



Elektromiyogram Sinyallerinden Tekil Spektrum Analizi Kullanarak Öznitelik Çıkarımı

Feature Extraction from Electromyogram Signals Using Singular Spectral Analysis

Çiğdem Gülizar Acer, Fatma Latifoğlu, Kübra Eset, Hacer Kuduz

Biyomedikal Mühendisliği Bölümü, Erciyes Üniversitesi
{cigdemacer, flatifoglu, 1031010082,1031010115}@erciyes.edu.tr

Özetçe

Elektromiyografi kas aktivitesini araştırmak için çeşitli alanlarda kullanılmaktadır. EMG sinyalleri kaslar hakkında pek çok bilgi içermesinden dolayı, bu sinyalleri analiz etmek için farklı yaklaşımlar bulunmaktadır. EMG sinyallerinden çıkarılan özellikler çalışmalar için önem arz etmektedir. Bu çalışmada spor yapan ve yapmayan gönüllülerden alınan EMG sinyallerine Tekil Spektrum Analizi (TSA) yöntemi uygulanmıştır. İstatistiksel olarak 8 özellik hesaplanmıştır. Bu özellikler gruplar arasında incelenerek EMG sinyallerini sınıflandırmada başarılı olabilecek özellikler belirlenmiştir.

Abstract

Electromyography is widely used in various fields to investigate the muscular activities. Since EMG signals contain a lot of information about muscles, there are many approaches in analyzing this signals. Features extracted from the EMG signal are important for studies. In this study, EMG signals attained from sportsmen and non-sportsmen volunteers have been applied Singular Spectrum Analysis. Statistically 8 features have been calculated. These features have been examined among groups and features that can be successful for classification have been determined.

1. Giriş

Gelişen bilgisayar teknolojisi sayesinde biyosinyallerin ve işaret işleme tekniklerinin teşhis için kullanılması artmıştır. İnsan vücudundan alınan her bir verinin önemli olması ve var olan tekniklerin analiz için yetersiz görülmesi bilim adamlarını yeni yöntem arayışına itmektedir ve çeşitli analiz yöntemleri kullanılmaktadır. Elektromiyogram (EMG) sinyalleri kas aktivitesi ve sinir sistemi hakkında önemli bilgi içerdiği için sinir-kas hastalıklarının tanısını koymada önemli görev almaktadır [1]. Bu nedenle EMG sinyallerin doğru algoritmalar ve yöntemlerle analiz edilmesi gerekmektedir.

Elektromiyogram sinyalleri iğne elektrotlarla veya cildin üzerine yapıştırılan elektrotlarla kaydedilir. İğne EMG'de iğne elektrotları kas dokusuna batırılarak kas lifleri üzerindeki elektriksel aktivite elde edilir. Yüzey EMG'de ise cilt üzerine yapıştırılan uyarıcı elektrotlarla sinirlerin belirli noktalarına verilen elektrik uyarıları ile bu sinirlerdeki sinyaller ortaya çıkarılır. Bu sinyal deri üzerine yerleştirilen kayıt elektrotları ile kaydedilir. Bu çalışmada kullanılan sinyaller yüzey EMG metodu ile elde edilmiştir. Yüzey EMG'nin risk taşımama,

kullanımının kolay olması gibi avantajları olmasına rağmen kalp ritimleri, elektromanyetik gürültüler, vücut yüzeyindeki farklı hareketler, elektrot, kablo kaynaklı gürültülerden çabuk etkilenmesi gibi dezavantajları da vardır [2].

EMG sinyallerinin analizi zaman, frekans ve zaman-frekans domenlerinde yapılmaktadır. EMG sinyalleri durağan olmayan sinyallerdir ve bu domenlerde sinyallerden anlamlı sonuçlar çıkarılabilmek, sinyalleri daha iyi yorumlayabilmek için çeşitli öznitelikler elde edilmektedir [3]. Yapılan sinyal işleme çalışmalarında genel olarak Dalgacık Dönüşümü, Fourier Dönüşümü, Hızlı Fourier Dönüşümü ve Ampirik Mod Ayrışımı kullanılmıştır [4]. Bu yöntemlerden her zaman en iyi analiz sonucunu veren yoktur. Her bir yöntemin birbirine göre avantaj ve dezavantajı vardır [5]. Özellik çıkarımında en çok kullanılan Dalgacık Dönüşümüdür. Tekil Spektrum Analizi (TSA) ise filtreleme ve tahmin amacıyla kullanılmıştır. Yapılan literatür çalışmasında Butterworth filtresi ile tekil spektrum analizini karşılaştırılmıştır. Kesim frekansı gereksiz yüksek frekans bileşenlerini elimine etmesinin TSA'nın avantajı olduğunu belirtilmiş ve genel bir filtre olduğu gösterilmiştir [11]. Ayrıca Saeid Sanei ve arkadaşı EMG sinyalinden EKG artefaktlarını giderebilmek için TSA kullanmıştır ve başarılı olmuşlardır [6].

