

Bulanık-Sinir Ağı Yapısı İçin Yeni Bir Karma Yaklaşım

Canan ŞENOL¹, Tülay YILDIRIM²

¹Mühendislik Fakültesi, Elektronik Mühendisliği Bölümü

Kadir Has Üniversitesi

canan@khas.edu.tr

²Elektrik-Elektronik Fakültesi, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü

Yıldız Teknik Üniversitesi

tulay@yildiz.edu.tr

Özet

Bu bildiride Yapay Sinir Ağları ile Bulanık Mantığın bir arada kullanıldığı karma bir yapı tasarlanmış ve algoritması geliştirilmiştir. Konik Kesit Fonksiyonlu Sinir Ağı (KKFSA), Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) ve Radyal Tabanlı Fonksiyon (RTFA) ağlarının yayılım kurallarını tek bir ağda kendine özgü yayılım kuralı ile birleştirir. Yani KKFSA ağı, yapısı itibarıyla ÇKA ve RTFA ağlarının niteliklerini kendi bünyesinde barındıran karma bir yapıya sahiptir. Ayrıca bu çalışmada literatürde ilk kez Bulanık Mantık ve KKFSA karma yapısı kullanılmıştır. Bulanık-ÇKA, Bulanık-RTFA ve Bulanık-KKFSA karma yapıları oluşturularak performansları incelenmiştir. Geliştirilen bu karma yapıların yaygın olarak kullanılan klasik ANFIS yapısından ve karma olmayan yapılardan daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir.

Abstract

In this paper, a new hybrid structure in which Neural Network and Fuzzy Logic are combined is planned and its algorithm is developed. Conic Section Function Neural Network (CSFNN) unifies the propagation rules of the Multilayer Perceptron (MLP) and the Radial Basis Function (RBF) networks at a unique network by its distinctive propagation rules. That means CSFNNs accommodates MLPs and RBFs because of the self-network structure. In addition, Fuzzy-CSFNN is used first time in literature. Fuzzy-MLP, Fuzzy-RBF and Fuzzy-CSFNN structures are constituted, and their performances are investigated. These developed hybrid structures are observed better results than ANFIS structure and non-hybrid structures.

1. Giriş

Bulanık-Sinir ağı mantığı; yapay sinir ağlarının (YSA) öğrenme ve en uygununu bulma yeteneği ile, bulanık mantığın insan gibi karar verebilme ve uzman bilgisi sağlama üstünlüklerinin birleştirilmesi esasına dayanır.

İlk defa Lofti A.Zadeh tarafından tanımlanan Bulanık mantık, bulanık küme mantığına dayanır. Bulanık küme, *üyelik değeri* ile tanımlanır. Klasik küme kavramında bir eleman bir kümenin üyesidir veya değildir. Bulanık mantıkta küme aitlik derecesi μ , 0 ile 1 arasında değişir. 0 kümeye ait olmamayı, 1 ise kesin olarak o kümenin üyesi olmayı

gösterir. Kümenin üyelik fonksiyonları üçgen, yamuk, gauss eğrisi gibi standart fonksiyonlarla tanımlanabildiği gibi farklı fonksiyonlarda oluşturulabilir.

Bulanık mantık ile modellemede üç temel basamak vardır. Bunlar: bulanıklaştırma, kural çıkarma ve durulama'dır. Bulanıklaştırma aşamasında, girişler bulanıklaştırılır. Yani girişlerin, uygun bulanık kümelerle üyelik dereceleri, üyelik fonksiyonları oluşturularak belirlenir. Bulanık Çıkarma aşaması üyelik fonksiyonlarını ve "eğer-öyleyse" kurallarını kullanarak, bulanık kümenin diğeriyle ilişkilendirilmesinden oluşur. Durulama, bulanık çıkış değerinin, bir kesin çıkış değerine dönüştürülmesidir. Bulanık mantık, kural tabanında giriş ve çıkış bulanık kümeleri arasında kurulmuş olan ilişkilerin hepsini bir arada toplayarak sistemin bir çıkışlı davranmasını sağlayan işlemler topluluğudur. Bir bulanık kural tabanlı sistemde, farklı çözümleme yöntemleri uygulanabilir. Bunlardan en önemlileri Mamdani ve Sugeno modelleridir. ANFIS yapısı Sugeno Bulanık modelini kullanır. ANFIS yapısında, Eğitim Düşümü ve En Küçük Kareler yöntemlerinin beraber kullanıldığı bir karma öğrenme algoritması kullanılmıştır. Karşılaştırma ANFIS yapısı ile yapılacağından bu çalışmada Sugeno Modeli üzerinde durulmuştur.

