



Eğimden Arındırılmış Dalgalanma Analizi ve Görgül Kip Ayrışımı Tabanlı EEG Analizi

Detrended Fluctuation Analysis and Empirical Mode Decomposition Based EEG Analysis

Ahmet Mert¹, Aydın Akan²

¹ Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü
Piri Reis Üniversitesi
amert@pirireis.edu.tr

² Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü
İstanbul Üniversitesi
akan@istanbul.edu.tr

Özet

Bu çalışmada, sinyal uyarlamalı yeni bir yöntem olan Görgül Kip Ayrışımı (GKA) ile elektroensefalogram (EEG) kayıtlarının analizi önerilmektedir. GKA algoritması sinyali özgül kip fonksiyonlarının (ÖKF) toplamı olarak ifade eder. Çok bileşenli sinyalin ÖKF'lerini elde ederek, her bir bileşeni ayrı inceleme imkanı sunmaktadır. Eğimden arındırılmış dalgalanma analizi (EADA), durağan olmayan sinyal analizi için başarılı ve tanımlayıcı bir yöntem olarak ortaya çıkmaktadır. Epileptik EEG sinyalleri analizinde genellikle frekans uzayı (Fourier dönüşümü) ve güç spektral yoğunluğu veya zaman-frekans yöntemleri (dalgacık dönüşümü) başarıyla kullanılmasına karşın önerilen epileptik EEG analizi GKA ve EADA ile birlikte zaman uzayında incelenecektir.

Abstract

In this study, a method is presented to analyze electroencephalography (EEG) recordings by using recently proposed data driven approach called Empirical Mode Decomposition (EMD). The EMD represents the signal as a combination of Intrinsic Mode Functions (IMFs). It is possible to analyze each component of a multi-component signal obtaining IMFs. Detrended Fluctuation Analysis (DFA) is a successful method to characterize non-stationary signals. Frequency domain methods (Fourier transform and power spectral density) and time-frequency methods (wavelet transform) are used successfully to analyze EEG signals. In this study, EEG signals are analyzed in the time-domain using DFA and EMD together.

1. Giriş

Elektroensefalogram (EEG), beyindeki sinir hücrelerinin aktivitesi sonucunda oluşan elektrik sinyallerinin elektroensefalograf yardımıyla kayıt edilmesidir. EEG sinyalleri epilepsi gibi

Bu çalışma İstanbul Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi tarafından 35830 nolu proje kapsamında desteklenmektedir.

kronik rahatsızlıkların teşhisinde veya beyin bilgisayar arayüzü çalışmalarında başarı ile kullanılmaktadır.

Epilepsi beyindeki nöronların ani olarak deşarj olması sonucunda oluşmaktadır ve EEG kayıtlarında yüksek genlikli ve düşük frekanslı sinyaller olarak görünmektedir. Bu sebepten dolayı frekans bölgesi veya zaman-frekans analizleri ile tespiti mümkün olmaktadır. Sinyal analizi için Fourier dönüşümü (FT) ve dalgacık dönüşümü (DD) [3, 2] gibi durağan ve doğrusal yöntemlere alternatif olarak Görgül kip ayrışımı (GKA) doğrusal ve durağan olmayan sinyallerin işlenmesi için önerilen yeni bir uyarlamalı metoddur [5]. Çok bileşenli sinyalleri kendi içinden elde ettiği özgül kip fonksiyonları (ÖKF) cinsinden ifade eder. Normal ve epileptik EEG sinyallerinin durağan olmayan özelliği ile birlikte frekans bantlarının örtüşmesi ve GKA'nın sinyal uyarlamalı olması sebebiyle ÖKF'lerin hangi bileşeni temsil ettiğinin net olarak bilinmemesi bu yöntem ile analizi zorlaştırabilmektedir. Zaman ve frekans düzlemini kapsayan entropi, ortak bilgi ve filtre öbeği yapısı gibi çalışmalar ile ÖKF'lerin belirlenmesi veya analizi mümkün olmaktadır [4, 12, 13, 1, 11].

Bu çalışmada, epileptik ve normal EEG sinyallerinin analizi GKA kullanılarak önerilmiştir. DD ve FT tabanlı yöntemlerde olduğu gibi belirgin frekans bölgesindeki katsayıların değişiminin aksine eğimden arındırılmış dalgalanma analizi (EADA) [9] kullanılarak epileptik EEG analizi zaman uzayında yapılacaktır. EADA üstelininin eğimi, α sinyalin istatistiksel özelliklerine göre belirgin özellik [6] göstermesi sebebiyle ÖKF'lere uygulanmış ve elde edilen değerler epileptik ve normal EEG için ayırt edici olduğu gösterilmiştir.

