

UYKU BRUKSİZMİNİN EMG ANALİZİYLE OTOMATİK TESPİTİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ÖZGE ÇEKİRGE

**MERSİN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI**

**MERSİN
KASIM- 2019**

UYKU BRUKSİZMİNİN EMG ANALİZİYLE OTOMATİK TESPİTİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

ÖZGE ÇEKİRGE

**MERSİN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

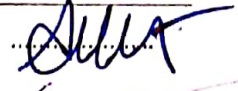
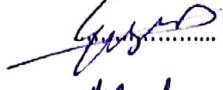
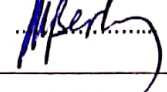
**ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI**

**Danışman
Dr. Öğr. Üyesi Evren DEĞİRMENCİ**

**MERSİN
KASIM - 2019**

ONAY

Özge ÇEKİRGE tarafından Evren DEĞİRMENCİ danışmanlığında hazırlanan "Uyku Bruksizminin EMG Analiziyle Otomatik Tespiti" başlıklı çalışma aşağıda imzaları bulunan jüri üyeleri tarafından 29/11/2019 tarihinde yapılan Tez Savunma Sınavı sonucunda oy birliği ile Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

Görevi	Ünvanı, Adı ve Soyadı	İmza
Başkan	Dr. Öğr. Üyesi Ahmet Naci METE	
Üye	Dr. Öğr. Üyesi Evren DEĞİRMENCİ (Danışman)	
Üye	Dr. Öğr. Üyesi Mustafa Berkan BİÇER	

Yukarıdaki Jüri kararı Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 02/01/2020 tarih ve 2020.01/06 sayılı kararıyla onaylanmıştır.



Bu tezde kullanılan özgün bilgiler, şekil, tablo ve fotoğraflardan kaynak göstermeden alıntı yapmak 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunu hükümlerine tabidir.

ETİK BEYAN

Mersin Üniversitesi Lisansüstü Eğitim-Öğretim Yönetmeliğinde belirtilen kurallara uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada,

- Tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Görsel, işitsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçları bilimsel ahlâk kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu,
- Atıfta bulunduğum eserlerin tümünü kaynak olarak kullandığımı,
- Kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı,
- Bu tezin herhangi bir bölümünü Mersin Üniversitesi veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı,
- Tezin tüm telif haklarını Mersin Üniversitesi'ne devrettiğimi

beyan ederim.

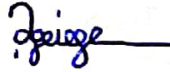
ETHICAL DECLARATION

This thesis is prepared in accordance with the rules specified in Mersin University Graduate Education Regulation and I declare to comply with the following conditions:

- I have obtained all the information and the documents of the thesis in accordance with the academic rules.
- I presented all the visual, auditory and written informations and results in accordance with scientific ethics.
- I refer in accordance with the norms of scientific works about the case of exploitation of others' works.
- I used all of the referred works as the references.
- I did not do any tampering in the used data.
- I did not present any part of this thesis as an another thesis at Mersin University or another university.
- I transfer all copyrights of this thesis to the Mersin University.

29 Kasım 2019 / 29 November 2019

İmza / Signature



Öğrenci Adı ve Soyadı / Student Name and Surname

Özge GEKİRGE

ÖZET

UYKU BRUKSİZMİNİN EMG ANALİZİYLE OTOMATİK TESPİTİ

Uyku bruksizmi çoğunlukla stres kaynaklı ortaya çıkan ve yaşam kalitesini olumsuz etkileyen bir hastalıktır. Uyku sırasında çiğneme kaslarının bilinçsiz olarak kasılmasıyla dişlerin gıcırdatılması ve sıkılmasına sebep olmaktadır. Bu kaslarda meydana gelen aktivitelerin tespiti hastalığa tanı koyma sürecinde önem arz etmektedir. Bu tez çalışmasında EMG analiz yöntemleri, uyku bruksizmi epizot tanımı doğrultusunda uyumlaştırılmıştır. Frekans, zaman ve zaman-frekans düzleminde uyku bruksizmi epizotları incelenmiş ve epizotların arka plan gürültüsünden ayırt edici özellikleri araştırılmıştır. Zaman düzleminde filtreleme, rektifikasyon, zarflama ve eşikleme için farklı yöntemler denenmiştir. Denenen yöntemler farklı algoritmalar dâhilinde birleştirilmiştir. Algoritmaların hassasiyet, kesinlik ve kaçırma oranı değerleri kıyaslanmış; avantajlı ve dezavantajlı oldukları noktalar ortaya konulmuştur. Sonuç olarak, kayıtlanmış EMG sinyalleri üzerinde otomatik uyku bruksizmi epizotlarını işaretleyerek; saat başı meydana gelme, ortalama epizot süresi, ortalama epizot genliği gibi verileri çıktı olarak verebilen bir algoritma bütünü elde edilmiştir. Böylece, hekimlere detaylı olarak otomatik analiz seçeneği sunulmuş olmaktadır. Ayrıca, gerçek zamanlı sistemlere entegre edilebilirlik dikkate alınarak geliştirilen algoritma, ileriki çalışmalarda gerçek zamanlı biyogeribildirimli tedavi sistemleri ile birlikte çalışabilecek niteliktedir.

Anahtar Kelimeler: Uyku Bruksizmi, Diş Sıkma ve Gıcırdatma, Elektromiyografi (EMG), Gürültü Filtreleme, Sinyal Epizot Tespiti.

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi, Evren DEĞİRMENCİ, Mersin Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Mersin.

ABSTRACT

AUTOMATIC DETECTION OF SLEEP BRUXISM WITH EMG ANALYSIS

Sleep bruxism is an illness usually sourced by stress and bringing out negative effects on quality of life. It causes tooth grinding and clenching with contraction of masticating muscles unconsciously during sleep. It is critical to detect activities of these muscles for diagnosis. In thesis work, EMG analysis methods have been adapted to the definition of sleep bruxism patterns. Sleep bruxism patterns have been analyzed in time, frequency and time-frequency domains. Distinguishing features of sleep bruxism patterns from background noise have been investigated. Different methods have been conducted for filtration, rectification, enveloping and thresholding in time domain. Tested methods have been combined as different algorithms. Sensitivity, precision and miss rate values of algorithms have been compared. Therefore, the advantages and disadvantages of algorithms have been presented. In conclusion, by marking sleep bruxism patterns automatically on recorded EMG signals, a combined algorithm which can give information like pattern existence per hour, average pattern duration, average pattern magnitude as an output has been acquired. Thus, automatic analysis of sleep bruxism has been provided for medical doctors. Moreover, thanks to the algorithm developed taking account of integration to real time systems, it is possible to use it to cowork with real time biofeedback treatment systems in future works.

Keywords: Sleep Bruxism, Teeth Grinding and Clenching, Electromyography (EMG), Denoising, Signal Pattern Detection.

Advisor: Assoc. Prof. Dr. Evren DEĞİRMENÇİ, Department of Electrical and Electronics Engineering, University of Mersin, Mersin.

TEŞEKKÜR

Tez çalışmamın başından sonuna kadar karşılaştığım her türlü sorunun aşılmasında bana yardımcı olan, hoşgörüsü, desteği ve bilgisiyle bana yol gösteren değerli hocam ve tez danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Evren DEĞİRMENCİ'ye teşekkür ederim. Bölümümüz ile işbirliği içerisinde çalışmaya gönüllü olarak, her türlü veri ve bilgi paylaşımında bulunan ve birlikte çalışma imkânı sunan Uzm. Dr. Seyfi ARSLAN'a teşekkür ve saygılarımı sunarım. Tez savunma jürisinde bulunan, tavsiye ve değerlendirmelerini esirgemeyen Dr. Öğr. Üyesi Ahmet Naci METE ve Dr. Öğr. Üyesi Mustafa Berkan BİÇER'e teşekkür ederim. Yüksek lisans eğitimim boyunca, her zaman teşvik edici ve örnek çalışmalarıyla akademik vizyonuma katkıda bulunan Prof. Dr. Ülkü ÇÖMELEKOĞLU'na teşekkür ve saygılarımı sunarım. Tez çalışmalarım sırasında fikir alışverişlerinden kaçınmayarak yardım ve yönlendirmelerde bulunan dönem arkadaşlarıma ayırdıkları değerli zaman ve katkılarından dolayı teşekkür ederim. Ayrıca, tez çalışmalarımın tamamlanmasını anlayış ve sabırla bekleyen çalışma arkadaşlarıma teşekkür ve sevgilerimi sunarım.



İÇİNDEKİLER

	Sayfa
İÇ KAPAK	ii
ONAY	iii
ETİK BEYAN	iv
ÖZET	v
ABSTRACT	vi
TEŞEKKÜR	vii
İÇİNDEKİLER	viii
TABLolar DİZİNİ	ix
ŞEKİLLER DİZİNİ	x
KISALTMALAR ve SİMGELER	xi
1. GİRİŞ	1
2. KAYNAK ARAŞTIRMALARI	3
2.1. Uyku Bruksizmi (UB)	3
2.2. UB Tespit Yöntemleri	6
2.3. EMG Sinyallerinin İşlenmesi	9
2.4. UB EMG Sinyallerinin İşlenmesi	12
3. MATERYAL ve YÖNTEM	14
3.1. Retrospektif Veri Edinimi	14
3.2. Sinyal Ön İşleme	15
3.3. Rektifikasyon	20
3.4. Zarflama	21
3.4.1. RMS Zarflama	21
3.4.2. Tepe Zarflama	21
3.4.3. Tepe ve RMS Zarflama	22
3.5. Genlik Eşikleme	22
3.6. Süre Eşikleme	23
3.7. Algoritma Oluşturma	24
3.8. Algoritmaların Performansını Karşılaştırma	24
4. BULGULAR	26
5. SONUÇLAR ve ÖNERİLER	55
KAYNAKLAR	57
ÖZGEÇMİŞ	59

TABLÖLAR DİZİNİ

	Sayfa
Tablo 2.1. Pintado ve arkadaşlarının UB tespitinde kullandığı anket soruları.	6
Tablo 3.1. Frekans düzleminde oluşturulan kare filtrenin zaman düzlemindeki karşılığı.	16
Tablo 3.2. Algoritma varyasyonları.	24
Tablo 4.1. Hasta kayıtları.	26
Tablo 4.2. Hasta 1 için Algoritmaların Sonuçları.	49
Tablo 4.3. Hasta 2 için Algoritmaların Sonuçları.	50
Tablo 4.4. Hasta 1 için Optimize Algoritma Sonuçları.	54



ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa
Şekil 2.1. Kumar ve arkadaşlarının deney prosedürü [20].	10
Şekil 3.1. PSG cihazı ile EMG kayıtlarının alınması: (a) elektrotların kas üzerine yerleşimi; (b) kullanılan PSG kayıt cihazı; (c) kullanılan yüzey EMG elektrotları.	14
Şekil 3.2. PSG analiz yazılımı .	15
Şekil 3.3. (a) Daubechies 2 dalgacık fonksiyonu; (b) Aksiyon potansiyeli.	19
Şekil 3.4. Adaptif genlik eşikleme yöntemi akış diagramı.	23
Şekil 4.1. PSG yazılımı üzerinde bruksizm epizotlarının işaretlenmesi.	26
Şekil 4.2. Ham EMG sinyali.	27
Şekil 4.3. DC ofseti atılmış EMG sinyali.	27
Şekil 4.4. Bütün sinyalin 0 Hz çevresinde odaklanmış frekans spektrumu.	28
Şekil 4.5. Bölgesel ofset kaldırma: (a) Pencere genişliği=3; (b) Pencere genişliği=18; (c) Pencere genişliği=180.	29
Şekil 4.6. TKEO kullanılarak taban hattı kaymasını kaldırma.	30
Şekil 4.7. Bruksizm epizotu: (a) Ham sinyal; (b) Bölgesel ofset kaldırma ve TKEO yöntemlerinin karşılaştırılması.	31
Şekil 4.8. Epizot frekans spektrumları (a) 6 adet epizot; (b) 6 epizotun ortak spektrumu	32
Şekil 4.9. Burstler (B1, B2, B3, B4, B5, B6) ve durağanlıklar (D1, D2, D3, D4, D5, D6).	33
Şekil 4.10. Burst frekans spektrumları (a) 6 burst; (b) 6 burst'ün ortak frekansları.	34
Şekil 4.11. Durağanlık frekans spektrumları (a) 6 durağanlık; (b) 6 durağanlık'ın ortak frekansları.	34
Şekil 4.12. Bir epizota ait DD incelemesi (a) Zaman düzleminde epizot; (b) Zaman-ölçek düzleminde DD katsayıları.	35
Şekil 4.13. 'db2' dalgacığı için frekans-ölçek grafiği.	36
Şekil 4.14. Rektifikasyon yöntemleri: (a) Mutlak değeri alınmış epizot; (b) Negatif değerleri 0'a çekilmiş epizot; (c) Mutlak değeri alınmış ve negatif değeri 0'a çekilmiş epizotların karşılaştırılması.	37
Şekil 4.15. Epizotun ham, mutlak değeri alınmış, negatif değerleri sıfıra çekilmiş hâllerinin frekans spektrumları.	38
Şekil 4.16. Mutlak değeri alınmış bütün sinyal.	38
Şekil 4.17. RMS zarflama: (a) Pencere genişliği=3; (b) Pencere genişliği=9; (c) Pencere genişliği=27; (d) Pencere genişliği=45; (e) Pencere genişliği=81; (f) Pencere genişliği=135.	40
Şekil 4.18. Tepe zarflama: (a) Pencere genişliği=3; (b) Pencere genişliği=9; (c) Pencere genişliği=27; (d) Pencere genişliği=45; (e) Pencere genişliği=81; (f) Pencere genişliği=135.	42
Şekil 4.19. (a) Zaman düzleminde kare pencere ve (b) Frekans spektrumu.	44
Şekil 4.20. Farklı pencere boyutları ile tepe-RMS zarflama yöntemleri: Tepe pencere genişliği=81; (a) Sadece tepe zarflama; (b) RMS pencere genişliği=9; (b) RMS pencere genişliği=81; (b) RMS pencere genişliği=135.	44
Şekil 4.21. Farklı pencere boyutları ile tepe-RMS zarflama yöntemleri: Tepe pencere genişliği=135; (a) Sadece tepe zarflama; (b) RMS pencere genişliği=81; (b) RMS pencere genişliği=135.	46
Şekil 4.22. Epizot üzerinde genlik eşikini geçen bölgeler.	47
Şekil 4.23. Adaptif eşik bütün sinyal boyunca değişimi.	48
Şekil 4.24. Fazık ve tonik sinyal parçalarının epizot üzerinde işaretlenmesi.	49
Şekil 4.25. Epizotlar için algoritma 1, 2, 3 ve 4'ün tespit ettiği süreler.	51
Şekil 4.26. Epizotlar için algoritma 1, 2, 3 ve 4'ün tespit ettiği ortalama genlikler.	51
Şekil 4.27. Epizot 16 (a) Algoritma 1'in zarf eğrisi ve eşik değeri; (b) Algoritma 3'ün zarf eğrisi ve eşik değeri.	53
Şekil 4.28. Epizot 17 (a) Algoritma 1'in zarf eğrisi ve eşik değeri; (b) Algoritma 3'ün zarf eğrisi ve eşik değeri.	53

KISALTMALAR ve SİMGELER

Kısaltma/Simge	Tanım
AFD	Ayrık Fourier Dönüşümü (Discrete Fourier Transform: DFT)
DD	Dalgacık Dönüşümü (Wavelet Transform: WT)
EEG	Elektroensefalografi
EKG	Elektrokardiyografi
EMG	Elektromiyografi
EOG	Elektrookülografi
FFT	Hızlı Fourier Dönüşümü (Fast Fourier Transform)
FP	Yanlış Pozitif (False Positive)
MGK	Maksimum Gönüllü Kasılma (Maximum Voluntary Contraction: MVC)
P	Pozitif
PSG	Polisomnografi
REM	Hızlı Göz Hareketi (Rapid Eye Movement)
RMMA	Ritmik Çiğneme Kası Aktivitesi (Rhythmic Masticatory Muscle Activity)
TKEO	Teager Kaiser Enerji Operatörü
TP	Gerçek Pozitif (True Positive)
UB	Uyku Bruksizmi

1. GİRİŞ

Bruksizm; istemsizce çiğneme kaslarının (Masseter kası ve Temporalis kas) kasılmasıyla, dişlerin gıcırdatılma ve sıkılma hâlidir. Uyanık bruksizm ve uyku bruksizmi (UB) olarak iki türe ayrılmaktadır [1]. Tezin ilgilendiği kısım uykudayken diş gıcırdatma ve sıkma hâli olan UB'dir.

Dünya nüfusunun %85-90'ında görülen bu hastalığın %5'i klinik vaka olarak tanımlanmaktadır [2]. Uyku bozukluğu, dişlerin gıcırdatılması, dişlerin birbirine sürtünmesinden oluşan hasar, uyanınca temporal lobta oluşan şiddetli baş ağrısı, şiddetli çene kası ağrısı, çene kasının bulunduğu bölgede şişkinlik ve çiğneme eklemiindeki problem bu rahatsızlığın sonuçları olarak gözlemlenmektedir [1].

UB hastalarının hastalık hakkında farkındalık kazanması kolay olmamaktadır. Uyku sırasında bilinçsizce meydana gelen kas aktiviteleri hasta tarafından fark edilemeyebilmektedir. Ancak uyku sırasında hastanın yanında olan bir partner tarafından bu durumun varlığı anlaşılabilmektedir. Partner olmadığı durumlarda ise şiddetli baş ağrıları, diş aşınmaları yaşandıktan sonra hasta bir diş hekimine veya nöroloğa başvurabilmektedir.

Diş hekimi ve nöroloğun tanı koyabilmek için kullandığı güncel yöntemler ise anketler ile sorular sormak veya polisomnografi (PSG) ile uyku laboratuvarında hastayı yatırarak izlemek olmaktadır. Anketlerin sübjektif olmasına karşılık, uyku laboratuvarları da oldukça maliyetli olabilmektedir. Uyku laboratuvarlarında birçok uyku bozukluğuna bakılmaktadır, dolayısıyla yoğunluklar yaşanabilmekte, bu durum uzun bekleme sürelerine sebebiyet verebilmektedir. Tanı için PSG kullanımı hasta için ve doktor için zaman ve maliyet açısından dezavantaj halini alabilmektedir.

UB'nin kabul görmüş tanımı çerçevesinde, tanı için çiğneme kaslarından alınan elektromiyografi (EMG) kayıtları yeterli olabilmektedir. Dolayısıyla, EMG kayıtlarından çıkarım yapmak üzere UB tanı destek sistemleri geliştirilmesi mümkündür. Böylece, taşınabilir EMG cihazları ile hasta kendi evinde sıra beklemeden ve uygun maliyetli bir şekilde kayıt alabilir. Daha ileri bir nokta için ise, hastanın EMG ölçümleri yapılırken UB aktivitelerinin yakalandığı süre zarflarında hastaya uyarımsal bir geri bildirim verilmesiyle, hastanın uyku sırasındaki kas aktivitelerinin önüne geçilebilir.

İlk aşamada alınan kayıtların doğru bir şekilde işlenebildiğinin ve UB aktivitelerinin ayırt edilerek sayılabildiğinin; yazılım ile doğru tanının konulabildiğinin garanti altına alınması gerekmektedir. Bu doğrultudaki tezin temel amacı, UB'de çene EMG'si kayıtlarının verimli şekilde işlenmesi ve UB epizotlarının işaretlenmesi ve sayılması ile çene EMG'si ile yeterli olabilecek tanı sistemlerinin geliştirilmesini teşvik etmektir. Çene EMG'sinden UB'nin teknik tanımına uyan kısımlarının ayrıştırılması ve otomatik işaretleme sonuçlarının doktorların

analizine sunulabileceği bir sistem öngörülmektedir. Böylece, hekimler için tanı karar destek niteliği taşıyacak bir yazılım oluşturulabilecek; hekimlerin tanı için zaman kazanmasının önü açılacaktır. Ayrıca, ileriye dönük çalışmalar çerçevesinde tespit algoritmasının biyogeribildirimli tedavi sistemlerine entegrasyonu mümkün olacaktır.

UB tanısını yüksek doğrulukta otomatik olarak koyabilmek üzere ve ileriki çalışmalarda gerçek zamanlı tedavi yöntemlerine entegrasyon edilebilirlik de dikkate alınarak tezin çerçevesi oluşturulmuştur. Bu doğrultuda, uyku laboratuvarında daha önceden kayıtlanmış UB hastalarının PSG verileri toplanmış, UB epizotları için ayırt edici özellikler araştırılmış, epizotların otomatik olarak işaretlenmesi için farklı algoritmalar geliştirilmiş ve bu algoritmaların hassasiyetleri, doğrulukları ve kayıp oranları incelenmiş ve optimizasyonları sağlanmıştır.



2. KAYNAK ARAŞTIRMALARI

2.1. Uyku Bruksizmi (UB)

UB, esasen normal bireylerdeki oromotor çiğneme kası aktivitelerinin uyku sırasında aşırı olarak meydana gelmesidir [3]. Ancak, etiyolojik açıdan bu durum henüz tam olarak anlaşılabilmiş değildir. Yine de, UB için risk faktörü çıkarımları yapılmıştır. UB'nin genetik aktarımı araştırıldığında, aile fertlerinden en az birinin UB hastası olması durumunda kişide de UB görülme sıklığının %20-50 seviyelerini bulduğu sonucuna ulaşılmıştır [4]. Ancak, ikizlerle yapılan genetik UB araştırmaları yeterli olmamış, herhangi bir gen UB ile bağdaştırılamamıştır. Sadece son zamanlarda yapılan bir çalışma, bir gen varyasyonunun (rs6313) UB riskini 4 kat daha arttırdığı tespit etmiştir. Bruksizmli bir çocukluk dönemi de yetişkinlikte UB riskini etkilemektedir. Çocuklukta meydana gelen UB, yetişkinlikte %86 oranında devam etmektedir [4]. Anksiyete, nevrotizm, rekabetçilik, duygusal gerilim, asabiyet, stres gibi psikolojik faktörlerin de UB için önemli bir rol oynadığı düşünülmektedir. UB'ye sahip çocuklar ve yetişkinlerin daha endişeli, agresif ve hiperaktif oldukları bildirilmiştir. Dahası, UB hastaları kişilikleri dolayısıyla gün içerisinde gerçekleşen olayları kabullenmeye daha dirençli olmaktadır [5]. Dental bakış açısıyla; normal oklüzyona sahip bireylerde UB'nin daha düşük olması sebebiyle; oklüzal faktörler UB için en önemli risk faktörleri olarak kanıksanmıştır. Ancak bu varsayım artık kabul görmemektedir [4]. Benzer şekilde, temporomandibular bozuklukların UB ile bağlantısı araştırılmış; ancak tatmin edici sonuçlara ulaşılamamıştır [6]. UB'nin görülme riskini etkileyen diğer bir faktör ise Parkinson, epilepsi, dikkat eksikliği ve hiperaktivite bozukluğu (ADHD), gastroözofageal reflü, parasomnia, huzursuz bacak sendromu, uykuda solunum bozukluğu, obstrüktif uyku apnesi gibi medikal bozuklukların bulunmasıdır [4]. Ayrıca; UB, serebral palsi, mental gerilik, oromandibular distoni, faciomandibular distoni gibi sinir hastalıklarına eşlik edebilmektedir [4]. Sigara içme, kafein, alkol, çeşitli ilaçların tüketimi de UB için düşük risk teşkil etmektedir. Ancak bu etmenlerin farklı kombinasyonları riski anlamlı şekilde attırabilmektedir [4].

UB; diş aşınması, periodontal doku hasarına sebebiyet verebilmektedir. Kronik olarak UB, tedavi edilmediğinde zamanla bu sonuçlar diş eti çekilmesi ve iltihaplanması, süngerimsi kemikte erime, çiğneme kaslarında aşırı büyüme, mandibular açıda bilateral büyüme, temporomandibular eklem bozukluklarına dönüşebilmektedir. Ayrıca, UB'nde çiğneme kaslarında yumuşama, temporomandibular bozukluklar, dil girintileri ile de karşılaşılabilir. Yüz kasları, diş ve baş ağrısı, kas yorgunluğu ise UB'nin günlük hayatta en rahatsız etkilere sahip sonuçlarıdır [7]. UB hastalarının %30-50'si baş ağrısından şikâyet etmektedirler. Ayrıca, sık ve yoğun olarak yaşanan UB uykuyu da bölebilmektedir [4]. UB uyku

sırasında dişlerin sürtünmesiyle, rahatsız edici seslere dolayısıyla partner için olumsuz etkilere de sebebiyet verebilmektedir [7].

Uyku latansı, toplam uyku süresi, uyku evrelerinde geçirilen zaman gibi uyku parametrelerine göre değerlendirildiğinde UB hastalarının uyku kalitesinin sağlıklı bireylere göre normal seviyede olduğu sonucuna ulaşılmaktadır. UB hastaları çok nadir olarak kötü bir uykudan şikâyetçi olmaktadır. Dolayısıyla doktora görünmek için ya UB endikasyonlarının şiddetlenmesi ya da partnerleri tarafından uyarılmaları gerekmektedir.

UB hastaları diş hasarları ya da baş ağrıları gibi sebeplerle öncelikle diş hekimi ya da nöroloğa başvurabilmektedir. UB'nin endikasyonlarının önüne geçmek için diş hekimi veya nörolog koruyucu önlemler alabilmektedir. Diş hekimi intraoral splint kullanımını teşvik edebilir. Splint ile dişlerde oluşacak aşınmaların önüne geçmek amaçlanmaktadır. Bu anlamda olumlu sonuçlar alınabilse bile splintler UB'nin meydana gelmesine engel olmamaktadır. Kısa dönemde, kas gevşetici gibi ilaç kullanımları olumlu etkilere sahip olmaktadır. Lokal olarak çiğneme kaslarına uygulanan botulinum toksin de istemsiz yüz hareketlerini geçici olarak azaltmaktadır. Hekimler zaman zaman antidepresanlara da başvurabilmektedir [4]. Bazı hastalarda, stres yönetimi ve kas rahatlatma egzersizleri, hipnoz gibi davranış terapileri uygulanabilmektedir [3].

Aktif olarak uygulamaya koyulmasa da araştırma sürecinde olan bir diğer yöntem ise cezalandırma yöntemidir. UB hastaları uyku sırasında dişlerini sıktıklarında ya da gıcırdattıklarında uyandırılarak yüzlerini yıkamalarının istendiği çalışmalar yürütülmüştür [8]. Ayrıca, biyogeribildirim kullanarak uykuyu bölmeden elektriksel ya da mekanik uyarılar verecek sistemler geliştirilmiş ve etkililikleri gözlemlenmiştir. Ancak, bu çalışmaların daha geniş gruplar üzerinde denenmesi gerektiği yönünde genel bir kanı varlığını sürdürmektedir [5].

UB'nin frekansı ve şiddeti geceler arasında değişebilmektedir. Bu da UB'nin görülme sıklığını saptamayı zorlaştırmaktadır. Dolayısıyla prevalans çalışmaları oldukça farklı sonuçlara ulaşabilmektedir [9]. Toplumun %85'inin gün içinde veya uykuda farklı seviyelerde bruksizm olduğunu ortaya koyan çalışmalar mevcuttur [9]. Farklı çalışmalara göre; kronik UB varlığı yetişkinlerde %5.5 [10] ile %31 [1] arasında değişebilmektedir. UB'nin prevalansının; son zamanlarda kapsamlı olarak yapılan anket çalışmaları %12; polisomnografi kayıtlarına göre yapılan çalışmalar ise %7.4 olduğunu ortaya koymuştur [4]. Cinsiyet UB prevalansında etkili değilken; yaş oldukça önemli bir değişkendir. UB genellikle yaşamın ilk ve ikinci on yılında baş göstermektedir [3]. UB'nin görülme sıklığı yaşla orantılı olarak azalmaktadır. Çocuklarda UB'nin görülme sıklığı %14-46 arasında değişkenlik gösterebilmektedir [4]. Ancak tüm bu prevalans değerleri farkındalık içerisinde olan hastalar arasında değerlendirilmiştir. Bir partnerle uyumayan hastalar bilinçdışı yapılan bu hareketleri fark edememektedir. Bu da prevalans çalışmalarının güvenilirliğini sorgulatmaktadır [1].

