



Kahramanmaraş Sütçü İmam University

Journal of Engineering Sciences



Uyku İçciğinin Yapay Sinir Ağları ve Morfolojik Filtreler Kullanılarak Tespit Edilmesi

Recognition of Sleep Spindle using Artificial Neural Networks and Morphological Filter

Osman AYDOĞAN¹, Ali ÖTER^{1*}, Osman DOĞMUŞ¹, Kerim Güney²

¹ Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi, Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu, Kahramanmaraş, Türkiye

² Nuh Naci Yazgan Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, Kayseri, Türkiye

*Sorumlu Yazar / Corresponding Author: Ali ÖTER, alioter@ksu.edu.tr

ÖZ

Derin uyku döneminde görülen uyku içcikleri, kaliteli bir uykunun belirticidir. Uyku içcikleri, derin uykunun NREM2 evresinde sıklıkla görülen kısa süreli olaylardan birisidir. Bu içcikleri, EEG işaretlerinde görülen yüksek frekanslı ve düşük genlikli bileşenlerdir. Yapılan çalışmada, yapay sinir ağları kullanılarak uyku sırasında EEG işaretinin NREM2 evresinde uyku içcikleri belirlenmeye çalışılmıştır. EEG işaretlerindeki uyku içcikleri, bir uzman tarafından görsel olarak işaretlenmiştir. Bu çalışmada, EEG işaretleri yapay sinir ağı ile işlenmiş, ağ çıkışının iyileştirilmesi için morfolojik filtre kullanılmış, elde edilen çıkış işareti skorlama işlemine tabi tutulmuştur. Çalışmada Sekiz farklı insandan kaydedilen EEG işaretleri kullanılmıştır. Bu işaretlerdeki 354 tane işaretlenen uyku içciğinden 248 tanesi doğru olarak tespit edilmiştir. Yapılan çalışmanın, Uzman sistemler kullanılarak yapılan uyku skorlamalarında NREM2 evresinin skorlama başarısını artıracığı düşünülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Yapay sinir ağları, Morfolojik Filtre, Uyku içciği, Uyku Skorlaması, NREM2

ABSTRACT

Sleep spindles are indicator of a quality sleep in the deep sleep stage. They are commonly observed one of the short periods events in NREM2 stage of deep sleep. These spindles are high-frequency and low-amplitude components seen in EEG signals. In this study, sleep spindles were tried to detect using Artificial Neural Networks in NREM2 stage of EEG signals during sleep. Sleep spindles in EEG signals were visually scored by an expert. In this study, EEG signals were processed with artificial neural networks, network output was improved by using a morphological filter, the obtained output signal are subjected to the scoring process. In this work, EEG signals recorded by eight different humans were used. It was determined that 248 of the 354 of sleep spindle are true in these signals. It is considered that the work which are explained above will increase the scoring success of the NREM2 stage in sleep scoring by using expert systems.

Keywords: Artificial Neural Network, Morphological Filter, Sleep Spindle, Sleep Scoring, NREM2

1. GİRİŞ

Günlük yaşantımızın yaklaşık üçte birini uykuya ayırmaktayız. Uyku skorlamalarında, uyku sırasında kaydedilen EKG, EOG, EMG ve EEG işaretlerinin tamamı veya birkaçı birlikte kullanılarak analizler yapılır. Bu analizlerde uykusu incelenen kişinin uyku skorlaması yapılır, varsa uyku hastalıkları incelenirken aynı zamanda uyku kalitesi hakkında önemli bilgilere ulaşılır. Bu işaretlerin kaydedilmesi için genellikle Polisomnografi (PSG) cihazı kullanılır. PSG cihazı kullanılarak elde edilen uyku kayıtlarının skorlanması, Rechtschaffen ve Kales tarafından tanımlanan kurallar kümesine göre yapılır (Rechtschaffen ve Kales, 1968). Bu kurallar, Amerika Uyku Tıbbi Akademisi (American Academy of Sleep Medicine, AASM) tarafından güncellenmektedir (Berry ve ark., 2014). Polisomnografi kayıtları kullanılarak yapılan bu analizlerde uyku 5 evreye ayrılır. Bu evreler Uyanıklık, NREM1, NREM2, NREM3 ve REM evleridir. Derin uyku olarak bilinen NREM2 ve NREM3 evrelerinin skorlanması oldukça önemlidir. Bu iki uyku evresinde EEG işaretlerinin enerjileri delta ve teta frekans bandına kaymaktadır. NREM2 bazen de NREM3 evresinde, uyku içciği ve K-kompleksi gibi kısa zaman dilimlerinde görülen uyku olaylarının belirlenmesi bu evrelerin skorlanması için oldukça önemlidir (Iber ve ark., 2007).

