

Epilepside EEG Tabanlı Entropi Değişimleri

Serap AYDIN^{a,1}, H.Melih SARAOĞLU^b, Sadık KARA^c
^a Elektrik-Elektronik Müh Böl, Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Samsun
^b Elektrik-Elektronik Müh Böl, Dumlupınar Üniversitesi, Kütahya
^c Biyomedikal Müh Enstitüsü, Fatih Üniversitesi, İstanbul

Abstract. *In the present study, it is shown that entropy approaches are useful to measure the degree of EEG complexity where both normal and epileptic EEG series are classified by using artificial neural-networks. Shannon Entropy, Sample Entropy and LogEnergy Entropy (LogEn) are used to calculate the entropy values of clinical records. The results show that, the LogEn, which has not been performed yet, provides the best performance to measure the degree of EEG complexity in seizure.*

Keywords. EEG, Entropy, Neural-Network, Epilepsy

EEG Based Entropy Changes in Epilepsy

Özet. *Bu çalışmada, normal ve epileptik EEG serileri, yapay-sinir ağları ile sınıflandırılarak entropi yaklaşımının EEG karmaşıklığını ölçmede kullanışlı bir yöntem olduğu gösterilmiştir. Klinik kayıtların entropi değerleri Shannon yaklaşımı, Örnek yaklaşımı ve LogEnergy yöntemi kullanılarak hesaplanmıştır. Sonuçlar, daha önce epilepsi tanısında kullanımına rastlamadığımız LogEnergy yönteminin*

Anahtar Kelimeler. EEG, Entropi, Yapay Sinir Ağları, Epilepsi

Giriş

Beynin ürettiği elektriksel potansiyelleri gösteren EEG sinyalleri, tüm vücudun nöro-fizyolojik ve psiko-fizyolojik durumu hakkında bilgi taşır [1]. Bu yüzden klinik uygulamalarda destekleyici tanı aracı olarak kullanılır. Çıplak gözle fark edilebilen EEG değişimlerinin yanı sıra, özel sinyal işleme teknikleriyle EEG kayıtlarının karakterize edilmesi yaygın, kullanışlı ve ihtiyaç duyulan bir araştırma alanıdır. Bu çalışmada, epileptik ve iktal EEG kayıtlarının entropi değerleri hesaplanarak EEG karmaşıklığını ölçmedeki başarıları yapay sinir ağları (YSA) yaklaşımıyla test edilmiştir.

¹ Sorumlu Yazar: Ondokuz Mayıs Üniversitesi, Kurupelit SAMSUN; E-posta: saydin@omu.edu.tr, drserapaydin@hotmail.com.

Genel bir bakışla EEG analizi literatüründe en cazip ve yaygın uygulamanın epilepsi hastalığı üzerine olduğunu görürüz [2-4]. Epilepsi hastalığı ataklarla seyreden bir nörolojik bozukluktur. Atak sırasında büyük genliklerde ve kontrol edilemez elektriksel aktiviteler olduğu gözlenir [5]. Yanı sıra, migren, kafa travması ve kardiyak aritmi gibi psiko-fizyolojik durum bozuklukları da sara ataklarında gözlenen senkron aktivitelere benzer paroksizmal ataklara neden olabilmektedir [5]. Bu yüzden, çeşitli doğrusal olmayan biyomedikal sinyal analizi yaklaşımlarıyla EEG karakterizasyonu ve/veya sınıflandırılması araştırma konusu halini almıştır. Bu yöntemler arasında Kolmogorov Entropi (KolEn) [6], Yaklaşık entropi (Approximate Entropy (ApEn)) [7], ve Dağılımsal entropi [8] sayılabilir. Bu çalışmaların her birinde kortikal ve intrakortikal EEG serilerinin entropi değerleri farklı bir yöntemle hesaplanmış ve normal EEG serilerinden ayırt etmedeki başarıları ise istatistiksel bir test olan t-test yaklaşımıyla değerlendirilmiştir. Sözü geçen bu üç çalışmanın ortak sonucu ise sara atakları sırasında beynin ürettiği elektriksel salınımların entropi değerlerinde tanı destekleyici karakterizasyonu sağlayacak bir değişim olduğudur. Kullanılan her üç entropi yönteminin temel özellikleri aynı olsa da sayısal EEG sinyallerinin işlenmesinde farklı ölçütlerdir: KolEn yöntemi, zaman serilerinin Lyapunov üstelleriyle ilişkilidir. Oysa ApEn yaklaşımı, bir zaman serisinin içinde oluşan yüksek genlikli ve tahmin edilemeyen anda oluşan ani sıçramaların istatistiksel düzenliliğini ölçer. Dolayısıyla, her bir yöntemin, klinik EEG grupları ile bu grupların entropi değerleri arasındaki istatistiksel korelasyon seviyesini ölçme yeteneği farklıdır. Literatürde, ApEn yaklaşımı ile hesaplanan entropi değerlerinin Elman Network için %84, Olasılıksal Network için %77 doğrulukta epileptik EEG sınıflandırması sağladığını görürüz [9].

