

## YAPAY SİNİR AĞI İLE İKİNCİ NESİL TANKSAVAR FÜZE KONTROLÜ

Bekir Sami TEZEKİCİ<sup>1\*</sup> Tuncay YETKİL<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Niğde Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Müh. Bölümü, 51247 Niğde, Türkiye

<sup>2</sup> Kara Kuvvetleri Lojistik Komutanlığı 06110 Gümüşdere, Keçiören, Ankara

### ÖZET

Bu çalışmada, çok katmanlı Yapay Sinir Ağı (YSA) ile ikinci nesil tanksavar füze güdüm sistemi modellenmiştir. Çalışmada güdüm elektronik ünitesinde füzenin hareketlerini kontrol ederek hedefe varmasını sağlayan giriş ve çıkış bilgileri alınmış, bu füze sisteminin giriş ve çıkış bilgileri kullanılarak yapay sinir ağı eğitilmiştir. Eğitilen yapay sinir ağına, farklı girişler tekrar uygulanarak, ağdan elde edilen çıkışlar test kümesini oluşturan gerçek değerler ile karşılaştırılmıştır. Sonuçta yapay sinir ağının ürettiği çıkışların doğruluk oranının %90'nın üzerinde kabul edilebilir bir seviyede olduğu gözlenmiştir. Bu çalışmada, güdüm elektronik ünitesinin yaptığı işlevin otomatik olarak çok katmanlı YSA ile yapılabileceği gösterilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Çok katmanlı yapay sinir ağı, Levenberg-Marquadt algoritması, Füze güdüm kontrolü

### CONTROL OF SECOND GENERATION ANTI-TANK MISSILE BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

### ABSTRACT

In this study, second generation of anti-tank missile guidance system is modelled by using multilayer artificial neural network. The input and output informations

providing the control of missile trajectory to the target have been received and multilayer artificial neural network has been trained with Levenberg-Marquadt algorithm. After training procedure, the test data are fed into the trained network. The results obtained by artificial neural network are also compared with the real measured data. In result, the proposed artificial neural network model is performed automatically with a high accuracy rate at about 90%. In this study, we show that the operation driven by the electronic control unit can also be done by using multilayer artificial neural networks.

**Keywords:** Multilayer artificial neural network, Levenberg Marquadt algorithm, Missile guidance control

## **1.GİRİŞ**

Endüstriyel uygulamaların büyük çoğunluğu, doğrusal olmayan dinamik sistemlerdir. Bu nedenle, böyle sistemlerin modellenmesi fazla karmaşık olmaktadır. Bazı araştırmacılar, doğrusal olmayan dinamik sistemlerin modellenmesi işleminde, yapay sinir ağları (YSA) kullanarak iyi bir yaklaşım sağlamışlardır [1,2]. YSA son yılların en çok ilgi gören ve bu sebeple de bir çok farklı dalda çalışma yapılan araştırma alanlarından biridir. YSA kontrol alanında da teorik ve uygulamalı araştırmalara yeni bir bakış açısı ve hesaplama tekniği getirmiştir. Gerçekte kontrol açısından çoğu sistemler doğrusal olmayan davranış göstermektedir. Sistemlerin bu doğrusal olmayan yapılarını fiziksel kanunlarını kullanarak matematiksel olarak modellemek çoğu zaman zor hatta imkansız olmaktadır. YSA'nın kontrol alanına getirdiği yeni bir bakış açısı da bu problem üzerinde yoğunlaşmaktadır. Çünkü halen alışılmış kontrol teknikleri ile kontrol sistemlerinin tasarımı ağırlıklı olarak sisteme ait matematiksel modele dayandırılmaktadır. Yapılan araştırmalar YSA'nın doğrusal olmayan bir işleve sahip sistemlerden alınan sonlu örnekleri kullanarak, sisteme ait doğrusal olmayan modeli öğrenme yetenekleri sayesinde herhangi bir ön analiz yapmaksızın sağlayabildikleri ve uygulamalarda iyi sonuçlar verdiğini göstermiştir [1,2,3,4].

Bu çalışmada öncelikle YSA'nın kontrol açısından yukarıda belirtilen üstünlüğünü bir basit sistem üzerinde gerçek zamanda görmek, sonra da bu sistemde istenilen işlevi gerçekleyecek şekilde eğitilmiş bir ağı sinirsel kontrolör olarak kullanarak davranışını gerçek zamanda gözlemlemek amaçlanmıştır.