Abdul Alim O. ve arkadaşları yaptıkları çalışmada EMG sinyallerinin zaman, frekans ve zaman-frekans analizlerinden elde edilen özellik vektörlerinin kas hastalıklarını sınıflandırmada ki başarısını karşılaştırmışlardır. Sonuç olarak zaman domeni özellik vektörleri normal ve hastalıklı EMG sinyallerini sınıflandırmada %100 başarı elde ettiğini göstermişlerdir [7].

Literatür çalışmalarında EMG sinyallerinde öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma için Güç Spektral Yoğunluk analizi, Dalgacık Dönüşümü, Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü, Özbağlanım yöntemi, Thompson dönüşümü, Ampirik Mod Ayrışımı gibi çeşitli yöntemler kullanılmıştır. EMG sinyallerinin Dalgacık Dönüşümü ile analizi literatürde çokça bulunmakta fakat Tekil Spektrum Analizi ile öznitelik çıkarımı, sınıflandırılması bulunmamaktadır [8-9-10-13].

Gerçekleştirilen çalışmada sporcu ve sporcusu olmayan farklı cinsiyetteki sağlıklı bireylerden alınan EMG sinyallerine Tekil Spektrum Analizi uygulanarak elde edilen özniteliklerden sınıflandırmada başarılı olabilecekleri belirlenmeye çalışılmıştır.

Sinyal İşleme 1

2. Gün 26 Eylül 2014 Cuma (09.00-10.00)

2. Yöntem

Çalışmada sinyallere Tekil Spektrum Analizi (TSA) uygulanarak standart sapma, enerji, varyans, entropi, çarpıklık, basıklık, karekök-ortalama (RMS) değerleri elde edilerek istatistiksel özellik çıkarımı yapılmış elde edilen özellikler SPSS programında t-testi ile değerlendirilerek yorumlanmıştır.

2.1 Data Seti

Çalışmada 16 erkek sporcu, 15 sporcu olmayan erkek, 10 bayan sporcu ve 11 sporcu olmayan bayandan olmak üzere toplam 52 bireyin EMG sinyalleri kullanılmıştır. EMG sinyalleri her bir kişinin sağ ve sol kolundaki biceps kaslarından 4 saniye gevşek ve 4 saniye kasılı şekilde BIOPAC MP-36 sisteminden Ag-Cl yüzey elektrodu kullanılarak elde edilmiştir. Kayıtlar oda sıcaklığında ve bireyler oturur vaziyetteyken alınmıştır. İkişi toprak olarak bileğe yerleştirilmek üzere toplam 6 elektrot kullanılmıştır. Daha sonra kasılı durumdaki sinyaller seçilerek her bireyin sağ ve sol kolu için ayrı veriler oluşturulmuştur.

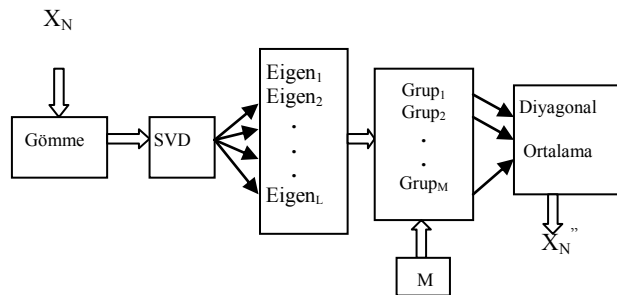
2.2 Özellik Çıkarımı

Özellik çıkarımını yapabilmek için TSA uygulanan sinyallerden yararlanılmıştır.

2.1.1. Tekil Spektrum Analizi (TSA) :

TSA yöntemi sinyali zaman bilgisinden yararlanarak ilişkili olduğu bölümlere ayıran bir yöntemdir. Bu yöntem genel olarak iki ana işlemi içerir: Ayrıştırma (decomposition) ve yeniden yapılandırma (reconstruction) aşaması.

