

SCARA ROBOTUN ENGELLİ ORTAMDA ÇARPIŞMASIZ HAREKETİNİN YAPAY SİNİR AĞLARI VE GENETİK ALGORİTMA KULLANILARAK GERÇEKLEŞTİRİLMESİ

Serhat AKSUNGUR¹, Koray KAVLAK²

^{1,2}Selçuk Üniversitesi, Mühendislik Mimarlık Fakültesi, Makina Mühendisliği Bölümü

serhataksungur@hotmail.com, kkavlak@selcuk.edu.tr

Özet

Bu çalışmada, iki dönel ve bir lineer mafsala sahip üç serbestlik dereceli SCARA tipi bir robotun ters kinematik analizi yapılmıştır. Robotun çalışma alanına engel yerleştirilerek hareketi incelenmiş, çarpışma olup olmadığı gözlenmiş ve robot kolunun dönme yönü belirlenmiştir. Hedef ve engel koordinatları rastgele seçilen iki bin adet örnek oluşturularak bu işlem her örneğe uygulanmıştır. Sonuçta elde edilen hedef ve engel koordinat değerleri yapay sinir ağı (YSA) için giriş, hesaplanan mafsal açısı değerleri de çıkış seti olarak belirlenmiştir. Eğitim için çok katmanlı geri yayılım ağı ve aktivasyon fonksiyonu olarak da sigmoid fonksiyonu kullanılmıştır. Geri yayılım ağı, Genetik Algoritma ile optimizasyon yöntemini kullanarak ağırlık ve momentum değerlerini güncellemiştir. Kabul edilebilir hata değerine ulaşılarak ağın eğitimi tamamlanmıştır. İstenilen ve YSA ile hesaplanan değerler için karşılaştırma grafiği çizilerek sonuçların uygun olduğu gözlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: SCARA robot, yapay sinir ağları, genetik algoritma, ters kinematik analiz.

REALIZATION OF THE COLLISION-FREE MOTION OF A SCARA ROBOT IN AN ENVIRONMENT WITH OBSTACLES USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND GENETIC ALGORITHM

Abstract

In this study, the inverse kinematics for three degrees of freedom SCARA robot which has two revolute and one prismatic joint are carried out. The motion of the robot is analyzed after an obstacle placed in the robot's workspace, condition of collision is observed and direction of rotation of robot arm is determined. Two thousand exemplars are constituted with randomly selected goal and obstacle coordinates and this procedure is applied to all of this exemplars. As a result of this procedure, obtained goal and obstacle coordinate values are given to artificial neural network (ANN) as input and calculated joint angle values are defined as output. For training, a multilayer back propagation network and sigmoid function as a transfer function are used. Back propagation network updates the weight and momentum values using genetic algorithm optimization method. Training was performed until an acceptable error value was attained. The comparison graphic was drawn for desired values and values calculated by ANN. The results presented here were observed to be valid.

Keywords: SCARA robot, artificial neural networks, genetic algorithm, inverse kinematics.

1. Giriş

Yapay Sinir Ağları (YSA), beynin fizyolojisinden yararlanılarak oluşturulan bilgi işleme modelleridir. Bu yöntemle beynin güçlü düşünme, hatırlama ve problem çözme yetenekleri bilgisayara aktarılmaya çalışılmıştır. Yapay sinir ağlarının öğrenme özelliği, araştırmacıların dikkatini çeken en önemli özelliklerden birisidir. Herhangi bir olay hakkında girdi ve çıktılar arasındaki ilişkiyi, doğrusal olsun veya olmasın, elde bulunan mevcut örneklerden öğrenerek daha önce hiç görülmemiş olaylara önceki örneklerden çağrışım yaparak çözümler üretebilme özelliği, yapay sinir ağlarındaki zeki davranışın da temelini teşkil eder [1], [2].

Robotlar için “Bir operatörün çeşitli reflekslerini ve zekâsını kullanımının basit bir uygulamasıdır” denilebilir. Robotlar çevreleriyle ve nesnelere sürekli etkileşim halindedir. Bu etkileşimin sağlanması, görevin önceden belirlenerek robota tanıtılması ile gerçekleştirilir [3].

