

Kahramanmaraş Sutcu Imam University Journal of Engineering Sciences



Tıkayıcı Uyku Apnesinin Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi ile Sınıflamasında Üyelik Fonksiyonlarının Etkisinin İncelenmesi

Investigation of the Effect of Membership Functions in Classification with Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Obstructive Sleep Apnea

Ali ÖTER¹, Osman AYDOĞAN^{*1}, Deniz TUNCEL²

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

² Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi, Tıp Fakültesi, Kahramanmaraş, Türkiye

*Sorumlu Yazar / Corresponding Author: Osman AYDOĞAN, aydogan@ksu.edu.tr

ÖZET

Tıkayıcı tip uyku apnesi (TUA) birçok sonuçları olan uyku bozukluğudur. Yıllardan beri çeşitli sinyaller TUA hastalığının teşhisi için kullanılmıştır. Yapılan önceki çalışmalarda, geceyi uyku laboratuvarında geçiren hastalardan Polisomnografi cihazıyla elde edilen solunum işaretleri kullanılarak TUA belirlemeye dayanır. Bu çalışmada Uyarlamalı Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) kullanılarak 15 hasta için TUA skorlama yapılmıştır. Morfolojik filtreler, ağ çıkışındaki istenmeyen dalgalanmaları basturmak için kullanılmıştır. TUA sınıflandırılmasında, farklı üyelik fonksiyonları için performans değerlendirmeleri yapılarak en uygun üyelik fonksiyonu belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: ANFIS, Polisomnografi, Tıkayıcı Uyku Apnesi, Morfolojik Filtre

ABSTRACT

Obstructive type sleep apnea (OSA) is a sleep disorder that has many results. Various signals have been used for diagnosis of OSA for years. In the previous studies, It has been based on determining the OSA by using respiratory signals from patients who spend the night in the sleep laboratory with polysomnography. In this study, scoring were performed for 15 patients OSA using Adaptive Neural Fuzzy Interfere System (ANFIS). Morphological filters were used to suppress the fluctuations in the network output function. In the OSA classification, the most suitable membership function has been determined by making the performance assessments for different membership functions.

Keywords: ANFIS, Polysomnography, Obstructive Sleep Apnea, Morphological Filters

1. GİRİŞ

Günümüzde çeşitli uyku hastalıkları olduğu bilinmektedir. Bu hastalıkların başlıca kaynağı uyku sırasında meydana gelen solunum bozukluklarıdır. Solunum bozukluklarının birçok türü vardır. Solunum bozukluğu türleri içerisinde en sık görülen, uyku apnesi olarak tanımlanan, uyku sırasında meydana gelen solunum durmalarıdır. Uyku apnesi, uyku esnasında burun veya ağızdaki hava akımının 10 saniye veya daha uzun süre ile kesilmesi olarak tarif edilir. Uyku apnesinin tıkayıcı, merkezi ve karışık olmak üzere üç türü vardır. Görülme sıklığı en yaygın türü Tıkayıcı Uyku Apnesi (TUA) olarak bilinir (Köktürk, 2013). Uyku apnesinin tanısı, genellikle hastanın geceyi uyku laboratuvarında geçirmesi ile elde edilen polisomnografi (PSG) kayıtları ile konulmaktadır. Farklı ülkelerde yapılan araştırmalarda TUA görülme oranı, erkekler için %3,1 - %7,5, kadınlar için %2,1 - %4,5 aralığında bulunmuştur (Punjabi, 2008; Udawadia, 2004).

TUA'nın erken teşhisi ve takibi, tedavinin başarısı açısından önemlidir. Hastalığın teşhisi konulurken PSG cihazları ile hastanın biyolojik ve fizyolojik işaretleri kaydedilir. Bu kayıtlar uzman hekim tarafından görsel olarak incelenir. Uzun uyku kayıtlarının (ortalama sekiz saat) uzman hekim tarafından görsel olarak incelenmesi uzun zaman almakta ve hekim deneyimine

göre yorum farkı oluşabilmektedir. Bundan dolayı bilgisayar algoritmalarına dayalı uzman sitemlerin geliştirilmesi için birçok çalışmalar yapılmıştır. Yapılan bu çalışmalardan bazıları aşağıda özetlenmiştir.