Bu çalışmada yukarıda bahsedilen amacı gerçekleştirebilmek için bir füze kontrol sistemi tasarlanmıştır. Sistemi kontrol etmek amacıyla kullanılan Geri beslemeli çok katmanlı YSA ile sistem modellenmesi yapılmış ve gerçek veriler kullanılarak model test edilmiştir.

## 2. MATERYAL VE METOD

### 2.1. Füze kontrol sistemi

Füze kontrol sisteminin görevi, güdüm kontrol biriminden gelen yönelim komutlarını hızlı ve verimli olarak uygulamaktır [5,6]. Genel olarak hareketi sağlayan birimler, füze motorunun veya kanatçı sisteminin kabiliyetine bağlı olarak farklılaşırlar. Bu kontrol sistemleri esas olarak

- i) Aerodinamik kontrol yüzeyleri (aerodynamic control)
- ii) İtki vektörü yönlendiricileri (thrust vectoring)
- iii) Yan yüzey jet veya tepki kontrol araçları, yan jet (lateral jets, side jets)

olarak sınıflandırılabilir.

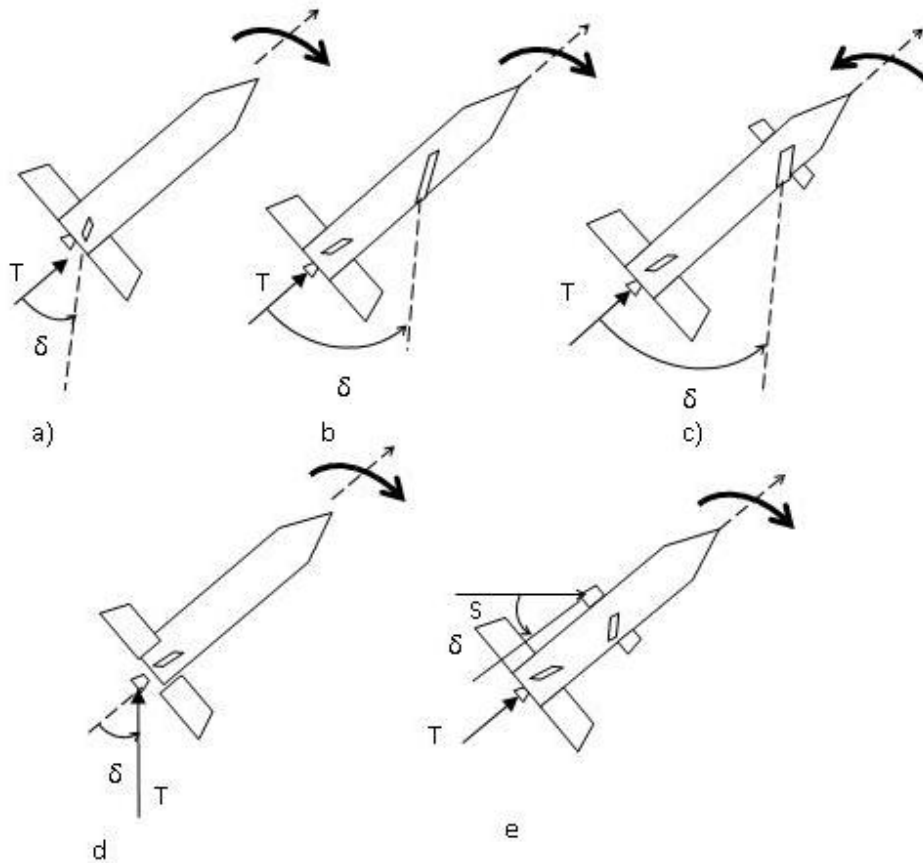
Aerodinamik kontrol, kanatçıklar kullanılarak yapılabilir. Bu tip hareket kontrolü yüksek dinamikli basınç bölgelerinde (alçak irtifa, yüksek hız) küçük kontrol kuvvetleri uygulayıp, yüksek kuvvetle üreterek füzeyi döndürmek için sıkça kullanılan ve verimli bir yöntemdir.

İtki vektör kontrolü, jet motorları gibi itkisini yönlendirme yeteneğine sahip motorlar kullanılarak yapılır. Bu motorlarla, füze kendi etrafında döngü yapmaz. Diğer tüm döngüler itki mevcutken yapılabilir. Bu yöntem dinamik kırıncının düşük olduğu

yüksek irtifada uçan füzeler için kaçınılmazdır. İtki vektörü kontrolü, uzun menzilli stratejik füzelerde ve uzay roketlerinde sıklıkla kullanılmaktadır.

