

## FARKLI KURS PROFİLLERİ İÇİN ALTI ÇUBUK MEKANİZMASINDA PSO TABANLI PARAMETRE OPTİMİZASYONU

Ali Cem ÖZER<sup>1, a)</sup>, Merve ŞAHİN<sup>2, b)</sup>, Zelal KESER<sup>3, c)</sup>,  
Umur KARAGÜZEL<sup>4, d)</sup> ve Kerem ALTUN<sup>5, e)</sup>

<sup>1</sup>Yıldız Teknik Üniversitesi, Makine Fakültesi, Mekatronik Mühendisliği Bölümü 34349, İSTANBUL

<sup>2</sup>Yıldız Teknik Üniversitesi, Makine Fakültesi, Mekatronik Mühendisliği Bölümü 34349, İSTANBUL

<sup>3</sup>Yıldız Teknik Üniversitesi, Makine Fakültesi, Mekatronik Mühendisliği Bölümü 34349, İSTANBUL

<sup>4</sup>Yıldız Teknik Üniversitesi, Makine Fakültesi, Mekatronik Mühendisliği Bölümü 34349, İSTANBUL

<sup>5</sup>Yıldız Teknik Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Fakültesi, Kontrol ve Otomasyon Mühendisliği Bölümü 34220, İSTANBUL

<sup>a)</sup>cem.oz@std.yildiz.edu.tr, <sup>b)</sup>merve.sahin3@std.yildiz.edu.tr, <sup>c)</sup>zelal.keser@std.yildiz.edu.tr,

<sup>d)</sup>umut.karaguzel@yildiz.edu.tr, <sup>e)</sup>kerem.altun@yildiz.edu.tr

Bu çalışmada, farklı kurs profillerini izleyebilen bir altı çubuk mekanizması tasarlanmış ve mekanik hareketin hassas şekilde kontrol edilebilmesi amacıyla mekanizma parametreleri optimize edilmiştir. Koçbaşının zamanla değişen düşey konumunu hedeflenen yer değiştirme profiline mümkün olan en yakın şekilde takip edebilmesi için Parçacık Sürü Optimizasyonu algoritması kullanılmıştır. Optimizasyon sürecinde benzerlik ölçütü olarak zaman alanında Dinamik Zaman Bükme ve frekans alanında kosinüs benzerliği ölçütü üzerinden değerlendirme yapılmıştır. Her biri farklı kurs ihtiyacına (140 mm ve 70 mm) hitap eden iki ayrı mekanizma konfigürasyonu, algoritma tarafından bağımsız olarak optimize edilmiştir. Gerçekleştirilen simülasyonlar, elde edilen mekanizma parametrelerinin hedeflenen kurs profillerine yüksek uyum gösterdiğini ve sistemin kararlı çalıştığını ortaya koymuştur. Bu çalışma ayrıca, Dinamik Zaman Bükme ve frekans alanındaki kosinüs benzerliği ölçütünün Parçacık Sürü Optimizasyonu ile çok kriterli biçimde entegre edilerek mekanizma sentezinde özgün bir kullanımını literatüre kazandırmaktadır.

**Anahtar Kelimeler:** Parçacık Sürü Optimizasyonu, mekanizma, kurs profili, Dinamik Zaman Bükme, optimizasyon

### PSO-BASED PARAMETER OPTIMIZATION IN A SIX-LINK MECHANISM FOR DIFFERENT STROKE PROFILES

#### ABSTRACT

In this study, a six-link mechanism capable of following different stroke profiles was designed and its parameters were optimized to enable precise control of the mechanical motion. The Particle Swarm Optimization algorithm was employed to ensure that the ram's time-varying vertical position could track the target motion profile as closely as possible. Dynamic Time Warping in the time domain and cosine similarity in the frequency domain were used as similarity metrics during the optimization process. Two separate mechanism configurations, each addressing different stroke requirements (140 mm and 70 mm), were independently optimized by the algorithm. Simulation results revealed that the optimized mechanism parameters exhibited high conformity to the target stroke profiles and demonstrated stable system performance. Furthermore, this study introduces a novel application of integrating Dynamic Time Warping and the cosine similarity metric in the frequency domain into a multi-criteria Particle Swarm Optimization framework for mechanism synthesis.

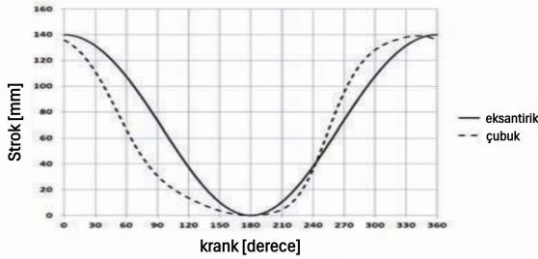
**Keywords:** Particle Swarm Optimization, mechanism, stroke profile, Dynamic Time Warping, optimization

## GİRİŞ

Pres sistemlerinde yaygın olarak kullanılan klasik krank mekanizmaları, genellikle sabit kurs profili ve sabit hız profili üretir. Bazı uygulamalarda, parçanın geometrisi ve işlem hassasiyeti nedeniyle kurs profilinin özel olarak tasarlanması gerekir; özellikle presleme başlangıcında koçbaşının yavaşlaması ve temas sonrası hızlanarak geri dönmesi, parça yüzeyinde hasar riskini azaltır ve çevrim süresini kısaltarak üretim verimliliğini artırır.

Şekil 1’de yer alan grafik, klasik eksantrik mekanizma (düz çizgi) ile çubuk mekanizmasının (kesikli çizgi) kurs profillerini karşılaştırmalı olarak göstermektedir. Görüldüğü üzere, eksantrik mekanizma simetrik bir hareket üretirken; çubuk mekanizma, presin aşağı hareketinde yavaşlayıp yukarı hareketinde hızlanan, yani işlem açısından daha avantajlı bir asimetrik profil sunmaktadır. Bu tür asimetrik ve uygulamaya özel kurs profilleri, geleneksel krank mekanizmalarıyla elde edilememektedir.