Uyku apnesinin sınıflandırması için, Berdinas ve arkadaşları sekiz farklı hastadan 120 olayın değerlendirildiği uyku apnesi sınıflandırması için yaptıkları çalışmada, 10 katlı çapraz doğrulama kullanılarak ortalama %90 doğruluk oranı ile uyku apnesini sınıflandırmışlardır (Berdinas ve ark., 2012). 2013 yılında Avcı ve arkadaşları, uyku apnesini ANFIS ile belirlemiştir. Yapılan çalışmada PSG'den elde edilen solunum işaretleri 1 dakika ve 3 dakika uzunluklarında belirlenerek dalgacık dönüşümü uygulanmıştır. PhysioNet veri tabanı kullanılarak yapılan bu çalışmada en iyi sonuçlar 3 dakikalık uzunluğa sahip işaretlerden elde edilmiştir (Avcı ve ark., 2013). Çalışmada %95 doğruluk elde edilmiştir. 2016 yılında yapılan çalışmada ise morfolojik filtreler ve YSA birlikte kullanılarak TUA otomatik olarak belirlenmiştir. Yapılan çalışmada 74 farklı hasta için otomatik TUA teşhisi hastalık seviyelerine göre yapılmıştır. Tıkayıcı uyku apnesi ve süresi geliştirilen algoritma kullanılarak %88 ortalama doğruluk oranı ile belirlenmiştir (Aydoğan ve ark., 2016).

Bu çalışmada ANFIS mimarisi ve morfolojik filtreleme yöntemi kullanılarak farklı üyelik fonksiyonları ile TUA skorlaması yapılmıştır. Solunum işaretinin elde edilmesi, solunum işaretinin işaret işleme teknikleri ile işlenmesi 2. bölümde anlatılmıştır. Önerilen yönteme ait bulgular ve sonuçlar 3. bölümünde verilmiştir.

2. MATERYAL VE YÖNTEM

2.1. Verilerin Toplanması

Kullanılan tüm deneysel veriler Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Tıp Fakültesi Araştırma ve Uygulama Hastanesindeki Uyku Laboratuvarından elde edilmiştir. Hasta kayıtları kullanılırken etik kurallara uyulmuştur. Bu yüzden "Polisomnografi Kayıtları Kullanılarak Elektro Fizyolojik İşaretlerin İncelenmesi" başlıklı 10.08.2015 tarihli etik kurulu kararı ile hasta kayıtlarının uyku araştırmalarında kullanılması için bilimsel açıdan sakınca olmadığını gösteren kurul kararı alınmıştır. Bu çalışma için bütün hastalardan gece uykusu boyunca PSG kaydı alınmıştır. PSG kayıtları uyku teknisyeni tarafından görsel olarak skorlanmış, daha sonra uzman hekim incelemesi ile raporlanmıştır. PSG kayıtları apne tipi ve apne/hipopne indeksine göre sınıflandırılmıştır. 15 hasta için, apne tipi belirlenen kayıtlar AHI değerine göre (AHI<5 Normal, 5<AHI<15 hafif, 15<AHI<30 orta, 30<AHI ağır) sınıflandırıldı. Hastalara hasta1, hasta2 gibi isimler verilmiştir.

2.2. Yöntemler

Bu çalışmada F4, C4, O2, E1, E2, Chin, Rleg, Lleg, Nasal Pressure, O2Sat ve Thorax işaretleri kullanılmıştır. PSG işaretleri, bilgisayar algoritmaları ile apne/hipopne skorlaması yapılmadan önce, işaretlerdeki istenmeyen genlik değişimleri (artefaktlar) giderilmiş, DC değerlerin ve yüksek frekanslı bileşenlerin ayıklanması için filtreleme yapılmıştır. Denklem 1 ile işaretlerin 1'er Sn'lik dilimlerde mutlak değerlerinin ortalamaları hesaplanmıştır. Elde edilen yeni işaret dizisi, önerilen ANFIS modelinde giriş olarak kullanılmıştır. Bu ön işlem ile bilgisayar algoritmalarının daha hızlı çalışması sağlanmıştır.