Ayrıştırma aşamasında sinyali gömme ve Tekil Değer Ayrışımı işlemleri gerçekleştirilir. Şekil 2'de işlem aşamaları gösterilmektedir. Aşağıdaki denklemde verilen N uzunluğunda X(t) sinyali belirlenen pencere aralığıyla (L) iki numaralı denklemdeki gibi gömme işlemi ile matris olarak ifade edilir.



Şekil 2: Tekil Spektrum Analizi yönteminin aşamaları

$$X = [X_1, X_2, X_3, \dots, X_N] \quad (1)$$

$$X = \begin{bmatrix} X_1 & X_2 & \dots & X_L \\ X_2 & X_3 & \dots & X_{L+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_K & X_{K+1} & \dots & X_N \end{bmatrix} \quad (2)$$

Sinyali matris olarak ifade etme işlemine Hankelizasyon işlemi denir. Elde edilen KxL boyutlu matris yörünge matrisi

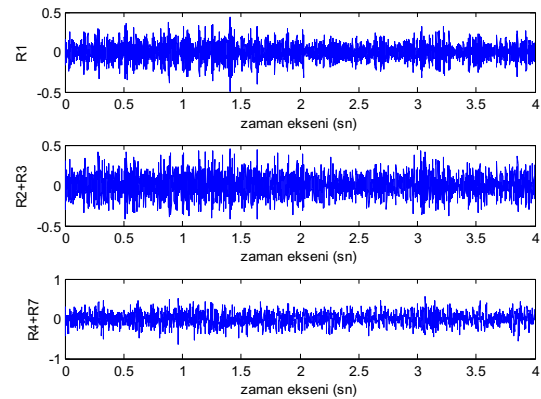
olarak adlandırılır. Burada L pencere uzunluğu ve $K=N-L+1$ şeklindedir. Pencere uzunluğu periyodik sinyallerde periyodun yarısı kadardır.

Gömme işlemin ardından Tekil Değer Ayrışımı (TDA) uygulanır. TDA bir lineer cebir metodudur. A matrisi $A=USV^T$ olarak üç matrise ayrıştırılabilir. Burada U KxK, V LxL boyutlarında ortogonal matrislerde ve S ise LxK boyutlarında köşegen matristir. S matrisinin köşegen elemanları A matrisinin tekil değerleri olarak adlandırılır [12-16].

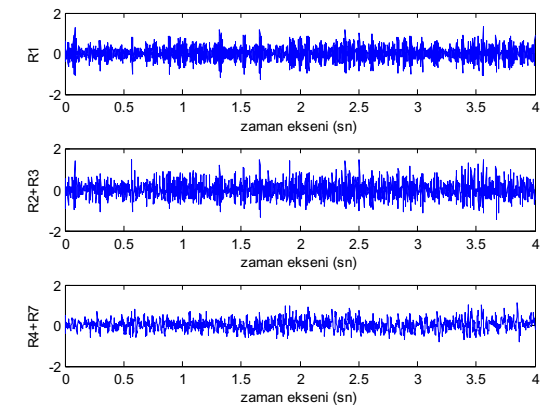
Ardından gruplandırarak oluşturduğumuz yeni matrisin diyagonal ortalaması alınarak oluşan zaman serisi ile işlem tamamlanmış olur.

TSA yeni fakat zaman analizinde güçlü bir tekniktir. Ekonomi, finans, biyomedikal zaman serileri analizi, görüntü işleme, sistem tanımlama, modelleme olmak üzere pek çok alanda kullanılmaktadır [14-15].

Bu çalışmada pencere uzunluğu yedi olarak seçilmiştir. Özellikler Şekil 3'te görüldüğü gibi ilk eigen değeri (R1), iki-üçüncü eigen değerleri (R2+R3) ve dört-yedi (R4+R7) arası eigen değerlerinden yeniden oluşturulan sinyallerden çıkarılmıştır.



Şekil 3: Sporcu Bayanın sağ kolundan alınan EMG sinyaline TSA uygulanarak farklı eigen değerleriyle gruplandırılarak yeniden oluşturulan sinyaller



Şekil 4: Sporcu Erkeğin sağ kolundan alınan EMG sinyaline TSA uygulanarak farklı eigen değerleriyle gruplandırılarak yeniden oluşturulan sinyaller

2.1.2. Ortalama

Bir sinyalin ortalama değeri aşağıdaki gibi hesaplanır:



Sinyal İşleme 1

2. Gün 26 Eylül 2014 Cuma (09.00-10.00)

$$\bar{X} = \sum_{i=1}^N X_i \quad (3)$$

Burada N sinyalin uzunluğudur.