SCARA (Selectively Compliant Articulated Robot Arm – Seçici Serbest Esnemeli Robot Kolu) tipi robotlar insan kolunu model alan, özellikle kesme, yükleme, montaj ve üretim hatları gibi sürekliliği gerektiren ortamlarda kullanılan küçük endüstriyel robotlardır. 1970' den sonra Japon Endüstriyel Konsorsiyumu ve bir grup araştırmacı tarafından Japonya' da Yamanashi Üniversitesi' nde geliştirilmiş olup, montaj hatlarında alıp-yerleştirme, kaynak, boya gibi işlemleri yapması amaçlanmıştır. Oldukça yüksek hız ve iyi tekrarlama kabiliyetine sahip olan SCARA robot, hem dönele hem de silindirik koordinatlara karşılık gelen yatay düzlemde çalışır, buna karşın düşey düzlemde katıdır, esnemez [4].

YSA' nın robotlarda kullanımı ile ilgili Pashkevich ve ark. [5], bir kaynak robotunun çarpışmasız yörünge planlaması üzerinde çalışmışlardır. Noguchi ve Terao [6], tarım alanlarında kullanılan mobil robotlar için YSA ve genetik algoritma (GA) kullanarak yörünge planlaması yapmışlardır. Tiryaki ve Kazan [7], çalışmalarında üç eklemlili bir SCARA robotunu ele almış ve dinamiğini YSA ile modellemişlerdir. Shibata ve ark. [8], altı serbestlik derecelili bir robot için üç boyutlu çalışma alanında, hareket planlama kısıtlandırma metodu önermişlerdir. Bu metotla el açılarını optimize etmek için GA kullanmışlardır. Kert [9] çalışmasında, tek kamera ile alınan sayısal görüntülere, görüntü işleme tekniklerini uygulayarak, dairesel kesitli nesnelere ile bu nesnelere arasındaki engellerin konumlarının bulunmasını ve nesnelere erişim sırasının GA ile optimizasyonunu gerçekleştirmiştir. Nearchou [10], yaptığı çalışmada, geliştirilmiş GA kullanarak karmaşık ortamlarda çalışan robotların ters kinematik analiz probleminin çözümü ile ilgilenmiştir. Toogood ve ark. [11], GA kullanarak, üç serbestlik derecelili dönele bir robotun özelleştirilmiş başlangıç ve bitiş konfigürasyonları ile, engellerin bulunduğu bir ortamda çarpışmasız hareket ettirilmesi üzerinde çalışmışlardır. Aydın ve Temeltaş [12], çalışmalarında mobil robotlarda, yörünge üzerinde olası tüm eğri kısımlar kümesi içinden diferansiyel evrim metodu ile, engellerle çakışmayan yörüngeyi seçilmesini gerçekleştirmişlerdir. Çonkur [13], gereğinden çok serbestlik derecelili robot

kolları için potansiyel alan metodunu kullanarak yörünge planlaması yapan bir yazılım üzerinde çalışmıştır. Khoogar ve Parker [14], 3 serbestlik dereceli bir manipülatörün çarpışmasız yörünge planlaması için GA' nın kullanımını araştırmışlardır. Cherif ve ark. [15], YSA ile ivmelenme seviyesinde ters kinematik analizi, Er ve Liev [16], önceden belirlenmiş eklem uzayında hareket yörüngesinin, YSA tabanlı kontrolör tarafından öğrenilmesi, Zhang ve ark. [17], bir mobil robotun üç boyutlu ortamda GA kullanarak optimum yörünge planlaması üzerinde çalışmışlardır.

Bu çalışmada ise üç serbestlik dereceli SCARA robot ele alınarak, YSA ve GA yöntemleri ile, robotun engelli ortamda engele çarpmadan hareket etmesi sağlanmıştır.

2. Scara Tipi Robotun Ters Kinematik Analizi

Ters kinematik analiz, kartezyen uzayda ana çerçeveye göre verilen uç elemanın konum ve yönelim verileri yardımıyla, eklem değişkenlerinin bulunması şeklinde ifade edilebilir. Genelde robotun izlemesi istenen yörünge bilinir ve bu yörüngeyi sağlayacak mafsallık değişkenleri ters kinematik analiz ile bulunur. Kinematik denklemlerin içerdiği nonlineerlikler yüzünden çözüm yöntemleri, düz kinematik çözümlere göre daha karmaşıktır ve lineer denklem çözümünde olduğu gibi genel bir çözüm yöntemi yoktur. Bunun yanı sıra, çözümün var olup olmadığı ve birden fazla çözümün varlığı gibi problemler de söz konusudur. Çözümün var olabilmesi için istenen robot eli konumunun, robotun çalışma hacmi içinde olması gerekmektedir. Aksi takdirde çözüm yoktur. Takımın konum ve oryantasyonunu belirleyen takım konfigürasyon matrisi x_yT kullanılarak gerekli mafsallık değişkenleri bulunabilir [4], [18].