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

Burada, m_j : 1'er saniyelik dilimler halinde solunum işaretinin ortalaması, x : 200 Hz ile örneklenmiş solunum sinyali, N : 1 saniyedeki örnek sayısını göstermektedir.

2.2.1. Bulanık Sınıflandırma Yöntemleri İle Uyku Apnesi Skorlama

Uyku apnesi skorlama işlemi, esasında bir veri kümesinin belirli kurallar ile iki gruba ayrılması işlemidir. Özellikle işaretlerin sınıflandırılmasında yapay sinir ağları (Romero ve ark.,2005; Tagluk ve ark., 2010; Sezgin, 2015) destek vektör makineleri (Khandoker ve ark., 2009) ve bulanık mantık (Yıldız ve ark.,2009) gibi sınıflandırma yöntemleri kullanılmaktadır. Her bir yöntemin kendine has bazı üstün özellikleri vardır. Örneğin, yapay sinir ağlarının öğrenme ve örnekleri tanıma özelliklerin iyi olmasına rağmen, kararların nasıl alındığı konusunda iyi değildir. Bulanık mantık yaklaşımı karar almada çok iyi sonuçlar verir, fakat karar alma sürecinde kural oluşturmayı kendiliğinden gerçekleştiremez (Elmas, 2003).

Bu çalışmada, uyku apnesinin sınıflandırılması için, sinirsel bulanık mantık yaklaşımı kullanılmıştır. Bu yaklaşımda, yapay sinir ağlarının öğrenme yeteneği, en uygunu bulma ve bağlantılı yapılar gibi, bulanık mantığın insan gibi karar verme ve uzman bilgisi sağlama kolaylığı gibi üstünlüklerinin birleştirilmesi esasına dayanmaktadır. Bu yöntemle, bulanık denetim sistemlerine, sinir ağlarının öğrenme ve hesaplama gücü verilirken, sinir ağlarına da bulanık denetimin insan gibi karar verme ve uzman bilgisi sağlama yeteneği kazandırılmaktadır. Bu yöntemle, sinir ağlarının öğrenme ve hesaplama gücü ile, bulanık denetimin insan gibi karar verme ve uzman bilgisi sağlama yeteneği birlikte kullanılmaktadır.

Modern sinirsel bulanık sistemler genellikle ileri beslemeli ve çok katmanlı yapıdadırlar. Son yıllarda birçok araştırmacı tarafından yoğun olarak ANFIS, FALCON, FuNe, RuleNet, GARIC, NEFCLASS, NEFCON, NEFPROX olarak adlandırılan sinirsel bulanık sistemler kullanılmaktadır (Elmas, 2003). Sinirsel bulanık ağlarda öğrenme ile ilgili çok sayıda farklı yaklaşım

bulunmaktadır. Jang'ın ANFIS modeli Sugeno benzeri bulanık sistemi içeren bir yapıdadır ve geri yayımlı öğrenmeyi kullanır (Jang, 1993). Sadece türevlenebilen üyelik fonksiyonlarını kullanarak bunlara ait değişkenleri düzenler. Bu tür modellerde Mamdani tip bulanık sistem kullanılmamaktadır. NEFCLASS, NEFCON ve NEFPROX modeller ise özel öğrenme algoritmaları ile eğitilirler ve Mamdani tip bulanık sistemleri kullanırlar (Elmas, 2003).

