

EMG İşaretlerinin Genetik Algoritmalar ve Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı ile Sınıflandırılması

Classification of EMG Signals with Genetic Algorithms and Multilayer Artificial Neural Network

Ayhan Yüksel¹, Mehmet Korürek¹

¹Elektrik Elektronik Fakültesi Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü
İstanbul Teknik Üniversitesi
yuksel@itu.edu.tr, korurek@itu.edu.tr

Özet

Elektromiyogram (EMG) işaretlerinin genetik algoritmalar ile eğitilen çok katmanlı ağ (GetÇKA) ile sınıflandırılmasına ilişkin bir çalışma yapılmıştır. EMG işaretleri kasların elektriksel aktivitesi sonucu meydana gelen işaretlerdir. Biyopotansiyel kuvvetlendiriciler ile elde edilen bu işaretlerden yararlanarak protez kol ve bacaklar için kontrol düzenekleri geliştirilmektedir. Bu amaç doğrultusunda, elde edilen EMG işaretlerinin işlenmesi ve sınıflandırılması son derece önemlidir. Yapılan çalışmada çok katmanlı ağı eğitimi sırasında meydana gelen problemlerden etkilenmeyen bir ağ yapısı incelenmiş ve EMG işaretlerinin sınıflandırılmadaki başarımı araştırılmıştır. Çalışma sonucunda, GetÇKA'nın başarılı bir biçimde eğitildiği ve sınıflama yapabildiği gözlemlenmiştir. Eğitim ve çalışma aşaması ayrı iki başlık altında incelenmiş, elde edilen sonuçlar yorumlanmıştır.

Abstract

A study about classification of Electromyogram (EMG) signals with a neural network that is trained using genetic algorithms (GetÇKA) has been presented. EMG signals are created by electrical activity of the muscles. by using these signals acquired by biopotential amplifiers, some control systems are developed for prosthesis arms and legs. For this purpose, analyzing and classification process of acquired EMG signals is very important. In this study, a neural network which isn't affected by the problems of multilayer perceptron in training step was analyzed and its performance in classification of EMG signals is investigated. As a result, It was observed that GetÇKA is trained and classified successfully. Training and test stages are analysed in two separate heading and obtained results are explained.

1. Giriş

Elektromiyogram (EMG), kasların elektriksel aktivitesinin kayıdır. EMG işaretleri ilgilenilen kaslara yakın konumda yerleştirilen biyopotansiyel elektrotlar vasıtasıyla kaydedilirler [1]. EMG işaretleri, protez kol ve bacak uygulamalarında sıkça kullanılmaktadır. Bu işaretler kaslardan elektrotlar yardımıyla alınıp protez organ için kontrol

işaretlerine dönüştürülmektedir. Miyelektrik kontrol olarak adlandırılan bu yaklaşım, 1940'lı yıllarda ortaya atılmış olup kol veya bacakları bir nedenden dolayı kesilmiş olan insanların tıpkı normal kol ve bacaklarını kontrol edebildikleri gibi protez organlarını da zihinsel süreçlerle kontrol edebilmelerine olanak sağlamaktadır [2]. Protez organı doğru bir biçimde kontrol edebilmesi için alınan EMG işaretlerinin işlenmesi ve tanımlanan çeşitli hareketleri (el açma, el kapama, dirsek bükme vb..) temsil eden sınıflara ayrılması gerekmektedir. Literatür incelendiğinde EMG işaretleri genellikle bulanık mantık kullanılarak [2], dalgacık analizi ile [3], çok katmanlı yapay sinir ağı ile [4,5] sınıflandırılmaktadır.

Bu çalışmada EMG işaretlerinin sınıflandırılması amacıyla genetik algoritmalar kullanılarak çok katmanlı yapay sinir ağı eğitilmiş ve AR parametreleri elde edilmiş 6 sınıfa ait EMG işaretlerinin sınıflandırılma performansı incelenmiştir.