Ana kol mafsalsal değişkeni θ_1 eklem açısı için;

$${}^0T_3 = {}^0T_1 \cdot {}^1T_2 \cdot {}^2T_3 \quad \left[{}^0T_1 \right]^{-1} \cdot {}^0T_3 = {}^1T_2 \cdot {}^2T_3 \quad (1)$$

ve

$$\begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot & \cos\theta_1 \cdot P_x + \sin\theta_1 \cdot P_y \\ \cdot & \cdot & \cdot & -\sin\theta_1 \cdot P_x + \cos\theta_1 \cdot P_y \\ \cdot & \cdot & \cdot & P_z - d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cdot & \cdot & \cdot & L_2 \cdot \cos\theta_2 + L_1 \\ \cdot & \cdot & \cdot & L_2 \cdot \sin\theta_2 \\ \cdot & \cdot & \cdot & -d_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

denklemleri yazılır. P_i hedef koordinatı, L_i eklem boyu değerleri ve $P_x^2 + P_y^2 + L_1^2 - L_2^2$ ifadesi yerine k yazılıp gerekli işlemler yapıldıktan sonra;

$$\theta_1 = A \tan 2(P_y, P_x) \pm A \tan 2\left(\sqrt{4L_1^2(P_x^2 + P_y^2) - k^2}, k\right) \quad (3)$$

olarak elde edilir. Ön kol mafsalsal değişkeni θ_2 eklem açısı;



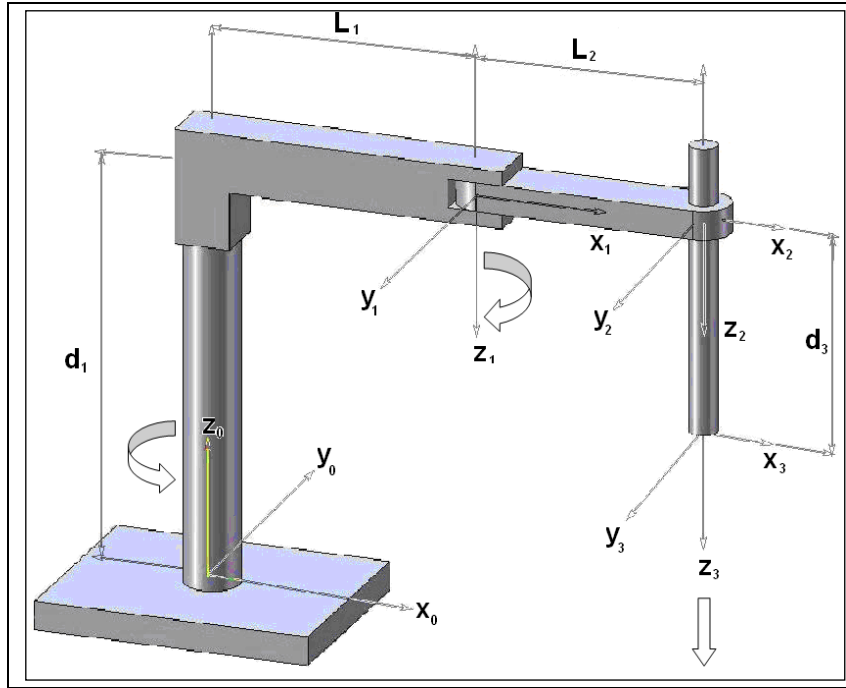
(4)

denkleminde bulunur.

Uç eleman lineer hareket miktarı d_3 ;

$$d_3 = d_1 - P_z \quad (5)$$

şeklinde elde edilir. Şekil 1' de hesaplamaları yapılan SCARA robot görülmektedir.



