

**ANKARA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**HORLAMA SESLERİNİN KAOTİK YAPISINA DAYALI OLARAK UYKU
APNESİNİN TESPİTİ**

Merve KIZILKAYA

ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**ANKARA
2013**

Her hakkı saklıdır

ETİK

Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez içindeki bütün bilgilerin doğru ve tam olduğunu, bilgilerin üretilmesi aşamasında bilimsel etiğe uygun davrandığımı, yararlandığım bütün kaynakları atıf yaparak belirttiğimi beyan ederim.

Tarih

İmza

Öğrencinin Adı Soyadı

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

HORLAMA SESLERİNİN KAOTİK YAPISINA DAYALI OLARAK UYKU APNESİNİN TESPİTİ

Merve KIZILKAYA

Ankara Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Fikret ARI

Uyku apnesi, uykuda solunumun en az 10 sn süreyle durması olarak tanımlanmakta olup, Tıkayıcı Uyku Apnesi Sendromu (TUAS) bu rahatsızlığın en yaygın görülen türüdür. Horlama, TUAS'ın en önemli belirtilerindendir. Yapılan çalışmalar TUAS hastalarının gürültülü bir şekilde ve sıklıkla horladığını göstermiştir. Bu tez çalışmasında, sadece horlama sinyallerinden yararlanılarak TUAS'ın teşhis edilebilmesi amacıyla, horlama sinyallerinin kaotik analizi gerçekleştirilmiştir. Böylelikle polisomnografi testine göre daha hızlı, daha basit ve düşük maliyetli bir teşhis yönteminin belirlenmesi amaçlanmıştır. Bu kapsamda horlama seslerinin kaotik yapısına dayalı olarak En Büyük Lyapunov Üsteli (EBLÜ), Iraksama Eğrisinin Ortalama Değeri ve En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi parametreleri horlama seslerinin sınıflandırılması amacıyla öznitelik olarak kullanılmıştır. TUAS rahatsızlığı olanlarla basit horlayanları sınıflandırma işlemi, bir ileri beslemeli yapay sinir ağı yardımıyla yapılmıştır. Sınıflandırıcı girişine bu üç öznitelik değerleri verildiğinde toplam başarı oranı %98,29 olarak elde edilmiştir.

Kasım 2013, 93 sayfa

Anahtar Kelimeler: Horlama, Polisomnografi, Tıkayıcı Uyku Apne Sendromu (TUAS), Kaotik Analiz, Lyapunov Üsteli, Yapay Sinir Ağları (YSA)

ABSTRACT

Master of Science Thesis

DETECTION OF SLEEP APNEA BASED ON CHAOTIC STRUCTURE OF THE SNORE SOUNDS

Merve KIZILKAYA

Ankara University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Electrical and Electronics Engineering Department

Supervisor: Asst. Prof. Dr. Fikret ARI

Sleep Apnea is defined as cessation of breathing during sleep at least 10 seconds, Obstructive Sleep Apnea Syndrome (OSAS) is most prevalent type of this disease. Snoring is one of the most important symptom of the OSAS. Studies have shown that OSAS patients snore loudly and frequently. In this thesis, chaotic analysis of snore sounds have been carried out in order to diagnose OSAS by using only the snore sounds. Thus faster, simpler and more cost-effective diagnostic method than polysomnography have been aimed to determine. In this context, based on chaotic structure of the snore sounds, Largest Lyapunov Exponent (LLE), Mean Value of Divergence Curve and Percent of the False Nearest Neighbors parameters are used as features for classification of snore sounds. OSAS patients/simple snorers are classified by means of a feed forward neural network. When the three features used as inputs of the neural network, total classifier performance rate was obtained as %98,29.

November 2013, 93 pages

Key Words: Snoring, Polysomnography, Obstructive Sleep Apnea Syndrome (OSAS), Chaotic Analysis, Lyapunov Exponent, Artificial Neural Networks

TEŞEKKÜR

Çalışmamın her aşamasında değerli görüş ve önerileri ile beni yönlendiren, yardım ve desteklerini her zaman gördüğüm danışman hocam Sayın Yrd.Doç.Dr.Fikret ARI'ya (Ankara Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı Öğretim Üyesi) içten teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca verilerin kaydı konusunda çalışmaya destek veren Sayın Prof.Dr.Osman EROĞUL'a (TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi Biyomedikal Mühendisliği Bölümü Öğretim Üyesi) ve Sayın Doğan Deniz DEMİRGÜNEŞ'e teşekkür ederim. Tüm öğrenim hayatım boyunca bana destek veren değerli hocalarıma teşekkürü borç bilirim. Çalışmalarım sırasında manevi desteğini hiçbir zaman esirgemeyen ve her zaman yanımda olan anneme en derin duygularla teşekkür ederim. Ayrıca tezimle ilgili yaptıklarımı büyük bir merak ve ilgiyle dinleyen, yanımda olan bütün arkadaşlarıma teşekkür ederim.

Merve KIZILKAYA
Ankara, Kasım 2013

İÇİNDEKİLER

TEZ ONAY SAYFASI	
ETİK.....	i
ÖZET.....	ii
ABSTRACT.....	iii
TEŞEKKÜR.....	iv
KISALTMALAR DİZİNİ.....	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	vii
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	x
1. GİRİŞ.....	1
2. KAYNAK ÖZETLERİ.....	6
3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	10
3.1 Dinamik Sistemler.....	10
3.2 Korunumlu (Conservative) ve Korunumsuz (Dissipative) Sistemler.....	13
3.3 Kaos ve Kaotik Sistemler.....	15
3.4 Lyapunov Üstelleri.....	18
3.5 Zaman Serilerinde Kaotik Analiz.....	21
3.5.1 Karşılıklı bilgi (mutual information) fonksiyonu.....	24
3.5.2 En yakın yanlış komşular (false nearest neighbours) yöntemi.....	25
3.5.3 En büyük Lyapunov üsteli (EBLÜ) ve Rosenstein algoritması.....	26
3.6 Kaotik Analiz Öncesi Uygulanan İşlemler.....	31
3.6.1 Spektral çıkarma (spectral subtraction) yöntemi.....	31
3.6.2 Değişim algılama (change detection) algoritması.....	35
3.7 Yapay Sinir Ağları.....	39
4. DENEYSEL ÇALIŞMA.....	48
5. BULGULAR.....	56
6. TARTIŞMA VE SONUÇ.....	79
KAYNAKLAR.....	81
EKLER.....	90
EK 1 Örnek Bölütlerin 3 Boyutlu Faz Uzayındaki Çekerleri.....	91
EK 2 Örnek Bölütler İçin Elde Edilen Iraksama Eğrileri.....	92
ÖZGEÇMİŞ.....	93

KISALTMALAR DİZİNİ

AASM	Amerika Uyku Tıbbı Akademisi (American Academy of Sleep Medicine)
DFT	Ayrık Fourier Dönüşümü, Discrete Fourier Transform
AHI	Apne/Hipopne İndeksi
ARX Model	Ekstra Girişli Özbağlanımlı Model (Autoregressive Model With Exogenous Inputs)
BKH	Başlangıç Koşullarına Hassasiyet
EBLÜ	En Büyük Lyapunov Üsteli
ECG	Elektrokardiogram
EEG	Elektroensefalografi
EMG	Elektromiyografi
EOG	Elektrookülogram
GATA	Gülhane Askeri Tıp Akademisi
MAP	En Büyük Sonsal Olasılık (Maximum A Posteriori)
NAF	Nasal Airflow
s	Saniye
SpO ₂	Kandaki Oksijen Düzeyi
IDFT	Ters Ayrık Fourier Dönüşümü, Inverse Discrete Fourier Transform
TAR	Toplam Havayolu Tepkisi (Total Airway Response)
TUAS	Tıkayıcı Uyku Apne Sendromu
YSA	Yapay Sinir Ağları

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1 Apne türüne göre hava akışı ve solunum çabasının durumları	2
Şekil 1.2 Apne sırasında tıkalı ve açık üst hava yolunun durumları	3
Şekil 3.1 İdeal yay sisteminin iki ayrı başlangıç koşulu için faz uzayındaki görünümü	13
Şekil 3.2 Çeşitli sistemlerin faz uzayındaki çekerleri a. Sabit nokta b. Limit döngü c. Simit d. Garip çeker	14
Şekil 3.3 Diferansiyel denklemlerin çözümlerinin tekliği koşulu	16
Şekil 3.4 Lorenz denklem sisteminden farklı başlangıç koşullarında üretilen sinyaller	17
Şekil 3.5 Faz uzayındaki çok küçük hacimli kürenin zamanda değişimi	20
Şekil 3.6 Zaman serilerinde kaotik analiz işlemleri	22
Şekil 3.7 Birbirine çok yakın başlangıç koşullarına sahip yörüngeler arası Mesafenin zamanla değişimi	27
Şekil 3.8 Lorenz zaman serisinden elde edilen sonuçlar a. Lorenz zaman serisi b. Karşılıklı bilgi fonksiyonu c. En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi d. Rosenstein algoritması kullanılarak elde edilen ıraksama eğrisi	30
Şekil 3.9 Spektral çıkarma yöntemine ait blok şema	31
Şekil 3.10 Sinüs sinyalinde örtüştürmeli ekleme işlemi a. 1.blok b. 2.blok c. 3.blok d. Orijinal sinüs sinyali ile tüm blokların ard arda eklenmesi sonucu elde edilen sinyal	34
Şekil 3.11 Değişim algılama yöntemine ait genel blok şema	35
Şekil 3.12 Yerel ağaç arama yöntemine ait ağaç şeması	39
Şekil 3.13 Sinir hücresi modeli	40
Şekil 3.14 Doğrusal aktivasyon fonksiyonu	41
Şekil 3.15 Basamak aktivasyon fonksiyonu	42
Şekil 3.16 Eşik aktivasyon fonksiyonu	42
Şekil 3.17 Sigmoid aktivasyon fonksiyonu	43
Şekil 3.18 Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu	44
Şekil 3.19 İleri beslemeli yapay sinir ağı	45
Şekil 3.20 Geri beslemeli yapay sinir ağı	45

Şekil 4.1 Apne anında: a. kandaki oksijen düzeyi sinyali, b. horlama sinyali, c. hava akış sinyallerinin durumu.....	49
Şekil 4.2 Horlama sinyallerine uygulanan işlem adımları	49
Şekil 4.3 Örnek bir hastaya ait horlama sinyalinin spektral çıkarma öncesi ve sonrasında genlik spektrumu	50
Şekil 4.4 Apne sonrası horlama ve basit horlama bölümlerinin başlangıç ve bitiş noktaları	51
Şekil 4.5 Apne sonrası horlama ve basit horlama bölütleri için elde edilen karşılıklı bilgi fonksiyonları	52
Şekil 4.6 Apne sonrası horlama ve basit horlama bölütleri için elde edilen en yakın yanlış komşu yüzdeleri.....	53
Şekil 5.1 Apne sonrası horlama ile basit horlama bölütleri için hesaplanan EBLÜ ve ortalama değer özniteliklerinin dağılımları.....	56
Şekil 5.2 Apne sonrası horlama ile basit horlama bölütleri için hesaplanan EBLÜ ve ortalama değer özniteliklerinin dağılımları (Gürültü temizleme işleminin yapılmadığı durum)	59
Şekil 5.3 Apne sonrası horlama, basit horlama ve nefes bölütleri için hesaplanan EBLÜ ve ortalama değer özniteliklerinin dağılımları (Gürültü temizleme işleminin yapılmadığı durum).....	62
Şekil 5.4 Apne sonrası horlama, basit horlama ve nefes bölütleri için hesaplanan EBLÜ ve ortalama değer özniteliklerinin dağılımları (Spektral çıkarma yönteminin uygulandığı durum)	64
Şekil 5.5 Apne sonrası horlama, basit horlama ve öksürük bölütleri için hesaplanan EBLÜ ve ortalama değer özniteliklerinin dağılımları (Gürültü temizleme işleminin yapılmadığı durum)	66
Şekil 5.6 Apne sonrası horlama, basit horlama ve öksürük bölütleri için hesaplanan EBLÜ ve ortalama değer özniteliklerinin dağılımları (Spektral çıkarma işleminin uygulandığı durum)	68
Şekil 5.7 Örnek bazı sinyallerin karşılıklı bilgi fonksiyonları a. Apne sonrası horlama b. Basit horlama c. Beyaz gürültü sinyali	75
Şekil 5.8 Örnek bazı sinyallerin en yakın yanlış komşu yüzdeleri a. Apne sonrası horlama b. Basit horlama c. Beyaz gürültü sinyali	75

Şekil 5.9 Örnek bazı sinyallerin 3 boyutlu faz uzayındaki çekerleri	
a. Apne sonrası horlama b. Basit horlama c. Beyaz gürültü sinyali	76
Şekil 5.10 Örnek bazı sinyallere ait ıraksama eğrileri	
a. Apne sonrası horlama b. Basit horlama c. Beyaz gürültü sinyali	77

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1 Çeşitli sistemler için Lyapunov üstellerinin durumu	21
Çizelge 4.1 Hasta Bilgileri	48
Çizelge 4.2 Örnek bölütler için hesaplanan zaman gecikmesi, minimum gömülü boyut, EBLÜ ve ortalama değer öznitelik değerleri	54
Çizelge 5.1 TUAS hastası ve basit horlayanlara ait öznitelik değerleri.....	57
Çizelge 5.2 Sınıflandırma sonuçları (Deney Seti 1).....	58
Çizelge 5.3 Gürültü temizleme işleminin yapılmadığı durumda TUAS hastaları ve basit horlayanlara ait öznitelik değerleri	59
Çizelge 5.4 Gürültü temizleme işleminin yapılmadığı durumda sınıflandırma sonuçları (Deney Seti 1).....	61
Çizelge 5.5 Gürültü temizleme işleminin yapılmadığı durumda sınıflandırma sonuçları	63
Çizelge 5.6 Spektral çıkarma işleminin uygulandığı durumda sınıflandırma sonuçları	65
Çizelge 5.7 Gürültü temizleme işleminin yapılmadığı durumda sınıflandırma sonuçları	67
Çizelge 5.8 Spektral çıkarma işleminin uygulandığı durumda sınıflandırma sonuçları	69
Çizelge 5.9 Gürültü temizleme işleminin yapılmadığı durumda sınıflandırma sonuçları (Deney Seti 2).....	70
Çizelge 5.10 Spektral çıkarma işleminin uygulandığı durumda sınıflandırma sonuçları(Deney Seti 2).....	71
Çizelge 5.11 TUAS/basit horlama ayırımı gerçekleştiren çalışmalara ait bilgiler ve başarı yüzdeleri.....	72
Çizelge 5.11 TUAS/basit horlama ayırımı gerçekleştiren çalışmalara ait bilgiler ve başarı yüzdeleri (devam)	73
Çizelge 5.11 TUAS/basit horlama ayırımı gerçekleştiren çalışmalara ait bilgiler ve başarı yüzdeleri (devam)	74
Çizelge 5.12 Örnek bazı sinyallere ait EBLÜ değerleri ve ortalama değerler.....	77

1. GİRİŞ

Horlama, uyku esnasında üst hava yolundaki yumuşak dokuların titreşimi sonucu oluşan ses olarak tanımlanmıştır. Üst hava yolunun çeşitli sebeplerle daralması sonucu nefes almak için kişi kendini zorladığında dar yoldan geçen hava horlamaya yol açmaktadır. Yapılan araştırmalarda, horlamanın erkeklerde kadınlara göre daha fazla görüldüğü ve yaşla birlikte arttığı bildirilmiştir. Türk Uyku Tıbbı Derneği'nin Türkiye'de yapmış olduğu çalışmalarda horlamanın erişkinlerde %26 oranında görüldüğü saptanmıştır (Anonim 2008). Horlama, kişinin çevresinde büyük rahatsızlık uyandıran bir sorun olmasının yanı sıra uykuda solunum bozukluklarının önemli bir habercisidir. Eğer kişinin alışkanlık tarzında ve gürültülü bir şekilde horlamasına gündüz uyku hali, yorgunluk, konsantrasyon eksikliği gibi belirtiler de eşlik ediyorsa uyku apnesi sendromundan şüphelenilmelidir.

Uyku apnesi, uykuda solunumun en az 10 sn süreyle durması olarak tanımlanmaktadır (Iber vd. 2007). Uyku apnesinde gece aralıklarla solunum kesildiğinden, dokulara yeterli oksijen gidememekte ve bunun sonucunda yüksek tansiyon, kalp krizi, felç gibi çeşitli rahatsızlıklar görülebilmektedir. Uyku apnesi uyku kalitesini düşüren ve tedavi edilmezse ölümlerle bile sonuçlanabilen ciddi bir rahatsızlıktır. Bu nedenle uyku apnesinin teşhis edilebilmesi büyük önem taşımaktadır. Tedavide ise başlıca iki yöntem bulunmaktadır (Erişen 2013):

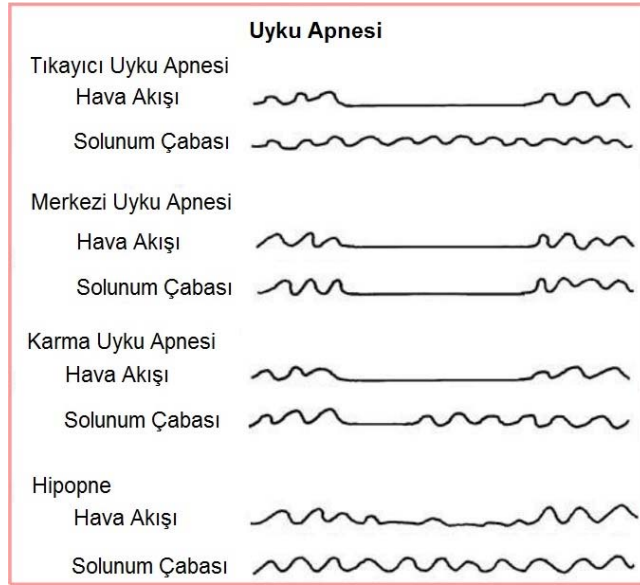
1. Medikal Tedavi

- a. Öneriler, uyku yataş pozisyonu, yaşam tarzı deęişikliği, ideal kiloya ulaşma
- b. Eşlik eden hastalıkların tedavisi
- c. İlaç kullanımı
- d. Mekanik aletler
 - i. Pozitif hava basıncı veren aletler
 - ii. Ağız ve/veya burun içi aletler

2. Cerrahi Tedavi

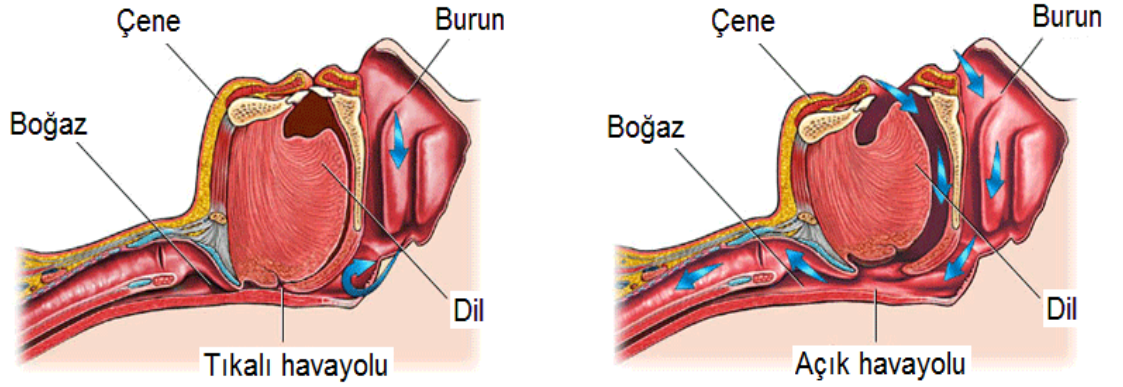
- a. Tıkanıklığı devre dışı bırakan girişimler
- b. Tıkanıklığı ortadan kaldıran girişimler

Uyku apnesinin merkezi, tıkalı ve karma olmak üzere üç türü bulunmaktadır. Merkezi uyku apnesi hem karın ve göğüsteki solunum çabasının, hem de burundaki hava akımının durmasıdır. Merkezi uyku apnesinin nedeni beynin, solunum sistemindeki kaslara nefes alış verişle ilgili emir gönderememesidir. Tıkalı uyku apnesi (TUAS) karın ve göğüste solunum çabası devam ederken burundaki hava akımının durmasıdır. Karma tipte ise hem merkezi, hem de tıkalı tipteki uyku apnesi beraber seyretilmektedir. Ayrıca hava akımında normale göre en az %30'luk düşmeyle birlikte kandaki oksijen düzeyinde (SpO_2) en az %4'lük azalma meydana gelmesi hipopne olarak tanımlanmaktadır. Uyku apnesinin türüne göre hava akışı ve solunum çabasının durumu şekil 1.1'de gösterilmektedir.



Şekil 1.1 Apne türüne göre hava akışı ve solunum çabasının durumları (Işıldak ve Özdoğan 2007-2008'den değiştirilerek alınmıştır)

TUAS uyku apnesinin en yaygın görülen türü olup, toplumda görülme sıklığının %2-4 oranında olduğu bildirilmektedir. Nedeni uyku esnasında üst solunum yolundaki yumuşak doku ve kasların gevşemesi sonucu hava akımının azalması veya durmasıdır. Apne anında oluşan tıkanıklık ile açık hava yolunun anatomik görünümü şekil 1.2'de gösterilmektedir.



Şekil 1.2 Apne sırasında tıkalı ve açık üst hava yolunun durumları (Farrell 2009'dan değiştirilerek alınmıştır)

Uyku apnesinin kesin teşhisinin yapılabilmesi için objektif test aracı olarak polisomnografiden yararlanılmaktadır (Epstein vd. 2009). Polisomnografide kişinin gece uykusu boyunca çeşitli fizyolojik sinyalleri sensörler aracılığıyla alınarak kaydedilmektedir. Standart olarak polisomnografide ölçülen parametreler şunlardır (Varady vd. 2002):

- Beyin dalgaları aktivitesi (Elektroensefalografi-EEG)
- Göz hareketleri (Elektrookülogram-EOG)
- Kas hareketleri (Elektromiyografi-EMG)
- Burundan gelen hava akış sinyali (NAF)
- Karın ve/veya göğüs kafesi hareketleri
- Vücut pozisyonu
- Horlama sinyali
- Kalp aktivitesi (Elektrokardiogram-ECG)
- Kandaki oksijen düzeyi (SpO₂)

Apne teşhisinde ve şiddetinin belirlenmesinde polisomnografi kayıtlarından elde edilen Apne/Hipopne İndeksi (AHİ) kullanılmaktadır. Kaydedilen tüm veriler göz önüne alınarak uzman tarafından apneli kısımlar tespit edildikten sonra uyku süresi boyunca oluşan apne ve hipopnelerin toplamının bir saatlik ortalaması alınarak AHİ değeri hesaplanmaktadır. AHİ değeri 5 ve 5'in üzerindeyse, TUAS olarak kabul edilmektedir. TUAS şiddeti, AHİ değeri 5 ile 15 arasındaysa hafif, 15 ile 30 arasındaysa orta, 30'un

üzerindeyse ağır olarak belirlenmiştir (Anonymous 1999). Solunum ve kandaki oksijen düzeyi sinyallerinden apne/hipopne kararının verilmesinde American Academy of Sleep Medicine (AASM) tarafından belirlenen kurallar aşağıda verilmiştir (Iber vd. 2007):

Apne kuralları:

- 1) Hava akışını ölçen termal sensörün tepe değerinin en az %90 veya daha fazla azalmasıdır.
- 2) Olayın en az 10 sn sürmesidir.
- 3) Olay süresinin en az %90'ı boyunca apne için 1 nolu kriterin sağlanmasıdır.

Hipopne kuralları:

- 1) Nazal basınç sensörünün (veya başka bir hipopne sensöründe) bazal değerine göre en az %30'luk düşmenin olmasıdır.
- 2) Olayın en az 10 sn sürmesidir.
- 3) Oksijen düzeyinin olay öncesine göre en az %4 veya daha fazla azalmasıdır.
- 4) Olay süresinin en az %90'ı boyunca hipopne için 1 nolu kriterin sağlanmasıdır.