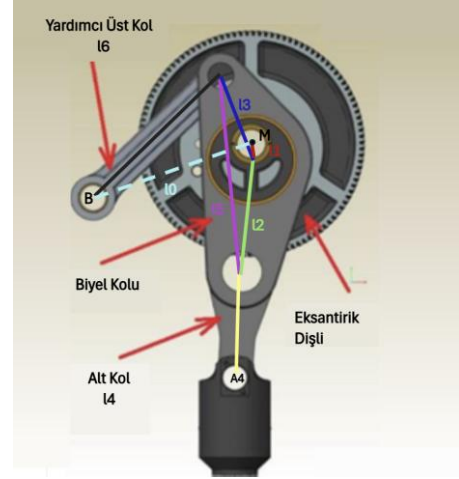
Bu nedenle çalışmamızda, parametrik olarak uyarlanabilir bir altı çubuk mekanizması tasarlanmış ve farklı kurs gereksinimlerine göre yeniden yapılandırılabilir bir yapı sunulmuştur.



Şekil 1. Eksantrik ve çubuk mekanizma kurs profilleri [1]

Şekil 2, bir çubuk mekanizmasının temel bileşenlerini ve genel çalışma prensibini göstermektedir. Bu tür yapılar, krank temelli klasik sistemlerin aksine, kurs profilinin uygulama ihtiyacına göre esnek biçimde ayarlanabilmesine olanak tanır. Çalışmamızda geliştirilen mekanizma da benzer prensiplere dayalı olup, hedeflenen kurs profiline

uygunluk sağlamak üzere parametrik olarak optimize edilmiştir.



Şekil 2. Çubuk mekanizması örneği [1]

Literatürde bu mekanizmaların farklı şekillendirme ihtiyaçlarına uyarlanabilmesi için parametrik olarak optimize edilmesine yönelik çalışmalar sınırlıdır [2]. Bu bağlamda, çok çubuklu mekanizmaların tasarımı ve hedefe uygun son nokta hareketinin üretimi için çeşitli yöntemler geliştirilmiştir [3].

Parametrik optimizasyon problemlerinde, özellikle yüksek boyutlu ve türevlenemeyen tasarım uzaylarında, Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) yaygın bir çözüm yöntemi olarak kullanılmaktadır [4]. Literatürde PSO, çeşitli mekanizma tasarımlarının hareket optimizasyonunda başarıyla uygulanmıştır. Öte yandan, Dinamik Zaman Bükme (DZB) yöntemi konuşma tanıma ve hareket analizi gibi alanlarda yaygın olarak kullanılsa da mekanizma sentezinde kullanımı oldukça sınırlıdır [5].

Bu çalışmada, DZB ve frekans alanı kosinüs benzerliği ölçütleri birlikte değerlendirilerek PSO algoritmasına entegre edilmiş ve böylece hedef profil ile çok kriterli benzerlik sağlanmıştır.

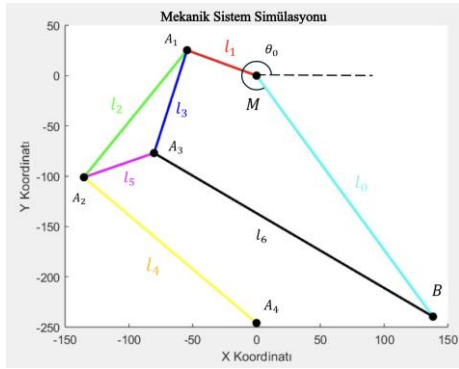
Mekanizma, 140 mm ve 70 mm’lik iki farklı kurs profili için bağımsız olarak optimize edilmiştir. Optimizasyon süreci boyunca, zaman alanında DZB algoritması ve frekans alanında Fourier tabanlı kosinüs benzerliği ölçütü kullanılarak hedefe olan benzerlik analiz edilmiştir. Zaman serileri arasındaki benzerliği ölçmek amacıyla kullanılan DZB algoritması, konuşma tanıma ve hareket

analizi gibi alanlarda yaygın olarak tercih edilen bir yöntemdir [5]. Bu çalışmada ise DZB, mekanizma tasarımı gibi mühendislik odaklı bir uygulamaya uyarlanarak özgün bir kullanım sunmaktadır. Yapılan analizler sonucunda hem hareketin hassaslığı hem de mekanizmanın kararlılığı doğrulanmıştır.

İlk aşamada, mekanizma parametreleri manuel olarak değiştirilmiş ancak geniş parametre uzayı nedeniyle tatmin edici bir sonuca ulaşamamıştır.

## YÖNTEM

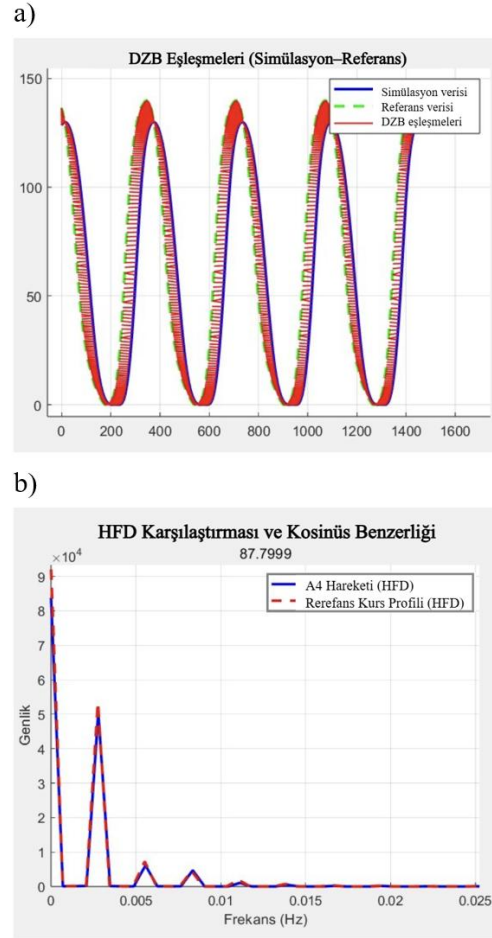
Bu çalışmada, hedef kurs profillerini izleyebilen altı çubuk mekanizmasının parametreleri optimize edilmiştir. Mekanizmanın geometrik yapısı ve optimizasyon sürecinde ayarlanan parametreler Şekil 3'te gösterilmektedir.