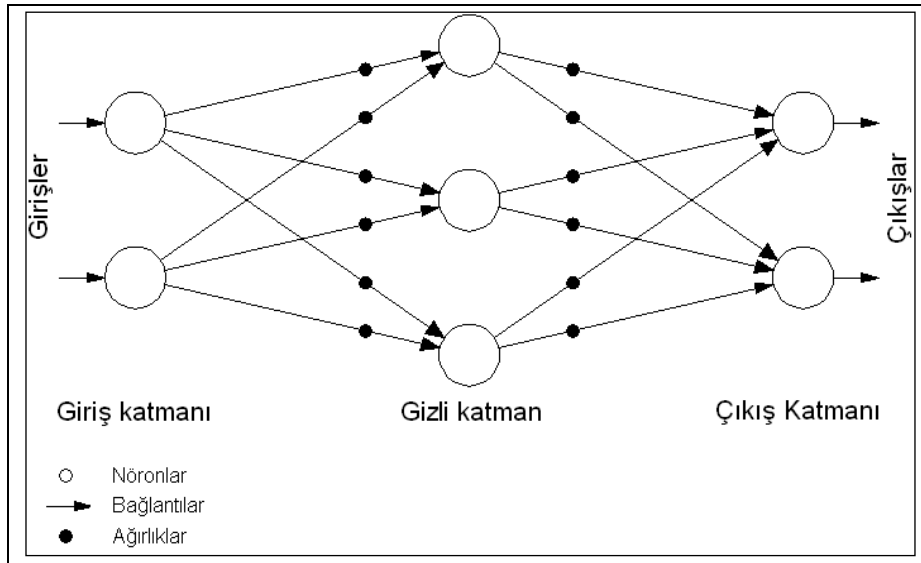
Şekil 1. Üç serbestlik dereceli SCARA robot

3. Yapay Sinir Ağları ve Genetik Algoritmalar

Yapay Sinir Ağları, beynin fizyolojisinden yararlanılarak oluşturulan bilgi işleme modelleridir. Hesaplamalardaki başarısını, paralel dağılmış yapısından, öğrenebilme ve genelleme yapma yeteneğinden alır. Genelleme, eğitim süresince kullanılmayan girişler için de ağına uygun tepkileri üretmesi olarak tanımlanır. Bu özellikleri ile YSA, karmaşık ve çözümlenmesi güç problemleri çözebilme yeteneğine sahiptir. Son yıllarda elektronik, üretim, robotik, malzeme bilimi ve fiziksel metalürji, otomotiv, savunma ve telekomünikasyon gibi birçok alanda başarılı şekilde kullanılmıştır [7], [19].

Her nöronun birçok giriş değeri olmasına karşın tek çıkış değeri vardır ve bu değer diğer nöronların girişini oluşturur. Her bir nöron yerel bir belleğe sahiptir. Her bağlantının bir ağırlık değeri vardır ve bu ağırlık değeri, bir nöronun diğer nöron üzerindeki etkisini gösterir. Nöronun değeri toplama fonksiyonu ile hesaplanır ve nörona gelen bilgilerin, ilgili bağlantı ağırlık değeri ile çarpılıp toplanması sonucu elde edilir. Sonra bu değer, eşik

fonksiyonundan geçerek nöronun çıkış değeri belirlenir. Elde edilen değer, diğer nöronlara veya dış dünyaya aktarılır [20]. Şekil 2' de ağıın modeli görülmektedir.



