

EMG Sinyallerinin HFD Analizi ve Hareket Sınıflandırılması

FFT Analysis and Motion Classification of EMG Signals

Gazi Akgün^{*1}, Uğur Demir¹, Alper Yıldırım¹
¹Mekatronik Mühendisliği Bölümü, Marmara Üniversitesi, İstanbul, Turkey
(gazi.akgun@marmara.edu.tr, udemir@marmara.edu.tr, yildirim.alper@marmara.edu.tr)

Received: Sep.08,2022

Accepted: Sep.16,2022

Published: Oct.10,2022

Özetçe— Bu çalışmada EMG sinyallerinin frekans analizi yapılarak elde edilen veriler ile hareket sınıflandırması yapmak amaçlanmıştır. Üç kanaldan toplanan EMG sinyalleri uygun pencereleme ayrılarak her bir pencereye” hilbert “ zarflama yöntemi uygulanmış ve FFT katsayıları hesaplanmıştır. Kaydedilen EMG sinyallerinin frekans spektrumları incelenmiştir. Bu katsayıları ile bir sınıflandırma algoritmasında kullanmak amacıyla her bir pencerenin ağırlıklı frekans bileşeni hesaplanmıştır. Elde edilen veriler YSA (Yapay sinir Ağları) algoritmasının eğitilmesi amacıyla kullanılmış ve bu işlem EMG sinyallerinin sınıflandırılması amacıyla kullanılmıştır. Sınıflandırma işlemi sonucunda özellikle aynı kas gruplarındaki kasılma kuvvetleri ile birbirinden ayırt edilebilen hareketlerin yalnızca frekans domeninde değil zaman domeninde de incelenmesi gerektiği sonucuna varılmıştır.

Anahtar Kelimeler : Hareket Sınıflandırma, HFD Analizi, sEMG

Abstract— In this study, it is aimed to make motion classification with the data obtained by frequency analysis of EMG signals. The EMG signals collected from three channels were divided into appropriate windows, and the "hilbert" envelope method was applied to each window and the FFT coefficients were calculated. The frequency spectrums of the recorded EMG signals were examined. With these coefficients, the weighted frequency component of each window was calculated in order to use it in a classification algorithm. The obtained data were used to train the ANN (Artificial Neural Networks) algorithm and this process was used to classify the EMG signals. As a result of the classification process, it was concluded that the movements that can be distinguished from each other by the contraction forces in the same muscle groups should be examined not only in the frequency domain but also in the time domain.

Keywords: Motion Classification, FFT Analysis, sEMG

1. Giriş

İnsan eli yaklaşık 20 serbestlik derecesine sahiptir (Kamavuako et al., 2012). Kavrama, tutuş gibi temel durumlar sırasıyla sinirler, kaslar, ve tendonlar üzerinden gerçekleşir. El, kol, bilek gibi uzuvların kaybı durumunda, mekatronik temelli geliştirilmiş el protezleri kullanılmaktadır. Bu protezlerde motor hareketi sağlayan aktüatörler, mikroişlemci tabanlı sistemler ile denetlenirken, önkol üzerinden alınan miyoelektrik (EMG) sinyalleri sistemin giriş sinyallerini oluştururlar.

EMG sinyalleri deri üzerinden yüzeysel elektrotlar ile alınabildiği gibi, iğne elektrotlar ile doğrudan kasta da alınabilir. EMG sinyalleri simetrik olmayan bir yapıdadır ve kasılma sonucu birçok kas lifinde oluşan biyopotansiyel işaretin toplamı olarak ölçülebilirler (Hickman, 2014).

EMG denetimli ilk protezler, tek kavrama yetisine sahip olduklarından aç - kapa yöntemiyle veya basit oransal kontrol yöntemleri ile çalıştırılabilmekte idiler (Englehart et al., 1999). Günümüzde kullanılan çoklu kavramalı protezlerde ise kontrol yöntemi karmaşıklarırken, kontrol için kullanılan EMG sinyalinin sınıflandırılması gereği de ortaya çıkmıştır.