Polisomnografi tetkikinde, hastanın tüm geceyi laboratuarda geçirmesinin gerekmesi, çok miktarda verinin analizine ihtiyaç olması ve ölçümlerin sadece belli merkezlerde gerçekleştirilebilmesi hem zaman almakta, hem de maliyetli olmaktadır. Horlamanın TUAS'ın en önemli belirtilerinden olduğu bildirilmiştir (Demirgüneş vd. 2009, Azarbarzin ve Moussavi 2011). Horlama sinyali kullanılarak TUAS teşhis edilebildiğinde sinyallerin kaydı laboratuara gereksinim olmadan, ev ortamında da gerçekleştirilebilecektir. Bu nedenle horlama sinyali kullanılarak TUAS'ın teşhis edilebilmesi büyük önem kazanmaktadır.

Tez çalışmasının temelinde horlama seslerinin üst hava yolunun durumu hakkında bilgi taşıması nedeniyle TUAS teşhisinde kullanılabilmesi varsayımı bulunmaktadır. Bundan hareketle horlama sinyalinin kaotik özellikleri, En Büyük Lyapunov Üsteli (EBLÜ), Iraksama Eğrisinin Ortalama Değeri ile En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi parametreleri yardımıyla incelenmiştir. Kaotik analizin horlama seslerinden uyku apnesinin tespitine

sağlayacağı katkılar değerlendirilmiştir. Geliştirilen yöntemden elde edilecek bulgular yoluyla literatürde mevcut çalışmaların başarımları ile kıyaslama yapılmıştır.

Tezin 2. bölümünde horlama seslerinden TUAS/basit horlayan teşhisi konusunda literatürde yapılmış olan çalışmalara değinilecektir. 3. bölümde tez çalışması kapsamında kullanılan kaotik analiz yöntemleri ile horlama sinyallerine uygulanan ön işlemler teorik olarak açıklanacaktır. 4. bölümde horlama seslerinin kaotik analizinden TUAS/basit horlayan ayrımının yapılabilmesi için 3. bölümde açıklanan kaotik analiz yöntemlerinin uygulandığı deneysel çalışma ve bazı sonuçları hakkında bilgi verilecektir. 5. bölümde kaotik analizin, sinyallere gürültü azaltma yönteminin uygulandığı ve uygulanmadığı durumlar için sınıflandırma performansına etkileri irdelenecek, horlama dışı seslere ve beyaz gürültüye uygulanması durumunda elde edilen sonuçlar tartışılacaktır. Ayrıca literatürde yapılan diğer çalışmaların başarımları ile karşılaştırma yapılacaktır. 6. bölümde çalışmanın sonuçları değerlendirilerek horlama seslerinin kaotik analizinden TUAS/basit horlayan tespitindeki katkıları bildirilecektir. Ayrıca gelecek çalışmalar için önerilere yer verilecektir.

2. KAYNAK ÖZETLERİ

Günümüzde horlama ile TUAS arasındaki ilişkiyi bulmaya yönelik çalışmalar devam etmektedir. Bu bölümde horlama ile TUAS arasındaki ilişkiyi inceleyen ve horlama seslerinden apne teşhisinin yapılabilmesi amacıyla literatürde yapılmış olan çalışmalara değinilecektir. Çavuşoğlu vd. (2007) ve Tağluk vd. (2009) tarafından bildirildiğine göre TUAS rahatsızlığı olanların büyük çoğunluğu gürültülü ve yoğun bir şekilde horlamaktadır (Wilkin 1985, Lucas vd. 1988). Fiz vd. (1996)'nin çalışmasında TUAS hastaları ile basit horlayanların güç spektrumları incelenmiştir. Genel olarak basit horlayanlarda spektrumun bir ana frekans ve birkaç harmonikten oluştuğu, TUAS hastalarında ise spektrumun basit horlayanlara göre daha dar bir bantta kaldığı ve harmoniklerin açıkça görülemediği bildirilmiştir. Ayrıca TUAS hastaları ile basit horlayanların frekans spektrumları arasında önemli farklılıklar bulunmuştur. Sola-Soler vd. (2007)'nin araştırmasında horlama seslerinin perdesine ait (ortalama değer, standart sapma, yoğunluk gibi), güç spektral yoğunluğuna ait (ortalama frekans, ortanca frekans, tepe frekansı gibi) parametreler ile AR spektral zarfindan bazı parametreler elde edilmiştir. Tüm horlama bölütleri kullanıldığında TUAS/basit horlayan sınıflandırıcı hassasiyeti %94,1 (seçicilik %73,1) olarak bulunmuştur. Perde parametresinin kullanıldığı bir diğer çalışmada perde eğrisinden elde edilen öznelilikler sınıflandırıcıya verilmiştir (Sola-Soler vd. 2002). Normal horlama bölütleri %64,4 apne sonrası horlama bölütleri ise %58,5 doğrulukla sınıflandırılmıştır. Jane vd. (2003)'nin makalesinde horlama bölütlerinin zaman bölgesinde toplam horlama sayısı (gece süresince), ortalama ve maksimum ses yoğunluğu parametreleri hesaplanmıştır. Makalede zaman bölgesi parametreleri TUAS hastalığı olanlarda anlamlı derecede yüksek bulunmuştur. Horlama seslerinin doğrusal olmayan analizi Ng vd. (2007, 2009)'nin çalışmalarında gerçekleştirilmiştir. Horlama sinyallerine ikili spektral analiz sonucu apneli hastalara ait horlama seslerinin daha güçlü doğrusal olmayan etkileşimlere sahip olduğu tespit edilmiştir (Ng vd. 2007). Ng vd. (2009)'nin çalışmasında ise horlama seslerine çoklu spektrum dalgacık analizi tekniklerinden olan dalgacık ikili uyum analizi (wavelet bicoherence analysis) uygulanmıştır. Analizden elde edilen tepe frekansı ile toplam tepe frekansı parametreleri açısından TUAS hastaları ile basit horlayanlar arasında anlamlı farklar bulunmuştur. Tepe frekansı ile toplam tepe frekansı için optimal eşik değerleri

kullanıldığında apne hastalarından alınan horlama bölütleri %90,7 hassasiyetle (seçicilik %85) sınıflandırılmıştır. Liao ve Su (2006) tarafından öznitelik olarak Kullback-Leibner uzaklığı (K-L divergence) ile spektrogramın entropisi kullanılmıştır. Sınıflandırma sonucunda apne durumu %94, basit horlama durumu %82 doğrulukla sınıflandırılmıştır. Formant frekansları açısından horlama sesleri çeşitli çalışmalar tarafından analiz edilmiştir. Zhang ve Li (2010) apne hastalarında özellikle 1. formant frekansı basit horlayanlara göre anlamlı derecede yüksek olduğunu bildirmişlerdir. Azarbarzin ve Moussavi (2012a)'nin araştırmasında horlama seslerinin 1. formant frekansı, merkezi eğilim ölçüsü ve çarpıklık öznitelikleri hesaplanmıştır. Çalışmanın TUAS/basit horlayan durumlarını sınıflandırma hassasiyeti %73,1 (seçicilik %94,1) olarak elde edilmiştir. Ng vd. (2006) tarafından 1. formant frekansı için $f_1 > 689$ Hz eşik değeri olarak alındığında TUAS hastaları ile basit horlayanlar %90 hassasiyetle (%92 seçicilik) sınıflandırılmıştır. Sola-Soler (2003) ve Kamaşak vd. (2007) tarafından formant frekanslarının değişimi basit horlayanlarda TUAS hastalarına göre anlamlı derecede düşük bulunmuştur. Sonuç olarak bu çalışmalarda formant frekansları açısından TUAS hastalarıyla basit horlayanlar arasında önemli farklılıkların olduğu tespit edilmiştir. Ankişhan ve Yılmaz (2010)'ın çalışmasında horlama sesleri AR modeli yardımıyla modellendikten sonra modellenen seslerin model derecesi, kayıp fonksiyonları ve enerjileri incelenmiştir. Çalışmada apneli horlama bölütleri için hesaplanan parametrelerin hipopne ve normal horlama bölütlerinden yüksek olduğu belirlenmiştir. Karunajeewa vd. (2011) tarafından yüksek dereceli istatistik tabanlı algoritma kullanılarak horlama seslerine ait perde ile toplam havayolu tepkesinden (Total Airway Response-TAR) elde edilen parametreler kestirilmiştir. Söz konusu yöntemle TUAS/basit horlayan durumlarının sınıflandırılmasında %89,3 hassasiyet (%92,3 seçicilik) elde edilmiştir. Ben-Israel vd. (2010)'nin araştırmasında horlama seslerinin akustik özelliklerine ait horlama olayları arası sessizlik süresi, MEL frekansı kepsrum katsayılarının kararlılığı, horlama gruplarına ait enerjinin varyansı, apneli faz oranı ve perde yoğunluğu parametreleri kullanılmıştır. Çalışmada TUAS hastaları ile basit horlayanlar %96,5 hassasiyetle (seçicilik %90,6) sınıflandırılmıştır. Ghaemmaghami vd. (2009) tarafından horlama seslerinin doğrusal olmayan analizi yapılmış, horlama bölütlerinin Gauss dağılımından uzaklığı araştırılmıştır. TUAS/basit horlama durumları için sınıflandırıcı hassasiyeti %97,34'tür. Horlama seslerinin parametre değişkenliği farklı gruplar tarafından

incelenmiştir. Çavuşoğlu vd. (2008)'nin çalışmasında horlama seslerinin düzenliliğinin araştırılması amacıyla sıralı özellikler olarak tanımlanan horlama bölümlerinin süreleri, zaman aralıkları ve ortalama güçleri parametreleri hesaplanmıştır. TUAS hastalarına ait sıralı özelliklerin basit horlayanlara göre daha yüksek değişkenliğe sahip olduğu tespit edilmiştir. Ayrıca sıralı özelliklerden elde edilen istatistiksel parametrelerin TUAS hastaları ile basit horlayanları ayırt etmede yüksek potansiyele sahip olduğu bildirilmiştir. Azarbarzin ve Moussavi (2012b) tarafından hesaplanan öznelikler ortalama güç, sıfır geçiş oranı, spektral tepenin bulunduğu en düşük frekans, en yüksek güce sahip spektral tepe frekansı ve spektral entropidir. Parametre değişkenliğinin belirlenebilmesi amacıyla söz konusu öznelikler için toplam varyasyon normu hesaplanmıştır. Sıfır geçiş oranı ve en yüksek güce sahip spektral tepenin toplam varyasyon normları kullanıldığında TUAS/basit horlama durumlarını sınıflandırma hassasiyeti %92,9 (seçicilik %100) olarak elde edilmiştir. Sola-Soler vd. (2005) tarafından zaman bölgesinde ortalama ve maksimum ses yoğunluğu, frekans bölgesinde güç spektral yoğunluğuna ait simetri katsayısı, frekansın standart sapması ve güç oranı parametreleri hesaplanmıştır. Daha sonra bu parametrelere ait standart sapmaların ilk fark değerleri elde edilmiştir. İlk fark değerleri kullanıldığında normal horlama bölütleri %57,1 apne sonrası horlama bölütleri ise %100 doğrulukla sınıflandırılmıştır. Ayrıca TUAS hastalarının zaman ve frekans bölgelerinde hesaplanan hemen hemen tüm parametreleri için değişkenliğin basit horlayanlara göre daha yüksek olduğu bildirilmiştir. Abeyratne vd. (2001)'nin konferans bildirisinde horlama seslerinin toplam havayolu tepkesi ve onun standart sapması kullanılarak bölütlere ait perde-jitter grafiği oluşturulmuştur. Bildiride apne sonrası horlama bölütleri %92,31 normal horlama bölütleri ise %90,7 doğrulukla sınıflandırılmıştır.

Literatürde horlama seslerinin kaotik analizini gerçekleştiren çalışmalar da bulunmaktadır. Sakakura (2003) tarafından apne hastası ve normal horlayan kişilerden alınan horlama sinyallerinin Wolf algoritması kullanılarak En Büyük Lyapunov Üsteli (EBLÜ) değerleri hesaplanmıştır. Ayrıca bir horlama bölütünün 2 boyutta çakeri çizdirilmiştir. Çalışmada tüm horlama bölütlerine ait EBLÜ değerleri pozitif bulunmuştur. Ankişhan ve Yılmaz (2011)'in çalışmasında apne/hipopne bölütleri ile normal horlama bölütlerinin Rosenstein algoritması yardımıyla EBLÜ değerleri

hesaplanmıştır. EBLÜ deęerleri apne/hipopne grubunda, normal gruba gre anlamlı derecede dşk bulunmuştur. Apne/hipopne durumunun daha az kaotik zellikler gsterdięi belirtilmiştir. Sonu olarak EBLÜ hesabının apne/hipopne teştisinde yararlı bilgiler verdięi bildirilmektedir. Ankıřhan ve Arı (2012)'nin alıřmasında hastaların ses kayıtlarından basit horlama, apne/hipopne, nefes ve sessizlik bltleri elde edilmiştir. Bltlere ait EBLÜ deęerleri Rosenstein algoritması yardımıyla bulunmuştur. Sınıflandırma iřlemi iin EBLÜ deęerleri znelik olarak kullanılmıřtır. Test verileri iin apne/hipopne bltleri %89,08 doęrulukla sınıflandırılmıřtır. Bu alıřmalarda EBLÜ deęerlerinin pozitif bulunması, horlama seslerinin kaotik analizinin yapılabilmesi iin kanıt saęlamaktadır. Ayrıca literatrdeki mevcut alıřmalarda, Lyapunov stelleri kullanılarak ECG sinyalleri Casaleggio vd. (1995), Govindan vd. (1998) ile beyli (2010), EEG sinyalleri beyli (2009) ile Murugavel vd. (2011) ve solunum sesleri Ahlstrom (2006) tarafından analiz edilmiř, elde edilen sonularda kaotik davranıřın varlıęı belirlenmiřtir.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1 Dinamik Sistemler

Dinamik sistemler, durumu zamanla değişen sistemler olarak adlandırılmakta olup, sistemin başladığı başlangıç koşulları (veya durumları) ile sistemin değişimini belirleyen kuralları barındırırlar. Bu kurallar, dinamik sistemlerin modellenmesinde kullanılan diferansiyel denklemlerdir (Tufillaro vd. 1992). Sistemin herhangi bir andaki davranışının kestirilebilmesi için aşağıdaki üç unsurun bilinmesi gerekmektedir. Bu üç unsur bilindiğinde sistem deterministiktir.

- Zaman gelişim denklemleri
- Sistem parametrelerinin değerleri
- Başlangıç koşulları

Zaman gelişim denklemleri, sistemi kontrol eden tüm değişkenleri, değişkenlerin zamanda değişimlerini ve birbirleriyle ilişkilerini matematiksel olarak ifade eden diferansiyel denklem sistemleridir. Diferansiyel denklem, bağımlı değişkenin bağımsız değişkene göre türevlerini içeren denklemlerdir. N boyutlu dinamik sistem için, sistem değişkenleri $x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)$ olmak üzere N tane diferansiyel denklemden oluşan denklem sistemi,

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= f_1(x_1, x_2, \dots, x_N) \\ \dot{x}_2 &= f_2(x_1, x_2, \dots, x_N) \\ &\dots \\ \dot{x}_N &= f_N(x_1, x_2, \dots, x_N) \end{aligned} \quad (3.1)$$

olarak verilmektedir. Burada f_i zaman gelişim fonksiyonları, \dot{x} x 'in zamana göre türevi ($\dot{x} = dx/dt$) dir. $\dot{x}_i = f_i(x^*) = 0$ eşitliğini sağlayan noktalar sistemin sabit noktalarıdır (veya denge noktası, kritik nokta). Sabit noktada, değişkenlerin zamana göre türevi sıfır olduğundan, sistemin durumu zamanla değişmemektedir.

Zaman gelişim fonksiyonları (f_i) bağımsız değişkene yani zamana bağlı değilse sistem otonom olarak tanımlanır. Eğer f_i , hem x_i 'ye hem t 'ye bağlı ise sistem otonom değildir. Otonom sistemlerin en önemli özelliklerinden birisi sabit noktasının bulunabilmesidir. Diğer özelliği ise Bölüm 3.3'te açıklanacaktır. Örnek olarak, ucuna bir cisim bağlı bulunan ideal bir yaya uygulanan kuvvet denklemi,

$$F(x) = -kx \quad (3.2)$$

olarak verilmektedir (Hilborn 2004). x kütlelinin, yayın denge durumuna göre konumu (veya yayın uzama miktarı), k yay sabitidir. Newton'un 2. hareket kanununa göre, m kütleli cisme x yönünde F kuvveti uygulandığında cismin hareketi,

$$F(x, t) = ma = \frac{d^2x}{dt^2} \quad (3.3)$$

şeklinde yazılabilir. Burada a cismin ivmesidir. (3.2) ve (3.3) denklemleri birleştirildiğinde, sistem hareketi,

$$\frac{d^2x}{dt^2} = -\frac{k}{m}x \quad (3.4)$$

ile tanımlanır. Diferansiyel denklem, türevin derecesinden dolayı 2. dereceden olup, 1. dereceden iki denklem halinde yazılabilir.

$$\dot{x} = v \quad (3.5)$$

$$\dot{v} = -\omega^2x \quad (3.6)$$

Söz konusu sistemin, konum (x) ve hız (v) değişkenleri tarafından kontrol edildiği söylenebilir. Konum (x) ve hız (v) bağımlı değişkenler, zaman (t) bağımsız değişkendir. ω açısal frekanstır ($\omega = \sqrt{k/m}$).

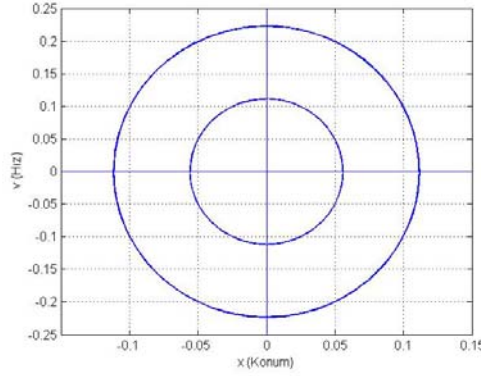
Diferansiyel denklemlerin çözümünden kastedilen genellikle analitik çözümlerdir. Analitik çözümün bulunmasındaki amaç, bağımlı değişkenlerle bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi veren fonksiyonların bulunmasıdır. Başlangıç koşulları verilmediyse elde edilen çözüm, genel çözüm olarak adlandırılır. Genel çözüm keyfi sabitleri içerdiğinden, sabitlerin sonsuz değerine karşılık, denklemin sonsuz sayıda çözümü bulunabilir. Başlangıç koşulları bilindiğinde ise genel çözümler içerisinde başlangıç koşullarını sağlayan belirli bir çözümün seçilmesi sağlanır. Bulunan bu çözüm, diferansiyel denklemin özel çözümüdür. (3.5) ve (3.6) denklem sisteminin $x(t = 0) = x_0$ ve $v(t = 0) = v_0$ başlangıç koşulları için özel çözümü,

$$x(t) = x_0 \cos(\omega t) + \frac{v_0}{\omega} \sin(\omega t) \quad (3.7)$$

$$v(t) = -\omega x_0 \sin(\omega t) + v_0 \cos(\omega t) \quad (3.8)$$

olarak elde edilir.

Faz uzayı, diferansiyel denklemin tüm çözümlerini (çözüm eğrilerini) içeren uzaydır (Alligood vd. 1996). Faz uzayında sistem değişkenlerinin her birisi bir ana eksene karşılık gelir ve zamandaki değişimleri grafiksel olarak izlenebilir. Faz uzayındaki her $(x(t_i), v(t_i))$ noktası, sistemin t_i anındaki durumunu belirtir. Sistemin durumu zamanla değiştikçe noktalar dizisi, yörünge halini alır. Her yörünge, diferansiyel denklemin farklı bir başlangıç koşulundaki bir çözümüne karşılık gelir ve sistem değişkenlerinin zamanda durum değişimlerini gösterir. Buna göre sözü geçen sistemde $x_0 = 0.05$ $v_0 = 0.05$ ve $x_0 = 0.1$ $v_0 = 0.1$ başlangıç koşulları için sistemin faz uzayındaki görünümü şekil 3.1'de görülebilmektedir.



Şekil 3.1 İdeal yay sisteminin iki ayrı başlangıç koşulu için faz uzayındaki görünümü

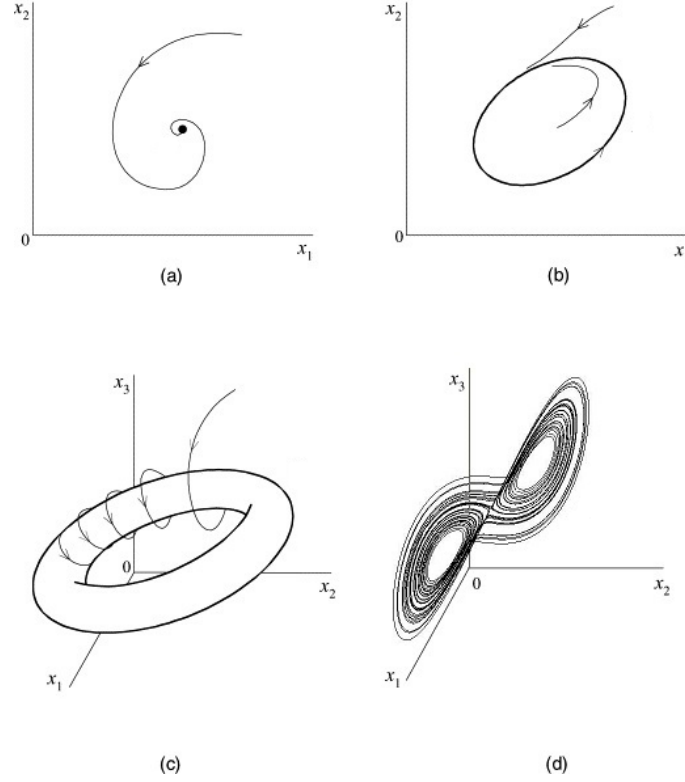
Sistemin analitik çözümünün bilinmesi, sistemin zamandaki davranışının tahmin edilebilmesini sağlar. Ancak özellikle doğrusal olmayan diferansiyel denklemlerin analitik çözümleri elde edilemeyebilmektedir. Bu durumda sayısal çözüm teknikleri kullanılmaktadır. Sayısal çözüm teknikleri arasında Taylor Serisi, Euler ve Runga-Kutta teknikleri sayılabilir.

Sayısal çözümde bağımlı değişkene ait fonksiyon, kuvvet serisi şeklinde yazılarak fonksiyonun belli bir andaki değerinin bulunması amaçlanmaktadır. Sayısal çözümde, bağımlı değişkenin başlangıç anındaki değeri kullanılarak sonraki anlardaki değerleri iteratif olarak hesaplanmaktadır. Seride kullanılan terim sayısına bağlı olarak gerçek çözüme göre yapılan hata değeri değişmektedir. Bu nedenle sayısal tekniklerden elde edilen sonuçlar yaklaşık değerlerdir.

3.2 Korunumlu (Conservative) ve Korunumsuz (Dissipative) Sistemler

Sistemin korunumlu veya korunumsuz olması, yörüngelerin uzun dönem davranışı ile ilgilidir. Korunumsuz sistemlerin yörüngeleri, zaman sonsuza giderken çekere yakınsar ve hiç bir zaman sonsuza gidemezler. Çeker, faz uzayının sınırlı bir bölgesindeki nokta veya noktalar grubudur. Çekerin özellikleri sistemin uzun dönem davranışı hakkında bilgi verir. Örneğin, kararlı sistemlerde nokta tipinde çeker (sabit nokta) görülmektedir. Sistem periyodik ise çeker, limit döngü şeklindedir. Limit döngü, periyodiklikten dolayı

yörüngeyi kapalı bir eğri oluşturacak şekilde kendini tekrar etmesiyle oluşur. Yarı periyodik sistemlerde, simit şeklinde çeker görülür. Kaotik sistemlerde ise çeker periyodik ve yarı periyodik sistemlere ait çekerlerden daha farklı bir yapı sergiler. Şekil 3.2’de bazı çeker örnekleri gösterilmektedir.