Şekil 3. Altı çubuk mekanizmasının detaylı geometrik yapısı.  $l_0$ : sabit bağlantı,  $l_1$ – $l_6$ : hareketli çubuklar,  $\theta_0$ : başlangıç açısı, B ve M: sabit mafsalları,  $A_1$ – $A_4$ : hareketli mafsalları.

İlk aşamada, çubuk uzunlukları ( $l_0, l_1, l_2, l_3, l_4, l_5, l_6$ ) ve sabit pivot noktası (B) farklı konfigürasyonlarla denenmiş ve her durumda koçbaşının izlediği profil, hedef eğri ile benzerlik ölçütleri (DZB ve kosinüs benzerliği) kullanılarak karşılaştırılmıştır. Ancak parametre uzayının geniş ve karmaşık yapısı nedeniyle, manuel deneme–yanılma yöntemiyle tatmin edici bir sonuç elde edilememiştir. Hedef profilin asimetrik yapısı ve hem zaman hem konum ekseninde istenen özelliklerin eşzamanlı sağlanması, klasik yöntemlerin sınırlarını ortaya koymuştur.

Şekil 4'te, manuel yöntemle elde edilen kurs profili ile hedef referans profil arasındaki fark gösterilmektedir.



Şekil 4. Manuel yöntemle elde edilen kurs profili ile hedef referans profilinin karşılaştırılması: (a) DZB eşleşmeleri, (b) Hızlı Fourier Dönüşümü tabanlı kosinüs benzerliği.

Bu sınırlamaları aşmak amacıyla optimizasyon sürecinde PSO algoritması tercih edilmiştir. PSO, çok boyutlu ve türevlenemeyen problemlerde etkin sonuçlar verebilmesi ve mühendislik tasarımında yaygın olarak kullanılmasından dolayı seçilmiştir. Hedef profil ile uyumu değerlendirmek için zaman alanında DZB ve frekans alanında kosinüs benzerliği ölçütleri birlikte kullanılmıştır.

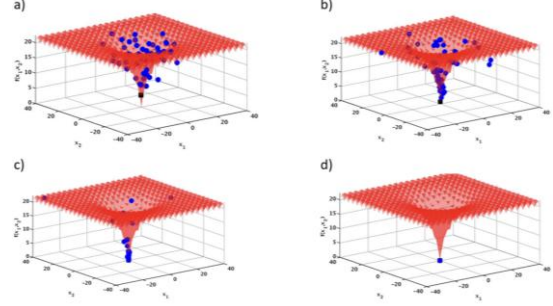
## Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)

PSO algoritması, kuş sürüsü veya balık sürüsü gibi sosyal canlıların kolektif hareketlerinden esinlenilerek geliştirilmiş doğadan ilham alan bir optimizasyon yöntemidir. Algoritmada

her bir aday çözüm, çok boyutlu bir parametre uzayında hareket eden bir parçacık olarak tanımlanır. Parçacıklar, hem kendi geçmiş deneyimlerinden (kişisel en iyi değer) hem de sürüdeki diğer parçacıkların deneyimlerinden (küresel en iyi değer) etkilenecek yön değiştirirler. PSO, özellikle çözüm uzayında çok sayıda yerel minimumun bulunduğu ve hedef fonksiyonun türevlenebilir olmadığı durumlarda, klasik deterministik yöntemlere alternatif olarak öne çıkmaktadır. Türev bilgisine ihtiyaç duymadan çok boyutlu problemlerde etkili sonuçlar verebilmesi, PSO'nun mühendislik uygulamalarında yaygın olarak tercih edilme nedenlerinden biridir. Biyolojik sistemlerden esinlenen yapısı sayesinde hem keşif (exploration) hem de yakınsama (exploitation) yeteneklerini bir arada sunar ve mühendislik uygulamalarında geniş kullanım alanı bulmuştur [4].

PSO algoritmasının çözüm uzayındaki iteratif evrimi, farklı iterasyonlarda parçacıkların konumlarının değişimi üzerinden Şekil 5'te görsel olarak sunulmuştur. Her bir alt görselde mavi noktalar parçacıkları, kırmızı yüzey ise optimize edilmeye çalışılan örnek bir hedef fonksiyonu temsil etmektedir. Zaman ilerledikçe parçacıkların minimum noktaya yakınsaması gözlemlenmektedir. Bu görseller, PSO'nun hem bireysel hem kolektif

öğrenme bileşenlerinin etkisiyle küresel optimuma doğru nasıl yöneldiğini açıkça göstermektedir [4].



Şekil 5. PSO algoritmasında (a) ilk iterasyonlardaki parçacık konumlarının çözüm uzayı üzerindeki dağılımı, (b) İlerleyen iterasyonlarda parçacıkların küresel minimuma doğru yoğunlaşmaya başladığı durum, (c) Optimum bölge çevresinde parçacıkların sıklaştığı ve çeşitliliğin azaldığı konfigürasyon, (d) Tüm parçacıkların küresel optimum noktada toplandığı son iterasyon durumu.