Sağlıklı bireylerde ortalama 6-9 saat süren uyku, yapı olarak nonREM'i takip eden REM (Hızlı Göz Hareketi: Rapid Eye Movement) şeklinde iki ana periyottan oluşmaktadır. NonREM ve REM periyotları her 70-120 dakikada bir tekrar edilmektedir ve her bir uykuda 3-5 defa meydana gelmektedir. UB uykunun bütün evrelerinde meydana gelebilmekle beraber; çoğunlukla (%80) NonREM 1 ve 2 evrelerinde yoğun olarak gözlemlenmektedir. NonREM periyodu da 4 evre içermektedir. Evre 1 ve 2, uykunun daha hafif olduğu bölümleri iken; evre 3 ve 4 derin uyku ile ilişkilendirilmektedir. Uyku mimarisi beyin ve otonomik sistemlerin her 20-40 saniyede bir döngüsel olarak aktivasyonu üzerine şekillenmiştir. Bu aktivasyon 3-10 saniye sürmekte ve uyuyanın vücut sıcaklığı, kalp atış hızı, solunum hızı gibi fonksiyonlarını ortam şartlarına adapte etmektedir. Bu aktivasyonlar uykunun her saatinde 12-20 defa tekrarlanmaktadır ve mikrouyarılma (microarousal) olarak adlandırılmaktadır [11]. UB'nin de bu mikrouyarılmalarla ilişkili olarak faaliyete geçtiği düşünülmektedir [11]. UB periyotlarının %80'i bu döngüsel aktivasyonlarla bağlantılı olarak ortaya çıkmaktadır [1].

UB fazık, tonik ve karma yapılarda olabilmektedir. Bu sınıflandırmalar için zaman içinde farklı tanımlamalar ortaya koyulmuştur. Bu tanımlamalar EMG (Elektromiyografi) sinyallerinden yola çıkılarak şekillenmiştir. Amerikan Uyku Birliği'ne (American Academy of Sleep Medicine: AASM) göre çene kası aktiviteleri arka plan (background) EMG aktivitelerinin en az 2 katı ise olası UB aktiviteleri olarak değerlendirilebilir. Bu eşik değeri geçen aktiviteler 0.25-2 s sürüyor ve bu aktivitelerden art arda en az 3 defa meydana geliyor ise fazık aktivite, eğer 2 saniyeden fazla sürüyorsa tonik aktivite olarak adlandırılmalıdır. Fazık veya tonik aktiviteler en az 3 saniye aralıklarla meydana geldiğinde 1 adet bruksizm epizotu niteliği taşırlar [12]. UB epizotlarının %88'i fazık aktivitelerden meydana gelmektedir; tonik aktiviteler nispeten daha az görülmektedir [4]. Fazık olarak meydana gelen UB'nin yapısı ritmik çiğneme kası aktivitelerine (RMMA: Rhythmic Masticatory Muscle Activity) benzemektedir. RMMA sağlıklı bireylerin %60'ında görülmektedir. Ancak sağlıklı bireylerde görülen RMMA'nın frekansı ve şiddeti UB hastalarına oranla çok daha düşük seviyelerdedir. Sağlıklı bireylerde uykuda 1.8/saat frekansta görülen RMMA, diş gıcırdatma seslerine sebep olmazken; UB hastalarında ortalama 5.4-5.8/saat frekansta görülen RMMA'lar diş gıcırdatma ile sonuçlanmaktadır [4].

Esasen, diş sıkma ve gıcırdatma bir takım fizyolojik olayların son aşamasıdır. İlk aşamada, UB epizotu gerçekleşmeden 4-8 dakika önce otonomik kardiyak aktivite artar. Epizottan 4 saniye öncesinde ise beynin alfa dalgalarında (8-13 Hz) yükseliş meydana gelir. Devamında, epizottan 1 saniye önce kalp ritmi hızlanır; 0.8 saniye önce ise boyun bölgesindeki suprahoid kasların tonusu ve solunum yoğunluğu artar. En sonunda ise çene kasları aktive olur [11].

Şimdiye kadar anlaşılabildiği kadarıyla UB mekanizmasının takibi UB'nin tanısında yol gösterici olmaktadır. UB'nin tanısı için birçok yöntem geliştirilmiştir. Olası UB tanısı koyabilmek

için hastanın kendi beyanı yeterliyken; kesin tanı için polisomnografi (PSG) gibi biyosinyal takibi yapan yöntemler kullanılmaktadır [13]. Bruksizm konusunda yetkin mercilere göre PSG tanı için zorunlu tutulmasa da kesin tanı için elektroensefalografi (EEG), elektrookulografi (EOG), elektrokardiyografi (EKG), elektromiyografi (EMG), oksijen satürasyonu, vücut pozisyonu, solunum parametrelerinin incelenmesi önerilmektedir. Ayrıca, video ve ses kayıtları da kesin tanıda önem teşkil etmektedir [12].

2.2. UB Tespit Yöntemleri

UB'nin tanısı olası veya kesin tanı yöntemleri kullanılarak yapılabilmektedir. UB aktivitelerini saptamak için birçok yöntem geliştirilmiştir. Anketler bunlar arasında en yaygın kullanılan yöntemdir. Birçok araştırmacı UB'nin saptanmasında kullanılmak üzere anket soruları belirlemişlerdir. Pintado ve arkadaşları, Tablo 2.1.'de verilen, oluşturdukları 6 soruluk ankette en az 2 soruyu olumlu cevaplayanları UB hastası (bruksir) olarak sınıflandırmışlardır. Ancak bruksizmin yaygınlığı yapılan anketlerle yıllar içinde çok fazla dalgalanma göstermiştir ve azaltılmış veya abartılmış sayılarla karşılaşmıştır. Marbach ve arkadaşları, anket sonuçlarının olumlu çıkması hâlinde diş hekimlerinin hastalarının bruksir olduğuna inancını arttıracaklarını iddia etmişlerdir. Dolayısıyla, öz bildirimlerin bruksizm tanısı koymada güvenilir ve kesin olmadığı sonucuna ulaşılmıştır [14]. Yine de, olası UB tanılarını koymak için öz bildirimler hâlen kullanılmaktadır. Anketlerle UB nedenleri ve sonuçları hakkında ön bilgiler elde edilebilmektedir. Böylece hem hekim için ön bilgiler temin edilmiş hem de hastanın farkındalığı artırılmış olmaktadır.

Tablo 2.1. Pintado ve arkadaşlarının UB tespitinde kullandığı anket soruları.

Geceleri dişinizi gıcırdattığınızı duyan birileri var mı?
Sabahları uyandığınızda çenenizde yorgunluk ya da ağrı oluyor mu?
Sabahları uyandığınızda dişleriniz veya diş etlerinizde ağrı oluyor mu?
Sabahları uyandığınızda şakağınızda ağrı hissettiğiniz oluyor mu?
Gün içerisinde dişlerinizi gıcırdattığınız oluyor mu?
Gün içerisinde dişlerinizi sıkıldığınız oluyor mu?

Klinik test ve gözlemler ile dişteki aşınma ve hasar incelenerek de bruksizmin varlığından söz edilebilmektedir. Bruksizmin varlığı ilk olarak partner tarafından gelen diş gıcırdatma şikayetleri ile başlamaktadır. Masseter kasındaki aşırı büyüme, temporomandibular eklemdede ağrı, baş ağrısı bruksizmin dolaylı belirtileri arasında sayılabilir. Klinik anlamda ise, oral muayene bruksizmin değerlendirilmesinde kullanılmaktadır. Bu belirtiler ışığında yapılan muayeneler anket çalışmalarına göre daha gerçekçi olabilmektedir. Ancak bu belirtiler yalnızca bruksizm kaynaklı oluşan endikasyonlar değildir.

Çiğneme kaslarındaki büyümenin incelenmesi de olası bruksizm tespitinde kullanılan yöntemlerdendir. Ancak, bu durumda da uyanık bruksizm ile UB'yi ayırt etmek mümkün olmamaktadır. Kastaki büyüme başka oral alışkanlıklardan, parotis bezi bozukluğu gibi rahatsızlıklardan ya da uyanık bruksizmden kaynaklı olabilmektedir. UB'nin klinik değerlendirmesinde UB'nin birlikte görülebildiği Parkinson, huzursuz bacak sendromu, TMD, Huntington, OSA, epilepsi, gastroözofageal reflü, serebral palsi, mental gerilik gibi hastalıkların varlığı da araştırılmaktadır.

Dişlerdeki aşınma diş hekimi için en önemli kriterler arasındadır. Diş aşınması atrizyon, abrazyon ve erozyon aşamalarından oluşmaktadır. Diş hekimi oral muayenede hangi aşamada olduğunu tespit etmeye çalışır; böylece bruksizm seviyesi ile bağdaştırma yapabilecektir. Ancak Baba ve arkadaşlarına göre diş aşınması ile bruksizm şiddeti arasında net bir bağ kurulamamıştır [15]. Diş aşınmasında etkili olabilecek asidik içecekler içmek gibi ikincil faktörler; bruksizmin ayrıştırılmasını zorlaştırmakta; hem de sadece diş sıkması görünen UB hastalarını göz ardı etmektedir. Bu nedenle, diş aşınmaları ile UB tespiti yapabilen kabul görmüş uluslararası bir standart oluşturulamamıştır.

Bruksizm aktivitesini saptamak üzere oral cihazların kullanıldığı çalışmalar da mevcuttur. Bu çalışmalarda diş plakların belli bir süre kullanılmasıyla üzerlerinde oluşan hasar ve aşınmanın gözlemlenmesi söz konusudur. Holmgren ve arkadaşları gece plaklarında oluşan belli yapılarda aşınmaların varlığına dikkat çekmişlerdir. Koriath ve arkadaşları da plaklarda asimetrik ve engebeli oluşumlar gözlemlemişlerdir. Forgione 1974 yılında Bruxcore adı verdiği 0.51 mm kalınlığındaki polivinil klorid plakaların diş üzerine yerleştirilerek uygulanmasını içeren bir bruksizm izleme cihazı olarak tasarlamıştır. Bu plaka, yüzeyinde 0.14 mm çapında noktalar bulunmaktadır. Bruxcore, oklüzal splintler gibi ağza yerleştirilmekte ve uyku boyunca ağızda kalması sonucu üzerindeki aşınan noktalar tespit edilmekte ve UB ile bağdaştırılmaya çalışılmaktadır. Ancak, bu yöntemde dişlerin üzerine yerleşim basınç uygulanarak yapıldığından hata payları artabilmekte ve hassasiyet azalabilmektedir. Dahası, birçok noktanın sayılmasını içeren bu sistemde sayım işleminin manuel olarak yapılması gerekmektedir. Bu sayımların bilgisayar tabanlı olarak yapılmasını içeren çalışmalar da 2005 yılında yürütülmüştür. Ancak, Pierce ve Gale'in yaptığı; Bruxcore plakları ve EMG kontrol verilerinin kıyaslanması çalışmasında anlamlı bağlantılar kurulamadığı tespit edilmiştir.

Takuchi ve arkadaşları UB'yi kaydetmek üzere plak içi kuvvet dedektörü (ISFD) geliştirmişlerdir. Bu cihazda dişlerin etkileşimi sonucunda plağa uygulanan kuvveti ölçen bir sistem mevcuttur. Kuvvet plağın 1-2 mm altına yerleştirilen piezoelektrik bir film aracılığıyla tespit edilmektedir. ISFD yöntemi piezoelektrik yapısından dolayı ani kuvvet değişimlerinin yaşandığı diş gıcırdatma olaylarında güvenilir bir yöntem olarak addedilebilmesine rağmen, stabil bir kuvvet yapısına sahip olan diş sıkmanın ayrıştırılması için uygun olmamaktadır. Baba

ve arkadaşları da bu cihazla masseter kası aktivitelerinin tutarlılık içinde olduğunu; EMG'yi altın standart kabul ettiklerinde ISFD'nin hassasiyetinin 0.89 olduğunu raporlamışlardır [14]. Ancak, bu yöntemde de intraoral splintlerin yerleştirilmesi UB varlığını ve şiddetini etkileyebilmektedir. Dolayısıyla, tanı çalışmalarında bu yöntemin gerçekçi sonuçlar vermeyebileceğine inanılmaktadır.

Taşınabilir EMG kayıtlarının uygulanması da bir diğer UB kayıt yöntemidir. Elektromiyografi (EMG) kaslardaki biyoelektrik potansiyellerinin analiz ve kayıt edilmesini sağlayan bir tekniktir. Bu elektriksel aktiviteler kasın kendisinden gelmekte olup kas aktivitesini ölçerken kasın uyarılması gibi bir durum söz konusu değildir [16]. 1970'lerden başlayarak bruksizm seviyeleri hastaların evlerinde pille çalışan EMG cihazlarıyla ölçülmeye başlanmıştır. Erken formlarında bu cihazlar sadece belli bir eşik değerin üzerindeki Masseter aktivitelerinin bir toplamını vermiştir; saniye saniye bruksizm bilgilerini içermeye kabiliyetine sahip olmamıştır. Zamanla, bu taşınabilir EMG kayıt cihazları birçok çalışmada kullanılmaya; böylece taşınabilir EMG kayıt sistemleri daha güvenilir bir hâl almaya başlamıştır. Bruksizm sayısı, süresi ve büyüklüğüne dair net bilgiler elde edilebilmiştir [14]. Gallo ve arkadaşları [17] 1997 yılında, polisomnografi ile tespit edilen bruksizm evrelerinin %100'ünü taşınabilir EMG cihazıyla kaydetmeyi başarmışlardır. Yine de taşınabilir EMG kayıt sistemlerinin en büyük dezavantajı uyku ve uyanıklılık hakkında hekime bilgi aktaramamaları olmuştur. Dolayısıyla, bu yöntemde bruksizm epizotlarının fazla skorlanması ile karşı karşıya kalılabilmektedir. Son zamanlarda bu problemi ortadan kaldırmak için EMG ölçümü yanında kalp hızı, uyku hareketlerini takip eden aktigrafi, ses/video kayıtları da alınabilen cihazların denemeleri yapılmıştır. EMG dedektörü olarak çalışan BiteStrip cihazı orta ve ileri derecede UB hastalarının tespitinde kullanılan bir cihaz olmuştur. Bu cihaz EMG elektrotları, yükseltici, merkezi işlem birimi, gösterge ve pilden oluşan minyatür bir cihazdır. Sadece Masseter kası üzerine yapıştırılmasıyla kullanılmak üzere tasarlanmıştır. Minakuchi ve Clark bu cihazın hassasiyetlerini ölçümlemek istemişlerdir. Son zamanlarda biyogeribildirim fonksiyonu ile birlikte kullanılmak üzere tasarlanmış Grindcare cihazı geliştirilmiştir. Bu sistemde EMG ölçüm elektrotlarının yanı sıra uyarım elektrotları, mikroişlemci, veri depolama alanı, pil bulunmaktadır. Bu cihaz Temporal kastan ölçüm almaktadır. Bu cihaz daha fazla doğrulamaya ihtiyaç duysa bile UB'nin kontrolü için bir potansiyele sahip olduğu düşünülmektedir. Yine de elektrotların yerleşimi, deri direnç değeri gibi etmenlerden kolaylıkla etkilenebilen EMG sinyallerinin evde hastanın kendisi tarafından alınması EMG'nin kalitesi açısından risk oluşturmaktadır.

UB'nin kesin tanısının konulmasında en güvenilir ve kabul gören yöntem ise polisomnografidir (PSG). PSG kayıtları uyku laboratuvarlarında uyku teknisyeni eşliğinde alınmaktadır. Hastanın gece boyunca laboratuvarında uyuması beklenmektedir. PSG; EEG, EMG, EKG, hava akışı, vücut hareketleri, ses ve görüntü kayıtlarını içermektedir. Kısacası, PSG ile

hastanın uyku sırasındaki beyin, kas, kalp aktiviteleri, solunum parametreleri gibi fizyolojik değişimleri incelenmektedir. Böylece, uyku kalitesi, verimliliği gibi ölçümleri yapılabilmekte, ayrıca uyku apnesi, insomnia gibi uyku kaynaklı hastalıkların tanıları konulabilmektedir. PSG içinde UB için yoğunluklu olarak kullanılan kayıtlar çiğneme kaslarından alınan EMG kayıtları olmaktadır.

Uluslararası Uyku Bozuklukları Sınıflandırmaları'na (The International Classification of Sleep Disorders: ICSD) göre polisomnografi UB'nin tanısı için zorunluluk olarak görülmektedir. PSG altın standart olarak görülmesine rağmen yine de bazı problemler teşkil etmektedir. PSG ile ilgili en büyük sınırlama, uyunan çevre şartlarının UB aktiviteleri etkileyebileceği üzerinedir. Ayrıca, UB'nin geceler arasında farklılıklar gösterebilmesi dolayısıyla birden fazla gece hastayı uyku laboratuvarında kayıtlamaya tabii tutmak gerekmektedir. Bu da fazlasıyla ciddi bir maliyete tekabül etmektedir.

Bu çalışmada UB epizotlarının saptanması için PSG ile kayıtlanmış EMG verileri kullanılması planlanmıştır. Bu nedenle EMG sinyal işleme yöntemlerine araştırılmıştır.

2.3. EMG Sinyallerinin İşlenmesi

Yüzey EMG'sine uygulanmış temel saptama yöntemlerinden ilki tek eşik yöntemi olmuştur. EMG sinyalini sabit bir eşik değeri ile kıyaslayan tek eşik yöntemi, anlaşılması ve kullanılması kolay yaygın bir kas aktivitesinin zamanını belirleme yöntemidir. Bu teknik doğrultulmuş sinyalin, arka plan gürültüsünün ortalama gücüne dayalı bir genlik değeri ile karşılaştırılmasına dayanmaktadır. Yöntem gözle muayeneye dayalı problemlerle baş etmek konusunda kullanışlı olabilmektedir. Ancak, 1984'te Winter, bu yöntem ile sonuçların seçilen eşik değerine göre büyük değişimler gösterdiğini gözlemlemiştir. Bu sorundan kaçınmak için Bornato ve arkadaşları 1998'de çift eşik yöntemini ortaya atmıştır. Çift eşik dedektörleri tek eşik'e göre daha yüksek tespit oranına sahiptir [16].

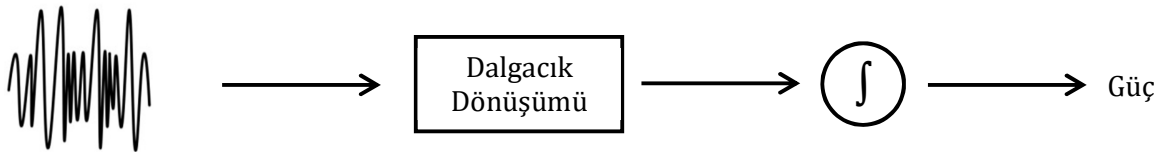
Jianjung ve arkadaşları, kas kasılırken tek bir motor biriminden fazlasının aktifleştğini düşünmüştür. Bu nedenle, motor birimi gerilimlerini ayırt etmek üzere EMG sinyallerini ayrıştıracak bir teknik geliştirmiştir. Bu yöntemde motor aktivitelerinin dalgacıklar ile form benzerlikleri ölçülmüştür. Rie Yamada ve arkadaşları 2003 yılında kas aktivitelerinin sınıflandırılmasında yüksek frekans bilgilerinin de önemli olduğunu deneysel olarak göstermiştir. Öznitelik seçme işlemlerinde öznellikten kaçınmak için, dalgacık katsayıları için Temel Bileşenler Analizi (PCA) kullanımını önermiştir. Bu yöntemin avantajı, katsayıların öznel olarak seçilme ihtiyacını ortadan kaldırması ve bütün frekans bilgilerini alması olmuştur. Eric ve Damjan ise 2002'de EMG sinyalinin ayrıştırılması için nonlineer en küçük ortalama kareler (LMS) yöntemini önermiştir [16].

Guglielminotti ve Merletti kas aksiyon potansiyeli ile eşleşen bir dalgacık analizi yapılabilirse, zaman-ölçek düzleminde mümkün olan en iyi enerji lokalizasyonunun bulunabileceğini ileri sürmüştür. Laterza ve Olmo 1997’de, dalgacık dönüşümünün diğer zaman-frekans gösterimlerine bir alternatif olabileceğini bulmuş ve Guglielminotti’nin teorisine dayanarak aksiyon potansiyelinin formuyla eşleşen dalgacık analizi yapmıştır. Gabor’un 1946’da keşfettiğine göre, aksiyon potansiyelinin formu Gauss dağılımının ikinci dereceden türevi olarak yakınsanabilirdi. Bunu ileri götürerek, “Mexican hat” dalgacığını oluşturmuştur [18]0. Ancak buradaki dezavantaj, Mexican hat dalgacığı ile aksiyon potansiyelinin birebir uyuşmamasıydı. Ismail ve Asfour 1998’de EMG’nin hızlı ve kısa Fourier dönüşümleri (FFT, SFT) ile analizini önermişlerdir [19]. Ancak, EMG durağan olmayan bir dalga olmasına rağmen, bu metotlar sinyalin durağan olduğu varsayılarak kullanılmıştır.

Pattichis ve Pattichis, 1999’da dalgacık dönüşümünün farklı çözünürlük seviyelerindeki sinyalleri analiz etmek için de kullanılabileceğini fark etmiştir. Dalgacık katsayıları ile zaman-frekans düzlemi arasındaki ilişkiyi analiz etmiştir. Burada, $\varphi(t-k)$ ölçek fonksiyonu ve x_k sinyal örnekleri iken Eşitlik (1) sürekli zamanlı sinyale karşılık gelmektedir.

$$f^0(t) = \sum_k x_k \varphi(t - k) \quad (1)$$

Yine 2003’te, Kumar ve arkadaşları dalgacık dönüşümünün, dalgacık fonksiyonuna göre sinyali ayrıştırabileceğini düşünmüştür. Bu teknik sinyal zaman-frekans değişimine bağlı olarak içerdiği bilgiyi sunabilecekti. Yaptıkları çalışmanın blok diyagramı Şekil 2.1.’de görülmektedir. Çalışma sonucunda “Sym4” veya “Sym5” dalgacıklarının 8. ve 9. seviyede kullanılmasıyla yüzey EMG’si sinyallerinin ayrıştırılabileceği gözlemlenmiştir [20].



Şekil 2.1. Kumar ve arkadaşlarının deney prosedürü [20].

Cohen sınıf dönüşümü, Wigner-Ville dağılımı ve Choi Williams dağılımı, EMG sinyali için kullanılan zaman-frekans yaklaşımlarındandır. Cohen 1995 yıllarında Cohen sınıf dönüşümünü ortaya atmıştır. Zaman-frekans sınıfı özellikle dinamik kasılmalar sırasında kayıtlanan yüzey sinyallerinin analizi için oldukça uygundu. Cohen sınıf zaman-frekans spektrumu $S(t, f)$ Eşitlik (2)’deki gibi ifade edilebilir.

$$S(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} E\{x(t' + \tau/2)x^*(t' - \tau/2)\} g(\theta, \tau) e^{-j2\pi\theta(t'-t)} e^{-j2\pi f t} d\theta d\tau dt' \quad (2)$$

Burada $E\{\}$ beklenti operatörü, $x(t)$ stokastik proses, $x^*(t)$ prosesin eşleniği, $g(\theta, \tau)$ ise dönüşüm kernelidir.

Cohen 1995'te Wigner-Ville dağılımını (WVD) da ortaya atmıştır. WVD dönüşüm kernelinin 1'e eşitlenmesiyle oluşan dağılımdır. WVD, zaman frekans düzleminde oluşmaktaydı. Frekansı zamanının bir fonksiyonu olarak ifade edebilmekteydi; böylece EMG sinyalindeki bütün bilgiyi kullanmaktaydı. Eşitlik (3)'te $x(t)$ sinyal ve $x^*(t)$ sinyalin eşleniği olmak üzere WVD ifade edilmektedir.

$$W_x(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (3)$$

Ricamato ve arkadaşları 1992 yılında WVD'nin motor birimlerin frekans aralıklarını göstermek için kullanılabileceğini fark etmiştir. Davies ve Reisman ise Choi-Williams dağılımını keşfetmiştir. Bu yöntem de beklenen zaman frekans dağılımlarını karşılamamasına rağmen girişimleri azaltmaktaydı [16].

Miyoelektrik sinyallerin tanınmasında gerçek zamanlı yapay sinir ağları 1994'te Del ve Park tarafından uygulanmıştır [21]. Araştırmalarına göre sinyaller Fourier analizi ile çıkarılarak bulanık mantık yöntemiyle toplanmıştır. Bu yöntemde ağlar, bir takım çıktıya göre bir takım girdileri ayarlayabilmekteydi. Sinir ağları mimarisi, hastaya özel hızlı bir sistem ve sisteme daha iyi hasta kabulü sağlayabilmektedir.

Bulanık mantık sistemleri biyomedikal sinyal işleme ve sınıflandırmada önemli bir yere sahiptir. EMG gibi biyomedikal sinyalleri her zaman tekrarlanabilir değildir; bazen aykırı sinyaller oluşabilmektedir. Bulanık mantığın en kullanışlı yanlarından birisi de bu aykırılıkları tolere edebilmesidir [22]. Yapay sinir ağlarında, tabakalarda birbirine bağlı ve dağılmış hâlde bulunan sinirler işleme birimini oluşturmaktadır. Bu nöronlar insan beynindeki gibi çalışmaktadır. Belli bir sürede bir nöronun dentritlerine diğer nöronlardan yeterli sinyal gelirse, nöron aksonlarından bir itme gönderir. Yapay sinir ağları (YSA) karmaşık yapılardan, belli özelliklerin çıkarılmasını ve çıkarılan karakteristiklerin genellenebilmesini sağlayan bir sınıflandırma yöntemidir. YSA'nın bu genelleme özelliği YSA'yı potansiyel olarak çok güçlü bir sınıflandırıcı yapmakta ve zaman-ölçek ve şekil farklılıklarıyla başa çıkmasına olanak sağlamaktadır [23].

2.4. UB EMG Sinyallerinin İşlenmesi

EMG sinyal işleme yöntemlerini otomatik bruksizm tespiti özelinde kullanan çalışmalardan biri 2004 yılında gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada, 1 kHz örnekleme frekansı ile kayıtlanan bilinçli çiğneme kası sıkma hareketleri incelenmiştir. Böylece, bruksizme benzer olduğu düşünülen kasılma aktivitelerinin özneliliklerinin çıkarılmasıyla bu özneliliklerin yapay sinir ağlarının eğitiminde kullanılması ve bruksizm epizotlarının sınıflandırılması amaçlanmıştır. Burada, kayıtların ilk 600 örneği eşikleme için kullanılmıştır. Kasın durağan hâlindeki bu örneğin standart sapma katsayısı 2.5-3 aralığında alınarak bir genlik eşik değeri elde edilmiştir. Ayrıca, EMG kayıtları maksimum gönüllü kasılma (MGK) aktivitesi üzerinden oranlanarak kayıtların kişiler arasında normalizasyonu sağlanmıştır. Eşik belirleme ve normalizasyon işlemlerinin yanı sıra sinyalin mutlak değeri alınarak tam rektifikasyon sağlanmıştır. Daha sonra, rektife sinyal 4 Hz altını geçiren 5. Dereceden Butterworth filtre ile filtreden geçirilmiş ve bir zarf eğrisi elde edilmiştir. Ayrıca, işlem yoğunluğunu azaltmak üzere örnek sayısı düşürülmüştür. Son aşamada elde edilen sinyaldeki bruksizm epizotlarının integral ve fark değerleri, burstlerin yükselme eğimleri, dalgacık katsayıları ve otoregresif regresyon değerleri üzerinden öznelilikler elde edilmiş ve bu öznelilikler sınıflandırma yapmak üzere kullanılmıştır. Bu çalışma, %87 başarı oranı ile epizotlarda işaretleme yapabilecek şekilde optimize edilmiştir. Son zamanlarda yapılan çalışmalarda ise otomatik bruksizm tespitinde EMG ile birlikte başka biyosinyallerin de değerlendirilmesi yönünde stratejiler geliştirilmiştir. Böylece, UB'nin uykuda mı yoksa uyanıklıkta mı meydana geldiği yönünde saptamalarda bulunmak amaçlanmıştır [23]. Bu şekilde 2013 yılında yapılan bir çalışma, uyku sırasında EMG ve EKG'nin eş zamanlı olarak ölçülmesi ve bu sinyallerin işlenmesi yoluyla nöral sınıflandırıcı oluşturulması yönünde bir araştırmayı içermektedir. Burada EMG sinyalleri 10-300 Hz aralığında 5. Derece Butterworth filtre kullanılarak filtrelenmiş ve MGK'nın %10'u üzerinden eşiklenmiştir. MGK'ların 3'er tanesi kullanılarak kişiler arası normalizasyon sağlanmıştır. Son olarak ortalama rektife değerlerin alınmasıyla elde edilen EMG ile EKG sinyali, fazık ve tonik epizotların sınıflandırılması amacıyla öznelilik çıkarımında kullanılmıştır [24]. Benzer olarak yapılan bir diğer çalışma ise 2015 yılında gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada EMG sinyali DC ofsetten kurtulmak için detrend ve normalize edilmiştir. Daha sonra rektifikasyona tabii tutulmuş ve 10 Hz'lik 5. Derece Butterworth IIR filtre ile zarf eğrisi elde edilmiştir. Eş zamanlı kayıtlanmış EKG ve EOG sinyalleri de benzer yöntemlerle işlenmiş ve bu üç sinyal birlikteliği ile bir karar stratejisi gerçekleştirilmiştir. Böylece, UB epizotu gerçekleşmeden önce tespit edilebilir hâle getirmeye çalışılmıştır [25].