Şekil 3.2 Çeşitli sistemlerin faz uzayındaki çekerleri (Rinaldi ve Gragnani 2004’ten değiştirilerek alınmıştır)

a. Sabit nokta b. Limit döngü c. Simit d. Garip çeker

Şekil 3.2’de görülen x_1 , x_2 ve x_3 eksenleri, sistemlerin durum değişkenlerine karşılık gelmektedir.

Korunumsuz sistemler genel olarak kararlı olup, yörüngelerin oluşturduğu hacim, sistemin enerji kaybından dolayı zamanla daralır. Bu nedenle çekerin hacmi faz uzayına göre oldukça küçüktür. Korunumlu sistemlerde ise yörüngelerin oluşturduğu hacim değişmez, bu nedenle korunumlu sistemler çekere sahip değildir. Fiziksel sistemler korunumsuz olduklarından genellikle korunumsuz sistemler incelenmektedir.

3.3 Kaos ve Kaotik Sistemler

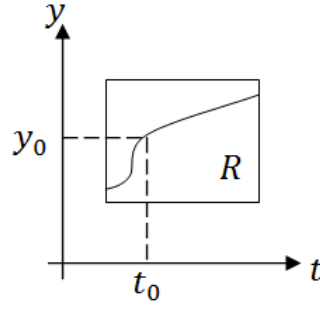
Kaos, dinamik bir sistemin önceden tahmin edilemeyen düzensiz davranışlar göstermesidir. Kaotik sistemlerin davranışları gürültüyle karıştırılabilmektedir, ancak kaotik sistemler deterministik yapılarından dolayı gürültüden farklılık gösterirler. Kaotik sistemlerin düzensiz davranışları dış etkenlerden değil, sistemin iç dinamiğinden kaynaklandığından bu davranışlar "rastgele" yerine "karmaşık" kavramı ile tanımlanır.

Bir sistemin kaotik olması için aşağıdaki koşulların sağlanması gerekmektedir (Hilborn 2004):

1. Sistemin doğrusal olmaması
2. Farklı yörüngelerin kesişmemesi
3. Yörüngelerin sınırlı olması
4. Yakın yörüngelerin ıraksaması (Başlangıç koşullarına hassasiyet)
5. Sistemin en az üç boyutlu olması

Doğrusal sistemlerin parametre değerlerinde yapılan değişiklikler sistem çıkışını etkilemekte, sistemin davranışında değişime neden olmamaktadır. Ancak doğrusal olmayan sistemlerin parametrelerindeki küçük değişiklikler, sistem davranışında ani ve büyük değişimlere yol açabilir. Bu nedenle tüm kaotik sistemler doğrusal olmayan yapıdadır, ancak tüm doğrusal olmayan sistemlerin kaotik olma zorunluluğu yoktur (Hilborn 2004).

Farklı yörüngelerin kesişmemesi, matematiksel olarak diferansiyel denklem çözümlerinin tekliği teoremiyle ilgilidir. Teoreme göre, $\dot{x} = f(t, x)$ 1. dereceden diferansiyel denkleminin başlangıç değeri $x(t_0) = x_0$ olsun. Başlangıç koşuluna göre denklemin çözümü $x(t)$ fonksiyonu ise bu çözümün kapalı dikdörtgensel R bölgesindeki t_0 'ı da içeren bir t aralığında denklemin tek çözümü olabilmesi için, $f(t, x)$ ve $\frac{\partial f(t, x)}{\partial x}$ fonksiyonlarının R bölgesinde sürekli olmaları ve (t_0, x_0) noktasının bu bölge içerisinde olması gerekmektedir.



Şekil 3.3 Diferansiyel denklemlerin çözümlerinin tekliği koşulu (Borrelli ve Coleman 2004'ten değiştirilerek alınmıştır)

Diferansiyel denklemin çözümünün tekliği, faz uzayında sınırlı bir bölgede herhangi bir noktadan geçen yalnız bir yörüngenin olduğu ve farklı yörüngelerin bu bölge içerisinde kesişmemesi sonuçlarını getirir. Yörüngelerin sınırlı bölge içerisinde kesişmemesi otonom sistemlerin bir özelliğidir. Bunun yanında kaotik sistemlerde görülen diğer önemli bir özellik yörüngelerin kendisini asla tekrarlamamasıdır. Eğer bir yörünge daha önce geçmiş olduğu bir noktadan tekrar geçerse o noktada sistem değişkenleri ile değişkenlerin zamana göre türevlerinin değerleri önceki durumla aynı olacağından, yörüngenin daha sonra farklı bir yol izlemesi mümkün olmayacak ve periyodikleşecektir.

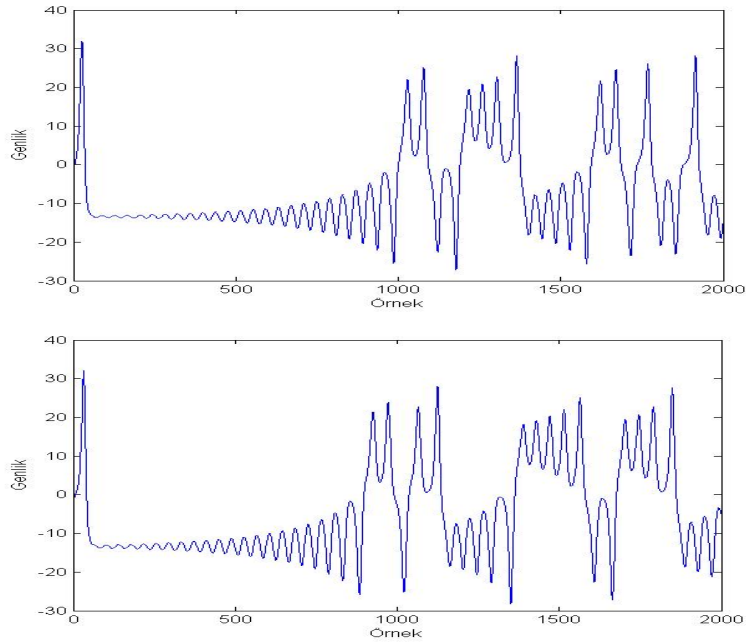
Yörüngelerin sınırlı bir alanda hareket etmeleri, korunumsuz sistemlerde görülen bir durumdur. Sistemde enerji kaybının olmasından dolayı sistem çıkışı hiçbir zaman sonsuza gidememekte ve belli değer aralığı içinde kalmaktadır.

Poincaré-Bendixson teoreminden elde edilen sonuca göre bir ve iki boyutlu sistemlerde yörüngelerin sınırlı bir alanda kesişmeden ve kendilerini tekrar etmeden hareket edebilmeleri mümkün değildir. Bu nedenle kaotik davranış en az üç boyutlu sistemlerde görülebilir (Hilborn 2004).

Kaotik sistemlerin, deterministik yapıda olmalarına rağmen denklemlerinin yapısından dolayı analitik çözümleri bulunamaz. Bu nedenle kaotik sistemlerin gelecekteki davranışının bulunabilmesi için sayısal çözüm yöntemlerinin uygulanması, yani

denklemlerin adım adım ilerletilmesi gerekmektedir. Analitik çözümler, bilinen sürekli fonksiyonlardan meydana geldiğinden başlangıç koşullarındaki küçük değişiklikler, sistem değişkenleri ve dolayısıyla sistemin davranışı üzerinde küçük değişimlere neden olacaktır. Ancak kaotik sistemlerde, başlangıç koşulları tam olarak (sonsuz hassasiyette) bilinmediğinde başlangıç değerlerindeki çok küçük bir hata zamanla giderek büyüyerek gelecekteki durumun tahmin edilememesine yol açar. Bu durum, kaotik sistemlerin en önemli özelliği olup, başlangıç koşullarına hassasiyet (BKH) olarak adlandırılmaktadır.

BKH'nin zaman bölgesindeki etkisi, sistemden çok yakın başlangıç koşullarında elde edilen çıkış sinyalleri arasındaki farklılığın zamanla artması ve sonuçta birbirine hiç benzemeyen sinyallerin görülmesidir. Örneğin, kaotik davranış sergilediği bilinen Lorenz denklem sistemine (Lorenz 1983) girilen $[-1 \ 3 \ 4]$ ve $[-2 \ 3 \ 4]$ başlangıç şartları için üretilen iki sinyal şekil 3.4'te görülmektedir.



Şekil 3.4 Lorenz denklem sisteminden farklı başlangıç koşullarında üretilen sinyaller

Şekil 3.4'ten görülebileceği gibi başlangıç koşulları arasındaki fark çok az olmasına rağmen, sinyaller arasındaki uyumsuzluk giderek artmaktadır.

BKH'nin faz uzayındaki etkisi, başlangıçta yakın olan yörüngelerin birbirinden zamanla üstel olarak uzaklaşmasıdır. Bu durum, yakın yörüngelerin ıraksaması olarak adlandırılmakta olup, kaotik sistemleri gürültüden ayıran en önemli özelliktir (Hilborn 2004).

Kaotik sistemlerin yukarıda sözü edilen özellikleri bu tip sistemlerde daha önce bahsedilenlerden farklı bir çeker türünün görülmesine sebep olmaktadır. Garip çeker olarak adlandırılan çekerin bazı özellikleri şunlardır:

- Boyutları kesirli sayıdır.
- Sınırlı bir hacimde bulunur.
- Yörüngeleri kendini tekrarlamaz.
- BKH özelliğine sahiptir.

Garip çekerler, boyutlarının kesirli olmasından dolayı fraktal geometriye sahiptirler. Fraktal geometriye sahip şekillerin en belirgin özellikleri kendine benzerliktir. Yani şeklin bir parçası alınıp büyütüldüğünde ana şeklin kendisine çok benzediğini görmek mümkündür. Garip çekerlerin ilginç yönlerinden birisi, yörüngelerin hangi sınırlar içerisinde hareket edeceğinin belli olması, ancak bu sınırlar içerisinde hangi yolu izleyeceğinin bilinmemesidir. Başlangıç koşullarındaki en ufak değişiklik, yörüngelerin tamamen farklı bir yol izlemesine ve çeker görüntüsünün değişmesine neden olur. Garip çekere örnek olarak Lorenz çekeri verilebilir. Çekerin boyutu kesirli sayı olup 2,05'tir.

3.4 Lyapunov Üstelleri

Lyapunov üstellerinin anlaşılabilmesi için öncelikle bir boyutlu bir sistemde komşu iki yörüngenin ıraksaması durumu incelenecektir. Sistemin zaman gelişim denklemi,

$$\dot{x} = f(x) \quad (3.9)$$

varsayılarak x ile x_0 birbirlerine çok yakın farklı iki başlangıç noktası ve $x(t)$ ile $x_0(t)$ bu başlangıç noktalarından başlayan iki yörünge olsun. x noktasından başlatılan yörüngenin, x_0 noktasından başlatılan yörünge civarındaki davranışı Taylor seri açılımı kullanılarak,

$$f(x) = f(x_0) + (x - x_0) \frac{df(x)}{dx} \Big|_{x_0} + (x - x_0)^2 \frac{d^2f(x)}{dx^2} \Big|_{x_0} + \dots \quad (3.10)$$

yazılabilir. Üçüncü terim ve sonrasındaki terimler ihmal edilerek,

$$f(x) - f(x_0) = (x - x_0) \frac{df(x)}{dx} \Big|_{x_0} \quad (3.11)$$

yazılabilir. s yörüngeler arası mesafe $s(t) = x(t) - x_0(t)$ olup, zamana göre türevi alınır,

$$\dot{s} = f(x) - f(x_0) \quad (3.12)$$

bulunur. Sonuç olarak (3.11) denklemi,

$$\dot{s} = (x - x_0) \frac{df(x)}{dx} \Big|_{x_0} \quad (3.13)$$

haline gelir. (3.13) denkleminin çözümü,

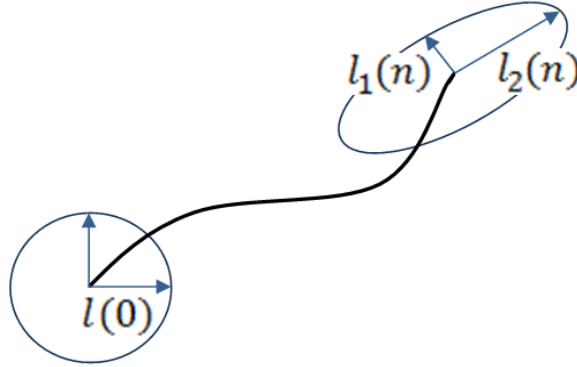
$$s(t) = s(t=0)e^{\lambda t} \quad (3.14)$$

şeklindedir. Her iki tarafın logaritması alındığında,

$$\lambda = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{t} \ln \frac{s(t)}{s(0)} \quad (3.15)$$

elde edilir. Burada λ Lyapunov üsteli olup, iki yörünge arasındaki mesafenin zamanla üstel olarak değişim oranını vermektedir. $\lambda > 0$ olması yörüngelerin ıraksayacağını, $\lambda < 0$ olması ise yörüngelerin yakınsayacağını göstermektedir (Hilborn 2004).

N boyutta Lyapunov üstellerini açıklayabilmek için faz uzayında başlangıç koşullarını içeren çok küçük hacimli kürenin zamanda değişimi incelenecektir. Şekil 3.5'te görülebileceği gibi seçilen yörüngeyi herhangi bir noktası etrafında çok küçük yarıçaplı kürenin içerisinde olacak şekilde noktalar seçilir. Bu noktaları başlangıç noktası olarak kabul eden yörüngeler, ilk yörünge ile birlikte zamanda ilerletildiğinde aralarındaki mesafe değişeceğinden, kürenin şekli değişecek, bir yönde genişleyip bazı yönlerde daralarak elipsoide dönüşecektir. Elipsoidin her bir eksenindeki başlangıçtaki duruma göre üstel genişleme/daralma miktarı, yerel Lyapunov üstelleri spektrumunu vermektedir.



Şekil 3.5 Faz uzayındaki çok küçük hacimli kürenin zamanda değişimi

i . eksene ait Lyapunov üsteli,

$$\lambda_i = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{t} \ln \frac{\|l_i(t)\|}{\|l(0)\|} \quad (3.16)$$

ile hesaplanabilir. $\|l_i(t)\|$ t anı için elipsoidin i . ana eksenindeki uzunluğudur. Lyapunov üstelleri spektrumu kürenin en fazla genişlediği eksenin en az genişlediği eksene doğru olacak şekilde büyükten küçüğe,

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_N$$

olarak sıralanırlar. λ_1 En Büyük Lyapunov Üsteli (EBLÜ) olarak tanımlanır. Bir boyutta bir çizginin zamanda uzunluğundaki değişim $e^{\lambda_1 t}$ ile orantılı ve iki boyutta yüzeyin alanındaki değişim $e^{(\lambda_1 + \lambda_2)t}$ ile orantılı olup N boyuttaki kürenin hacim değişimi $e^{(\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_N)t}$ ile orantılı olacaktır. Dolayısıyla N boyutlu bir kürenin hacmindeki üstel değişim N tane Lyapunov üstelinin toplamı,

$$\Delta V = \sum_{i=1}^N \lambda_i \quad (3.17)$$

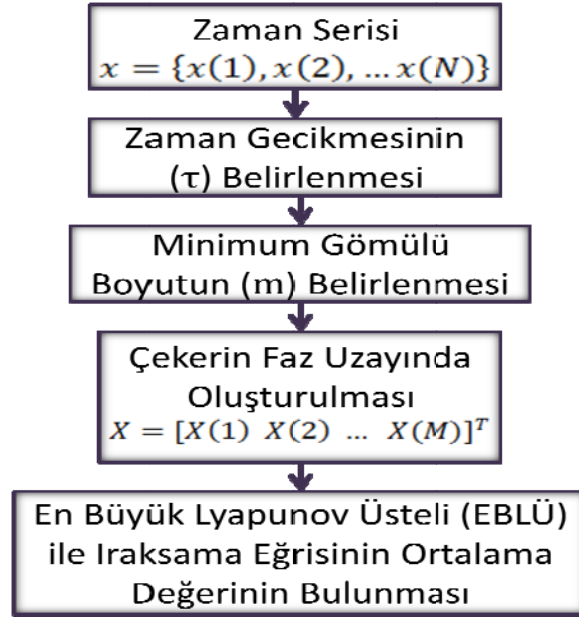
tarafından belirlenir. Korunumsuz sistemlerde hacim küçüldüğünden Lyapunov üstellerinin toplamı negatiftir. Kaotik sistemlerde Lyapunov üstellerinden en az birisinin pozitif olması gerekmektedir. O halde korunumsuz ve kaotik bir sistemde toplamın negatif olabilmesi için diğer üstellerden en az birisi negatif olmalıdır (Wolf vd. 1985). Çeşitli sistemler için Lyapunov üstellerinin işaretleri ve çekerlerin türleri çizelge 3.1’de verilmektedir.

Çizelge 3.1 Çeşitli sistemler için Lyapunov üstellerinin durumu

Lyapunov Üstelleri	Çekerin Türü
(-, -, -, -, ...)	Sabit Nokta
(0, -, -, -, ...)	Limit Döngü
(0,0, -, -, ...)	Simit
(+,0, -, -, ...)	Garip Çeker
(+, +,0, -, ...)	Hiper Kaos

3.5 Zaman Serilerinde Kaotik Analiz

Zaman serileri sistemin tek bir değişkenine ait ölçümler dizisi olup, zaman serilerine uygulanan kaotik analiz işlemleri şekil 3.6’da verilmiştir.



Şekil 3.6 Zaman serilerinde kaotik analiz işlemleri

Kaotik analizin ilk aşaması, sistemin faz uzayında görünümünün elde edilmesidir. Her zaman sisteme ait diferansiyel denklemler bilinemeyebilir ve elimizdeki tek veri zaman serileri yani sistemden belirli zaman aralıklarında alınan ölçümler dizisi olabilir. Bu durumda zaman serilerinden faz uzayına geçiş yapabilmek için Takens (1981) tarafından öne sürülen zaman gecikmeli yeniden oluşturma teoreminden yararlanılmaktadır. Teoreme göre, sistemin tek bir değişkenine ait zaman serilerinden sistemin tüm dinamik yapısının elde edilebilmesi mümkündür. Eğer sistemin gerçek faz uzayının boyutu m ise zaman serileri kullanılarak oluşturulan gerçek faz uzayına karşılık gelen gömülü faz uzayının en az $2m$ boyutunda olması gerekmektedir. x örnekli zaman serisi X ile ifade edildiğinde gömülü faz uzayında oluşturulan çekerin matematiksel formu,

$$(3.18)$$

olarak verilmektedir. Burada X_i , faz uzayı vektörüdür. Her bir faz uzayı vektörü, çeker üzerindeki i koordinat noktası olup, sistemin t_i andaki durumunu ifade etmektedir. Faz uzayı vektörleri,

$$X(n) = [x(n) \ x(n + \tau) \ x(n + 2\tau) \ \dots \ x(n + (m - 1)\tau)] \quad (3.19)$$

ile elde edilebilir. Burada τ zaman gecikmesi, m gömülü boyuttur. Vektörlerin zamanda durum değişimleri $n \rightarrow n + 1$ ile ifade edilebilir. M toplam vektör sayısı olup,

$$M = N - (m - 1)\tau \quad (3.20)$$

ile bulunabilir. (3.19) eşitliği, (3.18)'de yerine yazıldığında çeker, matris olarak,

$$X = \begin{bmatrix} x(1) & x(1 + \tau) & x(1 + 2\tau) & \dots & x(1 + (m - 1)\tau) \\ x(2) & x(2 + \tau) & x(2 + 2\tau) & \dots & x(2 + (m - 1)\tau) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x(M) & x(M + \tau) & x(M + 2\tau) & \dots & x(M + (m - 1)\tau) \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

şeklinde yazılabilir. Vektörlerin ilk koordinatları zaman serisinden oluşturulurken, diğer koordinatlar τ 'nin $m - 1$. katına kadar tamsayı katlarındaki indise sahip zaman serisi örneklerinden elde edilir.

Zaman serisinin faz uzayında yeniden oluşturulabilmesi için hesaplanması gereken parametreler, zaman gecikmesi ve gömülü boyuttur. Zaman gecikmesi ve gömülü boyut değerleri doğru seçildiğinde zaman serisine ait çeker faz uzayında açık bir şekilde görülebilir.

Zaman gecikmesi, faz uzayındaki vektörlerin koordinatlarının belirlenmesinde kullanılır. Zaman gecikmesinin bulunmasında çeşitli algoritmalar kullanılmakta olup, en çok kullanılan yöntemler özilinti fonksiyonu ile karşılıklı bilgi fonksiyonudur. Bu tez kapsamında, genellikle doğrusal olmayan sistemler için tercih edilen karşılıklı bilgi fonksiyonu kullanılmıştır.

Gömülü boyut, zaman serisine ait çekerin faz uzayında düzgün görülebilmesi için faz uzayının sahip olması gereken minimum boyuttur. Tez çalışmasında gömülü boyutun

hesaplanması amacıyla Kennel vd. (1992) tarafından geliştirilen en yakın yanlı komşular yöntemi kullanılmıştır.

3.5.1 Karşılıklı bilgi (mutual information) fonksiyonu

Karşılıklı bilgi, zaman serisinin n anındaki değerinin bilinmesi halinde $n + \tau$ anındaki değeri hakkında öğrenilebilecek bilgi miktarını ifade eder. Aynı zamanda karşılıklı bilgi, faz uzayı vektörlerinin ardışık koordinat noktaları arasındaki istatistiksel ilintiyi vermektedir. Koordinatlar arasındaki ilinti arttıkça, karşılıklı bilgi değeri yükselmektedir. τ çok küçük seçildiğinde, ardışık koordinatlar birbirine çok yakın olduğundan yörüngeler faz uzayında ana köşegen üzerinde bulunacaklar ve çekerin yapısı ortaya çıkamayacaktır. τ çok büyük seçildiğinde, ardışık koordinatlar birbiriyle ilintisiz olacak ve çeker rastgele bir görünüm sergileyecektir.

Fraser ve Swinney (1986)'e göre, karşılıklı bilgi fonksiyonu $I(\tau)$ 'nin ilk minimum olduğu gecikme değeri, en uygun zaman gecikmesi olarak seçilir. Böylece çekerin ortaya çıkarılabilmesi için gereken en fazla bilgiyi sağlayan zaman serisi örneği, $(n + \tau)$. koordinat noktası olarak seçilebilecektir. Ayrıca $x(n)$ ve $x(n + \tau)$ noktalarının birbirleriyle tamamen ilintisiz olmaları da önlenecektir. Sunulan algoritmaya göre hesaplamalar, çekerin iki boyutta oluşturulduğu varsayılarak yani iki koordinat noktasına göre yapılmaktadır. Karşılıklı bilgi fonksiyonu zaman gecikmesine bağlı olarak,

$$I(\tau) = H(x(n)) + H(x(n + \tau)) - H(x(n), x(n + \tau)) \quad (3.22)$$

şeklinde yazılabilir. Burada $H(x(n))$ entropi ve $H(x(n), x(n + \tau))$ ortak entropi olup,

$$H(x(n)) = - \sum_{i=1}^{B_x} p_i \log_2 p_i \quad (3.23)$$

$$H(x(n), x(n + \tau)) = - \sum_{i=1}^{B_x} \sum_{j=1}^{B_y} p_{ij} \log_2 p_{ij} \quad (3.24)$$

ile elde edilmektedir. Eşitlikte, p_i $x(n)$ 'nin histogramın i . aralığında bulunma olasılığı, p_{ij} $x(n)$ ve $x(n + \tau)$ 'nin ortak olasılığı ($x(n)$ 'nin histogramın i . aralığında ve $x(n + \tau)$ 'nin histogramın j . aralığında bulunma olasılığı), B_x ve B_y histogramların aralık sayısıdır.