2. Görgül Kip Ayrışımı

GKA yöntemi Huang ve arkadaşları [5] tarafından önerilen doğrusal ve durağan olmayan sinyal işleme yöntemidir. Kübik spline interpolasyon yardımıyla üst ve alt zarfların ortalaması esasına dayanarak, zaman serisini kendini oluşturan yarı ortogonal ÖKFler cinsinden ifade etmeye dayanmaktadır. GKA yön-

Biyomedikal Sinyallerde sınıflandırma Uygulamaları

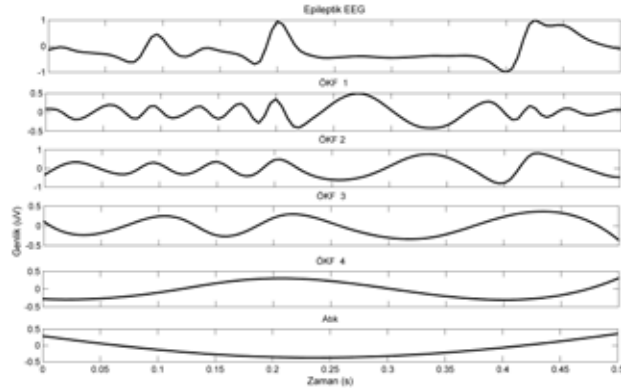
temiyle açılan her salınının ÖKF olabilmesi için iki koşul: uç nokta sayısının sıfır geçiş sayısına eşit veya farkın bir olması ve üst ile alt zarfın ortalamasının sıfır olması gerekmektedir. Fourier dönüşümü ve DDye kıyasla taban fonksiyonu seçimi gerektirmeyen uyarlamalı yöntem olarak sınıflandırılmaktadır. Bu amaçla, GKA algoritmasının en önemli kısmı olan *sifting* ÖKFleri belirtilen özellikleri sağlayana kadar sinyalin içinden elde etmeye dayanır. GKA algoritması [8] :

- Ayrık sinyal $x(n)$ içinde yerel üst ve alt ekstremum noktaları $M_i, i = 1, 2, \dots$ ve $m_k, k = 1, 2, \dots$, bulunur.
- Kübik interpolasyon ile bulunan üst ve alt ekstremum noktaları birleştirilerek üst zarf, $M(n) = f_M(M_i, n)$ ve alt zarf $m(n) = f_m(m_i, n)$ elde edilir.
- Alt ve üst zarfların ortalaması bulunur, $e(n) = (M(n) + m(n)) / 2$.
- Ortalama sinyalden çıkarılır, $x(n) = x(n) - e(n)$.
- Basamak (a)ya geri dönülür ve $x(n)$ sabit kalmaya başladığında durdurulur.
- ÖKF, $\varphi_i(n)$ elde edilince sinyalden çıkarılır $x(n) = x(n) - \varphi_i(n)$, ve eğer $x(n)$ sabit, monoton artan veya azalan $r(n)$, değilse basamak (a)ya dön.

Böylece, herhangi bir kabul ve seçim yapılmadan ÖKF'ler elde edilir.

$$x(n) = \sum_{i=1}^L \varphi_i(n) + r(n) \quad (1)$$

burada, L toplam ÖKF sayısıdır. Epileptik EEG için GKA sonucunda elde edilen ÖKF'ler Şekil 1'de gösterilmiştir.



Şekil 1: Epileptik EEG ve ÖKF'leri.

yarım saniyelik epileptik EEG sinyali için toplamda 4 adet ÖKF ve 1 atık elde edilmiştir. Bu ÖKF'ler ve atık toplandığında orjinal EEG sinyalini vermektedir.