EMG sinyallerinin hangi hareket sırasında kaydedildiğinin kestirilmesi yani sınıflandırma işlemi öncesinde EMG sinyalleri uygun filtreler uygulanarak gürültülerden temizlenir. Bu sınıflandırma işlemi için tasarlanacak model sezgisel, istatistiksel, yapay sinir ağları veya bulanık temelli olabilir. (Akgün et al., 2013; Englehart et al., 2001).

2. EMG (Miyoelektrik) Sinyalleri

İnsan uzuv hareketlerini tendonlar aracılığı ile kontrol eden kaslar kasıldığında kas dokularında oluşan elektro-kimyasal süreçler sonucunda bir elektrik potansiyeli ortaya çıkar. Bu potansiyelin genliği kas aktivite yoğunluğu ile orantılıdır (Günay & Alkan, 2009). Elektro-miyografi (EMG) olarak isimlendirilen bu işaretler kas temelli hastalıkların teşhis ve tedavisi ile akıllı protezlerin kontrolü için kullanılan önemli bir enstrümandır.

EMG sinyalleri, beyinden sinirler aracılığı ile gelen sinyallerin, kaslarda bulunan myofibril adı verilen liflerde, sodyum(NA⁺) ve potasyum(K) atomlarının uygun şekilde polarizasyonunu sağlaması sonucu oluşur. Farklı yöntemlerle ölçülen EMG sinyali her bir myofibrilde oluşan biyopotansiyelin toplamı olarak karşımıza çıkar (Konrad, 2005).

2.1. EMG İşaretlerinin İncelenmesi

EMG sinyallerinin incelenmesi için sınıfların etiketlenmesi, uygun öznitelik vektörlerinin belirlenmesi ve optimum seçimi, sınıflandırma modellerinin belirlenmesi, sınıflandırma başarısının hesaplanması gibi aşamalardan oluşur.

2.1.1. Ön İşleme

EMG işareti, kaydındaki zorluklar ve elektrofizyolojik özellikleri bakımından durağan olmayan yapıdadır (Englehart et al., 1999). İşlenmemiş işaret öncelikle bir önışlemeden geçirilerek öznitelikleri çıkarılabilir duruma getirilmelidir.

Englehart ve diğerleri daha kısa segmentlere ayrılmış sinyalin sınıflandırmada daha az bozulmaya neden olduğunu göstermiştir (Englehart et al., 2001). Çerçeveleme ayrılan sinyalin çerçeveleme oranı ne kadar küçük olursa hata o kadar az olmaktadır. Frekans domeninde yapılan incelemelerde spektral sızıntı frekanslarından kaynaklanan hatalar pencereleme yapılarak en aza indirilir. Literatürde dikdörtgen, hamming, hann, lancsoz, cosinüs, sinüs, bartlett (Şaban & Güney, 2002) gibi pencereleme foksionları sinyallere uygulanarak süresizlik probleminin önüne geçilmiştir.

2.1.2. Öznitelik Çıkarma

Rastgele sayıda elemana sahip bir zaman dizisi olan miyoelektrik sinyalleri sınıflandırma işlemi için pratik değildir. Bu nedenle sinyal dizilerinin öznitelik denilen vektörlere eşlenmesi gerekir. Öznitelikler üç kategoride hesaplanır. Bunlar;

- Zaman alanı
- Frekans etki alanı
- Zaman Ölçeği (Zaman Frekans)

2.1.3 Sınıflandırma

Birer zaman dizisi olan EMG sinyallerinden hesaplanan öznitelik vektörleri ile bu EMG sinyallerinin hangi kas gruplarının kasılması sonucu veya hangi uzuv hareketini gösterdiğinin tespit edilmesi için sınıflandırma metodları kullanılır. Sınıflandırma için literatürde Yapay Sinir Ağları, Bulanık Mantık sınıflayıcı, Destek Vektör Makinesi (DVM), K-ortalama, Doğrusal Ayrım Analizi gibi yöntemler başta olmak üzere birçok yöntem kullanılmıştır (Au & Kirsch, 2000; GÜNAY & ALKAN, 2016; Ünal, 2006).