Sugeno bulanık modelindeki tipik bulanık kuralı aşağıdaki forma sahiptir:

$$\text{EĞER } x = A \quad \text{VE} \quad y = B \quad \text{İSE } z = f(x, y) \quad (1)$$

Burada A ve B giriş bulanık kümeleri, $z = f(x, y)$ ise x ve y'ye bağlı keskin çıkış veren bir fonksiyondur. Bulanık kurallardan elde edilen çıkışların, yine kurallardan elde edilen üyelik değerleri üzerinden ağırlıklı ortalaması alınarak, sonuç değeri bulunur. Sugeno Modelindeki yaklaşım, Mamdani modelindeki durulama işlemindeki işlem yükü ve zaman kaybını gideren basit ve fonksiyonel bir yaklaşımdır. Sistem modelleme ve kontrol tasarımına uygun bir mekanizmadır [1].

KKFSA fikri 1994 yılında G.Dorffner tarafından ortaya atılmıştır. Çeşitli uygulamalarda kullanılmaya başlanan [2, 3,

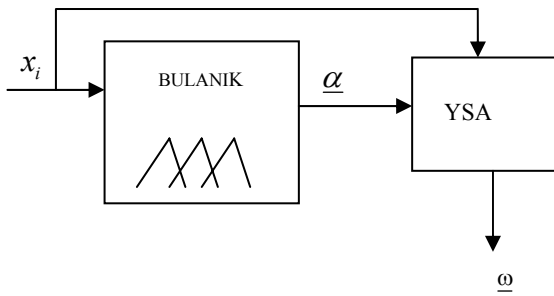
4, 5] bu yöntemin Bulanık Mantık ile birlikte kullanılması hiç yapılmamış bir uygulamadır.

Sinirsel-Bulanık karma ağına ait parametrelerin güncellenmesinde Matlab'daki ANFIS kullanılan çalışmaların [6, 7, 2] yanısıra başka karma algoritmalar da geliştirilmiştir. Bu karma algoritmalar arasında Rough Hesaplama tabanlı ANFIS [8], Geriye yayılım Algoritması ve Genetik Algoritmaların birarada kullanıldığı karma algoritması [9] ve k-ortalamlar kümeleme (k-means clustering) yöntemi kullanılarak oluşturulan kurallar içerisinde en önemli ve en önemsiz kuralları seçmek için Tekil Değer Ayrıştırması (Singular Value Decomposition) kullanan karma algoritması [10] sayılabilir.

Bu çalışmada Bulanık Mantık ile Yapay Sinir ağlarının bir arada kullanıldığı karma yapılar geliştirilmiştir.

2. Oluşturulan Bulanık-SA Yapıları

Oluşturulan Bulanık – YSA karma yapıların genel yapısı Şekil 1'deki gibidir. Bu yapıda Bulanık kısımda, üyelik fonksiyonları oluşturulmuştur. Üyelik fonksiyonlarından elde edilen α_k katsayıları ve x_i girişleri YSA kısmına giriş olarak uygulanır. Bu çalışmada YSA yapısı olarak ÇKA, RTFA ve KKFSa uygulanmıştır.