3.5.2 En yakın yanlış komşular (false nearest neighbours) yöntemi

En yakın yanlış komşular yöntemine göre sistem çakeri, faz uzayında olması gerekenden daha düşük boyutta oluşturulursa yüksek boyuttaki çeker görünümünün izdüşümü şeklinde olacağından yörüngelerde kesişmeler ve gerçekte uzak olan vektörler arasında yanlış komşuluklar meydana gelir. Gömülü boyut yeterince büyükse, boyut artışında vektörler arasındaki mesafe fazla değişmeyeceğinden komşu vektörler doğru komşular olacaktır. m . boyutta en yakın komşu vektörler X_n ile X_n^{nn} arasındaki öklit uzaklığı,

$$R_m(n)^2 = \sum_{k=0}^{m-1} [x(n + k\tau) - x^{nn}(n + k\tau)]^2 \quad (3.25)$$

şeklindedir. $(m + 1)$. boyutta vektörlere boyut artışından dolayı yeni koordinat eklenir. Aradaki uzaklık,

$$R_{m+1}(n)^2 = R_m(n)^2 + [x(n + m\tau) - x^{nn}(n + m\tau)]^2 \quad (3.26)$$

haline gelir. Aşağıdaki koşullardan herhangi birisi doğru ise, boyut artışının komşu vektörler arasında anlamlı miktarda mesafe artışına neden olmasından dolayı vektörler, yanlış komşular olarak değerlendirilir.

$$\left[\frac{R_{m+1}(n)^2 - R_m(n)^2}{R_m(n)^2} \right]^{1/2} = \frac{|x(n + m\tau) - x^{nn}(n + m\tau)|}{R_m(n)} > R_{tol} \quad (3.27)$$

$$\frac{R_{m+1}(n)}{R_A} > A_{tol} \quad (3.28)$$

Burada R_{tol} ve A_{tol} eşik değerler, R_A zaman serisinin standart sapmasıdır. Kennel vd. (1992)'nin makalesinde $R_{tol} \geq 10$ seçilmesi önerilmiş, hesaplamalarda $A_{tol} = 2$ kullanılmıştır. Standart sapma,

$$R_A^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x(n) - \bar{x}]^2 \quad (3.29)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) \quad (3.30)$$

ile hesaplanabilir. \bar{x} zaman serisinin ortalama değeridir.

Çeker üzerindeki tüm vektörler için işlemlere devam edildiğinde her bir boyut için kaç tane komşunun yanlış olduğu bulunabilir. Yanlış komşu sayısının (veya yüzdesinin) sıfıra düştüğü veya minimum olduğu boyut (m) değeri minimum gömülü boyut olarak belirlenir.

3.5.3 En büyük Lyapunov üsteli (EBLÜ) ve Rosenstein algoritması

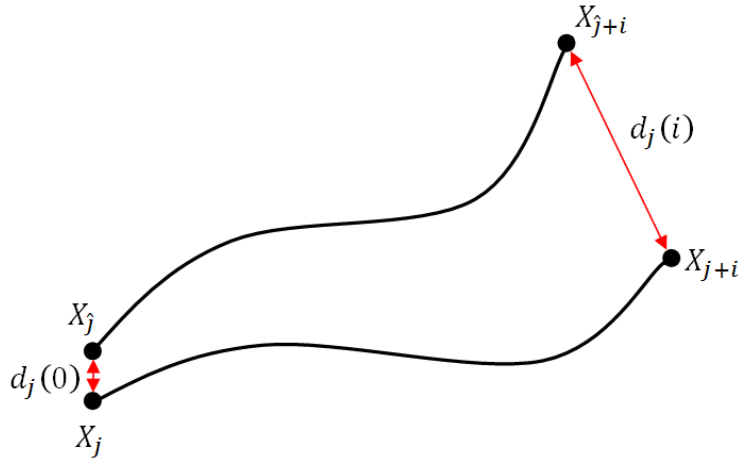
Lyapunov üstelleri, yakın yörüngelerin ortalama ıraksama/yakınsama oranını ifade eden sayısal bir ölçüttür. n boyutlu bir sistemde n tane Lyapunov üsteli bulunur ve her bir üstel, faz uzayının bir ana eksenindeki üstel mesafe değişimini verir. Bunlardan en önemlisi En Büyük Lyapunov Üsteli (EBLÜ) olup, pozitif olması yakın yörüngelerin zamanla ıraksadığını ve sistemdeki kaotik yapının varlığını gösterir (Çoban 2007).

EBLÜ'nün değeri, kaos arttıkça artmaktadır (Ankışhan ve Yılmaz 2011). EBLÜ, matematiksel olarak,

$$d(t) = C e^{\lambda_1 t} \quad (3.31)$$

şeklinde tanımlanır. Denklemden λ_1 EBLÜ, $d(t)$ t anında yörüngelerin ortalama ıraksama miktarı, C yörüngeler arasındaki başlangıç uzaklığını normalize eden bir sabittir. Sistem davranışı, $\lambda_1 > 0$ ise kaotik, $\lambda_1 < 0$ ise kararlı, $\lambda_1 = 0$ ise periyodiktir. EBLÜ değerinin hesaplanması için literatürde çeşitli algoritmalar mevcuttur. Bunlardan Rosenstein vd. (1993) tarafından geliştirilen algoritma, diğerlerine göre daha az veri örneği içeren ve gürültülü verilerde daha az işlem yükü ile başarılı sonuçlar verdiği için dolayı tez çalışması kapsamında kullanılmıştır.

Rosenstein algoritmasında (Rosenstein vd. 1993) faz uzayında yeniden oluşturma işleminin ardından her bir faz uzayı vektörünün (referans vektör), çeker üzerindeki en yakın komşusu bulunur.



Şekil 3.7 Birbirine çok yakın başlangıç koşullarındaki yörüngeler arası mesafenin zamanla değişimi

Çeker $X = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_M]^T$ ve j . faz uzayı vektörü $X_j = [x_j \ x_{j+\tau} \ x_{j+2\tau} \ \dots \ x_{j+(m-1)\tau}]$ olarak verildiğinde referans vektör X_j ile en yakın komşusu X_j arasındaki mesafe,

$$d_j(0) = \min_{X_j} \|X_j - X_j\| \quad (3.32)$$

ile hesaplanmaktadır. Burada $d_j(0)$, X_j ile X_j arasındaki başlangıç uzaklığı ve $\|\cdot\|$ öklit normudur. En yakın komşu araştırılırken dikkat edilmesi gereken kriter, komşu vektörler arasında zamansal olarak ortalama periyottan (T) daha büyük bir farkın bulunmasıdır. Bu kriter ile komşu vektörlerin, birbirine yakın başlangıç koşullarına sahip farklı yörüngeler üzerinde olması sağlanmaktadır. Ortalama periyot yerine ortanca periyot da kullanılabilir. Ortanca periyot, zaman serisinin ortanca frekansının çarpmaya göre tersi alınarak hesaplanabilir. Ortanca frekans, zaman serisinin güç spektrumunu her iki tarafta toplam gücün yarısı olacak şekilde ayıran frekanstır.

$$|j - \hat{j}| > T \quad (3.33)$$

Çeker üzerindeki tüm vektörlerin en yakın komşuları belirlendikten sonra, her bir komşu çifti için ilerleyen zaman adımlarındaki ıraksama miktarları hesaplanır.

$$d_j(i) = \|X_{j+i} - X_{\hat{j}+i}\| \quad i = 1, 2, \dots, \min(M - j, M - \hat{j}) \quad (3.34)$$

$d_j(i)$ j . komşu vektörler arasında i . ayrık zaman adımı (iterasyon) sonundaki mesafedir. EBLÜ'nün tanım eşitliği, algoritmaya uygun hale getirilirse,

$$d_j(i) = C_j e^{\lambda_1(i\Delta t)} \quad (3.35)$$

elde edilir. Δt zaman serisinin örnekleme periyodudur ($i\Delta t$ birimi saniyedir). Her iki tarafın doğal logaritması alındığında,

$$\ln d_j(i) = \ln C_j + \lambda_1 i \Delta t \quad (3.36)$$

elde edilir. Rosenstein vd. (1993)'ne göre EBLÜ'nün hesabında normalizasyon işlemine gerek olmadığından $\ln C_j$ terimi ihmal edilebilmektedir. (3.36) denkleminde

$j = 1, 2, \dots, M$ için bir dizi birbirine paralel eğri elde edilmektedir. Bu eğrilerin her birinin eğimi yaklaşık olarak λ_1 'i verir. EBLÜ değeri,

$$y(i) = \frac{1}{\Delta t} \langle \ln d_j(i) \rangle \quad (3.37)$$

kullanılarak hesaplanmaktadır. $\langle \ln d_j(i) \rangle$ i . iterasyonda çeker üzerindeki tüm komşu vektörlerin ortalama ıraksamasını ifade etmektedir.

$$\langle \ln d_j(i) \rangle = \frac{1}{q} \sum_{j=1}^q \ln d_j(i) \quad (3.38)$$

Burada q sıfırdan farklı $d_j(i)$ değerine sahip olan vektörlerin sayısıdır (Zhao vd. 2010). (3.37) denkleminde elde edilen ıraksama eğrisinin doğrusal olduğu aralık belirlenerek buna uygun en küçük kareler yöntemiyle bir doğru uydurulur. Uydurulan doğrunun denklemi,

$$y = mx + n \quad (3.39)$$

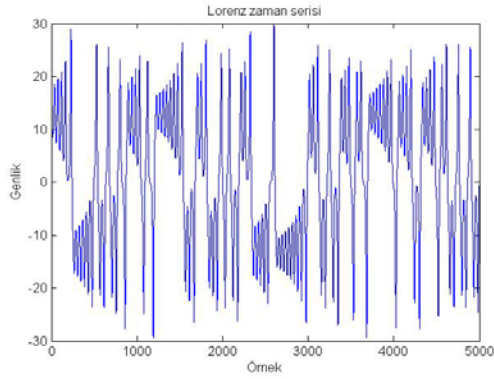
olup, x değişkeni ıraksama eğrisinin x ekseninde doğrusal olduğu aralığı ifade etmektedir. Buradan zaman serisine ait EBLÜ değeri, doğrunun eğiminden,

$$\lambda_1 = m/\Delta t \quad (3.40)$$

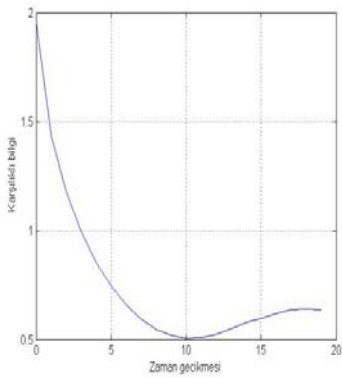
ile bulunmaktadır. Kaotik Lorenz sistemine (Lorenz 1983) ait diferansiyel denklemler,

$$\begin{aligned} \dot{x} &= \sigma(y - x) \\ \dot{y} &= rx - y - xz \\ \dot{z} &= xy - bz \end{aligned} \quad (3.41)$$

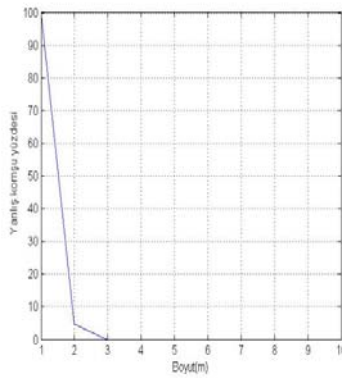
olup, üretilen sinyal ile bu sinyal üzerinde hesaplanan zaman gecikmesi, minimum gömülü boyut ve ıraksama eğrisine ait grafikler şekil 3.8'de gösterilmektedir.



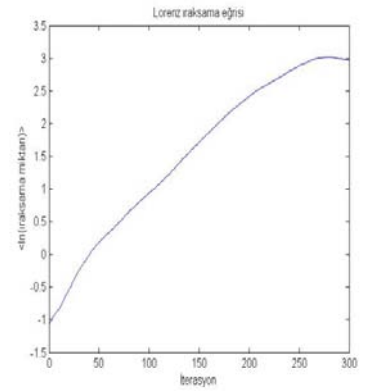
(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil 3.8 Lorenz zaman serisinden elde edilen sonuçlar

a. Lorenz zaman serisi b.Karşılıklı bilgi fonksiyonu c. En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi d. Rosenstein algoritması kullanılarak elde edilen ıraksama eğrisi

Şekil 3.8’den görülebileceği gibi zaman gecikmesi $\tau = 10$, minimum gömülü boyut $m = 3$ olarak belirlenmiştir. EBLÜ değeri $\lambda_1 = 1.5035$ olarak hesaplanmıştır.

İraksama Eğrisinin Ortalama Değeri, çekerin tamamındaki ortalama ıraksama değerlerinin, hesaplamaların yapıldığı iterasyon sayısı üzerinden ortalamaları alınarak bulunmaktadır.

$$\langle y \rangle = \frac{1}{maxiter} \sum_{i=1}^{maxiter} y(i) \quad (3.42)$$

Denklemden *maxiter* terimi maksimum iterasyon sayısına karşılık gelmektedir.

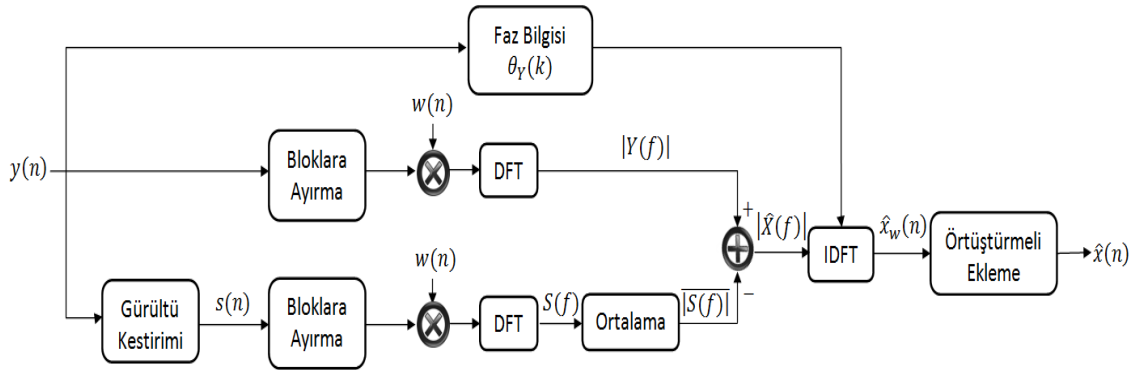
3.6 Kaotik Analiz Öncesi Uygulanan İşlemler

Bu bölümde, horlama sinyallerinin kaotik analizinin gerçekleştirilmesinden önce uygulanan teknikler açıklanacaktır.

3.6.1 Spektral çıkarma (spectral subtraction) yöntemi

Spektral çıkarma, frekans bölgesinde sinyal iyileştirme yöntemlerinden birisidir. Genellikle toplamsal arkaplan gürültülerinin temizlenmesinde kullanılmaktadır. İlk kez Boll (1979) tarafından önerilmiştir. Abeyratne vd. (2001) ve Ben-Israel vd. (2010)'nin çalışmalarında horlama sinyallerinin arkaplan gürültüsünden temizlenmesi amacıyla bu yöntem tercih edilmiştir.

Yöntemde temel olarak gürültülü sinyalin spektrumundan, kestirilen gürültünün spektrumunun çıkarılarak orijinal sinyalin kestirilmesi amaçlanmaktadır. Yönteme ait blok şema şekil 3.9'da görülmektedir.



Şekil 3.9 Spektral çıkarma yöntemine ait blok şema

Yöntemde öncelikle gürültülü sinyal $y(n)$, her biri N örnek içeren örtüşmeli bloklara ayrılır. Her blok Hamming veya Hanning pencere fonksiyonu yardımıyla pencerelenir.

Pencereleme işleminin amacı, son aşamada örtüşmeli blokların ard arda eklenmesi esnasında ortaya çıkacak fazlalıkların azaltılmasıdır. Ardından her pencerelemiş bloğun Ayrık Fourier Dönüşümü (Discrete Fourier Transform, DFT) kullanılarak N örnekli frekans spektrumu elde edilir. Gürültü sinyali, gürültülü sinyalde konuşma gibi seslerin bulunmadığı bölgeler arasından seçilir ve söz konusu işlemler gürültü sinyaline de uygulanır. Spektral çıkarma işleminde her bir gürültülü sinyal bloğunun spektrumundan, gürültünün ortalama spektrumu çıkarılır. Elde edilen spektruma Ters Ayrık Fourier Dönüşümü (Inverse Discrete Fourier Transform, IDFT) uygulanır ve zaman bölgesinde iyileştirilmiş sinyale ait bloklar elde edilir. Son aşamada blokların örtüştürülerek ard arda eklenmesinden (overlap-add) sonra iyileştirilmiş sinyal elde edilir. Gürültülü sinyal zaman bölgesinde,

$$y(n) = x(n) + s(n) \quad (3.43)$$

şeklinde yazılabilir. Burada $y(n)$ gürültülü sinyal, $x(n)$ orijinal sinyal ve $s(n)$ gürültü sinyali olup, n ayrık zaman indisidir. Pencereleme ayırma işlemi,

$$y_w(n) = w(n)y(n) \quad (3.44)$$

$$y_w(n) = w(n)[x(n) + s(n)] \quad (3.45)$$

$$y_w(n) = x_w(n) + s_w(n) \quad (3.46)$$

şeklindedir. $y(n)$ 'nin DFT'si,

$$Y(f) = \sum_{n=0}^{N-1} y(n)e^{-j\frac{2\pi}{N}kn} = |Y(k)|e^{j\theta_Y(k)} \quad (3.47)$$

olup, $\theta_Y(k)$ gürültülü sinyale ait frekans bileşeni $Y(k)$ 'nin fazıdır. Frekans bölgesine geçildiğinde,

$$Y_w(f) = W(f) * Y(f) \quad (3.48)$$

$$Y_w(f) = X_w(f) + S_w(f) \quad (3.49)$$

elde edilir. Denklemden * sembolü katlama operatörünü temsil etmektedir. Spektral çıkarma işlemi,

$$|\hat{X}(f)| = |Y(f)| - \alpha \overline{|S(f)|} \quad (3.50)$$

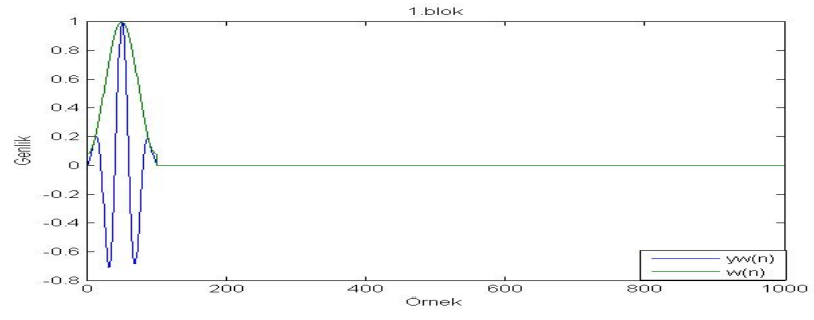
ile tanımlanmaktadır. w indisi gösterimde kolaylık sağlama açısından kullanılmamıştır. $|\hat{X}(f)|$ iyileştirilmiş sinyalin genlik spektrumu, α gürültülü sinyalden çıkarılacak gürültü miktarını kontrol etmekte kullanılan bir sabittir. $\overline{|S(f)|}$ gürültü sinyalinin M tane bölüme ayrılarak genlik spektrumlarının elde edilmesinden sonra ortalamaları alınarak bulunur.

$$\overline{|S(f)|} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |S_i(f)| \quad (3.51)$$

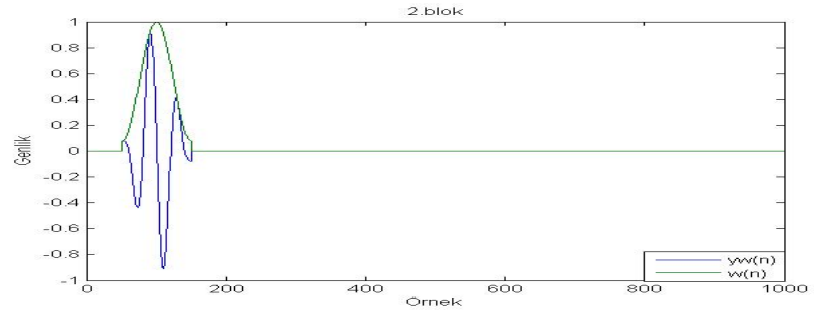
Spektral çıkarma sonrasına elde edilen her bir genlik spektrumuna, gürültülü sinyale ait faz bilgisi kullanılarak IDFT uygulandığında zaman bölgesinde iyileştirilmiş sinyale ait bloklar,

$$\hat{x}(n) = \sum_{k=0}^{N-1} |\hat{X}(k)| e^{j\theta_Y(k)} e^{j\frac{2\pi}{N}kn} \quad (3.52)$$

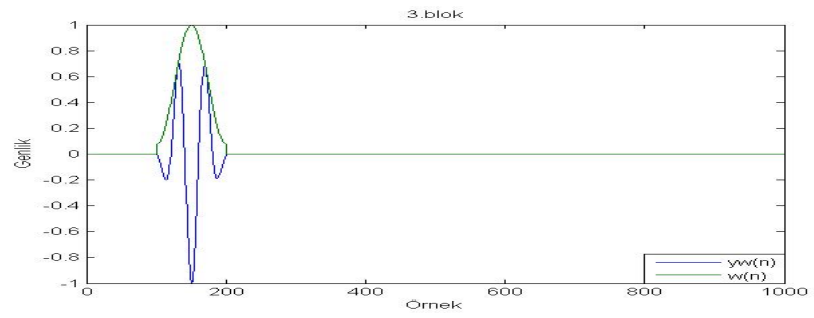
denklemlerle bulunabilir (Vaseghi 2000). Örnek bir sinüs sinyali için örtüştürmeli ekleme işlemi şekil 3.10'da gösterilmektedir.



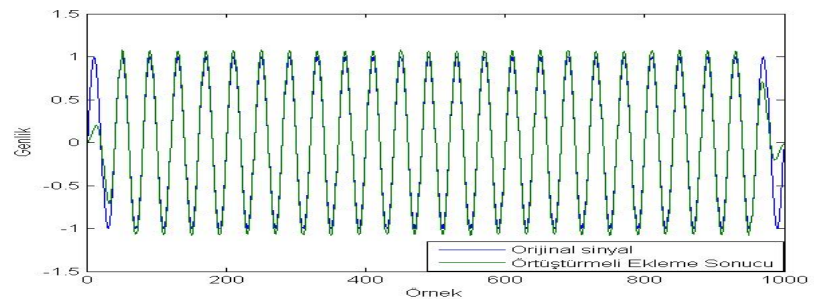
(a)



(b)



(c)



(d)

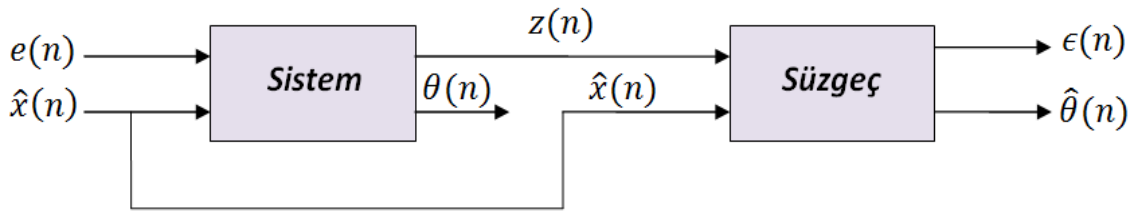
Şekil 3.10 Sinüs sinyalinde örtüştürmeli ekleme işlemi

a. 1.blok b. 2.blok c. 3.blok d. Orijinal sinüs sinyali ile tüm blokların ard arda eklenmesi sonucu elde edilen sinyal

Şekil 3.10'da örnek sinüs sinyaline ($y_w(n)$) ait tüm blokların ard arda eklenmesiyle orijinal sinyale yakın bir sinyal elde edilmektedir.

3.6.2 Değişim algılama (change detection) algoritması

Sinyaldeki değişim, sinyal karakteristiklerinin anlık olarak değişmesi olup, o anın öncesi ve sonrasında karakteristikler bir şekilde sabit (örneğin durağan) özellik göstermektedir. Değişim algılama algoritmalarındaki amaç, giriş sinyalinden sistemin modellenmesiyle elde edilen parametrelerden istatistiksel yöntemlerle sinyalin değişim zamanlarının kestirilmesidir (Basseville ve Nikiforov 1993). Değişim algılama sistemi genel anlamda şekil 3.11'deki gibi düşünülebilir.