Yan yüzey jet kontrol küçük dinamik basınçlar varken kullanışlıdır. Uçuş süresinin kısa olduğu ve düşük kuvvetler için maliyet açısından kullanımı yararlıdır. Tüm uçuş yönlerinde hareket kabiliyetine sahiptir. Bu tip hareket kontrol sistemleri füze motorunun yanı sıra, kanatların yerine fazladan ufak itki jetleri kullanarak yapılır. Kısa menzilli tanksavar sistemlerinde bu tür kontrollere rastlanmaktadır.

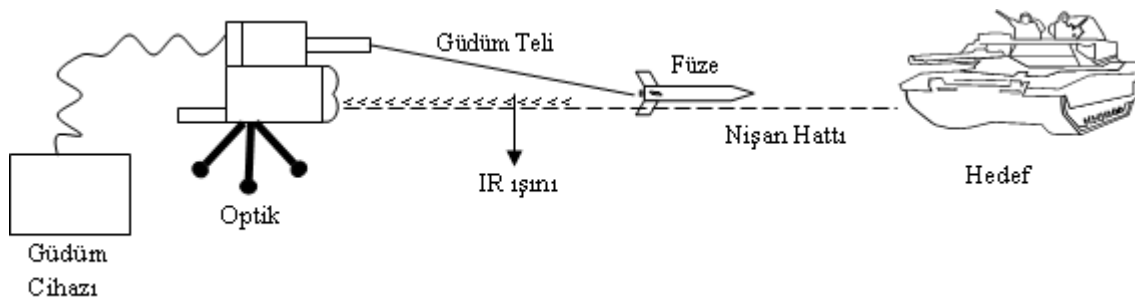
Yukarıda bahsedilen füze kontrol yöntemleri Şekil. 1’de görülmektedir.



Şekil 1. Füze kontrol yöntemleri a) kuyruk, b) kanat, c) kanatçık, d) itki vektörü, e) yan jet

## 2.2. İkinci nesil tanksavar güdümlü füzeleri

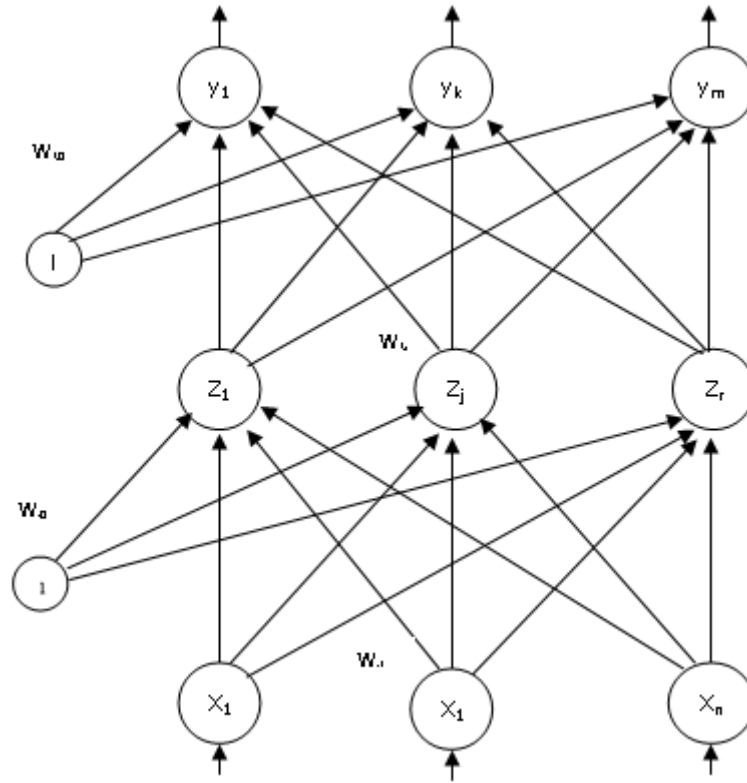
Bir optik nişangah ve içerisindeki artikıl ile nişan ve güdüm sistemi kolaylaştırılan, vuruş yüzdesinde büyük artışlar sağlayan, kullanımı kolay ikinci nesil güdümlü tanksavar silahları, artan tank tehdidi karşısında çok etkili olmuştur [7,8]. Bu silahlar kısa sürede helikoptere de monte edilerek daha da etkin kullanılması sağlanmıştır. Nişancının sadece hedefi izlediği, güdüm telle ancak otomatik olarak silahın kendisi tarafından yapıldığı bir silah sistemidir. Bu sistemin çalışması blok olarak Şekil 2’de görülmektedir.



