

Betül S. Yıldız\* 

Bursa Uludağ Üniversitesi  
Makine Mühendisliği Bölümü  
Bursa

# Yeni Bir Hibrid Metasezgisel Algoritma İle Drone Kolunun Yapısal Optimizasyonu

*Bu araştırmada, insansız hava taşıtlarından bir drone'a ait taşıyıcı kolu optimize etmek için yeni bir hibrit INFO-benzetimli tavlama algoritması (HINFO-BT) geliştirilmiş ve yeni geliştirilen yöntem şekil optimizasyonunda kullanılmıştır. Tasarımın ana amacı, stres kısıtlamalarını ihlal etmeden drone kolunun topoloji ve şekil optimizasyonu ile parça ağırlığı minimize etmektir. Şekil optimizasyonunda amaç ve kısıt fonksiyonlarının denklemlerini elde etmek için hem Latin hiperküp örnekleme metodolojisi hem de kriging meta-modelleme yaklaşımı kullanılmıştır. Optimal tasarım, tüm problem kısıtlarını karşılamakta ve drone kolunun başlangıç tasarımına göre ağırlığı %24.8 azalmıştır. Bu sonuçlar şekil optimizasyonu için önerilen yöntemin üstünlüğünü göstermektedir.*

*Anahtar Kelimeler: INFO Algoritması, Kriging, Tasarım, Drone Kolu, Şekil Optimizasyonu*

## Makale Bilgisi:

Araştırma Makalesi

Gönderilme: 25 Mayıs 2023

Kabul: 15 Ağustos 2023

\*Sorumlu Yazar: Betül Yıldız

Email: betulyildiz@uludag.edu.tr

DOI: <https://doi.org/10.56193/matim.1302774>

*Atıf şekli/How to cite: Yıldız B. S., Yeni Bir Hibrit Metasezgisel Algoritma ile Drone Kolunun Yapısal Optimizasyonu. Makina Tasarım ve İmalat Dergisi, 2023; 21(2): 74-80.*

## GİRİŞ

İnsansız hava araçları (İHA) askeri ve sivil amaçlar için son yıllarda yaygın şekilde kullanılmaya başlanan hava araçlarıdır. İHA'ların yaygınlaştığı havacılık endüstrisinde, çevre dostu ve maliyet-etkin çözümlere olan ihtiyacı karşılamak için düşük maliyetli ve hafif insansız hava aracı parçalarına olan talep artmaktadır. Havacılık bileşenleri, bölgesel deformasyonlara neden olabilen öngörülemeyen yükler altındadır, bu nedenle havacılık bileşenlerinin tasarım kriterleri belirlenirken istenen özelliklerin belirlenmesi önemlidir.

Drone kolları, havacılık yapılarının kritik bileşenlerinden bir destek bileşeni olarak önemli bir rol oynar. Bir drone kolunun zayıf performansı, tahmin edilemeyen işlevsel sorunlara neden olabilir. Bu nedenle, drone tasarımında drone kollarının yapısal optimizasyonu, en büyük endişelerden biri haline gelmiştir.

Son zamanlarda, drone bileşenlerini hızlı bir şekilde tasarlamak için yapısal optimizasyon yöntemlerine yönelik yazılım araçlarının kullanımı büyük ilgi görmüştür. Uçuş süresi ve izin verilen faydalı yük, önemli bir faktör olarak kabul edilen İHA yapısının ağırlığına bağlı olduğundan ağırlık

azaltma çalışmaları İHA tasarımında çok önemlidir. Topoloji optimizasyonu, bir yapı için optimize edilmiş bir geometri ve malzeme dağılımı oluşturmak için yaygın olarak kullanılan bir yapısal optimizasyon yaklaşımıdır. Bu yaklaşım, optimal bir tasarım ve malzeme dağılımı sağlar ve tasarımcılara optimal malzeme dağılımı avantajıyla ürün geliştirme sürecine önceden başlama imkanı sunar.

Örneğin, Yap vd. [1] çalışmasında, ultra hafif mikro-İHA'ların tasarlanması ve üretilmesi için bu topoloji optimizasyonu yöntemi kullanılmıştır. Ayrıca bu çalışmada seçici lazer sinterleme (SLS) kullanılarak üretilen Naylon 12'nin (PA12) malzeme özellikleri, mekanik testler ve ultrasonik araçlarla doğru bir şekilde karakterize edilerek bu özelliklerin, 3 nokta ve 4 nokta eğilme testlerinin mekanik tepkisi ile ilgili sonlu eleman simülasyonunun karşılaştırılmasıyla doğrulanmıştır. Çalışmada eklemeli imalat ile topoloji optimizasyonunun mikro-İHA'ların tasarımı ve hızlı prototipleme için güvenli ve güvenilir bir şekilde kullanılabileceği ortaya konulmuştur.