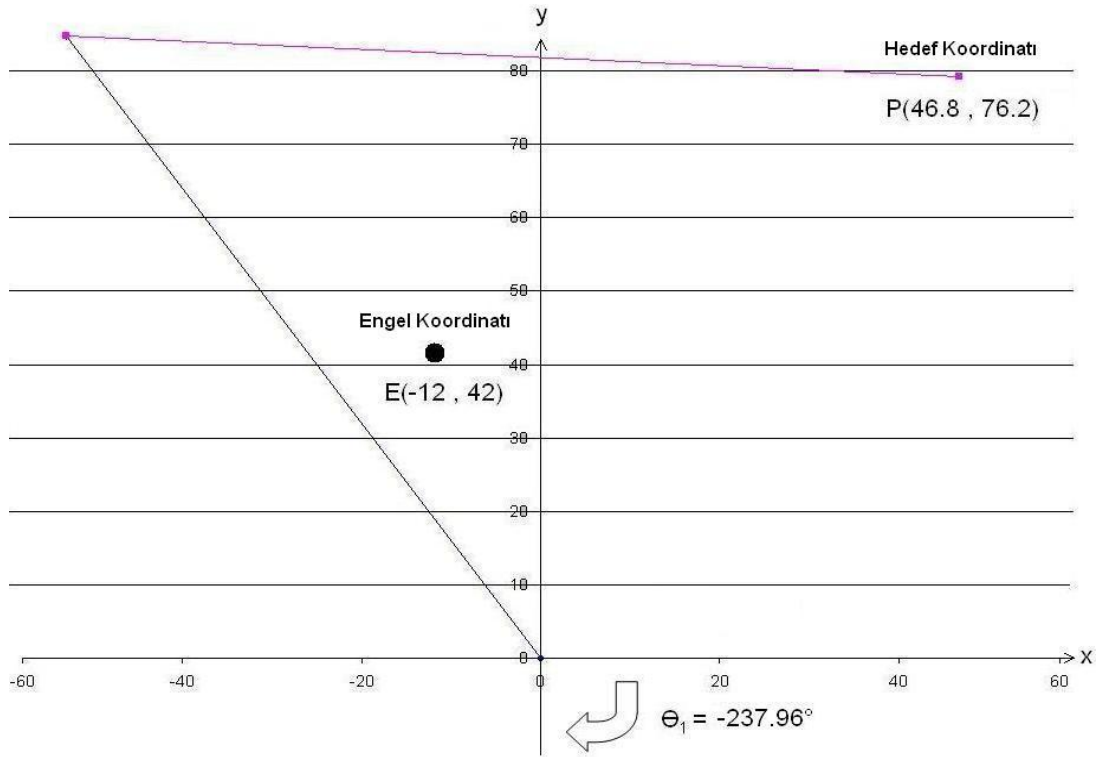
Şekil 2. YSA modeli

Genetik algoritmalar, evrimsel hesaplama tekniğinin bir parçasını oluşturmaktadır. Bir problemin genetik algoritma ile çözümü, problemi sanal olarak evrimden geçirmek suretiyle yapılmaktadır. Biyolojik süreci modelleyerek fonksiyonları optimize eden evrim algoritmalarıdır. Popülasyonun uygunluğu belli kurallar yardımıyla maksimize veya minimize edilir. Ekonomi, mühendislik, robotik, tıp, sosyal sistemlerin analizi vb. alanlarda başarılı uygulamaları vardır. Çözüm gerçekleştirilirken, öncelikle olası çözümlerin kodlandığı bir çözüm grubu oluşturulur. Bu grubun elemanlarının ne kadar iyi olduğu hesaplanır. Elemanlar daha sonra üreme, çaprazlama, mutasyon ve elitizm operatörleri ile işlenirler. Üreme işlemi, belli bir seçme kriterine göre bireylerin seçilip yeni kuşağın oluşturulması işlemidir. Çaprazlama, ebeveynlerden bazı genleri alarak yeni bireyler oluşturma işlemidir. Oluşan yeni birey, ebeveynlerin bazı özelliklerini almış ve bir bakıma ikisinin kopyası olmuştur. Mutasyon operatörü, oluşan yeni çözümlerin önceki çözümü kopyalamasını önlemek ve sonuca daha hızlı ulaşmak amacıyla uygulanır. Oluşan yeni bireyin belirlenen sayıda biti rastgele değiştirilir. Bu işlemler sonrasında kuşakta bulunan en iyi uyumluluğa sahip bireyin bir sonraki kuşağa aktarılabilmesi için, oluşan yeni kuşaktaki herhangi bir birey ile bir önceki kuşağın en iyi (elit) bireyi değiştirilir [21].

4. SCARA Robotun Çarpışmasız Hareketi İçin Yapay Sinir Ağları Uygulaması

Bu çalışmada danışmanlı öğrenme yöntemi olan ileri beslemeli geri yayılım ağı ve transfer fonksiyonu olarak da sigmoid fonksiyonu kullanılmıştır. SCARA robotun YSA ile modellenmesi için NeuroSolutions programı kullanılmıştır [23]. Bu program, işlem elemanları ve öğrenme kuralı değerlerini GA yöntemi ile optimize edebildiğinden tercih edilmiştir.

Uygulamanın amacı, ters kinematik analiz ile bulunan mafsal açısı değerlerini (θ_1 ve θ_2), YSA ve GA kullanarak yeniden elde etmektir. Uygulamada robotun hedef ve engel koordinatları iki boyutlu olarak (x, y) Şekil 3’de verilmiştir. Engel, robotun çalışma alanına dik, robotun altından veya üstten geçemeyeceği kadar uzun bir çubuk olarak öngörülmüştür. Rastgele elde edilen hedef ve engel değerleri ile 2000 adet örnek oluşturulup, yapılan matematiksel işlemlerin ardından her örneğin grafiği çizilmiş ve çarpışma olup olmadığı gözlenmiştir. Çarpışma olan durumlarda, kolu ters yönde döndürecek θ_1 açısı değeri hesaplanarak, birinci kolun mafsal açısı değeri olarak bu değer alınmıştır.