EMG sinyalleri herhangi bir yöntem kullanılarak matematiksel fonksiyonu bulunamayan özellikteki analog sinyallerdir. Sinyallerin işlenmesinde ancak olası sonuçlar için alınan örnek veriler kullanılabilir. Sınıflandırma probleminin çözümü için kullanılacak yöntemin de tecrübeye dayalı işlem yapabilen bir yöntem olması gerekmektedir. Doğrusal olmayan modelleri herhangi bir sürekli fonksiyona veya türevlerine yakınsama yeteneğine sahip olan YSA, sınıflandırma için kullanılabilir yöntemlerden bir tanesidir.

3. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü ve Frekans Analizi

Kısa zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD) zaman ekseninde tanımlanmış bir işareti belirli uzunluktaki pencerelere bölerek her bir parçanın Hızlı Fourier dönüşümü (HFD)'nü alır. Sonuçta zaman frekans domeninde bir işaret elde edilmiş olur (Englehart et al., 2001).

3.1 Ayrık Zaman Fourier Dönüşümü

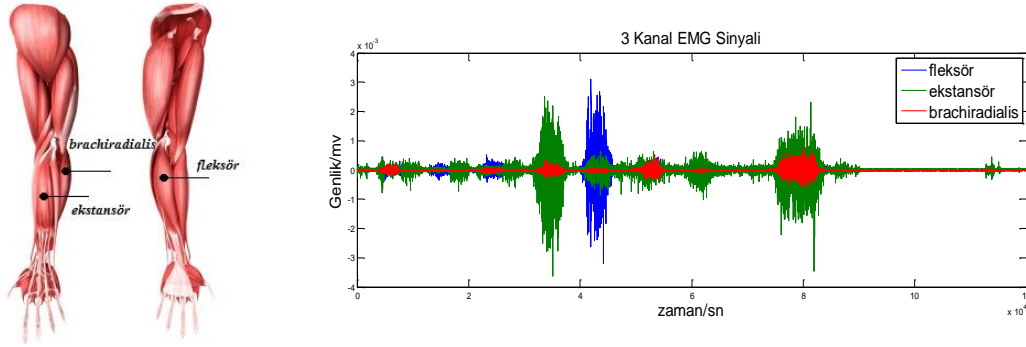
Zaman domeninde tanımlanan ve N örnek sayısına sahip bir vektör $x[n]$ ile denklem 3.1'de verilen ayrık zamanlı işlem uygulandığında $x[k]$ frekans spektrumu elde edilmiş olur (Arabacı ve Bilgin, 2007).

$$x[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j\frac{2\pi}{N}kn} \quad (3.1)$$

Burada $\omega k = (2\pi/N)k$ ayrık zamandaki doğal frekanstır.

4. Veri Toplama Yöntemi

Bu çalışmada kullanılan veri 9 farklı hareket ve durum için 2KHz örnekleme frekansı ile kaydedilmiştir. Üç farklı kastan yüzeysel elektrotlar ile alınan EMG sinyalleri Şekil.1 'de görülmektedir.



Şekil 1. Yüzeysel EMG elektrotlarının yerleşimi ve Ham EMG Sinyali

Yüzeysel EMG elektrotları Şekil 1' te görüldüğü gibi fleksör, ekstansör ve birachiradialis kaslarından veri toplayacak şekilde yerleştirilmiştir.

Bu veriler 9 farklı hareket için kaydedilmiş olup bunlar sırasıyla aşağıdaki gibidir.

