

STEWART PLATFORMUNUN YAPAY SİNİR AĞI İLE TERS KİNEMATİK ANALİZİ

Mert Eren AYĞAHOĞLU^{1, a)}, Abdullah ÇAKAN^{1, b)}, Mete KALYONCU^{1, c)}

¹Konya Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Makine Mühendisliği Bölümü 42150, KONYA

^{a)}meaygahoglu@ktun.edu.tr, ^{b)}acakan@ktun.edu.tr, ^{c)}mkalyoncu@ktun.edu.tr

Bu çalışmada, Stewart platformunun ters kinematik çözümünü modellemek amacıyla Yapay Sinir Ağları (YSA) tabanlı bir yaklaşım benimsenmiştir. Ters kinematik çözümde genellikle konum ve yönelim birlikte kullanılırken, bu çalışmada yalnızca istenilen konum parametre olarak alınmış; model çıktısı olarak ise sadece platform bacaklarının uzunlukları dikkate alınmıştır. YSA modelinin geliştirilmesi sürecinde, uygun ve yeterli büyüklükte bir veri seti titizlikle hazırlanmış; bu veri seti eğitim, test ve doğrulama aşamalarında dengeli bir şekilde dağıtılarak modelin genel performansını artırmaya yönelik önlemler alınmıştır. Modelin başarısı, korelasyon katsayısı $R = 0.99$ olarak ölçülmüş ve bu yüksek değer, modelin gerçek verilere karşı büyük bir uyum ve doğruluk sağladığını göstermiştir. Elde edilen sonuçlar, karmaşık matematiksel ifadeler veya hesaplamalar kullanmaya gerek kalmaksızın, yalnızca YSA tabanlı yöntemle ters kinematik probleminin etkin ve güvenilir biçimde çözülebileceğini ortaya koymuştur. Bu yaklaşım, hem hesaplama sürecini basitleştirmekte hem de hızlı sonuç alınmasına imkân tanımaktadır. Çalışma, Stewart platformlarının ters kinematik problemlerine ilişkin yapılacak makale çalışmaları için sağlam ve kapsamlı bir temel oluşturmakta, gelecekte geliştirilecek modeller için de önemli bir referans teşkil etmektedir.

Anahtar Kelimeler: Stewart platformu, ters kinematik, yapay sinir ağları

INVERSE KINEMATICS ANALYSIS OF THE STEWART PLATFORM USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

ABSTRACT

In this study, an Artificial Neural Network (ANN)-based approach was adopted to model the inverse kinematics solution of a Stewart platform. While inverse kinematics solutions typically utilize both position and orientation together, in this work, only the desired position was considered as the input parameter, and the model output was limited to the leg lengths of the platform. During the development of the ANN model, a suitable and sufficiently large dataset was meticulously prepared, and evenly distributed across training, testing and validation phases to enhance the overall performance of the model. The model's accuracy was evaluated using the correlation coefficient, which was measured as $R = 0.99$. This high value indicates that the model achieved excellent consistency and accuracy with respect to real data. The results reveal that the inverse kinematics problem can be solved effectively and reliably using only the ANN-based method, without the need for complex mathematical expressions or computations. This approach not only simplifies the computational process but also enables rapid results. The study provides a solid and comprehensive foundation for future research on the inverse kinematics of Stewart platforms and serves as an important reference for the development of future models.

Keywords: Stewart platform, inverse kinematic, artificial neural networks

1. GİRİŞ

Stewart platformu, altı serbestlik derecesine sahip uzaysal bir paralel robot manipülatördür. Bu yapı, üç doğrultuda (boyuna ve iki enine yönde) hareket edebildiği gibi, aynı zamanda yuvarlanma, yunuslama ve sapma hareketlerini de gerçekleştirebilir. Üst plakası, merkez noktası aracılığıyla belirlenen bir konuma $\{x, y, z, \text{yuvarlanma, yunuslama, sapma}\}$ yönlendirilirken, alt plaka sabit kalmaktadır. Bu hareket, her biri prizmatik bağlantı olan altı bağlantının uzunluklarının eşzamanlı olarak değiştirilmesiyle sağlanmaktadır. Tüm prizmatik bağlantılar sabit alt plaka ile hareketli üst plaka arasına konumlandırılmıştır. Stewart, bu paralel manipülatöre ilişkin ilk çalışmasını 1965 yılında uçuş simülasyonu uygulamaları için yayımlamıştır. Günümüzde ise bu yapı Stewart platformu olarak bilinmektedir (bazı kaynaklarda farklı adlarla da anılır) ve birçok önemli alanda yaygın biçimde kullanılmaktadır [1].