Şekil 1. Bulanık-YSA genel yapısı

2.1. Bulanık-ÇKA Karma Yapısı

İlk olarak YSA yapısı için ÇKA seçilerek Bulanık-ÇKA karma yapısı oluşturulmuştur. Bu yapı Şekil 1'deki gibidir. Bulanık kısımda, girişlere ait üyelik fonksiyonları oluşturulmuştur.

Giriş vektörünün her verisi için kural sayısı kadar α_k değerleri bulunur. Buradaki k kural sayısını göstermektedir. Bulanık kısımdaki girişler aynı zamanda ÇKANN'ün de girişleridir. ÇKANN'e ayrıca Bulanık kısımdan α_k değerleri de giriş olarak verilmektedir.

Tasarlanan 3 katmanlı yapının 1.gizli katmanında 20, 2.gizli katmanında 3, çıkışta 1 nöron vardır.

Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibidir: Bulanık kısımda girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, transfer fonksiyonu ise saf doğrusal seçilmiştir. Geriye yayılım ağı eğitme fonksiyonu olarak Levenberg-Marquardt ve geriye yayılım ağırlık öğrenme fonksiyonu olarak momentumlu eğim düşümü kullanılmıştır. Öğrenme oranı 0.05 olarak seçilerek en yüksek sonuçlar bulunmuştur.

Girişler için 2 adet üyelik fonksiyonu seçilmiştir, giriş sayısı da 4 tanedir. Dolayısıyla;

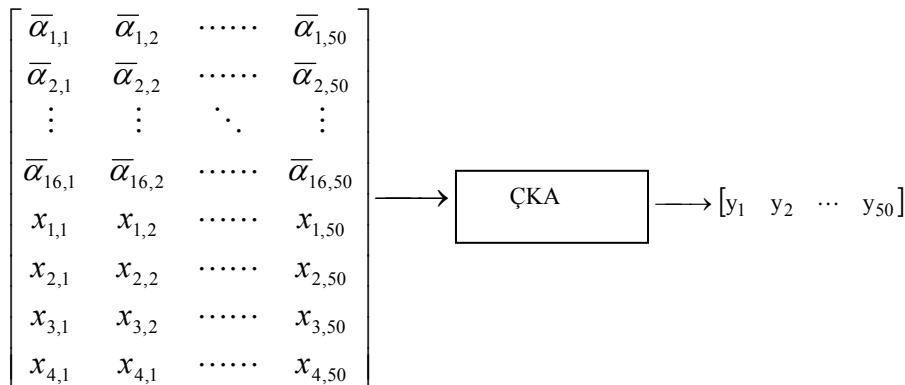
$$\text{Kural Sayısı} = (\text{Üyelik Fonksiyonu Sayısı})^{\text{Giriş Sayısı}} = (2)^4 = 16$$

Her giriş için; 16 kural olduğundan 16 tane α_k değeri elde edilir. ÇKA'ya 16 tanesi α katsayılarından, 4 tanesi de özelliklere ait girişlerden olmak üzere 20 değer girer. ÇKA'nın giriş-çıkışları Şekil 2'deki gibidir.

Burada $x_{i,j}$: i . girişin j . datası,

$\bar{\alpha}_{k,i}$: k . kuralın j . data için normalize edilmiş α katsayısı,

y_j : j . hedef datası'nı gösterir.



Şekil 2. ÇKA'nın giriş-çıkışları

2.2. Bulanık-RTFA Karma Yapısı

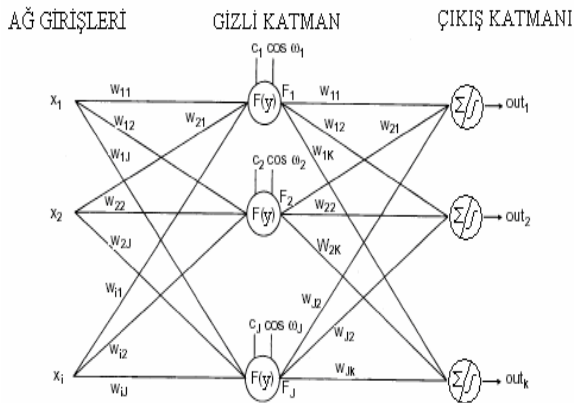
YSA yapısı olarak RTFA seçilerek Şekil 1'deki karma yapı oluşturulmuştur. Bulanık kısımdaki girişler aynı zamanda RTFA'nın da girişleridir. RTFA'ya ayrıca Bulanık kısımdan α_i değerleri de giriş olarak verilmektedir.

Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi elde edilmiştir. Bulanık kısımda girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, hedef 0, yayılma parametresi değeri 1 olarak seçilerek en iyi sonuçlar bulunmuştur.

2.3. Bulanık-KKFSA Karma Yapısı

İlk defa 1994 yılında Dorffner tarafından önerilen Konik Kesit Fonksiyonlu Sinir Ağlarının anafikri, ÇKA ve RTFA ağlarının birarada kullanılmasıdır.

KKFSA yayılım kuralı, ÇKA ve RTFA yayılım kurallarını içerir ve bir koninin analitik denklemleri kullanılarak elde edilebilir. KKFSA ağları veri uzayının dağılımına ve verilen problemin karmaşıklığına bağlı olarak otomatik karar sınırları oluşturur. ÇKA'nın düzlemsel karar sınırları ve RTFA'nın dairesel karar sınırları KKFSA ağının özel durumlarını oluşturmaktadır. Koni ile düzlemin farklı açılarda kesiştirilmesi ile iki boyutlu giriş uzayı için adlandırılan daire, elips, parabol ve hiperbol gibi düzlemler oluşmaktadır. Şekil 3'de KKFSA ağ mimarisi verilmiştir.



Şekil 3. KKFSA Modeli

Konik Kesit Fonksiyonlu Ağların yayılım kuralı aşağıdaki gibidir:

$$y_j = \sum_{i=1}^{n+1} (x_i - c_{ij})a_{ij} - \cos \omega_j \sqrt{\sum_{i=1}^{n+1} (x_i - c_{ij})^2} \quad (2)$$

burada a_{ij} ÇKA'deki giriş ile gizli katman arasındaki ağırlıkları, c_{ij} RTFA'deki merkez koordinatlarını, i ve j giriş ve gizli katman gösteren indislerdir. Bu durumda y_j Konik Kesit Fonksiyonlu Ağların aktivasyon değeridir. Kolayca görüldüğü üzere bu denklem ÇKA ve RTFA gibi 2 temel

kısımdan oluşur. ω açısı $\pi/2$ olduğu zaman denklem sadece ÇKA kısmına dönüşür. Denklemin ikinci kısmı da RTFA'nın girişleri ile merkezleri arasındaki öklid uzaklığıdır.

Bulanık-KKFSA karma yapısında Şekil 1'deki genel yapı için YSA yapısı olarak KKFSA düşünülmüştür. Yine bulanık kısımdaki girişler aynı zamanda KKFSA'nın da girişleridir. KKFSA'ya ayrıca bulanık kısımdan α_i değerleri de giriş olarak verilmektedir.

Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi seçilmiştir. Bulanık kısımda girişlere ait iki tane çan eğrisi üyelik fonksiyonu tanımlanmıştır. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusaldır. KKFSA kısmında ise, RTFA yayılma parametresi 1 ve merkez sayısı 4 seçilmiştir. Hedeflenen toplam karesel hata 0.001, öğrenme oranı 0.008 seçilerek 150 adım eğitime yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

3. Benzetim Sonuçları

Literatürde Fisher'in Iris veri kümesi olarak geçen Iris çiçeğine ait çanak yaprağı uzunluğu, çanak yaprağı genişliği, taç yaprağı uzunluğu ve taç yaprağı genişliği özellikleri kullanılarak çiçeğin Setosa, Versicolor ya da Virginica türlerinden hangisine ait olduğu incelenmiştir.