Uyku insanın ruhen ve bedenen dinlenme dönemidir. Uyku, çocukların büyümesi için gerekli büyüme hormonunun salgılandığı, yetişkinlerin ise yenilenme ve yeni bir güne iyi bir şekilde hazırlandığı dönem olduğundan, uyku kalitesi oldukça önemlidir. Uyku kalitesinin en önemli göstergesi derin uyku evrelerinden olan NREM2 ve NREM3 evrelerinin toplam uyku süresi içerisindeki oranının yüksek olmasıdır. Uyku içciği, uyku araştırmalarında derin uyku evrelerinin en yaygın belirteçlerinden birisidir. Uyku içciği, derin uyku evrelerinde EEG işaretlerinin 11-16 Hz frekans bandında görülebilmektedir. Uyku içciğinin süresi 0.5-3 saniye aralığında olup, en yüksek genliği EEG işaretinin merkez derivasyonlardan alınan işaretlerde görülür (Türk Toraks Derneği, 2012). Uyku ile ilgili yapılan çalışmaların yanında, uyku içciği ile ilgili çalışmalar da yapılmaktadır. Bu çalışmalardan bazıları aşağıda sıralanmıştır. 2006 yılında Huupponen ve arkadaşları, Eşleştirme tabanlı yaklaşım, ayrık fourier

dönüşümü (DFT), Hankel toplam en küçük kareler yöntemi (HTLS) ve dalgacık yöntemleri ile içcik aktivitelerini belirlemek için çalışmışlardır (Huupponen, 2006).

Nonclercq ve arkadaşları, uyku içciğini belirlemek amacıyla 2013 yılında 7 çocuktan alınan EEG işaretlerinin genlik ve frekans dağılımlarını incelemişlerdir (Nonclercq, 2013). Yapılan çalışmada ROC analizi kullanılarak değerlendirmeler yapılmıştır. 2014 yılında Camilleri ve arkadaşları sadece NREM2 evresinde uyku içciği ve K-komplekslerini otomatik olarak tespit etmek için bir çalışma yapmışlardır. Uyku içciğinin otomatik belirlenmesinde doğru pozitif oranı %76.03, K-kompleksinin oranı ise %83.49 olarak bulmuşlardır (Camilleri, 2014). 2016 yılında, E. Hernández ve arkadaşları uyku içciklerini, 0.5-2.3 Hz bant geçiren filtre ile iki katmanlı ileri beslemeli YSA kullanarak %85.97 doğruluk oranıyla belirlemişlerdir (Hernández, 2016).

Bu çalışmada, uyku içciğini belirlemek ve karakterize etmek için yeni bir çalışma yapılmıştır. Uykuda kaydedilen EEG işaretleri ve alt bantları, işaretlerin ortalaması alınarak özellikler çıkarılmıştır. Çıkarılan özellikler Yapay sinir ağları (YSA) kullanılarak uyku içciğini belirlemek için kullanılmıştır. 2. bölümde verilerin elde edilmesi ve kullanılan yöntem açıklanmıştır. 3. Bölümde sonuçlar verilerek yapılan çalışma hakkında tartışma verilmiştir.

2. MATERYAL VE YÖNTEM

2.1. Verilerin Toplanması

Çalışmada kullanılan EEG işaretlerine ait kayıtlar “DREAMS Sleep Spindles Database” adlı internet sitesinin (internet adresi: <http://www.tcts.fpms.ac.be/~devuyt/Databases/DatabaseSpindles/>) açık erişimli veri bankasından alınmıştır. Bu kayıtlar 50, 100, 200 Hz gibi farklı örnekleme frekansları ile kaydedilmiş EEG işaretlerinden oluşmaktadır. Her kayıt ortalama 30 dakikadır. Bütün kayıtların Uyku skorlaması daha önce Rechtschaffen ve Kales kriterlerine göre yapılmıştır. Çalışmada kullanılan 8 adet EEG işaretinde görülen uyku içcikleri bir skorlamacı tarafından görsel olarak işaretlenmiştir.

