

Geliştirilmiş Adaptif Sinüs Kosinüs Algoritması (ASKA)'nın Optimizasyon Problemlerinin Çözümünde Kullanılması

Erkan TANYILDIZI, Gökhan DEMİR

Fırat Üniversitesi Teknoloji Fakültesi Yazılım Mühendisliği Bölümü, Elazığ
etanyildizi@gmail.com

(Geliş/Received: 17.08.2017; Kabul/Accepted: 10.03.2018)

Özet

Bu çalışmada; optimizasyon problemlerinin çözümü için yeni bir popülasyon tabanlı optimizasyon algoritması olan Sinüs Kosinüs Algoritması (SKA)'nın geliştirilmiş yeni bir versiyonu verilmiştir. Matematiksel tabanlı olan SKA, sinüs ve kosinüs fonksiyonları kullanılarak oluşturulmuş matematiksel model ile arama uzayında içe veya dışa doğru hareket ederek arama uzayının keşfini ve sömürülmüşini garanti ederek en iyi çözümü bulmaya çalışır. SKA'nın performansını artırmak için tanımlı olan rast gele değişkenlerin algoritmadaki yeri ve katsayılarının değiştirilmesi ile evrimsel olarak daha uyumlu kılan bir özellik eklenmiştir. Geliştirilmiş yeni optimizasyon algoritması Adaptif Sinüs Kosinüs Algoritması (ASKA) olarak tanımlanır. ASKA'nın performansını değerlendirmek için literatürde yaygın olarak kullanılan kısıtsız kalite testi fonksiyonları üzerinde testler yapılmıştır. Ayrıca kısıtlı problemler üzerindeki etkinliği test etmek için mühendislik tasarım problemlerinden biri olan basınçlı kap probleminin çözümünde kullanılmıştır. Wilcoxon işaretli sıralar testi yapılarak ASKA'nın karşılaştırılan diğer metasezgisel algoritmalarla göre performansı incelenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Adaptif Sintüs Kosinüs Algoritması, Optimizasyon, Metasezgisel Algoritmalar.

The Use of Improved Adaptive Sine Cosine Algorithm (ASKA) in the Solution of Optimization Problems

Abstract

In this study; a new version of the Sinus Cosine Algorithm (SKA), a new population-based optimization algorithm for solving optimization problems, is presented. SKA, mathematically based, tries to find the best solution by guaranteeing exploration and exploitation of search space by moving inward or outward in search space with a mathematical model created using sine and cosine functions. A feature that is evolutionarily more compatible with the location and coefficients of the random variables defined in the algorithm to improve the performance of the SKA is added. The new optimized optimization algorithm is called the Adaptive Sine Cosine Algorithm (ASKA). Unrestricted quality testing functions commonly used in the literature have been tested to evaluate the performance of ASKA. It was also used to solve the problem of the pressure vessel, one of the engineering design problems, to test the efficiency on constrained problems. Wilcoxon signed rank tests were performed to evaluate the performance of ASKA relative to other comparative meta-static algorithms.

Keywords: Adaptive Sine Cosine Algorithm, Optimization, Metaheuristic Algorithms.

1. Giriş

Metasezgisel algoritmalar, gerçek yöntemlerin makul bir hesaplama süresi içinde optimum çözüme erişemeyeceği, özellikle de çok sayıda yerel minimum ile çevrelenen global minimum bulunduğuunda, gerçek hayat problemlerine yakın optimal çözümler bulma potansiyellerini kanıtlamıştır. Bu nedenden ötürü metasezgisel algoritmalar, gerçek mühendislik problemlerinin global optimumunu bulması için oldukça sık kullanılmaktadır [2]. Gerçek dünya

mühendislik optimizasyonu problemlerinin çoğu çok karmaşıktır ve çözülmesi oldukça zordur.

Mevcut sayısal yöntemlerin basitlik, etkinlik ve doğruluk gibi dezavantajları, araştırmacıları, mühendislik optimizasyon problemlerini çözmek için doğadan veya farklı bilim dallarından ilham alan yöntemlere dayalı metasezgisel algoritmalarla güvenmeye teşvik etmektedir.

Mühendislik probleminde birden fazla lokal optimum varsa, başlangıç noktasının seçimi'ne bağlı olarak elde edilen en uygun çözüm global optimum olmayabilir [2]. Genel amaçlı sezgisel

yöntemlerin yaygın olarak kullanılmamasındaki başlıca nedenler, lokal optimumdan kaçınma, kod basitliği, gerçeklenebilirlik, esneklik, sağınlık, basitlik, analiz edilebilirlik, ve türetilebilmedir [3].

Metasezgisel algoritmalar, genellikle doğal fenomeni taklit eden kuralları ve rasgeleliği birleştirerek en doğru çözümü bulmaya çalışırlar [4]. Metasezgisel algoritmaların bir diğer avantajı ise, probleme bağımlı olmamasıdır. Bu yüzden kısıtlı veya kısıtsız her türlü problemleri çözmek için kullanılabilen genel amaçlı yöntemlerdir. Buna karşılık sonuçların doğruluğundan minimum hata değeri kadar taviz verilebilir [5]. Genel amaçlı metasezgisel yöntemler genellikle doğadan ilham alınarak gerçekleştirılmıştır. Ayrıca farklı bilim dallarından veya bu bilim dallarının birleşiminden ilham alınarak gerçekleştirilmiş olan biyoloji, fizik, kimya, matematik ve sosyal tabanlı yöntemler mevcuttur. Doğadan ilham alan algoritmaların büyük bölümü biyoloji tabanlıdır. Biyolojik sistemin, doğal seçim süreci, biyolojik canlıların coğrafik dağılımı, yayılım, istila ve insanların yaratıcı bir şekilde problem çözme süreci, sürü zekâsına bağlı olarak besin arama,avlama,göç ve üreme gibi bazı başarılı özelliklerinden ilham almaktadır. Fizik ve kimya biliminden ilham alınarak geliştirilen algoritmalar, elektrik yükleri, kara delik olgusu, yerçekimi, nehir sistemleri, mükemmel armoni vb. içeren belli fiziksel ve kimyasal kanunları taklit etmişlerdir. Matematik tabanlı metasezgisel yöntemler, matematiksel programlama tekniklerinin kullanılmasıyla geliştirilen sezgisel algoritmalarıdır. Sosyal tabanlı metasezgisel algoritmalar ise insanların sosyal ve rekabetçi davranışlarından ilham alınarak geliştirilmelerdir [1,6].