Şekil 2. İkinci nesil tanksavarın nişangahından görünüm

### 2.3. Çok Katmanlı Algılayıcı (Multilayer Perceptron-MLP)

Geri beslemeli yapay sinir ağı modelinin genel yapısı Şekil 3’de verilmiştir [9]. Ağ, katman adı verilen işlem birimi dizilerinden oluşmaktadır. Her bir katman aynı özelliklere sahip işlem birimlerini içermektedir. Geri beslemeli yapay sinir ağı modelinde giriş katmanı, saklı katman ve çıkış katmanı olarak 3 tip katman vardır;



Şekil 3. Geri beslemeli yapay sinir ağı modeli.

Giriş katmanı şekilde  $x_i$  ile gösterilen işlem birimlerinin bulunduğu katmandır. Bu katmanda, işlem birimlerinin görevi giriş bilgilerini saklı katmana aktarmaktır.

İşlem birimlerinde toplama işlemi yapılmamaktadır. Ayrıca, bir tampon görevi gördükleri için transfer fonksiyonu da kullanmamaktadırlar. Giriş katmanındaki işlem birimleri bias girişlerine sahip değildirler.

Saklı katman,  $z_j$  ile gösterilen işlem birimlerinin oluşturduğu katmana denmektedir. Geri beslemeli yapay sinir ağı modelinde kullanılan saklı katman sayısı, yapılan çalışmaya göre birden fazla olabilmektedir. Saklı katmanın görevi, giriş katmanı işlem birimlerinden veya bir önceki saklı katman işlem birimlerinden gelen bilgileri çıkış katmanına veya bir sonraki saklı katmana aktarmaktır. Şekil 3'de saklı katman işlem birimi bağlantı ağırlıkları  $w_{ji}$  ile gösterilmiştir. Burada indis  $j$  saklı katman işlem birimi numarasını, indis  $i$  giriş katmanı işlem birimi numarasını göstermektedir. Saklı katman işlem birimi ile bias arasındaki ağırlık  $w_{j0}$  şeklinde ifade edilmektedir. Saklı katman işlem birimleri transfer fonksiyonlarına sahiptirler.

Şekil 3'de çıkış katmanı,  $y_k$  ile gösterilen işlem birimlerinin oluşturduğu katmandır. Çıkış katmanı işlem birimleri saklı katman işlem birimi çıkışlarını ağırlandırarak toplayıp ağ çıkışına aktarmaktadır. Saklı katman ile çıkış katmanı arasındaki bağlantı ağırlıkları  $w_{kj}$  ile gösterilmiştir. Burada; indis k çıkış katmanı işlem birimi numarasını indis j saklı katman işlem birimi numarasını göstermektedir. Çıkış katmanı ile bias arasındaki bağlantı ağırlığı  $w_{k0}$  ile ifade edilmektedir. Çıkış katmanı işlem birimleri transfer fonksiyonlarına sahiptirler.

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^m w_{kj} \cdot x_j\right) \quad (1)$$

Denklem (1)de x giriş vektörlerini, w ağırlık katmanlarını, f de doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonunu temsil etmektedir.

Denklem (1) deki optimal W değerlerini elde edebilmek için tanımlanan hata fonksiyonu

$$\varepsilon_k = (d_k - y_k) \quad (2)$$

Burada,

$$\nabla W_{ki} = \mu(d_k - y_k) f(y_k) Z_i \quad (3)$$

$\mu$  öğrenme oranı parametresidir. Öğrenme oranı pozitif ve genellikle birden küçük bir sayıdır. Ağırlık değişimi için yeni bir terim kullanılabilir.