Rayed vd. [2] çalışmasında, bir İHA modelinin statik yapısal davranışı, toplam yerdeğiştirmeler ve von-mises gerilmeleri sonlu elemanlar yaklaşımı ile incelenmiştir. Eklemeli imalat ile üretilen İHA yapısının FEA analizi için

Poli Laktik Asit (PLA), Akrilonitril Bütadien Stiren (ABS) ve Poliamid (PA) olmak üzere üç farklı polimer malzeme seçilmiştir. Sonlu elemanlar analizlerinde sırasıyla pervane muhafazalarında ve yapının tabanında maksimum deformasyon ve maksimum stresin elde edildiğini gösterilmiştir. Araştırma, üç malzemenin de deformasyon ve stresle ilgili ayrıntılarını karşılaştırdıktan sonra, PLA'nın için en iyi malzeme olduğunu da ortaya koyuyor. Ayrıca, topoloji optimizasyon mekanik mukavemetten ödün vermeden kütleli azaltmak ve stresi en aza indirmek için İHA yapısında uygulanmıştır. Optimize edilmiş İHA yapısının titreşim ve yorulma özellikleri incelenmiştir. Palinkas vd. [3] makalesinde ABS ve PLA plastiklerinden 3-d teknolojisi ile geliştirilen drone gövdesinin yapısal optimizasyonu gerçekleştirilmiştir.

Nvss vd. [4] çalışmasında topoloji optimizasyonu, parça konsolidasyonu ve eklemeli imalat için tasarımı içeren entegre bir yaklaşımla, yapısal bütünlük gerekliliklerine uyan İHA'nın ağırlık azaltma çalışması yapılmıştır. Yeniden tasarlanan quadcopter yapısı, yapısal, titreşim ve yorulma özelliklerine göre karakterize edilmiştir. Ayrıca yapılan çalışmalar modal analiz, hesaplamalı akışkan dinamiği ve rüzgar tüneli testinin birlikte uygulanması, teorik tahminler ile deneysel sonuçlar arasında yakın bir uyum olduğunu ortaya koymaktadır. Monokok quadcopter yapısının montaj ve saha denemeleri, ticari İHA tasarımlarına kıyasla operasyonel üstünlük ve dayanıklılığın iyileştirildiğini doğrulanmıştır.

Şekil optimizasyonu, topoloji optimizasyonu ile elde edilen yapıların optimum tasarım döngüsünde son adımdır. Havacılık endüstrisinde drone bileşenleri için önemli bir araştırma konusudur. Topoloji ve şekil optimizasyonunu içeren tasarım döngüsünün temel amacı, kısıtlamaları göz önünde bulundurarak optimal tasarımlar oluştururken tasarım zamanını en aza indirmektir.

Bugün, optimizasyon mühendislik, işletme, biyoinformatik, ekonomi ve diğer birçok alanda etkili bir şekilde kullanılmaktadır. Genel olarak, herhangi bir gerçek hayat optimizasyon problemi için çözüm matematiksel bir forma dönüştürmeyi gerektirir. Literatürde farklı optimizasyon yaklaşımları geliştirilmeye devam ediyor. Farklı disiplinlerde optimizasyonun entegrasyonu ve elde edilen etkili sonuçlarla, optimizasyon çalışmalarında önemli ilerlemeler kaydedilmiştir. Karmaşık optimizasyon problemlerini çözmek için, özellikle son on yılda, doğadan ilham alan algoritmalar yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Bu algoritmalar, problemin doğasından bağımsız olarak ve türev gerektirmeksizin çözümleri bulabildikleri için, makul

bir zaman aralığında kesin bir çözüm bulmanın zor olduğu problemlere uygulanabilir.

Son yıllarda sürü zekası temelli meta-sezgisel yöntemler çeşitli mühendislik problemlerinin optimize edilmesinde popüler hale gelmiştir. Bu nedenle, şekil optimizasyon problemlerinde global optimum tasarımlara ulaşmak için son zamanlarda geliştirilen sürü zekası yöntemlerinin kullanılması gerekmektedir.

Havacılık endüstrisinden sağlık araştırmalarına kadar çeşitli alanlarda gerçek hayattaki problemlere sürü zekası temelli optimizasyon yöntemlerinin uygulanması başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiştir. Sürü zekası yöntemleri neredeyse tüm tasarım problemlerini etkili bir şekilde çözebilir ve işlev türevleri gerektirmediğinden geleneksel yöntemlerden çok daha başarılıdır [5-18].