2.2.2. ANFIS Modeli

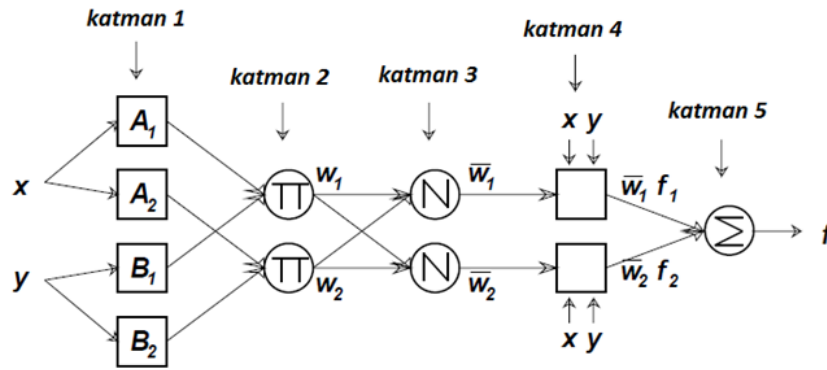
Bulanık çıkarım sistemleri ve çok katmanlı perceptronlar uyarlamalı ağların çok genel hesaplama çalışmalarının özel örnekleridir. Her iki örnekte uyarlamalı ağın geriye yayılma öğrenme yeteneğini almıştır. ANFIS, uyarlamalı ağların, işlevsel olarak bulanık çıkarım sistemine eşdeğer olan bir sınıftır. Açık olarak uyarlamalı ağlara dayanan bulanık çıkarım sistemi veya uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sistemi anlamına gelen ANFIS ismi, Adaptive Network based Fuzzy Inference System veya Adaptive Neuro Fuzzy Inference System olan özgün adının baş harflerinden oluşmuştur. Aynı zamanda bazı kaynaklarda ANFIS, TSK bulanık kuralları ile sinirsel bulanık denetleyici olarak geçmektedir. TSK ise, Sugeno bulanık modeli veya Takagi, Sugeno, Kant bulanık mantık modeli anlamında kullanılmaktadır. Aynı şekilde karma sinir ağları olarak da anılmaktadır.

Aslında bulanık çıkarım sistemi çok katmanlı perceptrona göre daha kuvvetlidir örnek olarak ANFIS denetleyicilerin bazı eşsiz özellikleri tanımlanabilir:

- 1) Öğrenme yeteneği
- 2) Paralel işlem
- 3) Yapılandırılmış bilgi temsili
- 4) Diğer denetim tasarım yöntemleri ile daha iyi bütünleşme

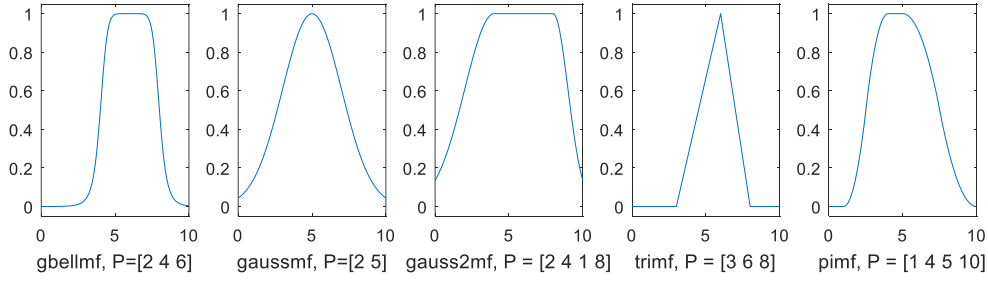
Çok katmanlı perceptron 1. ve 2. özelliklere sahip fakat 3. ve 4. özelliklere sahip değildir. Şekil 1'de ANFIS mimarisi (Jang, 1993) ve Şekil 2'de bulanık mantık üyelik fonksiyonlarından bazıları görülmektedir.

ANFIS modelinin nasıl çalıştığı, çıkış değerlerinin nasıl üretildiği ve nasıl ANFIS'in nasıl öğrendiği Jang tarafından anlatılmıştır (Jang, 1993).



Şekil 1. ANFIS mimarisi

ANFIS sınıflandırma yapılacak bilgiye göre farklı üyelik fonksiyonu (Üçgen, yamuk, pi şekilli, gauss kombinasyonları, Genelleştirilmiş çan eğrisi üyelik fonksiyonu gibi.) seçilerek kullanılabilir. Kullanılacak üyelik fonksiyonu seçilir ve her bir fonksiyon yapısı ayrı ayrı eğitilir. Bu çalışmada, Şekil 2'deki 5 üyelik fonksiyonu kullanılarak farklı üyelik sayıları ile kullanılarak Tablo 1'de belirtilen 7 farklı ANFIS modeli için denemeler yapılmıştır. Yapılan denemelerde en iyi sonucu veren üyelik fonksiyonu belirlenmiştir. Kullanılan her üyelik fonksiyonu ve sayısı için ANFIS1, ANFIS2 gibi farklı model tanımlaması yapılmıştır.