Literatüre kazandırılmış çok başarılı algoritmalar ve teknikler geliştirilmiş olsa da; bilimsel alanda sürekli iyileşme ve daima daha iyi arama felsefesi altında yeni tekniklerin tasarlanması, geliştirilmesi ve uygulanması önemli bir görevdir. Bu amaç doğrultusunda bu çalışmada kapsamında SKA [7] üzerinde iyileştirmeler yapılarak Adaptif Sinüs Kosinüs Algoritması (ASKA) önerilmektedir. Önerilen algoritmanın başarısını test etmek için literatürde yaygın olarak kullanılan kısıtsız yirmi üç kıyaslama fonksiyona ve kısıtlı olan

mühendislik problemlerinden basınçlı kap problemine uygulanmıştır. Ayrıca önerilen algoritmadan elde edilen sonuçlar literatürdeki bazı optimizasyon algoritmaları ile karşılaştırılmıştır.

2. Adaptif Sinüs Kosinüs Algoritması (SKA)

Sinüs Kosinüs Algoritması'nda her arama ajanının her boyutu için r_2 , r_3 ve r_4 parametrelerinin rastgele olarak yeniden belirlenmesi hedefe ulaşmada sapmalara neden olmaktadır [7]. Ayrıca her boyut bu parametrelerin yeniden belirlenmesi problemlerin çözümünde geçen süreyi artırmaktadır. Bu nedenle önerilen yeni yöntemde r_2 , r_3 ve r_4 parametrelerinin her arama ajanı için belirlenip tüm boyutları için sabit tutularak hem hedeften sapmaların azaltılması hem de performansta iyileştirmelerin sağlanması gerçekleştirilmiştir.

Şekil 1'de sözde kodu verilen SKA üzerinde iyileştirmeler yapılarak geliştirilen Adaptif Sinüs Kosinüs Algoritması (ASKA)'nın sözde kodu Şekil 3'de gösterilmektedir.

```

1. Başlangıç popülasyonunu her boyut için arama
ajanı sayısını kadar düzgün dağılıma bağlı olarak
rastgele oluştur
2. Arama ajanlarının uygunluğunu hesapla
3. En iyi arama ajanını bul ve hedef değer olarak
ata
4. while maksimum iterasyon sayısı
5.   t = 2, c = 2
6.   r1 = c - t * (c / Maksimum iterasyon)
7.   for arama ajanı sayısı
8.     for boyut sayısı
9.       r2 ← 2π * rand, r3 ← 2 * rand, r4 ← rand
10.      if r4 < 0
11.        X(i, j) ← X(i, j) + (r1 * sin(r2) * |r3 * P(j) - X(i, j)|)
12.      else
13.        X(i, j) ← X(i, j) + (r1 * sin(r2) * |r3 * P(j) - X(i, j)|)
14.      end if
15.    end for
16.  end for
17. En iyi çözümü (arama ajanı) bul ve P(j)'ye hedef
değer olarak ata
18. end while
19. return en iyi çözüm kümesi ve elde edilen global
optimum sonuç

```

Şekil 1. Sinüs Kosinüs Algoritması sözde kodu

SKA'da keşif ve sömürü için önerilen pozisyon güncelleme denklemleri Denklem 1'de,

pozisyon üzerindeki etkileri ise Şekil 2 de verilmiştir.

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^t + r_1 \times \sin(r_2) \times |r_3 P_i^t - X_i^t|, & r_4 < 0.5 \\ x_i^t + r_1 \times \cos(r_2) \times |r_3 P_i^t - X_i^t|, & r_4 \geq 0.5 \end{cases} \quad (1)$$

x_i^t : i . boyutun t . iterasyonundaki güncel çözümü.

r_1, r_2, r_3 : Rastgele sayılar.

$r_4 : [0, 1]$ aralığında rastgele bir sayıdır.

P_i : i . boyuttaki hedef noktanın pozisyonu.

$\|$: Mutlak değer.

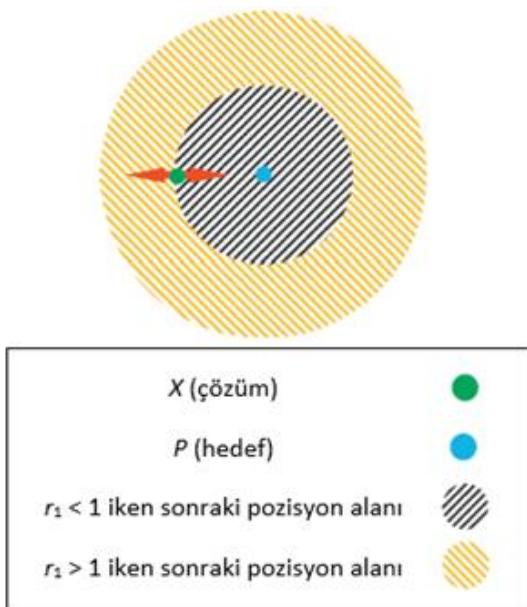
Yukarıdaki denklemlerde görüleceği üzere SKA'da; r_1, r_2, r_3, r_4 olmak üzere 4 ana parametre kullanılır.

r_1 : Bir sonraki pozisyon bölgesini (veya hareket yönü) belirler.

r_2 : Hedefe ulaşmak için, içe doğru ya da dışa doğru ne kadar hareket edileceğini belirler.

r_3 : Stokastik ağırlığı rastgele belirler. $r_3 > 1$ olması stokastikliğin önemli olduğunu, $r_3 < 1$ olması ise stokastikliğin daha az etkili olduğunu belirtir.

r_4 : Denklemdeki sinüs ve kosinüs bileşenleri arasındaki geçişini sağlar.