Bu tez kapsamında UB özelinde EMG sinyal işleme yöntemleri kullanılan üç çalışma analiz edilerek otomatik UB epizotu tespiti sağlayan bir çalışma tasarlanmıştır. Bu çalışmada,

bruksizm epizotları tespiti için retrospektif olarak alınan UB kayıtları kullanılmıştır. MGK yerine arka plan gürültüsü üzerinden bir genlik değeri ile adaptif olarak eşikleme yapılmıştır. Frekans düzlemi yerine, sinyal işleme yöntemleri zaman düzleminde yapılmış ve bu bağlamda filtreleme ve zarflama yöntemleri denenmiştir. Denenen yöntemler karşılaştırılmış ve kombine edilerek optimizasyon sağlanmıştır.

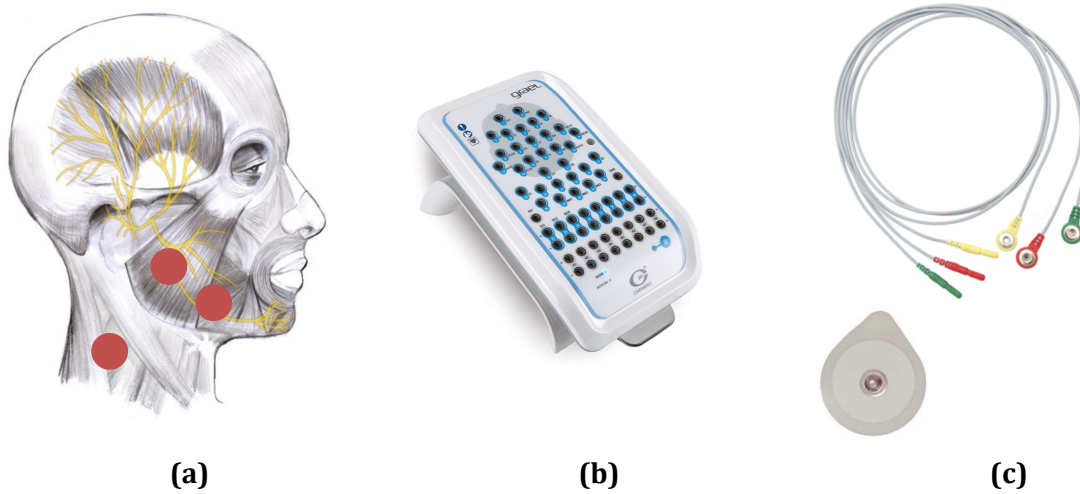


3. MATERYAL ve YÖNTEM

3.1. Retrospektif Veri Edinimi

UB tespit algoritmasını oluşturmak için UB hastalarına ait EMG kayıtlarına ihtiyaç duyulmuştur. Dolayısıyla UB hastalarının PSG kayıtlamalarını yaparak tanı koyabilen bir uyku laboratuvarı ile görüşülmüştür. Kayıtların alınarak analiz edilebilmesi için retrospektif araştırma tasarlanarak Mersin Üniversitesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu'na başvurulmuş ve alınan onayla birlikte çalışma başlatılmıştır.

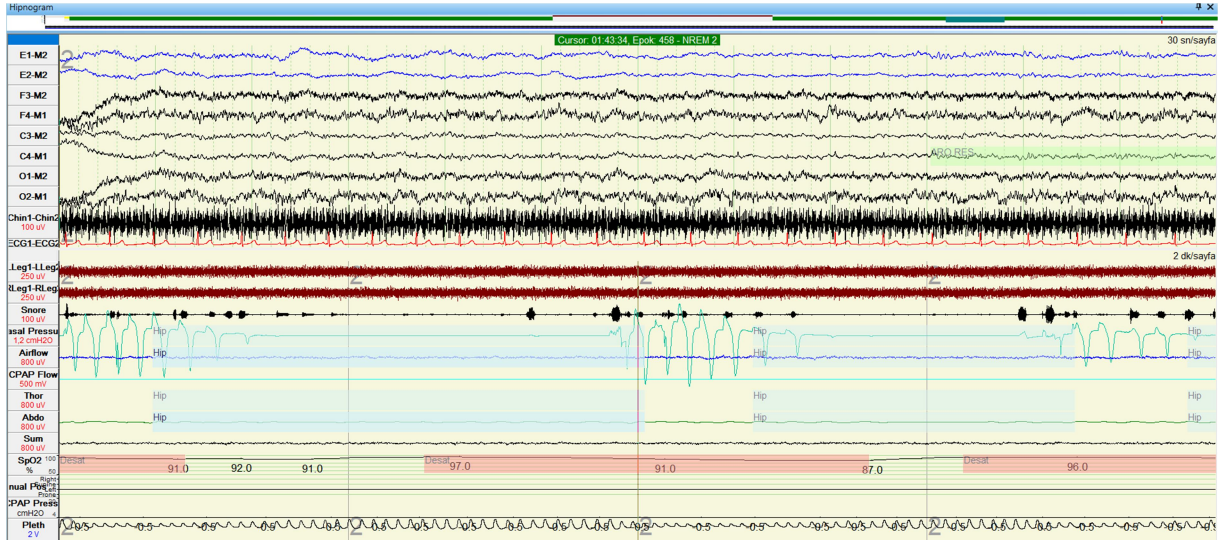
Uyku laboratuvarında yer alan Graef PSG cihazı ile UB hastaları da dahil olmak üzere hastaların EMG, EKG, EOG, EEG, oksijen seviyesi gibi fizyolojik takipleri yapılmaktadır. Bir uyku teknisyeni eşliğinde hastalar gece boyunca uyumakta ve uyku sırasındaki biyosinyalleri ve fizyolojik değişimleri kaydedilmektedir. Bu uyku laboratuvarında, Graef PSG cihazı 512 Hz örnekleme hızı ile kullanılmıştır. Cihazın CMRR (Common Mode Rejection Ratio: Ortak İşareti Bastırma Oranı) değeri 100 dB'den büyük olup, analog dijital dönüştürücüsü 24 bitlik çözünürlüğe sahiptir. Cihaz ve Masseter kasına bağlanan EMG elektrotları Şekil 3.1.'deki gibidir. Hastaların EMG kayıtları üç adet yüzeysel elektrot ile bipolar olarak alınmıştır. Bir elektrot Masseter kasının göbeğine; biri kasın sonuna ve diğer elektrot da topraklamak üzere kas aktivitesinden etkilenmeyen boyun, alın gibi bir bölgeye yerleştirilerek kayıtlar alınmıştır.



Şekil 3.1. PSG cihazı ile EMG kayıtlarının alınması: **(a)** elektrotların kas üzerine yerleşimi; **(b)** kullanılan PSG kayıt cihazı; **(c)** kullanılan yüzey EMG elektrotları.

Bu laboratuvarında kayıtlanan 2016-2019 yılları arası PSG verileri ve hastalar incelenmiş ve 18-65 yaş aralığında ve uyku apnesi, huzursuz bacak sendromu gibi nöromusküler hastalıklara sahip olmayan UB hastaları listelenmiştir. Bu hastalar arasından benzer fizyolojiye ve hastalık derecesine sahip iki adet hasta seçilmiştir.

İki hasta için cihaza ait yazılım üzerinde hastaların uyku dönemleri, EKG verileri ve oksijen seviyeleri, kamera kayıtları dikkate alınarak nörolog ile birlikte bruksizm aktivitesi bulunan zaman aralıkları işaretlenmiştir. Şekil 3.2.'de bütün PSG verilerini içeren yazılıma ait bir zaman dilimi gösterilmiştir.



Şekil 3.2. PSG analiz yazılımı.

Cihazın kendine ait yazılım, ham sinyallere 0.5 Hz yüksek geçiren ve 100 Hz alçak geçiren dijital filtre uygulayarak EMG sinyallerini gözlemlenebilir hâle getirmektedir. Ancak, 2 hasta için sinyal üzerinde farklı işleme yöntemlerini deneyebilmek üzere analog olarak doğrudan aktarılan, herhangi bir dijital işleme tabii tutulmamış ham EMG kayıtları alınmıştır. Böylece, iki adet hasta için birer gecelik uykular boyunca kayıtlanmış ham EMG sinyalleri ve bu geceler boyunca UB aktivitelerinin görüldüğü zaman aralıkları analizlerde kullanılmak üzere edinilmiştir.

3.2. Sinyal Ön İşleme

PSG cihazından alınan kayıtların incelenmesine Hasta 1'in kayıtları üzerinden başlanmıştır. Ham kayıt incelendiğinde oldukça düşük frekanslı bir taban hattı kaymasının varlığı gözlemlenmiştir. Öncelikle, ham sinyali DC ofsetten arındırmak üzere bütün sinyalin ortalaması sinyalden Eşitlik (4)'te verildiği gibi çıkarılmıştır.

$$DC\ offset = \frac{\sum_{k=1}^N x(k)}{N}$$

$$y(k) = x(k) - DC\ offset$$
(4)

Burada x sinyal, N ise sinyal uzunluğudur. Ancak, DC ofset çıkarılmasına rağmen; sinyaldeki çok düşük frekanslı taban hattı kayması varlığını sürdürmeye devam etmiştir. Dolayısıyla; bu kaymanın frekans spektrumunda karşılık geldiği frekans araştırılmıştır. Frekans spektrumunda inceleme yapmak üzere Eşitlik (5)'deki Ayrık zamanlı Fourier Dönüşümü'nden (AFD) yararlanılmıştır. Bu eşitliğe göre $x(n)$ zaman düzlemindeki örnekleri, $X(k)$ ise bu sinyalin frekans düzlemindeki karşılığını temsil etmektedir. Sinyal örneklerinin baştan sona bu işleme tabii tutulmasıyla, k noktalı AFD elde edilmiştir.

$$X(k) = \sum_{n=1}^N x(n) e^{-\frac{2\pi j}{N}(n-1)(k-1)} \quad k = 1, 2, \dots, \text{AFD nokta sayısı} \quad (5)$$

Fourier dönüşümünün mutlak değeri alınarak örnekleme frekansı boyunca spektrumun gözlemlenmesi sağlanmıştır. AFD 4096 noktalı olarak uygulandığında, 0 Hz'in çevresinde yalnızca bir adet ağırlıklı frekansa rastlanmıştır; bu frekanstaki negatif bileşen gözlemlenememiştir. Dolayısıyla; taban hattı kayması bir sinüs sinyaline yakınsanmış; ve sinyal üzerindeki parçanın bir sinüs dalgasının beşte biri olduğu; sinyal uzunluğunun yaklaşık olarak 12 milyon örnek (yaklaşık 24000 saniye) olduğu göz önünde bulundurularak bu kaymanın $\frac{1}{24000 \cdot 5}$ Hz'lik bir frekansa sahip olduğu değerlendirilmiştir. Bu frekans değerini -256 ile 256 Hz'i kapsayan frekans spektrumunda gözlemleyebilmek için ise uygulanan AFD'nin $24000 \cdot 5 \cdot 256 = 30.720.000$ 'dan fazla nokta sayısına sahip olması gerektiği sonucuna varılmıştır. Bu sayıyı aşacak şekilde 2 'nin en düşük üssü 25 alınmış ve sinyalin 33.554.432 noktalı AFD'si uygulanmıştır. Alınan AFD sonucunda taban hattı kaymasının frekans bileşeninin $30 \mu\text{Hz}$ seviyesinde olduğu görülmüştür. Frekans düzleminde bu frekans bileşeninden kurtulmak için çok yüksek dereceli filtrelerin kullanılması gerekmektedir. Ancak, bu kadar dar bir yüksek geçiren filtre tasarımı, işlem yoğunluğunu oldukça arttıracaktır. İleriki çalışmalarda, gerçek zamanlı olarak uygulanabilir bir algoritma oluşturma ihtimali ve amacı da göz önüne alınarak, daha düşük dereceli bir filtre tasarımı düşünülmüştür. Ancak, böyle bir filtre de oldukça keskin hatlara ve dar bir yapıya sahip olacak; frekans düzleminde kare pencereye yakınsayacaktır. Frekans düzlemindeki kare pencere ise Tablo 3.1.'de görüldüğü gibi α pencere genişliği olmak üzere zaman düzleminde *sinc* fonksiyonuna karşılık gelecektir.

Tablo 2.1. Frekans düzleminde oluşturulan kare filtrenin zaman düzlemindeki karşılığı.

Zaman düzlemi	Frekans düzlemi
$\text{sinc}(\alpha t)$ $\longleftrightarrow$	$\frac{1}{ \alpha } \text{rect}\left(\frac{f}{\alpha}\right)$

Bu durumda, düşük frekanslı taban hattı kayması düzeltilse bile düşük frekansta bir *sinc* gürültüsü oluşturulacaktır. Dolayısıyla, beklendiği gibi bir filtreleme yapılamayacaktır. Bu nedenle, frekans düzleminde filtreleme yerine zaman düzleminde işlem yapılmasına karar verilmiştir.

Taban hattı kaymasından kurtulmak üzere, bölgesel olarak ofsetlerden arındırma yönünde bir yöntem geliştirilmiştir. Pencere hâlinde sinyal parçalarının ortalamalarının alınması ve sinyalden çıkarılması ve pencerelerin kaydırılmasıyla bunun bütün sinyale uygulanması şeklinde bir zaman düzlemi filtresi tasarlanmıştır. Eşitlik (6)'de, w pencere genişliği, x sinyal olmak üzere uygulanan cebirsel yöntem ifade edilmiştir.

$$y(k) = x(k) - \left(\sum_{i=k-(w-1)/2}^{k+(w-1)/2} x(i) \right) / w, \quad k = 1, 2, 3, \dots, N - (w - 1)/2 \quad (6)$$

Bölgesel ofset kaldırma yöntemi farklı pencere genişlikleri için denenmiş; pencere genişliklerinin performansa etkisi gözlemlenmiştir. Burada, gerçek zamanlı sistemlere uygulanabilirliğin yüksek tutulması da hesaba katılması gerektiğinden mümkün olan en dar pencere genişliği araştırılmış; böylece gerçek zamanlı sistemlerde meydana gelebilecek gecikmelerin önüne geçilmesi ve algoritmanın çalışma hızının artırılması amaçlanmıştır.

Zaman düzleminde denenilen ikinci filtre ise TKEO (Teager Kaiser Enerji Operatörü) ile oluşturulmuştur. TKEO sinyalin frekans ve genliğindeki ani değişimleri eş zamanlı olarak ortaya çıkarmak üzere kullanılmaktadır. Aksiyon potansiyellerinin artışıyla EMG sinyalinde frekans ve genliğin artıyor olması, bruksizm epizotlarının tespitinde TKEO'yu avantajlı konuma getirmektedir [26]. Eşitlik (7)'de; k örnek sayısına, $x(k)$ sinyalin o anki değerine ve $y(k)$ da Teager Kaiser enerji değerine karşılık gelmektedir.

$$y(k) = [x(k)]^2 - x(k + 1)x(k - 1), \quad k = 2, 3, \dots, N - 1 \quad (7)$$

Taban hattı kaymasını gidermek üzere kullanılan bu iki yöntem kendi aralarında karşılaştırılmış ve benzer sonuçlar verdikleri gözlemlenmiştir. Taban hattı kaymasının giderilmesiyle birlikte sinyal daha gözlemlenebilir olmuştur. Sinyaldeki olası bruksizm epizotları görsel ve sayısal yöntemlerle seçilebilir hâle gelmiştir.

Bruksizm epizotlarının frekans düzeyinde benzer özelliklere sahip olup olmadıkları; epizotları oluşturan burstlerin kendi aralarında benzerlik gösterip göstermediği üzerinde çalışmalar yapılmaya başlanmıştır. Böylece, en azından kişisel düzeyde hastaların epizotlarının ve burstlerinin ayırt edici özelliklerine ulaşılması yönünde çıkarımlar yapılması amaçlanmıştır.

Frekans düzeyinde karşılaştırmalara burstler üzerinden başlanmıştır. Hasta 1'in tek bir epizotu seçilmiş ve bu epizottaki 6 adet burst çıkarılarak burst parçaları elde edilmiştir. Bu burst parçalarının kendi aralarında normalizasyonları sağlanmış; sinyallerin uzunlukları en küçük uzunluğa sahip burst'ün uzunluğuna eşit olacak şekilde kısaltılmıştır; genlikleri ise her bir burst'ün kendi içinde en yüksek genliğine bölünmüştür. Eşitlik (8) burstlerin süre ve genlik normalizasyon aşamalarını içermektedir.

$$N = \min(N_{b1}, N_{b2}, N_{b3}, N_{b4}, N_{b5}, N_{b6})$$

$$x_{bi}'(k) = x_{bi} \left(k - 1 + \frac{N_{bi} - N}{2} \right) \quad k = 1, 2, \dots, N_{bi}/2 + N + 1 \quad (8)$$

$$x_{bi} = \frac{x_{bi}}{\max(x_{bi})} \quad i = 1, 2, 3, 4, 5, 6$$

Burst parçalarının bu normalize hâllerinin 4096 noktalı AFD'si alınarak; genlik spektrumları oluşturulmuştur. Bu spektrumlar ayrı ayrı incelenmiş ve ortak frekanslarda yoğunlaşmalara sahip olup olmadıkları araştırılmıştır. Bu ortak frekans araştırmasını daha gözlemlenebilir kılmak adına, 6 burst için genlik spektrumları toplanmış ve bütün burstlerde yoğun olarak bulunan frekanslar bulunmaya çalışılmıştır. Eşitlik (9)'da i burst sıra numarası, k FFT nokta sayısı olmak üzere; x_{bi} sinyal ve sinyalin X_{bi} Fourier katsayılarıdır. Eşitlik (10)'a göre ise Fourier katsayılarının mutlak değeri alınarak genlik değerleri elde edilmiş ve bunlar kendi aralarında toplanarak 6 burst için ortak frekansların spektrumu görselleştirilmiştir.

$$X_{bi}(k) = \sum_{n=1}^N x_{bi}(n) e^{-\frac{2\pi j}{N}(n-1)(k-1)} \quad \begin{matrix} k = 1, 2, \dots, 4096 \\ i = 1, 2, \dots, 6 \end{matrix} \quad (9)$$

$$X_b(k) = \sum_{i=1}^6 |X_{bi}(k)| \quad k = 1, 2, \dots, 4096 \quad (10)$$

Burstler için uygulanan bu normalizasyon ve frekans spektrumu çalışmaları burstler arasındaki durağan bölgeler için de yapılmıştır. Böylece, burstler ile durağanlıklar arasında frekans düzeyinde farklılıklar olup olmadığı araştırılmıştır.

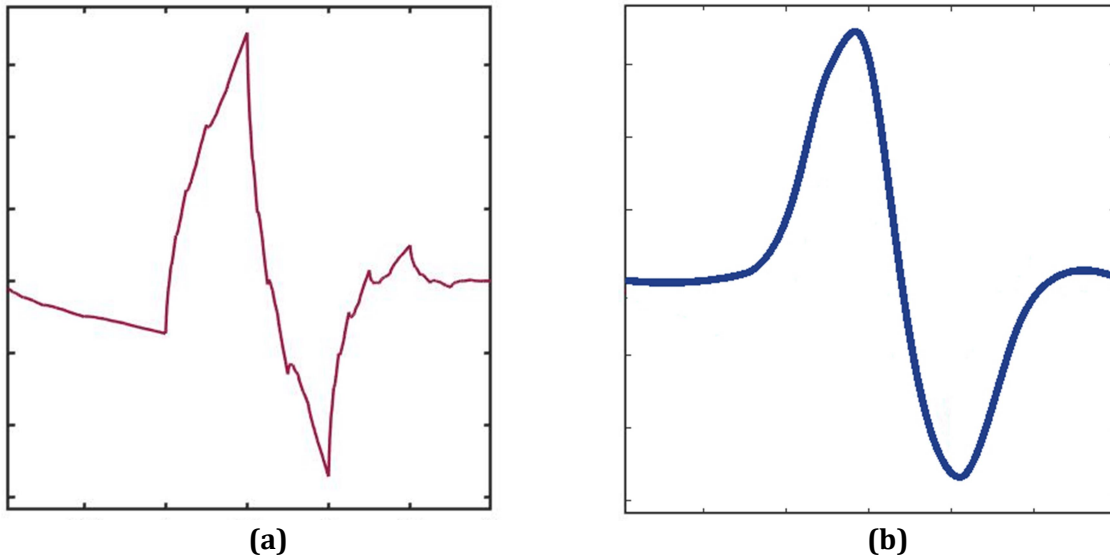
Aynı araştırma epizotlar için de yürütülmüştür. Hasta 1 için seçilerek çıkartılan 6 adet epizot parçası en düşük sinyal uzunluğuna sahip epizotun uzunluğuna eşit olacak şekilde epizotların uzunluklarının kısaltılarak eşitlenmesi ve epizotların kendi içinde maksimum değerlerine bölünmesi ile frekans düzleminde incelemeye hazır hâle getirilmişlerdir. Yine Eşitlik (9) kullanılarak epizotlar normalize hale getirilmiştir. Bu epizot parçalarının frekans

düzleminde genlik spektrumu incelenmiş; daha sonra aralarındaki benzerliklere bakılmak üzere Eşitlik (10) kullanılarak 6 spektrum toplanarak belli bir frekansta kümelenme olup olmadığı araştırılmıştır.

Frekans düzleminde burstler ve epizotlar arasında baskın gelen frekanslar gözlemlenememiştir. Dolayısıyla, frekans zaman düzleminde burstlerin, epizotların karşılık geldiği frekanslar araştırılmak istenmiştir. Bunun için, Dalgacık dönüşümü (DD) yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemde kullanılması planlanan dalgacığın; frekans ve ölçek ters orantılı olacak şekilde frekansı ve ölçeği değiştirilerek sinyal ile konvolüsyonunun alınması ve böylece dalgacık katsayılarının elde edilerek; zaman-frekans düzleminde zamana karşılık frekanslarda meydana gelen yoğunlukların iki boyutlu olarak gözlemlenebilmesi sağlanmaktadır [16]. Burada, dalgacık fonksiyonu φ , ölçek α olmak üzere dalgacık katsayıları Eşitlik (11)'deki gibi elde edilmektedir.

$$C_x(\alpha, \tau) = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \int x(t) \varphi^* \left(\frac{t - \tau}{\alpha} \right) d(t) \quad (11)$$

Dalgacık olarak literatürde de EMG analizlerinde çok kullanılan “db2” dalgacığı kullanılmıştır. Bu dalgacık EMG’de gözlemlenmesi beklenen aksiyon potansiyeline benzerliği sebebiyle tercih edilmektedir [27]. Şekil 3.3.’de bu dalgacık ile aksiyon potansiyeli karşılaştırılmıştır. Dalgacık katsayılarının iki boyutlu zaman ölçek düzleminde görüntülenmesi ve burst yoğun bölgelerin ayrıştırılmasıyla odak noktası ölçekler dolayısıyla frekanslar elde edilmiştir.



Şekil 3.3. (a) Daubechies 2 dalgacık fonksiyonu; (b) Aksiyon potansiyeli.

Burstlere karşılık gelen ölçeklerin frekans karşılıkları F_c dalgacığın merkez frekansı, α ölçek olmak üzere Eşitlik (12) ile bulunabilmektedir. Bu ölçek-frekans ilişkisi grafikleştirilerek

gözlemlenmiştir. DD üzerinde seçilen ilgi alanındaki ölçek aralığının grafik üzerinde frekans aralığına çevrilmesi sağlanmıştır.

$$F_a = \frac{F_c}{\alpha} \quad (12)$$

DD incelemeleri sonucunda burstler için ayırt edici karakteristikte frekanslar ayrıştırılamamış; burstlerin frekanslarının 350 Hz in altında yoğunlaştığı sonucuna varılmıştır. Ancak 512 Hz örnekleme hızıyla elde edilen sinyalin de zaten frekans yoğunluğunun bu aralıkta olduğu hesaba katıldığında anlamlı bir özellik yakalanamadığı anlaşılmıştır.

Farklı hastaların epizot ve burst'lerinde de aynı DD incelemesine gidilmiştir; ancak onlarda da ayırt edici frekanslara rastlanamamıştır. Dolayısıyla, frekans düzleminde incelemeler durdurulmuştur. Bundan sonraki yöntemlerde zaman düzleminde incelemelerle devam edilmiştir. Böylece, zaman düzleminde işlemlerin gerçek zamanlı sistemlere daha uygun olacağı yönündeki öngörüler de sağlama alınmış; algoritmanın işlem süresi ve hafıza birimlerinde kapladığı yerin daha verimli hâle getirilmesinin işlem fonksiyonelliği açısından da bir kayba sebebiyet vermeyeceği anlaşılmıştır.

Taban kaymasının bertaraf edildiği EMG kayıtları üzerinden zaman düzleminde çalışmalar sürdürülmeye devam etmiştir. UB tanımına uygun olarak EMG sinyalinde genlik eşiklemesi ve süre eşiklemesine gitmek amaçlanmıştır. Bunların uygulanabilmesi içinse öncelikle işlem yoğunluğunu arttıran fazla bileşenlerden kurtulmaya, farklı rektifikasyon, zarflama yöntemleri denenerek en uygun tespit algoritması elde edilmeye çalışılmıştır.

3.3. Rektifikasyon

Sinyalin taban hattının altında ve üstünde kalan kısımlar birbirlerine karakter olarak benzemektedirler. Bu nedenle, işlem yükünü hafifletmek adına sinyalin yalnızca pozitif tarafına odaklanma ihtiyacı duyulmuştur. Böylece sinyalin eşik değeri ile kıyaslanması mümkün olabilmektedir. Rektifikasyonda, Eşitlik (13)'te verilen sinyalin mutlak değerinin alınması ve Eşitlik (14)'te verilen negatif değerlerin 0'a çekilmesi şeklinde iki yöntem denenmiştir.

$$y(k) = |x(k)| \quad (13)$$

$$y(k) = \begin{cases} x(k), & x(k) \geq 0 \\ 0, & x(k) < 0 \end{cases} \quad (14)$$

Bu iki yöntemin frekans spektrumuna ve sinyale etkileri karşılaştırılmıştır. İki yöntemde de sinyalin yapısı bozulmasına rağmen; iki yöntem arasında sinyalin yapısına etkilerde çok önemli farklar gözlemlenmemiştir.

Sinyalin işlenmesine bu noktadan sonra zaman düzleminde devam edileceği için mutlak değer alma yönteminin sorun teşkil etmeyeceği değerlendirilmiştir. Bu yöntem frekans düzleminde incelemelerde sinyal frekansında bozulmalara neden olabilecek olmasına rağmen, zaman düzleminde sinyalin negatif değerlerdeki enerjisinin de yok edilmeden sinyalde korunmasına olanak tanımaktadır. Dolayısıyla mutlak değer yöntemi kullanılmasına karar verilmiştir.

3.4. Zarflama

Sinyaller 512 Hz örnekleme hızı ile kaydedilmiş olup, detaylı bir içeriğe sahiptir. Ancak eşikleme için sinyalin yapısından bağımsız olarak epizotta genlik yükselmeleri ile başlama ve bitiş zamanı önem arz etmektedir. Dolayısıyla, sinyali kullanılmayan detaylardan arındırmak gerekmektedir. Bu da kullanılagelen zarflama yöntemleri ile mümkündür. Bu aşamada, tepe ve RMS zarflama yöntemleri algoritmik olarak denenmiştir.