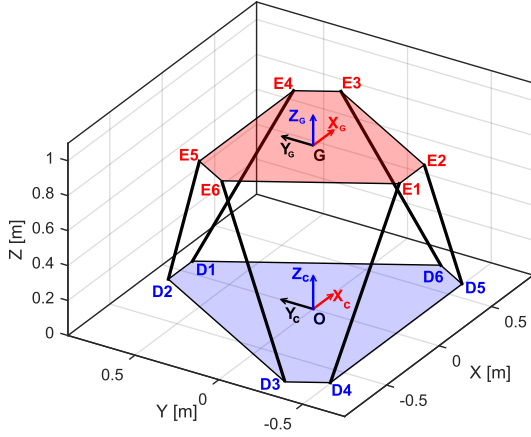
Paralel robotlarda eyleyicinin konum ve oryantasyonu bilindiğinde, sistemdeki her bir bacağın uzunluklarının hesaplanması işlemine paralel robotun ters kinematik çözüm problemi adı verilmektedir. Stewart'ın 1965 yılında paralel robot konseptini ortaya koymasından bu yana, paralel mekanizmalar robotik alanındaki araştırmaların odak noktalarından biri olmuştur [2].

Stewart platformunun kinematik modellerinin elde edilmesi amacıyla, onlarca yıldır çeşitli yöntemler incelenmiş ve uygulanmıştır. Bu yöntemlere örnek olarak analitik çözümler ve sayısal yöntemler verilmiştir. Ancak bu yöntemlerde çözüm konusunda yoğun bir şekilde işlemci yükü artabilmektedir. Bunu aşmak için Yapay Sinir Ağı (YSA) modellerini eğiterek ve kullanarak işlem yükünün azaltılması ve oluşturulan YSA modelinin matematiksel ifadelerle gerek duymadan çalışabilmesi bu yöntemi öne çıkarmaktadır. Paralel robotların ters kinematik çözümünde YSA kullanımı üzerine literatürde birçok çalışma bulunmaktadır. Örneğin [3]'te yapılan çalışmada yazarlar, Stewart platformunun analitik yöntemle elde edilen ters kinematik çözümlerini YSA'ların eğitimi için kullanmışlardır. Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) ve Radyal Tabanlı Fonksiyon (RBF) ağlarının, karmaşık ters kinematik problemlerini yeterli doğruluk ve hızla

çözebildiğini ve bu sayede başarılı sonuçlar elde edildiğini belirtmişlerdir.