Sunduğumuz bu çalışmada ise entropi değerleri, epilepsi araştırmalarında uygulamasına rastlamadığımız LogEn yöntemi kullanılarak hesaplanmıştır. Sinyal tanımlayıcı özellikler olarak değerlendirilen entropiler YSA uygulanmasıyla %99.5 doğrulukta performans sağlamıştır. LogEn yaklaşımının yanı sıra Shannon entropi (ShanEn) ve Örnek Entropi (Sample Entropy (SamEn)) yöntemleri normal, epileptik ve iktal EEG kayıtlarına uygulanarak sağlık durumuna bağlı EEG değişimini ölçmedeki başarıları kıyaslanmıştır. En iyi entropi yönteminin belirlenmesinde ise YSA yaklaşımına göre her bir yöntemin sağladığı EEG sınıflandırma performansları hata ölçütü olarak kabul edilmiştir.

1. Gereç ve Yöntem

1.1. Veri Toplama ve Kayıt Özellikleri

Bu çalışmada analiz edilen EEG serileri, Bonn Ün., Epileptoloji Bölümünün veri bankasından yüklenmiştir [10]. Detaylı kayıt özellikleri referansta verilen [11] setler arasından normal, epileptik ve iktal kayıtlar kullanılmıştır. Kısaca bu setlerin taşıdığı özellikler listelendiği gibidir: **Set-A:** Uyanık ve gözleri açık oturan beş sağlıklı gönülden toplanmış kafa yüzeyi kayıtlarını içerir. **Set-D:** Kesin klinik tanısı epilepsi olan beş ayrı hastadan, sara atağı geçirmediikleri bir saat diliminde, epileptogenik bölgeden cerrahi operasyonla toplanmış intrakortikal kayıtları içerir. **Set-E:** Ataklar sırasında toplanmış derin elektrot kayıtlarıdır. Bu setlerin tümü için kullanılan 128-kanallı kayıt sisteminde 12-bit A/D dönüştürücü yer alır. Örnekleme frekansı 173.61 Hz dir. Band-geçiren filtre aralığı ise 0.53–40 Hz (12 dB/octave) dir.

1.2. Entropi Yöntemleri

Sonlu uzunlukta sayısal bir rastgele değişkenin olasılık dağılım fonksiyonu $p(x)$ ile simgelendiğinde, bu değişkenin entropisi aşağıdaki eşitlikle hesaplanır [12]:

$$H(x) = -\sum_{i=0}^{N-1} p_i(x) \log_2(p_i(x))$$

Shannon yaklaşımında ise aşağıdaki gibi logaritmik beklenti ile bulunur [13],

$$H_{ShanEn}(x) = -E\{\log_2(p(x))\}$$

Shannon yaklaşımı, Enformasyon Teorisine dayanır. Bir sistemin tahmin edilebilir davranışlarını, Shannon ve LogEn yöntemleri aşağıdaki eşitliklerle ölçer [14]:

$$H_{ShanEn}(x) = -\sum_{i=0}^{N-1} (p_i(x))^2 (\log_2(p_i(x)))^2, \quad H_{LogEn}(x) = -\sum_{i=0}^{N-1} (\log_2(p_i(x)))^2$$

Bu çalışmada uygulanan diğer entropi yaklaşımı, SamEn yöntemi aynı değişkeni, $x_m(i) = [x(i) \ x(i+1) \ \dots \ x(m+i-1)]$ vektörlerini oluşturarak pencereler. $x_{m(i)}$ ve $x_{m(j)}$ arasındaki uzaklık için,

$$d(x_{m(i)}, x_{m(i+1)}) = \max_{k=0, \dots, m-1} (|x(i+k) - x(j+k)|)$$

olarak hesaplanır ($0 \leq i \leq N-m$, $i \neq j$). Böylece, iki serinin m nokta kadar ve $m+1$ nokta kadar birbirine uyması durumunu ölçen iki olasılık yazılabilir:

$$A^{m(r)} = \frac{1}{N-1-m} \sum_{i=0}^{N-1-m} \sum_{j=0}^{N-2-m} A_i, \quad B^{m(r)} = \frac{1}{N-1-m} \sum_{i=0}^{N-1-m} \sum_{j=0}^{N-2-m} B_i$$