Şekil 2. Denklem 1 ve Denklem 2'deki sinüs ve kosinüsün bir sonraki pozisyon üzerindeki etkileri [7]

```

1. Başlangıç popülasyonunu her boyut için arama
ajanı sayısı kadar düzgün dağılıma bağlı olarak
rastgele oluştur
2. Arama ajanlarının uygunluğunu hesapla
3. En iyi arama ajanını bul ve hedef değer olarak ata
4. while maksimum iterasyon sayısı
5. t = 2, c = 2
6. r1 = c - t* (c / Maksimum iterasyon)
7. for arama ajanı sayısı
8.   r2 ← 2π * rand, r3 ← 2 * rand, r4 ← rand
9.   for boyut sayısı
10.    if r4 < 0
11.      X(i, j) ← X(i, j) + (r1 * sin(r2) * |r3 * P(j) - X(i, j)|)
12.    else
13.      X(i, j) ← X(i, j) + (r1 * sin(r2) * |r3 * P(j) - X(i, j)|)
14.    end if
15.  end for
16. end for
17. En iyi çözümü (arama ajanı) bul ve P(j)'ye hedef
değer olarak ata
18. end while
19. return en iyi çözüm kümesi ve elde edilen global
optimum sonuç

```

Şekil 3. Adaptif Sinüs Kosinüs Algoritması sözde kodu

3. Deney ve Sonuçlar

ASKA, iyi bilinen sürü tabanlı algoritmaların Parçacık Sürü Optimizasyonu[8] (PSO), Karınca Koloni Optimizasyon (KKO)[9] Algoritması ve güncel algoritmalar Balina Optimizasyon Algoritması (BOA)[10], Yerçekimi Arama Algoritması (YAA)[11], Sinüs Kosinüs Algoritması (SKA)[7] olmak üzere 5 metasezgisel algoritma ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırılan algoritmaların kullanılan parametreler şu şekildedir:

1. PSO: Atalet ağırlığı = 1, Atalet ağırlığı sönüm oranı = 0.99, Kişisel öğrenme katsayıısı = 1.5, Küresel öğrenme katsayıısı = 2.0
2. KKO: Örnek boyutu = 40, Yoğunlaşma faktörü = 0.5, Sapma - uzaklık oranı = 1
3. BOA: b = 1
4. YAA: R_norm = 2, R_gücü = 1, Elitist kontrolü = 1
5. SKA: t = 2, c = 2

Algoritmaların popülasyon büyülüüğü 30 ve iterasyon sayıları 1000 olarak kabul edilmiştir. Boyutları fonksiyon tanımlarında Vno olarak belirtilen her kalite testi fonksiyonu için algoritmalar 30 kez çalıştırılmıştır. Tablo 1'de gösterilen F1 - F7 arasındaki fonksiyonlar tek modlu fonksiyonlardır ve bir tek global optimuma sahiptirler. Bu fonksiyonlar arama

algoritmalarının yakınsama oranını test etmek için tasarlanmıştır. Birden fazla lokal minimuma sahip olan ve bundan dolayı optimize edilmesi oldukça zor olan F8 – F13 arasındaki çok modlu fonksiyonlar Tablo 2'de gösterilmiştir. Çok modlu fonksiyonlarda problem boyutu sayısı arttıkça yerel optimum sayısı da artmaktadır. Bu nedenle bu tür test problemleri optimizasyon algoritmalarının arama kapasitelerini değerlendirmede oldukça önemlidir. Tablo 3'te gösterilen F14 – F23 arasındaki sabit boyutlu çok modlu fonksiyonların çok modlu fonksiyonlardan tek farkı boyutlarının düşük sayıda olmasından

dolayı az sayıda yerel minimum içermeleridir. Tablo 1 – 3 te verilen yirmi üç kıyaslama fonksiyonlarına ait sonuçlar sırasıyla Tablo 4-6 da verilmiştir. Tablolarda verilen kısaltmalar;

F: fonksiyon adını,

I: istatistik sonuçları

ort: 30 çalıştırmadaki ortalama çözüm,

sd: 30 çalıştırmadaki standart sapmayı,

en iyi: 30 çalıştırmadaki en iyi çözümü,

en kötü: 30 çalıştırmadaki en kötü çözümü,

süre: saniye cinsinden ortalama çalışma süresini, ifade etmektedir.

Tablo 1. Tek modlu kalite testi fonksiyonlarının tanımı

Fonksiyon	Formülasyon	V _{no}	Aralık	F _{min}
Hyper Sphere	$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	[-100, 100]	0
MultiModal	$F_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	30	[-10, 10]	0
Schwefel (02)	$F_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	[-100, 100]	0
Schwefel (21)	$F_4(x) = \max\{ x_i , 1 \leq i \leq n\}$	30	[-100, 100]	0
Rosenbrock	$F_5(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	30	[-30, 30]	0
Step	$F_6(x) = \sum_{i=1}^n ([x_i + 0.5])^2$	30	[-100, 100]	0
Quartic	$F_7(x) = \sum_{i=1}^n i x_i^4 + \text{random}[0,1]$	30	[-1.28, 1.28]	0

Tablo 2. Çok modlu kalite testi fonksiyonlarının tanımı

Fonksiyon	Formülasyon	V _{no}	Aralık	F _{min}
Schwefel (26)	$F_8(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	30	[-500, 500]	-418.9829 x 5
Rastrigin	$F_9(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	30	[-5.12, 5.12]	0
Ackley	$F_{10}(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	30	[-32, 32]	0
Griwank	$F_{11}(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{i}\right) + 1$	30	[-600, 600]	0
Penalty(01)	$F_{12}(x) = \frac{\pi}{n} \{10 \sin(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{n-1} (y_i - 1)^2 [1 + 10 \sin^2(\pi y_{i+1})] + (y_n - 1)^2 + \sum_{i=1}^n u(x_i, 10, 100, 4)\}$	30	[-50, 50]	0
	$y_i = 1 + \frac{x_i + 1}{4} u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m & x_i > a \\ 0 - a < x_i < a \\ k(-x_i - a)^m & x_i < -a \end{cases}$			
Penalty(02)	$F_{13}(x) = 0.1 \{ \sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^n (x_i - 1)^2 [1 + \sin^2(3\pi x_i + 1)] + (x_n - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi x_n)] \} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 5, 100, 4)$	30	[-50, 50]	0