2.2. İşaret Özelliklerinin Çıkarılması

Zamanla değişen bir işaretinin analiz ve değerlendirilmesinde, işaretin anlık değerinin kullanılması çoğu durumda fazla bir anlam ifade etmemektedir. Eğer bir işaret, farklı zaman dilimlerinde farklı bir durumu gösteriyor ise, bu işaret daha küçük zaman dilimlerine bölünerek her bir zaman diliminin ayrı ayrı değerlendirilmesi gerekmektedir. Burada dikkat edilecek birinci husus zaman diliminin büyüklüğüdür. Seçilen zaman diliminde, işaret özelliklerinin değişmediği veya yaklaşık aynı kaldığı kabul edilir. Bu durumda eğer zaman dilimi çok küçük seçilirse, bu zaman diliminde elde edilen işaret özelliği yaklaşık olarak işaretin anlık değerine eşit olacağından, çok anlamlı olmayacaktır. Ayrıca birçok zaman serisi değerlendirileceğinden, işlem zamanı uzun olacaktır. Eğer seçilen zaman dilimi büyük seçilecek olursa, bu defa seçilen işaret diliminden elde edilen özelliğin belirleyiciliği zayıf olacaktır. Değerlendirilmesi gereken ikinci husus ise, belirlenen zaman diliminden elde edilen işaret özelliğidir. Farklı çalışmalarda işaret özellikleri olarak, işaretin gücü, enerjisi, etkin değeri, ortalaması, standart sapması ve ortalama frekansları kullanılmaktadır (Virkkala ve ark., 2007; Akşahin ve ark., 2010; Hsu ve ark., 2013). Bu özellikler, işaret hakkında belirleyici bilgiler vermektedir. Ayrıca bu özellikleri çıkarmak için işaret, dc bileşenlerinin bastırılması, işaret ortalamasının veya maksimum değerinin “1” olacak şekilde normalize edilmesi ve filtreleme gibi birçok farklı önışlemden geçirilmektedir.

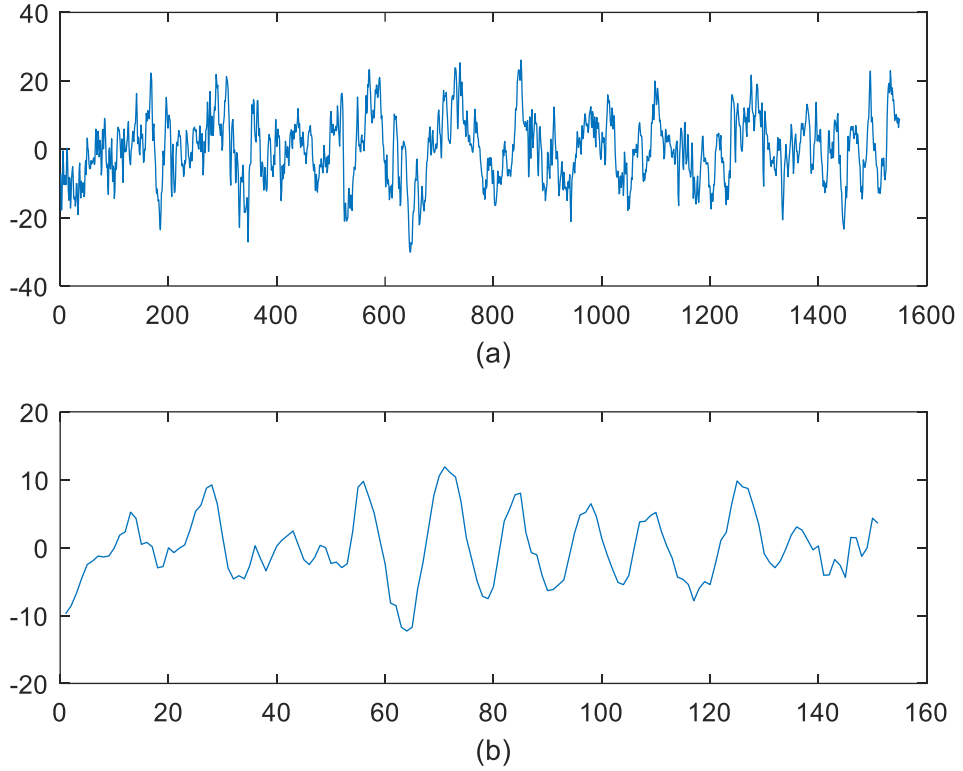
Bu çalışmada EEG işaretleri, Uyku İçciği tanımlamasına uygun olarak 0.5 Sn zaman dilimlerine ayrılmış ve işaret özellikleri çıkarılmıştır. 0.5 Sn genişliğinde seçilen zaman dilimi işaret boyunca 0.1 Sn kaydırılarak her bir dilimin işaret özellikleri ile yeni bir işaret oluşturulmuş ve elde edilen bu yeni işaret Uyku İçciklerinin belirlenmesinde kullanılmıştır. Bu çalışmada işaret özelliği olarak, Denklem 1 ile ifade edilen işaretin ortalaması kullanılmıştır. Bu işleme literatürde hareketli ortalamalar yöntemi denmektedir.

$$y_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (1)$$

Burada; x, zaman serisini; N, işaret özelliği çıkarılan zaman diliminde bulunan örnek sayısını; y, zaman diliminin ortalamasını göstermektedir.