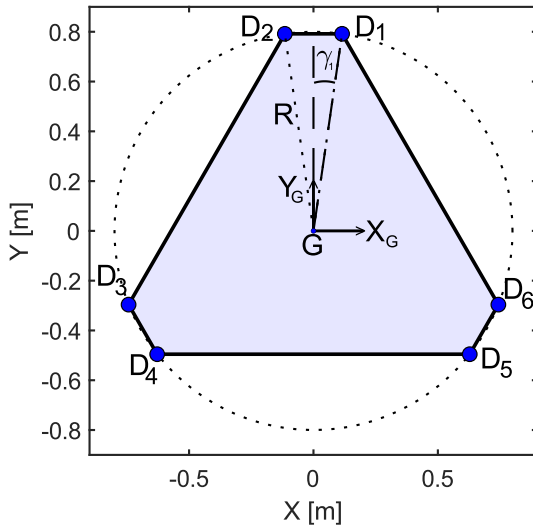
Başka bir örnek olarak [4]'te yapılan çalışmada yazarlar, platformun kinematik problemini çözmek için Yapay Sinir Ağları (YSA) kullanmışlardır. Analitik yöntemle elde edilen çözümleri, Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA), Uzun Kısa Süreli Bellek Ağı (UKSB) ve Kapılı Tekrarlayan Birim Ağı (KTBA) modellerini eğitmek için kullanmışlardır. Yazarlar, bu ağların, ters kinematik problemlerini yeterli doğruluk ve hızla çözdüğünü ifade etmişlerdir. Ayrıca farklı ağların tahmin başarılarını karşılaştırıp robotun kinematik modeliyle doğrulama yapmışlardır. Derin öğrenme yöntemlerinin, klasik yöntemlere göre daha hızlı ve etkili olduğu vurgulamışlardır. Benzer şekilde [5]'teki çalışmada ekip, Stewart platformunun ters kinematik problemini derin öğrenme ile çözdüklerini yazmışlardır. Çalışmada on modelin geliştirilmiş olduğunu, özellikle iki modelin %99 R^2 doğrulukla yüksek performans gösterdiğini belirtmişlerdir. Ortalama hata oranı %1-2 arasında kaldığını, eğitim alanı dışındaki verilerde de maksimum %1,76 hata görüldüğünü vurgulamışlardır. Son olarak, [6]'da yapılan çalışmada araştırmacılar, Stewart platformu temelli 2-(6UPS) tipi seri-paralel manipülatörlerin ters kinematik problemini dalgacık tabanlı yapay sinir ağı (DTYSA) ile çözdüklerini belirtmişlerdir. Çalışmada hibrit manipülatörün kinematik modeli oluşturulduğunu ve ters kinematik için DTYSA kullanıldığını yazmışlardır. DTYSA'nın, orta ve üst plakaların dairesel ve spiral yörüngelerini yaklaşık %99 doğrulukla tahmin ederek yüksek performans gösterdiğini, ortalama hata oranlarının %1-2 arasında kaldığını ve farklı yörüngelerde dahi düşük hata oranları elde ettiklerini vurgulamışlardır. Yukarıda aktarılan çalışmalardan da anlaşılacağı üzere, paralel robotların ters kinematik çözümünde YSA modelleri yaygın olarak literatürde yer edinmiştir. Bu çalışmada ise 6-6 tipi Stewart platformunun ters kinematik çözümü için bir yapay sinir ağı modeli geliştirilmiş ve bu sayede literatürdeki çalışmalara ek bir katkı sunulması hedeflenmiştir. Bu çalışmada yapılan ters kinematik işlemi, [7] çalışmasından örnek alınmıştır.

2. STEWART PLATFORMU TERS KİNEMATİĞİ

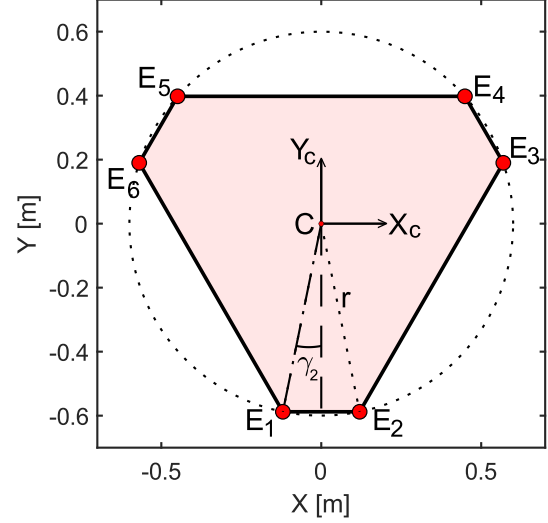


Şekil 1. 6-6 Stewart platformu şematığı

Şekil 1’de 6-6 tipi Stewart platformunun şematik görünümü verilmiştir. Sisteme, sabit platform üzerinde C (x_C, y_C, z_C) ve hareketli platform üzerinde G (x_G, y_G, z_G) olmak üzere iki koordinat sistemi atanmıştır. Platformun altı bacağı, sabit platform üzerindeki D_i ($i = 1, 2, \dots, 6$) noktalarından başlayarak, hareketli platform üzerindeki E_i ($i = 1, 2, \dots, 6$) noktalarına eklemeler aracılığıyla bağlanmıştır. Stewart platformunda bacakların bağlanma dizilimi çapraz şekilde gerçekleştirilmekte olup, bu çalışmada da aynı prensip izlenmiştir. D_i noktaları, merkezi C ve yarıçapı R olan bir çember üzerinde; E_i noktaları ise merkezi G ve yarıçapı r olan bir çember üzerinde konumlandırılmıştır. Şekil 2 ve 3’te alt ve üst platform sırasıyla verilmiştir.