2. Yöntem

2.1. Genetik Algoritmalar

Genetik algoritma, temelde bir araştırma metodudur. Doğada, çevreye uyum sağlayan canlı türlerinin hayatta kalırken, diğerlerinin yok olması olarak bilinen doğal seçim süreci sonucunda ortamda çevre koşullarına uyum sağlayabilen canlılar sonraki nesillere sağlıklı genler aktarabilirler. Canlıların sahip oldukları özellikler ortamın değişen şartlarına uyum sağlayacak biçimde baskın çıkarlar ya da yok olurlar. Bir doğal ortamda, bir canlı türünün çeşitli özelliklere sahip birçok üyesi bulunsun. Genetik havuz olarak adlandırılan doğal ortamda, nesiller sonra o ortama en iyi uyum sağlayacak genler baskın çıkarken, bu canlı türü bu ortama en iyi ayak uydurabilecek özelliklere sahip olmuş olur.

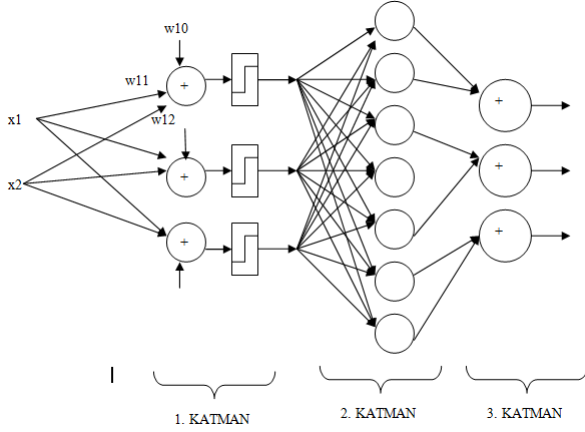
Genetik algoritmalar doğada bulunan bu süreci taklit eden bir doğal optimizasyon metodudur. Birçok parametreye sahip olan bir sistemin bazı durumlarda en iyi parametrelerini bulmak çok zor olabilir. Böyle durumlarda, çözüm, olası parametre değerlerinin araştırılması şeklindedir. Rastgele bir araştırma metodu ise çoğu zaman oldukça zaman alıcıdır. Bu durumda genetik algoritma istenilen çözümü kısa bir sürede üretebilir. Sınıflandırmada kullanılan yapay sinir ağları da,

birçok parametreden (ağırlıklardan) oluşmuş yapay nöronlar kümesidir. Bu çalışmada, çok katmanlı ağıın genetik versiyonunun eğitilmesi ve test edilmesi incelenmiştir.

2.2. Genetik Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağıının Yapısı

Çok katmanlı bir ağıın eğitimi esnasında çeşitli sorunlarla karşılaşmaktadır: i) Ağıın topolojisini en iyi belirleyecek bir yöntem mevcut değildir, katman sayısı ve katmanlardaki düğüm sayıları tasarımcı tarafından belirlenmek zorundadır. ii) Ağıın eğitiminde kullanılan geriye yayılım algoritması hem diğer yapay sinir ağlarının eğitim algoritmalarına göre yavaştır, hem de ağı yerel minimum noktasına götürebilmektedir. iii) Çok katmanlı ağda düğüm sayısı bir defa belirlendikten sonra eğitim sırasında ihtiyaca göre artırılmaz [6].

Genetik algoritmalar ile ağıa ait ve klasik yöntemlerde kullanıcı tarafından girilmesi gereken değerler genetik algoritmaların yardımı ile en iyi biçimde bulunurken, genetik algoritmaların sunduğu araştırma metodu sayesinde yerel minimumda kalma riski olmaz. Genetik algoritmalar ile yapay sinir ağıının eğitilmesi sırasında hem ağıın topolojisi, hem de ağıa ait ağırlıklar belirlenebilir [7].