2.1.3. Standart Sapma

Standart sapma, veri değerlerinin yayılımının özetlenmesi için bir serideki sayıların o serinin ortalaması etrafındaki dağılımlarını kullanan bir ölçüdür ve aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2}{N - 1}} \quad (4)$$

2.1.4. Varyans

Varyans bir serideki değerlerin ortalamaya göre değişimi hakkında bilgi vermektedir. Veri grubunun dağılımının bir ölçütüdür. Standart sapmanın karesi alınarak hesaplanır.

2.1.5. Entropi

Entropi sinyaldeki düzensizliğin bir ölçüsüdür. Sinyal analizinde farklı entropi hesaplama teknikleri kullanılmaktadır [6]. Bir sinyalin entropisi ise aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır [7-8].

$$H(X) = -\sum_{i=1}^M P(X = x_i) \cdot \log_2 P(X = x_i) \quad (5)$$

Burada H sinyalin entropisi, M sinyalin uzunluğu, $p_i = P(X=x_i)$ olasılık dağılım fonksiyonu şeklindedir. X ayrık değerler alır.

2.1.6. Enerji

Sinyalin enerjisi aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |X(t)|^2 dt \quad (6)$$

2.1.7. Çarpıklık (Skewness)

Bir rasgele sürecin olasılık dağılımın asimetrisinin bir ölçüsü olarak ifade edilir. Rasgele sürecin, 3. momentini ile denklem 7 gibi hesaplanır. Burada \bar{Y} ortalama, s standart sapma, N veri sayısıdır.

$$C = \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^3}{(N - 1)s^3} \quad (7)$$

2.1.8. Basıklık (Kurtosis)

Bir rasgele sürecin olasılık dağılımın basıklığının bir ölçüsü olarak ifade edilir. Rasgele sürecin, 4. momentini ile denklem 8 gibi hesaplanır. Burada \bar{Y} ortalama, s standart sapma, N data sayısıdır.

$$B = \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^4}{(N - 1)s^4} \quad (8)$$

2.1.9. Karekök Ortalama (RMS)

Sinyalin etkin değerini verir ve elemanlarının kareleri toplamının ortalamasının kareköküdür (Denklem 9).

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^2} \quad (9)$$

2.1.10. En Yüksek Değer

Bu özellik, seçilen eigen değerinin sinyalin yüzde olarak kaçını oluşturduğunu göstermektedir.

2.3. Öznitelik Vektörlerinin Belirlenmesi

Öznitelik vektörlerinin belirlenmesi işlemi sınıflandırma çalışmalarını için çok önemlidir. Çünkü iyi seçilen ve sinyaller için ayırt edici olan öznitelikler sınıflandırmadaki başarıyı arttırmaktadır. Bu nedenle sinyalin analizine dikkat edilmesi ve elde edilen özelliklerden ayırma gücü yüksek olanların seçilmesi gerekmektedir.

Çalışmanın önceki aşamasında belirtilen özellikler her bireyin sağ ve sol kol sinyalleri için hesaplatılmıştır. Ardından özelliklerle gruplar oluşturularak, sinyallerdeki ayırt ediciliği hangi özelliklerin sağladığını öğrenebilmek için SPSS programında Bağımsız örneklem t-testi ile inceleme yapılmıştır. Bağımsız örneklem t-testi, iki bağımsız grubun ortalamalarını karşılaştırmak ve gruplar arasında anlamlı fark olup olmadığını anlamak için kullanılır [17-18].

3. Sonuç

TSA tüm sinyallere uygulanmış, ilk eigen, iki-üçüncü eigen, dört-yedi arası eigen değerleriyle gruplandırılarak yeniden oluşturulan sinyallerden özellik çıkarımı yapılmıştır. Ardından bu özellikler Bağımsız Örneklem t-testine tabi tutularak sinyaller arasında anlamlı farklılıklar aranmıştır. Aşağıda verilen Tablo1-2-3 R1 sinyallerinden çıkarılan özelliklerin anlamlılık düzeyini içermektedir. Tablo 4-5-6 ise R2+R3 sinyallerden çıkarılan özelliklerin anlamlılık düzeyini içermektedir. R4+R7 sinyallerinden elde edilen özellikler anlamlı fark oluşturmamıştır.