Tablo 3. Sabit boyutlu çok modlu kalite testi fonksiyonlarının tanımları

Fonksiyon	Formülasyon	V_{no}	Aralık	F_{min}
De Jong (5)	$F_{14}(x) = \left(\frac{1}{500} + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^5} \right)^{-1}$	2	[-65, 65]	1
Kowalik	$F_{15}(x) = \sum_{i=1}^{11} [a_i - \frac{x_1(b_i^2 + b_i x_2)}{b_i^2 + b_i x_3 + x_4}]^2$	4	[-5, 5]	0.00030
Six Hump Camel Back	$F_{16}(x) = 4x_1^2 - 2.1x_1^4 + \frac{1}{3}x_1^6 + x_1 x_2 - 4x_2^2 + 4x_2^4$	2	[-5, 5]	-1.0316
Branin (01)	$F_{17}(x) = (x_2 - \frac{5.1}{4\pi^2}x_1^2 - 6)^2 + 10 \left(1 - \frac{1}{8\pi} \right) \cos x_1 + 10$	2	[-5, 5]	0.398
Goldstein & Price I	$F_{18}(x) = [1 + (x_1 + x_2 + 1)^2(19 - 14x_1 + 3x_1^2 - 14x_2 + 6x_1 x_2 + 3x_2^2)] \times [30 + (2x_1 - 3x_2)^2 \times (18 - 32x_1 + 12x_1^2 + 48x_2 - 36x_1 x_2 + 27x_2^2)]$	2	[-2, 2]	3
Hartmann (H3,4)	$F_{19}(x) = -\sum_{i=1}^4 c_i \exp(-\sum_{j=1}^3 a_{ij} (x_j - p_{ij})^2)$	3	[1, 3]	-3.86
Hartmann (H6,4)	$F_{20}(x) = -\sum_{i=1}^4 c_i \exp(-\sum_{j=1}^6 a_{ij} (x_j - p_{ij})^2)$	6	[0, 1]	-3.32
Shekel (m=5)	$F_{21}(x) = -\sum_{i=1}^5 [(X - a_i)(X - a_i)^T + c_i]^{-1}$	4	[0, 10]	-10.1532
Shekel (m=7)	$F_{22}(x) = -\sum_{i=1}^7 [(X - a_i)(X - a_i)^T + c_i]^{-1}$	4	[0, 10]	-10.4028
Shekel (m=10)	$F_{23}(x) = -\sum_{i=1}^5 [(X - a_i)(X - a_i)^T + c_i]^{-1}$	4	[0, 10]	-10.5363

Tablo 4. Tek modlu kalite testi fonksiyonları sonuçları

F	\bar{I}	ASKA	PSO	SKA	BOA	KKO	YAA
F1	ort	4.1321e-137	6.5085e-16	0.0310	1.4109e-154	1.2766	1.0976e-16
	sd	2.2632e-136	1.1800e-15	0.0866	7.0872e-154	0.8429	3.5117e-17
	en iyi	2.5945e-179	1.0232e-17	2.4792e-06	3.3634e-166	0.4405	6.6897e-17
	en kötü	1.2396e-135	5.4858e-15	0.3945	3.8875e-153	4.4251	2.1405e-16
F2	süre	1.01338	8.3309	1.2570	4.2849	43.7911	12.0372
	ort	1.3305e-70	2.1071e-05	2.1026e-05	5.0254e-102	3.6260e+03	5.2733e-08
	sd	4.3038e-70	1.0554e-04	4.3726e-05	1.9523e-101	1.9618e+04	1.6126e-08
	en iyi	8.3720e-84	6.9921e-10	2.9768e-09	1.4491e-114	1.1190	2.7875e-08
F3	en kötü	2.1926e-69	5.7914e-04	2.1087e-04	9.2622e-101	1.0750e+05	1.0028e-07
	süre	1.12487	8.5741	1.3360	4.5383	46.1645	10.7295
	ort	2.3615e-71	7.6568	4.0282e+03	1.9940e+04	1.0596e+05	432.9601
	sd	1.2678e-70	5.5415	3.2698e+03	1.1221e+04	2.9680e+04	155.3030
F4	en iyi	9.8711e-120	1.0370	109.8140	3.6202e+03	4.7676e+04	217.7493
	en kötü	6.9476e-70	22.0031	1.4489e+04	4.3344e+04	1.6262e+05	780.2057
	süre	5.92186	17.1235	6.2230	9.6729	51.2220	14.0386
	ort	7.9899e-69	0.6941	19.9222	40.8308	78.1506	1.5515
F5	sd	4.3646e-68	0.3446	11.2356	32.4037	9.6495	1.5699
	en iyi	4.6344e-89	0.2272	1.5395	0.0519	42.8106	1.0044e-08
	en kötü	2.3908e-67	1.3777	42.7265	92.0102	92.1774	5.3571
	süre	1.42658	12.2517	1.6804	5.2079	39.2201	7.3923
F6	ort	0.0337	41.3337	1.0127e+03	27.2594	5.0124e+04	36.3915
	sd	0.0428	32.4499	2.8445e+03	0.6228	4.5712e+04	53.9666
	en iyi	1.0003e-04	2.3651	28.3801	26.5891	6.4021e+03	24.5371
	en kötü	0.1531	110.3879	1.2227e+04	28.7495	1.9159e+05	322.0843
F7	süre	1.55189	11.0633	1.7429	4.7569	38.6504	9.5483
	ort	0.0020	2.7841e-15	4.5788	0.1062	1.0898	0.2000
	sd	0.0029	8.7185e-15	0.5852	0.1165	0.5781	0.7611
	en iyi	8.5915e-06	1.7238e-17	3.8463	0.0094	0.4107	0
F7	en kötü	0.0120	4.7394e-14	6.7212	0.4399	3.1241	4.0000
	süre	1.52137	9.5745	1.8441	4.7322	36.7716	10.1557
	ort	7.1326e-05	0.0148	0.0421	0.0024	0.1854	0.0647
	sd	7.7696e-05	0.0059	0.0528	0.0023	0.0757	0.0254
F7	en iyi	2.2908e-07	0.0063	0.0047	5.6430e-05	0.0546	0.0094
	en kötü	3.9592e-04	0.0282	0.2775	0.0090	0.4039	0.1131
	süre	2.03204	8.5231	2.3571	6.2950	42.1256	10.7440