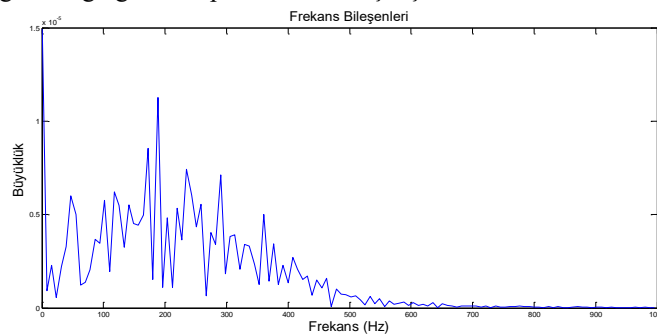
Tablo 1. 9 Farklı Hareket İçin Kaydedilmiş Veriler

| | | |
|---------------------|-------------------------------|---------------------------|
| 1. El Fleksiyonu | 2. Bilek Fleksiyonu | 3. Güçlü Bilek Fleksiyonu |
| 4. Palmar Fleksiyon | 5. Palmar Ekstansiyon | 6. Radyal Deviasyon |
| 7. Ulnar Deviasyon | 8. El Kapalı Palmar Fleksiyon | 9. Serbest |

5. Frekans Analizi

Kaydedilen EMG verilerini frekans domeninde incelemek için EMG verileri 256 örnekli parçalara ayrılmış ve her bir pencerenin frekans bileşenleri Hızlı Fourier Dönüşümü yöntemleri ile MATLAB ortamında çıkartılmıştır.

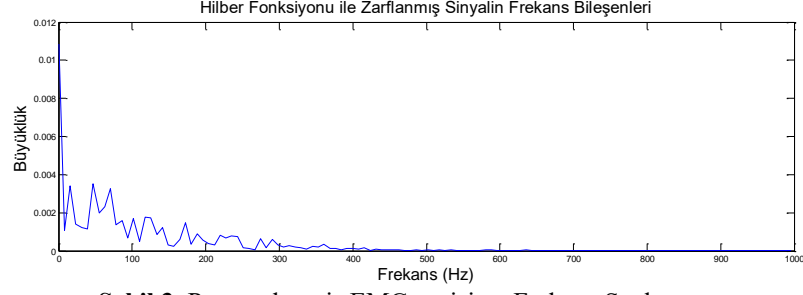
Sonlu zamanlı 2Khz örnekleme frekansı ile kaydedilmiş bir EMG sinyaline hızlı fourier dönüşümü uygulandığında Şekil 2'de görüldüğü gibi bir spektrum ile karşılaşırız.



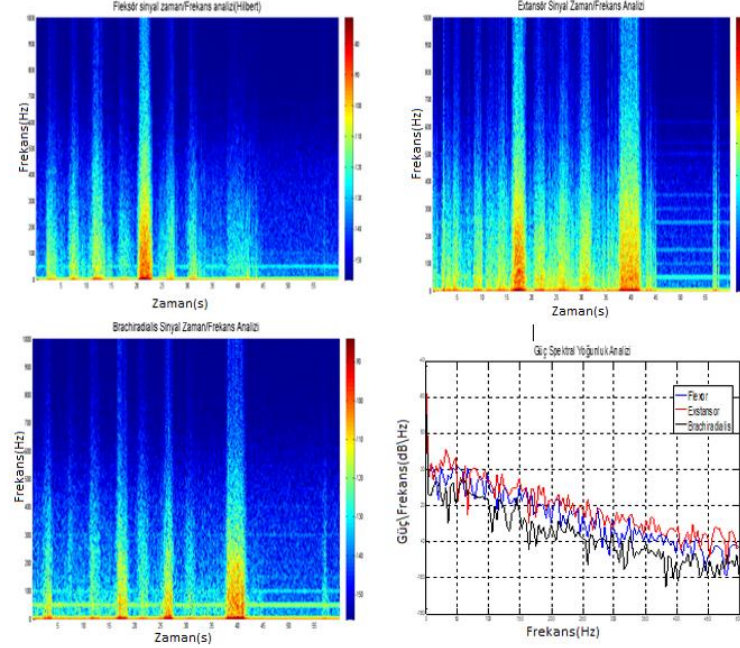
Şekil 2. Frekans Spektrumu

Frekans spektrum eğrisi incelendiğinde EMG sinyalinin 0 le 500 Hz arasında yaklaşık olarak 190 Hz ve çevresinde yoğunlaşan bileşenlere sahip olduğu görülmektedir.