Bu veri kümesinde her bir çiçek türü için 50 örnek vardır. Veri kümesi 10 tanesi eğitime, 40 tanesi test ve 20 tanesi eğitime, 30 tanesi testte kullanılmak üzere iki kısımda incelenmiştir.

Bulanık-ÇKA, Bulanık-RTFA ve Bulanık-KKFSA yapılarının benzetim sonuçları Matlabdaki ANFIS yapısı ile karşılaştırılmıştır.

Ayrı ayrı ÇKA, RTFA ve KKFSA yapıları kullanarak da eğitime yapılmış ve oluşturulan karma yapılar ile kıyaslanmıştır.

Tablo 1, Tablo 4 ve Tablo 7'de veri kümesinin ilk kısmının, Tablo 2, Tablo 5 ve Tablo 8'de ise ikinci kısmının sonuçları sunulmuştur.

Ayrıca 2-kat çapraz geçerleme yöntemi uygulanmış ve sonuçları Tablo 3, Tablo 6 ve Tablo 9'da sunulmuştur.

Tablo-1. Bulanık-ÇKA, ANFIS ve ÇKA yapılarının başarı karşılaştırması (10 eğitime-40 test)

	Setosa	Versicolor	Virginica
Bulanık-ÇKA	38/40	39/40	36/40
ANFIS	24/40	34/40	30/40
ÇKA	40/40	39/40	33/40

Tablo-2. Bulanık-ÇKA, ANFIS ve ÇKA yapılarının başarı karşılaştırması (20 eğitime-30 test)

	Setosa	Versicolor	Virginica
Bulanık-ÇKA	30/30	30/30	30/30
ANFIS	29/30	30/30	30/30
ÇKA	30/30	29/30	28/30

Tablo-3. Bulanık-ÇKA, ANFIS ve ÇKA yapılarının başarı karşılaştırması (2-kat çapraz geçerleme ile)

	Setosa	Versicolor	Virginica
Bulanık-ÇKA	%100	%100	%100
ANFIS	%98	%96	%100
ÇKA	%100	%98	%96

Tablo-4. Bulanık-RTFA, ANFIS ve RTFA yapılarının başarı karşılaştırması (10 eğitime-40 test)

	Setosa	Versicolor	Virginica
Bulanık-RTFA	40/40	40/40	40/40
ANFIS	24/40	34/40	30/40
RTFA	24/40	34/40	30/40

Tablo-5. Bulanık-RTFA, ANFIS ve RTFA yapılarının başarı karşılaştırması (20 eğitime-30 test)

	Setosa	Versicolor	Virginica
Bulanık-RTFA	30/30	30/30	30/30
ANFIS	29/30	30/30	30/30
RTFA	29/30	30/30	30/30

Tablo-6. Bulanık-RTFA, ANFIS ve RTFA yapılarının başarı karşılaştırması (2-kat çapraz geçerleme ile)

	Setosa	Versicolor	Virginica
Bulanık-RTFA	%100	%100	%100
ANFIS	%98	%96	%100
RTFA	%98	%100	%100

Tablo-7. Bulanık-KKFSA, ANFIS ve KKFSA yapılarının başarı karşılaştırması (10 eğitime-40 test)

	Setosa	Versicolor	Virginica
Bulanık-KKFSA	40/40	40/40	40/40
ANFIS	24/40	34/40	30/40
KKFSA	40/40	40/40	40/40

Tablo-8. Bulanık-KKFSA, ANFIS ve KKFSA yapılarının başarı karşılaştırması (20 eğitime-30 test)

	Setosa	Versicolor	Virginica
Bulanık-KKFSA	30/30	30/30	30/30
ANFIS	29/30	30/30	30/30
KKFSA	30/30	30/30	30/30

Tablo-9. Bulanık-KKFSA, ANFIS ve KKFSA yapılarının başarı karşılaştırması (2-kat çapraz geçerleme ile)