Şekil 2. Robotun alt platformu



Şekil 3. Robotun üst platformu

Alt ve üst platformların altıgen yapısı sayesinde CD_i ve CX_C vektörleri arasındaki açılar aşağıda verilmiştir:

$$\frac{\pi}{3}i - Y_1 \quad i(1, 3, 5) \quad (1)$$

$$\frac{\pi}{3}(i - 1) + Y_1 \quad i(2, 4, 6) \quad (2)$$

Benzer şekilde GE_i ve GX_G vektörleri arasındaki açılar da aşağıda verilmiştir:

$$\frac{\pi}{3}i - Y_2 \quad i(1, 3, 5) \quad (3)$$

$$\frac{\pi}{3}(i - 1) + Y_2 \quad i(2, 4, 6) \quad (4)$$

Stewart platformunun ters kinematik çözümünde elde edilmek istenen parametre h_i değerleri olan bacak boylarıdır. Sabit alınan parametreler: R, r, Y_1 , Y_2 , ψ (sapma açısı), θ (yunuslama açısı) ve μ (yuvarlanma açısı) olarak atanmıştır. Burada ψ , θ ve μ açıları işlemi basitleştirmek için sıfır alınmıştır. Ters kinematik çözümünde kullanılan sayısal değerler Tablo 1’de verilmiştir.

Tablo 1. Ters kinematik çözümünde kullanılan sayısal değerler

Parametre	Değer	Birim
R	0.8	m
r	0.6	m
Y_1	8.265	(°)
Y_2	11.537	(°)
$x_{hedef(min)}$	-250	mm
$x_{hedef(max)}$	250	mm
$y_{hedef(min)}$	-250	mm
$y_{hedef(max)}$	250	mm
$z_{hedef(min)}$	-150	mm

$Z_{hedef(max)}$	100	mm
$Z_{başlangıç}$	936	mm

$D_i E_i$ vektörü denklem (5)'te verilmiştir.

$$D_i E_i = g + R_D^E e_i - d_i \quad (5)$$

Denklem (5)'te CG vektörünü g , C noktasından G noktasına olan dönüşüm matrisini R_D^E , CD_i vektörünü d_i ve GE_i vektörünü e_i temsil etmektedir.

Denklem (5)'ten yola çıkarak da bacak boyları aşağı verildiği gibi bulunabilmektedir:

$$h_i = |D_i E_i| \quad i(1, \dots, 6) \quad (6)$$

D_i ($i = 1, \dots, 6$) noktalarındaki alt eklemlerin eklem açıları δ_i , E_i ($i = 1, \dots, 6$) noktalarındaki üst eklemlerin eklem açıları ise v_i olarak tanımlanmaktadır. k_i , hesaplama anında C koordinat sistemine göre $D_i E_i$ doğrultusundaki birim vektördür. k_{i0D} , $\delta_i = 0$ iken C koordinat sistemine göre $D_i E_i$ yönündeki birim vektörü, k_{i0E} ise $v_i = 0$ durumunda G koordinat sistemine göre $D_i E_i$ doğrultusundaki birim vektörü ifade etmektedir. Alt ve üst eklem açılarının hesabı aşağıda verilmiştir:

$$\delta_i = \arccos(k_i^T k_{i0D}) \quad i(1, \dots, 6) \quad (7)$$

$$v_i = \arccos(k_i^T R_D^E k_{i0E}) \quad i(1, \dots, 6) \quad (8)$$

Bu şekilde Stewart platformunun ters kinematik çözümü için gerekli tüm denklemler elde edilmiştir.

3. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay Sinir Ağı (YSA), tahminleme modellemesi için çeşitli mühendislik alanlarında yaygın olarak kullanılan bir makine öğrenmesi algoritmasıdır. Tasarımı, insan beyninin yapısal ve işlevsel özelliklerini taklit etmeyi amaçlamaktadır [8]. Ayrıca öğrenme ve hafıza süreçlerine oldukça benzeyen sayısal prosedürlerin geliştirilmesini de içermektedir [9].

YSA modellemesinde denetimli bir öğrenme metodolojisi entegre edilmiş olup, ağ belirli bir veri kümesi üzerinden eğitilmektedir. YSA'nın temel avantajı, çok büyük veri kümelerini işleyebilmesidir. Ayrıca değişkenler arasındaki karmaşık doğrusal olmayan ilişkileri tespit edebilmekte ve tahmin edilen değişkenler

arasındaki çeşitli etkileşimleri elde edebilmektedir [10].