Şekil 3.11 Değişim algılama yöntemine ait genel blok şema (Gustafsson 2000)

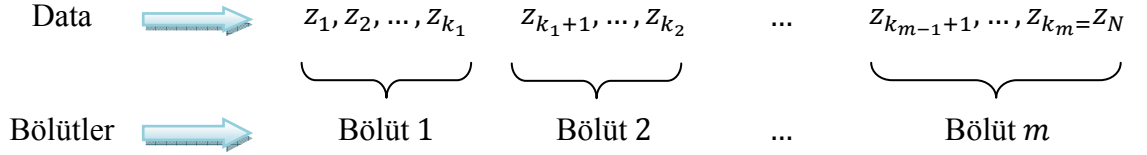
Şekilde sistem, belirli bir model yardımıyla giriş sinyali (\hat{x}_n) ve gürültü sinyali (e_n)'yi kullanarak çıkış (ölçüm) sinyali (z_n) ile model parametrelerini (θ_n) üretir. Adaptif süzgeç giriş ve çıkış sinyallerini alarak artıklık (rezidü) sinyaline dönüştürür. Değişim yokken artıklık sinyali sıfır ortalamalı ve belli bir varyans değerine sahip olup, beyaz gürültüye benzer özellikler gösterir. Değişim olduğunda ise artıklık sinyalinin ortalama değer ve/veya varyansı değişecektir. Değişim zamanlarının kestirilmesi amacıyla, artıklık sinyalinden elde edilen istatistiksel parametreler çeşitli yöntemlerle incelenir.

Tez çalışması kapsamında Gustafsson (2000)'un Çoklu Model Yaklaşımı kullanılmıştır.

Yönteme ait işlem adımları şu şekildedir:

1. Bölütlere ayırma
2. Modelleme
3. Parametre çıkarımı
4. Kestirim hatalarının bulunması
5. Değişim zamanlarının kestirimi

Yöntemin amacı, değişim (veya bölüt) sayısı m ile değişim zamanlarını içeren dizi $k^m = (k_1, k_2, \dots, k_m)$ 'yi bulmaktır. Bu amaçla olası tüm değişim zamanları göz önüne alınarak ölçüm dizisi z_n ,



şeklinde bölütlere ayrılır. N ölçüm dizisinin örnek sayısı ise her n anı için değişimin olma/olmama durumları hesaba katıldığından toplam bölüt sayısı 2^N 'dir. Daha sonra her bölüt için ayrı ARX modeli oluşturulur. ARX modelinde şu anki çıkış, geçmişteki çıkış değerleriyle şu anki ve geçmişteki giriş değerlerinin ağırlıklandırılmış toplamından elde edilmekte olup matematiksel olarak,

$$z_n = -a_1 z_{n-1} - a_2 z_{n-2} - \dots - a_{na} z_{n-na} + b_1 \hat{x}_{n-nk} + b_2 \hat{x}_{n-nk-1} + \dots + b_{nb} \hat{x}_{n-nk-nb+1} + e_n \quad (3.53)$$

şeklinde ifade edilebilir. Burada na kutup sayısı, nb sıfır sayısının 1 fazlasıdır. ARX modeli daha kapalı bir formda,

$$z_n = \varphi_n^T \theta(i) + e_n \quad E(e_n^2) = \lambda(i) R_n \quad k_{i-1} < n \leq k_i \quad (3.54)$$

olarak yazılabilir. z_n ölçüm vektörü, e_n nominal kovaryans matrisi R_n olan beyaz Gauss gürültüsü ve $\lambda(i)$ ölçek sabitidir. φ regresyon vektörü ve θ parametre vektörü olup,

$$\varphi_n^T = [-z_{n-1}, -z_{n-2}, \dots, -z_{n-na}, \hat{x}_{n-nk}, \hat{x}_{n-nk-1}, \dots, \hat{x}_{n-nk-nb+1}] \quad (3.55)$$

$$\theta(i)^T = [a_1, a_2, \dots, a_{na}, b_1, b_2, \dots, b_{nb}] \quad (3.56)$$

olarak yazılabilir. (3.54) denkleminde parametre vektörünü zamana bağlı hale getirebilmek için regresyon modelinde,

$$\theta_{n+1} = (1 - \delta_n)\theta_n + \delta_n v_n \quad (3.57)$$

$$z_n = \varphi_n^T \theta_n + e_n \quad (3.58)$$

değişikliği yapılmıştır. δ_n , n anında parametre vektörünün değişim durumuna göre 1 (değişim var) veya 0 (değişim yok) değerlerini alabilen bir değişken ve v_n rassal değişkendir. $\delta^N = (\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_N)$ değişim parametre dizisi olup, m ve k^m veya alternatif olarak δ^N değerlerinin tahmin edilmesi değişim algılama probleminin çözümünü sağlayacaktır. Regresyon modeline δ_n ve v_n parametrelerinin eklenmesiyle, değişim anlarının ölçüm vektörünü birbirinden bağımsız bölütlere ayırması sağlanmıştır.

Model çıkışında elde edilen bölütler adaptif uyumlu süzgeçlere (matched filter) ayrı ayrı verilir. Süzgeçlerde en küçük kareler (least squares) yönteminden yararlanılarak model parametreleri kestirilmeye çalışılır. En küçük kareler yöntemiyle kestirilen i . parametre vektörü,

$$\hat{\theta}(i) = P(i) \sum_{i=k_{i-1}+1}^{k_i} \varphi_n R_n^{-1} z_n \quad (3.59)$$

ve kovaryans matrisi,

$$P(i) = \left(\sum_{i=k_{i-1}+1}^{k_i} \varphi_n R_n^{-1} \varphi_n^T \right)^{-1} \quad (3.60)$$

ile bulunabilir. Bu aşamada kestirimde yapılan hata miktarı hesaplanır. Kestirim hatasının karesel toplamı olan kuadratik kayıp fonksiyonu (quadratic loss function),

$$V(i) = \sum_{i=k_{i-1}+1}^{k_i} (z_n - \varphi_n^T \hat{\theta}(i))^T R_n^{-1} (z_n - \varphi_n^T \hat{\theta}(i)) \quad (3.61)$$

ve kovaryans matrisinin logaritmik determinanı,

$$D(i) = -\log \det P(i) \quad (3.62)$$

kullanılarak elde edilebilir. Bulunan parametreler yardımıyla değişim zamanları en büyük sonsal olasılık (Maximum a posteriori - MAP) kestirimi kullanılarak tahmin edilir. Buna göre değişim zamanlarının (k^m) en büyük sonsal olasılığı,

$$p(k^m | z^N) = \arg \max_{k^m, m} p(z^N | k^m) p(k^m) = \arg \max_{k^m, m} p(z^N | k^m) q^m (1 - q)^{N-m} \quad (3.63)$$

denklemleri kullanılarak bulunabilir. Gustafsson (2000) tarafından gürültü sinyaline ait ölçüm sabitinin ($\lambda(i)$) bilinmediği fakat sabit değerde olduğu varsayılmıştır. Bu varsayıma göre (3.63) denklemi,

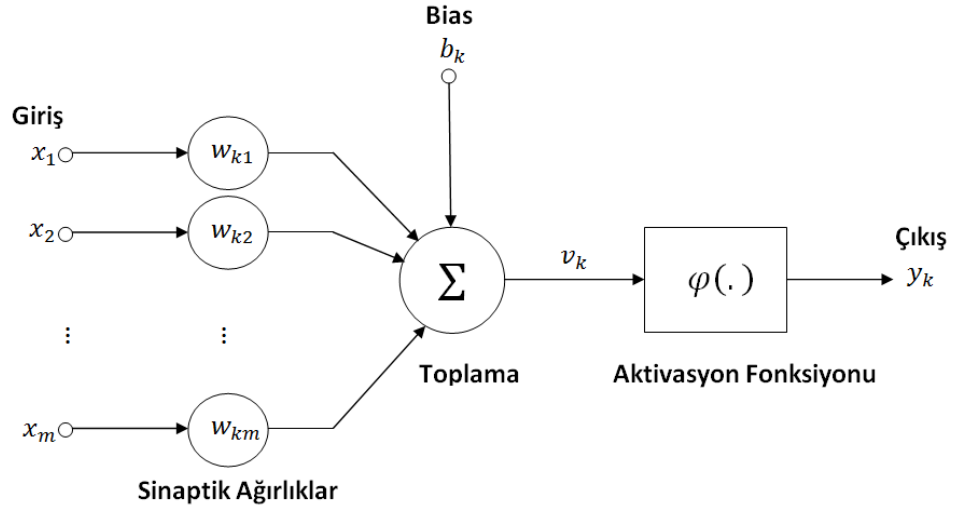
$$\hat{k}^m = \arg \min_{k^m, m} \sum_{i=1}^m D(i) + (Np - md - 2) \log \sum_{i=1}^m \frac{V(i)}{Np - md - 4} + 2m \log \frac{1 - q}{q} \quad (3.64)$$

şeklinde yazılabilir. q değişim parametresinin (δ_n) olasılığı yani n anında değişimin gerçekleşme olasılığı olup $q = 0,5$ olarak seçilmiştir. p ölçüm vektörünün (z_n), d regresyon vektörünün (φ_n) boyutudur.

En uygun değişim zamanları dizisinin tespitinde amaç, kestirim hatasını minimum yapan dizi elemanlarını bulmak olup, bu aşamada yerel ağaç arama (local tree search) yöntemi kullanılmaktadır. Yöntemin mantığı Viterbi algoritmasıyla oldukça benzerdir. Buna göre değişim parametresinin sırayla $n = 1, 2, \dots, N$ zamanlarında alabileceği

donanım veya yazılım yardımıyla gerçekleştirilebilmektedir. Esnek olması nedeniyle yazılım daha çok tercih edilmektedir.

YSA'nın yapısından bahsedilecek olursa, en küçük işlem birimi sinir hücresidir (nöron). Sinir hücresinin görevi kısaca giriş sinyallerine uygun olarak çıkış sinyalini üretmek ve varsa diğer sinir hücrelerine iletmektir. Sinir hücrelerinin paralel olarak ve katmanlar halinde birleşmeleri YSA'yı oluşturur. Şekil 3.13'te örnek bir sinir hücresi modeli görülmektedir.



Şekil 3.13 Sinir hücresi modeli (Haykin 2005'ten değiştirilerek alınmıştır)

Şekilde x_i giriş sinyalleri, w_{ki} k . sinir hücresine ait sinaptik ağırlık katsayıları, b_k bias, v_k lineer ağırlıklı toplam sinyali, $\varphi(.)$ aktivasyon fonksiyonu ve y_k k . sinir hücresine ait çıkış sinyalidir. Her bir giriş sinyali kendi ağırlığı ile çarpıldıktan sonra çarpımlar bias ile toplanmakta ve ardından aktivasyon fonksiyonuna giriş olarak verilmektedir. Matematiksel olarak toplam sinyali,

$$u_k = \sum_{i=1}^m w_{ki} x_i \quad (3.65)$$

$$v_k = u_k + b_k \quad (3.66)$$

ve çıkış sinyali,

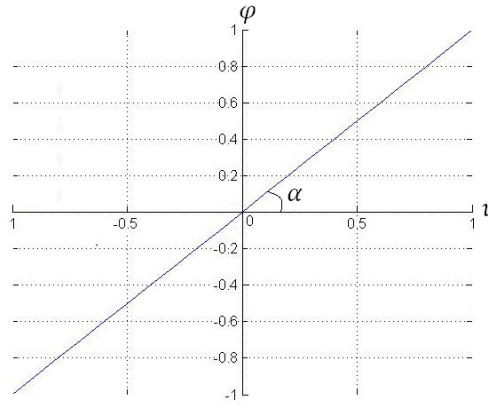
$$y_k = \varphi(v_k) \quad (3.67)$$

şeklinde yazılabilir. Ağırlık katsayıları, her bir girişin çıkış sinyali üzerindeki etkisini ayarlamaya yarar. Bias, aktivasyon fonksiyonuna verilen net girişi arttırmakta veya azaltmakta kullanılır. Aktivasyon fonksiyonu sinir hücresinin çıkışını belirlemekte ve belli bir değer aralığı içerisinde sınırlandırmaktadır. Genellikle doğrusal olmayan fonksiyonlar kullanılır. En çok kullanılan aktivasyon fonksiyonları aşağıda verilmiştir:

1) Doğrusal fonksiyon: Girişinin belli bir katsayıyla çarpıldığı ve girişiyle çıkışının doğrusal olarak değiştiği fonksiyondur. Fonksiyon çıkışı $[-1 \ 1]$ aralığındadır. Matematiksel olarak,

$$\varphi(v) = \alpha v \quad (3.68)$$

şeklinde tanımlanır.

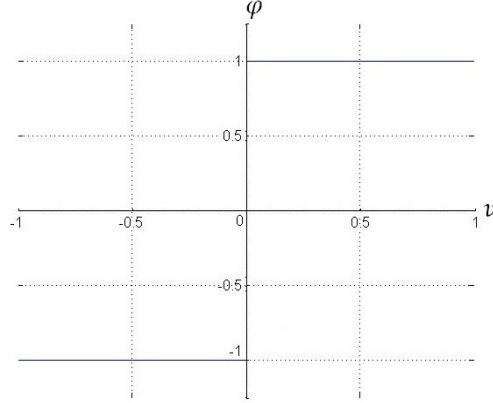


Şekil 3.14 Doğrusal aktivasyon fonksiyonu

2) Basamak fonksiyonu: Girişin sıfırdan büyük veya küçük oluşuna göre çıkışta sabit değer veren fonksiyondur. Matematiksel olarak,

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & , v \geq 0 \\ -1 & , v < 0 \end{cases} \quad (3.69)$$

şeklinde tanımlanır.

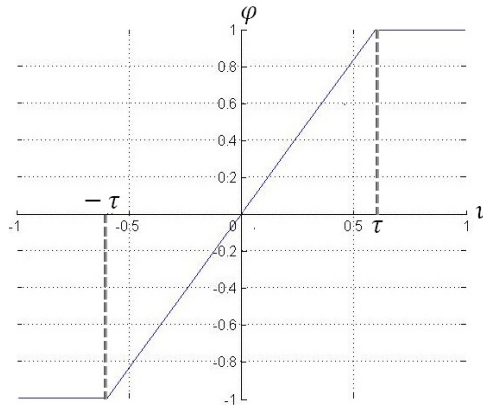


Şekil 3.15 Basamak aktivasyon fonksiyonu

3) Eşik fonksiyonu: Belli bir aralıkta doğrusal değişim gösteren, girişi eşik değerlere ulaştınca çıkışta sabit değer veren fonksiyondur. Matematiksel olarak,

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & , v \geq \tau \\ v & , |v| < \tau \\ -1 & , v \leq -\tau \end{cases} \quad (3.70)$$

şeklinde tanımlanır.

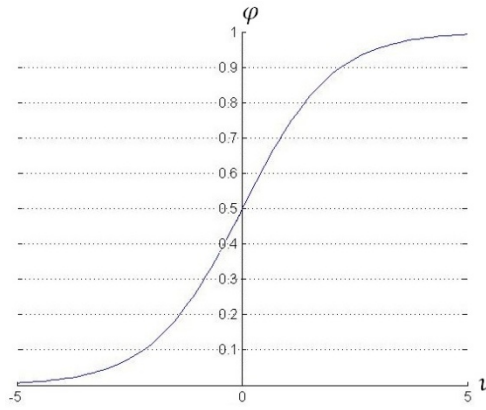


Şekil 3.16 Eşik aktivasyon fonksiyonu

4) Sigmoid Fonksiyonu: Doğrusal olmayan yapısından dolayı uygulamalarda sıklıkla tercih edilmektedir. Sürekli ve türevlenebilirdir. Fonksiyon çıkışı $[0 \ 1]$ aralığındadır. Matematiksel olarak,

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}} \quad (3.71)$$

şeklinde tanımlanır.

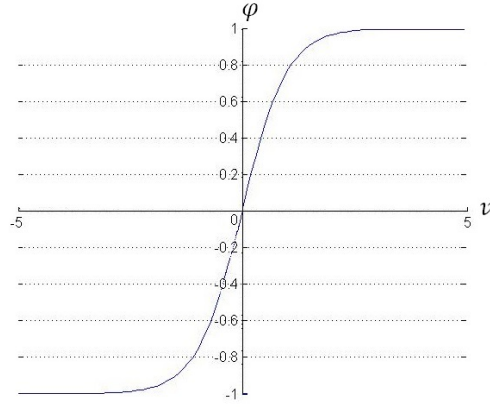


Şekil 3.17 Sigmoid aktivasyon fonksiyonu

5) Hiperbolik Tanjant Fonksiyonu: Sigmoid fonksiyonuna benzemekle birlikte, çıkışı $[-1 \ 1]$ aralığında değişmektedir. Matematiksel olarak,

$$\varphi(v) = \frac{e^{2v} - 1}{e^{2v} + 1} \quad (3.72)$$

şeklinde tanımlanır.



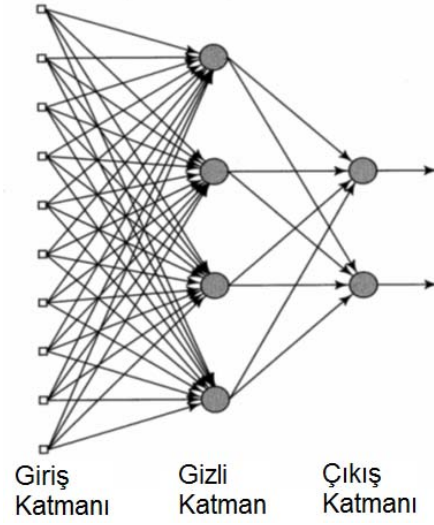
Şekil 3.18 Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu

YSA genel olarak giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı olarak üç katmandan meydana gelir. Ağın katman sayısı, gizli katman sayısının bir fazlasıdır.

- 1. Giriş katmanı:** Dış dünyadan alınan verilerin üzerinde herhangi bir işlem yapılmadan sonraki katmanlara iletiildiği katmandır.
- 2. Gizli katman:** Bazı ağlarda bu katman bulunmamakla birlikte daha karmaşık problemlerin çözülebilmesi için ihtiyaç duyulmaktadır. Gizli katman sayısı değişkenlik göstermektedir. Giriş katmanından gelen veriler çıkış katmanına verilmeden önce bu katmanlarda işlenir.
- 3. Çıkış katmanı:** Giriş katmanı veya gizli katmanlardan gelen verilerin işlenerek çıkış sinyalinin üretildiği katmandır. Üretilen sinyaller dış dünyaya verilir.

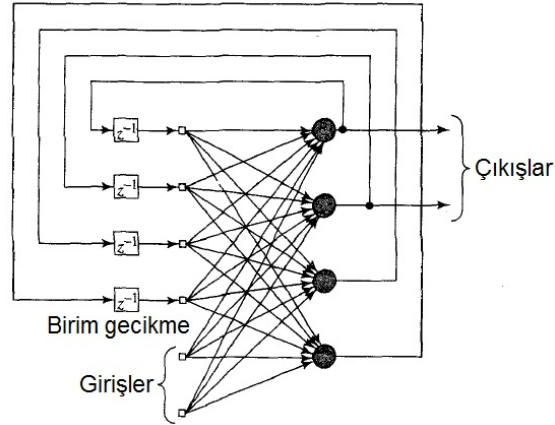
YSA yapısına göre ileri beslemeli veya geri beslemeli olarak ikiye ayrılır.

- 1. İleri beslemeli YSA:** Bir katmandaki sinir hücrelerinin çıkışlarının bir sonraki katmana giriş olarak verildiği ağlardır. Veri akışı tek yönlü ve ileriye doğrudur.
 - a. Tek katmanlı ileri beslemeli YSA:** Sadece giriş ve çıkış katmanlarından meydana gelir.
 - b. Çok katmanlı ileri beslemeli YSA:** Giriş katmanı, gizli katman(lar) ve çıkış katmanından meydana gelir. Veri giriş katmanından alınır, gizli katman(lar)da ve çıkış katmanında işlendikten sonra dış dünyaya verilir. Şekil 3.19'da bir tane gizli katman ile çıkış katmanından oluşan 2 katmanlı ileri beslemeli YSA verilmiştir.



Şekil 3.19 İleri beslemeli yapay sinir ağı (Haykin 2005'ten değiştirilerek alınmıştır)

2. Geri beslemeli YSA: Sinir hücresinin çıkışının kendinden sonraki katmana olduğu gibi kendi katmanındaki veya önceki katmanlardaki sinir hücrelerine giriş olarak verildiği ağlardır. Şekil 3.20'de 1 tane gizli katmanı bulunan 2 katmanlı geri beslemeli YSA verilmiştir.



Şekil 3.20 Geri beslemeli yapay sinir ağı (Haykin 2005'ten değiştirilerek alınmıştır)

YSA'nın ağırlık katsayılarının belirlenmesi işlemi öğrenme olarak adlandırılır. Ağ giriş verileri için hedeflenen çıkışları üretene kadar öğrenmeye yani katsayılarını güncellemeye devam eder. Öğrenme tamamlandıktan sonra katsayıların güncellenmesi

durur. Aynı probleme ait eğitimde kullanılmamış veriler ağa verildiğinde çıkışlar doğru elde edilebiliyorsa iyi bir öğrenme sağlanmış demektir. Öğrenme şekline göre YSA üç gruba ayrılır:

1. Öğreticili öğrenme: Ağa giriş değerleriyle birlikte girişler için istenen çıkış değerleri de verilir. Ağ o girişlere karşılık üretilen çıkışlar ile istenen çıkışlar arasındaki hatayı minimum kılacak şekilde ağırlık katsayılarını günceller.

2. Öğreticisiz öğrenme: Ağa sadece girişler verilir. Ağ veriler arasındaki ilişkileri kullanarak verileri gruplandırır.

3. Takviyeli öğrenme: Girişler verildikten sonra her adımda ağın ürettiği çıkışın iyi veya kötü olduğu bilgisi ağa verilir. Bu bilgiye göre ağırlıklar güncellenir.

YSA'nın eğitilmesi esnasında en çok geri yayılım (back propagation) algoritması kullanılmaktadır. Geri yayılım algoritmasındaki temel düşünce sadece çıkış katmanındaki değil, gizli katmanlardaki sinir hücrelerinin de oluşan hatada etkili olmasıdır. Algoritmada hatanın azaltılması amacıyla öncelikle her bir eğitim örneği için istenen çıkış ile ağın ürettiği çıkış arasındaki hata sinyali hesaplanır. Hata sinyali, çıkış katmanından girişe doğru nöronların bağlı olduğu ağırlıklarla orantılı olarak geriye doğru iletilir. Böylece diğer katmanlardaki her bir sinir hücresi, toplam hatanın belirli bir kısmını içerir (Kakıcı 2009). Daha sonra her sinir hücresinin ağırlığı, sahip olduğu hata miktarına göre güncellenir. n eğitim örneklerini veya iterasyonu temsil eden indis, $y_j(n)$ çıkış katmanındaki j . sinir hücresinin çıkış sinyali, $d_j(n)$ j . sinir hücresi için istenen çıkış sinyali için j . sinir hücresinin hata sinyali,

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (3.73)$$

olarak yazılabilir. Ağın anlık hata enerjisi,

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (3.74)$$

olarak elde edilir. Burada C çıkış katmanındaki tüm sinir hücrelerini ifade eder. Geri yayılım algoritmasının amacı hatanın enerjisini minimum yapmaktır. Bu amaçla

ağırlıklarda yapılacak güncellemenin bulunabilmesi için hata fonksiyonunun türevi alınır. Güncelleme miktarı,

$$\Delta w_{ji}(n) = -\mu \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad 0 < \mu < 1 \quad (3.75)$$

denkleminde yola çıkılarak hesaplanmaktadır. $w_{ji}(n)$ i . katmandaki sinir hücresiyle sağında bulunan j . katmandaki sinir hücresinin arasındaki sinaptik ağırlık katsayısıdır. μ ağırlık öğrenme hızını belirleyen parametredir. (3.75) denkleminde güncelleme miktarı,

$$\Delta w_{ji}(n) = \mu \delta_j(n) y_i(n) \quad (3.76)$$

ile elde edilebilir. $\delta_j(n)$ yerel gradyan olup çıkış katmanındaki sinirler için,

$$\delta_j(n) = e_j(n) \varphi_j'(v_j(n)) \quad (3.77)$$

olup j çıkış katmanındaki sinirleri ifade eder. Ayrıca gizli katmandaki sinirler için yerel gradyan,

$$\delta_j(n) = \varphi_j'(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (3.78)$$

şeklindedir. Burada j gizli katmanlardaki, k çıkış katmanındaki sinirleri ifade eden indislerdir. $\varphi_j'(v_j(n))$ j . sinire ait aktivasyon fonksiyonunun türevi olup,

$$\frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = \varphi_j'(v_j(n)) \quad (3.79)$$

yazılabilir.