Görseller Marini ve Walczak (2015) çalışmasından eğitim ve akademik sunumda kullanmak amacıyla alınmıştır [4].

PSO algoritmasının temelinde, her bir parçacığın bir konumu ve bir hızı bulunmaktadır. Parçacıkların konumu, çok boyutlu parametre uzayındaki çözüm adaylarını temsil ederken; hızı, bir sonraki iterasyonda hangi yönde ve ne kadar ilerleyeceğini belirler. Parçacığın konumu formül 1 ve hızı formül 2'deki şekilde güncellenir:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (1)$$

$$v_i(t+1) = \omega * v_i(t) + c_1 * r_1 * (p_i - x_i(t)) + c_2 * r_2 * (g - x_i(t)) \quad (2)$$

Burada:

- $x_i(t)$ ,  $i$  numaralı parçacığın  $t$ . iterasyondaki konum vektörü,
- $v_i(t)$ , aynı parçacığın hız vektörü,
- $\omega$ , ataletsel ağırlık (momentum katsayısı) olup önceki hızın etkisini belirler,
- $p_i$ , parçacığın şu ana kadar ulaştığı en iyi konum (kişisel en iyi),
- $g$ , tüm sürüdeki en iyi konum (küresel en iyi),
- $c_1$  ve  $c_2$ , sırasıyla bilişsel ve sosyal katsayılar,

- $r_1$  ve  $r_2$ ,  $[0,1]$  aralığında rastgele üretilen sayılardır.

Bu yapı sayesinde her parçacık, hem kendi geçmiş başarımını hem de toplulukta en iyi başarımını dikkate alarak karar verir. Atalet terimi, önceki hareket yönünü korumaya çalışırken; bilişsel terim, bireysel öğrenmeyi, sosyal terim ise kolektif öğrenmeyi temsil eder [4].

### Zaman Eksenli Benzerlik Ölçütü: Dinamik Zaman Bükme (DZB)

Zaman serilerinin benzerliğini ölçmek için kullanılan DZB algoritması, iki farklı uzunluktaki diziyi zamana bağlı olarak hizalayarak en düşük toplam maliyetli hizalamayı bulur. Bu hizalama işlemi, monotonluk, sınır ve adım boyu koşulları ile sınırlandırılmış bir “hizalama yolu” üzerinden gerçekleştirilir. DZB, zaman kaymaları ve esnemeleri telafi etme kapasitesi sayesinde klasik öklidyen benzerlik ölçütlerine göre daha esnekler [5].

Bu çalışmada DZB, koçbaşının izlediği gerçek kurs profili ile hedeflenen ideal profil arasındaki farkları zamana bağlı olarak en aza indirmek amacıyla kullanılmıştır. Her bir mekanizma konfigürasyonu için DZB algoritması ile bir benzerlik skoru hesaplanmış ve bu skor, mekanizmanın hedef profile ne kadar yakın hareket ettiğini nicel olarak ifade etmiştir. Elde edilen bu skorlar, PSO algoritması tarafından mekanizmanın başarımını değerlendirmek amacıyla kullanılmış ve en düşük toplam farkı sağlayan parametreler tercih edilmiştir.

### Frekans Eksenli Benzerlik Ölçütü: Kosinüs Benzerliği

Farklı kurs profillerinin yalnızca zaman alanında değil, aynı zamanda frekans bileşenleri açısından da benzerlik göstermesi beklenmektedir. Frekans düzeyindeki benzerliğin değerlendirilmesinde kosinüs benzerliği metriği, sinyallerin spektral uyumunu ölçmek amacıyla kullanılmıştır.

Kosinüs benzerliği, iki vektör arasındaki açısal benzerliği ölçer ve genellikle yüksek boyutlu pozitif uzaylarda etkili sonuçlar verir. Özellikle örüntü tanıma, metin madenciliği ve bilgi erişiminde yaygın kullanılan bu yöntem, büyüklükten ziyade yönelime odaklanarak veri arasındaki benzerliği belirler [6].

Bu çalışmada, HFD ile elde edilen frekans vektörlerinin yönelimi karşılaştırılmış; elde edilen kosinüs benzerlik değeri, DZB skoruyla birlikte PSO'da çok kriterli olarak değerlendirilmiştir. Böylece hem zaman hem frekans düzleminde hedef profile benzer çözümler elde edilmiştir. Kosinüs benzerliği

metriğinde hedef, değerin 1'e mümkün olduğunca yaklaşmasıdır; bu durum, elde edilen çözüm profilinin frekans yapısının hedef profile yüzdelik olarak yüksek oranda benzediğini gösterir.

### PSO ALGORİTMASININ UYGULAMA DETAYLARI

Bu bölümde, tasarlanan altı çubuk mekanizmasının hedef kurs profiline uygun çalışması için yürütülen optimizasyon sürecinin uygulama adımları sunulmaktadır. Kullanılan algoritma MATLAB ortamında gerçekleştirilmiş ve yapılandırılmıştır.

#### Parçacıkların Tanımı ve Parametre Uzayı

Optimizasyon sürecinde her parçacık, mekanizmanın geometrisini tanımlayan sekiz parametreyi içeren bir vektör olarak tanımlanmıştır: sabit bağlantı uzunluğu ( $l_0$ ), altı hareketli çubuk uzunluğu ( $l_1 - l_6$ ) ve başlangıç açısı ( $\theta_0$ ). Bu parametreler, mekanizmanın kurs profili üzerinde doğrudan etkili olup, hareketin genlik, şekil ve zamanlama özelliklerini belirledikleri için tasarım değişkenleri olarak seçilmiştir.