$$G_k = (d_k - y_k) f(y_k) \quad (4)$$

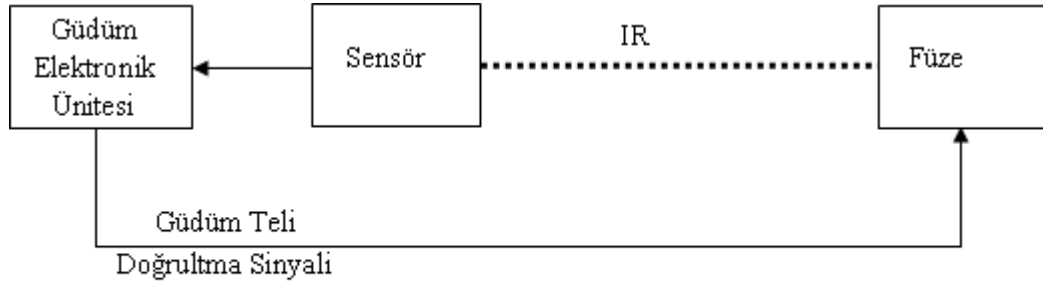
Bu durumda ağırlık yenileme denklemi aşağıdaki gibi olmaktadır.

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \mu \delta_k z_j \quad (5)$$

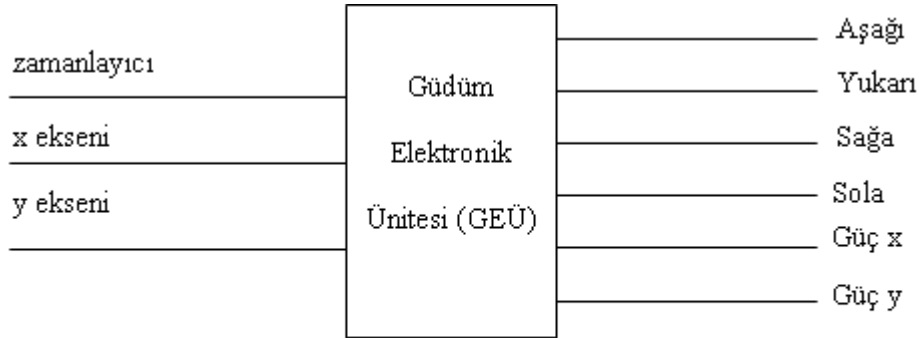
### 3. UYGULAMA VE SONUÇLAR

Bir tanksavar silah sisteminde data bilgisi optik nişangaha gelir. Füzedan infrared (IR) ışın yardımıyla optik nişangahta füzenin konum bilgisi elde edilir [10].

Ayrıca füzenin cayro bilgisi de elde edilir. Elektronik güdüm ünitesinde gelen bu bilgilerle olması istenen değerler karşılaştırılır. Aradaki fark işareti (hata) güdüm teli vasıtasıyla füzeye gönderilir. Füzenin hedefe yönelmesi ve hedefi vurması sağlanır. Bazı füzeler kendi eksenini etrafında dönmediğinden bu tür füzelerde cayro bilgisine ihtiyaç yoktur. Bu nedenle kurduğumuz sistemde cayro bilgisi kullanılmayacaktır.



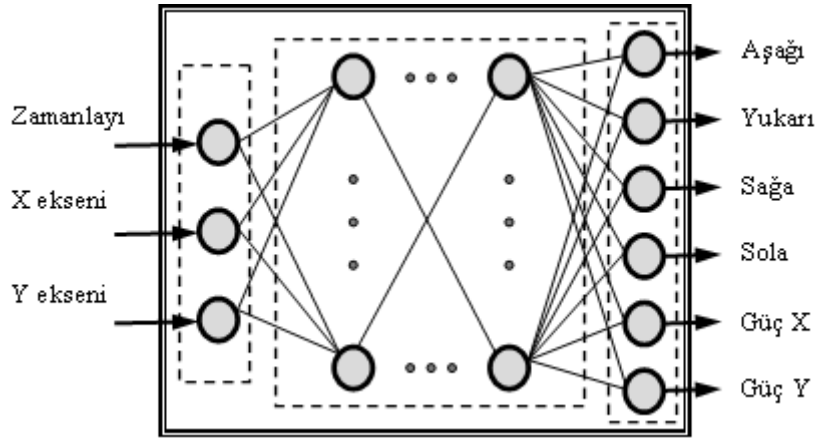
Şekil 4. II. Nesil tanksavar yapısı



Şekil 5. GEÜ'nün giriş çıkış değerleri

Şekil 5'de GEÜ'nün giriş çıkış değerleri şematik olarak gösterilmiştir. Elektronik Güdüm Ünitesi ile yapılan kontrol işlemi Geri beslemeli MLP tipi YSA yapılmıştır. Yapay Sinir Ağı ile tasarlanan sistemin yapısı ve giriş çıkış parametreleri Şekil 6 da gösterilmiştir.