Tablo 1: Sağ ve Sol kol farkını gösteren Bağımsız örneklem t-testi analizi anlamlılık değerleri

Özellik	Sporcu erkek sağ-sol	Sporcu olmayan erkek sağ-sol	Sporcu bayan sağ-sol	Sporcu olmayan bayan sağ-sol
Entropi	0,00	0,00	0,00	0,00

Tablo 2: Sporcu ve Sporcu olmayan aynı cinsiyetteki bireylerden oluşan gruplar için Bağımsız örneklem t-testi analizi anlamlılık değerleri

Özellik	Sporcu-Sporcu olmayan erkek sağ kol	Sporcu-Sporcu olmayan erkek sol kol	Sporcu-sporcu olmayan bayan sağ kol	Sporcu-sporcu olmayan bayan sol kol
Standartsapma	0,00	0,00	0,00	0,00
Enerji	0,00	0,01	0,00	0,00
Entropi	0,05	0,65	0,00	0,82
Varyans	0,00	0,01	0,00	0,00
Ortalama	0,32	0,64	0,19	0,14
Enyüksek	0,81	0,80	0,26	0,79
RMS	0,40	0,00	0,00	0,00
Çarpıklık	0,20	0,63	0,48	0,54
Basıklık	0,97	0,18	0,33	0,43

Tablo 3: Sporcu ve Sporcu olmayan farklı cinsiyetteki bireyleri içeren gruplar için Bağımsız örneklem t-testi analizi anlamlılık değerleri



Sinyal İşleme 1

2. Gün 26 Eylül 2014 Cuma (09.00-10.00)

Özellik	Sporcu bayan-erkek sağ kol	Sporcu bayan-erkek sol kol	Sporcu olmayan bayan-erkek sağ kol	Sporcu olmayan bayan-erkek sol kol
Standartsapma	0,00	0,00	0,00	0,01
Enerji	0,00	0,01	0,01	0,01
Entropi	0,06	0,17	0,01	0,04
Varyans	0,00	0,02	0,01	0,01
Ortalama	0,18	0,74	0,64	0,16
Enyüksek	0,19	0,91	0,11	0,60
RMS	0,00	0,00	0,00	0,00
Çarpıklık	0,22	0,98	0,92	0,62
Basıklık	0,74	0,63	0,30	0,18

Tablo 4: Sağ ve Sol kol farkını gösteren Bağımsız örneklem t-testi analizi anlamlılık değerleri

Özellik	Sporcu erkek sağ-sol	Sporcu olmayan erkek sağ-sol	Sporcu bayan sağ-sol	Sporcu olmayan bayan sağ-sol
Entropi	0,00	0,00	0,00	0,00

Tablo 5: Sporcu ve Sporcu olmayan aynı cinsiyetteki bireylerden oluşan gruplar için Bağımsız örneklem t-testi analizi anlamlılık değerleri

Özellik	Sporcu-Sporcu olmayan erkek sağ kol	Sporcu-Sporcu olmayan erkek sol kol	Sporcu-sporcu olmayan bayan sağ kol	Sporcu-sporcu olmayan bayan sol kol
Standartsapma	0,00	0,00	0,00	0,00
Enerji	0,01	0,01	0,00	0,00
Entropi	0,03	0,65	0,00	0,82
Varyans	0,01	0,01	0,00	0,00
Ortalama	0,02	0,23	0,19	0,14
Enyüksek	0,08	0,00	0,26	0,79
RMS	0,00	0,00	0,00	0,00
Çarpıklık	0,20	0,31	0,49	0,55
Basıklık	0,05	0,48	0,34	0,43

Tablo 6: Sporcu ve Sporcu olmayan farklı cinsiyetteki bireyleri içeren gruplar için Bağımsız örneklem t-testi analizi anlamlılık değerleri

Özellik	Sporcu bayan-erkek sağ kol	Sporcu bayan-erkek sol kol	Sporcu olmayan bayan-erkek sağ kol	Sporcu olmayan bayan-erkek sol kol
Standartsapma	0,00	0,00	0,00	0,01
Enerji	0,00	0,01	0,02	0,01
Entropi	0,01	0,17	0,00	0,04
Varyans	0,00	0,01	0,01	0,01
Ortalama	0,02	0,14	0,56	0,16
Enyüksek	0,00	0,00	0,00	0,60
RMS	0,00	0,00	0,00	0,01
Çarpıklık	0,43	0,54	0,29	0,56
Basıklık	0,54	0,29	0,11	0,18