- **$l_0$  (sabit bağlantı uzunluğu):** Mekanizmanın temel geometrisini ve pivot noktalarının konumlarını belirleyerek tüm sistemin ölçeğini etkiler.
- **$l_1-l_6$  (hareketli çubuk uzunlukları):** Koçbaşının iniş-çıkış mesafesini, hareket eğrisinin şeklini ve hız profilini doğrudan değiştirir.
- **$\theta_0$  (başlangıç açısı):** Mekanizmanın başlangıç fazını tanımlar, hareketin zamanlaması ve yönü üzerinde belirleyici rol oynar.

Her parametre, mekanizmanın fiziksel olarak üretilebilir ve çalışabilir kalmasını sağlayacak alt ve üst sınırlar içerisinde tanımlanmıştır. Bu sınırlar; malzeme boyutları, mafsal yerleşimi ve olası çakışmalar gibi kinematik kısıtlar dikkate alınarak belirlenmiştir. PSO algoritması, bu sınırlar dahilinde parametre uzayını tarayarak hedef profile en yüksek uyumu sağlayan çözümü aramıştır.

Genel mekanizma yapısı ve mafsal isimleri Şekil 2’de, mekanizmanın çubukları ve mafsal noktalarının gösterimi ise Şekil 3’te sunulmuştur. Bu görseller, parametrelerin fiziksel karşılıklarının ve mekanizmadaki konumlarının daha net anlaşılmasını sağlamaktadır.

### Optimizasyon Süreci

Bu çalışmada 50 parçacıktan oluşan bir popülasyon ile başlanmış, algoritma 200 iterasyon boyunca çalıştırılmıştır. Bu değerler; çözüm uzayının yeterince taranabilmesi, hesaplama süresinin makul tutulması ve algoritmanın hem keşif hem de yakınsama aşamalarını gerçekleştirebilmesi göz önünde bulundurularak, ön testlerle belirlenmiştir.

Her iterasyonda üç temel işlem gerçekleştirilmiştir. İlk olarak, her parçacığın parametre seti ile mekanizma simüle edilmiş ve koçbaşının zamanla değişen düzey konumundan kurs profili elde edilmiştir. İkinci adımda, bu profil hedef profil ile karşılaştırılmıştır. Zaman alanındaki benzerlik, DZB algoritmasıyla; frekans alanındaki benzerlik ise Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD) ile elde edilen vektörler arasında kosinüs benzerliği metriği kullanılarak değerlendirilmiştir.

Son adımda, bu iki metrik birlikte değerlendirilmiş ve DZB skoru düşük, kosinüs benzerliği yüksek olan çözümler daha başarılı sayılmıştır. Geçersiz (matematiksel olarak mümkün olmayan veya simülasyonda hata veren) konfigürasyonlar, algoritma tarafından elenmiştir; bu durumda DZB skoru sonsuza, kosinüs benzerliği ise negatif bir değere eşitlenerek parçacığın dışlanması sağlanmıştır.

Algoritmanın arama davranışını kontrol eden bazı parametreler de zamanla değişecek şekilde ayarlanmıştır. Atalet katsayısı ( $w$ ) lineer olarak azalan bir profil ile iterasyon boyunca değiştirilmiştir ( $0.9 \rightarrow 0.4$ ). Algoritmanın başlangıcında geniş arama alanlarının keşfedilebilmesi ve ilerleyen iterasyonlarda çözüm etrafında yoğunlaşarak

hassas iyileştirmeler yapılabilmesi amacıyla iterasyon sayısına bağlı olarak lineer biçimde azaltılmıştır. PSO algoritmasında parçacıkların yeni pozisyonları, hem kendi en iyi çözümlerine (bilişsel yönelim) hem de tüm sürünün en iyi çözümüne (sosyal yönelim) göre güncellenmektedir. Bu süreçte kullanılan bilişsel katsayı ( $c_1$ ) ve sosyal katsayı ( $c_2$ ), algoritmanın keşif ve yakınsama davranışını doğrudan etkiler. Bu çalışmada,  $c_1$  değeri iterasyon sayısı ile birlikte azaltılırken,  $c_2$  değeri artırılacak şekilde ayarlanmıştır. Bu sayede algoritmanın başlangıç aşamalarında parçacıkların bireysel keşif yapması teşvik edilmiş, ilerleyen iterasyonlarda ise parçacıkların sürü davranışına daha fazla uyum göstermesi sağlanmıştır. Bu strateji, çözüm uzayının başlangıçta daha geniş taranmasına ve algoritmanın zamanla daha kararlı bir çözüm etrafında yoğunlaşmasına olanak tanımaktadır. Bu yapı sayesinde algoritma, hem geniş kapsamlı arama hem de çözüm çevresinde hassas iyileştirme yapabilmektedir.

Her iterasyonun çıktıları (DZB, HFD skoru, kosinüs benzerliği ve ilgili parametreler) bir Excel dosyasına kaydedilerek sürecin ilerleyişi kayıt altına alınmıştır.

Tablo 9’de bahsi geçen Excel dosyasından bir kesit verilmiştir. Bu tabloda her bir iterasyonun içerisindeki 50 parçacıktan en iyi sonuca ulaşanların ulaştıkları değerler ve o değerlere ulaşan parametreler gösterilmektedir. “DTW” sütununda gözüken “65535” ve “Cosine Similarity” sütunundaki “-1” değerleri o iterasyondaki 50 parçacıktan hiçbirinin geçerli bir model oluşturmadığını göstermektedir.

PSO algoritması her iterasyonda hem parçacıkların kişisel en iyi değerlerini hem de sürü genelindeki en iyi değeri (yerel) güncelleyerek çalışmış, sonuçlar **global en iyi çözüme** göre değerlendirilmiştir.