Eğitim aşamasında, YSA içindeki nöronlar arasındaki bağlantılar, tahmin edilen çıktı ile gerçek hedef arasındaki hata en aza indirilecek şekilde ayarlanmaktadır. Genellikle bir YSA, birbirine bağlı işlem düğümlerinden oluşan birden fazla katmandan meydana gelmektedir [11]. Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA), yaygın olarak kullanılan bir YSA yöntemi olarak bilinmektedir.

ÇKA'nın çalışmada kullanılmasındaki üstünlükleri; basitliği, verimliliği ve çok yönlülüğüdür. Basit mimarileri, simülasyon veri kümeleri üzerinde verimli şekilde eğitilmelerine olanak tanımaktadır. Ayrıca, görülmemiş veri noktalarına karşı iyi genelleme yeteneğine sahiptir; bu da onu paralel robotların kinematığı bağlamında simülasyon verilerinin analizinde son derece uygun kılmaktadır.

Ayrıca ÇKA, bir giriş katmanı, bir veya daha fazla gizli katman ve bir çıkış katmanı olmak üzere üç katman içermektedir. Üç giriş, üst platformun x, y ve z konumlarıdır. Altı çıkış ise platformda bulunan her bir bacağın uzunluk değeridir. YSA modellenirken Tablo 1'de verilen sınırlarda giriş verileri 5 mm aralıklarla olarak ele alınmıştır.

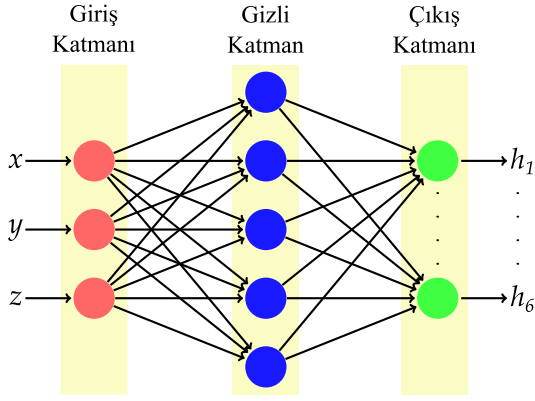
YSA modellemesi, veri hazırlama, mimari tasarım, model eğitimi, değerlendirmesi ve uygulanması gibi birkaç temel adımı kapsamaktadır [12]. İlk adım olan veri hazırlama sürecinde, giriş ve çıkış verileri model için uygun hâle getirilir. Ardından, gizli katmanların sayısı, eğitim, doğrulama ve test verilerinin oranları belirlenir. Sonraki aşamada model, uygun araçlarla eğitilir ve doğrulanır. Doğrulandıktan sonra model test edilerek doğruluğu ve performansı değerlendirilir. Eğitilmiş ve doğrulanmış model, mühendislik uygulamaları için kullanılabilir [13]. Bu çalışmada, 6-6 tipi Stewart platformunun ters kinematik modelinde YSA'nın eksik verileri tahmin etme amacıyla kullanımı araştırılmıştır. YSA modellerindeki nöron sayısı, model performansına bağlı olarak ayarlanmıştır. Veri, eğitim, test ve doğrulama kümelerine oran yöntemiyle bölünmüş ve bu oran, veri kümesinin boyutuna, problemin karmaşıklığına ve istenen doğruluk düzeyine bağlı olarak seçilmiştir [14]. Levenberg–Marquardt algoritması, YSA modelini eğitmek

için kullanılmıştır [15]. Bu çalışmada kullanılan YSA modelinin parametreleri Tablo 2’de ayrıntılı olarak verilmiştir.

Tablo 2. YSA model parametreleri

Eğitim verisi (%)	70
Doğrulama verisi (%)	15
Test verisi (%)	15
Gizli katmandaki nöron sayısı	5
YSA eğitim algoritması	Levenberg–Marquardt
Veri bölme yöntemi	Rastgele

Çalışmada YSA modellemesi MATLAB kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Şekil 4’te bu çalışmada kullanılan YSA modeli gösterilmiştir.