Burada Denklem 1, bir alçak geçiren filtre gibi davranmaktadır. İşaret filtrelerinde, filtre derecesine göre zaman kayması olmasına rağmen burada zaman kayması olmamaktadır. Bu ise zaman serilerinin değerlendirilmesinde pozitif bir faktördür. Zaman serisi işaretlerinin dilimlenmesi ve Denklem 1 ile özelliklerinin çıkarılmasına ait bir örnek Şekil 1’de görülmektedir. Ayrıca işaret ortalamasının yanında, işaretin mutlak değerlerinin ortalaması, işaretin gücü ve Teager Enerji Operatörü

kullanılarak çıkarılan özellikler ile denemeler yapılmıştır fakat Denklem 1 ile ifade edilen işaret ortalamasının kullanılması daha iyi bir sonuç vermiştir.



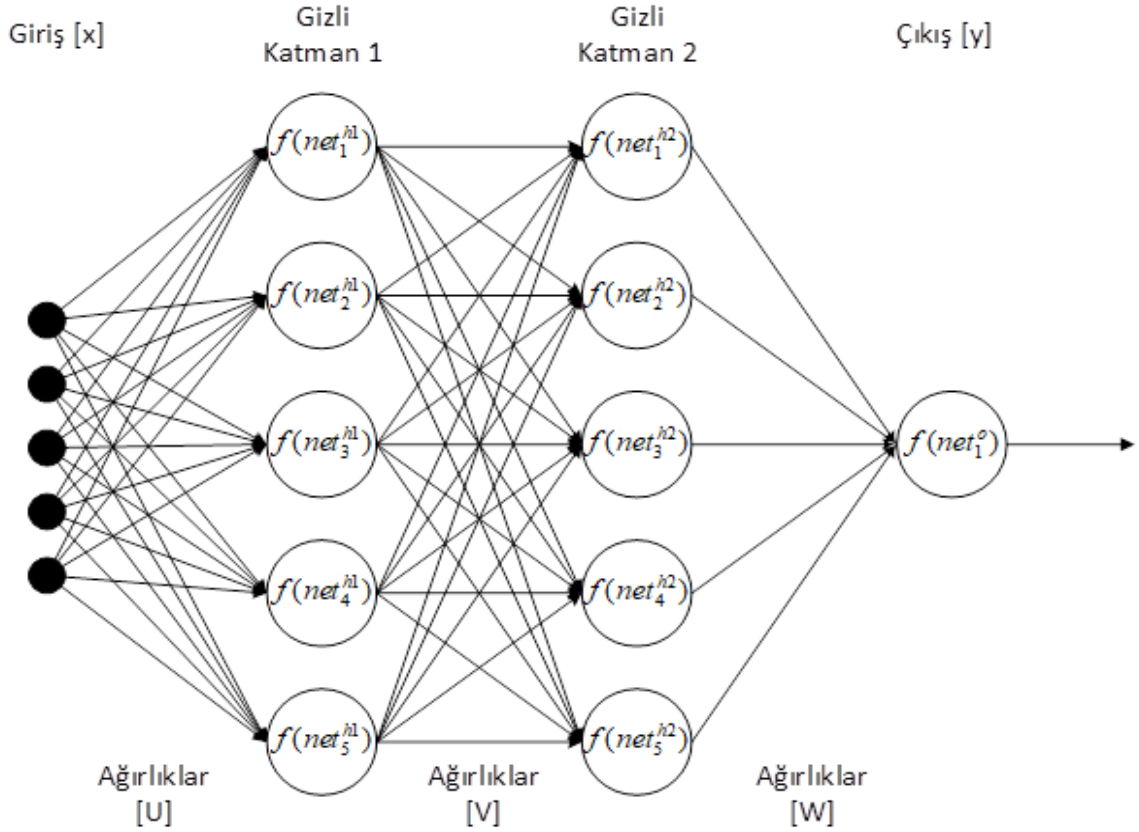
Şekil 1. a) Zaman Serisi olarak kullanılan EEG işareti. b) 0.5 sn genişliğinde dilimlenmiş işaretin 0.1 sn kaydırılması ile elde edilen yeni işaret.

Şekil 1b'de EEG işareti için yapılan işlemler, EEG işaretinin bütün altbandları için de yapılmıştır. Bu 5 özellik aşağıda sıralanmıştır.

1. 0.5 – 32 Hz, EEG frekans bandına ait işaret ortalaması
2. 0.5 – 4 Hz, delta frekans bandına ait işaret ortalaması
3. 4 – 8 Hz, teta, frekans bandına ait işaret ortalaması
4. 8 – 12 Hz, alfa frekans bandına ait işaret ortalaması
5. 12 – 16 Hz, beta frekans bandına ait işaret ortalaması