Şekil 1: Genetik çok katmanlı ağıın yapısı

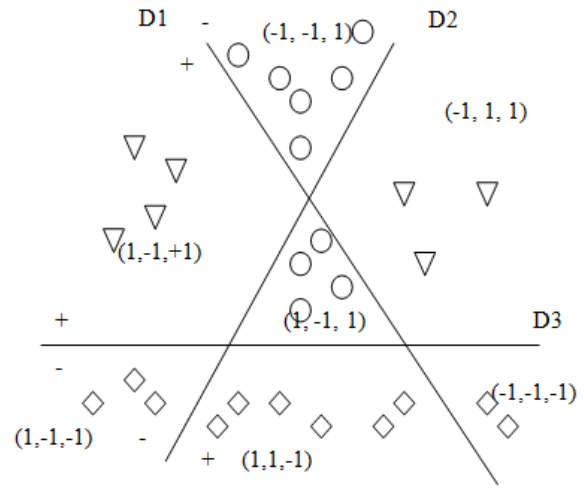
Genetik çok katmanlı ağı (GetÇKA) [8], üç katmandan oluşur. Birinci katman, uzayı bölmeleyen hiper düzlemleri bulundurur. Bu katmandaki düğümler ağırlıkları ile uzayı farklı bölgelere ayırır. Uzay, ne kadar çok bölgeye ayrılırsa, sınıf dağılımı o kadar iyi temsil edilir. GetÇKA'nın eğitilmesi bu katmanda bulunan ağırlıkların değiştirilmesi ile olur. Bu katmandaki düğümlerin çıkışları basamak fonksiyonuna aşağıdaki biçimde uygulanır.

$$y_j = \sum_{i=0}^N x_i w_{ji} \quad x_0 = 1$$

$$Y_j = f(y_j) = \begin{cases} 1 & y_j \geq 0 \\ -1 & y_j < 0 \end{cases} \quad (1)$$

Birinci Katmanın çıkış düğümleri, ikinci katman için bir bölge adresi olarak giriş olmaktadır. Şekil 2'de bu bölgeler gösterilmiştir. Görüldüğü gibi başarılı bir bölmelemede her bölgede yalnızca bir sınıfa ait eleman bulunmalıdır.

İkinci katman, birinci katman çıkışındaki bölge adresini alıp, bunun hangi bölgeye karşı düştüğünü belirtir. Bu katmanda, düğümler eğitim sırasında belirlenmiş adreslere sahiptir. Birinci katman çıkışının kendisine "hamming mesafesi" olarak en yakın olduğu düğüm bu katmanda kazanan düğüm olur ve ikinci katman çıkışında bu düğüm "1" değerini alırken, diğer düğümler "0" değerini alır. Şekil 2'de görüldüğü gibi bir sınıfa ait örnekler birden fazla bölgede bulunabilirler. Bu yüzden, ikinci katman sınıf kararını üretmez, ancak incelenen örneğin hangi bölgede olduğunu belirler. İkinci katmandaki düğüm adedi en fazla birinci katmandaki düğümlerin sayısına bağlı olarak oluşan ayrık bölge sayısı kadardır. Sınıf kararını üretme işi üçüncü katmana bırakılır.



Şekil 2: Birinci katmanın uzayı bölgelere ayırması

Üçüncü katman, ikinci katmandan aldığı bölge bilgisini ve eğitim sırasında oluşturulmuş olan ikinci katmana olan bağlantıları kullanarak sınıf kararını üretir. Üçüncü katmandaki düğüm sayısı, sınıf sayısı kadardır. Bu katman, basit bir "veya" işlemi yapar. Bir sınıf birden çok bölgede bulunabileceğinden, sınıfın bulunabileceği bölgelerin çıkışları "veya" lanarak sınıf kararı üretilmiş olur.

2.3. Genetik Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağıının Eğitimi

GetÇKA'nın eğitilmesi sırasında birinci katmandaki düğümlerin sayıları ihtiyaca göre belirlenecektir. Her düğüm ilavesi ile uzay daha fazla bölgeye ayrılacaktır, böylece sınıflama yeteneği artacaktır. Uygulanacak olan uyumluluk fonksiyonu, ağıın eğitim kümesindeki elemanları öğrendiği zaman maksimum değerine ulaşacaktır. Ağıın, eğitim kümesini öğrenmesi demek, eğitim kümesindeki farklı sınıfa ait örnekleri farklı bölgelere ayırabilecek hiper düzlemlerin belirlenmesidir. Şekil 2'de üç sınıfı birbirinden ayırmak için üç düğüm kullanılmış ve iki boyutlu uzay yedi bölgeye ayrılmıştır. Ağıın eğitimi sırasında birinci katmanın düğümleri bu şekilde bir ayırım yapılana kadar genetik yöntemlerle en

uygun ağırlıkları kazanır ve gerektiği zaman düğüm sayısı artırılır. Uyumluluk fonksiyonu aşağıdaki biçimde tanımlanmıştır.