4. DENEYSEL ÇALIŞMA

Tez çalışmasında, Demirgüneş (2009)'in çalışması kapsamında GATA Uyku Laboratuvarından alınan verilerden yararlanılmıştır. Hastalardan sinyaller Biopac marka MP 35 model veri toplama ünitesi ile aynı anda dört farklı kanal üzerinden eşzamanlı olarak alınmıştır. Birinci kanalda kandaki oksijen düzeyi, ikincisinde nabız sayısı, üçüncüsünde horlama sesleri, dördüncüsünde hava akış sinyalleri bulunmaktadır. Kandaki oksijen düzeyi ve nabız sayısı Pulse Oksimetre modülüne bağlanan parmak probu ile alınmıştır. Horlama seslerinin kaydedilmesi için hastanın baş hizasından 20 cm yukarısına 60-12000 Hz frekans aralığında ses kaydı alabilen mikrofon bağlanmıştır. Hava akış sinyalleri (üst solunum yolu sinyalleri) hastanın burnuna bağlı nazal termistör yoluyla alınmıştır. Toplanan sinyaller Biopac Student Lab. yazılımı kullanılarak ".acq" uzantısıyla bilgisayara kaydedilmiştir.

Hastalara TUAS/basit horlayan teşhisi uzman hekim tarafından konulmuştur. Veri tabanı, çizelge 4.1'de bilgileri verilen 9 basit horlayan, 9 TUAS hastası kişiden alınan toplam 354 horlama bölütüyle oluşturulmuştur.

Çizelge 4.1 Hasta Bilgileri

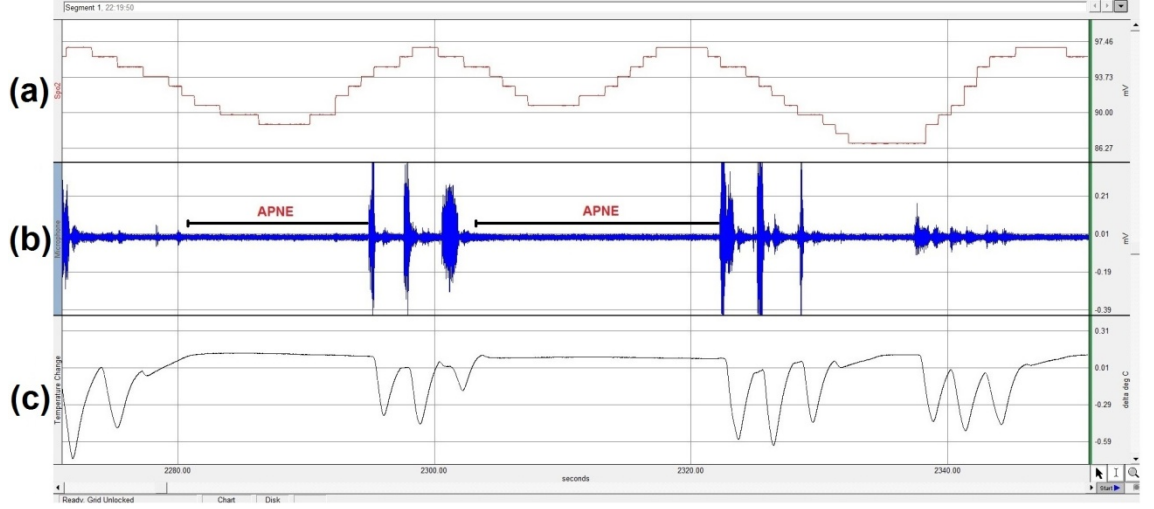
Teşhis	Sayı	Yaş	Boy	Kilo	BMI	AHI
TUAS	9	43,77±9,5	1,74±0,042	85±3,9	28,2±1,47	25,82±7,75
Basit Horlayan	9	42,55±11,29	1,71±0,036	83±5,66	28,24±1,94	8,27±4,84

BMI: Body Mass Index (Vücut Kütle İndeksi)

AHI: Apne - Hipopne İndeksi

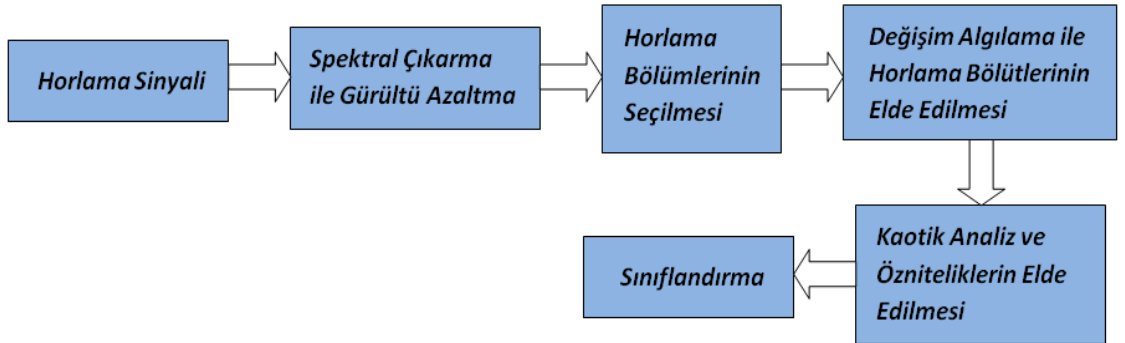
Alınan horlama bölütlerinde apne/basit horlama ayrımı, polisomnografi verilerindeki hava akış sinyalleri baz alınarak yapılmıştır (Iber vd. 2007). TUAS hastalarında apne dönemlerinin ardından gelen ilk horlama bölütü alınmıştır. Şekil 4.1'de bir örnek hasta kaydında hastanın apneye girdiği andaki oksijen düzeyi (SpO₂), horlama sesleri ile hava akış sinyali gösterilmektedir. Şekil 4.1'den görülebileceği gibi hasta apneye girdiği anda hava akış sinyallerinin düz bir hale gelmesiyle beraber horlama sinyalinin genliği

azalarak neredeyse sıfıra düşmekte ve kandaki oksijen düzeyinde düşüş gözlenmektedir. Apnenin sona ermesiyle hasta ani ve gürültülü bir şekilde horlayarak solunumu tekrar başlatmaktadır.



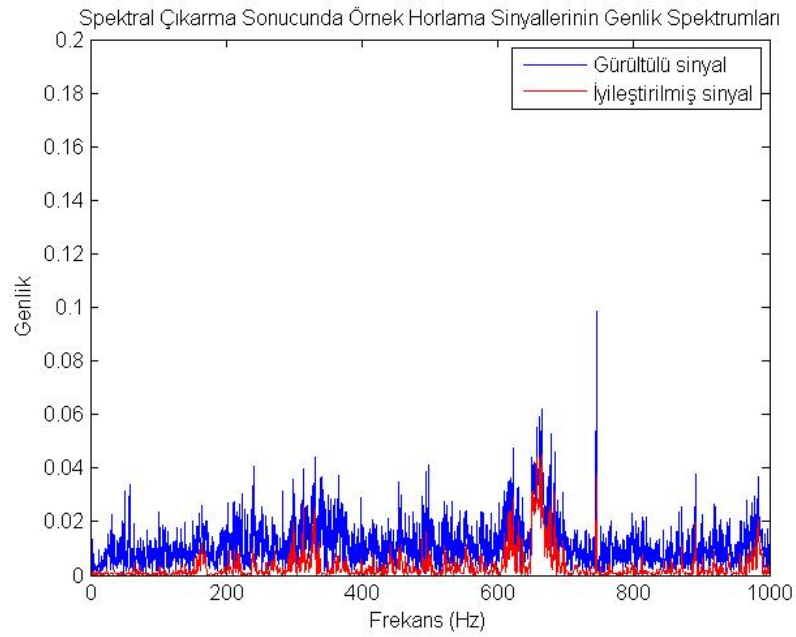
Şekil 4.1 Apne anında: a. kandaki oksijen düzeyi, b. horlama, c. hava akış sinyallerinin durumu

Verilerin bilgisayar ortamında daha kolay analiz edilebilmesi için Biopac Student Lab yazılımında ".acq" uzantılı veriler ayrı ayrı text dosyasına dönüştürülmüştür. Horlamaya ait veriler Matlab ortamına aktarıldıktan sonra normalize edilmiş ve ".wav" formatında kaydedilmiştir. Tez çalışması kapsamında horlama sinyallerine uygulanan işlemler şekil 4.2’de özetlenmiştir.



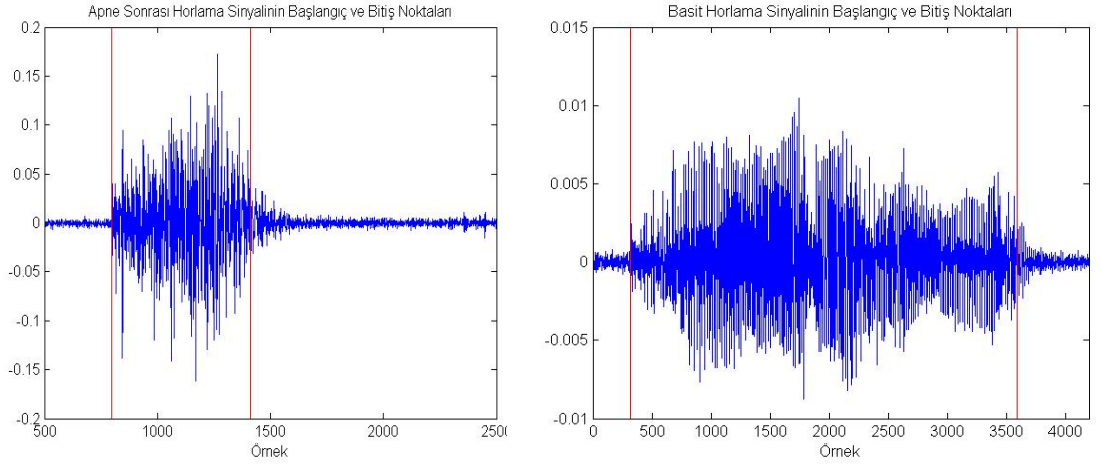
Şekil 4.2 Horlama sinyallerine uygulanan işlem adımları

Ses kaydının arkaplan gürültüsünden temizlenebilmesi amacıyla bir ses düzenleme yazılımı yardımıyla spektral çıkarma yöntemi uygulanmıştır. Gürültü bloğu olarak sinyalde arkaplan gürültüsünün bulunduğu toplam 10 s'lik bölümler seçilmiştir. Gürültülü sinyal ve gürültü sinyali, 4096 uzunluğunda %88 örtüşmeli bloklara ayrılmıştır. İşlem sonucunda tüm hastalar için elde edilen sinyal-gürültü oranı (SNR) ortalama 9,1687 dB bulunmuştur. İşlem öncesinde ve sonrasında örnek bir hastaya ait genlik spektrumu şekil 4.3'te gösterilmektedir.



Şekil 4.3 Örnek bir hastaya ait horlama sinyalinin spektral çıkarma öncesi ve sonrasında genlik spektrumu

Apne sonrası horlama ve basit horlama sesleri öncelikle ses kaydında horlamanın olduğu kısmın yaklaşık 1-2 s öncesi ve sonrasındaki kısımlar da dahil edilerek kaydedilmiştir. Horlamanın tam olarak başladığı ve bittiği yerlerin kestirilebilmesi için Matlab ortamında Çoklu Model Yaklaşımını (Gustafsson 2000) kullanan değişim algılama yazılımından yararlanılmıştır. Şekil 4.4'te TUAS hastası ve basit horlayan kişilerden alınan örnek horlama bölümleri için kestirilen başlangıç ve bitiş noktaları görülmektedir.



Şekil 4.4 Apne sonrası horlama ile basit horlama bölümlerinin başlangıç ve bitiş noktaları

Horlama bölümleri içerisinde horlamanın başladığı yerden bittiği yere kadar olan kısım alınarak horlama bölütleri elde edilmiş ve bundan sonraki analizler bölüt bazında gerçekleştirilmiştir.

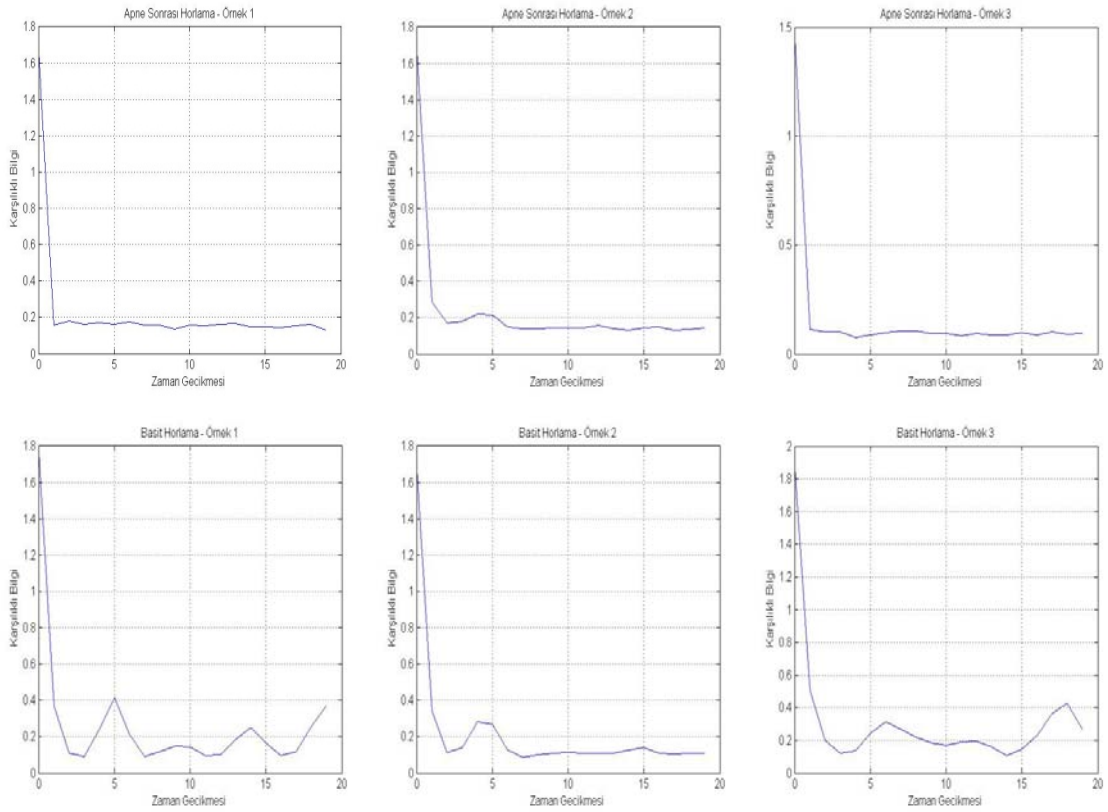
Horlama bölütlerinin kaotik analizinin gerçekleştirilmesi için öncelikle faz uzayındaki çekerleri elde edilmiştir. Çekerin oluşturulmasında gerekli olan zaman gecikmesi ve gömülü boyut parametreleri Matlab ortamında hazırlanan yazılım kullanılarak her bölüt için ayrı ayrı hesaplanmıştır. Zaman gecikmesinin bulunması için, horlama bölütüne ait histogramın aralık sayısının bilinmesi gerekmektedir. Bu amaçla ilk aşamada histogramın aralık genişliği Scott (1979)'ta verilen denkleme göre hesaplanmıştır.

$$W = 3,49\sigma N^{-1/3} \quad (4.1)$$

σ horlama bölütünün standart sapması, N örnek sayısıdır. Histogramın aralık genişliğinin bulunmasının ardından aralık sayısı,

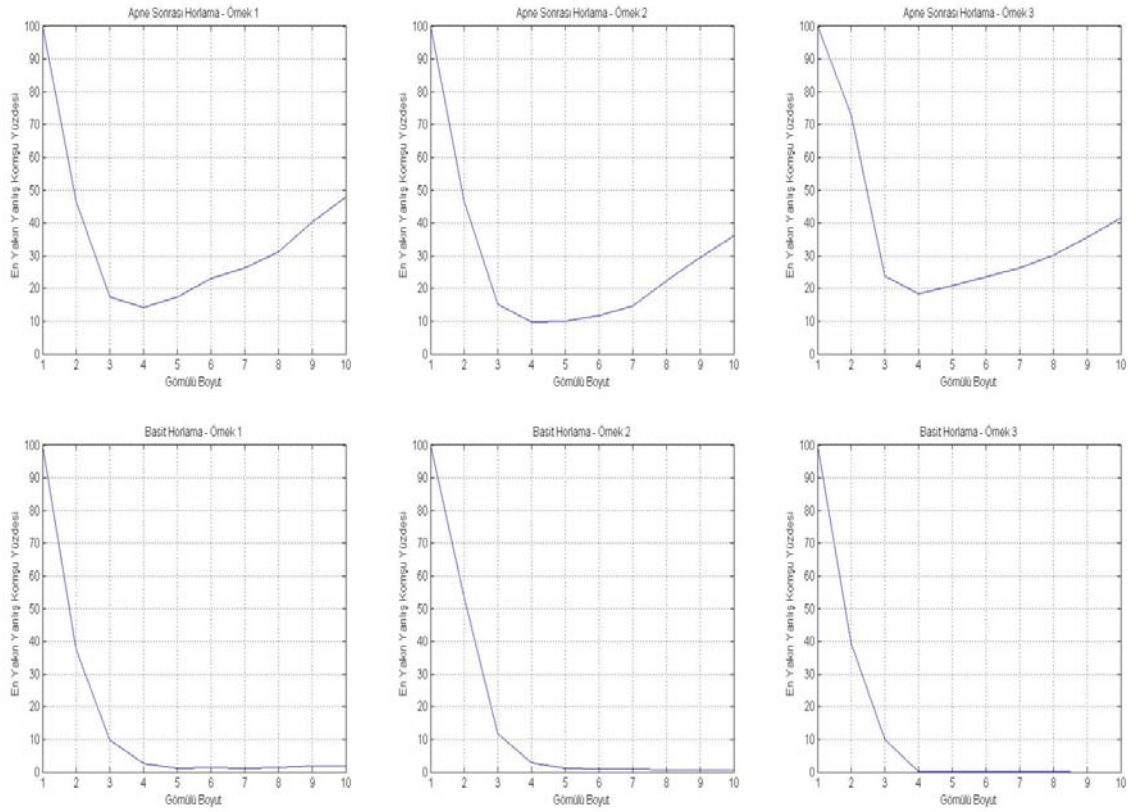
$$\text{aralık sayısı} = \frac{\max(\text{horlama bölütü}) - \min(\text{horlama bölütü})}{W} \quad (4.2)$$

kullanılarak hesaplanmıştır. Gerçekleştirilen hesaplamalar sonucunda aralık sayısının en yüksek değerinin, tüm bölütler için 20 olduğu görülmüştür. Bu nedenle bütün horlama bölütleri için aralık sayısı 20 alınmıştır. Karşılıklı bilgi fonksiyonunun ilk minimum olduğu gecikme değeri zaman gecikmesi olarak belirlenmiştir. Örnek olarak seçilen 3 apne sonrası horlama ile 3 basit horlama bölütü için elde edilen karşılıklı bilgi fonksiyonları şekil 4.5’te gösterilmektedir.



Şekil 4.5 Apne sonrası horlama ve basit horlama bölütleri için elde edilen karşılıklı bilgi fonksiyonları

Minimum gömülü boyutun bulunmasında $R_{tol} = 15$, $A_{tol} = 2$ eşik değerleri kullanılmıştır (Kennel vd. 1992). En yakın yanlış komşu yüzdesinin minimum olduğu veya sıfıra düştüğü boyut değeri, minimum gömülü boyut olarak belirlenmiştir. Seçilen bölütlerin en yakın yanlış komşu yüzdeleri şekil 4.6’da gösterilmektedir.



Şekil 4.6 Apne sonrası horlama ve basit horlama bölütleri için elde edilen en yakın yanlış komşu yüzdeleri

Ayrıca, bu örnek bölütlere ait zaman gecikmesi değerleri kullanılarak elde edilen 3 boyutlu faz uzayındaki çekerler EK 1’de sunulmuştur.

Bölütlere ait çekerler elde edildikten sonra, Rosenstein algoritmasından yararlanarak Matlab ortamında hazırlanan yazılımla EBLÜ ve ortalama değer parametreleri hesaplanmıştır. EBLÜ değerinin hesaplanması için gerekli ortanca periyot parametresinin belirlenebilmesi maksadıyla, horlama bölütlerinin güç spektrumları hesaplanmış ve ortanca frekans değerleri bulunmuştur. Hesaplamalar sonucu bulunan periyot değerlerinin 0,001 - 0,008 s aralığında değiştiği görülmüş, bu değer aralığının EBLÜ değerini etkilememesi nedeniyle hesaplamalarda ortanca periyot değeri 0,002 s olarak alınmıştır. Ayrıca bu örnek bölütler için elde edilen iraksama eğrileri EK 2’de sunulmuştur. EK 2’deki grafiklerde, apne sonrası horlama ve basit horlama bölütlerinin iraksama eğrileri arasındaki şekilsel farklılık göze çarpmaktadır. Ayrıca apne sonrası

horlama ve basit horlama bölütlerine ait iraksama eğrilerinin yer aldığı değer aralıklarının birbirinden farklı olduğu tespit edilmiştir. Bu nedenle tez çalışması kapsamında bölütlere ait iraksama değerlerinin, hesaplamaların yapıldığı iterasyon sayısı üzerinden ortalamaları alındıktan sonra ikinci öznitelik olarak kullanılmasına karar verilmiştir. Söz konusu Iraksama Eğrisinin Ortalama Değeri (ortalama değer) parametresinin bulunmasında 500 iterasyon için hesaplamalar gerçekleştirilmiştir.

Iraksama eğrilerinden EBLÜ değerleri Bölüm 3.5.3'te açıklanan Rosenstein algoritmasından yararlanılarak elde edilmiştir. Söz konusu örnek bölütlerden hesaplanan zaman gecikmesi, minimum gömülü boyut, EBLÜ ve ortalama değerler çizelge 4.2'de verilmiştir.