3.4.1. RMS Zarflama

RMS zarflama yöntemi sinyalin normalize edilmiş değerlerinin bölgesel olarak karelerinin toplamının ortalama karekökünü almakta ve bunu kayan pencereler boyunca devam ettirmektedir. Böylece sinyalin etkin yapısına ulaşılabilir. Eşitlik (15)'te RMS zarflama yönteminin formülizasyonu verilmiştir. Burada x sinyali temsil ederken; w zarflamada kullanılacak pencere boyutunu belirtmektedir.

$$y(n) = \sqrt{\frac{1}{w} \sum_{k=n-\frac{w}{2}}^{n+\frac{w}{2}+1} x(k)^2} \quad (15)$$

3.4.2. Tepe Zarflama

Tepe zarflama yönteminde sinyalde bölgesel tepeler araştırılmaktadır. Kayan pencereler kullanılarak bu bölge iletilmekte ve ortaya bütün sinyaldeki bölgesel tepe noktalarının

ayrıştırıldığı bir zarf eğrisi çıkmaktadır. Eşitlik (16)'ya göre w pencere genişliği olmak üzere x sinyalinin zarfını gösteren y sinyali elde edilebilmektedir.

$$y(n) = \sum_{k=n-\frac{w}{2}}^{n+\frac{w}{2}+1} \max(x(k)) \quad (16)$$

3.4.3. Tepe ve RMS Zarflama

Tepe zarflama ve RMS zarflama yöntemleri farklı pencere boyutları için kendi aralarında karşılaştırılmıştır. Tepe zarflama yönteminde tepelerin yakalanması daha etkin olmakta iken; RMS zarflama yönteminde burst ve epizotlarda başlangıç ve bitiş noktalarının tespiti daha hassas yapılabilmektedir. Dolayısıyla tepe ve RMS zarflamaların birleştirilmesiyle elde edilen bir zarflama yöntemi de bu tez çalışması kapsamında denenmiştir. Eşitlik (17)'de kullanılan RMS zarflama ve tepe zarflama yöntemlerinin kombine edildiği çarpım formülizasyonu verilmiştir.

$$y(n) = \sum_{k=n-\frac{w}{2}}^{n+\frac{w}{2}+1} \max(x(k)) \cdot \sqrt{\frac{1}{w} \sum_{k=n-\frac{w}{2}}^{n+\frac{w}{2}+1} \frac{1}{w} x(k)^2} \quad (17)$$

En iyi yöntemin seçilebilmesi için tepe zarflama ve RMS zarflama yöntemlerinin en iyi sonuçları veren pencere boyutlarında kombinasyonları tepe ve rms zarflama yöntemi ile denenmiştir. En iyi sonuçları veren algoritma sonuçlarının; tepe ve RMS zarflama yöntemi ile kıyaslaması yapılmıştır. Böylece; tepe zarflama ve RMS zarflamanın dezavantajlarıyla baş etmek için tepe ve RMS zarflama yönteminin etkili olup olmayacağı araştırılmıştır.

3.5. Genlik Eşikleme

Bruksizm sinyallerinde genlik eşiklemesinin yapılabilmesi için iki yöntem bulunmaktadır; maksimum gönüllü kasılma (MGK) kaydı ve arka plan gürültüsünün seçilmesi. MGK kaydının hasta tarafından yapılması gerekeceği göz önünde bulundurularak, arka plan gürültüsünü seçmeyi doktor gözetimine bırakmak daha profesyonel bir yaklaşım olacağından dolayı eşiklemeye arka plan gürültüsünün seçilmesi üzerinden devam edilmiştir. Nörologun işaretlediği arka plan gürültüsü üzerinden hastaların genlik eşik değerleri Eşitlik (18)'e göre belirlenmiştir. Burada gürültünün ortalaması (μ) ve standart sapması (σ) dikkate alınarak

standart sapma hassasiyetinin (c) belirlenmesi üzerinden bir kurgu yapılmaktadır. Bu yöntem genellikle TKEO ile birlikte kullanılmaktadır.

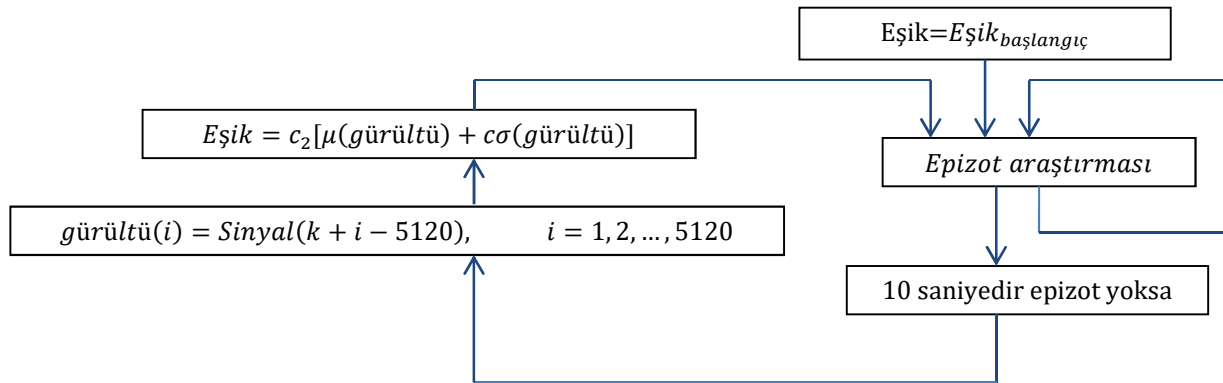
$$Eşik_{gürültü} = \mu(gürültü) + c\sigma(gürültü) \quad (18)$$

Gürültüdeki ortalama ve standart sapma üzerinden bir arka plan eşik değeri tespit edilmektedir. Eşitlik (19)'da da görüldüğü üzere arka plan eşik değeri (c_2) ile çarpılarak sinyalde burstlar ve epizotlar için bir genlik eşik değeri elde edilmektedir.

$$Eşik = c_2 * Eşik_{gürültü} \quad (19)$$

Sadece bu eşik değerinin üzerinde kalan bölgelerde burst ve epizot aramak üzere işlemler yapılmaya devam edilmektedir. Bir bruksizm epizotunun işaretlenebilmesi için öncelikli şart bu eşik değerini geçmesi olarak belirlenmiştir.

Eşik değerinin adaptif olarak güncellenmesi için adaptif bir eşikleme yöntemi geliştirilmiştir. Bu yöntemde, 10 saniye boyunca herhangi bir bruksizm epizotuna rastlanmaması durumunda arka plan eşik değeri yenilenmektedir. Böylece, elektrodun üzerine binen değişken gürültülerden kurtulmak amaçlanmıştır. Şekil 3.4.'te adaptif olarak güncellenen eşik değeri için akış diyagramı verilmiştir.



Şekil 3.4. Adaptif genlik eşikleme yöntemi akış diyagramı.

3.6. Süre Eşikleme

Bruksizm epizotları fazik epizot, tonik epizot ve karma epizot olmak üzere üçe ayrılmaktadır. Bu üç farklı epizotu birbirinden ayırmak ve işaretleyebilmek için epizotların teknik tanımlarından yararlanmak gerekmektedir. Genlik eşiklemeden geçen epizotları sürelerine göre sınıflandırmak ve gerçek zamanda karşılık geldikleri saat aralıklarını

işaretleyebilmek için bir algoritma geliştirilmiştir. Bu yöntem, epizotların teknik tanımları ile şekillenmiştir.

Burada, tonik epizotların belirlenmesi özellikle adaptif eşik değerinin güncellenmesi sırasında yaşanabilecek hata paylarını engellemek üzere önemlidir. Fazik epizotlardan daha uzun süre devam edebilen bu tonik epizotların adaptif eşik değerini etkilememesi amacıyla işaretlenmesi gerekmektedir. Tonik epizotlar, incelenen bruksizm hastalarında çok fazla bulunmamaktadır. İncelenen hastalarda genellikle fazik epizotlar görülmektedir. Bu nedenle, bu hastalarda tonik epizotlara dair bilgilerin çıkarılması ve analiz edilmesi yönünde spesifik yöntemler denenmemiştir.

Bruksizm hastalığının teşhisinde ve seviyelendirilmesinde ihtiyaç duyulan temel bilgiler epizotların ortalama süresi, ortalama genliği, saat başında meydana gelme sıklığı, epizotlardaki ortalama burst sayısı gibi özelliklerdir. Bu özelliklerin çıkarılması için işaretlenen ve indekslenen epizotların sürelerinin, genliklerinin ortalaması alınmış; bir saatte meydana gelen ortalama bruksizm epizot sayısı hesaplanmıştır.

3.7. Algoritma Oluşturma

Yukarıda yer alan yöntemler teker teker denenmiş ve sinyal üzerindeki etkileri gözlemlenmiştir. Böylece, hassasiyetleri ve yetenekleri göz önünde bulundurularak farklı kombinasyonlarda algoritmalar kurgulanmıştır. Tablo .2.'de bu kombinasyonlar görülmektedir.

Tablo 3.2. Algoritma varyasyonları.

	Ön İşleme	Rektifikasyon	Zarflama	Genlik Eşikleme	Süre Eşikleme
Algoritma 1	RBD	Mutlak Değer	RMS		
Algoritma 2	TKEO		RMS		
Algoritma 3	RBD		Tepe		
Algoritma 4	TKEO		Tepe		

3.8. Algoritmaların Performansını Karşılaştırma

Performans kıyaslamalarında, doktor kontrolünde manuel işaretlenen epizot bölgeleri ile algoritmaların yakaladığı epizotlar arasındaki uyum gözlemlenmiştir. Bu uyum hassasiyet, kesinlik, kaçırma oranı yüzdeleri üzerinden değerlendirilmiştir. Kavramsal olarak hassasiyet; reelde var olan toplam epizotlar içinde algoritmanın doğru olarak yakaladığı epizotları ifade ederken; kesinlik; algoritmanın epizot olarak işaretlediği bölgeler arasındaki gerçek epizotları; kaçırma oranı ise var olan epizotları algoritmanın yakalayamama oranını belirtmektedir. Bu değerler; Eşitlik (20) kullanılarak çıkarılabilmektedir.

$$\begin{aligned} \text{Hassasiyet} &= \frac{TP}{P} \\ \text{Kesinlik} &= \frac{TP}{TP + FP} \\ \text{Kaçırma oranı} &= \frac{P - TP}{P} \end{aligned} \tag{20}$$

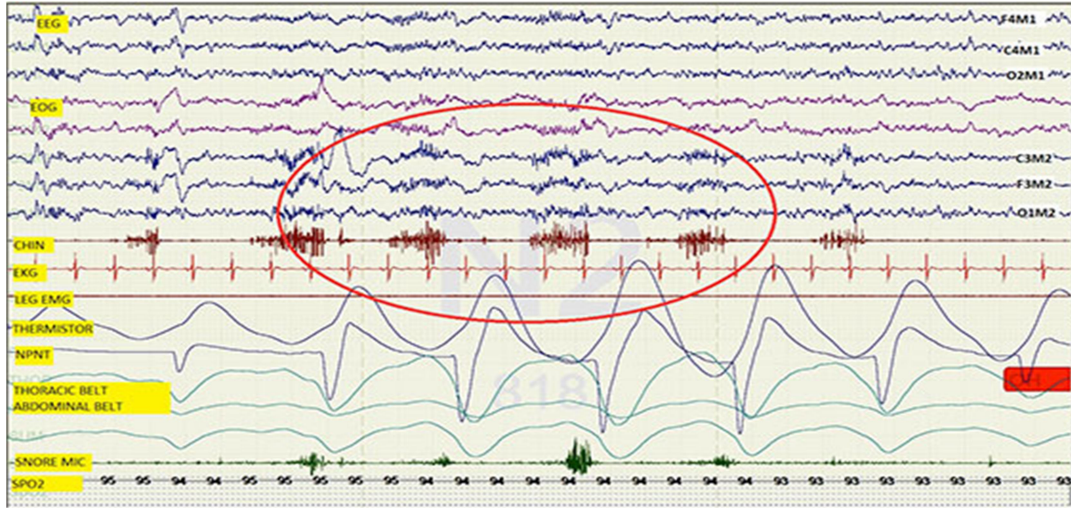
TP, algoritmanın doğru olarak bulduğu epizot sayısı; FP, algoritmanın yanlış olarak bulduğu epizot sayısı; P, bütün sinyalde reel olarak yer alan epizot sayısını belirtmekte olup hassasiyet, kesinlik ve kaçırma oranları her bir algoritma için oluşturulmuş ve tablolastırılmıştır.

Epizotların yakalanma seviyelerinin belirlenmesinin ardından, bulunan epizotların süre ve genliklerini işaretlemedeki hata payları incelenmiştir. Bu amaçla, manuel olarak işaretlemeleri yapılan epizotlar sürelerine göre azdan çoğa sıralanmış ve numaralandırılmıştır. Daha sonra, algoritmaların epizotlar üzerinde hesapladıkları süreler ile epizotların gerçek süreleri kıyaslanmıştır. Böylelikle, algoritmaların epizotlardaki süreleri tespit etme performansları incelenmiştir. Algoritmaların aynı şekilde genlikleri yakalayabilme performanslarını kıyaslayabilmek için gerçek normalize genlikler ile algoritma sonuçları epizotlar için grafikleştirilmiştir.

Algoritmaların birbirlerini tamamlayabileceği özelliklerin bulunması için ise kimisinin tespit edip kimisinin tespit edemediği epizotlar incelenmiş; algoritmaların avantajlı ve dezavantajlı olduğu noktalar karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak, birbirini tamamlayıcı özellikteki algoritmaların birleştirilmesiyle kaçırma oranları minimize edilmiştir.

4. BULGULAR

Doktor eşliğinde incelenen UB bruksizm epizotları Şekil 4.1.'deki gibi işaretlenmiştir. Uyku evreleri ve ses-video kayıtları göz önünde bulundurularak epizotların varlığı doğrulanmıştır.



Şekil 4.1. PSG yazılımı üzerinde bruksizm epizotlarının işaretlenmesi.

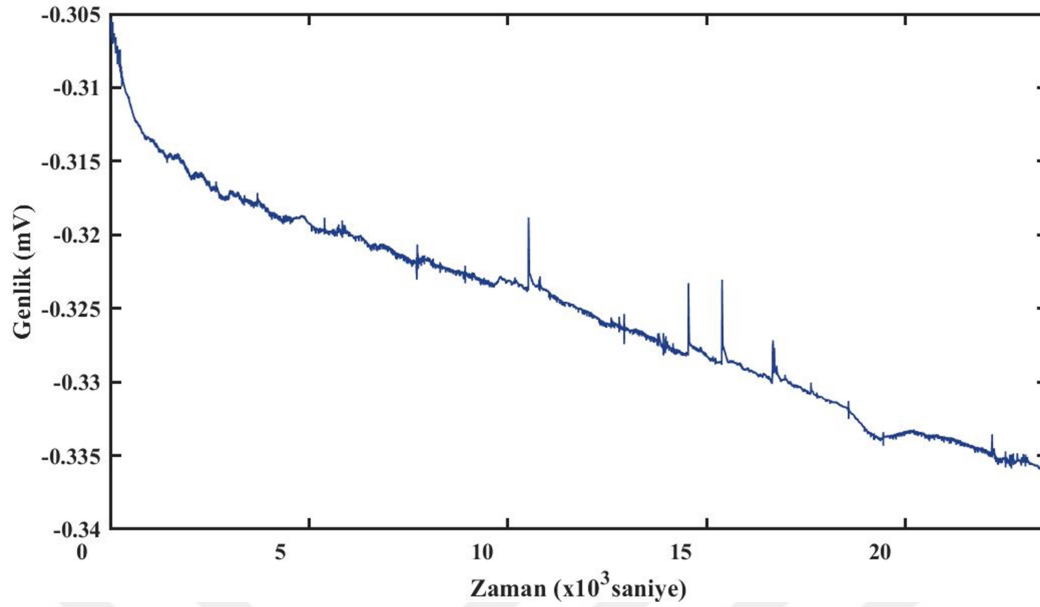
Hastaların kayıtlarının bu şekilde manuel olarak işaretlenmesinin sonucunda ortaya çıkan analizler Tablo 4.1.'deki gibidir.

Tablo 4.1. Hasta kayıtları.

	Hasta 1	Hasta 2
Toplam epizot sayısı	26	76
Epizotların ortalama genliği/max genlik	%63	%75
Epizotların ortalama süresi	9.59 s	9.16 s
Epizotlardaki ortalama burst sayısı	5.89	7.12
Bruksizm/Uyku oranı	%1.02	%2.8
Bruksizm epizot sayısı/saat	5.65	11.20

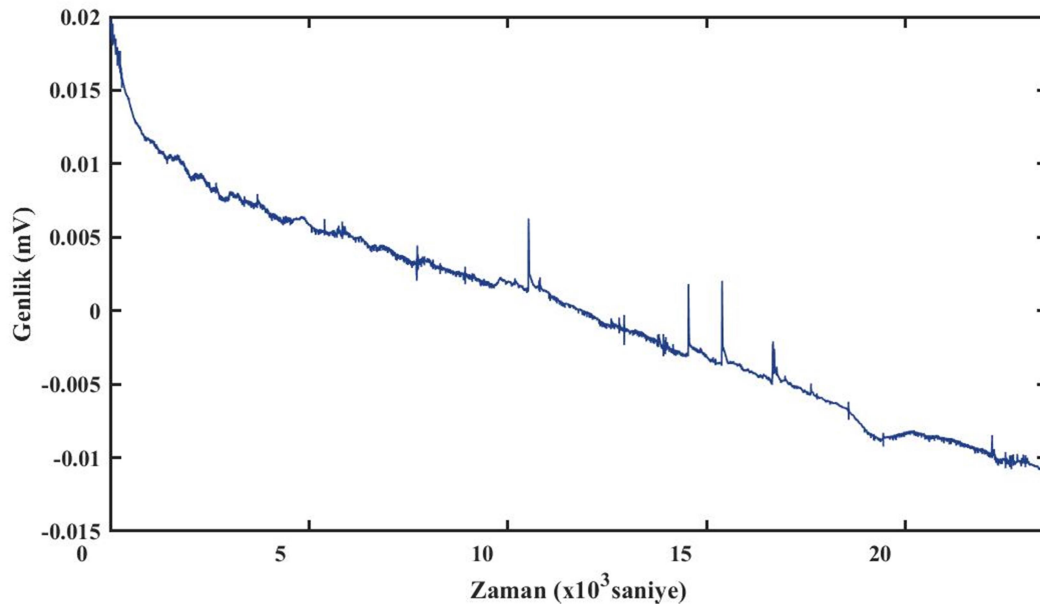
Epizotların gerçek anlamda yerlerinin tespit edilmesi sinyalin incelenmesi sırasında referans almak üzere kullanılmıştır.

Hasta 1'in EMG kayıtlarında var olan ham EMG sinyali aşağıdaki gibidir. Bu sinyal 12.072.960 örnekten oluşmaktadır. Sinyalin ortalama -0.3251 mV'luk DC ofseti bulunmaktadır. Bu ofset değerini içeren ham EMG sinyali Şekil 4.2.'de yer almaktadır.



Şekil 4.2. Ham EMG sinyali.

Ortalama ofset değeri tüm sinyalden çıkarılarak, sinyalin ofset kaymasından kurtulmaya çalışılmıştır. Şekil 4.3.'de ortalama ofset değerinin çıkarılmasıyla elde edilen sinyal yer almaktadır.

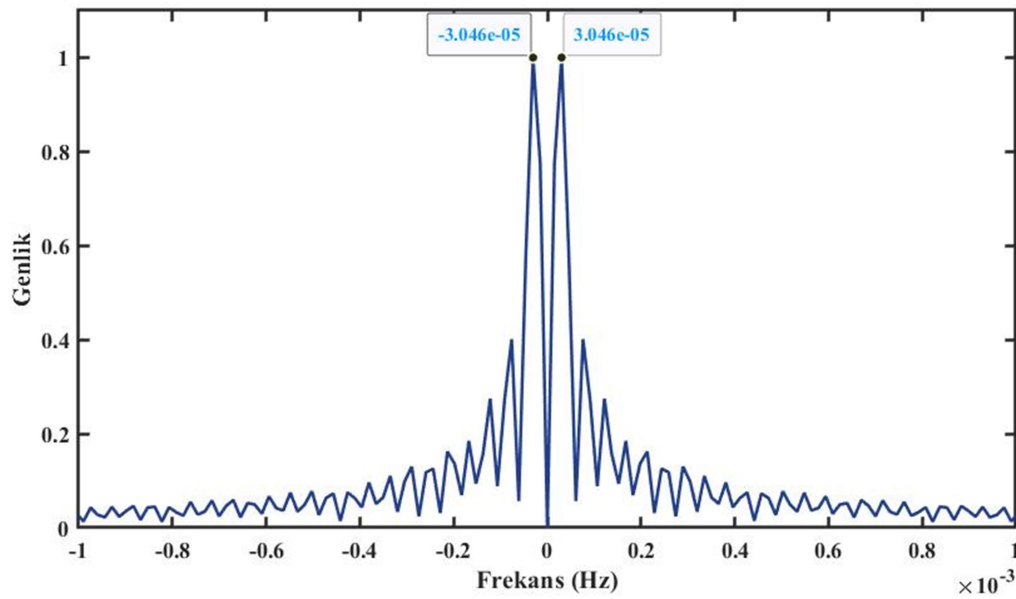


Şekil 4.3. DC ofseti atılmış EMG sinyali.

Sinyal, bu sayede 0 değerine yaklaşıp da, taban hattındaki kayma (baseline drift) varlığını sürdürmüştür. Taban hattındaki kaymanın bir sinüs dalgasına benzediği düşünülmüştür. Dolayısıyla, bu kaymanın önüne geçebilecek filtreleme yöntemlerini araştırmak amacıyla, başlangıç olarak bu kaymanın frekans aralığı saptanmak istenmiştir ve sinyalin

frekans spektrumu incelenmiştir. Burada, kaymanın sinyal boyunca görünen kısmının yaklaşık olarak bir sinüs dalgasının beşte biri olduğu varsayılmıştır. Sinyal uzunluğunun da 23580 saniye olduğu göz önünde bulundurulmuştur. Bu çok düşük frekansın yakalanabilmesi için frekans spektrumu çözünürlüğünün minimum $1/30.182.400$ olması gerektiği; dolayısıyla da 2^{25} noktalı FFT almanın uygun olacağı kanaatine varılmıştır.

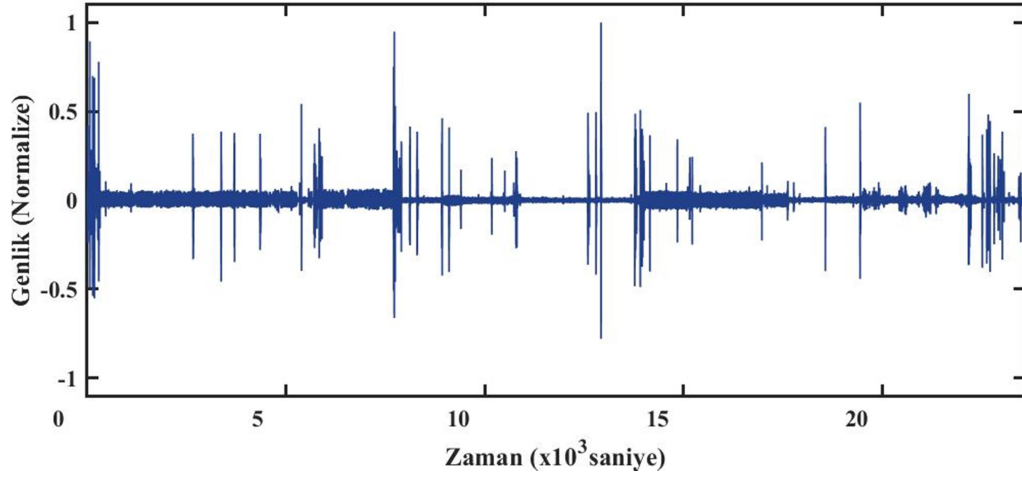
Bütün sinyalin 2^{25} noktalı FFT'si alındığında, en yüksek genlikli elemanların $30.46 \mu\text{Hz}$ 'lik frekansta görülmesi varsayımları doğrulayıcı nitelikte olmuştur. Şekil 4.4.'te bu yöntem ile elde edilen frekans spektrumu ve maksimum genlikli frekans değerleri gösterilmiştir.



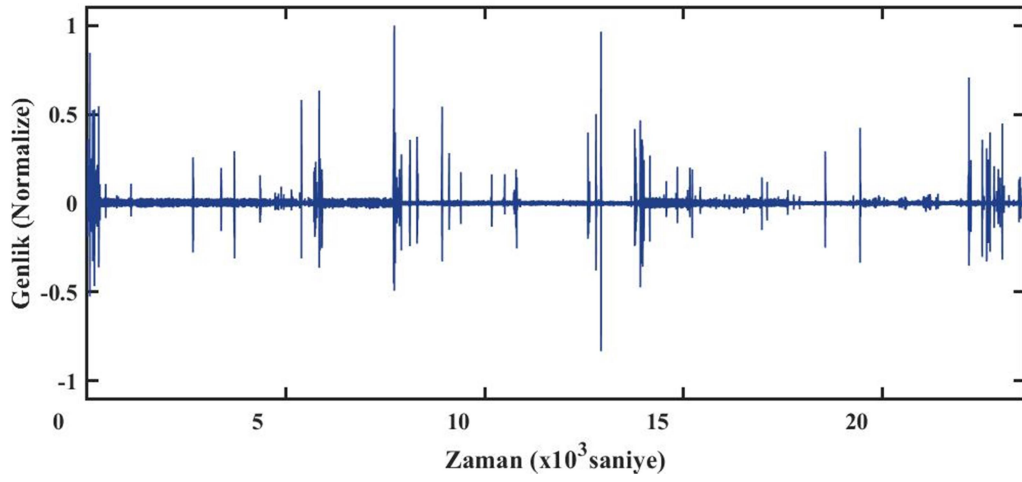
Şekil 4.4. Bütün sinyalin 0 Hz çevresinde odaklanmış frekans spektrumu.

EMG sinyalleri 0.5 Hz üzerini kapsayabilmektedir. Bu nedenle, sinyalin çok düşük frekanslı bu bileşeninden kurtulabilmek için frekans düzleminde tasarlanacak filtrenin oldukça dar olması gerektiği sonucuna varılmıştır. Frekans düzleminde tasarlanacak dar nitelikte bir filtre ise zaman düzleminde geniş bir *sinc* fonksiyonunu beraberinde getireceğinden dolayı filtreleme frekans düzleminde yapılmamıştır.

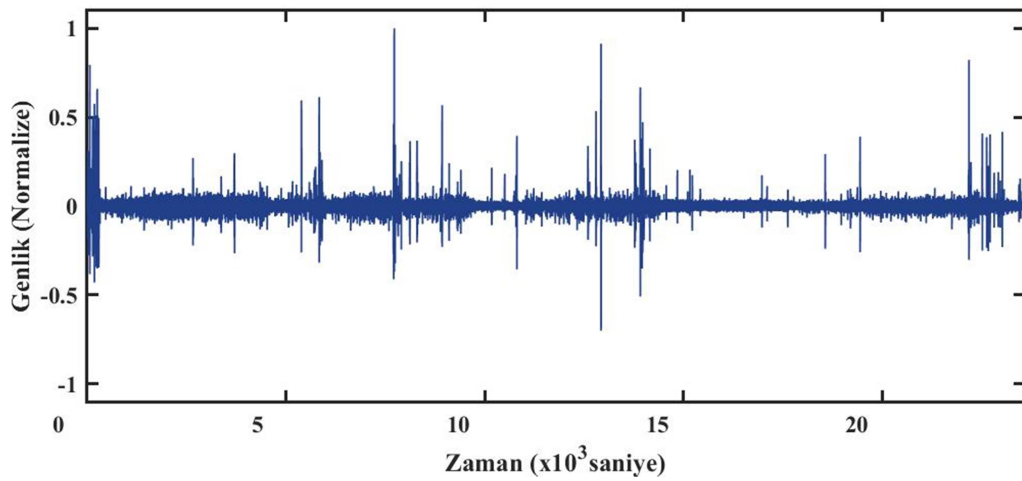
Taban kaymasından kurtulabilmek için, zaman düzleminde filtre uygulamaları denenmiştir. Bölgesel olarak sinyalden ofsetin çıkarılması temelli bölgesel ofset kaldırma yöntemi sinyale farklı pencere boyutları kullanılarak uygulanmış ve Şekil 4.5.'de bu uygulamaların sinyal üzerindeki etkileri verilmiştir.