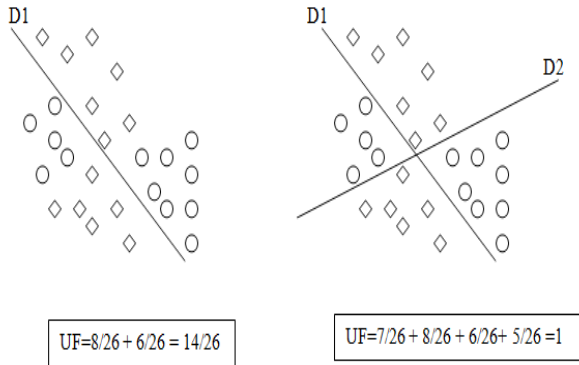
$$\{E\} = \sum_{i=1}^M Y c_i$$

$$\{c_i\} = \sum_{k=1}^S \{c_{ik}\} = \{c_{i1}\} Y \{c_{i2}\} \dots \dots Y \{c_{is}\}$$

$$MAX_i = \text{Max}(\# \{c_{i1}\}, \# \{c_{i2}\}, \dots \dots \# \{c_{is}\}) \quad (2)$$

$$UF = \sum_{i=1}^M \frac{MAX_i}{\# \{E\}}$$

$\{E\}$, eğitim kümesini, $\{c_{ik}\}$, i. bölgede k. sınıfa ait vektörlerin kümesini, M; oluşan bölge sayısını göstermektedir. Örneğin aşağıdaki iki şekilde uyumluluk fonksiyonunun değeri hesaplanmıştır.

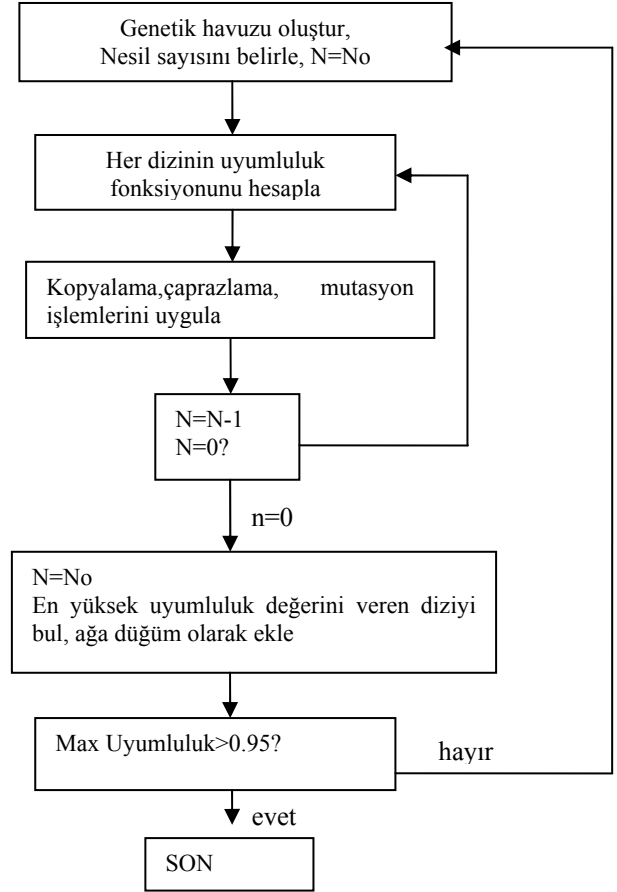


Birinci katman genetik algoritma ile bulunduktan sonra. Oluşan bölgelerin içerdiği sınıflara bakarak ikinci ve üçüncü katmanlar hesaplanarak ağ eğitilmiş olur. Şekil 4'te, eğitim metodunda kullanılan adımlar algoritmik olarak verilmiştir.