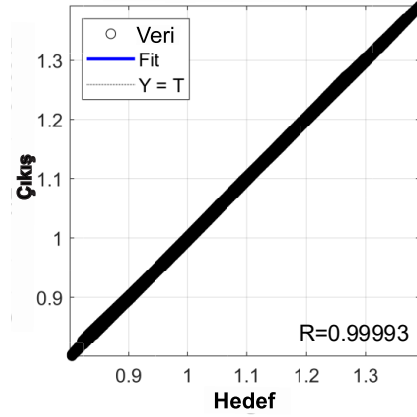
Şekil 4. Yapay sinir ağı yapısı.

Regresyon modellerinin performans değerlendirmesi, Ortalama Kare Hata (OKH) ve Korelasyon Katsayısı (R) temelinde yapılmaktadır. OKH, tahmin edilen değerler ile ölçülen değerler arasındaki ortalama kare farklarını ölçmektedir [16]. R değeri ise, model çıktıları ile hedefler arasındaki doğrusal ilişkiyi yansıtmaktadır. R değerinin 1 olması, mükemmel bir doğrusal ilişkiyi gösterirken, sıfıra yakın bir değer ilişkisizlik anlamına gelmektedir. Bu çalışmada eğitilmiş YSA modelinin performansını değerlendirmek için OKH ve R kriterleri kullanılmış ve bu performans parametrelerini hesaplamak için (9) ve (10) numaralı denklemler üzerinden işlemler yapılmıştır [10].

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_{hedef(t)} - X_{YSA(t)})^2 \quad (9)$$

$$R = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^N (X_{hedef(t)} - X_{YSA(t)})^2}{\sum_{i=1}^N (X_{hedef(t)})^2}} \quad (10)$$

Modelleme çalışması sonucunda elde edilen yapay sinir ağı modelinin doğruluk performansını değerlendirmek amacıyla hesaplanan Korelasyon Katsayısı (R) grafiği Şekil 5’te sunulmuştur. Bu grafik, model çıktıları ile gerçek değerler arasındaki ilişki düzeyini görsel olarak ortaya koymakta ve modelin güvenilirliğini değerlendirmede önemli bir göstergesi niteliği taşımaktadır.