(a)



(b)

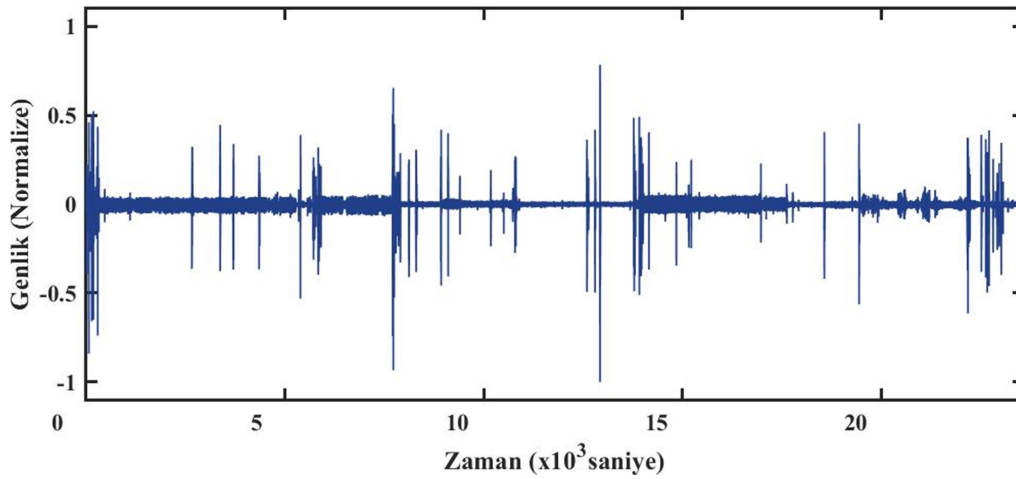


(c)

Şekil 4.5. Bölgesel ofset kaldırma: **(a)** Pencere genişliği=3; **(b)** Pencere genişliği=18; **(c)** Pencere genişliği=180.

Bölgesel ofset kaldırma yöntemi işlemi taban hattındaki kaymadan kurtulmayı sağlamıştır. Ancak pencere genişliği arttıkça bölgesel olmaktan çıkmakta ve toplam sinyalden DC ofsetin çıkarılmasına benzer bir karakteristiğe bürünmeye başlamaktadır. Bu nedenle düşük pencere boyutunun daha performanslı olacağı düşünülmüştür. Bu bağlamda, pencere genişliği 3 veya 18 olarak uygulanabilir hâldedir. Ancak, gerçek zamanlı sistemlere daha uygulanabilir; gecikmeleri minimuma çekecek olması ve hafızadaki yer işgalinin daha düşük tutacağı düşüncesiyle bölgesel ofset kaldırma yöntemi pencere genişliği bundan sonraki aşamalarda 3 olacak şekilde uygulanmıştır.

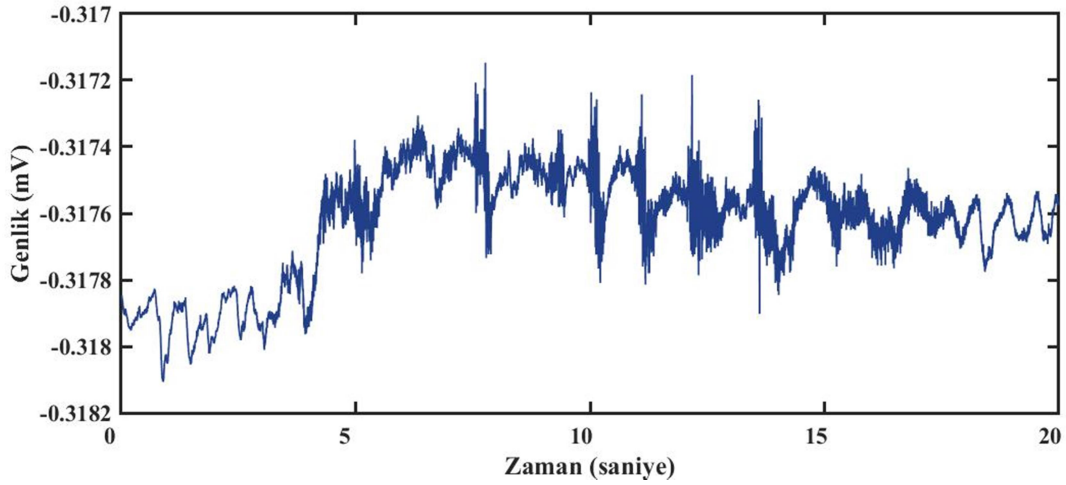
Taban hattı kayması için denenen diğer yöntem olan TKEO için de sinyalin durumu gözlemlenmiştir. Şekil 4.6.'da taban hattına sahip sinyale TKEO yönteminin uygulanmasıyla elde edilen filtrelenmiş sinyal verilmiştir. Bu yöntemin kendi karakteristiği gereği pencere boyutu 3 alınmaktadır ve pencereler kaydırılarak sinyalin enerjisi elde edilmektedir.



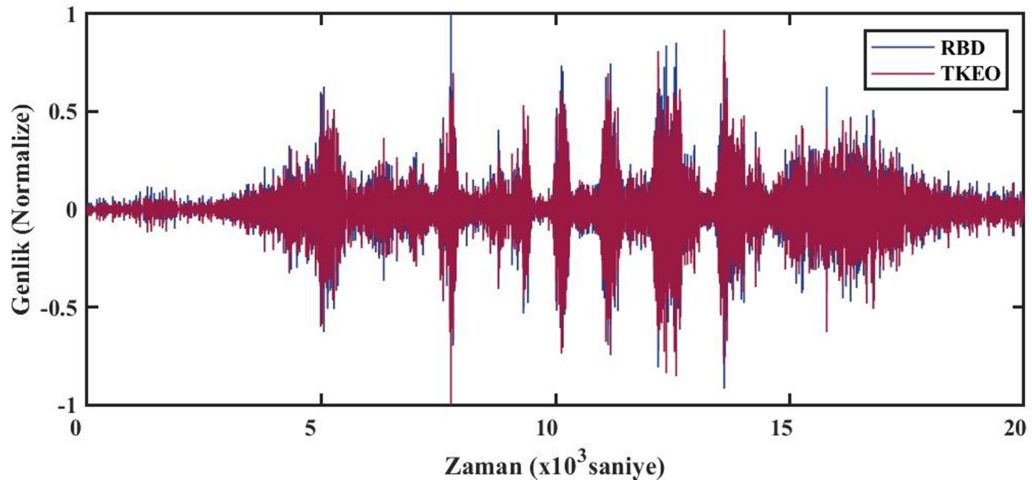
Şekil 4.6. TKEO kullanılarak taban hattı kaymasını kaldırma.

TKEO'nun formülizasyonu sinyaldeki anlık yükselmelere odaklanmaktadır; böylece sinyaldeki geniş zaman dilimine yayılmış taban kayması bertaraf edilebilmiştir.

İşlenmiş sinyal incelendiğinde pencere boyutu 3 alınarak uygulanan bölgesel ofset kaldırma yöntemi ile TKEO yönteminin benzeşimi anlaşılabilmektedir. Farkların daha belirgin olarak gösterilebilmesi adına aşağıdaki şekilde tek bir bruksizm epizodu üzerinde iki farklı yöntemin sonuçları gösterilmiştir. Şekil 4.7.'de taban hattına sahip tek bir bruksizm epizodu ve epizotun bölgesel ofset kaldırma ve TKEO uygulanmış hâli gösterilmektedir.



(a)

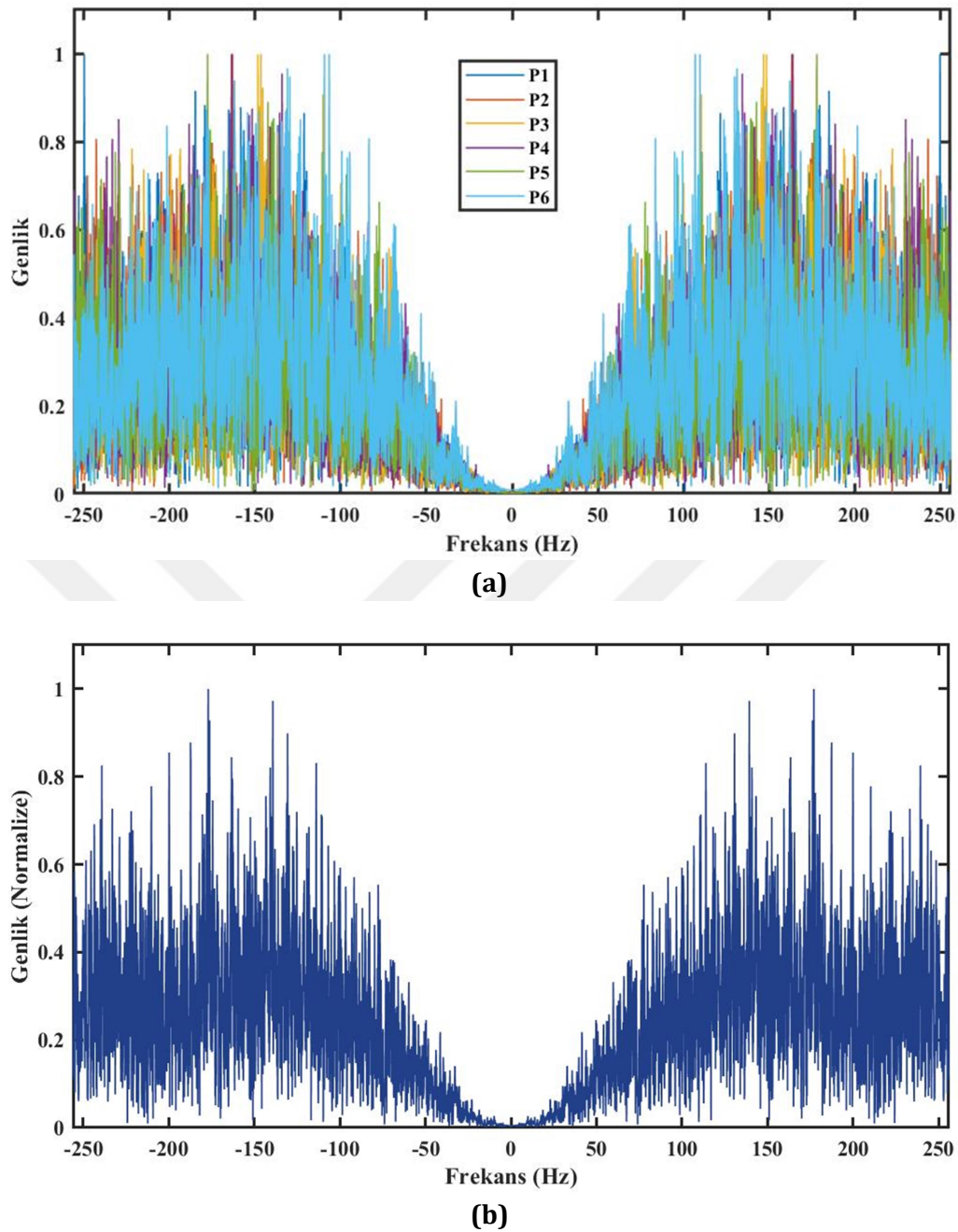


(b)

Şekil 4.7. Bruksizm epizotu: **(a)** Ham sinyal; **(b)** Bölgesel ofset kaldırma ve TKEO yöntemlerinin karşılaştırılması.

Bölgesel ofset kaldırma yöntemi ve TKEO yönteminin taban kaymasını gidermede benzer etkiler göstermişlerdir. Yine de, bu yöntemlerin ikisi de algoritmalar kurulurken denemelere dahil edilmiştir.

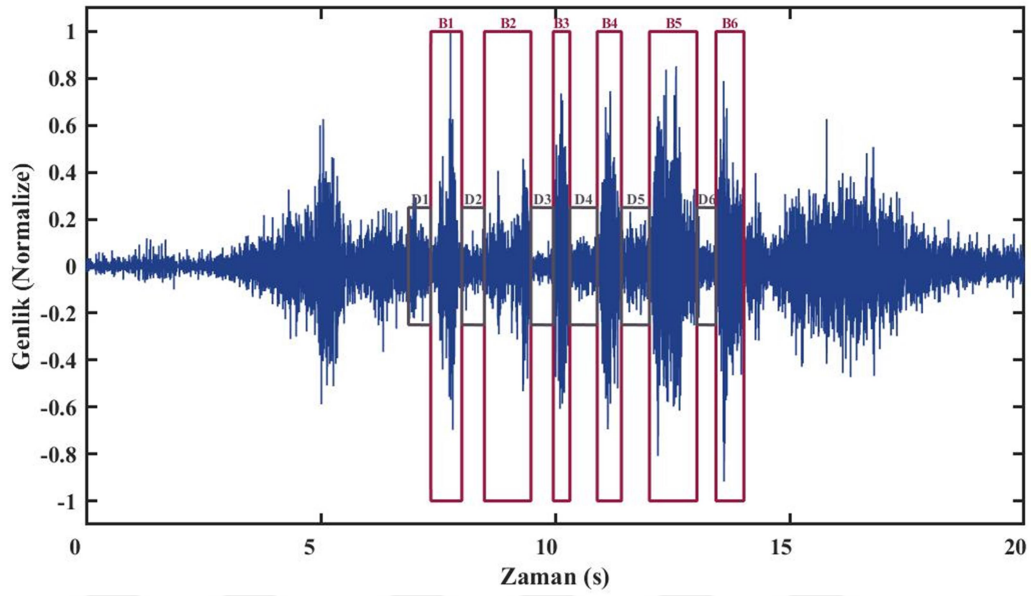
Şekil 4.8.'de 6 adet bruksizm epizotunun kendi arasında frekans spektrum incelemeleri verilmiştir. Bu epizotlar normalize edilerek değerlendirilmiştir. Daha sonra ortak frekanslarını yakalamak için frekans spektrumundaki genlik değerleri toplanmış ve tekrar normalize edilmiştir.



Şekil 4.8. Epizot frekans spektrumları **(a)** 6 adet epizot; **(b)** 6 epizotun ortak spektrumu.

Ancak epizotlar yukarıda görüldüğü üzere frekans anlamında çok benzer bir yapıya sahiptirler. Hepsinde keskin olarak yer alan ortak frekanslar saptanamamıştır. Dolayısıyla, frekans düzleminde ayırt edici özelliklerine rastlanmamıştır.

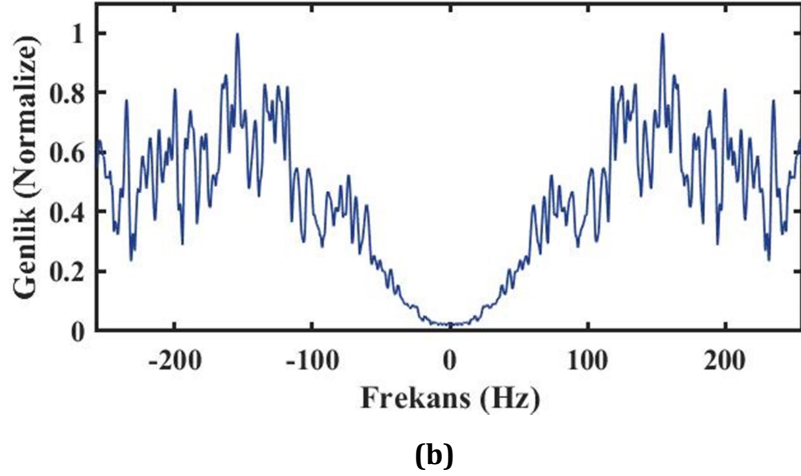
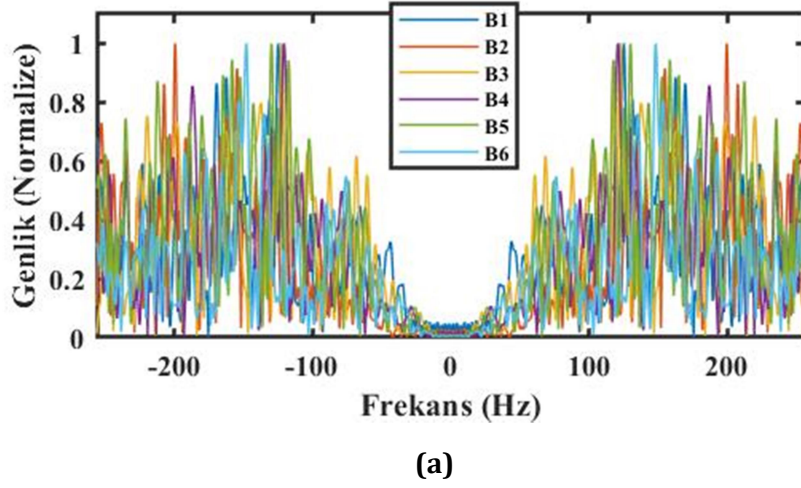
Taban kaymasının elimine edilmesiyle birlikte hem epizotlar hem de gürültü daha gözlemlenebilir bir hâle gelmiştir. Böylece, epizotlar içerisindeki burstlerin ve durağanlıkların işaretlenmesi kolaylaşmıştır. Bu burst ve parçalar sinyal parçalarına ayrılarak kendi aralarında benzer yönleri araştırılmıştır. Şekil 4.9.'da analiz edilmek üzere alınan burst ve durağanlık parçaları işaretlenmiştir.



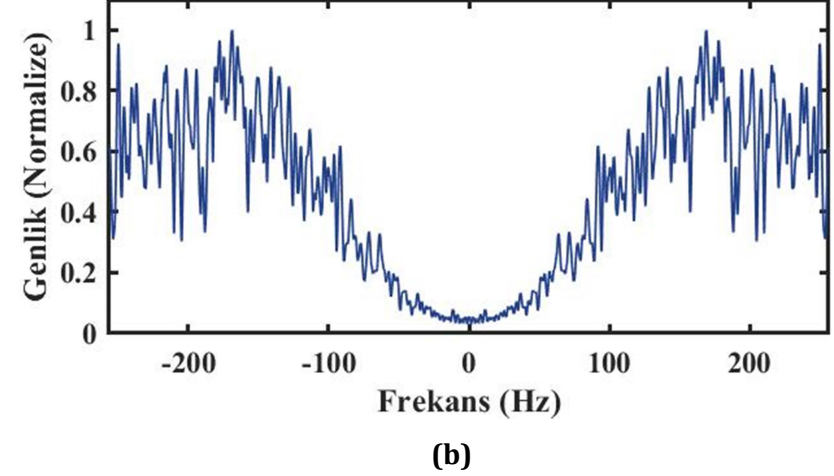
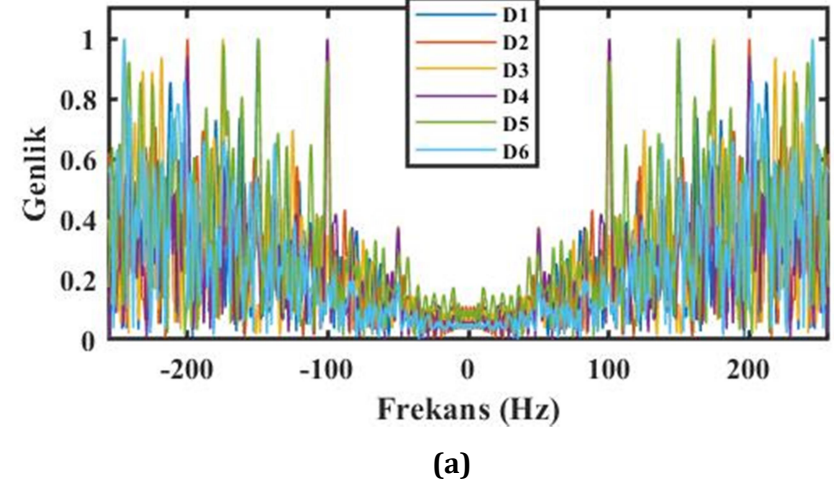
Şekil 4.9. Burstler (B1, B2, B3, B4, B5, B6) ve durağanlıklar (D1, D2, D3, D4, D5, D6).

Bir bruksizm epizodu içerisinde manuel olarak burst ve durağanlıklar ayrıştırılmıştır. 6 adet burst ve 6 adet durağanlık parçasının frekans spektrumları Şekil 4.10. ve 4.11’de verilmiştir.

Burst ve durağanlıkların ikisinde de yüksek frekanslarda yoğunlaşma olduğu gözlemlenebilmektedir. Ancak fazik epizotlarda barındırılması gereken minimum 3 burst kriterinin kontrolünü sağlamak için burst ve durağanlıkların net şekilde ayırt edilebilmesi gerekmektedir. Bu kapsamda da burstler arasında tutarlı frekanslar, durağanlıklar arası tutarlı frekanslar veya burstleri durağanlıklardan ayırıcı nitelikte frekanslara rastlanmamıştır.

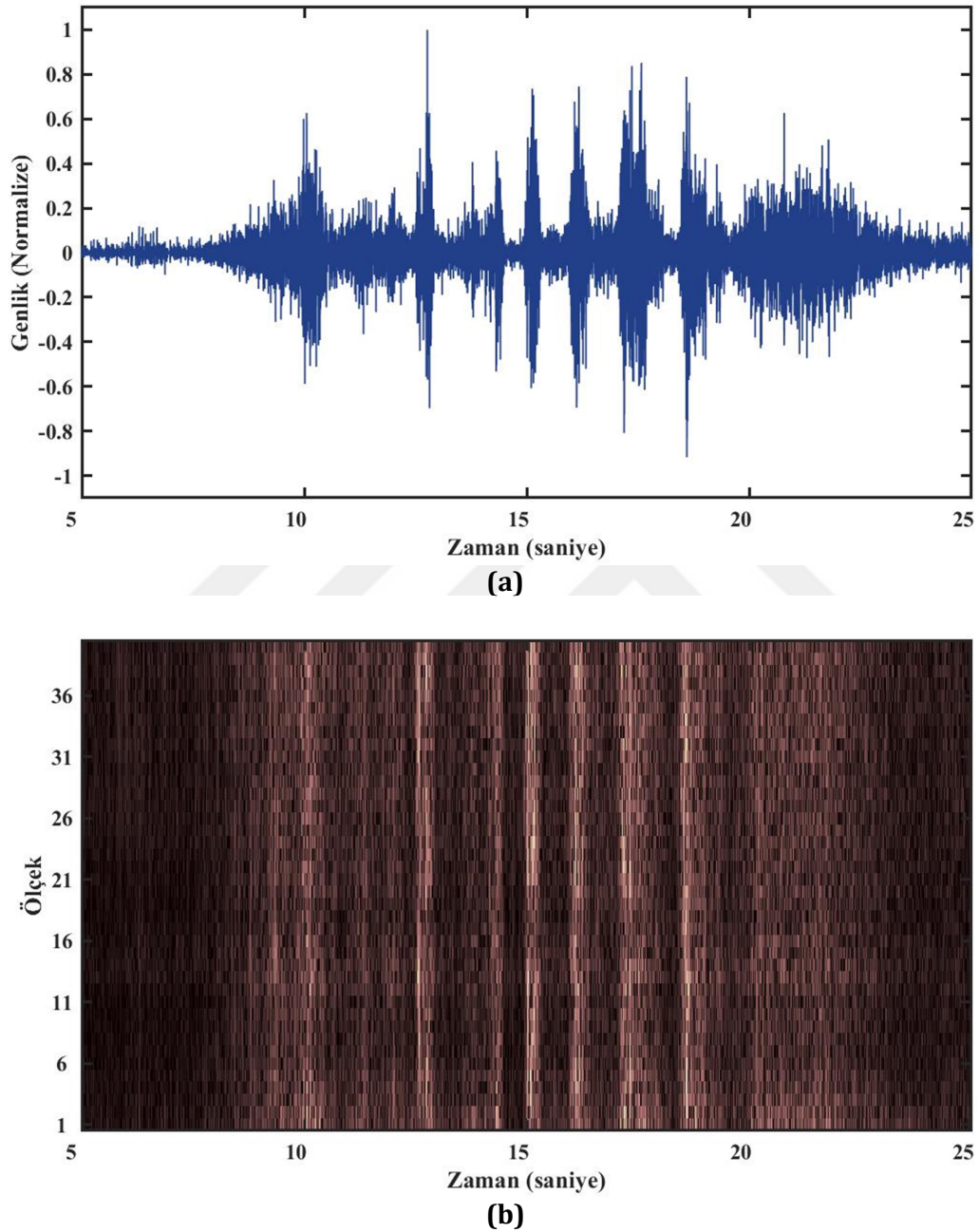


Şekil 4.10. Burstler frekans spektrumları (a) 6 burst (b) 6 burst'ün ortak frekansları.



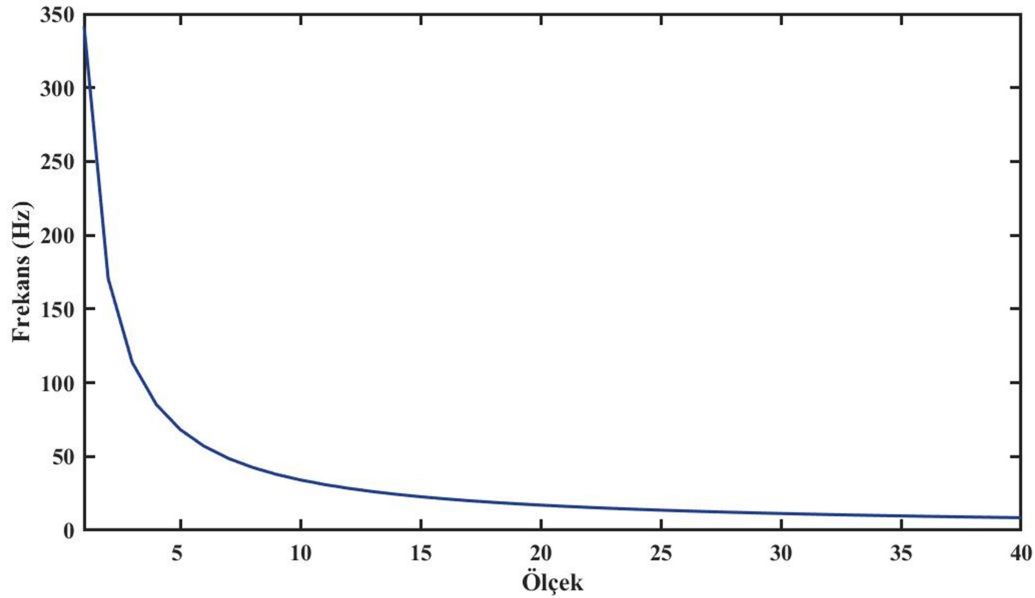
Şekil 4.11. Durağanlık frekans spektrumları (a) 6 durağanlık (b) 6 durağanlık'ın ortak frekansları.

Frekans spektrumu incelemelerinden beklenen ayırt edici özellik çıkarımları yapılamadığından dolayı epizotların DD analizinin yapılması üzerine gidilmiştir. Bir adet epizot için yapılan DD analizi Şekil 4.12.'de görülmektedir.



Şekil 4.12. Bir epizota ait DD incelemesi **(a)** Zaman düzleminde epizot; **(b)** Zaman-ölçek düzleminde DD katsayıları.

DD analizinde de görüldüğü üzere epizotun burst kısımları zaman-ölçek grafiğinde 1-40 ölçeklerinin çoğunda bir bileşene sahiptir. Aşağıdaki şekilde 'db2' dalgacığı için frekans ölçek ilişkisi Şekil 4.13.'te grafiklendirilmiştir.



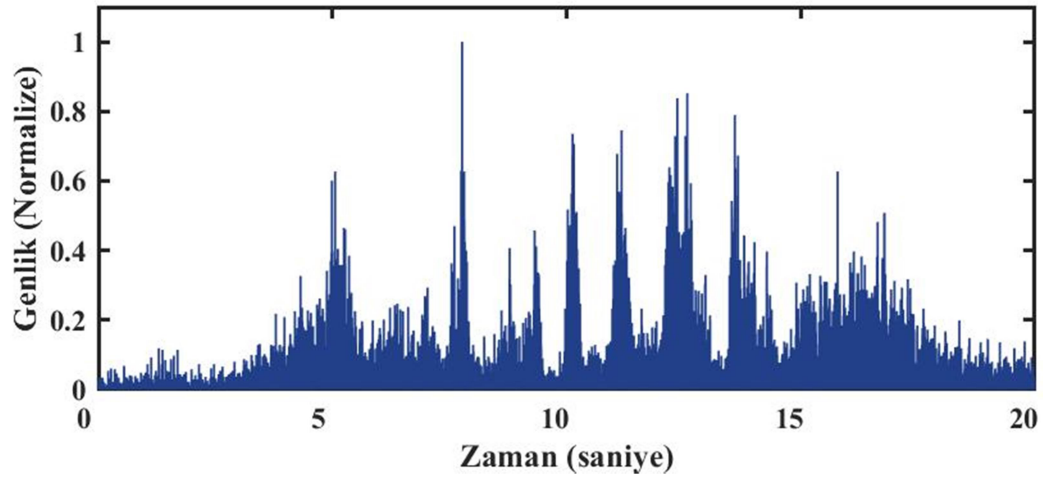
Şekil 4.13. 'db2' dalgacığı için frekans-ölçek grafiği.