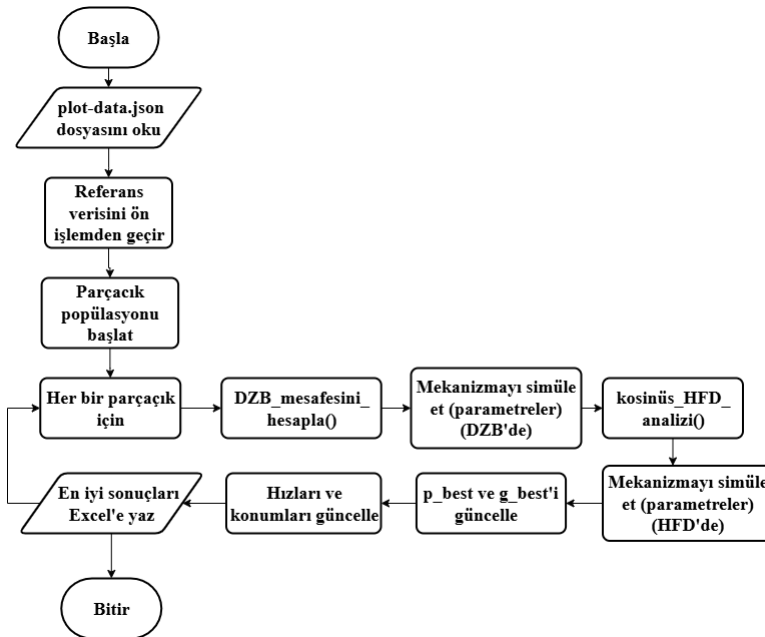
Tablo 9. Optimizasyon sonucunda elde edilen verilerden bir kesit.

İterasyon	DZB	Kosinüs Benzerliği	$l_0$	$l_1$	$l_2$	$l_3$	$l_4$	$l_5$	$l_6$	$\theta_0$
1.00	332.97	93%	325.47	73.48	150.00	117.69	198.20	88.27	298.31	310.55
2.00	190.16	90%	304.97	73.61	150.00	125.93	198.20	83.31	275.45	306.91
3.00	305.95	96%	327.27	73.70	150.00	120.32	198.20	83.89	280.84	305.81
4.00	663.92	92%	325.94	73.37	150.00	114.33	198.20	87.02	300.00	315.63
5.00	374.13	78%	301.46	73.20	150.00	126.48	198.20	89.52	300.00	304.82
6.00	355.79	91%	313.36	73.24	150.00	121.49	198.20	81.65	295.09	310.56
7.00	65,535.00	-100%	326.85	74.24	150.00	110.24	198.20	84.21	274.69	315.31
8.00	65,535.00	-100%	326.75	74.13	150.00	124.83	198.20	87.17	265.97	308.34
9.00	56.33	86%	294.13	73.18	150.00	126.68	198.20	89.75	278.90	307.11

### Algoritma Akış Şeması

Şekil 6'da, PSO algoritmasının bu çalışmaya özgü uygulamasına ilişkin genel işlem akışı gösterilmektedir. Algoritma, referans kurs profiline ait verilerin JSON formatından okunarak ön işlenmesiyle başlamakta; ardından, rastgele başlatılan bir parçacık popülasyonu üzerinden iteratif bir optimizasyon süreci yürütülmektedir. Her bir iterasyonda, tüm parçacıkların tanımlı parametreleriyle mekanizma simüle edilmekte ve koçbaşı (A4 noktası) hareketinden elde

edilen profil, referans profil ile hem zaman hem frekans alanında karşılaştırılmaktadır. Bu ölçütler doğrultusunda, her parçacık için en iyi çözüm (p\_best) ve sürü genelindeki en iyi çözüm (g\_best) güncellenmekte; hız ve konumlar bu bilgilere göre yeniden hesaplanmaktadır. İterasyonlar boyunca elde edilen en iyi çözümler her adımda Excel dosyasına kaydedilerek süreç izlenebilir kılınmıştır. Bu yapı sayesinde, algoritmanın her bir bileşeni modüler ve izlenebilir bir biçimde yürütülmektedir.



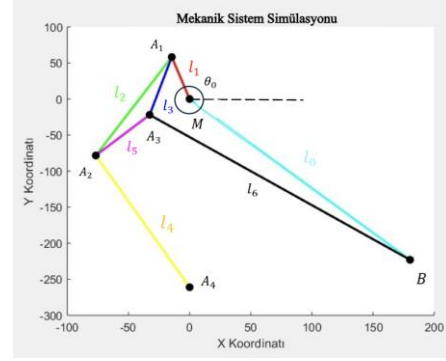
Şekil 6. PSO Algoritması Akış Şeması

## DOĞRULAMA SÜRECİ

Optimizasyon sürecinden elde edilen bağlantı uzunluklarının doğruluğunu görsel ve sayısal olarak değerlendirebilmek amacıyla, mekanizmanın hareketini simüle eden ek bir MATLAB kodu hazırlanmıştır. PSO algoritması tarafından önerilen parametre setini kullanarak altı çubuk mekanizmasının hareketini motorun 4 tam turu boyunca (1440°) canlandırmakta ve mekanizmanın uç noktası olan A4 noktasının izlediği kurs profilini çizerek sonuçları görsel olarak sunmaktadır. Simülasyon sonucunda elde edilen kurs profili, referans profil ile karşılaştırılarak optimize edilen mekanizmanın hedefe ne ölçüde yaklaştığı gözlemlenmiştir.

Şekil 7’de optimize edilen altı çubuk mekanizmasının rastgele bir andaki konfigürasyonunu göstermektedir. Simülasyon çıktısında, çubuklar farklı renklerle gösterilmiş ve bağlantı noktaları siyah noktalarla işaretlenmiştir. Çubukların uzunlukları ve açıları, PSO algoritması ile optimize edilen parametreler doğrultusunda belirlenmiştir.