Şekil 2. Bulanık mantık üyelik fonksiyonları

Tablo 1. Çalışılan modeller ve üyelik kullanılan fonksiyonları

Model Numarası	Üyelik Fonksiyonu Sayısı	Üyelik Fonksiyonu
ANFIS1	2	gbellmf
ANFIS2	3	gbellmf
ANFIS3	4	gbellmf
ANFIS4	2	gaussmf
ANFIS5	2	gauss2mf
ANFIS6	2	trimf
ANFIS7	2	pimf

2.3. Morfolojik Filtreler

Filtreler, işaret işlemenin vazgeçilmez araçlarından birisidir. Filtre tasarımları, genellikle işaretlerin frekansları ile ilgilidir. Filtreleme işleminden sonra bir miktar zaman/faz kayması olmaktadır. Ancak işaretlerin şekli değil de biçimi üzerinde çalışan morfolojik filtrelerde bu zaman kaymaları olmamaktadır. Alçak geçiren bir filtre gibi çalışan morfolojik filtreler, istenilen pencere genişliğinde hızlı işaret değişimlerini önlemektedir.

Morfolojik filtrelerde, “Aşınma” ve genişleme” işlemlerinin birbiri ardına kullanılması ile Açılma ve Kapanma üst seviyeli işlem operatörleri oluşturulur. Özellikle görüntü işlemede kullanılan morfolojik filtreler, bir boyutlu işaretler için de rahatlıkla kullanılabilir. Morfolojik filtreler “Kapanma” işlemi ile işaret genliğindeki istenilmeyen ani genlik düşümlerini elimine ederken, “Açılma” işlemi ile ani genlik yükselmelerini elimine eder (Öter, 2017).

2.4. Sınıflandırma Performanslarını Değerlendirilmesi

Algoritma ve YSA ile yapılan sınıflandırmanın performansı doğruluk hesaplanması ile belirlenmiştir. Bu değerlendirmeler örüntü tanıma uygulamalarında sınıflandırma için ortak bir yöntem olarak kullanılmaktadır (Aydoğan,2016).

$$\text{Doğruluk} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (2)$$

TP, FP, TN ve FN sırasıyla doğru pozitif, yanlış pozitif, doğru negatif ve yanlış negatifleri gösterir.