Spektral sızıntılardan kurtulmak için bu veri setine pencereleme fonksiyonu uygulayarak başlangıç ve bitiş noktaları söndürülüp ortası vurgulanmalıdır. Hilbert fonksiyonu uygulanan yeni sinyal ve frekans spektrumu Şekil 3'de görülmektedir.



Şekil 3. Pencerelemiş EMG verisi ve Frekans Spektrumu



Şekil 4. EMG verilerinin Frekans/Zaman Grafikleri

Her bir kanal teker teker analiz edilerek Frekans/ Zaman ekseninde incelenmiştir. Şekil 4 'te görülen frekans/zaman grafiklerinde hareketler sonucu oluşan frekans bileşenlerinin zamana göre yoğunluğu görülmektedir.

Şekil 4'te görülen güç spektral yoğunluk analizi grafiğinde tüm frekans bileşenlerinin farklı yoğunluklarda tüm zamanda görüldüğü açıktır.

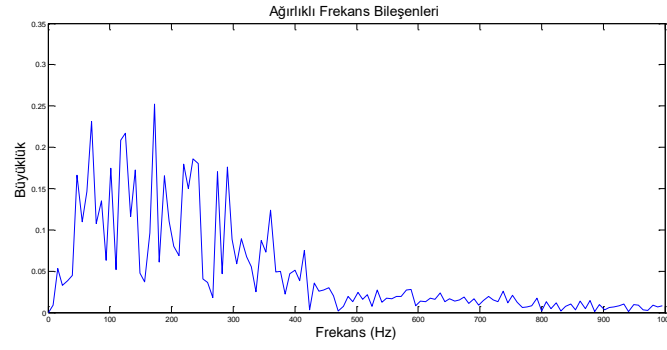
Frekans/zaman grafikleri incelendiğinde zaman ekseninde tüm frekans değerlerinin herhangi bir hareket sırasında oluşabildiği gözlemlenmiştir. Bunun sonucunda da elde edilen verilerin herhangi bir sınıflandırma algoritmasında kullanılması amacıyla her üç kanaldan elde edilen verilerin birleştirilerek bir öznitelik hesaplanması gerekmiştir.

5.1 Frekans Spektrumundan Öznitelik Hesabı

Herhangi bir algoritma kullanılarak sınıflandırma yapmak için öncelikle sinyal bir öznitelik vektörüne eşlenmelidir. Bunun için denklem 5.1 de görüldüğü gibi kısa zamanlı hızlı fourier dönüşümü yapılan EMG sinyalinin her bir penceredeki ağırlıklı ortalama frekans değeri hesaplanarak bu hesaplanan değerler ile bir öznitelik matrisi oluşturulmuştur.

$$f_{[a]} = \frac{\sum_1^N (f_n b_n)}{\sum_1^N f_n} \quad (5.1)$$

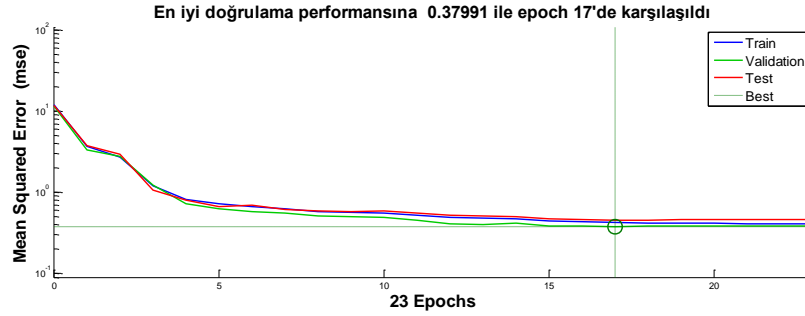
Tek bir pencere için Frekans spektrumu ile FFT katsayılarının çarpımını gösteren grafik Şekil 5 'te görülmektedir.