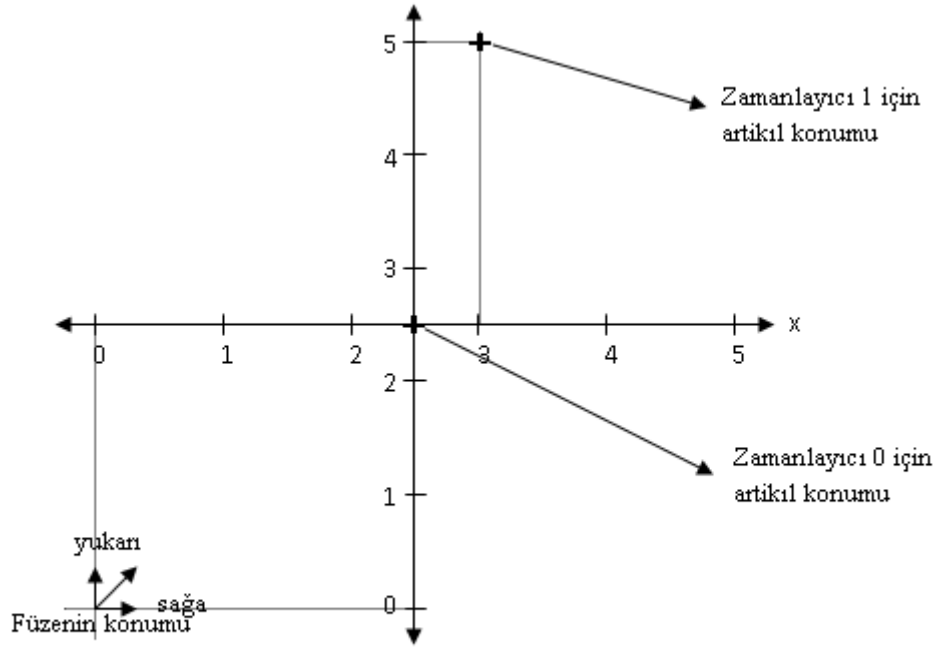




Şekil 9. Y.S.A.'nın giriş çıkış parametreleri

Füzeden gelen veri olarak x eksenini ve y eksenini bilgisiyle birlikte zamanlayıcı bilgisi geldiği kabul edilmektedir. Bu girişlere bağlı olarak, çıkış olarak füze motorunun aşağı, yukarı, sağ, sol kanatlarına ve x eksenini ve y eksenindeki harcanan güç kontrol edilmektedir.

Füze lançerden fırlatıldığında launch motoru vasıtasıyla harekete başlar. İlk beş saniye optik nişangahta hedef gözükmez. Füzeye ivme verebilmek için hedefin artikılı yüksek bir yerde seçilir. Zamanlayıcı sıfır olarak tanımlandığında artikıl (hedef) orijinde kabul edilip, çıkış motor konumları bu duruma bağlı olarak Karnough haritaları oluşturulur. Zamanlayıcı bir olarak tanımlandığında artikıl (3,5) noktasında kabul edilip, çıkış motor konumları bu duruma bağlı olarak Karnough haritaları oluşturulur. Aşağıda giriş durumlarına bağlı olarak oluşturulan Karnough haritaları verilmektedir.



Şekil 7. Zamanlayıcının değişimine göre artikıl koordinatları

Şekil 7’de gösterilen grafiğin çizimi için gerekli olan veriler yatay hareket için 1 sensör, dikey hareket için 1 sensör vasıtası ile elde edilmiştir. Sistemde kullanılan sensörlerin 0-5V değerleri arasında çalıştığı kabul edilmektedir. Yatay tarama yapan dedektör için 0-2,5V arası sol, 2,5-5V arası sağ, dikey tarama yapan dedektör için 0-2,5V arası aşağı, 2,5-5V arası yukarı olarak kabul etmektedir. Grafiğin merkez noktası (2.5,2.5) noktasıdır. Ayrıca grafikte zamanlayıcının 0-1 değerleri için artikılın konumu da gösterilmektedir.

Karnough haritası ile bulunan bu giriş çıkış değerleri, yapay sinir ağımızın kural tabanını oluşturmaktadır. Bu değerler ile yapay sinir ağımız eğitilerek W katsayıları ayarlanır. Her eğitim iterasyonundan sonra yapay sinir ağımızın öğrenmesi artarak hedefi bulma daha kolaylaşacaktır.