Tablo 4 de verilen tek modlu kalite testi fonksiyonlarına ait istatiksel sonuçları incelendiğinde ASKA'nın optimum sonuca karşılaştırılan diğer tüm algoritmalar (SKA, PSO, BOA, KKO, YAA) çok daha kısa sürede

yakınsadığı açıkça görülmektedir. ASKA, F1, F3, F5 ve F7 fonksiyonlarında en başarılı algoritma olmuştur. F2 fonksiyonunda BOA, F6 fonksiyonunda ise PSO en başarılı algoritmalar olmuştur.

Tablo 5. Çok modlu kalite testi fonksiyonları sonuçları

<i>F</i>	<i>I</i>	ASKA	PSO	SKA	BOA	KKO	YAA
F8	<i>ort</i>	-1.2569e+04	-6.3686e+03	-3.9367e+03	-1.1224e+04	-4.4590e+149	-2.4485e+03
	<i>sd</i>	0.0103	867.5216	258.2417	1.6018e+03	2.4407e+150	425.4308
	<i>en iyi</i>	-1.2569e+04	-8.0276e+03	-4.5524e+03	-1.2569e+04	-1.3368e+151	-3.5570e+03
	<i>en kötü</i>	-1.2569e+04	-4.3764e+03	-3.5344e+03	-7.8490e+03	-3.0059e+98	-1.7879e+03
F9	<i>süre</i>	1.74441	8.6910	2.0996	5.0582	40.6682	9.4981
	<i>ort</i>	0	44.7399	23.4859	0	252.9477	27.0629
	<i>sd</i>	0	13.7505	32.5145	0	18.7779	6.2785
	<i>en iyi</i>	0	23.8790	6.9014e-06	0	193.7615	17.9093
F10	<i>en kötü</i>	0	81.5864	168.7336	0	276.6462	41.7882
	<i>süre</i>	1.66793	9.8125	1.9521	4.8869	39.8226	13.6292
	<i>ort</i>	8.8818e-16	1.0915	12.6852	4.0856e-15	0.6876	7.8281e-09
	<i>sd</i>	0	0.7594	9.5190	2.3511e-15	0.3804	1.6719e-09
F11	<i>en iyi</i>	8.8818e-16	2.7719e-09	2.5556e-04	8.8818e-16	0.1548	5.7326e-09
	<i>en kötü</i>	8.8818e-16	2.3162	20.3227	7.9936e-15	1.7909	1.3408e-08
	<i>süre</i>	1.74515	10.4712	2.1039	5.0623	42.3656	15.1583
	<i>ort</i>	0	0.0240	0.3685	0.0050	0.9188	8.2013
F12	<i>sd</i>	0	0.0246	0.3339	0.0193	0.0798	3.2014
	<i>en iyi</i>	0	0	7.5275e-04	0	0.6492	2.6444
	<i>en kötü</i>	0	0.0860	0.9431	0.0875	1.0283	14.4065
	<i>süre</i>	1.90766	11.9485	2.2472	5.6325	41.3976	14.9480
F13	<i>ort</i>	5.5727e-05	0.2319	3.1533	0.0110	3.2754e+04	0.1608
	<i>sd</i>	1.0953e-04	0.5471	6.2240	0.0177	7.9615e+04	0.2849
	<i>en iyi</i>	4.6736e-08	1.0560e-18	0.3258	0.0012	18.9615	3.5333e-19
	<i>en kötü</i>	5.2938e-04	2.7038	33.4485	0.0956	3.2040e+05	1.4847
F14	<i>süre</i>	3.67295	16.8464	3.9721	4.5318	42.5764	15.5377
	<i>ort</i>	6.4582e-04	0.1020	18.5548	0.1962	8.1417e+04	0.0033
	<i>sd</i>	7.6868e-04	0.4602	65.8292	0.1581	1.1285e+05	0.0104
	<i>en iyi</i>	6.5958e-06	5.5146e-18	2.2029	0.0398	961.1513	4.1030e-18
F15	<i>en kötü</i>	0.0032	2.5085	365.0753	0.7707	3.9818e+05	0.0548
	<i>süre</i>	3.65425	11.5014	3.9894	7.6812	43.5993	13.4597

Tablo 5 deki çok modlu kalite testi fonksiyonlarına ait istatiksel sonuçlara göre, ASKA, F8-F13 fonksiyonlarının tamamında en iyi

sonucu veren algoritma olmuştur. F8, F9 ve F11 fonksiyonlarında ise optimum sonuçu elde etmiştir.