3. Eğimden Arındırılmış Dalgalanma Analizi

Durağan olmayan zaman serilerinde korelasyonu ve benzerliği analiz etmek için 1994 yılında Peng ve diğerleri tarafından önerilen bir yöntemdir [9]. Hurst üsteline benzer kullanıma sahip olmakla beraber, durağan olmayan sinyaller için gelişmiş bir

3. Gün 27 Eylül 2014 Cumartesi (09.45-10.45)

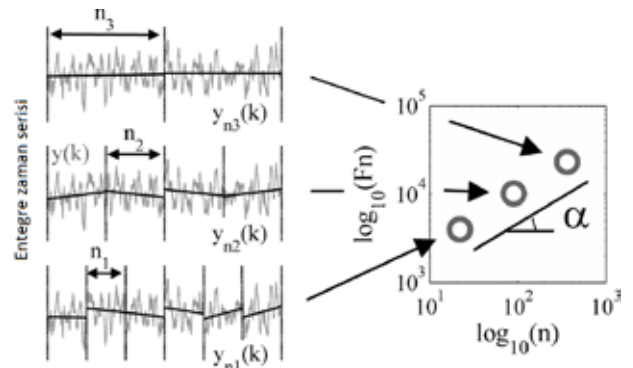
teknik olması sebebiyle tercih edilmektedir [10, 7, 6]. Bir zaman serisinin eğilimden arındırılmış karekök dalgalanmasının segment/kutu genişliği veya örnek adedi cinsinden fonksiyonu olarak yazma prensibine dayanmaktadır. Bu amaçla bir zaman serisi $x(n)$ öncelikle ortalaması çıkarılarak aşağıdaki gibi entegre edilir:

$$y(k) = \sum_{i=1}^k [x(i) - \bar{x}], \quad 1 \leq k \leq N \quad (2)$$

burada \bar{x} zaman serisinin $[1, N]$ aralığında ortalaması, ve $y(k)$ ise entegre edilmiş zaman serisini belirtmektedir. Bu işlemin sonrasında, $y(k)$, n örnek adedi genişliğinde kutulara l segmentlere bölünür. Her kutu içerisinde en küçük kareler yöntemi ile doğru $y_n(k)$ uydurulur. Entegre edilmiş zaman serisi $y(k)$, yerel eğimden $y_n(k)$ çıkarılarak karekök ortalama dalgalanma, $F(n)$ şöyle bulunur:

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2} \quad (3)$$

burada $F(n)$ tüm n değerleri için hesaplanarak, Hurst üsteli gibi log-log skalada, $\log(F(n))$, $\log(n)$, çizilmesi ile EADA üsteli, α bulunur. EADA algoritması grafik olarak Şekil 2'de gösterilmiştir.



Şekil 2: Eğimden arındırılmış dalgalanma analizi algoritması grafik gösterimi [6].

EADA analizi yapılırken kutu genişliğine bağlı olarak üstel değer açısı değerinde zaman analizinin özelliğine ve örnek adedine göre değişim göstermektedir. Diğer üstellere göre, EADA üstelinin sinyali daha iyi karakterize ettiği, elde edilen üstel değerinin daha belirleyici olduğu bilinmektedir. EADA üstelinin sahip olduğu özel değerler: Beyaz gürültü için $\alpha = 0.5$, pembe gürültü için $\alpha = 1$, Brownian gürültüsü için $\alpha = 1.5$ 'dir. Anti-korelasyonlu sinyal (büyük dalgalanmaların küçükleri takip ettiği sinyal tipi) için $\alpha < 0.5$. Geçici veya zamanla değişen korelasyonlu sinyal için $0.5 < \alpha < 1$. Her hangi bir durağan olmayan sinyal için ise $\alpha > 1$ 'dir. EADA üsteli sinyal işleme perspektifinden ele alındığında; büyük üsteli daha az dalgalanmalı yumuşak sinyal anlamına gelmektedir [6]

Biyomedikal Sinyallerde sınıflandırma Uygulamaları

3. Gün 27 Eylül 2014 Cumartesi (09.45-10.45)

4. Önerilen Epileptik EEG Analizi

Epileptik ve normal EEG sinyalleri doğrusal ve durağan değildir, fakat epileptik atak anındaki ani sinirsel deşarj epileptik sinyali normale göre daha az durağan yapmaktadır. Bu zamanla değişen özellik sayesinde her iki sinyal arasında fark analiz edilecektir. Önceden bahsedilen EADA ile zaman uzayında durağanlık derecesi incelenecektir. EADA eğimi $\alpha > 1$ olduğu durumlarda durağan olmayan sinyalleri karakterize etmektedir ve bu değer büyüdükçe durağan olma durumu artmaktadır. Önerilen yöntemde GKA ile EEG sinyallerinin ÖKF'leri elde edilir ve EADA eğimi elde edilir. Detaylı olarak;