2.3. Yapay Sinir Ağı Modeli

YSA ileri beslemeli, lineer olmayan bir yapıya sahiptir. Bu ağlar; görüntü tanıma, sınıflandırma, sistem modelleme, fonksiyon yaklaşırma, kaotik zaman serilerinin tahmini gibi uygulamalarda yaygın olarak kullanılmaktadır. YSA ağında gizli katman sayısı ve gizli katmandaki nöron sayısı ağa uygulanacak probleme göre değişebilmektedir. Gizli katmanda ve çıkış katmanında ağırlıklı toplam işlemi gerçekleştirilir. Çıkış katmanında ağa uygulanan probleme bağlı olarak lineer veya lineer olmayan aktivasyon fonksiyonu kullanılır. Gizli katmanda aktivasyon fonksiyonu olarak genellikle sürekli, türevi alınabilir sigmoid fonksiyonu veya hiperbolik tanjant fonksiyonu kullanılır. Doğrusal olmayan problemlerin çözümünde kullanılan bu fonksiyonlar, türevi kendisi cinsinden ifade edilebildiğinden dönüşüm işlemlerinin analitik kontrolünü kolaylaştırmaktadır (Kılıç.ve ark., 2012; Gani ve ark., 2016). Gerçekleştirilen ağ modeli, her katmanda beş nöronun kullanıldığı iki gizli katman ve bir nöronun kullanıldığı bir çıkış katmanından oluşmaktadır. Bu çalışmada Şekil 2'de gösterilen çok katmanlı ileri beslemeli YSA modeli kullanılmaktadır. Gerçekleştirilen modelde aktivasyon fonksiyonu olarak hiperbolik tanjant (bipolar sigmoid) fonksiyonu kullanılmıştır. Veri kümesini iki gruba ayırmak için yapılan sınıflandırma çalışmalarında hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonunun kullanılması iyi bir seçimdir. İstenilen çıkış değerleri de bu fonksiyona uygun olmalıdır.



Şekil 2. Çok katmanlı ileri beslemeli YSA modeli.

$$net^{h1} = U.X \quad (2)$$

$$f(net^{h1}) = \frac{2}{1+e^{-\lambda.net^{h1}}} - 1 \quad (3)$$

$$net^{h2} = V.f(net^{h1}) \quad (4)$$

$$f(net^{h2}) = \frac{2}{1+e^{-\lambda.net^{h2}}} - 1 \quad (5)$$

$$net^o = W.f(net^{h2}) \quad (6)$$

$$f(net^o) = \frac{2}{1+e^{-\lambda.net^o}} - 1 \quad (7)$$

Denklem 2’de, giriş (x) değerleri ile U ağırlık değerleri çarpılarak gizli katman 1’in nöron giriş değerleri net^{h1} elde edilir. Denklem 3’de, net^{h1} değerleri, aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek gizli katman 1’in çıkış değerleri $f(net^{h1})$ hesaplanır. Denklem 4’de, $f(net^{h1})$ değerleri ile V ağırlık değerleri çarpılarak gizli katman 2’in nöron giriş değerleri net^{h2} elde edilir. Denklem 5’de, net^{h2} değerleri, aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek gizli katman 2’in çıkış değerleri $f(net^{h2})$ hesaplanır. Denklem 6’da, $f(net^{h2})$ değerleri ile W ağırlık değerleri çarpılarak çıkış katmanının nöron giriş değerleri net^o elde edilir. Denklem 7’de, net^o değerleri aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek çıkış $f(net^o)$ değeri bulunur.

YSA’nın eğitilmesi için istenilen giriş değerlerine karşılık istenilen çıkış değerleri belirlenir. İstenilen giriş değerlerine karşılık YSA çıkışı hesaplanır. İstenilen çıkış ile hesaplanan çıkış arasındaki fark, geri yayılım algoritması kullanılarak YSA’nın ağırlıklarının güncellenmesinde kullanılır. Bu işlem YSA’nın eğitilmesi veya optimize edilmesi olarak isimlendirilir. İstenilen başarı değeri elde edilinceye kadar ağırlıkların güncellenmesine devam edilir.