3. SONUÇ ve TARTIŞMA

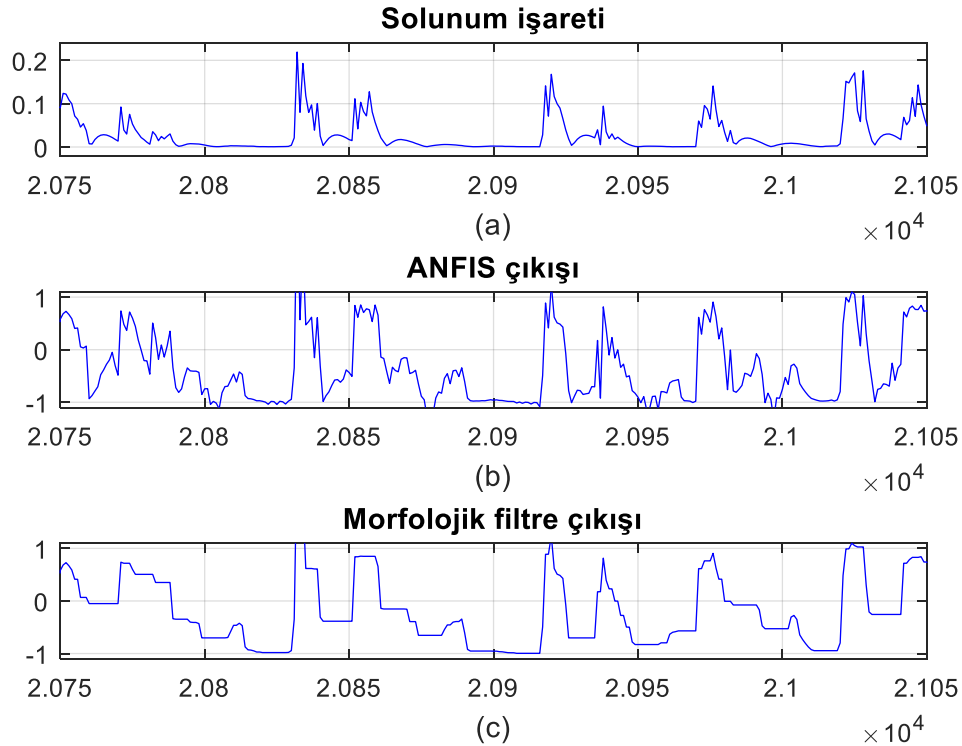
PSG kayıtları kullanılan AHI değeri 6 ile 77 arasında değişen 15 TUA hastası için, ANFIS ve morfolojik filtreler ile TUA durumları belirlenmiştir. ANFIS ve morfolojik filtre kullanılarak elde edilen TUA skorlama başarısı Denklem 2 kullanılarak toplam doğruluk oranları (%) olarak hesaplanmıştır.

Solunum işaretlerinden çıkarılan işaret özellik vektörleri, Tablo 2’de gösterilen 7 farklı ANFIS modeli için kullanılmıştır. Bir hasta ile ANFIS optimize edilmiş, eğitim dahil diğer hastalar için test edilmiştir. Bu denemelere ait sonuçlar Tablo 2’de detaylı şekilde verilmiştir. 7 farklı ANFIS modelinin hesaplanması ile yapılan sınıflandırmada, skorlama başarısı toplam doğruluk oranı en küçük 80,95, en büyük 95,67 ve ortalaması 90,42 olarak hesaplanmıştır. En iyi model olarak gauss2mf fonksiyonunun kullanıldığı ANFIS5 modeli belirlenerek sınıflandırma çalışmaları yapılmıştır

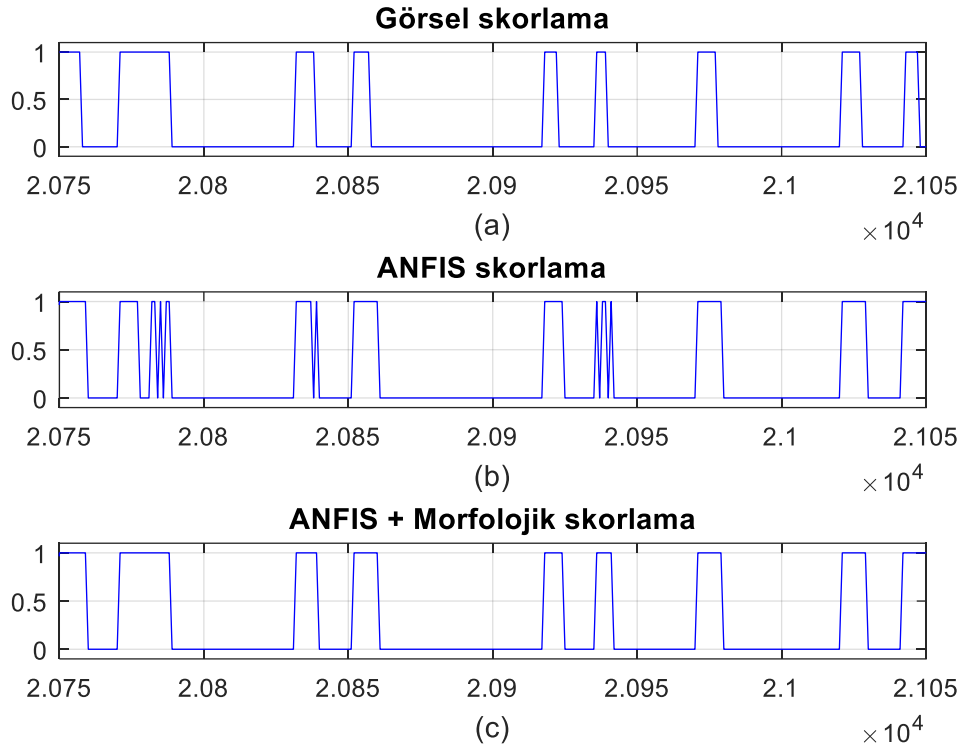
Tablo 2. ANFIS ve morfolojik filtreler ile otomatik olarak yapılan TUA sonuçları.