Şekil 5. Ağırlıklı Frekans Bileşenleri

6. Sınıflandırma

Oluşturulan öznitelik matrisi Yapay Sinir Ağları algoritmasının giriş verisi olarak kullanılmış, Eğitim hedef verileri olarak aynı pencereleme oranları kullanılarak oluşturulan sınıf matrisi kullanılmıştır. Eğitim sürecinde ortaya çıkan performans grafiği Şekil 6 'da görülmektedir.



Şekil 6. Eğitim sonucu oluşan Performans grafiği(MCE)

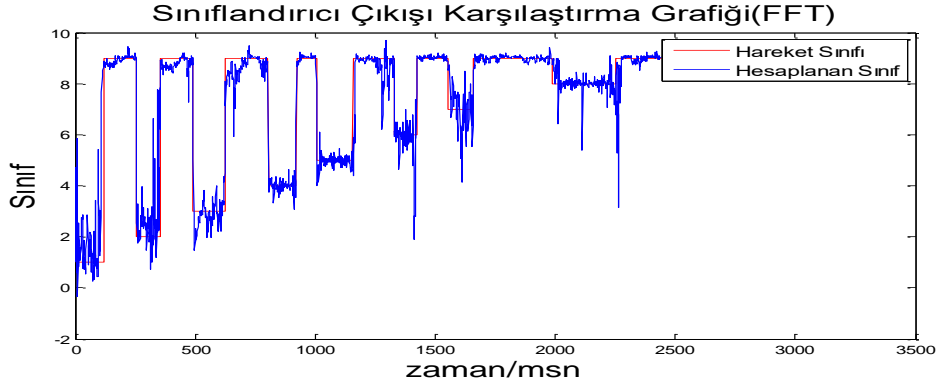
Farklı gizli katman sayısı, öğrenme oranı, momentum sabiti ile yapılan eğitimler sonrası elde edilen performans (MSE) değerleri Tablo 2 de görülmektedir.

Tablo 2. Farklı Parametre Sonuçları

| HLS | LR | MC | MSE | TEST R |
|-----|-------|------|--------|---------|
| 10 | 0,1 | 0,1 | 0,7382 | 0,92989 |
| 20 | 0,1 | 0,1 | 0,6586 | 0,93814 |
| 30 | 0,1 | 0,1 | 0,5468 | 0,94860 |
| 40 | 0,1 | 0,1 | 0,4847 | 0,95452 |
| 50 | 0,1 | 0,1 | 0,8536 | 0,91845 |
| 60 | 0,1 | 0,1 | 0,5766 | 0,94572 |
| 80 | 0,1 | 0,1 | 0,4986 | 0,95319 |
| 100 | 0,1 | 0,1 | 0,7154 | 0,93204 |
| 40 | 0,2 | 0,1 | 0,5022 | 0,95285 |
| 40 | 0,3 | 0,1 | 0,6076 | 0,94265 |
| 40 | 0,01 | 0,1 | 0,8179 | 0,92191 |
| 40 | 0,001 | 0,1 | 0,5165 | 0,95148 |
| 40 | 0,01 | 0,01 | 0,5913 | 0,94420 |
| 60 | 0,01 | 0,2 | 0,3167 | 0,96127 |

7. Çıktılar ve Tartışma

Farklı hareketler ile kaydedilen EMG sinyalleri frekans domeninde herhangi bir anda oluşan frekans bileşenleri katsayıları ile yukarıdaki grafiklerde görülmüştür. Hareket sınıflarının arasındaki ayrımın frekans spektrumundan gözle ayırt edilebilecek seviyede değildir. Hesaplanan öznelik matrisi ve sınıf verileri ile eğitilen YSA'nın çıkışı ve hedef sınıf değerleri Şekil 7 de görülmektedir.