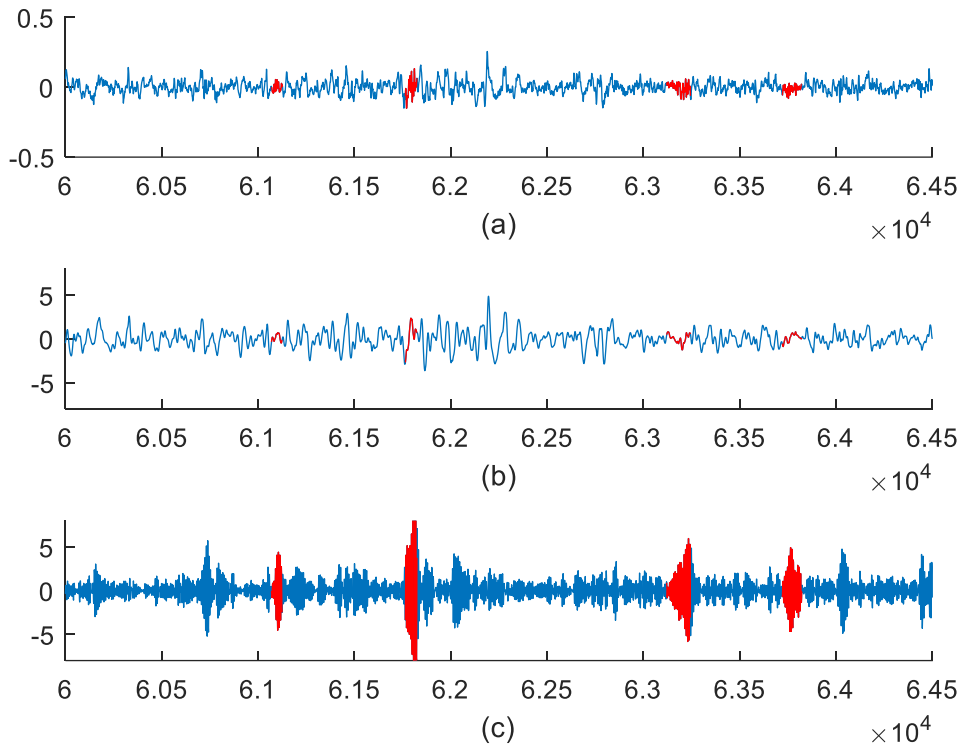
2.4. Morfolojik Filtreler

Morfolojik filtreler, görüntü ve işaretlerin şekil olarak iyileştirilmesinde kullanılır. İki veya üç boyutlu bir işaret olan sayısal görüntülerin işlenmesinde morfolojik filtrelerin kullanımı yaygındır. Başlıca uygulama alanları, görüntünün iyileştirilmesi veya kenar belirleme çalışmalarıdır. Bir boyutlu işaret işleme veya sınıflandırma çalışmalarında da morfolojik filtrelerin kullanımı mümkündür. Morfolojik filtrelerde, “Aşınma” ve “Genişleme” işlemlerinin birbiri ardına kullanılması ile “Açılma” ve “Kapanma” üst seviyeli işlem operatörleri oluşturulur. Morfolojik filtreler “Kapanma” işlemi ile işaret genliğindeki istenilmeyen ani genlik düşümlerini düzeltirken, “Açılma” işlemi ile ani genlik yükselmeleri düzeltilir (Öter ve ark., 2016).

EEG işaretlerinin frekans içeriklerine göre uyku iğciği tespit edilmektedir. Fakat sadece frekans bilgisi yeterli değildir. Bir frekans bileşeninin uyku iğciği olarak işaretlenebilmesi için süresinin en az 0.5 Sn ve en fazla 3 Sn olması gerekmektedir. Süresi 0.5 Sn'den küçük olan ve frekans içeriğine göre uyku iğciği olması beklenen zaman dilimlerinin, morfolojik filtrenin “Açılma” fonksiyonu ile uyku iğciği olarak işaretlenmesi engellenmiştir.