Şekil 4.13.'te görüldüğü üzere 1-40 aralığındaki ölçekler; 0-350 Hz'lik frekanslara tekabül etmektedir. Başka bir ifadeyle bu ölçek aralığında bileşeni olan burstlerin 0-350 Hz aralığında da bileşenleri bulunmaktadır. EMG sinyalleri 0.5-500 Hz aralığında dağılabilen homojen bir yapıya sahip olabilmektedir. Bu durumda, burstlerin 0-350 Hz arasında yer alması yine burstler için ayırt edici özellik bulunmasını engellemektedir.

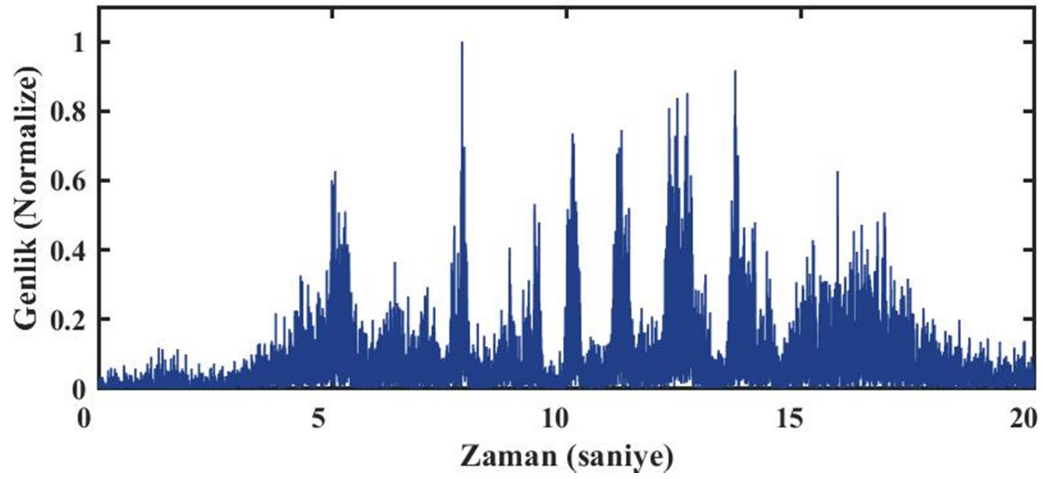
Frekans düzleminde ve frekans-zaman düzleminde yapılan incelemeler ayırt edici özellikler yakalanmasını sağlamamıştır. Bu nedenle, bundan sonraki aşamalarda zaman düzlemi üzerinden bir yol izlenmesine karar verilmiştir.

Frekans incelemeleri öncesi elde edilen taban kayması elimine edilmiş sinyalden bruksizm epizotlarının çıkarılabilmesi için öncelikli olarak bir eşik değeri belirlenmesi ve UB tanımı çerçevesinde sinyalin genlik eşiklemesine tabii tutulması gerekmektedir. Bu durumda büyük örnek sayısına sahip sinyalin sadece pozitif ya da sadece negatif bileşenleri ile devam etmek işlem yükünü hafifletici nitelikte olacaktır. Dolayısıyla, rektifikasyon yöntemleri ile devam edilmiştir.

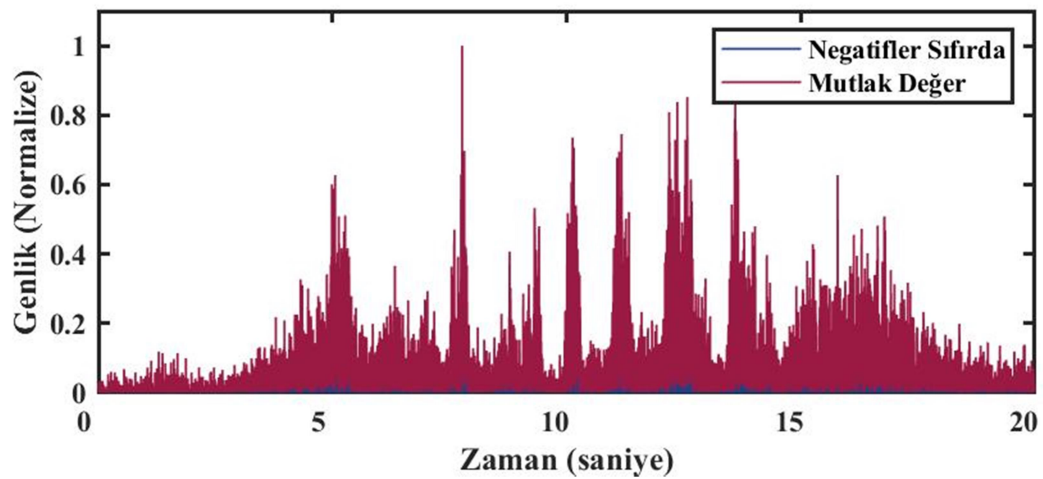
Sinyalin rektife edilmesi aşamasında sinyalin negatif değerlerinin sıfıra çekilmesi ve mutlak değerinin alınması şeklinde iki yol denenmiştir. Şekil 4.14.'te bu iki yöntemin etkileri ayrı ayrı ve birlikte incelenmiştir.



(a)



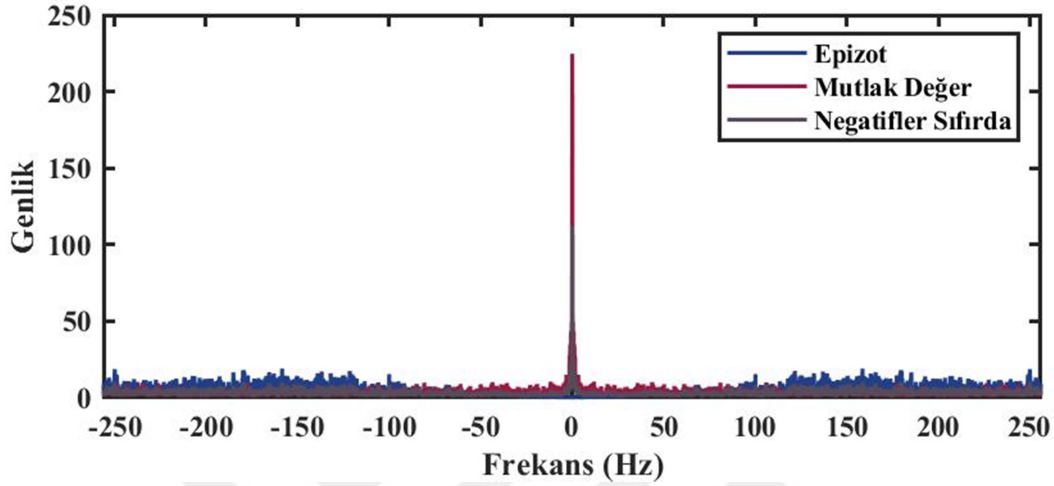
(b)



(c)

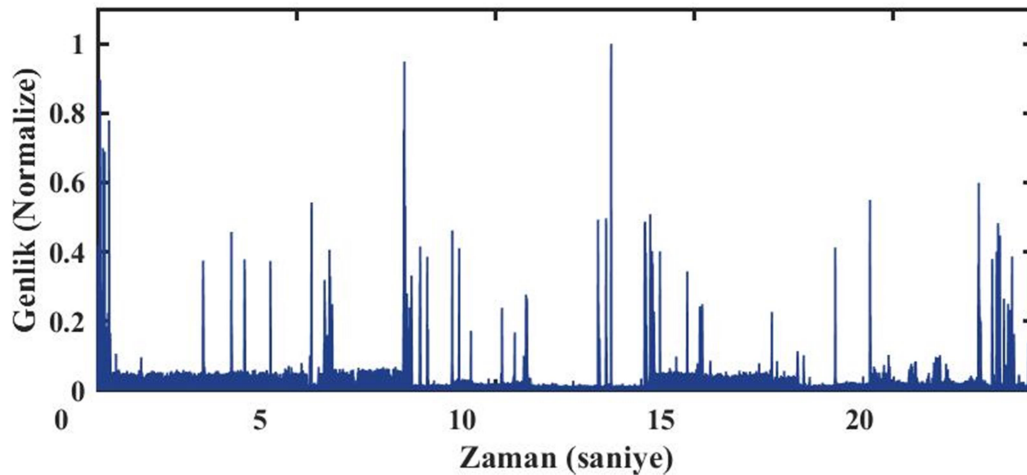
Şekil 4.14. Rektifikasyon yöntemleri: **(a)** Mutlak değeri alınmış epizot; **(b)** Negatif değerleri 0'a çekilmiş epizot; **(c)** Mutlak değeri alınmış ve negatif değeri 0'a çekilmiş epizotların karşılaştırılması.

Bu iki rektifikasyon yöntemi benzer sonuçlar vermiştir. Ancak, mutlak değerin alınması ile negatif bileşenlerin enerjisi sinyalde tutulabilirken; negatif değerlerin sıfıra çekilmesiyle yapılan rektifikasyonda bu enerji kaybolmuştur. Şekil 4.15.'de bu iki yöntem için frekans spektrumları incelenmiştir.



Şekil 4.15. Epizotun ham, mutlak değeri alınmış ve negatif değerleri sıfıra çekilmiş hâllerinin frekans spektrumu karşılaştırmaları.

Epizot, mutlak değer alınmış epizot ve negatif değerlerin sıfıra çekildiği epizota ait frekans spektrumu Şekil 4.15.'te verilmektedir. Görüldüğü üzere, iki rektifikasyon yöntemi için de yüksek frekans bileşenlerinde kayıplar yaşanmaktadır. Yine de, incelemelere frekans düzleminde devam edilmeyeceğinden dolayı bu durum göz ardı edilmiştir. İleride kullanılabilecek enerji analizleri de göz önünde bulundurularak, enerji kayıplarını minimuma indirmek üzere, bundan sonra mutlak değer olarak rektifikasyon yöntemi kullanılmıştır. Mutlak değer alınmasıyla elde edilen sinyal Şekil 4.16.'daki hâli almıştır.



Şekil 4.16. Mutlak değeri alınmış bütün sinyal.

Sinyal hâlâ bruksizm epizotlarını ayırmak için fazla örneğe sahiptir. Gürültülerden ve genlik ve süre eşikleme için anlamsız olacak sinyal bileşenlerinden kurtulmak için sinyalin zarfının alınması planlanmıştır. Böylece, sinyalde önemli genlik değişimlerinin yaşandığı kısımların başlangıç ve bitiş noktaları ile genliklerinin ön plana çıkarılması amaçlanmıştır.

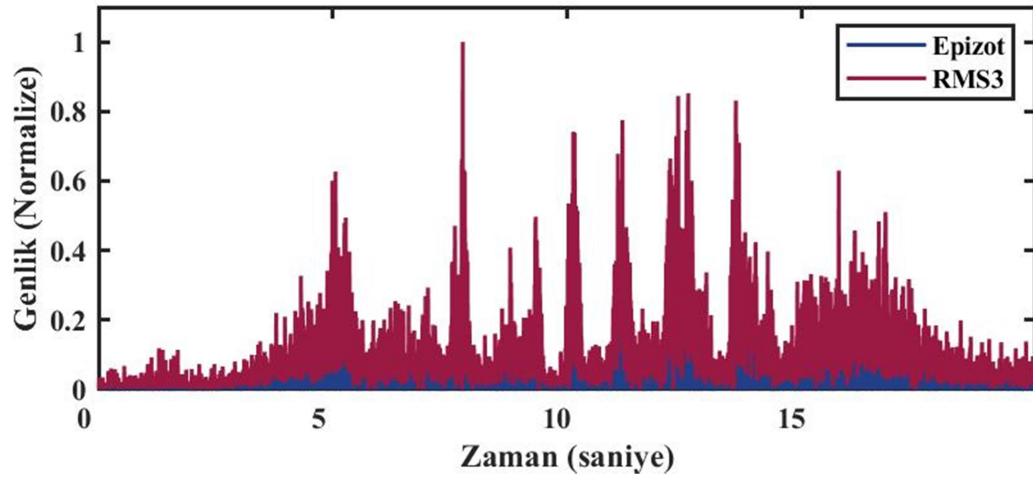
İlk denenen zarflama yöntemi Şekil 4.17.'de görülen RMS zarflama yöntemi olmuştur. Bu yöntem alçak geçiren filtre gibi davranmaktadır. Yüksek pencere genişlikleri ile uygulandığında yüksek genlik değişimlerinin meydana geldiği burstlerin başlangıç ve bitiş noktalarında kayıplar yaşanabilmektedir. Bu da, karşılık gelen alçak geçiren filtrenin daralması ile ilgili olup beklenen bir sonuçtur.

İkinci zarflama yöntemi tepe zarflama yöntemi olmuştur. Bu yöntem tepe noktalarını yakalamak üzere kullanılagelen bir filtre işlevindedir. Tepe zarflama yönteminde de pencere genişliği arttıkça burst başlangıç ve bitiş noktaları kaybolmaktadır. Bu sonuçlar, Şekil 4.18.'de gözlemlenebilmektedir.

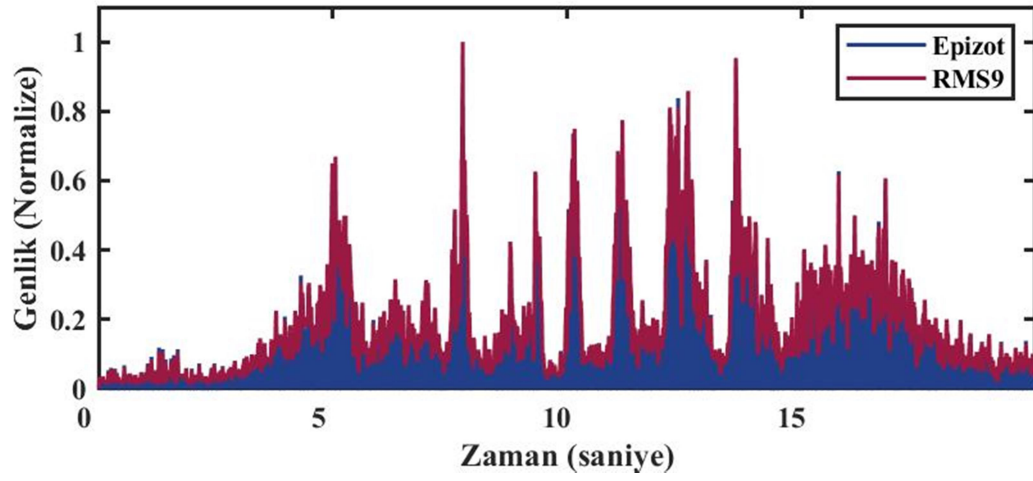
Gerçek zamanlı bir sistem tasarlanabilmesi açısından pencere genişliklerinin mümkün olduğunca küçük tutulmasının avantaj taşıyacağı düşünülmüştür. Ancak RMS ve tepe zarflama yöntemleri çok düşük pencere genişliklerine anlamlı cevaplar vermemiştir. Dolayısıyla, birinin zayıf olduğu noktada öteki yöntemin tamamlayıcı olabilmesi adına RMS ve tepe zarflama yöntemleri birleştirilerek yeni bir yöntem denenmiştir.

Her iki yöntemde de pencere genişliğinin artışı alçak geçiren filtre özelliğine sebebiyet vermektedir. Bu da, zaman düzlemindeki kare bir pencereye karşılık gelen *sinc* fonksiyonu hesaba katıldığında beklenen bir durumdur.

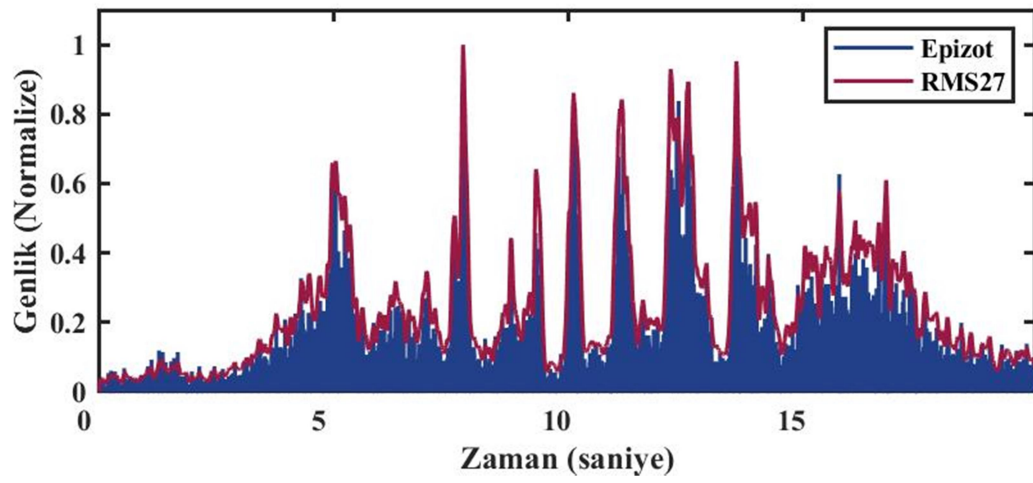
Şekil 4.19.'da görüldüğü üzere M pencere genişliğine sahip bir sinyalin Fourier dönüşümüne tabii tutulmasıyla frekans spektrumu $\sin(\frac{M\omega}{2})/\sin(\frac{\omega}{2})$ olmaktadır. Frekansın $2\pi/M$ 'den küçük olduğu durumlarda genlik 0 olmaktadır. Diğer bir deyişle, filtre $2\pi/M$ 'den büyük frekansları elimine edecek şekilde çalışmaktadır.



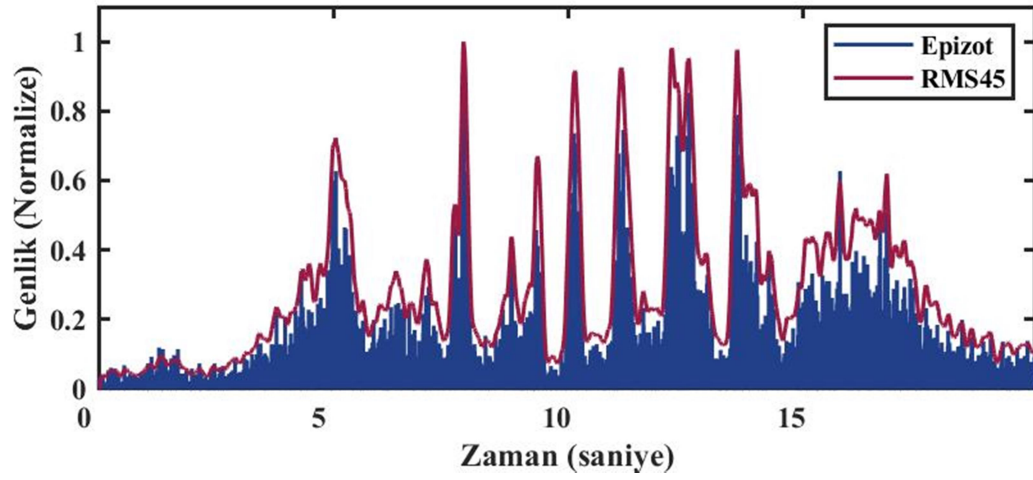
(a)



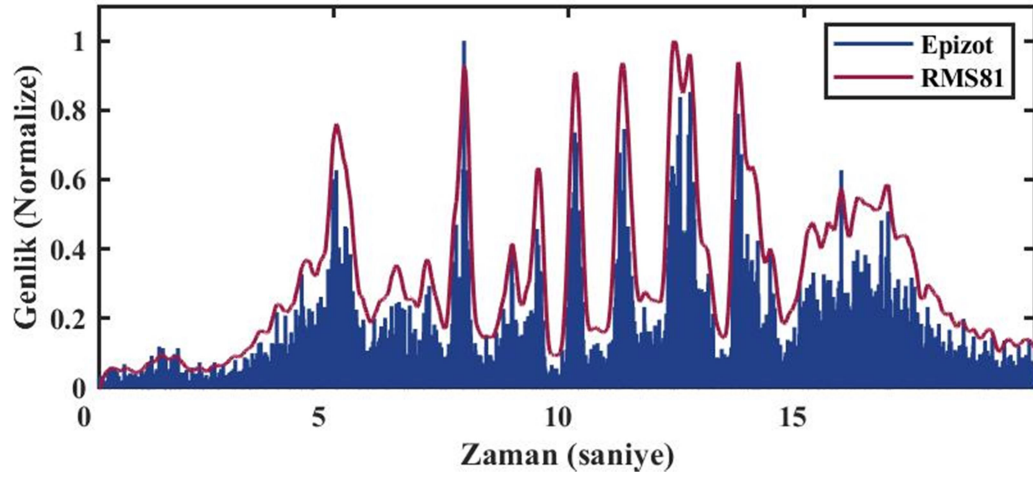
(b)



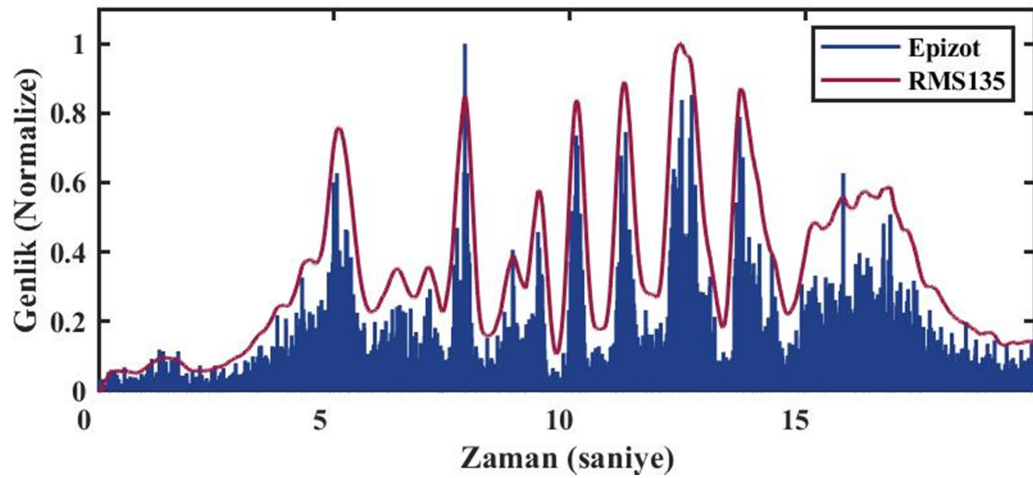
(c)



(d)

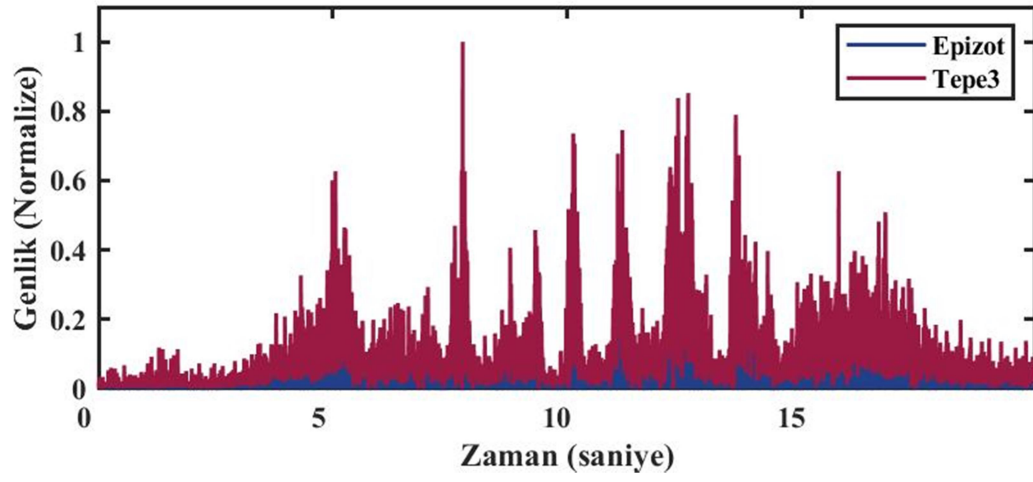


(e)

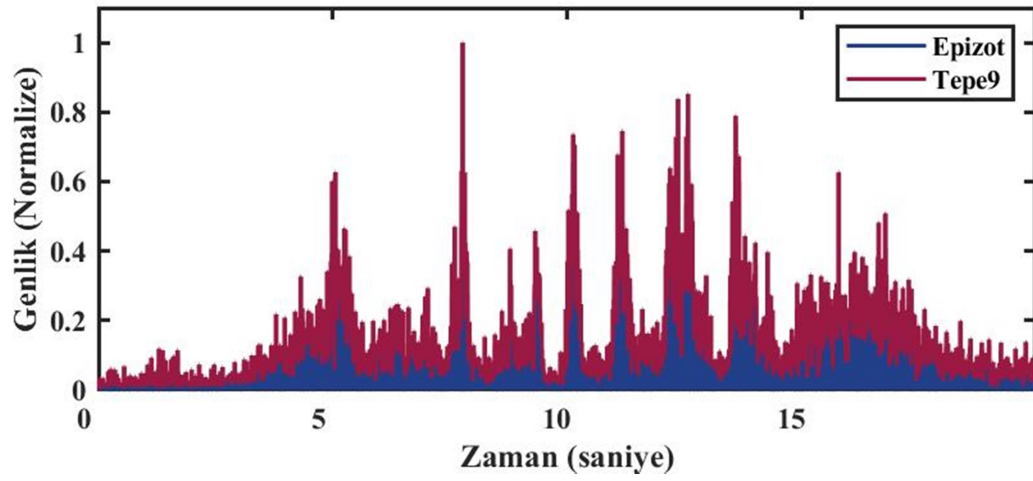


(f)

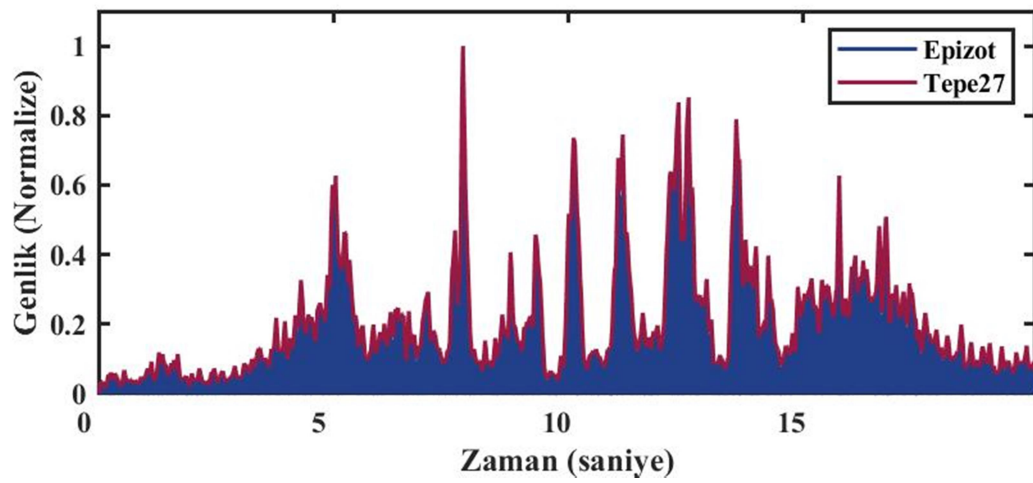
Şekil 4.17. RMS zarflama: (a) Pencere genişliği=3; (b) Pencere genişliği=9; (c) Pencere genişliği=27; (d) Pencere genişliği=45; (e) Pencere genişliği=81; (f) Pencere genişliği=135.



