>.
- [13] Nakra, A., Duhan, M. Deep neural network with harmony search based optimal feature selection of EEG signals for motor imagery classification. *Int. j. inf. tecnol.* 15, 611–625 (2023). <https://doi.org/10.1007/s41870-021-00857-x>.
- [14] S. K. Goh, H. A. Abbass, K. C. Tan, and A. Al Mamun. Artifact removal from eeg using a multi-objective independent component analysis model. In *International Conference on Neural Information Processing*, pages 570–577, 2014.
- [15] S. K. Goh, K. C. Tan, A. Al-Mamun, and H. A. Abbass. Evolutionary big optimization (bigopt) of signals. In *2015 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, pages 3332–3339. IEEE, 2015.
- [16] Geem, Z. W., Kim, J. H., & Loganathan, G. V. (2001). A new heuristic optimization algorithm: harmony search. *simulation*, 76(2), 60-68.
- [17] Dubey, M., Kumar, V., Kaur, M., & Dao, T. P. (2021). A systematic review on harmony search algorithm: theory, literature, and applications. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 1-22.
- [18] Qin, F., Zain, A. M., & Zhou, K. Q. (2022). Harmony search algorithm and related variants: A systematic review. *Swarm and Evolutionary Computation*, 101126.
- [19] Mahdavi, M., Fesanghary, M., & Damangir, E. (2007). An improved harmony search algorithm for solving optimization problems. *Applied mathematics and computation*, 188(2), 1567-1579.
- [20] Omran, M. G., & Mahdavi, M. (2008). Global-best harmony search. *Applied mathematics and computation*, 198(2), 643-656.
- [21] Cheng, Y. M., Li, L., Lansivaara, T., Chi, S. C., & Sun, Y. J. (2008). An improved harmony search minimization algorithm using different slip surface generation methods for slope stability analysis. *Engineering Optimization*, 40(2), 95-115.
- [22] Zou, D., Gao, L., Wu, J., Li, S., & Li, Y. (2010). A novel global harmony search algorithm for reliability problems. *Computers & Industrial Engineering*, 58(2), 307-316.
- [23] Ouyang, H. B., Gao, L. Q., Li, S., Kong, X. Y., Wang, Q., & Zou, D. X. (2017). Improved harmony search algorithm: LHS. *Applied Soft Computing*, 53, 133-167.
- [24] BigOpt. (2015). <http://www.husseinabbass.net/BigOpt.html>. (Erişim Tarihi:08 Ekim 2024)