Yukarıdaki tablolar incelendiği zaman bireyin sağ ve sol kolundan alınan EMG sinyalleri arasındaki farklılığı belirgin olarak entropi özelliğinin ($p < 0,01$) sağladığı görülmektedir. Ayrıca bayan ve erkeklerin EMG sinyalleri ile spor yapan ve yapmayan bireylerin EMG sinyalleri de belirlenen özneliteliklere göre farklı olduğu görülmektedir. Bu farklılığı sağlayan genel olarak standart sapma, enerji, varyans, RMS değerleridir. Analiz sonuçlarına göre R2+R3 sinyallerinden elde edilen özelliklerden ortalama ve en yüksek özelliklerinin anlamlılıkları gruplar için $p < 0,05$ olarak anlamlı iken R1 sinyallerinden elde edilen özellikler tüm gruplar için $p > 0,05$ olarak anlamsız elde edilmiştir. Buna göre R2+R3 sinyallerinden elde edilen özellikler gruplar arası farklılığı belirlemede daha başarılı olmuştur. Çarpıklık ve basıklık ise ayırt edici bir özellik sağlamamıştır.

4. Kaynakça

- [1] M.J. Zwarts, G. Drost, D. Stegeman, "Recent progress in the diagnostic use of surface EMG for neurological diseases", *Journal of Electromyography and Kinesiology* 10,287–291,2000.
- [2] Criswell E. , *Cram's Introduction to Surface Electromyography*, Jones & Bartlett Learning, Chapter 1, 2010.
- [3] Basmajian JV, de Luca CJ. *Muscles Alive : The Functions Revealed by Electromyography*, Williams & Wilkins,1985.
- [4] Chowdhury R. H. , Reaz M. B. I. , M. A. Bin Mohd Ali, Ashrif A. A. Bakar, Chellappan K., Chang T. G.,” Surface Electromyography Signal Processing and Classification Techniques”, *Sensors* , 13(9), 12431-12466,2013.
- [5] Reaz M. B. I., Hussain M. S., Mohd-Yasin F.,” Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications”, *Biological Procedures Online*, 8(1), 11-35,2006.
- [6] Sanei S., Hosseini-Yazdi A.,” Extraction of ECG from single channel EMG signal using constrained singular spectrum analysis “,*Digital Signal Processing (DSP), 17th International Conference on*, 2011, 1-4.
- [7] Abdul Alim O., Moselhy M., Mroueh F.,” EMG Signal Processing and Diagnostic of Muscle Diseases”, *2nd International Conference on Advances in Computational Tools for Engineering Applications (ACTEA)*, 2012, 1-6.
- [8] Mahaphonchaikul, K., Sueaseenak, D. ; Pintavirooj, C. ; Sangworasil, M.,” EMG signal feature extraction based on wavelet transform”, *Electrical Engineering/Electronics Computer Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)*, 2010, 327-331.
- [9] Oladazimi M., Molaei F., Safari M.,”A Review For Feature Extraction Of Emg Signal Processing”, *In proceeding of: ASME(International Conference on Computer and Automation Engineering, 4th (ICCAE))*, 2012, 13.
- [10] Sharma S.,Kumar G., Kumar S., Mohapatra D.,” Techniques for Feature Extraction from EMG Signal”, *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*,2(1),2012.
- [11] Mert C., Milnikov A., “Singular Spectrum Analysis Method as a Universal Filter”, *Application of Information and Communication Technologies (AICT)*,1-5,2011.
- [12] Stewart, G.,”On the early history of the singular value decomposition”, *SIAM Review*, 35(4), 551–566,1993
- [13] Istenič, R.,Kaplanis, P. A. ,Pattichis, C. S.,Zazula, D.,” Classification of Neuromuscular Disorders Using Wavelets and Entropy Metrics on Surface Electromyograms”, *7th WSEAS International Conference on Signal, Speech and Image Processing*, 2007, 159-163.
- [14] Hassani H. and Thomakos D.,”A review on singular spectrum analysis for economic and financial time series”, *Statistics and Its Interface*, 3, 377–397, 2010.
- [15] Iranmanesh S. H., Miranian A. and Abdollahzade M., “Signal processing using singular spectrum analysis for nonlinear system identification”, *Information Science Signal Processing and their Applications (ISSPA) 11th International Conference on*, 2012, 722-727.
- [16] Hassani H., “Singular Spectrum Analysis: Methodology and Comparison”, *Journal of Data Science*,5,239-257,2007.
- [17] Vasfi T.N.,”SPSS Uygulamalı İstatistik Teknikleri”,2009.
- [18] Ural A., Kılıç İ.,”Bilimsel Araştırma Süreci ve SPSS ile Veri Analizi”, 2006.