Şekil 3. Robotun hareketinin ve engel koordinatının iki boyutlu grafiği

Hedef ve engel koordinat değerleri YSA modelinin giriş verilerini ve elde edilen yeni açı değerleri de oluşan modelin çıkış verilerini oluşturmaktadır. Ağın giriş katmanında 4 eleman ve çıkış katmanında 2 eleman bulunmaktadır. Gizli katman sayısı 5 olarak seçilmiştir ve eleman sayıları sırasıyla 32, 16, 10, 8 ve 6' dır. Oluşturulan örneklerin 1950 adedi ağın eğitiminde, 50 adedi ise ağın testinde kullanılmıştır. Giriş katmanı ve gizli katmanların ağırlık değerleri ile öğrenme kuralı olarak seçilen momentum katsayısı değeri, her çevrimden sonra GA ile optimize edilerek, bir sonraki çevrime optimize edilmiş bu değerlerle başlanması sağlanır.

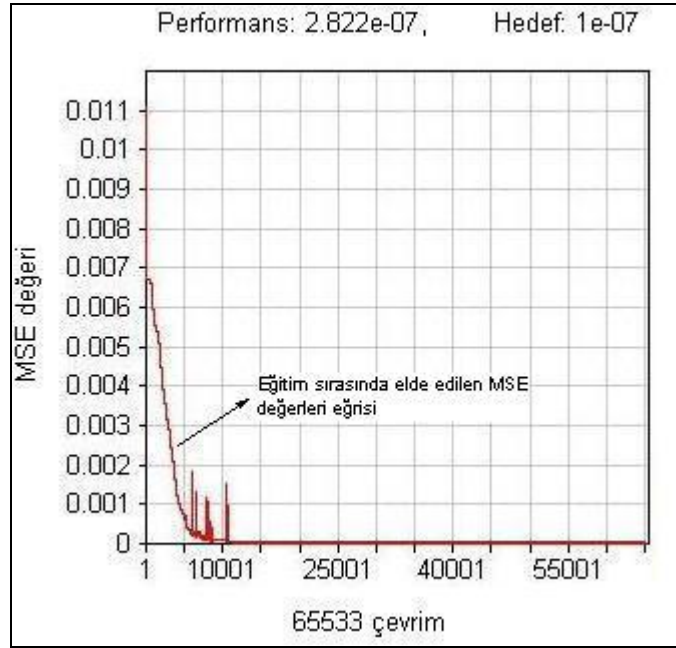
Oluşturulan ağın özellikleri Tablo 1' de verilmiştir. Hata fonksiyonu olarak toplam karesel hata (Mean Squared Error – MSE) yöntemi kullanılmıştır. İstenilen minimum hata değeri 1×10^{-7} olarak belirlenmiştir [22].

Tablo 1. Ağ için belirlenen parametreler

	Giriş Katmanı	Gizli Katmanlar					Çıkış Katmanı
		1	2	3	4	5	
Eleman Sayısı	4	32	16	10	8	6	2
Transfer Fonksiyonu		Sigmoid	Sigmoid	Sigmoid	Sigmoid	Sigmoid	Sigmoid
Öğrenme Kuralı		Momentum	Momentum	Momentum	Momentum	Momentum	Momentum
Öğrenme Katsayısı		0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7
Adım		1	0.1	0.01	0.001	0.0001	0.00001

Ağ eğitildikten sonra teste tabi tutulmuş, YSA' nın genelleme yeteneği sayesinde elde edilen sonuçların hedef (istenen) çıkış değerlerine oldukça yakın olduğu görülmüştür.

NeuroSolutions programı tarafından çizilen çevrim–MSE değerleri grafiği Şekil 4' de görülmektedir.