Mühendislik tasarım problemlerinin çözümünde daha iyi sonuçlar elde etmek için mevcut algoritmaların zayıflıklarını güçlendiren ve yeni algoritmalar geliştiren hibrit algoritmalar geliştirmeye odaklanmak önemlidir [6]. Daha önce yapılan çalışmalar, örneğin Gupta ve Deep [11-13] farklı meta-sezgisel algoritmaların benzetimli tavlama algoritması [20] ile hibrit edilmesiyle performanslarını artırmıştır. Örneğin, Soh ve Yoo [14] çalışmasında, Harris Hawks algoritması son zamanlarda geliştirilen bir benzetimli tavlama algoritması ile birleştirilerek otoyol bariyerleri için optimum tasarım elde edilmiştir.

Dronlara olan ilginin artmasıyla, optimum tasarımları etkileyebilecek uygun yöntemlerin seçilmesi ve yeni ürün geliştirme süreçlerine önemli katkı sağlanması amaçlanmaktadır. Bu çalışmada, INFO optimizasyon algoritmasının performansını artırmak için benzetimli tavlama algoritması ile hibritleştirilmesine odaklanılmıştır. Geliştirilen HINFO-SA algoritması, drone kolunun optimum tasarımı için etkili bir şekilde kullanılmış ve hızlı ve etkili sonuçlar sağlamıştır.

## KRIGGING VEKİL MODELİ

Vekil modeller, bilgisayar destekli analiz süreçlerinin çok zaman gerektirdiği durumlarda yoğun bir şekilde kullanılmaktadır. Bu teknikler tasarım optimizasyon problemlerinde optimizasyon problemini oluşturan optimizasyon değişkenleri ve yanıtları arasındaki matematiksel ilişkiyi formüle ederek tasarım optimizasyonunu kolaylaştıran etkili bir çözüm sunmaktadır. Hesaplama süresini azaltırlar ve havacılık başta olmak üzere optimum ürün tasarım süreçlerinin gerekli olduğu endüstrilerde ar-ge çalışmalarında yaygın olarak kullanılırlar. Vekil modeller arasında destek vektör regresyonu (SVR),

yanıt yüzeyi yöntemi (RSM), kriging (KRG) ve radial temelli fonksiyonu (RBF) örnek olarak verilebilir [5]. Vekil modellerin doğruluğu, optimal sonuçların elde edilmesi ve gerçek değerlere yakın sonuçlar vermesi için önemlidir.

Kriging, çıktı değerlerinin rastgele sayılar olduğunu varsayarak eğitim noktaları kümesinden fonksiyonu tahmin eden bir vekil modeldir [5]. Gauss tabanlı fonksiyonlarla temsil edilen korelasyon matrisinin önemli parametrelerini bulmak için eğitilir ve bir çeşit Gauss süreci modelidir.

$$R(t^j, t^k) = \text{Exp} \left[ -\sum_{i=1}^n \theta_i |t_i^j - t_i^k|^2 \right] \quad (1)$$

$$(j = 1 \dots n_g, k = 1 \dots n_g)$$

Burada  $\theta_i$  parametresi maksimum olasılık yoluyla belirlenir. En etkili yollardan biri, bu tür parametreleri bulmak için bir meta sezgisel uygulamaktır.  $\theta_i$  için en iyi değerleri elde ettikten sonra, Kriging belirleyicisi şu şekilde bulunabilir:

$$\widehat{y(\mathbf{x})} = \hat{\beta} + r^T(\mathbf{x})R^{-1}(y - \hat{\beta}q) \quad (2)$$

Korelasyon vektörü aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$r(t) = [R(t, t^{(1)}), R(t, t^{(2)}), \dots, R(t, t^{(n_g)})]^T \quad (3)$$

## INFO OPTİMİZASYON ALGORİTMASI VE BENZETİMLİ TAVLAMA ALGORİTMASI

INFO optimizasyon algoritması, ağırlıklı vektör ortalaması konseptine dayalı bir meta-sezgisel algoritmadır [19]. Diğer populasyon temelli algoritmalar gibi, INFO optimizasyonu da modernleştirme kuralı, vektör birleştirme ve yerel araştırmalar olmak üzere üç temel aşamada uygunluk fonksiyonunun çözümünü bulmayı amaçlar. INFO algoritmasının temel fikri, vektör pozisyonunu ortalama kuralıyla bulmak olduğundan, optimize edici uygunluk fonksiyonu için en uygun ve mümkün olan bir çözüme ulaşır. Modernleştirme kuralı, vektör birleştirme ve yerel araştırmalar olmak üzere üç aşama, alt bölümlerde detaylı olarak tartışılacaktır.