Çizelge 4.2 Örnek bölütler için hesaplanan zaman gecikmesi, minimum gömülü boyut, EBLÜ ve ortalama değer öznitelik değerleri

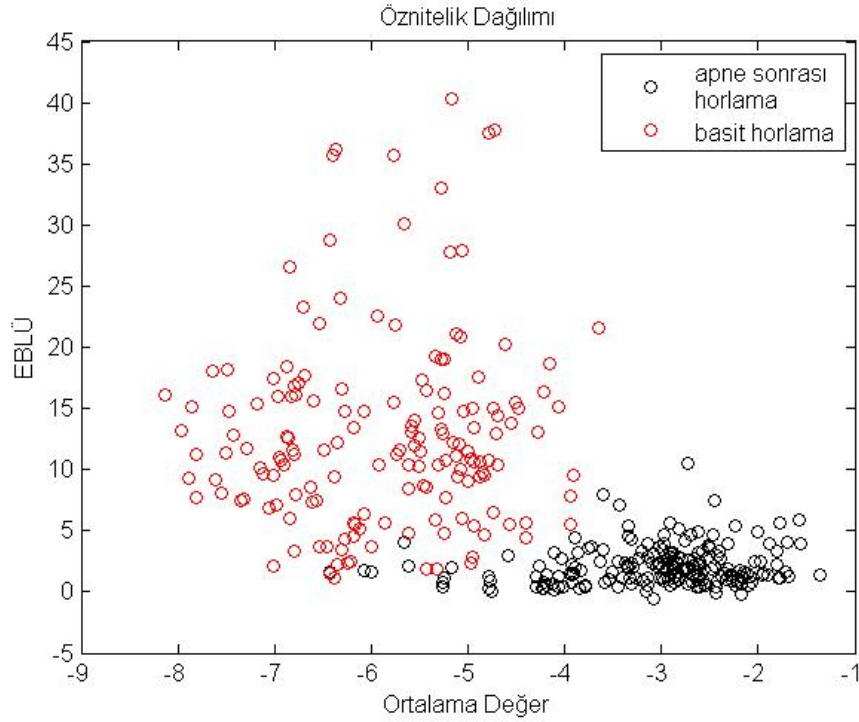
Bölüt	Zaman Gecikmesi (τ)	Min. Gömülü Boyut (m)	EBLÜ Değeri (λ_1)	Ortalama Değer
Apne Sonrası Horlama - Örnek 1	1	4	1,8432	-2,1146
Apne Sonrası Horlama - Örnek 2	2	4	0,8394	-2,6783
Apne Sonrası Horlama - Örnek 3	2	4	2,0950	-2,4479
Basit Horlama - Örnek 1	3	5	7,4081	-6,6185
Basit Horlama - Örnek 2	2	6	12,1953	-5,1482
Basit Horlama - Örnek 3	3	4	9,6333	-7,1264

Şekil 4.6'da görüldüğü üzere apne sonrası horlama ile basit horlama bölütlerinden hesaplanan En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi vektörlerinin (10 elemanlı) şekilsel olarak farklı oldukları görülmektedir. Apne sonrası horlama bölütlerinde vektör değerleri belli bir gömülü boyut değerinden sonra artış göstermekte iken, basit horlama bölütlerinde

ise azalarak monotonikleşmektedir. Dolayısıyla bu şekilsel farkın apne sonrası horlama/basit horlama seslerini sınıflandırma işleminde anlamlı bilgi sağlayacağı ve sınıflandırmada olumlu katkılarının olacağı öngörülerek, 10 elemanlı vektörün ilk elemanının tüm bölütler için aynı olması nedeniyle son 9 elemanının üçüncü öznitelik olarak kullanılmasına karar verilmiştir.

5. BULGULAR

Kaotik analizle veri tabanındaki tüm bölütler için hesaplanan EBLÜ ve ortalama değer öznitelik değerlerinin dağılımları şekil 5.1’de gösterilmektedir.



Şekil 5.1 Apne sonrası horlama ile basit horlama bölütleri için hesaplanan EBLÜ ve ortalama değer özniteliklerinin dağılımları

Şekil 5.1’den apne sonrası horlama ile basit horlama bölütleri için hesaplanan öznitelik değerlerinin farklı bölgelerde yoğunlaştıkları ve ayrıştırılabilir oldukları görülebilmektedir. Apne sonrası horlama bölütlerinde EBLÜ değerleri, basit horlama bölütlerine göre daha küçük bulunmuştur. Apne sonrası horlama seslerinin, basit horlama seslerine göre daha az kaotik olduğu, daha kararlı bir yapıda olduğu söylenebilmektedir. Horlama bölütlerinin %99,15’inde EBLÜ değerlerinin pozitif olması, horlama seslerinin büyük oranda kaotik özelliklere sahip olduğunu göstermektedir. TUAS hastası ve basit horlayanlar için özniteliklerin ortalama değer ve standart sapmaları çizelge 5.1’de verilmektedir.

Çizelge 5.1 TUAS hastası ve basit horlayanlara ait öznitelik değerleri (ort±ss)

EBLÜ	TUAS	2,1532±1,6169
	Basit Horlayan	12,8136±7,7489
Ortalama Değer	TUAS	-3,0704±0,9162
	Basit Horlayan	-5,8656±1,0126

Çizelge 5.1'den EBLÜ ile ortalama değer özniteliklerinin TUAS/basit horlama durumlarını ayırt edici nitelikte olduğu görülebilmektedir.

Hesaplanan öznitelikler yardımıyla verilerin sınıflandırılması amacıyla Matlab Neural Network Toolbox kullanılarak 2 katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı oluşturulmuştur. Ağın gizli katmanında 10 nöron bulunmaktadır. Eğitimde sınıflandırıcı girişine 9 TUAS hastası, 9 basit horlayan kişiden alınan 60'ar horlama bölütünde (Deney Seti 1) hesaplanan öznitelikler verilmiştir. Beş farklı durum için sınıflandırıcı eğitilmiş ve test edilmiştir. Birinci durumda tüm öznitelikler birlikte, ikinci durumda EBLÜ ile ortalama değer öznitelikleri beraber, üçüncü durumda sadece EBLÜ değerleri, dördüncü durumda sadece ortalama değerler ve beşinci durumda ise yanlış komşu yüzdesi vektörünün son 9 elemanı öznitelik olarak kullanılmıştır. Eğitim için geri yayılım algoritması tercih edilmiştir. Test için eğitim bölütlerinden farklı olarak TUAS hastalarından 132, basit horlayanlardan 102 bölüt alınmıştır. Sınıflandırıcı çıkışından TUAS/basit horlayan kararının verilmesinde 0,5 eşik değer olarak kullanılmıştır. Sınıflandırıcıdan elde edilen sonuçlar çizelge 5.2'de verilmektedir.

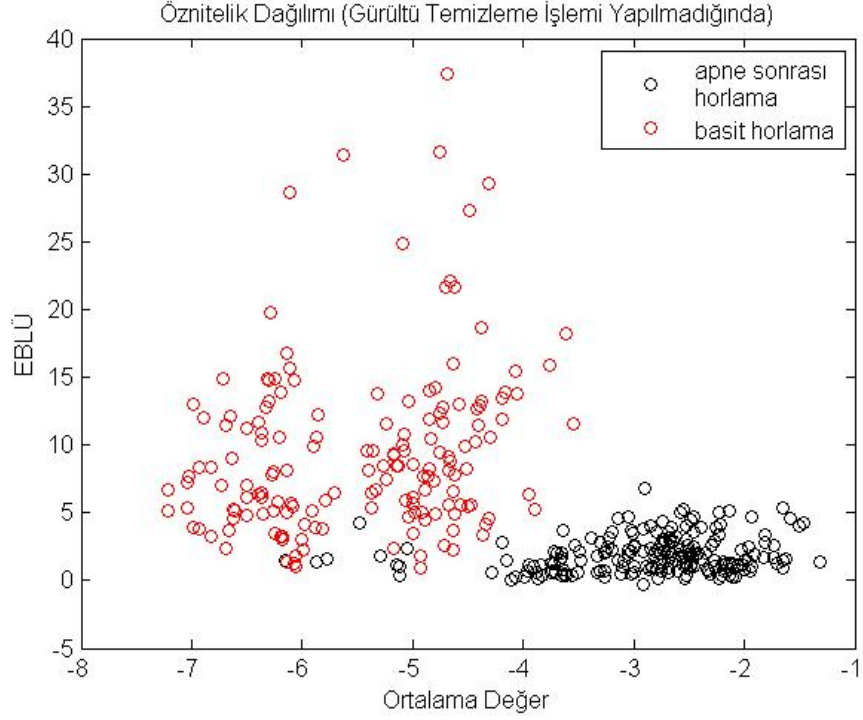
Çizelge 5.2 Sınıflandırma sonuçları (Deney Seti 1)

EBLÜ, Ortalama Değer ve En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	132	0	%100	%96,0784
	Basit Horlama	4	98		
EBLÜ ve Ortalama Değer		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	130	2	%98,4848	%91,1765
	Basit Horlama	9	93		
EBLÜ		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	119	13	%90,1515	%83,3333
	Basit Horlama	17	85		
Ortalama Değer		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	125	7	%94,6970	%87,2549
	Basit Horlama	13	89		
En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	119	13	%90,1515	%85,2941
	Basit Horlama	15	87		

Hassasiyet ve seçicilik parametreleri, sınıflandırıcı performansını gösteren önemli ölçütlerdendir (Akobeng 2006). Tez çalışması kapsamında hassasiyet, apne sonrası horlama bölütlerine sınıflandırıcının apne sonrası horlama kararı verme yüzdesi, seçicilik ise basit horlama bölütlerine sınıflandırıcının basit horlama kararı verme yüzdesi olarak kullanılmıştır.

Spektral çıkarma yönteminin sağladığı katkıların araştırılması ve kıyaslama yapılabilmesi amacıyla horlama sinyallerine gürültü temizleme işlemi yapılmadan

analizler gerçekleştirilmiştir. EBLÜ ve ortalama değer özniteliklerinin 2 boyutta dağılımları şekil 5.2’de gösterilmektedir.



Şekil 5.2 Apne sonrası horlama ile basit horlama bölütleri için hesaplanan EBLÜ ve ortalama değer özniteliklerinin dağılımları (Gürültü temizleme işleminin yapılmadığı durum)

Spektral çıkarma işleminin uygulandığı durumda olduğu gibi apne sonrası horlama ve basit horlama bölütlerinin öznitelik değerlerinin farklı bölgelerde yoğunlaştıkları ve ayrıştırılabilir oldukları görülebilmektedir. Horlama bölütlerinin %99,72’sinde EBLÜ değerleri pozitif bulunmuştur.

Çizelge 5.3 Gürültü temizleme işleminin yapılmadığı durumda TUAS hastaları ve basit horlayanlara ait öznitelik değerleri (ort±ss)

EBLÜ	TUAS	1,9404±1,3275
	Basit Horlayan	9,4602±6,2738
Ortalama Değer	TUAS	-2,8840±0,8492
	Basit Horlayan	-5,4637±0,9058

Gerek TUAS hastaları, gerekse basit horlayanlarda EBLÜ deęerleri spektral çıkarmanın uygulandıęı durumda, gürültü temizleme işleminin yapılmadıęı duruma göre daha yüksek bulunmuştur. Bu durumda, gürültünün EBLÜ deęerini azaltıcı yönde etki yaptıęı söylenebilir. EBLÜ deęerindeki azalmanın, aynı zamanda kaosun azalmasına karşılık geldięine dikkat edilmelidir.

Sınıflandırmada bir önceki durum için kullanılan sınıflandırıcı türü, katman sayısı, eğitim ve test setindeki bölüt sayısı, eşik deęeri gibi parametrelerde deęişiklik yapılmadan işlemler gerçekleştirilmiş olup, elde edilen sonuçlar çizelge 5.4'te sunulmaktadır.

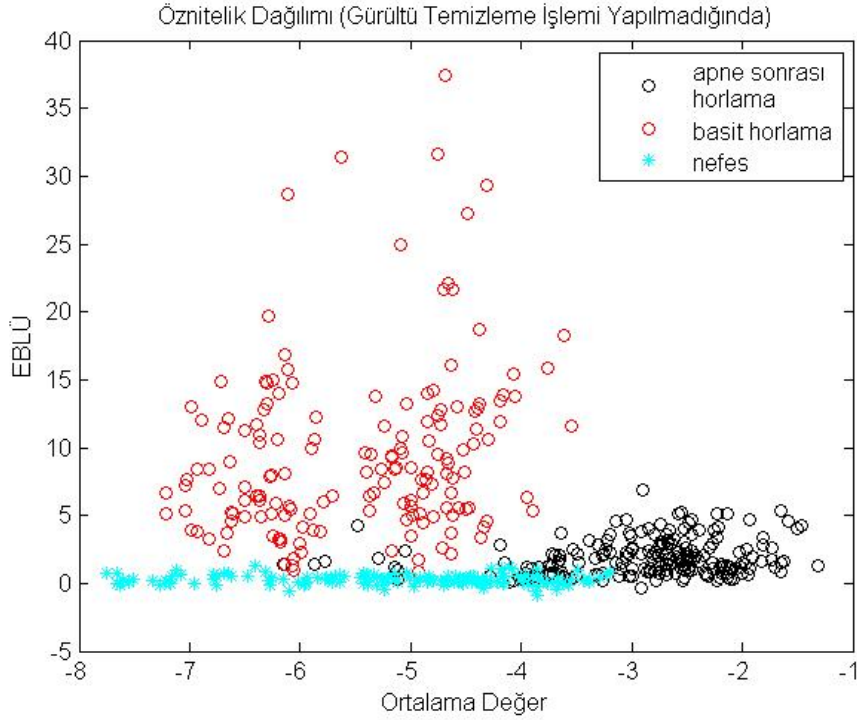
Çizelge 5.4 Gürültü temizleme işleminin yapılmadığı durumda sınıflandırma sonuçları (Deney Seti 1)

EBLÜ, Ortalama Değer ve En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	132	0	%100	%91,1765
	Basit Horlama	9	93		
EBLÜ ve Ortalama Değer		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	130	2	%98,4848	%90,1961
	Basit Horlama	10	92		
EBLÜ		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	106	26	%80,3030	%81,3725
	Basit Horlama	19	83		
Ortalama Değer		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	125	7	%94,6970	%90,1961
	Basit Horlama	10	92		
En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	119	13	%90,1515	%82,3529
	Basit Horlama	18	84		

Sınıflandırmada spektral çıkarma yöntemiyle özellikle tüm öznitelikler için daha yüksek seçiciliğe ulaşıldığı görülebilmektedir. Ayrıca sınıflandırıcıda öznitelik olarak sadece EBLÜ değerleri kullanıldığında, spektral çıkarmanın uygulandığı durum için gürültü temizleme işleminin yapılmadığı duruma göre sonuçların daha başarılı olduğu tespit edilmiştir.

Algoritmanın horlama dışı seslerde başarımının araştırılması amacıyla, öncelikle nefes seslerinden toplam 149 bölüt alınarak ayrı bir sınıf oluşturulmuştur. Kaotik analizler öncelikle sinyallerde herhangi bir gürültü temizleme yönteminin kullanılmadığı,

sonrasında da spektral çıkarma işleminin uygulandığı durumlar için gerçekleştirilmiştir. Bölütlerden hesaplanan EBLÜ ve ortalama değer özniteliklerinin dağılımları şekil 5.3'te gösterilmektedir.



Şekil 5.3 Apne sonrası horlama, basit horlama ve nefes bölütleri için hesaplanan EBLÜ ve ortalama değer özniteliklerinin dağılımları (Gürültü temizleme işleminin yapılmadığı durum)

Şekil 5.3'ten üç grup için hesaplanan değerlerin, bazı bölgelerde kesişmekle beraber ayrıştırılabilir oldukları görülebilmektedir. Nefes bölütlerine ait EBLÜ değerlerinin %83,22'si pozitif bulunmuştur. Nefes seslerinin kaotik özellikler taşıdığı sonucu çıkarılabilmektedir. Ayrıca nefes bölütlerine ait EBLÜ değerlerinin sıfıra yakın bölgede yoğunlaşması ve özellikle basit horlama bölütlerine ait değerlerden daha küçük olmaları, nefes seslerinin özellikle basit horlama seslerine göre daha az kaotik olduğuna ve daha kararlı davranış gösterdiğine işaret etmektedir.

Verilerin sınıflandırılması için 2 katmanlı ileri beslemeli YSA kullanılmıştır. Eğitim setinde 60 apne sonrası horlama, 60 basit horlama ve 60 nefes bölütünden hesaplanan

öznitelikler kullanılmıştır. Sınıflandırıcı çıkışında apne sonrası horlama bölütleri için "1", basit horlama bölütleri için "2" ve nefes bölütleri için "3" değeri atanmıştır. Test için 132 apne sonrası horlama, 102 basit horlama ve 89 nefes bölütünden hesaplanan öznitelikler kullanılmıştır. Sınıflandırıcıdan elde edilen sonuçlar çizelge 5.5'te verilmektedir.

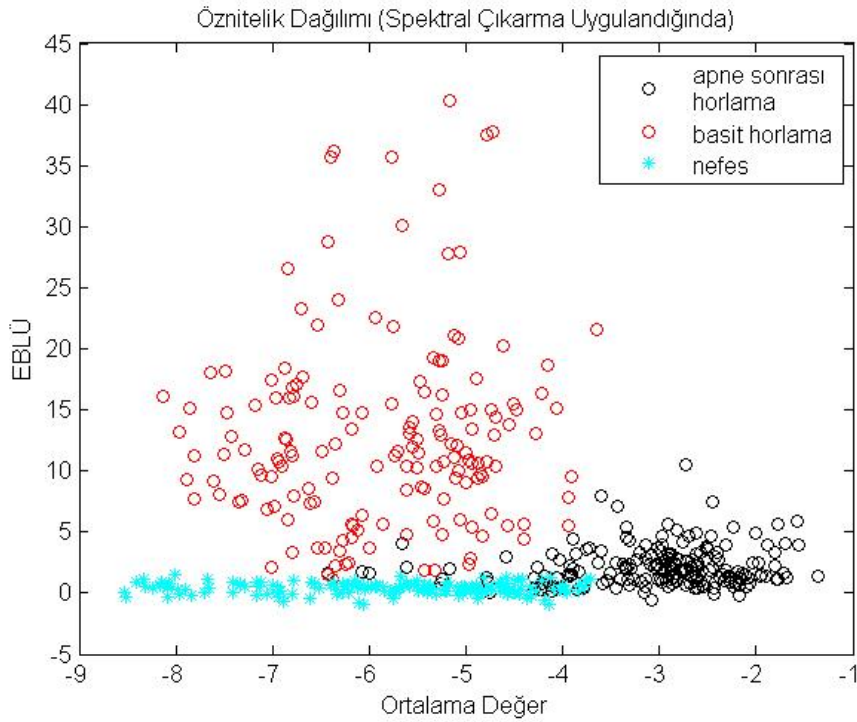
Çizelge 5.5 Gürültü temizleme işleminin yapılmadığı durumda sınıflandırma sonuçları

EBLÜ, Ortalama Değer ve En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi		Tahmin Edilen			Başarı Yüzdesi
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama	Nefes	
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	119	1	12	90,1515
	Basit Horlama	4	95	3	93,1373
	Nefes	8	1	80	89,8876
EBLÜ ve Ortalama Değer		Tahmin Edilen			Başarı Yüzdesi
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama	Nefes	
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	120	2	10	90,9091
	Basit Horlama	4	93	5	91,1765
	Nefes	15	1	73	82,0225
EBLÜ		Tahmin Edilen			Başarı Yüzdesi
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama	Nefes	
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	82	33	17	62,1212
	Basit Horlama	22	80	0	78,4314
	Nefes	10	6	73	82,0225
Ortalama Değer		Tahmin Edilen			Başarı Yüzdesi
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama	Nefes	
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	117	8	7	88,6364
	Basit Horlama	2	50	50	49,0196
	Nefes	9	32	48	53,9326
En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi		Tahmin Edilen			Başarı Yüzdesi
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama	Nefes	
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	81	19	32	61,3636
	Basit Horlama	30	71	1	69,6078
	Nefes	14	8	67	75,2809

Sınıflandırmada tüm özniteliklerin kullanıldığı durumda her üç sınıf için %90 civarında başarı elde edilmiştir. Yapılan hatalara bakılacak olursa, sadece EBLÜ değerleri

kullanıldığında, apne sonrası horlama bölütlerinde daha çok basit horlama, basit horlama bölütlerinde ise daha çok apne sonrası horlama kararı verilmiştir. Sadece ortalama değerler kullanıldığında, basit horlama ile nefes bölütlerine ait değerlerin yaklaşık aynı aralıkta yer almaları nedeniyle sınıflandırmada bu yönde hata yapılmıştır. Söz konusu hatalar, tüm özneliklerin beraber kullanımıyla azaltılmış olup, sınıflandırıcı başarımının arttığı sonucu çıkarılabilmektedir.

Spektral çıkarma yönteminin kullanıldığı durumda EBLÜ ve ortalama değer özneliklerinin dağılımları şekil 5.4'te görülmektedir.



Şekil 5.4 Apne sonrası horlama, basit horlama ve nefes bölütleri için hesaplanan EBLÜ ve ortalama değer özneliklerinin dağılımları (Spektral çıkarma yönteminin uygulandığı durum)

Nefes bölütlerine ait EBLÜ değerlerinin %83,55'i pozitif bulunmuştur. Sınıflandırmada bir önceki durum için kullanılan sınıflandırıcı türü, eğitim ve testte setindeki bölüt sayısı, sınıflandırıcı çıkışı gibi parametrelerde değişiklik yapılmadan işlemler gerçekleştirilmiş olup, elde edilen sonuçlar çizelge 5.6'da verilmektedir.

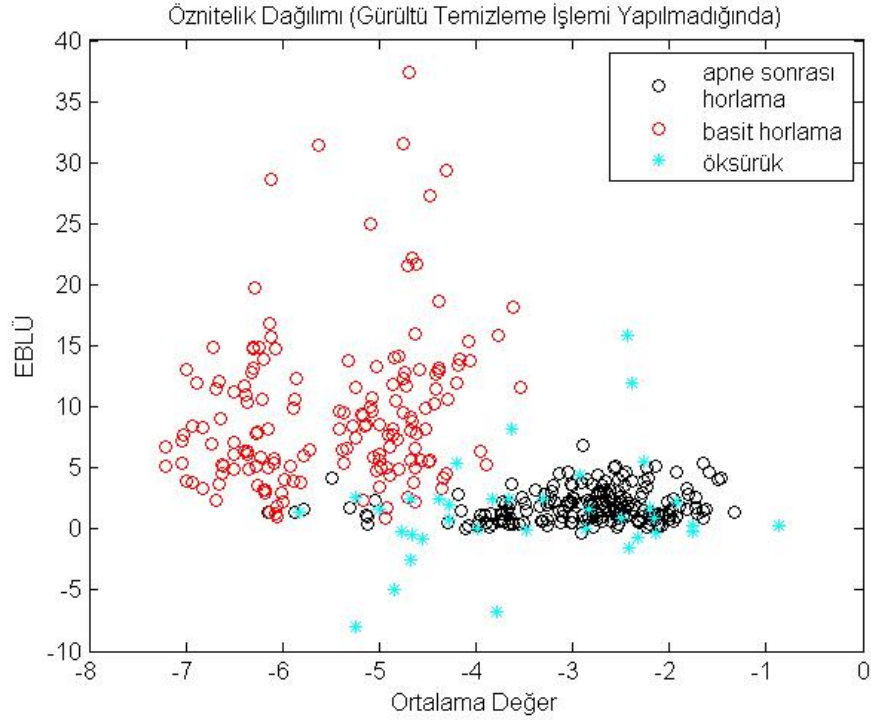
Çizelge 5.6 Spektral çıkarma işleminin uygulandığı durumda sınıflandırma sonuçları

EBLÜ, Ortalama Değer ve En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi		Tahmin Edilen			Başarı Yüzdesi
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama	Nefes	
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	121	1	10	91,6667
	Basit Horlama	4	95	3	93,1373
	Nefes	5	0	84	94,3820
EBLÜ ve Ortalama Değer		Tahmin Edilen			Başarı Yüzdesi
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama	Nefes	
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	121	3	8	91,6667
	Basit Horlama	6	92	4	90,1961
	Nefes	9	1	79	88,7640
EBLÜ		Tahmin Edilen			Başarı Yüzdesi
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama	Nefes	
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	84	24	24	63,6364
	Basit Horlama	18	84	0	82,3529
	Nefes	7	8	74	83,1461
Ortalama Değer		Tahmin Edilen			Başarı Yüzdesi
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama	Nefes	
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	120	11	1	90,9091
	Basit Horlama	11	51	40	50
	Nefes	20	36	33	37,0787
En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi		Tahmin Edilen			Başarı Yüzdesi
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama	Nefes	
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	80	12	40	60,6061
	Basit Horlama	32	66	4	64,7059
	Nefes	16	4	69	77,5281

Sınıflandırmada bir önceki duruma göre genel olarak daha yüksek başarı elde edilmiştir. Özellikle tüm özneliklerin kullanıldığı durumda her üç sınıfta başarı yüzdesi %90'ın üzerinde bulunmuştur. Spektral çıkarma yönteminin apne sonrası horlama, basit horlama ile nefes seslerini sınıflandırmada olumlu katkılar sağladığı sonucuna varılmıştır.