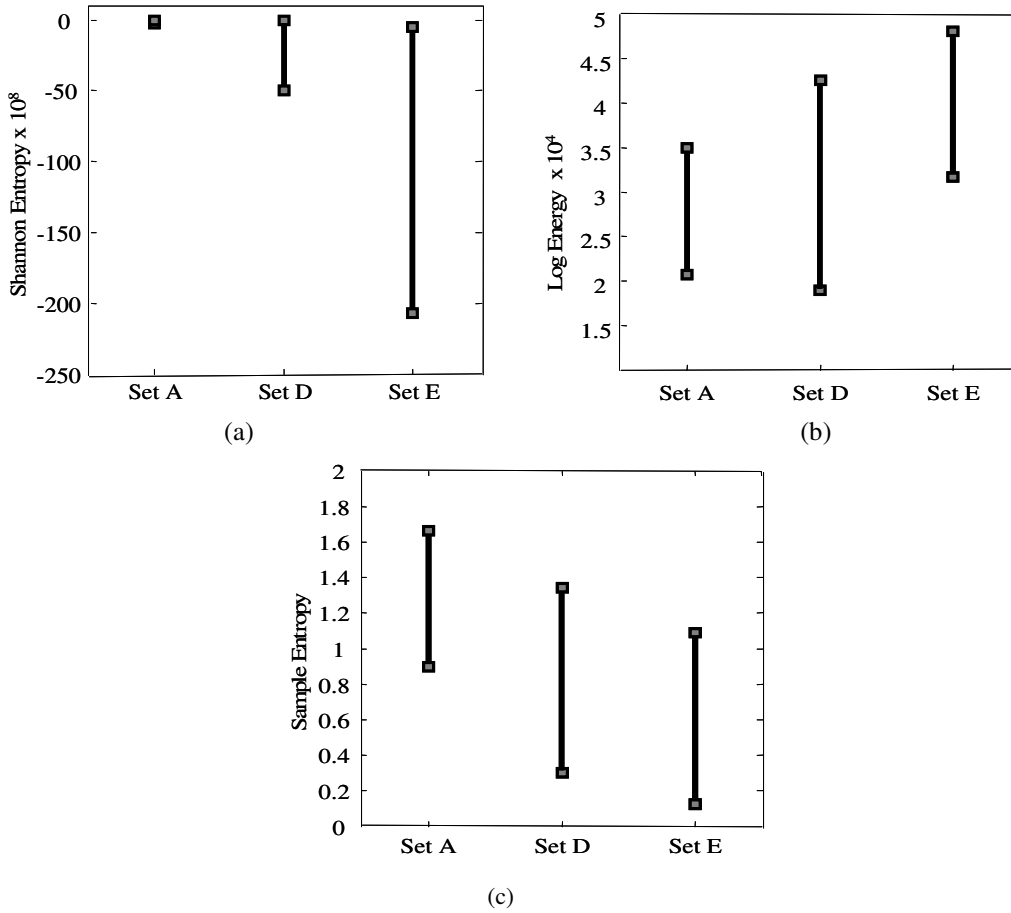
Burada, A_i ve B_i , sırasıyla $x_{m(i)}$ ve $x_{m+1(i)}$ dizilerinin numarasını gösterir. $B_i \leq r$ alınmalıdır [15]. SamEn yaklaşımıyla

$$H_{SamEn}(x) = \lim_{N \rightarrow \infty} \left(-\ln \left(\frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right) \right)$$

Eşitliği kullanılarak entropi hesaplanabilir. m ve r için optimum değer kestiriminde bir klavuz olmadığı için deneysel bulunur. Bu çalışmada en iyi sonuçlar, $m=1$ ve $r=0,25$ alındığında elde edilmiştir. EEG sinyalinin düzgünlüğü (regularity) arttıkça SamEn yaklaşımı daha düşük entropi sağlar.

2. Sonuçlar

Tab.1'e baktığımızda; en az sınıflandırma hatasını LogEn yaklaşımının sağladığını görürüz. Giriş olarak kullanılan entropi değerleri LogEn yaklaşımıyla hesaplandığında kurgulanan altı mimari arasında ise en iyi performansı YSA-3 ile isimlendirdiğimiz sinir ağının verdiğini görüyoruz. Giriş sayısını değerlendirdiğimizde ise sadece 5 kaydın entropi değerlerini tanımlayıcı özellik vektörünü oluşturmada kullandığımızda bile yaklaşık %95 doğrulukta sınıflandırma başarısı elde edilebildiğini söyleyebiliriz. En yüksek performansı ise kişilerden arda arda kaydedilmiş ilk 10 kaydın entropi değerlerini LogEn yaklaşımı hesaplayarak YSA'na tanıttığımızda elde ediyoruz.



Şekil 1. Entropiler: a) Shannon entropileri, b) LogEn entropileri, c) SamEn entropileri

Tablo 1. Sınıflandırma Başarıları.