Hasta İsimleri	AHI	Kullanılan ANFIS Modellerinin toplam doğruluk oranları (%)						
		ANFIS1	ANFIS2	ANFIS3	ANFIS4	ANFIS5	ANFIS6	ANFIS7
Hasta1	6	92,97	91,43	91,62	92,7	93,86	92,75	93,96
Hasta2	7	90,51	90,24	90,1	91,89	92,34	92,14	91,55
Hasta3	9	91,52	92,54	93,53	94,57	95,67	94,95	94,65
Hasta4	11	90	90,01	90,25	89,83	90,12	89,97	90,4
Hasta5	12	94,05	92,19	92,69	94,22	94,22	94,06	94,25
Hasta6	13	88,55	86,4	87,61	87,36	89,44	87,49	90,9
Hasta7	17	91,15	90,89	90,46	91,7	91,3	91,92	92
Hasta8	17	91,99	91,83	91,39	93,12	93,29	93,17	93,24
Hasta9	18	90,53	89,24	88,61	91,79	91,53	90,93	91,35
Hasta10	26	90,18	90,24	89,2	91,78	92,1	91,14	91,29
Hasta11	36	81,95	82,16	82,19	82,08	83,23	82,49	82,11
Hasta12	37	88,63	88,84	88,33	91,55	92,45	91,42	90,45
Hasta13	43	86,45	86,46	86,11	89,22	89,51	88,68	86,83
Hasta14	55	84,95	85,69	85,09	86,13	86,26	85,6	84,09
Hasta15	77	81,01	81,23	81,75	81,33	80,95	83,02	82,01
En Düşük	6,00	81,01	81,23	81,75	81,33	80,95	82,49	82,01
En yüksek	77,00	94,05	92,54	93,53	94,57	95,67	94,95	94,65
Ortalama	25,60	88,96	88,63	88,60	89,95	90,42	89,98	89,94

Uzman hekim tarafından 300 saniyelik zaman diliminde 8 adet TUA belirlenen hasta için yapılan otomatik TUA skorlaması Şekil 3 ve Şekil 4'te gösterilmiştir. Şekil 3a'da solunum işareti, Şekil 3b'de ANFIS çıkışı ve Şekil 3c'de ANFIS çıkışının morfolojik filtre kullanılarak düzeltildikten sonraki hali gösterilmiştir. Uzman hekim tarafından görsel olarak belirlenen TUA durumları Şekil 4a'da, ANFIS çıkışının otomatik skorlanması ile belirlenen TUA durumları Şekil 4b'de ve morfolojik filtre çıkışının otomatik olarak skorlanması ile belirlenen TUA durumları Şekil 4c'de gösterilmiştir. Şekil 4b ve Şekil 4c birlikte değerlendirildiğinde, morfolojik filtrenin düzeltme etkisi görülmektedir.



Şekil 3. (a) Solunum işaretinin 1 saniyelik dilimler halinde alınan işaretin mutlak değerlerinin ortalaması. (b) Önerilen yöntem ile elde edilen ANFIS çıkış fonksiyonu. (c) Önerilen yöntem ile Morfolojik filtre çıkışından elde edilen çıkış fonksiyonu



Şekil 4. (a) Uzman hekim tarafından yapılan görsel skorumla (b) ANFIS kullanılarak yapılan otomatik TUA skorumla. (c) ANFIS ve morfolojik filtre ile yapılan otomatik TUA skorumla.