Mekanizma, hem sabit destek noktaları hem de hareketli bağlantılar arasında fiziksel bütünlük sağlayacak şekilde modellenmiştir. Mekanizmanın pivot noktası (B), optimize edilen vuruşu sağlamak için belirlenen bir hedef hareket bölgesine ulaşmak üzere konumlandırılmıştır. Yapı genelinde herhangi bir çakışma, boşluk ya da fiziksel olarak mümkün olmayan bir konfigürasyon bulunup bulunmadığı bu animasyonla takip edilmiştir. Bu anlık pozisyon, optimize edilen parametrelerin mekanizmanın fiziksel çalışabilirliğini koruyarak hedeflenen kurs profilini üretmeye elverişli olduğunu kanıtlamaktadır.

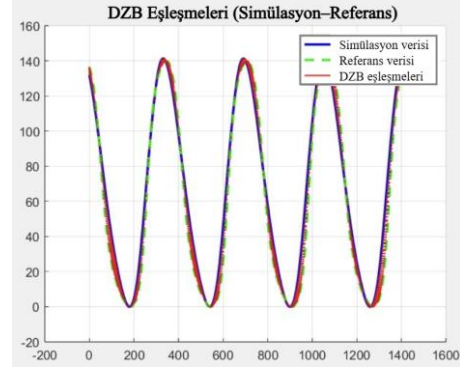


Şekil 7. Anlık 2-boyutlu konfigürasyon animasyonu

Şekil 8’deki grafik, optimize edilen mekanizma parametreleri kullanılarak elde edilen kurs profilinin (mavi çizgi) hedef referans profili (yeşil kesikli çizgi) ile zaman ekseninde ne kadar iyi eşleştiğini göstermektedir. Grafik üzerinde, DZB algoritması tarafından bulunan eşleşmeler kırmızı çizgilerle belirtilmiştir.

Şekil incelendiğinde, simülasyon verisi ile referans verisinin genlik ve periyot bakımından oldukça uyumlu olduğu görülmektedir. DZB eşleşme çizgilerinin büyük ölçüde kısa ve paralel olması, iki veri seti arasında büyük zaman kaymalarının olmadığını ve profillerin doğal olarak uyumlu olduğunu göstermektedir.

Sonuçlar, hareket şekli ve zamanlamasının hedef profile yakınsadığını göstermektedir.



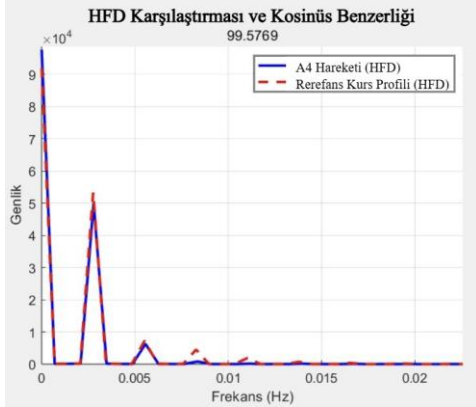
Şekil 8. DZB eşleşme grafiği

Şekil 9’daki grafik, optimize edilen mekanizma ile elde edilen koçbaşı hareketinin (mavi çizgi) ve hedef kurs profilinin (kırmızı kesikli çizgi) Fourier dönüşümleri üzerinden frekans bileşenlerinin karşılaştırılmasını göstermektedir. Frekans ekseninde, her iki

profilin baskın bileşenlerinin aynı aralıkta ve büyüklükte olduğu görülmektedir.

Grafik üzerinde, her iki sinyalin düşük frekans bölgesinde yoğunlaştığı ve yüksek frekans bileşenlerinin ihmal edilebilir seviyede olduğu açıkça görülmektedir. Bu durum hem optimize edilen mekanizmanın hem de hedef profilin benzer dinamik özelliklere sahip olduğunu göstermektedir.

Grafikte ayrıca kosinüs benzerlik oranı %99.5769 olarak verilmiştir. Bu yüksek oran, optimize edilen mekanizma hareketinin spektral (frekans bazlı) yapısının hedef profile yüzdelik olarak neredeyse tamamen uyduğunu göstermektedir. Böylece sadece zaman ekseninde değil, frekans alanında da hedef profile çok yüksek doğrulukta benzerlik sağlandığı doğrulanmıştır.



Şekil 9. HFD ve Kosinüs Benzerliği Karşılaştırması

PSO uygulaması sonucunda Dinamik Zaman Bükülümü (DZB) mesafesi 2258 değerinden 401 değerine düşmüş, Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD) tabanlı kosinüs benzerliği ise %87'den %99'a yükselmiştir. Bu iyileşme, hem zaman hem de frekans alanında PSO algoritmasının etkinliğini net biçimde ortaya koymakta, elde edilen parametrelerin optimize edilmiş ve hedefe yakın olduğunu sayısal olarak doğrulamaktadır.

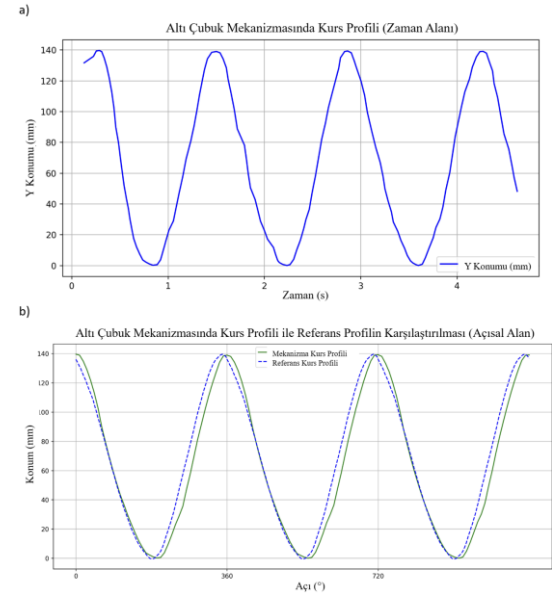
### Fiziksel Doğrulama ve Görüntü İşleme ile Analiz

Optimizasyon sonucunda elde edilen parametrelerle oluşturulan altı çubuk mekanizması, fiziksel olarak imal edilerek deneysel doğrulama çalışmaları

gerçekleştirilmiştir. Mekanizma, üç boyutlu modelleme ve imalat süreci tamamlandıktan sonra bir kamera sistemi ile izlenmiş ve koçbaşının (A4 noktası) zamanla değişen düşey konumu görüntü işleme teknikleriyle tespit edilmiştir. Bu doğrultuda, sistemin ön yüzüne konumlandırılan sabit bir kamera aracılığıyla çalışma anı kaydedilmiş; alınan görüntülerden çerçeve bazlı analiz ile koçbaşının pozisyon bilgisi elde edilmiştir.