YSA	Giriş sayısı	Gizli katmanlarda nöron sayısı		Hata (%)		
		1.katman	2.katman	LogEn	ShanEn	SamEn
YSA-1	5	5		0,53	1,01	17,08
YSA-2	5	5	5	0,43	0,88	0,97
YSA-3	10	10		0,01	33,70	50,01
YSA-4	10	10	10	0,60	0,15	38,66
YSA-5	20	20		2,57	41,81	33,48
YSA-6	20	20	20	0,80	34,59	17,02
Ortalama hata (%)				0,82	18,69	26,20

3. Tartışma ve Yorum

Elektrofizyolojik davranış açısından, epilepsi durumunun sağlıklı olma durumuna göre daha az karmaşık (less complex) beyin davranışına neden olduğu bilinmektedir. Entropi yaklaşımları beynin karmaşık davranışını EEG analizi ile gözlemlemizi sağlar. Bu yüzden, sunulan çalışmada sağlıklı gönüllerden toplanan EEG sinyalleri ile kesin epilepsi tanısı almış hastalardan atak dışında ve atak sırasında cerrahi operasyonla toplanmış EEG serileri, üç farklı entropi yaklaşımına göre yapay sinir ağları yardımıyla sınıflandırılmıştır. Değerlendirilen entropi yaklaşımlarının epilepsi ve nöbet oluşumunu ayırt etmedeki başarılarını kıyaslamak için hesaplanan entropi değerlerinin ürettiği sınıflandırma doğruluğu incelenmiştir.

Sonuçlara epileptik serilerin daha düşük entropi değerlerine sahip olduğunu ve LogEn yaklaşımının en yüksek doğrulukta ve en hassas entropi ölçütü olduğunu gösterir. Özellikle ataklar sırasında beynin ürettiği EEG sinyalleri önemli seviyede düşük entropi üretmektedir. Az sayıda kayıt analiz edilse bile, YSA mimarisine tanıtılan giriş değerleri LogEn yaklaşımı ile hesaplandığında epilepsi ve atak oluşumları, sağlıklı kayıtlardan yüksek doğrulukta ayırt edilebilmektedir. Sonuçlara göre LogEn yönteminin EEG karmaşıklığına çok hassas olduğunu söyleyebiliriz.

Kaynakça

- [1] Niedermeyer E and Silva FHL (eds). *Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications and Related Fields*, Williams and Wilkins, 3rd ed., pp.661--677, 1993.
- [2] Bronzino JD, *The Biomedical Engineering Handbook*, 3rd ed, CRC Pres, Sec.III,26.1-26.5, 2006.
- [3] Guyton AC, *Text Book of Medical Physiology*, Saunders, sec.2, 968, 1986.
- [4] Ricker JH, *Differential Diagnosis in Adult Neuropsychological Assessment*, Springer Publishing Company, pp.109, 2003.
- [5] Shorvon S.D (ed), Perucca E (ed), Fish D (ed), Dodson WE (ed), *The Treatment of Epilepsy*, 2nd ed, ISBN: 978-0-632-06046-7, Wiley-Blackwell, 2004.
- [6] Kannathal N, Acharya UR et al, Characterization of EEG-A Comparative study, *Comp Meth and Prog in Biomed*, doi:10.1016/j.cmpb.2005.06.005, 80:17-23, 2005.
- [7] Srinivasan V, Eswaran C et al, Approximate entropy based epileptic EEG detection using artificial neural networks, *IEEE Trans on Inform Techn in Biomed*, 11:288-295, 2007.
- [8] Kannathal N, Choo ML et al, Entropies for detection of epilepsy in EEG, *Comp Meth and Prog in Biomed*, doi:10.1016/j.cmpb.2005.06.012, 80:187-194, 2005.
- [9] Pincus SM, Approximate entropy as a measure of system complexity, *Proc Natl Acad Sci USA*, 88:2297-301, 1991.
- [10] http://www.epileptologie-bonn.de/cms/front_content.php?idcat=193, Last accessed: 1st July 2009.

- [11] Andrzejak RG, Lehnertz K et al, Indications of nonlinear deterministic and finite dimensional structures in time series of brain electrical activity: dependence on recording region and brain state, *Phys Review E*, 64:061907, 2001.
- [12] Rezek I and Roberts SJ, Stochastic complexity measures for physiological signal analysis, *IEEE Trans on BME*, 44(9):1186-1191, 1998.
- [13] Bruhn J, Lehmann LE et al, Shannon entropy applied to the measurement of the electroencephalographic effects of desflurane, *Anesthesiology*, 95(1):30-35, 2001.
- [14] Rosso OA, Blanco S, Yordanova J et al, Wavelet entropy: a new tool for analysis of short duration brain electrical signals, *J Neurosci Meth*, 105:65-75, 2001.
- [15] Richman JS and Moorman JR, Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy, *Am J Physiol Heart Circ Physiol*, 278(6), 2000.