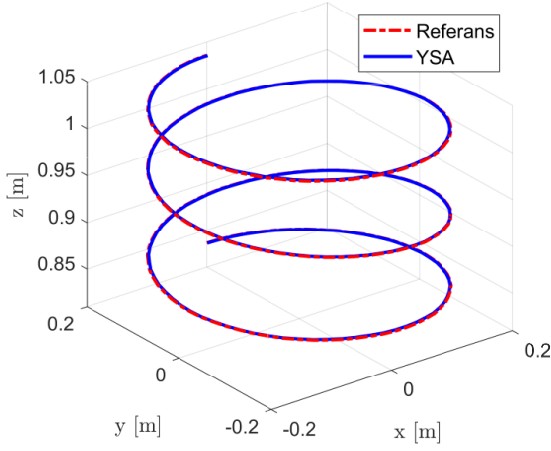


Şekil 5. Çalışmanın Korelasyon Katsayısı

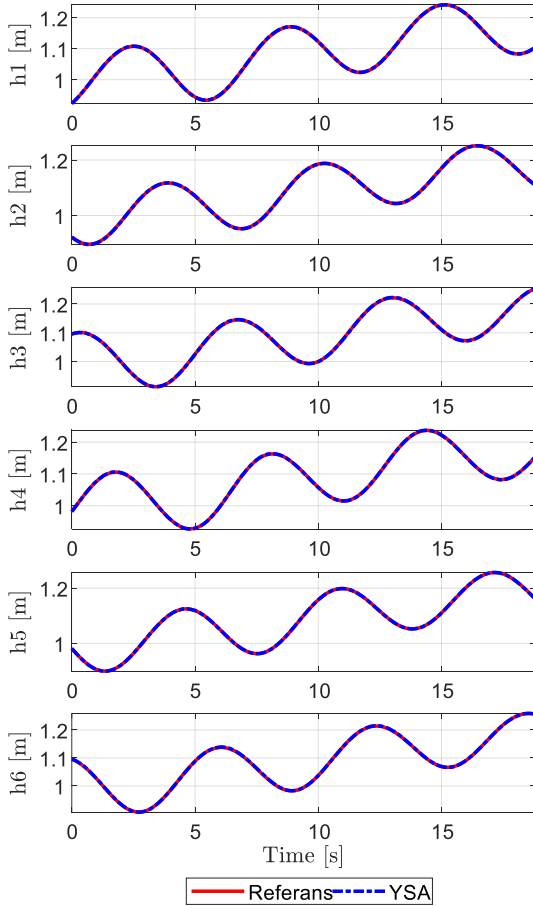
4. SONUÇ VE GELECEK ÇALIŞMALAR

Bu çalışmada, Stewart platformunun ters kinematik probleminin modellenmesi amacıyla Yapay Sinir Ağları (YSA) tabanlı bir yöntem geliştirilmiştir. Modelleme sürecinde, ters kinematik probleminin çözümüne yönelik olarak yalnızca hedef konum temel parametre olarak belirlenmiş; yönelim bileşenleri göz ardı edilerek, çıktı değişkeni olarak yalnızca platform bacaklarının doğrusal uzama değerleri dikkate alınmıştır. YSA modelinin oluşturulması için uygun büyüklükte ve nitelikte bir veri seti titizlikle hazırlanmış, bu veri seti eğitim, test ve doğrulama aşamalarında dengeli bir şekilde dağıtılarak modelin genelleme kapasitesi ve performansı optimize edilmiştir. Modelin başarısı, korelasyon katsayısı R = 0.99 gibi yüksek bir değerle ölçülmüş olup, bu durum modelin gerçek verilerle yüksek derecede uyum sağladığını ve güvenilir sonuçlar verdiğini ortaya koymuştur. Elde edilen bulgular, karmaşık matematiksel ifadelerin veya hesaplamaların kullanılmasına gerek kalmaksızın, yalnızca YSA tabanlı yöntemle ters kinematik probleminin etkin, doğru ve güvenilir şekilde çözülebileceğini göstermiştir. Ayrıca, söz konusu yaklaşım, hesaplama süreçlerini basitleştirmiş ve hızlı sonuç alınmasına olanak tanımıştır. Modelin doğruluğunu değerlendirmek amacıyla,

Stewart platformu için referans bir yörünge belirlenmiş; elde edilen yörünge sonuçları ile bu yörüngeye ait bacak boyları sırası ile Şekil 6. ve Şekil 7.'de sırasıyla verilmiştir.



Şekil 6. Oluşturulan model ile referans yörünge ile karşılaştırılması



Şekil 7. Oluşturulan model ile referans yörüngeye ait bacak boylarının karşılaştırılması.

Gelecekteki çalışmalarda, modelin kapsamının genişletilerek Euler açıları (yuvarlanma, yunuslama, sapma) ile bacak açıları gibi daha karmaşık kinematik parametrelerin modele

dahil edilmesi planlanmaktadır. Bunun yanı sıra, geliştirilen modelin ADAMS simülasyon ortamında dinamik performansının değerlendirilmesi hedeflenmektedir. Ayrıca, yalnızca Yapay Sinir Ağları ile sınırlı kalmayarak, farklı makine öğrenmesi algoritmalarının da uygulanması ve karşılaştırmalı analizlerle performanslarının detaylı şekilde incelenmesi öngörülmektedir. Bu bağlamda, gerçekleştirilen çalışma, Stewart platformlarının ters kinematik problemlerine ilişkin ileri düzey araştırmalar için sağlam ve kapsamlı bir temel teşkil etmekte; gelecekteki modelleme ve simülasyon çalışmaları açısından önemli bir referans noktası sunmaktadır.

5. KAYNAKLAR

- [1] D. K. S. Chauhan ve P. R. Vundavilli, "Design of computer vision assisted machine learning based controller for the Stewart platform to track spatial objects", *Frontiers of Structural and Civil Engineering*, c. 18, sy 8, ss. 1195-1208, Ağustos 2024, doi: 10.1007/s11709-024-1086-y.
- [2] W. Wei, Z. Xin, H. Li-li, W. Min, ve Z. You-bo, "Inverse kinematics analysis of 6-DOF Stewart platform based on homogeneous coordinate transformation", *Ferroelectrics*, c. 522, sy 1, ss. 108-121, Ocak 2018, doi: 10.1080/00150193.2018.1392755.
- [3] J. Ghasemi, R. Moradinezhad, ve M. A. Hosseini, "Kinematic Synthesis of Parallel Manipulator via Neural Network Approach", *International Journal of Engineering*, c. 30, sy 9, Eylül 2017, doi: 10.5829/ije.2017.30.09c.04.
- [4] J. S. Toquica, P. S. Oliveira, W. S. R. Souza, J. M. S. T. Motta, ve D. L. Borges, "An analytical and a Deep Learning model for solving the inverse kinematic problem of an industrial parallel robot", *Comput Ind Eng*, c. 151, Ocak 2021, doi: 10.1016/j.cie.2020.106682.
- [5] M. Elseiagy, A. El-Sayed, ve M. Elsamanty, "A Convergent Approach of Mathematical Modelling and Deep Learning for Inverse Kinematics Solutions in Stewart Platform Parallel Robots", 2024 *International*