	Setosa	Versicolor	Virginica
Bulanık-KKFSA	%100	%100	%100
ANFIS	%98	%100	%100
KKFSA	%100	%100	%100

4. Sonuçlar

Tablolarda; oluşturulan Bulanık-ÇKA, Bulanık-RTFA ve Bulanık-KKFSA Karma yapılarının performansının ANFIS yapısı, ÇKA, RTFA ve KKFSA ile kıyaslamaları verilmiştir. ANFIS yapısının kullandığı, eğitim düşümü ve en küçük kareler yöntemlerinden oluşan karma öğrenme algoritması, adaptif algoritmalar içermektedir. Yaygın olarak bulanık-sinir benzetimleri Matlabda ANFIS yapısı kullanılarak yapılmakta olup aslında bu yapı tam olarak bir YSA ve Bulanık Mantık karma yapısı değildir. Bu çalışmada farklı Bulanık-YSAs karma yapıları oluşturulmuştur. Tablolardan da görüldüğü üzere karma yapılar sadece YSA kullanılarak yapılan çalışmalara göre üstün performans göstermektedir. Bundan sonraki çalışmalarda KKFSA, daha büyük veri kümeleri için denenecektir.

5. Kaynaklar

- [1] Elmas, Ç., *Bulanık Mantık Denetleyiciler*, Seçkin Yayıncılık, İstanbul, 2003.
- [2] Karlik, J., Tokhi, B., Alci, B.O., "A Fuzzy Clustering Neural Network Architecture for Multifunction Upper-Limb Prosthesis", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 50, No.11, pp.1255-1261, 2003.

- [3] Lee, R., Liu, J., "A Weather Forecasting System Using Intelligent Multiagent Based Fuzzy Neuro Network", IEEE Transactions on Man&Cybernetics, Vol.34, No.3, August 2004.
- [4] Özyılmaz, L., Yıldırım, T., "ROC analysis for fetal hypoxia problem by artificial neural networks", Lecture Notes in Artificial Intelligence, special issue for Artificial Intelligence and Soft Computing, LNAI Vol. 3070, 2004, pp. 1026-1030.
- [5] Özyılmaz, L., Yıldırım, T., Şeker, H., "EMG signal classification using conic section function neural networks", Proceedings of IJCNN'99 International Joint Conf. on Neural Networks, IEEE publication, USA, vol.5, pp. 3601-3603, 1999.
- [6] Kwak, K.C., Kim, D.H., "Adaptive Neuro-Fuzzy Networks with the Aid of Fuzzy Granulation", IEICE Trans. INF. & SYST. Vol.E88-D, No.9, September 2005.
- [7] Ouyang, C.S., Lee, S.J., "A Hybrid Learning Algorithm for Fuzzy Neural Networks", International Conference on Neural Information Processing, November 14-18, 2001.
- [8] Chandana, S., Mayorga, R.V., "RANFIS: Rough Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System", International Journal of Computational Intelligence Vol.3, No.4, 2006.
- [9] Lee, C.H., Lin, Y.C., "Hybrid Learning Algorithm for Fuzzy Neuro Systems", IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Budapest, Hungary, 25-29 July 2004.
- [10] Seker, H., Odetayo, M.O., Petrovic, D., Naguib, R.N.G., Hamdy, F.C., "An Intelligent Hybrid Neuro-Fuzzy Rule-Based System For Prognostic Decision Making in Prostate Cancer Patients", The 4th Annual IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Special Topic Conference on Information Technology Applications in Biomedicine, 24-26 April 2003, Birmingham, UK.
- [11] Jang, J.S.R. "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol.23, No.3, Page.665-685, 1993.
- [12] Jang, J.S.R., Sun, C.T., Mizutani, E. "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", Prentice Hall, 1997.
- [13] Dorffner, G., "A Unified Framework for MLPs and RBFs: Introducing Conic Section Function Networks", Cybernetics and Systems, 25(4), 1994.