INFO algoritmasının ilk aşaması olan modernizasyon kuralında, vektör pozisyonlarını güncellemek için bir ortalama tabanlı yöntem kullanılır. Bu aşama, konverjans hızını artırmak için üstün bir yakınsaklık geliştirme teknikleri ile desteklenir ve problemin global en iyi çözümüne doğru hızlı bir şekilde konverjans sağlar. Bu aşamanın matematiksel formülasyonu şu şekilde ifade edilebilir [19]:

*if* rand < 0.5

$$z1_i^g = y_i^g + \sigma \times MR + rnd \times \frac{(y_{bs} - y_{a1}^g)}{(f(y_{bs}) - f(y_{a1}^g) + 1)}$$

$$z2_i^g = y_{bs} + \sigma \times MR + rnd \times \frac{(y_{a1}^g - y_b^g)}{(f(y_{a1}^g) - f(y_{a2}^g) + 1)}$$

*else*

$$z1_i^g = y_a^g + \sigma \times MR + rnd \times \frac{(y_{a2}^g - y_{a2}^g)}{(f(y_{a2}^g) - f(y_{a2}^g) + 1)}$$

$$z2_i^g = y_{bt} + \sigma \times MR + rnd \times \frac{(y_{a1}^g - y_{a2}^g)}{(f(y_{a1}^g) - f(y_{a2}^g) + 1)}$$

*end*

Denklem 4'te  $y$  vektörün mevcut konumunu belirtir ve sırasıyla  $z1_i^g$  ve  $z2_i^g$  vektörlerin güncellenmiş konumlarını temsil eder. Üst simge  $g$ , yeni vektör oluşturma aşamasına karşılık gelir ve  $rnd$  terimi [1, NP] aralığında rastgele seçilmiş tamsayılara ( $a_1 \neq a_2 \neq a_3$ ) sahip rastgele bir sayıyı belirtir. Ölçekleme faktörü  $\sigma$ , 5-6 denklemleri kullanılarak hesaplanabilen ortalama oran olan  $MR$  ile çarpılır [19].

$$\sigma = 2\alpha \times rnd - \alpha \quad (5)$$

$$\alpha = 2 \times \exp \left( -4 \cdot \frac{g}{Maxg} \right) \quad (6)$$

$$MR = rnd \times WM1_i^g + (1 - rnd) \times WM2_i^g \quad (7)$$

$$i = 1, 2, \dots, Np$$

Denklem 7 'de,  $rnd$  0 ile 0.5 arasında değişen bir rasgele sayıyı temsil eder. Ayrıca,  $WM1_i^g$ , ve  $WM2_i^g$  farklı jenerasyonlardaki ağırlıklı ortalama faktörleridir. Konverjans hızını artırmak ve vektörü daha iyi bir konuma yerleştirmek için, aşamanın içinde ayrı bir operatör kullanılır. Bu operatör konverjans hızlandırıcısı (COA) olarak adlandırılır ve denklem 8 ile ifade edilebilir.

$$COA = rnd \times \frac{(y_{bs} - y_{a1}^g)}{(f(y_{bs}) - f(y_{a1}^g) + 1)} \quad (8)$$

İkinci aşamada, önceki aşamada belirlenen iki

güncellenmiş vektör konumu ( $z1_i^g$  ve  $z2_i^g$ ) yeni vektörler elde etmek için birleştirilir. Bu aşama, algoritmanın vaat eden yerel arama yeteneğini gerçekleştirmeyi ve vektör konumunu daha iyi bir konumla güncellemeyi amaçlar. Yeni oluşturulan vektör, denklem 9'da gösterildiği gibi  $NV_i^g$ , olarak temsil edilebilir [19].

```

if rand < 0.5
if rand < 0.5
     $NV_i^g = z1_i^g + \mu \cdot |z1_i^g - z2_i^g|$ 
else
     $NV_i^g = z2_i^g + \mu \cdot |z1_i^g - z2_i^g|$ 
end
else
     $NV_i^g = y_i^g$ 
end

```

Burada,  $NV_i^g$  g neslinde güncellenen vektörü ifade eder.  $\mu$  ise 0.05 rnd ile verilebilir.