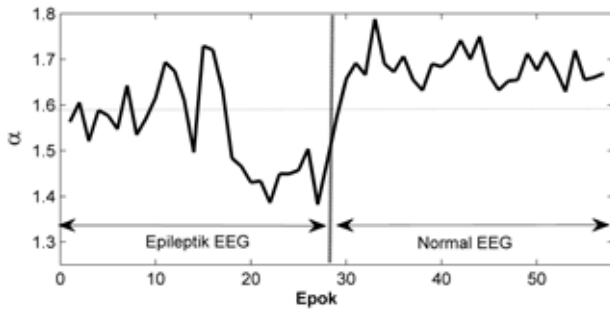
- EEG sinyalini $x(n)$ GKA algoritmasına uygula ve ÖKF'leri $\varphi_i(n)$ $i = 1, 2, \dots, L$ elde et, burada L toplam ÖKF adedidir.
- ÖKF'lerin EADA eğimlerini α_i hesapla.
- EADA eğimlerinin örüntüsünü yada bu dağılımı karakterize eden çarpıklık (k) değerini kullan.

$$k = \frac{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (\alpha_i - \bar{\alpha})^4}{\left(\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (\alpha_i - \bar{\alpha})^2 \right)^2}$$

olarak yazılabilir. Bu yöntem ile direkt EEG sinyallerine EADA uygulamaktan daha başarılı bir sonuç çıkması beklenmektedir.

5. Deneysel Sonuçlar ve Tartışma

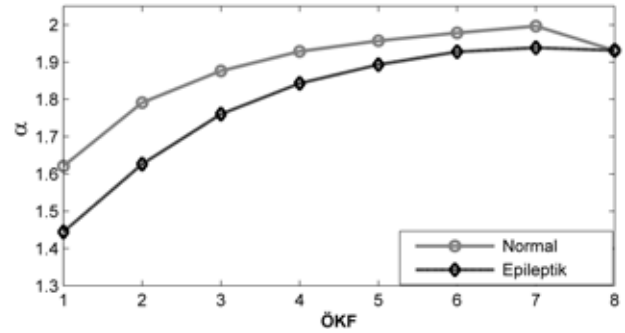
Önerilen GKA ve EADA tabanlı epileptik EEG analizi 29 epileptik ve 29 normal EEG epokları üzerinde denlenmiştir. GKA ile sinyallerin bileşenleri ayrı ayrı analiz etmenin avantajını göstermek için direkt olarak epileptik ve normal EEG sinyalleri EADA'ye ve ÖKF'leri EADA'ye uygulanmıştır. EEG sinyallerinin direkt EADA'ya uygulanması sonucunda elde edilen eğimleri Şekil 3'de gösterilmiştir.



Şekil 3: Epileptik ve normal EEG EADA eğimleri.

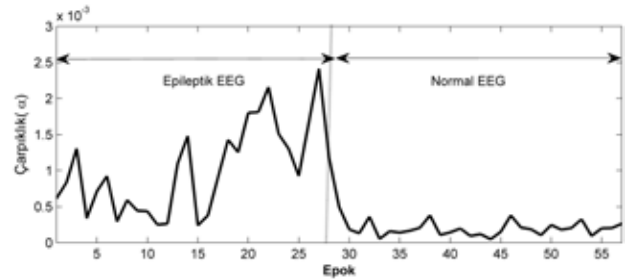
29 epileptik ve 29 normal EEG için EADA üstelleri örtüşmektedir ve bu iki sinyali ayırmak için başarılı bir sonuç vermemektedir. Bu sinyallerin bileşenleri elde edilip ayrı ayrı EADA eğimleri hesaplanmıştır. Epileptik ve normal EEG sinyallerinin ÖKF'lerine ait EADA eğimleri Şekil 4'de verilmiştir.

Bu sinyallerin ÖKF'lerinin eğimleri daha ayırt edici özellik göstermektedir. Şekil 4'de normal EEG'ye göre daha



Şekil 4: Epileptik ve normal EEG ÖKF'lerinin EADA eğimleri.

az durağan özellik gösteren epileptik EEG daha düşük eğim değerinden başlamaktadır. Bu düşük eğim değeri daha düşük durağanlık anlamına gelmektedir. Bu elde edilen ayırt edici örüntü tek başına öznel olarak kullanılabilir yada önceden de belirtildiği gibi çarpıklık değeri hesaplanarak tek bir skalar değer ile bu ayrımın yapılabilir. Şekil 5'de elde edilen çarpıklık değerleri verilmektedir.