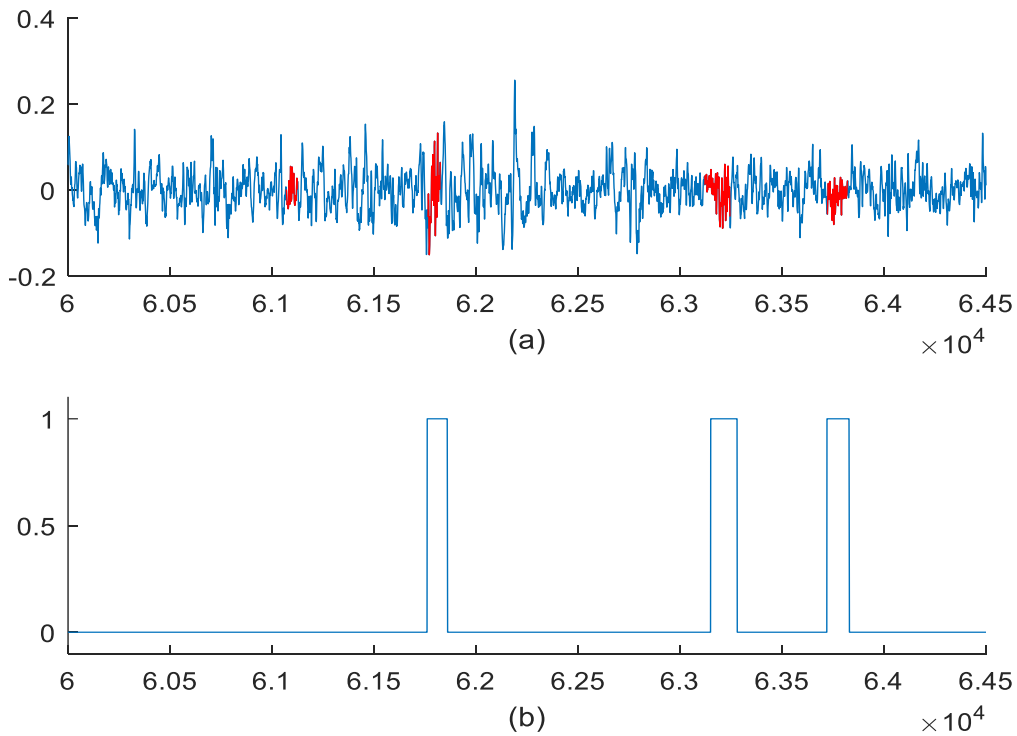
3. SONUÇ VE TARTIŞMA

Şekilde 3’de görsel skorlamacı tarafından skorlanan uyku iğcisinin EEG işareti üzerinde işaretlenmiş şekli görülmektedir. EEG işaretlerinin delta ve teta bantlarının işaret gücü uyanıklık evresinde düşük, NREM evrelerinde daha fazladır. NREM2 evresinin karakteristik belirleyicisi olan uyku iğciği EEG işaretinin 12-16 Hz arasındaki beta bandında bulunur.



Şekil 3. a) EEG işareti ve görsel skorlamacı tarafından işaretlenen uyku iğcikleri. b) EEG işaretinin delta bandı. c) EEG işaretinin beta bandı.

Şekil 4’de görsel skorlamacı tarafından yapılan uyku iğciği skorlamaları, çalışmada kullanılan modelle ilgili skorlama çalışmaları sonuçları detaylı olarak verilmiştir. Şekil 4a’da görsel olarak işaretlenen birinci uyku iğciği YSA ile yapılan otomatik uyku iğciği belirlenmesinde Şekil 4b’de görüldüğü gibi tespit edilememiştir. 50, 100 ve 200 Hz örnekleme frekansları ile örneklenen sekiz EEG kaydı için yapılan çalışmada, uyku iğcikleri otomatik olarak skorlanmıştır.



Şekil 4. a) EEG işreti ve uyku içcıklarının görsel olarak skorlanması. b) YSA ile yapılan otomatik skorlama

Her işaret kaydı görsel olarak incelenerek, genlik ve frekans olarak işaretin genel tabiatına uymayan kısımlar artefakt olarak işaretleterek, skorlama işleminin dışında tutulmuştur. Yapılan bu işlemde sonra, EEG işaretleri, band geçiren filtre kullanılarak Bölüm 2.2'de anlatıldığı gibi delta, theta, alpha ve beta bandlarına ayrılmıştır. Denlem1 kullanılarak her işaret bandı için özellikler çıkarılmıştır. Bu işlem her bir işaret için 0.5 sn genişliğindeki işaret dilimleri alınarak, işaretlerin 0.1 sn kaydırılması ile Şekil 1.b'de gösterildiği elde edilmiştir.

Tablo 1. YSA ile EEG işaretleri üzerinde yapılan uyku içciğı skorlaması sonuçları

EEG İşaretleri	Görsel skorlama ile tespit edilen uyku içciğı sayısı	Otomatik skorlama ile tespit edilen uyku içciğı sayısı	Dođru skorlanan uyku içciğı sayısı
Kayıt1	52	59	46
Kayıt2	60	75	47
Kayıt3	5	14	4
Kayıt4	43	81	32
Kayıt5	56	34	30
Kayıt6	72	44	36
Kayıt7	18	28	14
Kayıt8	48	59	39

DREAMS Sleep Spindles Database veri tabanındaki sekiz EEG kaydının bir görsel skorlamacı tarafından işaretlelenen toplam 354 uyku içciğı için Şekil 2'deki YSA modeli kullanılarak yapılan otomatik olarak içcik belirleme çalışmalarına ait detaylı bilgi Tablo 1'de verilmiştir. Kayıt 1'deki EEG işaretine ve görsel skorlamacı tarafından yapılan görsel skorlamalara göre YSA eğitimi yapılmıştır. Tüm kayıtlar kullanılarak YSA çıkış değerleri elde edilmiştir. Elde edilen çıkış değerleri morfolojik filtreden geçirilerek YSA çıkışının iyileştirilmesi sağlanmıştır. Yapılan çalışmada, 354 uyku içciğininin 248 tanesi doğru olarak tespit edilmiştir.