Yapılan denemelerde seçilen ANFIS modellerinin sınıflandırma başarılarının birbirlerine yakın olduğu görülmüştür. İşaretlerin ve özellik vektörlerinin uygun seçilmesi ile birlikte, yapay sinir ağlarının öğrenme yeteneği ile bulanık mantığın insan gibi karar verme yeteneğini bir arada bulandıran ANFIS modelinin seçilmesi çok etkili olmuştur. ANFIS modelinde, farklı sayıda aynı üyelik fonksiyonunun ya da aynı sayıda farklı üyelik fonksiyonlarının kullanılması sonuç üzerinde fazla bir değişiklik meydana getirmemiştir. Bununla birlikte gauss2mf üyelik fonksiyonunun kullanıldığı ANFIS5 modeli en iyi sonuçları vermiştir.

Bu çalışmada gece uykusunun tamamı ve geceyi laboratuvarında geçiren bütün hastalar skorumla işlemine tabi tutulmuştur. Sınırlı zamanda, uyku uzmanı tarafından ortalama sekiz saatlik uykunun skorumla esnasında bazı yorum farklılıkları olmakta ve bu durum uzman hekim tarafından teyit edilmektedir. Uyku apnesinin skorumla konusunda çalışmalar devam etmekte olup, var olan algoritmanın iyileştirilmesi ve yeni yöntemlerin skorumla ve sınıflandırma işlemlerinde kullanılmasına çalışılmaktadır.

4. KAYNAKLAR

- Avcı, C., Bilgin G., (2013) Sleep Apnea Detection Using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, *Engineering*, 2013, 5, 259-263
- Aydoğan, O., Öter, A., Güney, K., Kıymık, M.K., Tuncel, D. (2016). Automatic Diagnosis of Obstructive Sleep Apnea/Hypopnea Events Using Respiratory Signals. *Journal of Medical Systems*, 40(12), Doi: 10.1007/s10916-016-0624-0
- Berdiñas, B.G., Pereira E.H., Barral D.P. (2012). A mixture of experts for classifying sleep apneas. *Expert Systems with Applications*, 7084–7092.
- Elmas, Ç., (2003) Bulanık Mantık Denetleyiciler, *Seçkin Yayıncılık A. Ş.*
- Jang, Jyh-Shing Roger., (1993), ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System, *Department of Electrical Engineering and Computer Science University of California, Berkeley*, 665-685
- Khandoker, A.H., Karmakar C.K., Palaniswami M. (2009). Automated recognition of patients with obstructive sleep apnoea using wavelet-based features of electrocardiogram recordings. *Computers in Biology and Medicine*, 88--96
- Köktürk, O., (2013) "Uyku Kayıtlarının Skorumla", *Türk Solunum Araştırma Derneği*, Solunum
- Öter, A., (2016). Modern Parametrik Yöntemler ile Akıllı Sistemler Kullanarak Uyku Apnesinin Teşhisi ve Sınıflandırılması, *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-Elektronik Mühendisi Anabilim Dalı*

Punjabi, N. (2008). The epidemiology of adult obstructive sleep apnea. *Proc Am Thorac Soc*, 136-143

Romero, O.F., Berdinas B.G., Betanzos A.A., Bonillo V.M. (2005). A new method for sleep apnea classification using wavelets and feedforward neural networks. *Artificial Intelligence in Medicine*, 65-76.

Sezgin, N. (2015). EMG classification in obstructive sleep apnea syndrome and periodic limb movement syndrome patients by using wavelet packet transform and extreme learning machine. *Turk J Elec Eng & Comp Sci*, 873-884.

Tagluk, M. E., Akin M., Sezgin N. (2010). Classification of sleep apnea by using wavelet transform and artificial. *Expert Systems with Applications*, 1600–1607.

Udwadia, Z. D. (2004). Prevalence of sleep disordered breathing and sleep apnea in middle-aged urban Indian men. *Am J Respir Crit Care Med*, 169-168.

Yildiz, A., Akin M., Poyraz M. (2009). Application of adaptive neuro-fuzzy inference system for vigilance level estimation by using wavelet-entropy feature extraction. *Expert Systems with Applications*, 7390–7399.