Tablo 6. Sabit boyutlu çok modlu kalite testi fonksiyonları sonuçları

<i>F</i>	<i>I</i>	ASKA	PSO	SKA	BOA	KKO	YAA
F14	<i>ort</i>	1.2626	4.4098	1.5275	2.7961	1.3235	3.4221
	<i>sd</i>	0.6860	2.9700	0.8922	3.2852	1.7829	2.6992
	<i>en iyi</i>	0.9980	0.9980	0.9980	0.9980	0.9980	0.9980
	<i>en kötü</i>	2.9821	11.7187	2.9821	10.7632	10.7632	13.8192
F15	<i>süre</i>	8.50384	20.2909	10.3350	10.0869	19.4695	17.3979
	<i>ort</i>	3.8053e-04	3.4190e-04	9.7180e-04	5.6780e-04	0.0011	0.0023
	<i>sd</i>	7.1784e-05	1.6780e-04	3.8543e-04	2.7009e-04	3.1570e-04	8.7184e-04
	<i>en iyi</i>	3.1178e-04	3.0749e-04	3.4077e-04	3.0836e-04	8.8731e-04	6.2116e-04
F16	<i>en kötü</i>	5.9624e-04	0.0012	0.0015	0.0015	0.0019	0.0052
	<i>süre</i>	1.63308	9.4237	1.9942	2.0983	8.7483	9.6892
	<i>ort</i>	-1.0316	-1.0316	-1.0316	-1.0316	-1.0316	-1.0316
	<i>sd</i>	2.1956e-05	6.7752e-16	2.5344e-05	1.6070e-10	6.7752e-16	4.8787e-16
F17	<i>en iyi</i>	-1.0316	-1.0316	-1.0316	-1.0316	-1.0316	-1.0316
	<i>en kötü</i>	-1.0315	-1.0316	-1.0315	-1.0316	-1.0316	-1.0316
	<i>süre</i>	1.19193	9.8322	1.3675	1.4481	5.5078	7.5780

Tablo 6. Sabit boyutlu çok modlu kalite testi fonksiyonları sonuçları (devam)

<i>F</i>	<i>I</i>	ASKA	PSO	SKA	BOA	KKO	YAA
F17	<i>ort</i>	0.3981	0.3979	0.3985	0.3979	0.3979	0.3979
	<i>sd</i>	4.8979e-04	0	6.0681e-04	3.9088e-06	0	0
	<i>en iyi</i>	0.3979	0.3979	0.3979	0.3979	0.3979	0.3979
	<i>en kötü</i>	0.3998	0.3979	0.4003	0.3979	0.3979	0.3979
F18	<i>süre</i>	0.7232	7.8293	1.2613	1.3837	5.69707	7.2001
	<i>ort</i>	3.0002	3.0000	3.0000	3.0000	3.0000	3.0000
	<i>sd</i>	2.3677e-04	1.7954e-15	3.2611e-05	9.2119e-05	1.3194e-15	3.1250e-15
	<i>en iyi</i>	3.0000	3.0000	3.0000	3.0000	3.0000	3.0000
	<i>en kötü</i>	3.0008	3.0000	3.0001	3.0005	3.0000	3.0000
F19	<i>süre</i>	0.76903	9.1013	1.3814	1.4617	5.8880	7.2429
	<i>ort</i>	-3.8146	-3.8370	-3.8551	-3.8609	-3.8628	-3.8628
	<i>sd</i>	0.0800	0.1411	0.0024	0.0022	2.7101e-15	2.2913e-15
	<i>en iyi</i>	-3.8627	-3.8628	-3.8618	-3.8628	-3.8628	-3.8628
	<i>en kötü</i>	-3.6144	-3.0898	-3.8519	-3.8549	-3.8628	-3.8628
F20	<i>Süre</i>	2.05760	10.1333	2.3266	2.4045	7.7821	9.2076
	<i>ort</i>	-2.9617	-3.2863	-2.8866	-3.2429	-3.2665	-3.3220
	<i>sd</i>	0.2679	0.0554	0.4145	0.1113	0.0603	1.4889e-15
	<i>en iyi</i>	-3.2900	-3.3220	-3.2333	-3.3219	-3.3220	-3.3220
	<i>en kötü</i>	-2.0038	-3.2031	-1.2291	-2.9868	-3.2031	-3.3220
F21	<i>süre</i>	2.09464	9.9590	1.8505	3.1532	11.7540	8.5954
	<i>ort</i>	-10.1516	-5.4786	-2.2850	-9.0471	-5.6870	-6.4134
	<i>sd</i>	0.0033	3.4558	1.8892	2.2807	3.7094	3.6846
	<i>en iyi</i>	-10.1532	-10.1532	-5.9900	-10.1530	-10.1532	-10.1532
	<i>en kötü</i>	-10.1375	-2.6305	-0.4965	-2.6303	-2.6829	-2.6305
F22	<i>süre</i>	2.30390	11.3522	2.6262	2.7609	11.0864	8.8242
	<i>ort</i>	-10.4017	-6.9147	-3.5487	-7.7342	-6.8594	-10.4029
	<i>sd</i>	0.0025	3.6103	1.6587	2.9214	2.5485	1.4378e-15
	<i>en iyi</i>	-10.4029	-10.4029	-5.2185	-10.4027	-10.4029	-10.4029
	<i>en kötü</i>	-10.3923	-2.7519	-0.9071	-3.7235	-5.0877	-10.4029
F23	<i>süre</i>	3.05327	11.5451	3.1160	3.1399	14.0219	9.9985
	<i>ort</i>	-10.5352	-5.9754	-4.0940	-8.5166	-7.2484	-10.2897
	<i>sd</i>	0.0029	3.6315	1.7448	2.9532	3.0040	1.3511
	<i>en iyi</i>	-10.5363	-10.5363	-7.9749	-10.5363	-10.5363	-10.5363
	<i>en kötü</i>	-10.5221	-2.4217	-0.9460	-2.4217	-2.4217	-3.1359
	<i>süre</i>	3.14048	12.0961	3.5207	3.8171	13.2174	11.2024

Tablo 6 daki sabit boyutlu çok modlu kıyaslama fonksiyonlarının istatiksel sonuçlar incelendiğinde, Kalite testi fonksiyonları sonuçları incelendiğinde F14, F16- F18, F21-F23 fonksiyonunda ASKA ve diğer optimizasyon tekniklerinden bazıları en iyi çözüm değerine bakıldığından optimum sonuca erişmeleridir. F19 fonksiyonunda sadece ASKA optimum sonuca erişirken, F15 ve F17 fonksiyonlarında optimum sonuca erişen optimizasyon teknikleri olmamıştır.