Algoritmanın üçüncü aşaması, algoritmanın yerel en iyi çözümlere takılmasını engellemeyi amaçlar. Bu aşamada, eğer  $rnd < 0.5$  ise,  $y_{best}^g$  alanında benzersiz bir vektör oluşturulur. rastgele oluşturulan sayı rnd 0 ile 1 arasındaki aralıkta değişir. Bu işlem, denklem 10 ile açıklanabilir [19].

```

if rand < 0.5
if rand < 0.5
     $NV_i^g = y_{bs} + randn \times (MR + rnd \times (y_{bs}^g - y_{a1}^g))$ 
else
     $NV_i^g = y_{rnd} + rnd \times (MR + rnd \times (v_1 \times y_{bs} - v_2 \times y_{rnd}))$ 
end
end

```

$y_{rnd}$  aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$y_{rnd} = \phi \times y_{avg} + (1 - \phi) \times (\phi \times y_{bt} + (1 - \phi) \times y_{bs}) \quad (11)$$

$$y_{avg} = \frac{(y_a + y_b + y_c)}{3} \quad (12)$$

Denklem 12' de,  $y_{avg}$ ,  $y_{bt}$  ve  $y_{bs}$  üç bileşenin birleştirilmesiyle elde edilen yeni bir bileşeni temsil eder ve  $\phi$ , 0 ile 1 arasında değişen rastgele bir sayıdır. Ayrıca,  $y_{avg}$ , denklem 9' a göre modellenebilir ve algoritmanın performansını daha da artırmak için, denklem 13-14'e göre iki ek rastgele sayı ( $v_1, v_2$ ) tanımlanmıştır.

$$v_1 = \begin{cases} 2 \times rnd & \text{if } p > 0.5 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

$$v_2 = \begin{cases} rnd & \text{if } p < 0.5 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

$p$  sıfır ile bir arasında değerler alır.

### Benzetimli Tavlama Algoritması

Benzetimli Tavlama Algoritması (BTA), metallerin tavlama sürecinden esinlenerek geliştirilen bir optimizasyon tekniğidir [20]. BTA algoritmasında ilk olarak bir başlangıç çözüm noktası ve bir başlangıç sıcaklığı seçilir. Geçerli çözüm noktası ( $x$ ) ile sonraki nokta ( $y$ ) arasındaki enerji farkı denklem 15 yardımıyla hesaplanır.

$$dE = E(y) - E(x) \quad (15)$$

$E(x)$ , mevcut çözüm noktasındaki enerji fonksiyonu değerini ve  $E(y)$ , sonraki noktadaki enerji fonksiyonu değerini temsil eder. Eğer  $dE$  negatif ise (yeni nokta daha iyi bir çözüm ise), yeni noktayı kabul edilir ve onu yeni çözüm noktası olarak atanır. Aksi takdirde, yeni noktayı kabul etme olasılığı olarak bilinen kabul olasılığı ile kabul edilir.

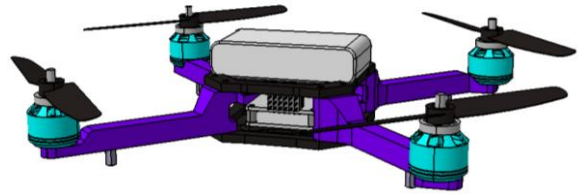
$$P = \exp(-dE / T) \quad (16)$$

Burada  $T$ , sıcaklık parametresidir ve  $P$ , yeni noktayı kabul etme olasılığını temsil eder.

Soğutma programına göre sıcaklığı azaltılır. Sıcaklık belirli bir değere ulaşıncaya kadar bir başka ifadeyle optimum noktaya ulaşıncaya kadar işlemler tekrarlanır.

### YENİ GELİŞTİRİLEN HİBRİD INFO ALGORİTMASI İLE YAPISAL OPTİMİZASYON

Drone kolu, bir drone'un önemli bir bileşenidir ve konumu Şekil 1'de gösterilmiştir. INFO-benzetimli tavlama algoritmasına dayanan hibrit bir yaklaşım kullanılarak bir drone kolunun yapısal tasarım optimizasyonu gerçekleştirilir.



Şekil 1. Drone üç boyutlu modeli

Optimizasyon problemi, çalışma koşullarında uygulanan yükler altında bir gerilim kısıtını karşılayarak yapısal kütleyi en aza indirmeyi amaçlar. Tasarım problemi aşağıdaki gibi formüle edilebilir:

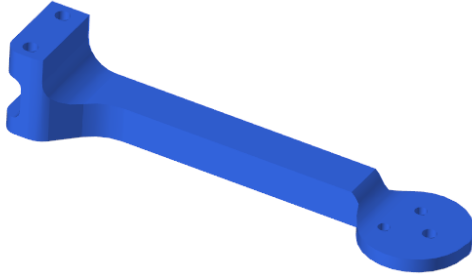
$$\text{Min } F(x) = \text{mass}(x) \quad (17)$$