Şekil 7. Hedef Çıkış Grafiği

Buradan bazı hareketlerdeki sınıflama başarısının diğer hareketlere oranla çok düşük olduğu görülmektedir. Örneğin Şekil 7 de görüldüğü gibi 1 numaralı El Fleksiyonu ve 2 numaralı Bilek Fleksiyonu hareketleri birbirine karışmıştır. Bu da hareketlerin veri alınan kasların benzer kombinasyonları ile üretilmiş olduklarının bir göstergesi olabilir. Hedef çıkış grafiği Frekans zaman grafikleri ile birlikte incelendiğinde frekans domeninde bu iki hareket arasında çok yüksek bir benzerliğin oluştuğu söylenebilir. Analiz frekans domeninde yapıldığı için bu iki hareket arasındaki EMG sinyal genlik farkı gözden kaçırılmış ve bu da sınıflama başarısını etkilemiştir. 9 numaralı 'serbest' hareketinin çok iyi sınıflandırıldığı görülmektedir. Bu sonuç serbest hareketi için alınan örnek verinin daha fazla olması ve serbest hareketinin diğer hareketlere göre açık bir şekilde kasların en az kasıldığı anlar olduğu için çıkmış olduğu düşünülmektedir.

8. Sonuç

Bu çalışmada üç farklı kasta yüzeyel elektrotlar ile kaydedilen EMG sinyallerinin frekans domeninde analizi yapılmış ve elde edilen sayısal veriler bir sınıflandırma algoritmasına uygulanarak sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Sınıflandırma başarısı MCE (hataların karelerinin ortalaması) ile ölçülmüştür. Farklı parametreler ile yapılan eğitim sonucunda sadece basit matematiksel yöntemler ile göz ardı edilebilecek sonuçlar elde edilmiştir. Alınan hareketlerin birbirlerine göre genlik farklarının olması bu analizde görülememiştir.

Kaynaklar

- Akgün, G., Demetgül, M., Kaplanoğlu, E., & ABD, M. (2013). EMG Sinyallerinin Öznelik Çıkarımı ve Geri Yayılımlı Yapay Sinir Ağı Algoritması İle Sınıflandırılması. *Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı, TOK2013*, 26–28.
- Au, A. T. C., & Kirsch, R. F. (2000). EMG-based prediction of shoulder and elbow kinematics in able-bodied and spinal cord injured individuals. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8(4), 471–480.
- Arabaci, H., & Bilgin, O. (2007, June). The detection of rotor faults by using short time fourier transform. In 2007 IEEE 15th Signal Processing and Communications Applications (pp. 1-4). IEEE.
- Englehart, K., Hudgin, B., & Parker, P. A. (2001). A wavelet-based continuous classification scheme for multifunction myoelectric control. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 48(3), 302–311.
- Englehart, K., Hudgins, B., Parker, P. A., & Stevenson, M. (1999). Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations. *Medical Engineering & Physics*, 21(6–7), 431–438.
- Günay, M., & Alkan, A. (2009). EMG İşaretlerinin K-Ortalama Algoritması Kullanılarak Öbekleştirilmesi. *KSÜ Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 12(2), 25–29.
- GÜNAY, M., & ALKAN, A. (2016). Spektral Yöntemler ve DVM Sınıflandırıcı ile EMG İşaretlerinin Tasnifi. *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 13(2), 63–80.
- Hickman, S. D. (2014). *Classification of Surface EMG Signals with Respect to Percent Maximum Voluntary Contraction Using Artificial Neural Networks*.

- Kamavuako, E. N., Englehart, K. B., Jensen, W., & Farina, D. (2012). Simultaneous and proportional force estimation in multiple degrees of freedom from intramuscular EMG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 59(7), 1804–1807.
- Konrad, P. (2005). *The ABC of EMG: A practical introduction to kinesiological electromyography*.
- Şaban, Ö., & Güney, K. (2002). PORLA METODU İLE TAHMİN EDİLEN ARMA MODEL PARAMETRELERİ ÜZERİNDE PENCERE FONKSİYONLARININ ETKİSİ. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 8(2), 173–178.
- Ünal, M. (2006). Ayırma analizi ve bir uygulama. *Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü*.