- Conference on Machine Intelligence and Smart Innovation, ICMISI 2024 - Proceedings*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Mayıs 2024, ss. 194-199. doi: 10.1109/ICMISI61517.2024.10580111
- [6] A. Rahmani, A. Ghanbari, ve M. Mahboubkhah, “Kinematics analysis and numerical simulation of hybrid serial-parallel manipulator based on neural network”, *Neural Network World*, c. 25, sy 4, ss. 427-442, Aralık 2015, doi: 10.14311/NNW.2015.25.022.
- [7] T. Vu-Tien ve H. Cu-Xuan, “Design optimization of Stewart platform for motion simulation systems using multi-objective genetic algorithm”, içinde *Proceedings of the 2019 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, Hong Kong: [IEEE], Temmuz 2019, ss. 436-440.
- [8] H. Jin, Y. G. Kim, Z. Jin, A. A. Rushchitc, ve A. S. Al-Shati, “Optimization and analysis of bioenergy production using machine learning modeling: Multi-layer perceptron, Gaussian processes regression, K-nearest neighbors, and Artificial neural network models”, *Energy Reports*, c. 8, ss. 13979-13996, Kasım 2022, doi: 10.1016/j.egy.2022.10.334.
- [9] A. H. Abdulkarim, O. Turgut, A. Ghareeb, E. Canli, M. Sari, ve K. Hallinan, “Data-Driven Assessment of Artificial Neural Network and Regression Curve Fitting Approaches for Dimensionless Turbulent Flow Heat Transfer Performance of a Hexagonal Duct”, *Journal of Engineering Science and Technology*, c. 17, sy 5, ss. 3286-3309, Ekim 2022.
- [10] M. H. Aksoy, I. Goktepelı, M. Ispir, ve A. Cakan, “Reconstruction of flow field with missing experimental data of a circular cylinder via machine learning algorithm”, *Physics of Fluids*, c. 35, sy 11, Kasım 2023, doi: 10.1063/5.0176637.
- [11] R. Roy ve A. K. Gupta, “Data-driven prediction of flame temperature and pollutant emission in distributed combustion”, *Appl Energy*, c. 310, Mart 2022, doi: 10.1016/j.apenergy.2021.118502.
- [12] S. A. Abdel-Razek, H. S. Marie, A. Alshehri, ve O. M. Elzeki, “Energy Efficiency through the Implementation of an AI Model to Predict Room Occupancy Based on Thermal Comfort Parameters”, *Sustainability (Switzerland)*, c. 14, sy 13, Temmuz 2022, doi: 10.3390/su14137734.
- [13] M. H. Aksoy, I. Goktepelı, M. Ispir, ve A. Cakan, “Machine Learning Approach for Flow Fields Over a Circular Cylinder Based on Particle Image Velocimetry Measurements”, *Measurement (Lond)*, c. 223, Aralık 2023, doi: 10.1016/j.measurement.2023.113699.
- [14] V. R. Joseph, “Optimal ratio for data splitting”, *Stat Anal Data Min*, c. 15, sy 4, ss. 531-538, Ağustos 2022, doi: 10.1002/sam.11583.
- [15] H. P. Gavin, “The Levenberg-Marquardt algorithm for nonlinear least squares curve-fitting problems”, Mayıs 2024.
- [16] A. Berber ve M. Gürdal, “Estimation of forced heat convection in a rectangular channel with curved-winglet vortex generator: A machine learning approach”, *Thermal Science and Engineering Progress*, c. 37, Ocak 2023, doi: 10.1016/j.tsep.2022.101563.