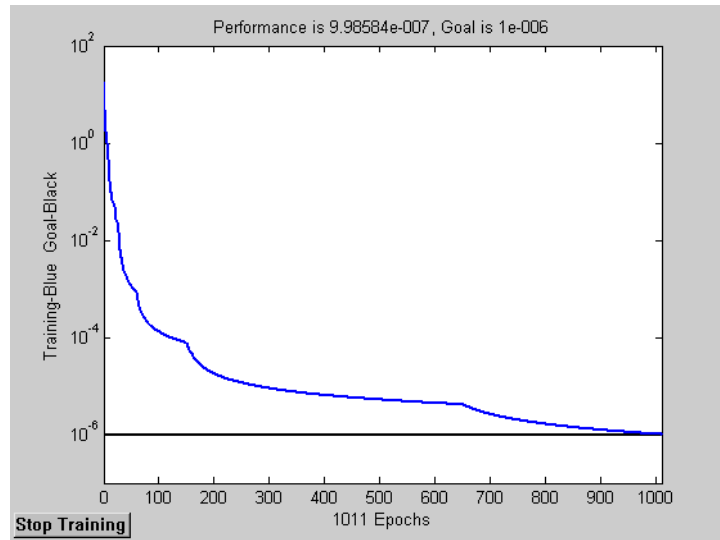
Çizelge 1. Girişe bağlı olarak çıkış Karnough haritaları

GİRİŞ			ÇIKIŞ (Motor Konumu)					
Zamanlayıcı	x akseni	Y akseni	Aşağı	Yukarı	Sağa	Sola	Güç x	Güç y



Bu hücrelerin geçiş (aktivasyon) işlevleri, giriş çıkış özeğrileri tansig, logsig, purelin olarak alınmıştır.

Kullanılan yapay sinir ağının eğitilmesi için çeşitli eğitim algoritmaları denenmiştir. Algoritmalarından en iyi sonucu Matlab'daki trainlm (Levenberg-Marquardt) algoritması vermektedir. Denenen bu algoritmalarından hiç birisi Trainlm (Levenberg-Marquardt) algoritmasının verdiği hata oranından daha küçük hata oranı verememiştir. Trainlm (Levenberg-Marquardt) algoritması kullanıldığında  $10^{-6}$  hata oranına 569 iterasyon sonucunda ulaşılmaktadır. Diğer algoritmalarla yapılan denemelerde bu hata oranına 10000 iterasyon sonucunda ulaşamamıştır. Kullanılan yapı Şekil 9'dadır. Çizelge 1 data tablosu kullanılarak koyu olarak gösterilen değerler haricindeki 61 data değerleri eğitim için kullanılmıştır. 10 adedi YSA test için kullanılmıştır. Koyu yazılmış olanlar test datasıdır. Çizelge 2 gerçek değerler ile YSA tarafından test işlemlerinden sonra elde edilen çıkış değerleri karşılaştırılması verilmiştir.



Şekil 8. Gizli katmanı yirmi nöronlu YSA eğitim grafiği

Tablodaki Z zamanlayıcıyı, x ve y eksenlerindeki koordinatları, A aşağı motor, Y yukarı motor, Sağ sağ motor, Sol sol motor çıkışlarını, Gx ve Gy de x ve y eksenleri için güç uygulanıp uygulanmayacağını göstermektedir.

Çizelge 2. Yapay sinir ağının ürettiği çıkışların gerçek değerler ile karşılaştırılması

GİRİŞ			YSA ÇIKIŞI						OLMASI GEREKEN ÇIKIŞ					
X	Y	Z	A	X	G <sub>1</sub>	G <sub>2</sub>	G <sub>3</sub>	G <sub>4</sub>	A	X	G <sub>1</sub>	G <sub>2</sub>	G <sub>3</sub>	G <sub>4</sub>
0	1	1	0.0001	5.0004	0.0015	5.0000	5.0016	4.0007	0	5	0	5	5	5
0	1	0	5.0000	0.0001	0.0176	5.0000	4.0071	0.0001	5	0	0	5	5	0
0	0	1	5.0000	0.0005	4.7050	0.0000	0.0005	5.0000	5	0	5	0	0	5
0	5	5	4.0000	0.0000	4.0063	5.0000	5.0004	5.0004	5	0	5	5	5	5
1	0	1	0.0001	4.0000	5.0000	0.0000	4.0005	5.0000	0	5	5	0	5	5
1	0	0	0.0000	5.0000	0.0010	0.0000	5.0000	4.0007	0	5	0	0	5	5
1	1	0	0.0001	5.0000	0.0007	0.0000	5.0001	5.0000	0	5	0	0	5	5
1	0	0	0.0001	4.0000	0.0735	0.0000	0.0004	5.0000	0	5	0	0	0	5
1	0	5	0.0007	0.0000	4.0000	0.0001	4.0000	0.0000	0	0	5	0	5	0
1	1	0	0.0001	5.0000	0.0070	5.0000	5.0001	5.0000	0	5	0	5	5	5