3. Sonuçlar

EMG işareti, 26 yaşındaki sağlıklı bir erkek denekten el-kol hareketleri yaptırılarak biceps kaslarından elde edilmiştir. Dirsek kapama, dirsek açma, kavrama ve bilek döndürme hareketleri gözönüne alınarak sınıflama yapılmıştır. M=6 sınıfa ait, EMG işaretlerinin 4. mertebeden AR modeli parametreleri, eğitim ve test modlarına ilişkin sınıflama öznelikleri ağa giriş olarak verilmiştir. Çalışmada kullanılan veri tabanında [9], her sınıftan eğitim aşaması için 7 adet 4 elemanlı öznelik vektörü ve test aşaması için 5 adet 4 elemanlı öznelik vektörü bulunmaktadır. Çalışmada EMG verisine ilişkin 6 sınıf şu biçimde etiketlenmiştir: i) Dirsek kapama, ii) Dirsek açma, iii) Bilek döndürme, iv) Kavrama, v) Bilek bükme, vi) Dinlenme.

Algoritmalar Matlab ® ortamında kodlanmış olup 1.73 GHz İntel Centrino işlemcili bilgisayarda çalıştırılmıştır



Şekil 4: Genetik çok katmanlı ağı eğitimi

3.1. Eğitim Aşaması

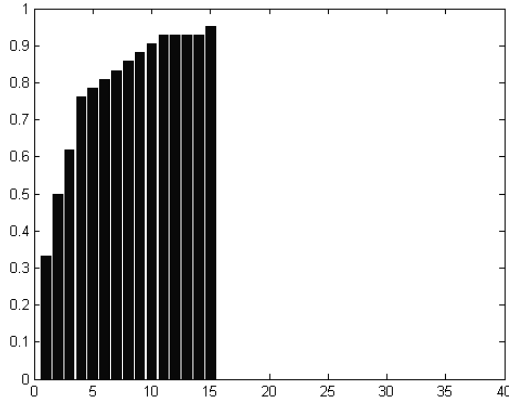
Ağın verilen eğitim kümesini nasıl öğrendiği incelendi. Yapay sinir ağına, gerek ilk ağırlıkların verilmesinde, gerekse genetik işlemler esnasında rastgelelik olduğu için eğitim sonucunda oluşan düğüm sayısı ve ağın uzayı nasıl bölmelediği her defasında değişik olacaktır. Ağ eğitilirken istenen minimum uyumluluk fonksiyonu değeri 0.95'tir. Tablo 1'de 5 deneme için ağın eğitimi sonucu belirtilmektedir.

Tablo 1: GetÇKA için eğitim aşaması sonuçları

1. katmana ait düğüm sayısı	2. katmana ait düğüm sayısı	Eğitilme süresi	En iyi uyumluluk değeri
22	23	38 sn	0.9524
10	19	15 sn	0.9524
13	22	25 sn	0.9524
28	24	50 sn	0.9524
15	23	29 sn	0.9524

Tablo 1’den görüldüğü gibi bu eğitim kümesi için ağ yaklaşık 15 düğüm ile uzayı 25-30 bölgeye bölüyor. Ortalama 30 saniyelik eğitim süresi ile hedeflenen uyumluluk değerin hemen üzerinde bir değer ile sınıfları ayıran hiper düzlemler bulunmaktadır.

Şekil 5’te son deneme için ağın eğitimi sırasında uyumluluk fonksiyonunun maksimum değerinin eklenen düğümle beraber değişimi görülmektedir. Genellikle, ilk düğümler uyumluluk fonksiyonu değerini büyük oranlarda artırırken sonraki düğümlerde bu artış yavaşlamaktadır. Ama hiçbir zaman uyumluluk değeri değerlerinden aşağıya düşmez çünkü eklenen her düğüm sınıflama yeteneğini mutlaka artıracaktır ya da en kötü ihtimalle hiç etkilemeyecektir.



Şekil 5: Düğüm eklenmesiyle uyumluluk fonksiyonunun değişimi

3.2. Çalışma Aşaması

Eğitim modunda elde edilen ağ ağırlıkları dosyaya yazıldıktan sonra, çalışma aşamasında bu dosyadaki ağırlıklar okunur ve test kümesinin elemanları ağa verilmeye başlanır. Yine, eğitilen yapay sinir ağının sonuç ağırlıkları aynı olmadığından test aşamasında elde edilen sonuçlar tamamen aynı olmayacaktır. Örneğin yukarıda verilmiş olan beş adet denemenin sonucunda test aşamasında elde edilen genel yüzde başarı aşağıda verilmiştir.