Kısıtlar:

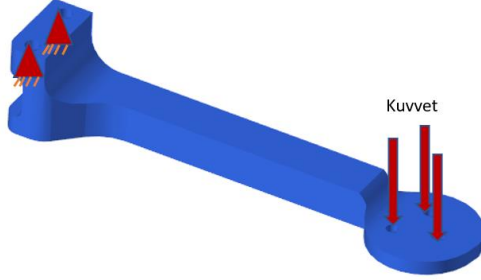
$$\text{stress}(x) \leq \text{stress}_{\text{all}} \quad (18)$$

$$x_i^l \leq x_i \leq x_i^u, \quad i = 1, NDV \quad (19)$$

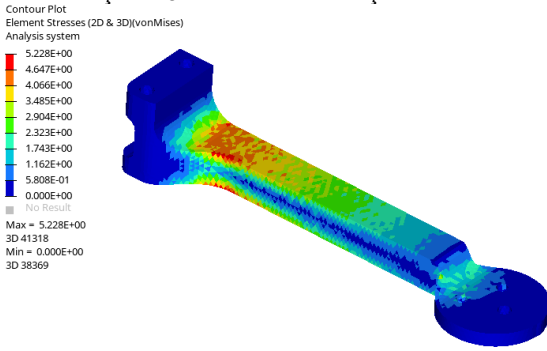
Tasarım probleminin amacı, NDV boyutunda ve  $x^l$  ve  $x^u$  sınırlarıyla sınırlandırılan bir tasarım vektörü  $x$  değiştirilerek yapısal kütleyi minimize etmektir. Bu problemin gerilme kısıtı, çalışma koşullarında uygulanan yükleri ele almak için dahil edilmiştir ve bu problemin maksimum stres sınırı 20 Mpa'dır. Kısıt fonksiyonu, verilen sınır koşulları altında bileşenin maksimum stresi olarak tanımlanmaktadır.



Şekil 2. Drone kolunun dolu ilk tasarımı



Şekil 3. Drone kolu sınır şartları

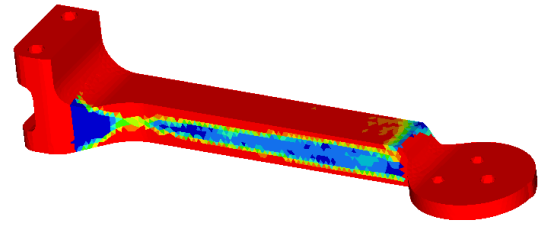


Şekil 4. İlk tasarıma ait gerilme dağılımı

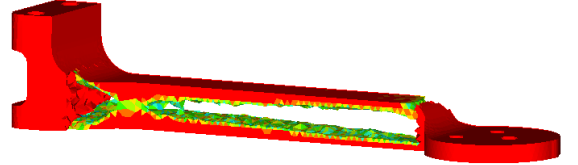
Drone kolunun başlangıç tasarım alanı ve sınır şartları Şekil 2 ve Şekil 3 'te gösterilmiştir. Drone kolunun sonlu eleman modeli 12067 düğüm ve 13615 elemandan oluşmaktadır. Şekil 3 'te, sol deliklerin tüm elemanları boyunca z yönünde bir kuvvet uyguladığı ve sağdaki iki deliğin düğümlerinin tüm serbestlik derecelerinin sabitlendiği görülmektedir. Dolu tasarıma mevcut sınır şartlarında yapılan analiz sonucu Şekil 4' te verilen gerilme dağılımı oluşmuştur.

Drone kolunun topoloji optimizasyon çalışmasında, amaç fonksiyonu olarak komplians azaltma, kısıtlama fonksiyonu olarak ise hacim azaltma tanımlanmıştır.

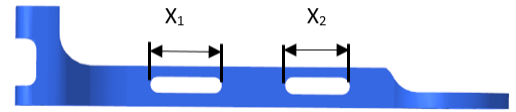
Şekil 5'de sunulan topoloji optimizasyonu sonuçlarına göre, drone kolunun tasarımı yeniden yapılandırılmıştır. Şekil 5'de mavi renkli bölgeler, başlangıç tasarımından çıkarılması gereken malzemeleri gösterirken, kırmızı renkli bölgeler son tasarımda korunacak bölgeleri temsil etmektedir. Şekil 6, drone kolunun yeni tasarımını göstermektedir.