Sayısal optimizasyon problemlerinin çözümü için önerilen algoritmaların başarısını kıyaslamak için parametrik olmayan testlerden Wilcoxon işaretli sıralar testi uygulanmıştır [12].

İstatiksel anlamlılık değeri $\alpha = 0.05$ olmak üzere ASKA ile diğer metasezgisel algoritmalar arasında Wilcoxon işaretli sıralar testi yapılarak

istatiksel sonuçlar Tablo 7'de gösterilmiştir. Burada $p < 0.05$ olması durumu karşılaştırılan algoritmaların elde edilen sonuçlar arasında istatiksel açıdan anlamlı bir farkın olduğunu göstermektedir. Ayrıca R^+ ASKA'nın karşılaştırılan algoritma göre daha üstün sonuçlar elde ettiği rankların toplamını gösterirken, R^- ise karşılaştırılan algoritmanın ASKA'ya göre daha üstün sonuçlar elde ettiği rankların toplamını gösterir. K kazanma durumunu ifade eder.

Tablo 7'deki Wilcoxon işaretli sıralar testi sonuçlarına göre ASKA 23 kalite testi fonksiyonu üzerinden; SKA'ya karşı 21/2, PSO'ya karşı 16/7, BOA'ya karşı 16/7, KKO'ya karşı 16/7, YAA'ya karşı 14/9 üstün gelmektedir.

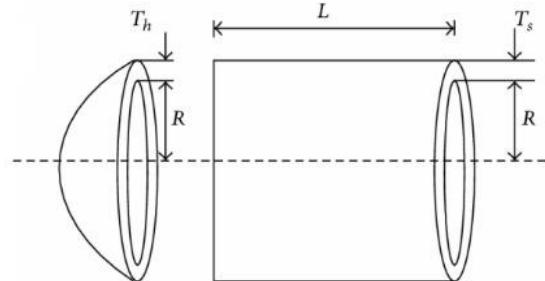
Tablo 7. Wilcoxon işaretli sıralar testi karşılaştırma sonuçları

F	SKA / ASKA				PSO / ASKA				BOA / ASKA				KKO / ASKA				YAA / ASKA			
	p - value	R ⁺	R ⁻	K	p-değeri	R ⁺	R ⁻	K	p - value	R ⁺	R ⁻	K	p - value	R ⁺	R ⁻	K	p - value	R ⁺	R ⁻	K
F1	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	2.23e-04	53	412	-	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+
F2	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	0	465	-	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+
F3	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+
F4	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+
F5	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+
F6	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	0	465	-	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	0.0028	87	378	-
F7	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.92e-06	464	1	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+
F8	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	0	465	-	1.73e-06	465	0	+
F9	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	1	0	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+
F10	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.33e-05	253	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+
F11	1.73e-06	465	0	+	2.56e-06	435	0	+	0.5000	3	0	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+
F12	1.73e-06	465	0	+	0.6435	255	210	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	0.0166	349	116	+
F13	1.73e-06	465	0	+	0.3820	275	190	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+	0.0571	140	325	-
F14	0.0020	383	82	+	1.13e-05	446	19	+	0.4405	270	195	+	3.11e-05	30	435	-	1.64e-05	442	23	+
F15	1.73e-06	465	0	+	1.60e-04	49	416	-	4.90e-04	402	63	+	1.73e-06	465	0	+	1.73e-06	465	0	+
F16	0.7189	250	215	+	1.73e-06	0	465	-	1.73e-06	0	465	-	1.73e-06	0	465	-	1.73e-06	0	465	-
F17	5.71e-04	400	65	+	1.73e-06	0	465	-	6.33e-06	13	452	-	1.73e-06	0	465	-	1.73e-06	0	465	-
F18	0.0064	100	365	-	1.73e-06	0	465	-	0.0024	85	308	-	1.73e-06	0	465	-	1.73e-06	0	465	-
F19	0.4165	193	272	-	3.11e-05	30	435	-	6.16e-04	66	399	-	1.73e-06	0	465	-	1.73e-06	0	465	-
F20	0.6733	253	212	+	1.73e-06	0	465	-	1.02e-05	18	447	-	2.60e-06	4	461	-	1.73e-06	0	465	-
F21	1.73e-06	465	0	+	2.61e-04	410	55	+	0.0024	380	85	+	0.0015	387	78	+	0.0087	360	105	+
F22	1.73e-06	465	0	+	0.0207	345	120	+	2.37e-05	438	27	+	2.61e-04	410	55	+	1.73e-06	0	465	-
F23	1.73e-06	465	0	+	6.15e-04	399	66	+	1.63e-05	442	23	+	0.0036	374	91	+	3.12e-05	30	435	-

Önerilen yeni adaptif algoritma, mühendislik tasarım problemlerinden biri olan basınçlı kap probleminin çözümünde kullanılarak algoritmanın kısıtlı problemler üzerindeki etkinliği test edilmiştir. ASKA ve karşılaştırılan diğer algoritmalar (PSO, SKA, BOA, KKO, YAA) basınçlı kap problemi üzerinde test edilirken popülasyon sayısı 200, iterasyon sayısı 10000 olarak belirlenmiştir ve algoritmalar 30 kez çalıştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar Tablo 8'de, Wilcoxon sıra toplam testi istatistiksel sonuçları Tablo 9'da gösterilmektedir.

Şekil 4'te gösterildiği gibi silindirik bir kabın her iki ucu yarı küresel başlıklarla kapalıdır. Burada amaç; malzeme, şekillendirme ve kaynak maliyeti olmak üzere toplam maliyeti en aza indirmektir. Bu problemde dört tasarım değişkeni vardır: T_s (kabuk kalınlığı, x_1), T_h (başın kalınlığı, x_2), R (iç yarıçap, x_3) ve L (kabin silindirik bölümünün başlık haricindeki uzunluğu, x_4) [13].

Bu problem 4 kısıttan oluşur. Bu kısıtlar ve problem Denklem 2'de gösterilmektedir.