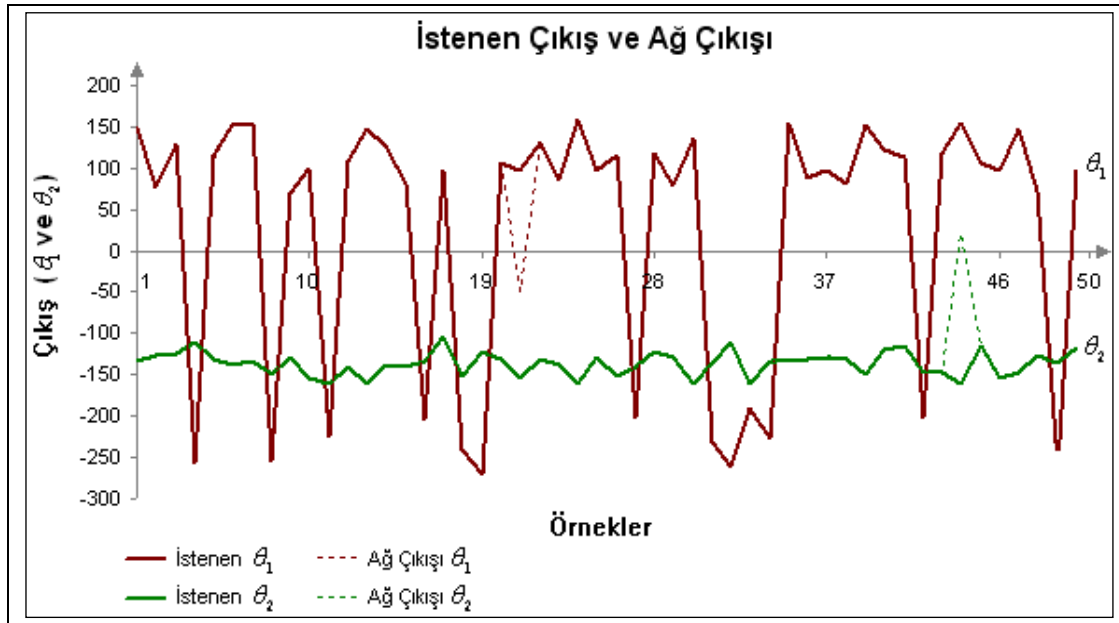
Şekil 4. Ağı performans grafiği

Test işleminden elde edilen çıkış değerleri ve istenen çıkış değerlerinin 10 örnek için karşılaştırılması Tablo 2’ de, karşılaştırma grafiği de Şekil 5’ de görülmektedir [22].

Tablo 2. Test seti ve test sonuçlarının karşılaştırılması

Sıra	YSA Giriş Değerleri				İstenen Açı Değerleri		YSA Çıkış Değerleri		Hata Oranları	
	Hedef Koordinatları (mm)		Engel Koordinatları (mm)		θ_1 (°)	θ_2 (°)	θ_1 (°)	θ_2 (°)	θ_1 için	θ_2 için
	x	y	x	y						
1	9	79.2	78	-95	150.02	-133.02	150.146	-133.04	-0.00078	-8.8E-05
2	87.3	22.5	-30	-88	77.65	-126.41	77.3851	-126.44	0.00355	-0.00018
3	36	87.3	24	-38	129.41	-123.65	129.292	-123.63	0.00095	0.00019
4	75.6	85.5	47	87	-256.27	-110.40	-256.15	-110.66	0.00051	-0.00227

5	54	64.8	-98	-63	115.24	-130.10	111.087	-130.11	0.03747	-8.9E-06
6	9	72.9	66	-43	151.41	-136.90	151.585	-136.92	-0.00112	-0.00013
7	4.5	77.4	19	-22	153.86	-134.38	154.022	-134.4	-0.00102	-0.00012
8	45.9	27.9	3	50	-254.28	-148.84	-254.22	-148.83	0.00027	6.8E-05
9	84.6	7.2	31	-100	69.74	-129.75	69.4923	-129.78	0.00362	-0.00013
10	40.5	16.2	36	-65	99.20	-154.80	99.2001	-154.8	3.9E-05	4.3E-05



Şekil 5. İstenen ve YSA ile hesaplanan değerler karşılaştırma grafiği

5. Sonuç

Eğitim sonucu elde edilen ağın performans grafiğinde de görüldüğü gibi, istenen MSE değeri 0.0000001 olarak verilmiş ve 65533 eğitim çevrimi sonucunda, MSE değeri 0.0000002822 olarak bulunmuştur. Test işlemi sonucunda elde edilen çıkış değerleri ve

istenen çıkış değerlerinin birlikte verildiği Tablo 2 ve Şekil 5' de, YSA' nın başarılı sonuçlar verdiği ve istenen çıkış değerlerini çok küçük hata ile bulduğu görülmektedir. Bu sebeple elde edilen MSE değeri, istenen MSE değerine göre kabul edilebilir sınırlar içerisinde. Sonuç olarak YSA, istenen çıkış değerlerini ihmal edilebilecek küçük sapmalarla başarılı bir şekilde hesaplamış ve SCARA robotun çarpışmasız hareketi probleminde oldukça iyi cevap vermiştir.