Şekil 5. Topoloji optimizasyonu sonuçları

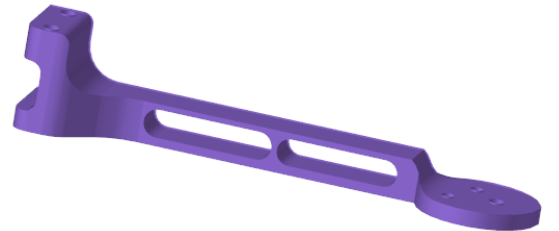


Şekil 6. Yeni tasarlanmış drone kolu modeli

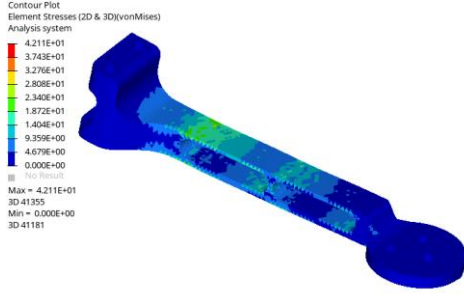


Şekil 7. Tasarım değişkenleri

Drone kolunun şekil optimizasyonunda, Şekil 7' de gösterilen iki adet tasarım değişkeni dikkate alınmıştır. Şekil optimizasyonunda kullanılan tasarım parametrelerinin üst ve alt sınırları şu şekilde tanımlanmıştır:  $10 < X1 < 22$  ve  $8 < X2 < 20$ . Denklem 17-19 kullanılarak bu çalışmada geliştirilen hibrit INFO-BTA algoritmasıyla yapılan şekil optimizasyon adımından sonra drone kolunun optimize edilmiş tasarımı Şekil 8' de, optimum tasarıma yapılan analiz sonrası oluşan gerilme dağılımı ise Şekil 9' da gösterilmektedir.



Şekil 8. HINFO-BTA algoritması kullanılarak elde edilen optimum drone kolu tasarımı



Şekil 9. Optimum tasarıma ait gerilme dağılımı

HINFO-BTA algoritmasının drone kolu problemi için elde edilen sonuçlar Tablo 1' de sunulmuştur. Yapılan optimizasyon çalışması ile drone kolunun ağırlığı başlangıçtaki 81.78 gramdan 61.49 gram'a azalmıştır. Bu da %24.8 ağırlık azalmasına karşılık gelmektedir.

Tablo 1. Drone Kolu Optimizasyon Sonuçları

Yöntem	Ağırlık (gram)	Gerilme (MPa)
İlk tasarım	81.78	5.22
Topoloji Optimizasyonu Sonrası	74.47	11.8
INFO algoritması ile şekil optimizasyonu	68.3	11.8
HINFO-SA algoritması ile şekil optimizasyonu	61.49	42.11

## SONUÇ

Bu çalışmanın temel amacı, INFO optimizasyon algoritmasının performansını artırmak ve drone bileşenlerinin optimizasyonunda kullanmak için geliştirmektir. Bu nedenle, bu çalışmanın bulguları, yapısal ürünlerin optimal tasarımının giderek zorlaştığı havacılık endüstrisinde güvenilir ve hafif tasarımlar elde etmek için önemlidir. Çalışma, drone kolunun yapısal optimizasyonunun HINFO-SA ile optimize edilmesini sağlamış ve sonuçlar HINFO-SA'nın diğer yöntemlere göre üstünlüğünü göstermektedir. Sonuçlar da umut verici olup, HINFO-SA'nın diğer endüstriyel problemlerinin çözümü için kullanılabileceğini göstermektedir. Sonuç olarak, HINFO-BTA hem yapısal optimizasyon hem de gerçek dünya sorunlarını ele almak için en uygun ve sağlam optimizasyon yöntemlerinden biri olarak kullanılabilir.

## STRUCTURAL OPTIMIZATION OF THE DRONE ARM WITH A NEW HYBRID METAHEURISTIC ALGORITHM

In this research, a new hybrid INFO-simulated annealing algorithm (HINFO-BT) was developed to optimize the drone arm of an unmanned aerial

vehicle, and the newly developed method was used in shape optimization. The main purpose of the design is to minimize the part weight by optimizing the topology and shape of the drone arm without violating the stress constraints. Both the Latin hypercube sampling methodology and the Kriging meta-modeling approach were used to obtain the equations of the objective and constraint functions in shape optimization. The results show that the proposed optimization approach is successful in solving the drone arm design problem. The optimal design meets all the problem constraints and the weight of the drone arm is reduced by 24.8% compared to the initial design. These results show the efficiency of the proposed method for shape optimization.