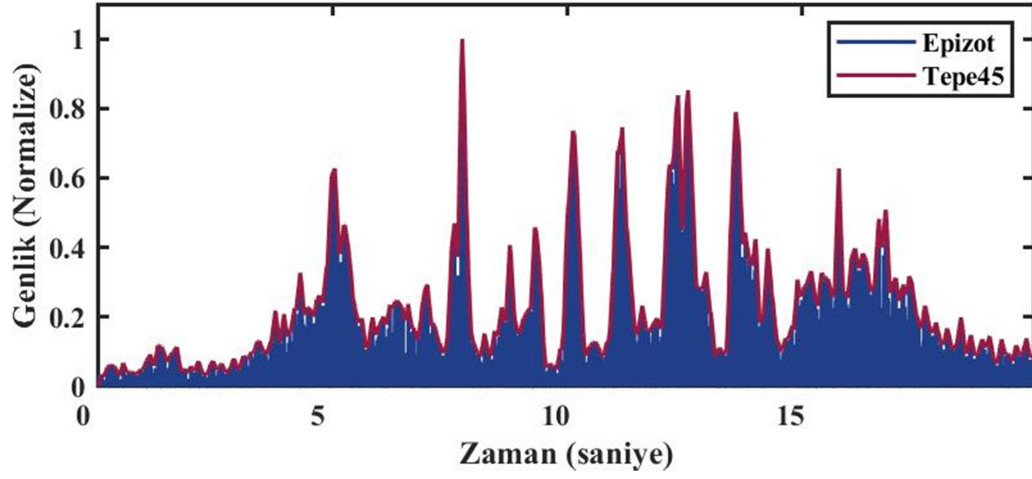
(a)



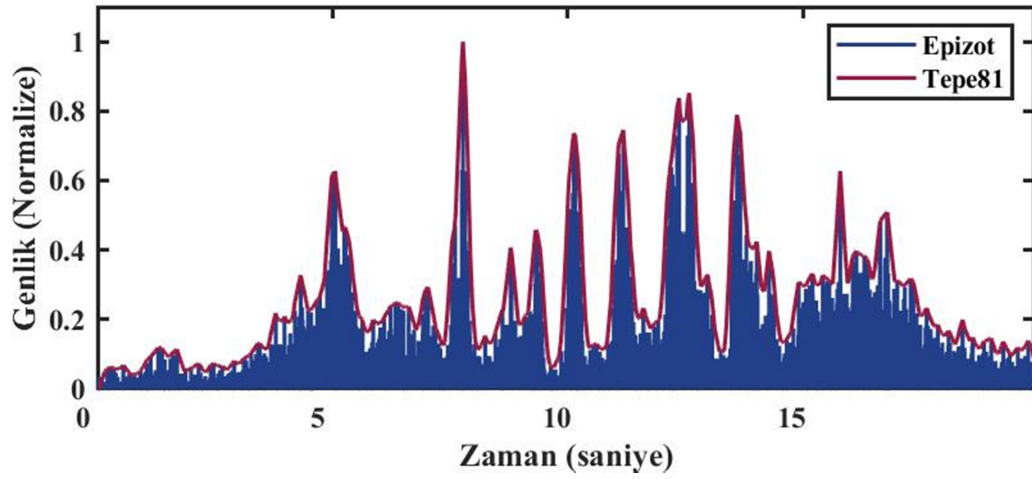
(b)



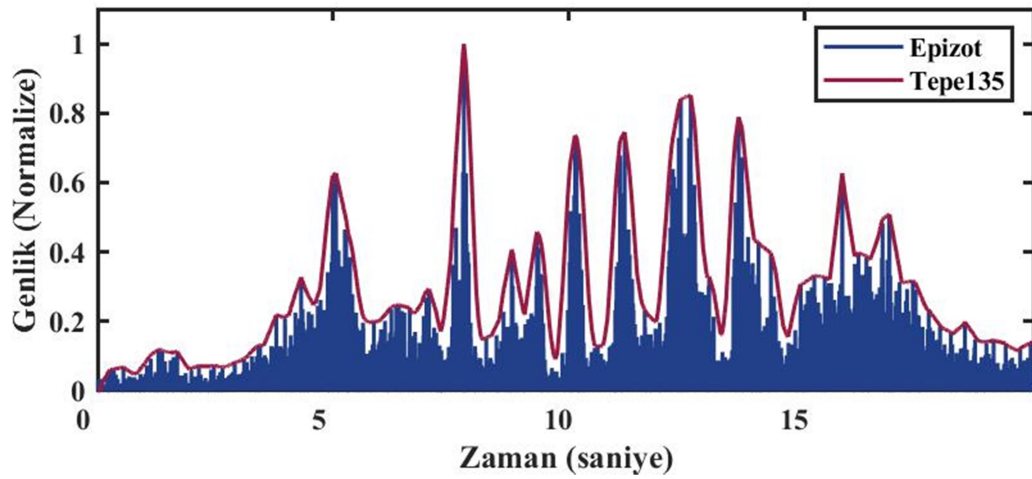
(c)



(d)

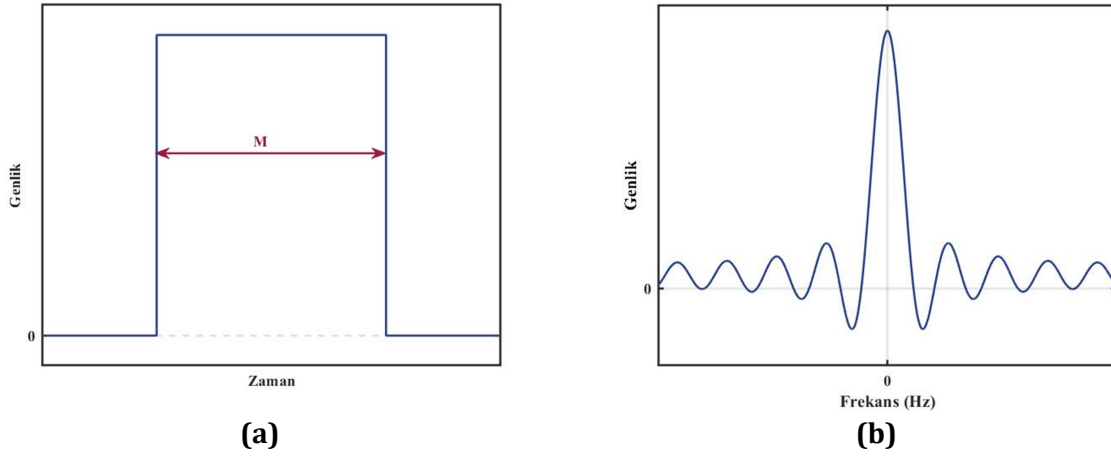


(e)

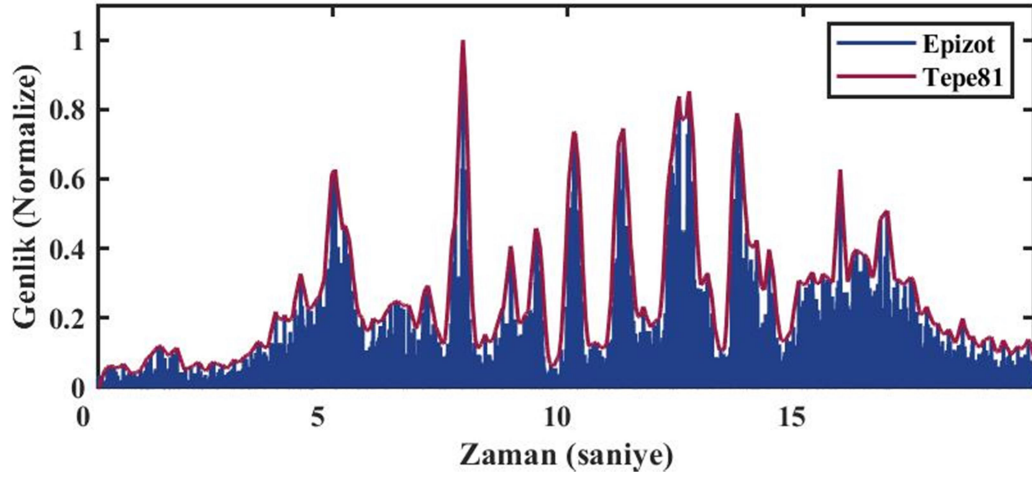


(f)

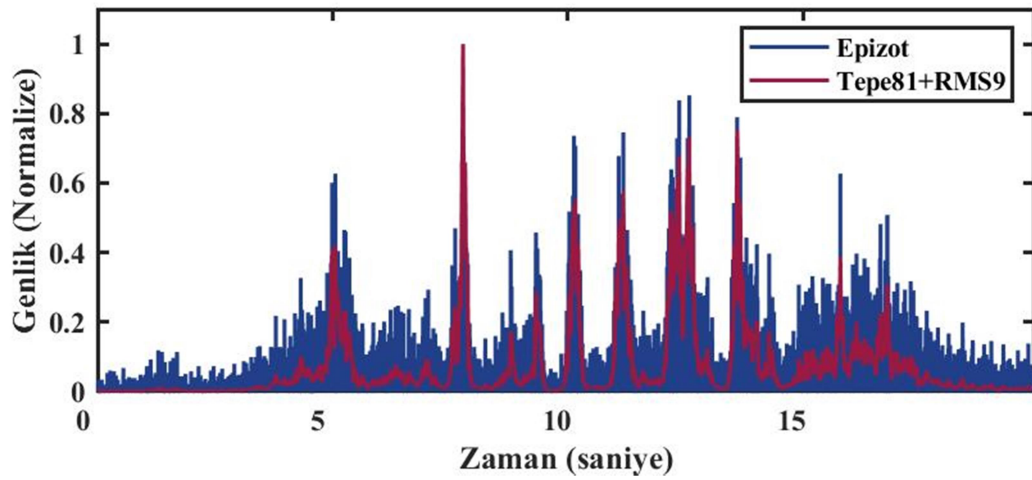
Şekil 4.18. Tepe zarflama: (a) Pencere genişliği=3; (b) Pencere genişliği=9; (c) Pencere genişliği=27; (d) Pencere genişliği=45; (e) Pencere genişliği=81; (f) Pencere genişliği=135.



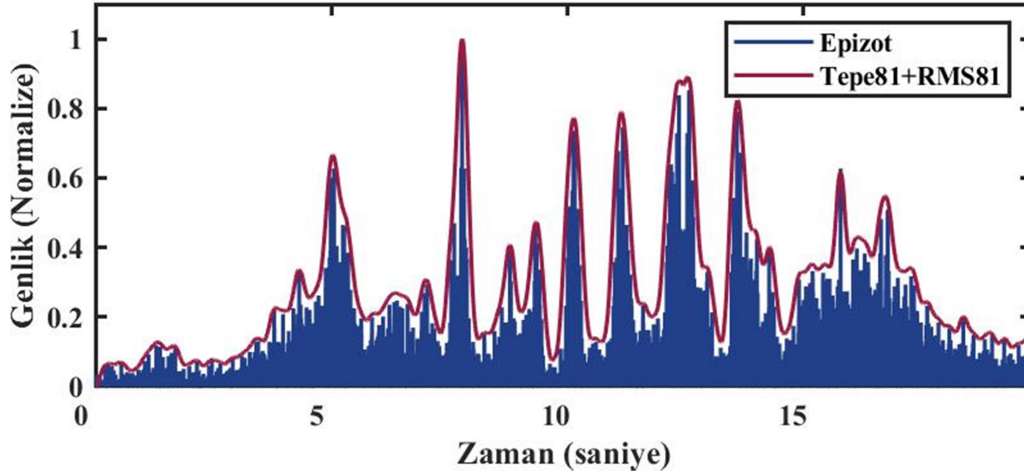
Şekil 4.19. (a) Zaman düzleminde kare pencere ve (b) Frekans spektrumu.



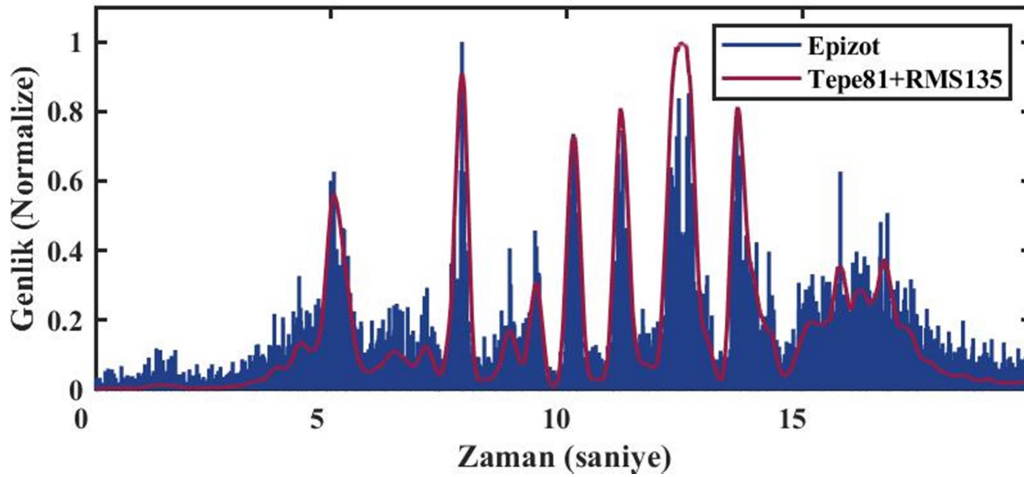
(a)



(b)



(c)

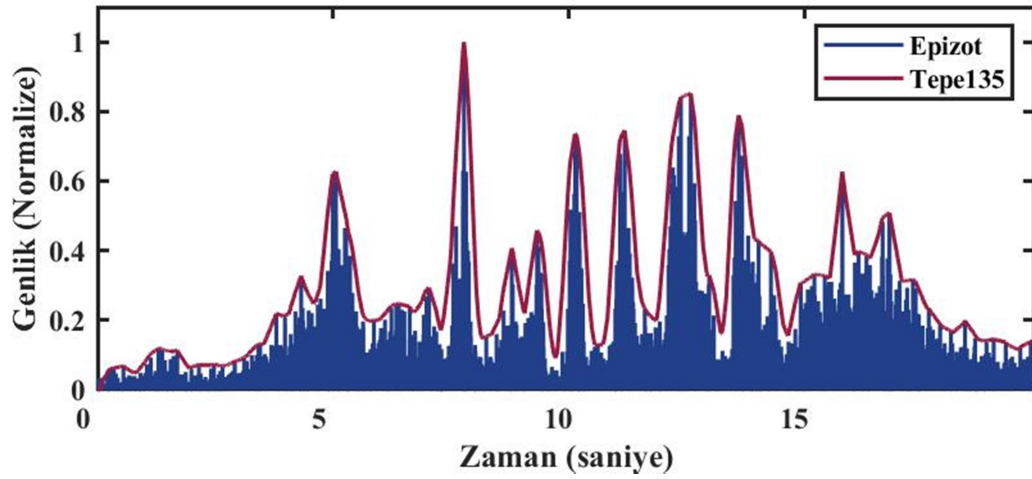


(d)

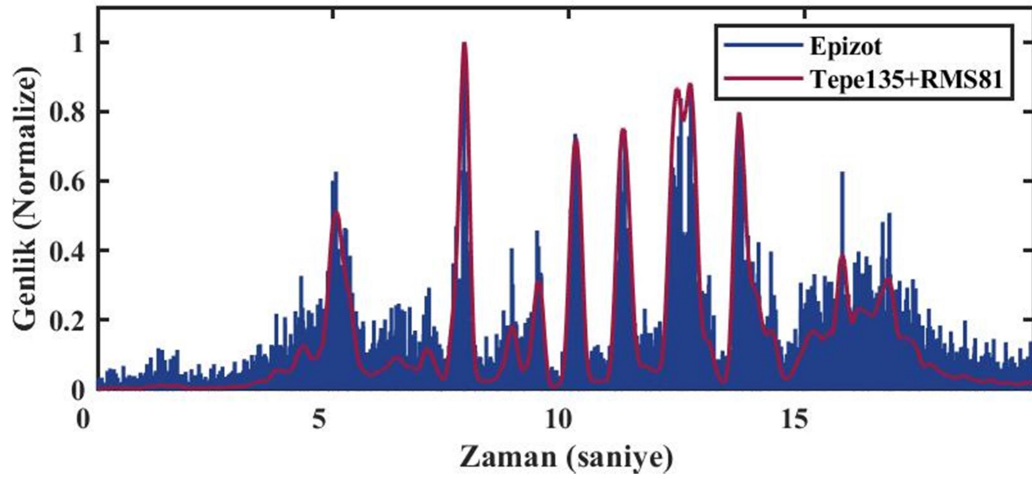
Şekil 4.20. Farklı pencere boyutları ile tepe-RMS zarflama yöntemleri: Tepe pencere genişliği=81; **(a)** Sadece tepe zarflama; **(b)** RMS pencere genişliği=9; **(c)** RMS pencere genişliği=81; **(d)** RMS pencere genişliği=135.

Şekil 4.20.'de görüleceği üzere tepe zarflama pencere genişliği 81 olarak alındığında elde edilen zarf, tepe+RMS zarflamanın farklı pencere boyutları ile elde edilen zarflara göre performans açısından güçsüzlüğe sebep olmamaktadır.

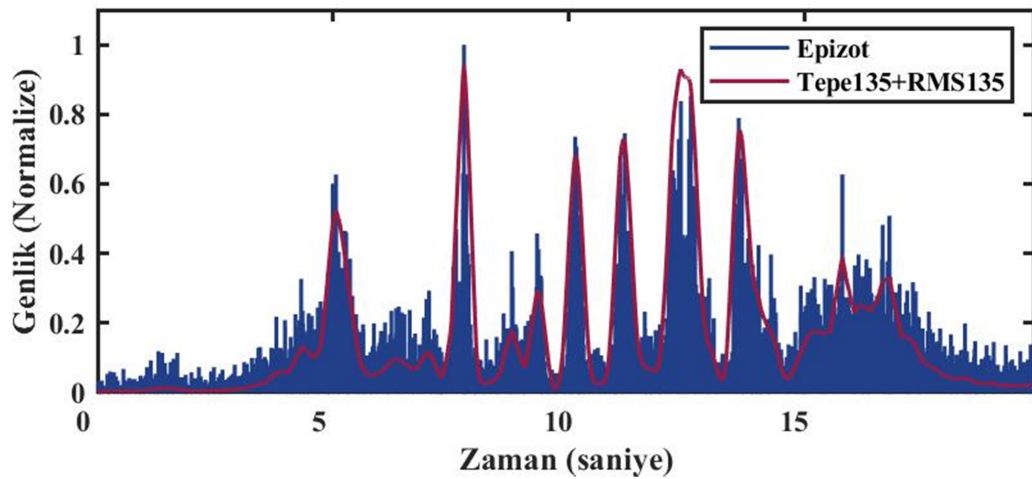
Şekil 4.21.'de de benzer şekilde tepe zarflama pencere genişliği 135 olarak alınmış ve farklı pencere boyutları ile tepe+RMS zarflama algoritması uygulanmıştır. Burada RMS zarflamanın da eklenmesiyle zarf eğrisinde olumlu anlamda yaşanan değişim görülebilmektedir. Beklendiği üzere RMS yöntemi ile birlikte kullanım tepe zarflamaya arka plan gürültülerinin bastırılmasında yardımcı olmuştur.



(a)



(b)

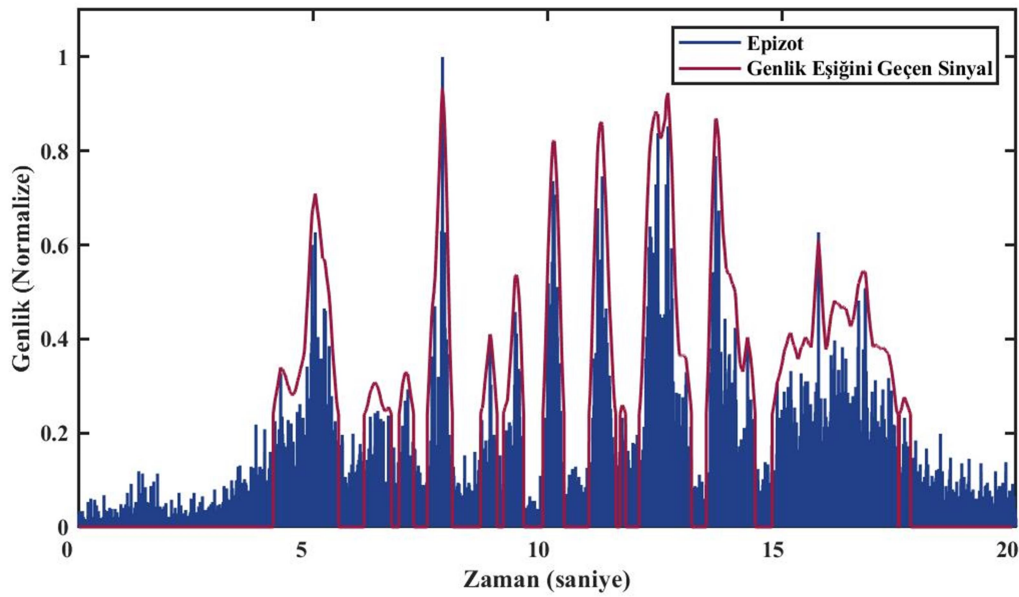


(c)

Şekil 4.21. Farklı pencere boyutları ile tepe-RMS zarflama yöntemleri: Tepe pencere genişliği=135; **(a)** Sadece tepe zarflama; **(b)** RMS pencere genişliği=81; **(c)** RMS pencere genişliği=135.

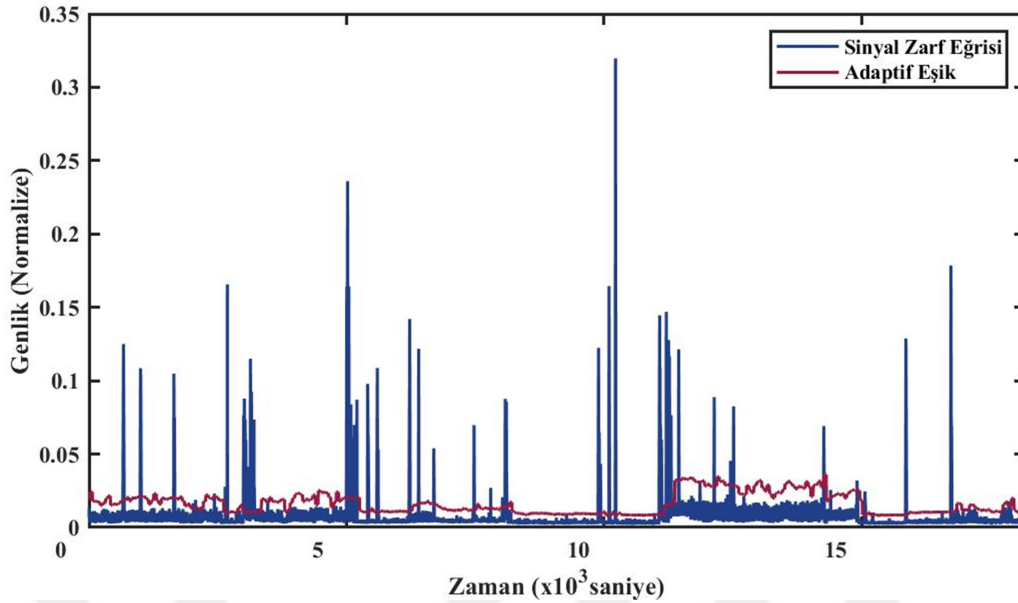
Denenen RMS ve tepe zarflama yöntemleri, kullanılacak algoritmalara entegre edilmek ve toplam algoritmadaki hassasiyetlerini görmek üzere ileriki aşamalarda kullanılmaya devam etmiştir.

Şekil 4.22.'de genlik eşikleme uygulanmış bir epizot görülmektedir. Genlik eşikleme için algoritmanın başında, manuel olarak arka plan gürültüsü işaretlenmektedir. Burada, arka plan gürültüsünün daha yoğun ve genlikli olduğu yerlerin seçilmesi esastır. Böylece, algoritmanın yüksek genlikli gürültülerde eşik üzeri işaretlemelerinin önüne geçilmektedir.



Şekil 4.22. Epizot üzerinde genlik eşiklerini geçen bölgeler.

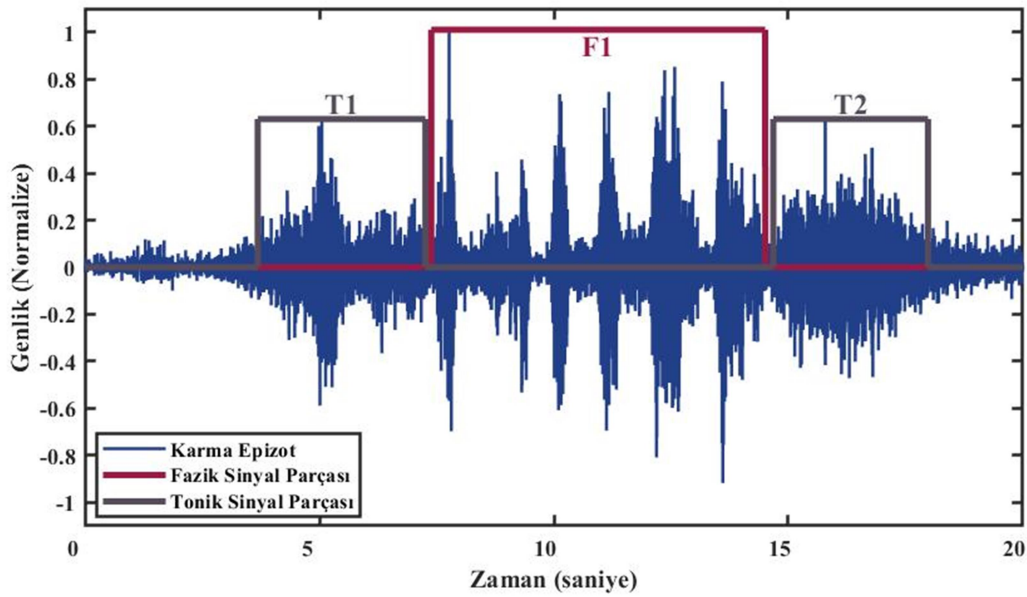
Arka plan gürültüsü en başta manuel olarak seçilse de, sinyal boyunca arka plan gürültüsünde kayıt sırasındaki hareket gibi dış etmenler kaynaklı değişimler meydana gelebilmektedir. Bu nedenle, bu arka plan gürültülerine adapte olacak şekilde eşiklemenin güncellenmesi yapılmıştır. Şekil 4.23.'te sinyal boyunca adaptif eşik aldıkları değerler görülmektedir.



Şekil 4.23. Adaptif eşik bütünü sinyal boyunca değişimi.

Beklendiği üzere eşik arka plan gürültülerine adapte olmaktadır. Bu durum genlik eşiklemesinde önem arz etmektedir. Şekil 4.23'te görüldüğü üzere $(15 - 20) \times 10^3$ saniyeleri arasında arkaplan gürültüsü oldukça yükselmektedir. Adaptif eşik olmaması durumunda, bu kısımların potansiyel epizot olarak algılanması mümkündür. Kaydın en başlarında seyreden arka plan gürültüsü de daha düşük iken yüksek bir eşik değeri epizot kaybına sebebiyet verebilecektir. Adaptif eşikleme algoritması gerçek zamanlı sistemlere uygun olarak çalıştığından kullanımı bundan sonraki aşamalarda uygun görülmüştür.

Genliklerin eşiklenmesiyle birlikte potansiyel burstlerin ortaya çıkması sağlanmıştır. UB'nin tanımı doğrultusunda, genlik eşiklerini geçen potansiyel burstlerin bu defa da süre eşiklemesine tabii tutulmaları gerekmiştir. Bütün sinyal üzerinden adaptif genlik eşikleme ile birlikte çalıştırılan süre eşikleme algoritması Şekil 4.24'teki gibi burstleri ve epizotları saymaktadır.



Şekil 4.24. Fazik ve tonik sinyal parçalarının epizot üzerinde işaretlenmesi.

Tonik epizotlar kayıtlanmış sinyaller içinde çok az sayıdadır. Bu nedenle göz ardı edilmişlerdir. Yine de yoğun genlik ve uzun süre içeren bu sinyal parçalarının adaptif eşiklemeyi etkilememeleri adına işaretlemeleri yapılmış; ancak sayımları yapılmamıştır.

Genlik eşikleme ve süre eşikleme yöntemlerinin uygulamaları sabit tutularak, taban hattı kaymasını gidermek üzere bölgesel ofset kaldırma ve TKEO yöntemi, zarflamada RMS veya tepe zarflama kullanımının farklı kombinasyonlarıyla algoritmalar oluşturulmuştur. Algoritmaların dördü de hasta 1 ve hasta 2 için hastalığın seviyesini doğru değerlendirmişlerdir. İki hasta da ileri seviye UB'ye sahiptir. Dört algoritma da bu iki hasta için doğru tanı koyabilmiştir. Ancak, koyulan tanının algoritmaların hata paylarına bağlı olarak değişkenlik göstermesi söz konusudur.