Serbestlik derecesinin artması robot hareket denklemlerinin matematiksel olarak hesaplanmasını zorlaştırmaktadır. Elde edilen YSA modeli, çok küçük hata ile sonuç üretebildiğinden, robotların çarpışmasız hareketinin istenildiği durumlarda kullanılabilir. Bu model uygun bir kontrol algoritması ile desteklenerek robot kolun kontrolü gerçekleştirilebilir.

Kaynaklar

- [1] Öztemel, E., Yapay Sinir Ağları, Papatya Yayınları, 2003.
- [2] Sağiroğlu, Ş., Beşdok, E. ve Erler, M., Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları I, Yapay Sinir Ağları, Ufuk Kitap Kırtasiye Yayıncılık Tic. Ltd., 2003.
- [3] Öztürk, S., Scara tipi robotun yapay sinir ağları ile eğitilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2007.
- [4] Bingül, Z. ve Küçük, S., Robot Tekniği I, Birsen Yayınevi, 2005.
- [5] Pashkevich, A., Kazheunikau, M. and Ruano, A. E., Neural network approach to collision free path-planning for robotic manipulators, International Journal of Systems Science, Vol. 37, No. 8, pp. 555–564, 2006.
- [6] Noguchi, N. and Terao, H., Path planning of an agricultural mobile robot by neural network and genetic algorithm, Computers and Electronics in Agriculture, No. 18, pp. 187–204, 1997.

- [7] Tiryaki, A. ve Kazan, R., Scara robot dinamiğinin YSA kullanılarak modellenmesi, Mühendis ve Makina, Cilt. 46, Sayı. 550, 2005.
- [8] Shibata, T., Abe, T., Tanie, K. and Nose, M., Motion planning by genetic algorithm for a redundant manipulator using a model of criteria of skilled operators, Information Sciences, pp. 102, 171–186, 1997.
- [9] Kert, M., Gerçek görüntüden elde edilen koordinatlarla robot kol hareket optimizasyonu, Yüksek Lisans Tezi, Mustafa Kemal Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2006.
- [10] Nearchou, A. C., Solving the inverse kinematics problem of redundant robots operating in complex environments via a modified genetic algorithm, Mechanism and Machine Theory, Vol. 33, No. 3, pp. 273–292, 1998.
- [11] Toogood, R., Hao, H. and Wong, C., Robot path planning using genetic algorithms, IEEE, 0-7873-2559-1/95, 1995.
- [12] Aydın, S. ve Temeltaş, H., Mobil robotlarda diferansiyel evrim ile optimal yörünge planlama, İTÜ Dergisi/d, Mühendislik, Cilt. 3, Sayı. 1, Sayfa 43-54, 2004.
- [13] Çonkur, E. Ş., Gereğinden çok serbestlik dereceli robot kollarının yörünge planlaması için geliştirilmiş bir yazılım, 11. Ulusal Makine Teorisi Sempozyumu, Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi, 2003.
- [14] Khoogar, A. R. and Parker, J. K., Obstacle avoidance of redundant manipulators using genetic algorithms, IEEE, CH2998-3/91/0000-0317, 1991.
- [15] Cherif, A. R., Perdereau, V. and Drouin, M., Inverse kinematic at acceleration level using neural network, Lab. PARC, University P. & M. Curie, France, 1995.
- [16] Er, M. J. and Liew, K. C., Control of adept one SCARA robot using neural networks, IEEE, 0278-0046/97, 1997.
- [17] Zhang, H., Liu, M., Liu, R. and Hu, T., Path planning of robot in three-dimensional grid environment based on genetic algorithms, IEEE, 978-1-4244-2114-5/08, 2008.

- [18] Fu, K. S., Gonzalez, R. C. and Lee, C. S. G., Robotics: Control, Sensing, Vision and Intelligence, McGraw-Hill Book Company, New York, 1987.
- [19] Duran, M. A., Puma tipi bir manipulatörün kontrolü, Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2007.
- [20] Kawato, M., Uno, Y., Isobe, M. and Suzuki, R., Hierarchical Neural Network Model for Vol-Untary Movement with Application to Robotics, IEEE Control Systems Magazine 8, 8-17, 1988.
- [21] Goldberg, D. E., Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning, Addison – Wesley, 1989.
- [22] Aksungur, S., Üç serbestlik dereceli bir robotun, yapay sinir ağı ve genetik algoritma kullanılarak engelli ortamda çarpışmasız yörünge planlaması, Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2009.
- [23] www.neurosolutions.com