**Keywords:** INFO algorithm, kriging, design, drone arm, shape optimization.

## KAYNAKÇA

1. Yap, Y. L., Toh, W., Giam, A., Yong, F. R., Chan, K. I., Tay, J. W. S., Ng, T. Y., "Topology optimization and 3D printing of micro-drone: Numerical design with experimental testing", International Journal of Mechanical Sciences, 2023, vol.237, 107771.
2. Rayed, A. M., Esakki, B., Ponnambalam, A., Banik, S. C., Aly, K., "Optimization of UAV structure and evaluation of vibrational and fatigue characteristics through simulation studies", 2021, International Journal for Simulation and Multidisciplinary Design Optimization, Vol.12, 17.
3. Palinkas, I., Pekez, J., Desnica, E., Rajic, A., Nedelcu, D., "Analysis and Optimization of UAV Frame Design for Manufacturing from Thermoplastic Materials on FDM 3D Printer", 2021, Materiale Plastice, vol.58(4), pp.238-249.
4. Nvss, S., Esakki, B., Yang, L. J., Udayagiri, C., Vepa, K. S., "Design and development of unibody quadcopter structure using optimization and additive manufacturing techniques", 2022, Designs, vol.6(1), 8.
5. Fang, H., Rais-Rohani, M., Liu, Z., "A comparative study of metamodelling methods for multiobjective crashworthiness optimization", 2005, Computers and Structures, vol.83(25-26), pp.2121-2136.
6. Kurtuluş, E., Yıldız, A.R., Sait, S.M., Bureerat, S., "A novel hybrid Harris hawks-simulated annealing algorithm and RBF-based metamodel for design optimization of highway guardrails", 2020, Materials Testing, vol.62, pp.251-260.

7. Gupta, S., Deep, K., “An efficient grey wolf optimizer with opposition-based learning and chaotic local search for integer and mixed-integer optimization problems”, 2019, Arabian Journal for Science and Engineering, vol.44, pp. 7277-7296.
8. Gupta, S., Deep, K., “Optimal Coordination of Overcurrent Relays Using Improved Leadership-Based Grey Wolf Optimizer”, 2019, Arabian Journal for Science and Engineering, vol.45, pp.2081–2091.
9. Pholdee, N., Bureerat, S., Yildiz, A.R., “Hybrid real-code population-based incremental learning and differential evolution for many-objective optimisation of an automotive floor-frame”, 2017, International Journal of Vehicle Design, vol.73(1-3), pp. 20-53.
10. Gupta, S., Deep, K., “Cauchy Grey Wolf Optimiser for continuous optimisation problems”, 2018, Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence, vol.30, pp.1051-1075.
11. Gupta, S., Deep, K., “A novel hybrid sine cosine algorithm for global optimization and its application to train multilayer perceptrons”, 2019, Applied Intelligence, vol.50, pp.993-1026.
12. Gupta, S., Deep, K., “A novel random walk grey wolf optimizer”, 2019, Swarm and Evolutionary Computation, vol.44, pp.101-112.
13. Gupta, S., Deep, K., “A hybrid self-adaptive sine cosine algorithm with opposition based learning”, 2019, Expert Systems with Applications, vo.119, pp.210-230.
14. Soh, H. J., Yoo, J. H., “Optimal shape design of a brake calliper for squeal noise reduction considering system instability”, 2010, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, vol.224(7), pp.909-925.
15. Gupta, S., Deep, K., “Hybrid sine cosine artificial bee colony algorithm for global optimization and image segmentation”, 2019, Neural Computing and Applications, 1-23. doi:10.1007/s00521-019-04465-6
16. Yildiz, B.S., Mehta, P., Sait, S.M., Panagant, N., Kumar, S., Yildiz, A.R., “A new hybrid artificial hummingbird-simulated annealing algorithm to solve constrained mechanical engineering problems”, 2022, Materials Testing, vol.64(7), pp.1043-1050.
17. Karaboga, D., Basturk, B., “A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm”, 2007, Journal of Global Optimization, vol.39(3), pp.459–471.
18. Mirjalili, S., Gandomi, A.H., Mirjalili, S.Z., Saremi, S., Faris, H., Mirjalili, S.M., “Multi verse Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems”, 2017, Advances in Engineering Software, vol.114, pp.163-191.
19. Ahmadianfar, A., Heidari, A., Noshadian, S., Chen, H., Gandomi, A. H., “INFO: an efficient optimization algorithm based on weighted mean of vectors”, 2022, Expert Systems with Applications, 116516. doi: 10.1016/j.eswa.2022.116516.
20. Rajendran, I., Vijayarangan, S., “Simulated annealing approach to the optimal design of automotive suspension systems”, 2007, Int. J. Vehicle Design, vol.43, pp.1-4.