Şekil 4. Basınçlı kap problemi

$$\begin{aligned}
 \min f(\vec{x}) &= 0.6224x_1x_3x_4 + 1.7781x_2x_3^2 + \\
 &3.1661x_1^2x_4 + 19.84x_1^2x_3 \\
 \text{s.t. } g_1(\vec{x}) &= -x_1 + 0.0193x_3 \leq 0 \\
 g_2(\vec{x}) &= -x_2 + 0.00954x_3 \leq 0 \\
 g_3(\vec{x}) &= -\pi x_3^2x_4 - \frac{4}{3}\pi x_3^3 + 1.296000 \leq 0 \\
 g_4(\vec{x}) &= x_4 - 240 \leq 0
 \end{aligned} \tag{2}$$

Değişken aralığı $0 \leq x_1 \leq 99$,
 $0 \leq x_2 \leq 99$,
 $10 \leq x_3 \leq 200$,
 $10 \leq x_4 \leq 200$

Tablo 8. Basınçlı kap problemi karşılaştırma sonuçları

Algoritma	Optimum değişkenler			Optimum Maliyet	Süre
	T_s	T_h	R		
ASKA	0.778566726025	0.387863076807	40.322074399104	200	5897.91316
PSO	0.828797029813	0.409674804493	42.942851305476	166.44667183143	5977.62589
SKA	0.780408762923	0.386271554329	40.406252027563	200	5920.53556
BOA	0.778189825887	0.390165645138	40.319639981412	199.99970408291	5901.42948
KKO	0.921103032395	0.455301706112	47.725545735306	117.48048122090	6177.27956
YAA	0.896775543832	0.443276615916	46.465054100846	129.12087575297	6120.54193
					2907.64910

Tablo 9. Basınçlı kap problemi Wilcoxon sıra toplam testi karşılaştırma sonuçları

	PSO / ASKA	SKA / ASKA	BOA / ASKA	KKO / ASKA	YAA / ASKA
p - değeri	0.0056	8.5641e-04	0.3555	0.0020	0.0083

ASKA basınçlı kap problemini **59.53190** saniyede çözerek problemin minimum maliyetini **5897.91316** olarak bulması yapılan iyileştirmenin gücünü kanıtlamaktadır. Çalışma zamanı ve minimum maliyeti bulma açısından ASKA basınçlı kap probleminin çözümünde karşılaştırılan algoritmalar arasında en iyi sonucu vermektedir. Tablo 9'da verilen Wilcoxon sıra toplamı testi karşılaştırma sonuçlarına göre de ASKA'nın rakiplerine karşı üstün geldiği açıkça görülmektedir.

4. Sonuç

Bu çalışmada, SKA üzerinde iyileştirmeler yapılarak geliştirilen Adaptif Sinüs Kosinüs Algoritması (ASKA) 23 kalite testi fonksiyonu ve mühendislik tasarım problemlerinden biri olan basınçlı kap probleminin çözümünde test edilmiştir. Ayrıca stokastik yöntemlerin performansının daha güvenilir bir şekilde belirlenmesini sağlayan istatistiksel testlerden Wilcoxon sıra toplamı testi kullanılarak algoritmaların elde edilen sonuçlar istatistiksel olarak karşılaştırılmıştır. Test sonuçlarından önerilen yeni algoritmanın SKA'ya ve karşılaştırılan diğer algoritmalarla göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. Wilcoxon sıra toplamı testi sonuçları da ASKA'nın diğer algoritmalarla karşı üstünlüğünü kanıtlamaktadır.

5. Kaynaklar

1. Tanyildizi, E. and Demir, G. (2017). "Golden Sine Algorithm: A Novel Math-Inspired Algorithm", *Advances in Electrical and Computer Engineering*, **17(2)**:71-78.

2. H. Eskandar, A. Sadollah, A. Bahreininejad and M. Hamdi, (2012). "M. Water cycle algorithm—a novel metaheuristic optimization method for solving constrained engineering optimization problems", *Computers & Structures*, **110-111**:151-166.
3. Mirjalili, S., Mirjalili, S.M., Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer, *Adv Eng Softw*, **69**, 46-61.
4. K. S. Lee, Z. W. Geem, (2005). "A new metaheuristic algorithm for continuous engineering optimization: harmony search theory and practice", *Comput. Methods Appl. Mech. Engrg.*, **194**:3902–3933,
5. A. Prakasam, N. Savarimuthu, (2015). "Metaheuristic Algorithms and Polynomial Turing Reductions: A Case Study Based on Ant Colony Optimization", *Procedia Computer Science*, vol.46, pp. 388 – 395,
6. I. Fister Jr., X. S. Yang, D. Fister, I. Fister, (2013). "A brief review of nature-inspired algorithms for optimization", *Elektrotehniski Vestnik*, **80(3)**: 1-7,
7. Mirjalili, S. (2016). SCA: A sine cosine algorithm for solving optimization problems. *Knowledge-Based Systems*, **96**, 120-133.
8. Kennedy, J., Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization in neural networks, *IEEE International Conference*, **4**, 1942–1948.
9. Dorigo, M. (1992). Optimization, learning and natural algorithms. Ph. D. Thesis, Politecnico di Milano, Italy.
10. Mirjalili, S., Mirjalili, S.M. (2016). The whale optimization algorithm, *Adv Eng Softw*, **95**, 51-67.
11. Rashedi, E., Pour H.N., Saryazdi, S. (2009). GSA: a gravitational search algorithm, *Information sciences*, **179**(13), 2232-2248.

12. Derrac, J., García, S., Molina, D., Herrera, F., (2011). A practical tutorial on the use of non-parametric statistical tests as a methodology for comparing evolutionary and swarm intelligence algorithms, *Swarm Evol. Comput.* **1**:3–18.
13. Nasseri, S.H., Alizadeh, Z., Taleshian, F., (2012). Optimized solution of pressure vessel design using geometric programming. *The Journal of Mathematics and Computer Science.* **4(3)**:344 – 349.