Bu çalışmada uyku sırasında kaydedilen EEG işaretlerine ait uyku kayıtları kullanılarak uzman bir görsel skorlamacı tarafından yapılan uyku içciğı skorlamaları YSA kullanılarak otomatik olarak belirlenmeye çalışılmıştır. Uzman skorlayıcıların

deneyimine ve çalışma sırasındaki dikkatine göre uyku içiği ve diğer uyku ile ilgili skorlamalar farklılık gösterebilmektedir. Bu yüzden Tablo 1’de her bir kayıt için YSA ile yapılan uyku içiği skorlamaları ve doğru ve yanlış belirlenen uyku içiği sayıları oldukça önemlidir. Özellikle otomatik uyku skorlamaları yapan ve model geliştiren mühendislerin NREM2 ve NREM3 uyku evrelerinin uyku içiklerinin belirlenerek bu evrelerdeki, otomatik skorlama başarısını artıracığı düşünülmektedir. Böylece, uyku laboratuvarı ortamında yaklaşık sekiz saatlik uyku kayıtları ile uğraşan görsel uyku skorlaması yapan uzmanların, uyku skorlama başarılarının artırılması sağlanmış olacaktır.

4. KAYNAKLAR

Akşahin, M. F., Aydın, S., Fırat, H., Eroğul, O., Ardiç, S., (2010) “EEG Senkronizasyon Ölçütleri Kullanarak Uyku Apnesi Çeşitlerinin Sınıflandırılması.” *Biyomut 2010: Antalya*; 21/04/2010 - 24/04/2010,

Berry RB., Brooks R, Gamaldo CE., Harding SM., Lloyd RM., Marcus CL. Vaughn BV. for the American Academy of Sleep Medicine. (2014), The AASM Manual for the Scoring of Sleep and Associated Events: Rules, Terminology and Technical Specifications, Version 2.1. www.aasmnet.org, Darien, Illinois: *American Academy of Sleep Medicine*

Camilleri T. A., Camilleri K. P., Fabri S. G. (2014), Automatic detection of spindles and K-complexes in sleep EEG using switching multiple models. *Biomed. Signal Process. Control* 10, 117–127. 10.1016/j.bspc.2014.01.010.

Gani A, Dogmus O, Acikgoz H, Kececioglu OF, Yildiz C, Sekkeli M (2016). Modeling dynamic characteristics of synchronous motor with radial based artificial neural networks, 1st International Mediterranean Science and Engineering Congress (IMSEC 2016), 4-11.

Hernández-Pereira, Elena, Bolón-Canedo, Veronica, Sánchez-Marño, Noelia, Álvarez-Estévez, Diego, Moret-Bonillo, Vicente, Alonso-Betanzos, Amparo: (2016), A comparison of performance of k-complex classification methods using feature selection. *Inf. Sci.* 328, 1–14.

Hsu, Y.L., Yang, Y.T., Wang, J. S., Hsu C.-Y., (2013), “Automatic sleep stage recurrent neural classifier using energy features of EEG signals”, *Neurocomputing*, vol. 104 p.105–114.

Huupponen E. Clercq W.D., Herrero G.G., Saastamoinen A., Egiazarian K., Varri A., Vanrumste B., Vergult A., Huffel S.V., Paesschen W.V. Hasan J., Himanen S.L., (2006), Determination of dominant simulated spindle frequency with different Methods. *Journal of Neuroscience Methods* 156, 275–283.

Iber, C., Ancoli-Israel, S., Chesson, A., Quan, S. F. for the American Academy of Sleep and Medicine (2007), The AASM manual for the scoring of sleep and associated events: Rules, terminology and technical specifications. *American Academy of Sleep Medicine*

Kilic E., Ozbalci U., Ozcalik H.R., (2012), Lineer Olmayan Dinamik Sistemlerin Yapay Sinir Ağları ile Modellenmesinde MLP ve RBF Yapılarının Karşılaştırılması., *ELECO2012 Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu*, (29.11.2012 - 01.12.2012).

Nonclercq A., C. Urbain, D. Verheulpen, C. Decaestecker, P. Van Bogaert, and P. Peigneux, (2013). Sleep spindle detection through amplitude-frequency normal modelling, *J. Neurosci. Methods*, vol. 214, no. 2, pp. 192-203.

Öter, A , Aydoğan, O , Kıymık, M , Tuncel, D . (2016), Tıkayıcı Uyku Apnesinin Yapay Sinir Ağları ve Morfolojik Filtreler kullanılarak Sınıflandırılması İçin Yeni Yöntem. *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 19 (2), 52-57. DOI: 10.17780/ksujes.74055

Rechtschaffen A. and Kales A., (1968), A manual of standardized terminology, techniques and scoring system for sleep stages of human subjects. *Brain Research Institute/Brain Information Service, Los Angeles, USA.*

Türk Toraks Derneği, (2012), Obstrüktif uyku apne Sendromu Tanı ve Tedavi Uzlaş Raporu, *Türk Torak Dergisi*, Cilt 13,

Virkkala, J., Hasan, J., Varri, A., Himanen, S.-L., Muller, K., (2007) “A Automatic sleep stage classification using two-channel electro-oculography”, *Journal of Neuroscience Methods* vol. 166, p.109–115