Her bir karede koçbaşına yapıştırılan renkli etiketin dikey piksel konumu belirlenmiş, ardından zaman serisi elde edilerek koçbaşının hareket profili oluşturulmuştur. Bu profil, optimize edilirken kullanılan referans kurs profili ile karşılaştırılmıştır.

Şekil 10 (a)'da fiziksel sistemin gerçek bir çalışma anına ait görüntü işleme ile elde edilen konum zaman grafiği, (b) konum verisi ile referans profil aynı grafik üzerinde gösterilmiştir. Grafik incelendiğinde, fiziksel sistemden elde edilen profilin, hem genlik hem de şekil bakımından referans profile yüksek düzeyde uyum sağladığı görülmektedir. Ayrıca, profilin iniş ve çıkış fazlarındaki zamanlamasının da başarılı şekilde eşleştiği tespit edilmiştir.



Şekil 10. Prototipte (a) konum zaman grafiği (b) referans ile karşılaştırması

## SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRME

Bu çalışmada, belirli bir kurs profiline uygun olarak çalışan bir altı çubuk mekanizması tasarlanmış ve PSO ile optimize edilmiştir. Çalışmanın özgün yönü, çok kriterli değerlendirme (Dinamik Zaman Bükülümü ve Hızlı Fourier Dönüşümü tabanlı kosinüs benzerliği) ile hem zamansal hem de frekansal uyumun optimize edilmesi ve bu sürecin fiziksel prototip doğrulaması ile desteklenmesidir.

Simülasyon sonuçları, optimize edilen mekanizmanın hedef profili hem şekil hem de zamanlama açısından yüksek doğrulukla yakaladığını göstermiştir. Pratikte, bu mekanizma özellikle hassas sac şekillendirme ve kalıplama gibi değişken kurs gerektiren pres uygulamalarında sürecin verimliliğini ve ürün kalitesini artırma potansiyeline sahiptir.

PSO algoritması ile hedef profile manuel yöntemlerle ulaşılamayacak kadar yakın çözümler elde edilmiştir. Ancak, algoritmanın sezgisel doğası gereği, daha uzun süre çalıştırmak bazı durumlarda çözümü iyileştirebilirken bazı durumlarda belirgin bir gelişme sağlamayabilir; bu nedenle parametre ayarlarının optimizasyon başarısında kritik rolü vardır.

Optimizasyon sürecinde yalnızca benzerlik skorlarının yükselmesi değil, mekanizmanın fiziksel olarak üretilebilir ve çalışabilir olması da gözetilmiştir. Elde edilen parametrelerle üretilen mekanizma üzerinde yapılan deneysel doğrulama, simülasyon sonuçlarıyla yüksek uyum göstermiştir. Görüntü işleme ile elde edilen profil, hem şekil hem de zamanlama açısından referans kurs profili ile büyük ölçüde örtüşmüştür.

Bu çalışma kapsamında optimizasyon yalnızca kurs (konum) profiline odaklanmıştır. Bununla birlikte, önerilen PSO tabanlı yaklaşım, pres sistemlerinde yaygın olarak karşılaşılan hız ve ivme isteklerini de

kapsayacak şekilde genişletilebilir. Böyle bir durumda, hedef profildeki konum, hız ve ivme bileşenleri birlikte optimize edilerek mekanizmanın dinamik performansı daha kapsamlı biçimde değerlendirilebilir.

Sonuç olarak, bu çalışma, parametrik optimizasyonun yalnızca akademik bir yöntem değil, endüstriyel mekanizma tasarımları için güçlü ve uygulanabilir bir strateji olduğunu ortaya koymaktadır. Geliştirilen yöntem, değişken kurs ihtiyacına sahip pres sistemleri başta olmak üzere çok sayıda endüstriyel uygulama için potansiyel bir çözüm sunmaktadır. Ayrıca, çalışma, altı çubuk mekanizma sentezinde zamansal (DZB) ve frekansal (HFD tabanlı kosinüs benzerliği) benzerlik kriterlerinin çok kriterli biçimde entegre edilmesi ve bu yaklaşımın fiziksel prototip ile doğrulanması açısından literatüre önemli bir katkı sağlamaktadır.

## REFERANSLAR

- [1] N. M. Tools, "Link Drive Mechanical Press CDCL," [Online]. Available: <https://novotechmachinetools.com/files/Link-Drive-mechanical-press-CDCL-.pdf>.
- [2] J. J. Uicker, *Theory of Machines and Mechanisms*, Oxford: Oxford University Press, 2016.
- [3] J. Angeles, *Fundamentals of Robotic Mechanical Systems*, New York, NY: Springer, 2003.
- [4] F. W. B. Marini, "Particle Swarm Optimization (PSO). A tutorial," *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 149, p. 153–165, 2015.
- [5] M. Müller, "Dynamic time warping," in *Information Retrieval for Music and Motion*, Berlin, Springer, 2007, p. 69–84.
- [6] P. Xia, L. Zhang and F. Li, "Learning similarity with cosine similarity ensemble," *Information Sciences*, vol. 307, pp. 39-52, 2015.