Algoritmaların performanslarını değerlendirebilmek için, bir önceki bölümde de bahsedildiği üzere algoritmaların epizotları yakalamadaki hassasiyet, kesinlik ve kaçırma oranı değerleri ile birlikte çalışma süreleri hesaplanmıştır ve Tablo 4.2. ve Tablo 4.3.'deki gibi listelenmiştir.

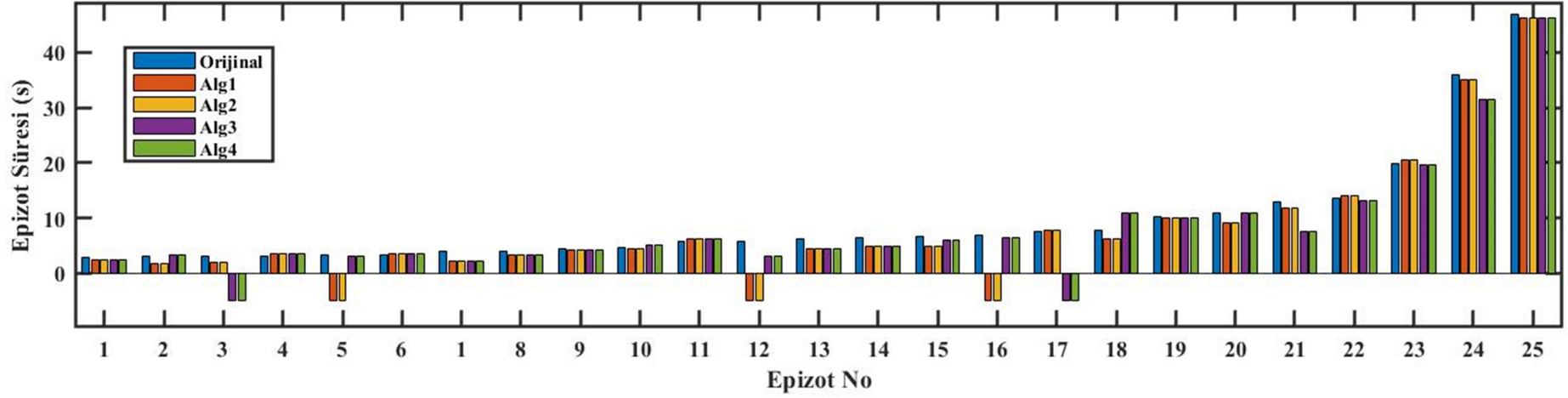
Tablo 4.2. Hasta 1 için Algoritmaların Sonuçları.

	Algoritma 1	Algoritma 2	Algoritma 3	Algoritma 4
P	26	26	26	26
FN	4	4	3	3
FP	1	1	1	1
TP	22	22	23	23
Hassasiyet	%84.62	%84.62	%88.46	%88.46
Kesinlik	%95.65	%95.65	%95.83	%95.83
Kaçırma oranı	%15.38	%15.38	%11.54	%11.54
Çalışma süresi	5.99 s	4.35 s	5.95 s	4.52 s

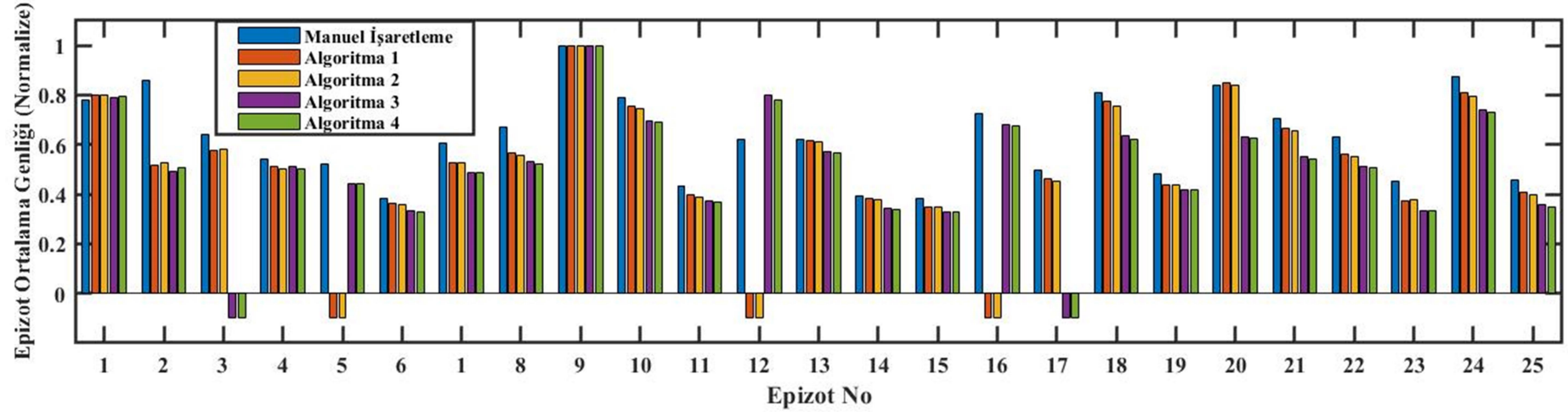
Tablo 4.3. Hasta 2 için Algoritmaların Sonuçları.

	Algoritma 1	Algoritma 2	Algoritma 3	Algoritma 4
P	76	76	76	76
FN	3	3	5	5
FP	1	1	1	1
TP	73	73	71	71
Hassasiyet	%96.05	%96.05	%93.42	%93.42
Kesinlik	%98.65	%98.65	%98.61	%98.61
Kaçırma oranı	%3.95	%3.95	%6.58	%6.58
Çalışma süresi	5.79	4.36	5.96 s	4.61 s

Tablo 4.2. ve Tablo 4.3.'e bakıldığında algoritma 1 ile 2'nin ve 3 ile 4'ün benzer hassasiyet, kesinlik ve kaçırma oranlarına sahip oldukları görülmektedir. Çalışma süresi açısından bakıldığında algoritma 2 ve 4; 1 ve 3'e göre avantajlı konumdadır. Dört algoritma ve iki hasta için de kesinlik yüksek orandadır. Bu da, algoritmaların yakaladığı epizotların çoğunun gerçekte birer epizota karşılık geldiği anlamını taşımaktadır. Hasta 1 ve 2 için kaçırılan epizot sayıları aynı olmasına rağmen, bu sayının toplam epizot sayısına oranına yani kaçırma oranına bakıldığında Hasta 2 için daha düşük olduğu görülmektedir. Yalnızca bu tablolar üzerinden hem epizotların yakalanma payları hem de algoritmaların çalışma süreleri dikkate alındığında 2. veya 4. algoritmanın tercih edilebilir olduğu anlaşılmaktadır. Yine de, dört algoritmanın da performanslarının kabul edilebilir seviyelerde olduğu gözlemlenmektedir. Ancak, epizotların tespiti haricinde epizotların sürelerinin ve genliklerinin gerçeğe mümkün olduğunca yakınsaması önem arz etmektedir. Dolayısıyla, Şekil 4.25. ve 4.26.'da Hasta 1 için algoritmaların reel epizot süreleri ve genliklerine göre kıyasları verilmiştir. Tablo 4.2. ve Tablo 4.3.'ü tamamlayıcı nitelikteki bu şekiller, algoritmaların tespit performanslarının epizot süre ve genlikleri için tatmin edici seviyelerde olduğunu göstermektedir.



Şekil 4.25. Epizotlar için algoritma 1, 2, 3 ve 4'ün tespit ettiği süreler.

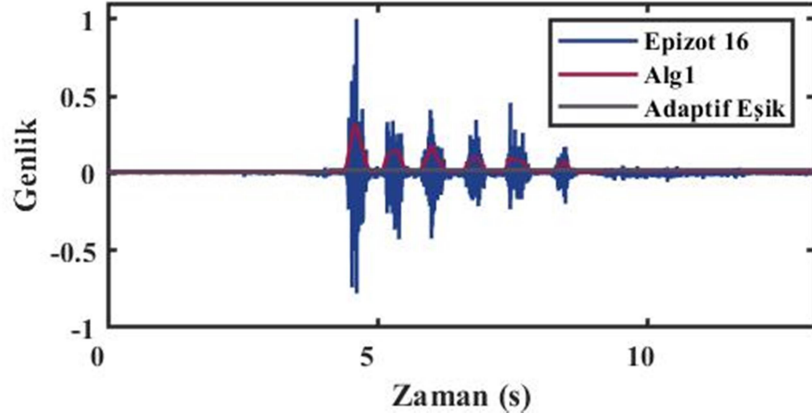


Şekil 4.26. Epizotlar için algoritma 1, 2, 3 ve 4'ün tespit ettiği ortalama genlikler.

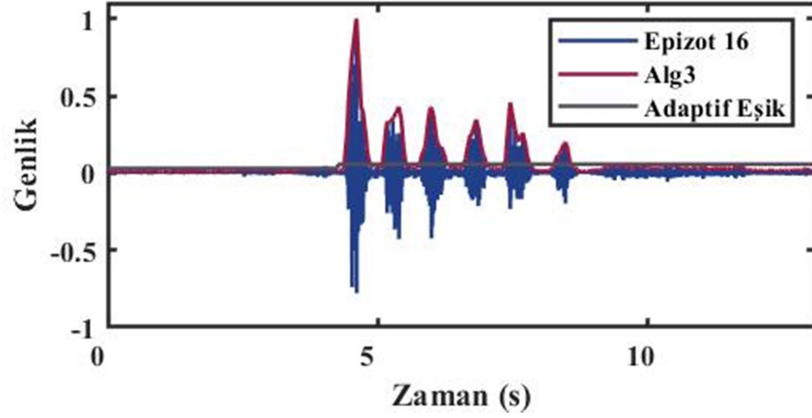
Algoritmalar epizot süre ve genlikleri için benzer hata paylarına sahip olabilmektedirler. Burada, dikkat çekici nokta, algoritma 1 ve 3 veya algoritma 2 ve 4'ün tamamlayıcı oldukları bölgelerdir. Şekil 4.25. ve 4.26.'da sıfırın altına düşen kısımlar algoritmaların yakalayamadıkları epizotları ifade etmektedir. Örnek vermek gerekirse, epizot 16 için algoritma 1 ve 2 tespit sağlayamazken, algoritma 3 ve 4 gerçeğe yakın şekilde süre ve genlik tespiti yapabilmıştır. Epizot 17'de ise bu durumun tam tersi mevcuttur; algoritma 3 ve 4 epizotu bulamazken, algoritma 1 ve 2 tespit sağlamıştır. Algoritma 1 ile 2 ve 3 ile 4 benzer performanslara sahip olduğu için algoritma 1 ve 3'ün bu iki epizota verdiği tepkiler incelenmiştir. Epizot 16 ve 17 için algoritma 1 ve algoritma 3'ün zarf eğrileri ve eşik değerleri Şekil 4.27. ve Şekil 4.28.'de verilmiştir.

Epizot 16 burstleri daha ayırık, burstler arası durağanlıkların genlikleri arka plan gürültüsüne ve süreleri burst sürelerine yakın seviyededir. Bu epizot için algoritma 3 burstleri yakalayabilmiş; ancak algoritma 1'de RMS zarflama yöntemi kullanılması dolayısıyla eşik değeri daha alçak seviyede kalmıştır. Dolayısıyla, arka plan gürültüsüne oldukça yakın seviyede bir genliğe sahip olan durağanlıklar tespit edilememiş; durağanlık kısımları da eşğin üzerinde kalmıştır. Bulunması gereken altı adet burst yerine algoritma 1 bir adet tonik burst işaretlemiştir. Bu da fazık epizot değerlendirmelerini yanıltıcı olmuştur.

Epizot 17'ye bakıldığında ise, epizotun daha sık burstlerden oluşan bir yapıya sahip olduğu durağanlık sürelerin oldukça kısa olduğu gözlemlenmektedir. Bu durumda, algoritma 3'ün tepe zarflama kullanıyor olması bir dezavantaj hâlini almıştır. Tepelere odaklanan zarf eğrisi, dar durağanlık bölgelerini yakalayamamış, dolayısıyla bu bölgelerde sürekli eşğin üzerinde kalmıştır. Eşğin üzerinde bu kadar uzun süreli kalan zarf eğrisi ise bu epizotun tonik epizot olarak işaretlenmesine sebebiyet vermiştir.

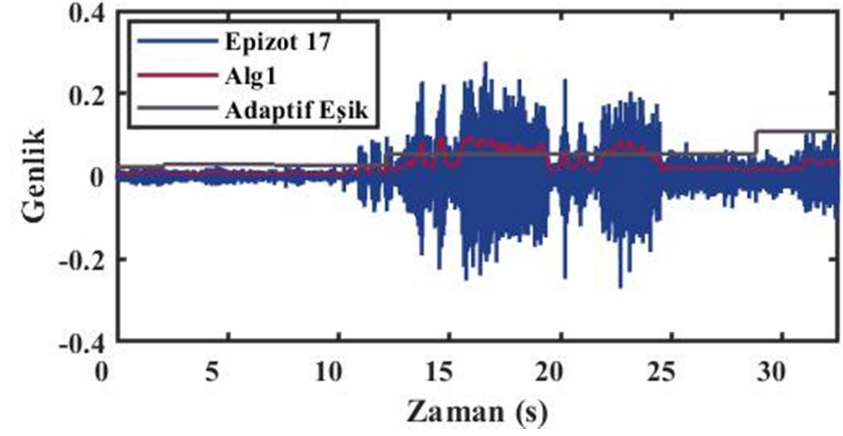


(a)

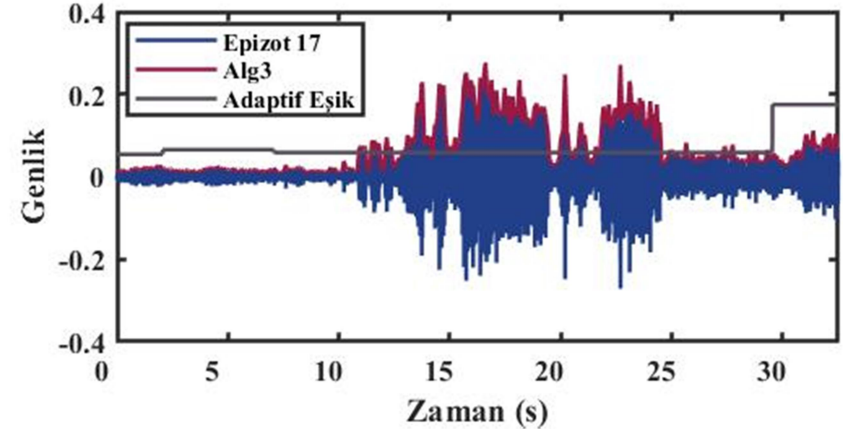


(b)

Şekil 4.27.Epizot 16 (a) Algoritma 1'in zarf eğrisi ve eşik değeri; (b) Algoritma 3'ün zarf eğrisi ve eşik değeri.



(a)



(b)

Şekil 4.28. Epizot 17 (a) Algoritma 1'in zarf eğrisi ve eşik değeri; (b) Algoritma 3'ün zarf eğrisi ve eşik değeri.

Bu iki durum analiz edildiğinde, daha temiz ayrık burstlere sahip epizotlarda algoritma 3 veya 4'ün, daha yoğun ve bitişik burstlere sahip epizotlarda ise algoritma 1 veya 2'nin avantajlı konumda olduğu sonucuna varılabilir. İki epizot türünün de UB hastalarında geceden geceye veya tek bir gece içerisinde görülme olasılığı yüksektir. Dolayısıyla, iki durumda da kaçırma oranlarının minimize edilmesi için algoritma 1 ve algoritma 3'ün eş zamanlı olarak koşturulması yolunda bir yöntem geliştirilmiş ve algoritmaların kaçırma oranları optimize edilmiştir.

Tablo 4.4. Hasta 1 için Optimize Algoritma Sonuçları.

	Algoritma 1	Algoritma 3	Algoritma 1 & Algoritma 3
P	26	26	26
FN	4	3	0
FP	1	1	1
TP	22	23	25
Hassasiyet	%84.62	%88.46	%96.15
Kesinlik	%95.65	%95.83	%96.15
Kaçırma oranı	%15.38	%11.54	%3.85

Böyle bir yöntemle, Tablo 4.4.'te yer verildiği üzere FN değerleri minimize edilirken, kaçırma oranları da düşürülmektedir. Hasta 1 için bu şekilde bir yaklaşımla kaçırma oranı %15.38 seviyesinden %3.85'e indirilebilmiştir.

5. SONUÇLAR ve ÖNERİLER

Uyku bruksizmi yaygın ve sonuçları yaşam kalitesini düşürücü etkilere sahip bir hastalıktır. Bu hastalığın tanı yöntemlerine katkıda bulunmak amacıyla bu çalışmada, hekimler için uyku bruksizminin tanısının koyulması ve tedavi sürecinin izlenmesinde karar destek niteliği oluşturacak bir analiz algoritması ortaya koyulmuştur.

Analizlerde uyku laboratuvarından alınarak retrospektif olarak incelenen çiğneme kası EMG'si kullanılmıştır. EMG kayıtlarındaki gürültülerden kurtulmak üzere yöntemler ve UB epizotlarının ayırt edici özellikleri araştırılmıştır. Frekans ve frekans-zaman düzleminde ayırt edici özelliklere rastlanmaması sebebiyle zaman düzleminde sinyal işleme yöntemleri uygulanmıştır. Sinyaldeki epizotların deşifre edilmesi için genliklerini ve sürelerini eşikleyen yöntemler denenmiştir. Bu denemelerde gerçek zamanlı biyogeribildirimli tedavi yöntemlerine uygulanabilirlik göz önünde bulundurularak yöntemlerin zaman ve hafıza verimlilikleri dikkate alınmıştır. Genlik ve süre eşiklemeleri algoritmaları adaptif eşikleme ile birlikte yürütülmüştür. Sinyalin epizot olarak işaretlenemeyen bölgelerinde eşik değeri arkaplan gürültüsüne bağlı olarak güncellenmiştir. Adaptif eşikten ve süre eşiğinden geçen epizotlar fazık epizot olarak kaydedilmiştir. Sinyalin filtrelenmesinden epizotların işaretlenmesine kadar sinyalin işlenmesi için filtreleme ve zarflama yöntemlerinin kombinasyonu dâhilinde dört adet algoritma oluşturulmuş ve test edilmiştir. Algoritmaların iki hasta için reel epizotları bulma hassasiyetleri, kesinlikleri ve kaçırma oranları ile çalışma süreleri analiz edilmiştir. Algoritmaların benzer performans değerlerine sahip olduğu ancak TKEO ile filtreleme yapmanın bölgesel ofset kaldırma yönteminden daha hızlı bir uygulanabilirliğe sahip olduğu gözlemlenmiştir. Algoritmaların işaretledikleri epizotların süre ve genliklerinin içerdiği hata payını araştırabilmek adına reel epizotların genlik ve süreleriyle karşılaştırmaları yapılmıştır. Yine algoritmaların benzer sonuçlar verdiği; epizotların süre ve genliklerindeki hata paylarının kabul edilebilir nitelikte olduğu saptanmıştır. Algoritmaların zayıf ve güçlü oldukları epizot türleri üzerinden karşılaştırmalar yapılmış ve kaçırma oranlarını minimize edecek şekilde algoritma birleştirmelerine gidilmiştir. Böylece, bir algoritmanın kaçırdığı epizotu bir diğerinin yakalayabildiği düşük kaçırma oranına sahip olacak şekilde algoritma optimizasyonu sağlanmıştır.

Çalışma, UB tanı ve tedavi sistemlerine entegre edilebilir bir algoritma bütünü içermektedir. EMG analizinde kullanılagelen sinyal işleme yöntemleri farklı kombinasyonlar dâhilinde, uyku bruksizmi epizotları özelinde uygulanmıştır. Ortam gürültülerine adapte olabilen bir eşikleme yöntemi geliştirilmiştir. Algoritmaların baştan sona zaman düzleminde çalışmak üzere geliştirilmiş olması işlem yükünü hafifletici nitelikte olmuştur. Bu algoritma bütünü ile hekimler için gözle görülemeyecek detayların da analize dâhil edilmesi, objektif tanı

ortaya konulmasını kolaylaştırıcı nitelikte olmuştur. Ayrıca, otomatik analiz yeteneği sayesinde, uzun süren manuel analizlere gerek kalmayacağı öngörülmüştür.

Çalışmanın devamı niteliğinde, algoritma denemelerinin daha fazla epizot ile ve daha fazla hasta üzerinde uygulanması algoritmanın güvenilirliğini arttırıcı nitelikte olacaktır. Algoritmalar gerçek zamanlı sistemlerle çalışacağı öngörülmüş ve oluşturulmuştur. Dolayısıyla, gerçek zamanlı biyogeribildirimli tedavi cihazlarının altyapısında bulunabilecek bir algoritma özelliği de bulunmaktadır. Ayrıca, taşınabilir EMG cihazlarına entegrasyonu sağlanarak uyku bruksizmi özelinde bir yazılım olarak da uyarlanabilir bir uyku bruksizmi tespit algoritması oluşturulmuştur. Yalnızca uyku bruksizmi değil bruksizm kayıt sistemleri ile de kullanılabilir bir algoritma bütünüdür. Bruksizmin psikiyatrik ve nörolojik nedenlerini analiz edecek klinik araştırmalarda da algoritmanın çıktısı olan bruksizm frekansı ve şiddeti ile bağdaştırmaların yapılması da mümkündür.

KAYNAKLAR

- [1]. Jadidi, F., Castrillon, E. E., Nielsen, P., Baad-Hansen, L., & Svensson, P. (2013). Effect of contingent electrical stimulation on jaw muscle activity during sleep: a pilot study with a randomized controlled trial design. *Acta Odontologica Scandinavica*, 71(5), 1050-1062.
- [2]. Lavigne, G. J., Manzini, C., Kato, T. (2005). Sleep bruxism. *Principles and Practice of Sleep Medicine*. Elsevier Saunders, Philadelphia, 946-959.
- [3]. Lee-Chiong, T. (2008). *Sleep medicine: Essentials and review*. Oxford University Press, 285-286.
- [4]. Klasser, G. D., Rei, N., & Lavigne, G. J. (2014). Sleep Bruxism. *Primary Care Sleep Medicine*, 327-338.
- [5]. Svensson, P., Arima, T., Lavigne, G., & Castrillon, E. (2017). Sleep bruxism: definition, prevalence, classification, etiology and consequences. In *Principles and practice of sleep medicine*, 1423-1426.
- [6]. Essick, G. K., Raphael, K. G., Sanders, A. E., & Lavigne, G. (2017). Orofacial Pain and Temporomandibular Disorders in Relation to Sleep-Disordered Breathing and Sleep Bruxism. *Principles and Practice of Sleep Medicine*, 1435-1440.
- [7]. Avidan, A. Y., & Kryger, M. (2017). Physical Examination in Sleep Medicine. *Principles and Practice of Sleep Medicine*, 587-605.
- [8]. Winocur, E., Buenaver, L., Patil, S. P., & Smith, M. T. (2017). Pharmacotherapy, Complementary, and Alternative Medicine for Sleep Bruxism. In *Principles and Practice of Sleep Medicine* (pp. 1478-1483). Elsevier.
- [9]. Vaughn, B. V., & O'Neill, F. C. (2017). Cardinal manifestations of sleep disorders. In *Principles and practice of sleep medicine* (pp. 576-586). Elsevier.
- [10]. Montplaisir, J., Zadra, A., Nielsen, T., & Petit, D. (2017). Parasomnias. In *Sleep Disorders Medicine* (pp. 1087-1113). Springer, New York, NY.
- [11]. Thie, N. (2009). Sleep structure, bruxism and headache. *Headache, Orofacial Pain and Bruxism*, 55-68.
- [12]. Ferri, R., & Fulda, S. (2017). Recording and Scoring Sleep-Related Movements. In *Principles and Practice of Sleep Medicine* (pp. 1633-1650). Elsevier.
- [13]. Lobbezoo, F., Koyano, K., Paesani, D. A., & Mafredini, D. (2017). Sleep Bruxism: Diagnostic Considerations. *Principles and Practice of Sleep Medicine*, 1427-1434.
- [14]. Koyano, K., Tsukiyama, Y., Ichiki, R., & Kuwata, T. (2008). Assessment of bruxism in the clinic. *Journal of oral rehabilitation*, 35(7), 495-508.

- [15]. Baba, K., Haketa, T., Clark, G. T., & Ohyama, T. (2004). Does tooth wear status predict ongoing sleep bruxism in 30-year-old Japanese subjects?. *International Journal of Prosthodontics*, 17(1).
- [16]. Reaz, M. B. I., Hussain, M. S., & Mohd-Yasin, F. (2006). Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications. *Biological procedures online*, 8(1), 11.
- [17]. Gallo, L. M., Salis Gross, S. S., & Palla, S. (1999). Nocturnal masseter EMG activity of healthy subjects in a natural environment. *Journal of dental research*, 78(8), 1436-1444.
- [18]. Laterza, F., & Olmo, G. (1997). Analysis of EMG signals by means of the matched wavelet transform. *Electronics letters*, 33(5), 357-359.
- [19]. Ismail, A. R., & Asfour, S. S. (1998, November). Continuous wavelet transform application to EMG signals during human gait. In *Conference Record of Thirty-Second Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers (Cat. No. 98CH36284)* (Vol. 1, pp. 325-329). IEEE.
- [20]. Kumar, D. K., Pah, N. D., & Bradley, A. (2003). Wavelet analysis of surface electromyography. *IEEE Transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 11(4), 400-406.
- [21]. Del Boca, A., & Park, D. C. (1994, June). Myoelectric signal recognition using fuzzy clustering and artificial neural networks in real time. In *Proceedings of 1994 IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN'94)* (Vol. 5, pp. 3098-3103). IEEE.
- [22]. Chan, F. H., Yang, Y. S., Lam, F. K., Zhang, Y. T., & Parker, P. A. (2000). Fuzzy EMG classification for prosthesis control. *IEEE transactions on rehabilitation engineering*, 8(3), 305-311.
- [23]. Fu, B. (2004). *Classification of multi-channel EMGs for jaw motion recognition by signal processing and artificial neural networks* (Doctoral dissertation, University of British Columbia).
- [24]. Castorflorio, T., Mesin, L., Tartaglia, G. M., Sforza, C., & Farina, D. (2013). Use of electromyographic and electrocardiographic signals to detect sleep bruxism episodes in a natural environment. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 17(6), 994-1001.
- [25]. Kostka, P. S., & Tkacz, E. J. (2015, August). Multi-sources data analysis with sympatho-vagal balance estimation toward early bruxism episodes detection. In *2015 37th Annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society (EMBC)* (pp. 6010-6013). IEEE.
- [26]. Li, X., Zhou, P., & Aruin, A. S. (2007). Teager-Kaiser Energy Operation of Surface EMG Improves Muscle Activity Onset Detection. *Annals of Biomedical Engineering*, 35(9), 1532-1538.
- [27]. Flanders, M. (2002). Choosing a wavelet for single-trial EMG. *Journal of neuroscience methods*, 116(2), 165-177.

ÖZGEÇMİŞ

Adı ve Soyadı : Özge ÇEKİRGE
Doğum Tarihi : 01/01/1993
E-mail : ozgecekerge@gmail.com

Öğrenim Durumu :

Derece	Bölüm/Program	Üniversite	Yıl
Lisans	Elektrik Elektronik Mühendisliği	ODTÜ	2016
Yüksek Lisans	Elektrik Elektronik Mühendisliği	Mersin Üniversitesi	2019

ESERLER (Makaleler ve Bildiriler)

1. Cekerger, O., Kizilaslan, Z., Yalcin, O., Gelgec, C., Degirmenci, E., & Comelekoglu, U. Analysis of Brain Wave Oscillations During Interictal Period in Epileptic Patients Using Wavelet Transform. In *2017 21st National Biomedical Engineering Meeting (BIYOMUT)* (pp. i-iv). IEEE.
2. Gelgec, C., Yalçin, O., Kizilaslan, Z., Çekerger, Ö., Değirmenci, E., & Çömelekoğlu, Ü. Analysis of EEG Components During Pre-, At-and Post-Seizure Stages in Epileptic Patients Using Wavelet Transform. In *2017 21st National Biomedical Engineering Meeting (BIYOMUT)* (pp. i-iv). IEEE.