Yapay sinir ağı değerlerinin olması gereken çıkış değerlerine yakınsadığı Şekil 8'den anlaşılacağı gibi yukarıdaki tablolardan da gözlenebilir.

Füzenin x,y koordinatları olarak yukarıdaki kural tabanındaki değerlerden farklı değerler (ara değerler) verirsek, füzenin bir sonraki adımdaki hareketi hakkındaki bilgiler aşağıdaki tabloda verilmiştir.

## 5. SONUÇ

Bir tanksavar silah sisteminin, bir hedefi vurması için gerekli olan füzenin atıldıktan sonra olması gereken koordinatlar geri beslemeli yapay sinir ağı modeli uygulanarak gerçekleştirilmiştir. Lancherden atılan füzenin uçuş motorları aktif olana kadar füzenin gerekli ivmeyi kazanması için hedefin yeri olduğundan yüksekte kabul edilmiştir. Bu sayede füzeyi kullanan personelin çıkan gazdan etkilenmesi önlenmiş olur. Bu değişim yapay sinir ağının bir girişini oluşturmaktadır. Diğer girişler ise füzenin yatay ve düşey koordinatlarıdır. Çıkış olarak ise füzenin hangi yönde hareket edeceğini gösteren motora uygulanacak işaretler ve güçten oluşmaktadır. Geri beslemeli MLP tipi Yapay sinir ağının eğitilmesinden sonra, füzenin lancherden atıldıktan sonra ve hedefe varıncaya kadar herhangi bir anı temsil eden ara değerler verildi. Füzenin bir

sonraki adımda hangi yönde gitmesi gerektiğini gösteren çıkış değerlerinin eldesi sonucunda % 90 ların üstünde doğruluk sağlanmıştır. Sonuç olarak yapay sinir ağı kullanarak ikinci nesil tanksavar silah sistemi başarıyla modellenmiştir. Yapay sinir ağının eğitiminde her yeni değerle birlikte ağın öğrenmesi artmakta sisteme daha doğru sonuçlar göndermektedir. Eğitim için kullanılan değer ne kadar fazla olursa test işlemi sonucu doğruluk yüzdesinin artmaktadır.

## KAYNAKLAR

- [1] Narendra, K.S. ve Parthasaraty, K., Gradient Methods for the Optimization of Dynamical Systems Containing Neural Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1991, 2/2, 252-262.
- [2] Zhang, J. ve Morris, A.J., Fuzzy Neural Network for Nonlinear System Modelling. *IEEE Proceedings, Control Theory Applications*. 1995, 42/6, 551-561.
- [3] Narendra K.S., Parthasaraty K., Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*.1990, 1/1, 4-27.
- [4] Khalid, M. ve Omatu, S., A Neural Network Controller for a Temperature Control System. *IEEE Control Systems Magazine*. June 1992, 58-64.
- [5] Yang, C-D., Hsiao, F.B. and Yeh, F.B., “Generalized Guidance Law for Homing Missiles”, *IEEE Transactions on Aerospace&Electronic Systems*, 1996, vol.32, no.1, pp.419-425,
- [6] Ghose, D., “Capture Region for True Proportional Navigation Guidance with Nonzero Miss-Distance”, *AIAA Journal of Guidance&Control*, 1993, vol.17, no.3, pp.627-628,
- [7] [www.army-tecnology.com/projects/eryx/](http://www.army-tecnology.com/projects/eryx/)
- [8] [www.army.mod.uk/equipment/pw/pw\\_mat.htm](http://www.army.mod.uk/equipment/pw/pw_mat.htm)

- [9] Haykin, S. *Neural Networks, A Comprehensive Foundation*. Macmillan Collage Publishing Comp. Inc., 1994
- [10] Yetkin T., *Yapay Sinir Ağı Kullanarak Füze Kontrolü Uygulaması*, Yük.Lisans Tezi, N.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü, Niğde, Türkiye, 2004