Tablo 2: GetÇKA için çalışma aşaması sonuçları

1. katmana ait düğüm sayısı	2. katmana ait düğüm sayısı	Eğitilmiş süre	En iyi uyumluluk değeri	Genel yüzde (doğru/ test kümesi)
22	23	38 sn	0.9524	53
10	19	15 sn	0.9524	70
13	22	25 sn	0.9524	70
28	24	50 sn	0.9524	53
15	23	29 sn	0.9524	50

Tablo 3’te bir deneme sonucu bulunan ve gerçek sınıfların tablosu verilmiştir. Anlaşılabildiği gibi, dirsek kapama ve dirsek açma olayları birbirine çok karıştırılmakta, kavramalar bilek döndürme olarak yine çok sayıda bulunmaktadır. Ayrıca dinlenme sınıfı hiçbir şekilde yanlış sınıflanmamıştır.

Tablo 3: GetÇKA ile elde edilen Sınıflandırma sonuçları

Gerçek\ bulunan	A	B	C	D	E	F
A	4	1	0	0	0	0
B	1	4	0	0	0	0
C	0	0	4	1	0	0
D	0	0	3	1	1	0
E	0	1	0	1	3	0
F	0	0	0	0	0	5

A: dirsek kapama, B: dirsek açma, C: Bilek döndürme, D: kavrama, E: Bilek bükme F: Dinlenme

4. Tartışma

Yapay sinir ağları farklı sınıflara ait öznitelikler ne kadar birbirine uzak olarak gruplandırılabilirse, performansları da o kadar artacaktır. Bu uygulamada daha ayırıcı öz niteliklerin bulunması, sınıflayıcının doğru karar üretmesi için çok yararlı olacaktır. GetÇKA ile klasik çok katmanlı ağda eğitim sırasında karşılaşılan sorunlar yaşanmamıştır.

5. Kaynaklar

- [1] Devasahayam, S. R., *Signals and Systems in Biomedical Engineering*, Kluwer Academic/Plenum Publishers, New York, 2000.
- [2] Weir, R.F., ve Ajiboye, A.B., “A Multifunction Prosthesis Controller based on Fuzzy-Logic Techniques”, *Proceedings of the 25. Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 2003, 1678-1681
- [3] Haihua L., Xinhao, C. ve Yaguang C., “Wavelet Transform Analyzing and Real-time Learning Method for Myoelectric Signal in Motion Discrimination”, *First International Conference on Neural Interface and Control Proceedings*, 2005, 127-130
- [4] Katsutoshi, K., Shiniizu, S., Okinura, K. ve Taniguchi, T., “A Discrimination System Using Neural Network For Emg-Controlled Prostheses”, *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 1993, 1750-1755
- [5] Huang, H. ve Chen, C., “Development of a Myoelectric Discrimination System for a Multi-Degree Prosthetic Hand”, *IEEE International Conference on Robotics & Automation*, 1999, 2394-2397
- [6] Olmez T., Dokur Z. ve Yazgan E., “Classification Of ECG Waveforms By Using Genetic Algorithms”, *19th International Conference - IEEE/EMBS*, 1997, 92-94
- [7] Schaffer, J.D., Whitley, D. ve Eshelman, L.J., “Combination of Genetic Algorithms and Neural Networks: A survey of the State of the Art”, *Int. wks on Combination of Genetic Alg. and Neural Networks (COGANN-92)*, 1992, 1-37
- [8] Dokur, Z., “Segmentation of MR and CT Images Using a Hybrid Neural Network Trained by Genetic Algorithms”, *Neural Processing Letters*, 16, 211-225, 2002.
- [9] Karaağaç, S., “EMG İşaretlerine Ait Bazı Parametrelerin PC Yardımıyla Bulunması”, Yüksek Lisans Tezi, Danışman: Mehmet Korürek, 1989.