Şekil 5: Epileptik ve normal EEG için ÖKF eğimlerinin çarpıklık değerleri

Toplam 58 epok içinde 38. ve 47. epoklarda örtüşme olmaktadır. Şekil 5'de verilen örüntü için örtüşme yokken çarpıklık değeri ile tek özneliğe dönüşmesi durumunda çok az örtüşme olabilmektedir.

6. Sonuç

Bu çalışmada Elektroensefalogram (EEG) sinyalleri görgül kip ayrışımı (GKA) ve eğimden arındırılmış dalgalanma analizi ile başarı ile incelenmiştir. GKA ile EEG sinyallerinin özgül kip fonsiyonları (ÖKF) elde edilmiştir ve her bir ÖKF'nin EADA eğimi hesaplanmıştır. EEG sinyallerinin zaman uzayında analizi genellikle başarılı sonuçlar vermemesine rağmen görgül kip ayrışımı yardımıyla sinyallerin ÖKF'lerini elde edip her bir bileşeni ayrı incelenmesi zaman bölgesi analizini başarılı kılmaktadır. Bu analiz ise belirleyici eğim değeri veren eğimden arındırılmış dalgalanma analizi (EADA) ile sağlanmıştır.

7. Kaynaklar

- [1] AYENAU-PRAH, A., AND ATTOH-OKINE, N. A Crite-



Biyomedikal Sinyallerde sınıflandırma Uygulamaları

3. Gün 27 Eylül 2014 Cumartesi (09.45-10.45)

- rion for selecting relevant intrinsic mode functions in empirical mode decomposition. *Adv. Adapt. Data Anal.* 02 (2010), 1–24.
- [2] DONOHO, D. De-noising by soft-thresholding. *IEEE Trans. Inf. Theory* 41 (1995), 613–627.
- [3] DONOHO, D., AND JOHNSTONE, J. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage. *Biometrika* 81 (1994), 425–455.
- [4] FLANDRIN, P., RILLING, G., AND GONC, P. Empirical Mode Decomposition as a Filter Bank. *IEEE Signal Process. Lett.* 11 (2004), 112–114.
- [5] HUANG, N. E., SHEN, Z., LONG, S. R., WU, M. C., SHIH, H. H., ZHENG, Q., YEN, N.-C., TUNG, C. C., AND LIU, H. H. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proc. R. Soc. A Math. Phys. Eng. Sci.* 454 (1998), 903–995.
- [6] JOSPIN, M., CAMINAL, P., JENSEN, E. W., LITVAN, H., VALLVERDÚ, M., STRUYS, M. M. R. F., VEREECKE, H. E. M., AND KAPLAN, D. T. Detrended fluctuation analysis of EEG as a measure of depth of anesthesia. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 54 (2007), 840–846.
- [7] LEE, J., KIM, D., KIM, I., PARK, K., AND KIM, S. Detrended fluctuation analysis of EEG in sleep apnea using MIT/BIH polysomnography data. *Comput Biol Med* 32 (2002), 37–47.
- [8] ORTIGUEIRA, M., BATISTA, A., AND RATO, R. On the HHT, its problems, and some solutions. *Mech. Syst. Signal Process.* 22 (2008), 1374–1394.
- [9] PENG, C. K., BULDYREV, S. V., HAVLIN, S., SIMONS, M., STANLEY, H. E., AND GOLDBERGER, A. L. Mosaic organization of DNA nucleotides. *Phys. Rev. E Stat. Phys. Plasmas. Fluids. Relat. Interdiscip. Topics* 49 (1994), 1685–1689.
- [10] STANLEY, H. E., HORVATIC, D., AND PODOBNIK, B. Detrended cross-correlation analysis for non-stationary time series with periodic trends. *Europhysics Letters* 94 (2011), 1807.
- [11] TSENG, C.-Y., AND LEE, H. Entropic interpretation of empirical mode decomposition and its applications in signal processing. *Adv. Adapt. Data Anal.* 02 (2010), 429–449.
- [12] WU, Z., AND HUANG, N. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method. *Proc. R. Soc. London. Ser. A Math. Phys. Eng. Sci.* 460 (2004), 1597–1611.
- [13] WU, Z. H., AND HUANG, N. E. *Statistical significance test of intrinsic mode functions*, vol. 5. World Scientific Inc., Singapore, 2005.