Deneysel çalışmaların sonraki aşamasında, öksürük sesleriyle horlama seslerinin ayırt edilebilirliğinin araştırılması amacıyla veri tabanındaki hastalardan toplam 37 öksürük

bölütü alınarak işlemler gerçekleştirilmiştir. Öncelikle gürültünün temizlenmediği durum için analizler yapılmış olup, hesaplanan özneliklerin dağılımı şekil 5.5'te gösterilmektedir.



Şekil 5.5 Apne sonrası horlama, basit horlama ve öksürük bölütleri için hesaplanan EBLÜ ve ortalama değer özneliklerinin dağılımları (Gürültü temizleme işleminin yapılmadığı durum)

Öksürük bölütlerine ait EBLÜ değerlerinin %67,56'sı pozitif bulunmuştur. Şekil 5.5'ten öksürük bölütlerine ait değerlerin, özellikle apne sonrası horlama bölütlerinin değerlerine karıştığı görülmektedir. Bu durumun sınıflandırma başarımını olumsuz etkileyeceği söylenebilmektedir.

Verilerin sınıflandırılmasında 2 katmanlı ileri beslemeli YSA kullanılmıştır. Eğitim setinde 60 apne sonrası horlama, 60 basit horlama ve 27 öksürük bölütünden hesaplanan öznelikler kullanılmıştır. Sınıflandırıcı çıkışında apne sonrası horlama bölütleri için "1", basit horlama bölütleri için "3" ve öksürük bölütleri için "2" değeri atanmıştır. Test için 132 apne sonrası horlama, 102 basit horlama ve 10 öksürük bölütünden hesaplanan

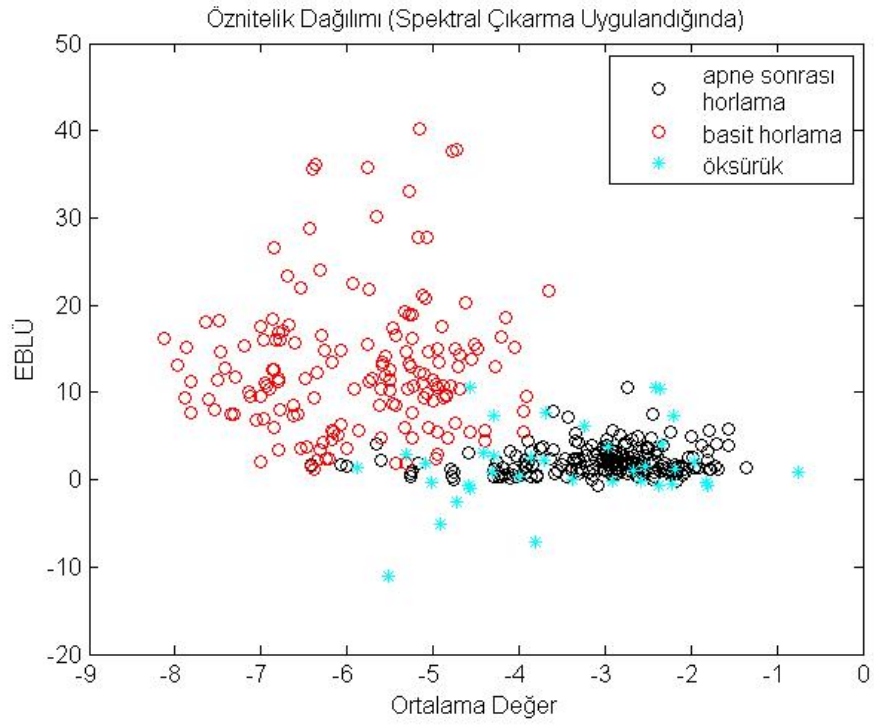
öznitelikler kullanılmıştır. Sınıflandırıcıdan elde edilen sonuçlar çizelge 5.7’de verilmiştir.

Çizelge 5.7 Gürültü temizleme işleminin yapılmadığı durumda sınıflandırma sonuçları

EBLÜ, Ortalama Değer ve En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi		Tahmin Edilen			Başarı Yüzdesi
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama	Öksürük	
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	117	8	7	88,6364
	Basit Horlama	4	96	2	94,1176
	Öksürük	5	2	3	30
EBLÜ ve Ortalama Değer		Tahmin Edilen			Başarı Yüzdesi
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama	Öksürük	
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	116	5	11	87,8788
	Basit Horlama	10	86	6	84,3137
	Öksürük	5	3	2	20

Öksürük bölütlerinde sınıflandırma başarımları düşük bulunmuştur. Ancak kullanılan bölüt sayısının az olmasından dolayı, bölüt sayısı artırıldığında daha doğru ve başarılı sonuçların elde edileceği düşünülmektedir. Ayrıca öksürük bölütlerinden hesaplanan değerlerin, apne sonrası horlama bölütlerine ait değerlere yakın olması nedeniyle sınıflandırma hatası bu yönde olmuştur.

Spektral çıkarma işleminin uygulandığı durumda hesaplanan özniteliklerin dağılımı şekil 5.6’da gösterilmektedir.



Şekil 5.6 Apne sonrası horlama, basit horlama ve öksürük bölütleri için hesaplanan EBLÜ ve ortalama değer özniteliklerinin dağılımları (Spektral çıkarma işleminin uygulandığı durum)

Öksürük bölütlerine ait EBLÜ değerlerinin %64,86'sı pozitif bulunmuştur. Sınıflandırmada bir önceki durum için kullanılan sınıflandırıcı türü, eğitim ve testte setindeki bölüt sayısı, sınıflandırıcı çıkışı gibi parametrelerde değişiklik yapılmadan işlemler gerçekleştirilmiş olup, elde edilen sonuçlar çizelge 5.8'de verilmektedir.

Çizelge 5.8 Spektral çıkarma işleminin uygulandığı durumda sınıflandırma sonuçları

<i>EBLÜ, Ortalama Değer ve En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi</i>		Tahmin Edilen			Başarı Yüzdesi
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama	Öksürük	
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	130	0	2	98,4848
	Basit Horlama	11	88	3	86,2745
	Öksürük	6	1	3	30
<i>EBLÜ ve Ortalama Değer</i>		Tahmin Edilen			Başarı Yüzdesi
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama	Öksürük	
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	129	1	2	97,7273
	Basit Horlama	11	87	4	85,2941
	Öksürük	6	1	3	30

Çizelge 5.8’den görülebileceği gibi spektral çıkarma işlemi, bir önceki duruma göre sınıflandırma başarımını bir miktar arttırmıştır. Sınıflandırma hatası açısından bakıldığında, öksürük bölütlerinin birçoğuna apne sonrası horlama kararı verilmiştir.

Gerek vd. (1999)’nin makalesinde bildirildiğine göre horlaması olan kişilerin %35’inde apne tespit edilmiştir. Verilen orana uygun olarak eğitim setinde kullanılan apne sonrası horlama ve basit horlama bölütlerinin sayılarının değiştirildiği durumda (Deney Seti 2) algoritmanın başarımı deneysel çalışmalar kapsamında irdelenmiştir. Bu amaçla öncelikle gürültünün azaltılmadığı durum için eğitim setinde 28 apne sonrası horlama, 80 basit horlama bölütü alınmıştır. Test setinde ise 164 apne sonrası horlama, 82 basit horlama bölütü kullanılmış olup, sınıflandırıcıdan elde edilen sonuçlar çizelge 5.9’da verilmektedir.

Çizelge 5.9 Gürültü temizleme işleminin yapılmadığı durumda sınıflandırma sonuçları (Deney Seti 2)

EBLÜ, Ortalama Değer ve En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	155	9	%94,5122	%98,7805
	Basit Horlama	1	81		
EBLÜ ve Ortalama Değer		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	154	10	%93,9024	%95,1220
	Basit Horlama	4	78		
EBLÜ		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	134	30	%81,7073	%81,7073
	Basit Horlama	15	67		
Ortalama Değer		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	152	12	%92,6829	%91,4634
	Basit Horlama	7	75		
En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	139	25	%84,7561	%86,5854
	Basit Horlama	11	71		

Eğitim setinin eski durumuna göre şimdiki durumda apne sonrası horlama bölütü sayısı azaltılmış, basit horlama bölütü sayısı ise arttırılmıştır. Bundan dolayı sınıflandırıcının seçiciliği artmış, hassasiyeti ise azalmıştır.

Spektral çıkarma yöntemi kullanılarak eğitim ve test setindeki bölüt sayısı, eşik değeri gibi parametrelerde değişiklik yapılmadan işlemler gerçekleştirildiğinde elde edilen sonuçlar çizelge 5.10'da verilmektedir.

Çizelge 5.10 Spektral çıkarma işleminin uygulandığı durumda sınıflandırma sonuçları (Deney Seti 2)

EBLÜ, Ortalama Değer ve En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	158	6	%96,3415	%100
	Basit Horlama	0	82		
EBLÜ ve Ortalama Değer		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	155	9	%94,5122	%96,3415
	Basit Horlama	3	79		
EBLÜ		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	146	18	%89,0244	%84,1463
	Basit Horlama	13	69		
Ortalama Değer		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	151	13	%92,0732	%91,4634
	Basit Horlama	7	75		
En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi		Tahmin Edilen		Hassasiyet	Seçicilik
		Apne Sonrası Horlama	Basit Horlama		
Gerçek	Apne Sonrası Horlama	134	30	%81,7073	%89,0244
	Basit Horlama	9	73		

Spektral çıkarmanın uygulandığı durumda bir önceki durumda olduğu gibi sınıflandırıcı seçiciliği artmış, hassasiyeti ise azalmıştır. Deney Seti 1'in kullanıldığı durumda olduğu gibi spektral çıkarma yöntemi kullanıldığında gürültünün temizlenmediği duruma göre daha yüksek sınıflandırıcı başarımına ulaşılmıştır. Ayrıca Deney Seti 1'in kullanıldığı durumda olduğu gibi spektral çıkarma işleminin, öznel olarak sadece EBLÜ değerlerinin kullanıldığı durumdaki başarıyı arttırdığı tespit edilmiştir. Deney Seti 1 ve Deney Seti 2'nin kullanıldığı durumlarda elde edilen sonuçların tutarlı olması, öznel olarak apne sonrası horlama/basit horlama bölütlerini sınıflandırma probleminde kullanımının yerinde olduğunu göstermiştir.

Tez çalışmasında elde edilen sonuçlar ile TUAS/basit horlama ayırımı gerçekleştiren diğer çalışmalar arasında karşılaştırma yapılabilmesi amacıyla gerekli bilgiler ve başarı yüzdeleri çizelge 5.11’de verilmiştir.

Çizelge 5.11 TUAS/basit horlama ayırımı gerçekleştiren çalışmalara ait bilgiler ve başarı yüzdeleri

Çalışmayı Gerçekleştiren	Hasta Sayısı	Kullanılan Parametreler	Materyal	Başarı Yüzdesi
Abeyratne vd. (2001)	7 TUAS, 7 Basit Horlayan	Toplam havayolu tepkesinden elde edilen Perde-Jitter grafiği kullanılmıştır.	Her hastadan yaklaşık 10 horlama bölütü	Apne için hassasiyet: %92,31 Apne değil için hassasiyet: %90,7
Ankışhan ve Arı (2012)	19 Apne/ Hipopne Hastası, 21 Basit Horlayan	EBLÜ değerleri	3735 horlama bölütü	Apne/ hipopne için doğruluk: %89,08
Azarbarzin ve Moussavi (2012a)	37 TUAS, 13 Basit Horlayan	1. formant frekansı, merkezi eğilim ölçüsü ve çarpıklık parametreleri	20401 horlama bölütü	Hassasiyet: %73,1 Seçicilik: %94,1
Azarbarzin ve Moussavi (2012b)	42 TUAS, 15 Basit Horlayan	Ortalama güç, sıfır geçiş oranı, spektral tepenin olduğu en düşük frekans, en yüksek güce sahip tepenin frekansı ve spektral entropi parametrelerinin toplam varyasyon normları	22993 horlama bölütü	Hassasiyet: %92,9 Seçicilik: %100
Ben-Israel vd. (2010)	29 TUAS, 31 Basit Horlayan	Horlama olayları arası sessizlik süresi, MEL frekansı kepstrum katsayılarının kararlılığı, horlama gruplarına ait enerji varyansı, apneli faz oranı ve perde yoğunluğu	Her hastadan ortalama 2000 horlama bölütü	Hassasiyet: %96,5 Seçicilik: %90,6

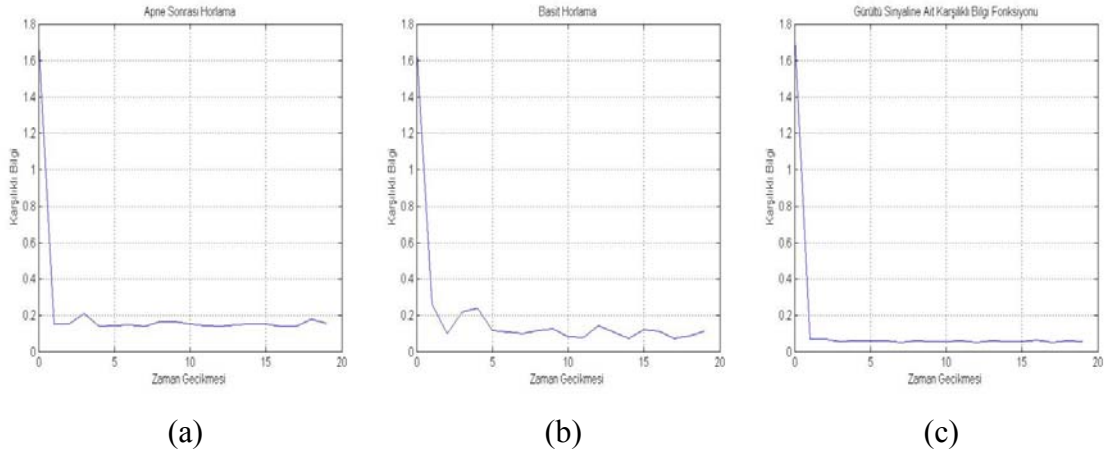
Çizelge 5.11 TUAS/basit horlama ayırımı gerçekleştiren çalışmalara ait bilgiler ve başarı yüzdeleri (devam)

Çalışmayı Gerçekleştiren	Hasta Sayısı	Kullanılan Parametreler	Materyal	Başarı Yüzdesi
Ghaemmaghami vd. (2009)	64 TUAS, 22 Basit horlayan	Horlama bölütlerinin Gauss dağılımından uzaklık indeksi	Apne bölümlerinin tespiti için horlama sinyali 1-30 s'lik bölütlere ayrılmıştır.	Hassasiyet: %97,34
Karunajeewa vd. (2011)	28 TUAS, 13 Basit Horlayan	Perdeye ait (ortalaması, modu, varyansı, çarpıklığı ve basıklığı) ile toplam havayolu tepkesinden elde edilen (merkez frekansı, frekansın standart sapması, simetri katsayısı, frekans bandındaki genliğin tüm genliğe oranı..) parametreler	Her hastadan maksimum 100 horlama bölümü	Hassasiyet: %89,3 Seçicilik: %92,3
Liao ve Su (2006)	-	Kullback-Leibner uzaklığı ve spektrogramın entropisi	50 apne ve 61 apne olmayan horlama bölütü	Apne için: %94 Apne değil için: %82
Ng vd. (2006)	8 TUAS, 5 Basit Horlayan	İlk üç formant frekansı (Sınıflandırmada 1. formant frekansı kullanılmıştır)	130 horlama bölütü	Hassasiyet: %90 Seçicilik: %92
Ng vd. (2009)	30 TUAS, 10 Basit Horlayan	Dalgacık ikili uyum analizinden elde edilen tepe frekansı ile toplam tepe frekansı	1600 horlama bölütü	Hassasiyet: %90,3 Seçicilik: %86

Çizelge 5.11 TUAS/basit horlama ayırımını gerçekleştiren çalışmalara ait bilgiler ve başarı yüzdeleri (devam)

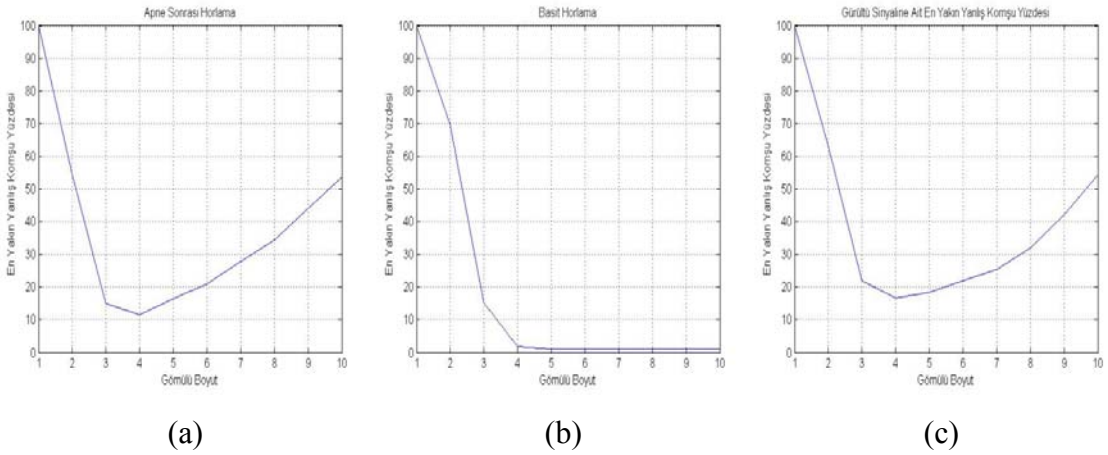
Çalışmayı Gerçekleştiren	Hasta Sayısı	Kullanılan Parametreler	Materyal	Başarı Yüzdesi
Sola-Soler vd. (2002)	8 TUAS, 8 Basit Horlayan	Perde eğrisinden elde edilen (ortalama değer, standart sapma, yoğunluk..) parametreler	683 horlama bölütü	Apne bölütleri için doğruluk: %64,4 Horlama bölütleri için doğruluk: %58,5
Sola-Soler vd. (2005)	15 TUAS, 9 Basit Horlayan	Ortalama ve maksimum ses yoğunluğu ile güç spektral yoğunluğuna ait simetri katsayısı, frekansın standart sapması ve güç oranı parametrelerinin standart sapmalarının ilk fark değerleri	35058 horlama bölütü	TUAS için doğruluk: %100 Basit horlayan için doğruluk: %57,1
Sola-Soler vd. (2007)	19 TUAS, 17 Basit Horlayan	Perde dalga şeklinden elde edilen (ortalama değer, standart sapma, çeyrek değerler aralığı, yoğunluk..), güç spektral yoğunluğuna ait (ortalama, ortanca, maksimum frekanslar, tepe frekansı, frekansın standart sapması, simetri ve düzlük katsayıları) ve AR spektral zarfından elde edilen parametreler	Her TUAS hastasından ortalama 1484, her basit horlayandan ortalama 2202 horlama	Hassasiyet: %94,1 Seçicilik: %73,7
Tez çalışması	9 TUAS, 9 Basit Horlayan	EBLÜ değerleri, Iraksama Eğrisinin Ortalama Değeri ve en yakın yanlış komşu yüzdesi	354 horlama bölütü	Hassasiyet: %100 Seçicilik: %96,0784

Tez çalışması kapsamında son olarak, horlama sinyallerinin kaotik yapısını daha iyi vurgulayabilmek açısından, sentetik olarak üretilen gürültü sinyali ile karşılaştırmalar yapılmıştır. Bu amaçla öncelikle ortalama değeri 0, standart sapması 1 olan 2000 örnekli beyaz Gauss gürültü sinyali üretilmiştir. Örnek apne sonrası horlama ve basit horlama bölütleri ile gürültü sinyalinin karşılıklı bilgi fonksiyonları ile en yakın yanlış komşu yüzdeleri şekil 5.7 - 5.8’de görülmektedir.



Şekil 5.7 Örnek bazı sinyallerin karşılıklı bilgi fonksiyonları

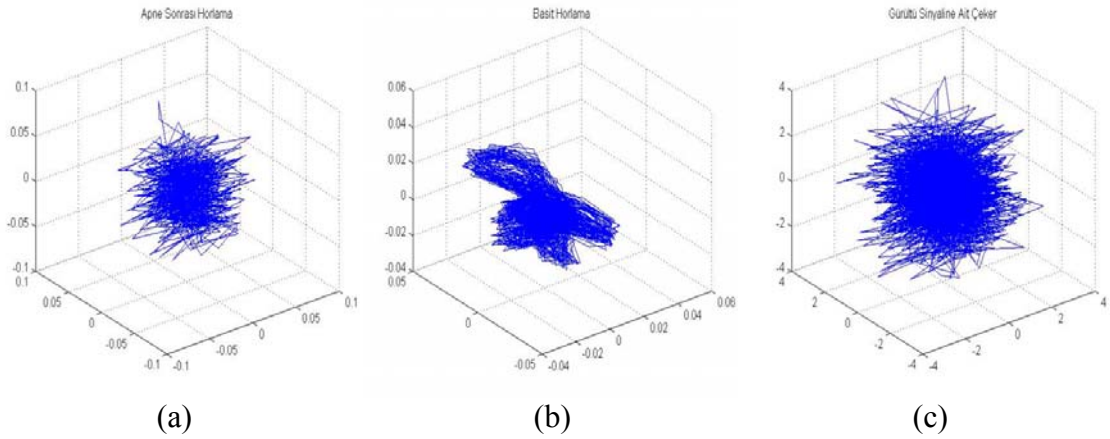
a. Apne sonrası horlama b. Basit horlama c. Beyaz gürültü sinyali



Şekil 5.8 Örnek bazı sinyallerin en yakın yanlış komşu yüzdeleri

a. Apne sonrası horlama b. Basit horlama c. Beyaz gürültü sinyali

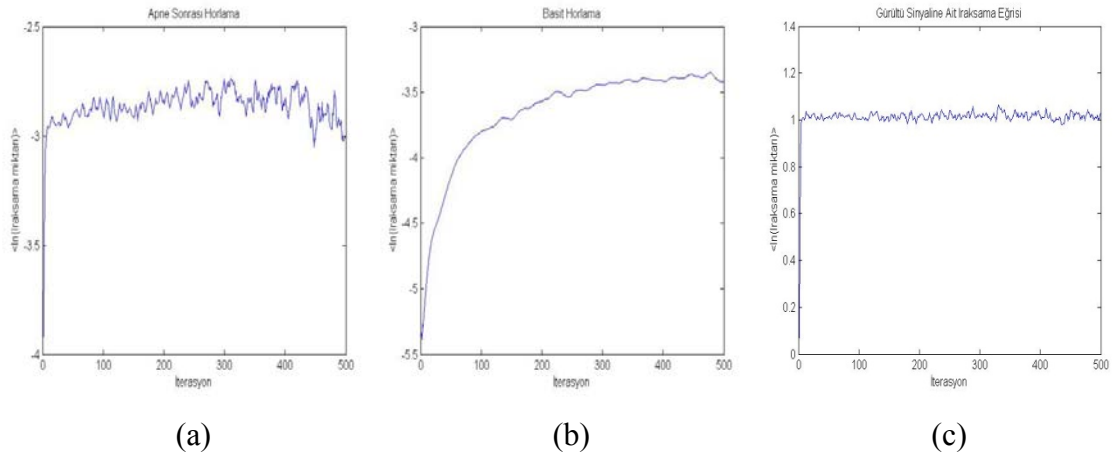
Şekil 5.8'den, apne sonrası horlama bölütü ile gürültüden elde edilen en yakın yanlış komşu yüzdesinin, gömülü boyutun belli bir değerinden sonra giderek arttığı görülmektedir. Kennel vd. (1992) tarafından, gürültü sinyalinde yanlış komşu yüzdesinin minimum olduğu gömülü boyut değerinden sonra gömülü boyut artışının devam etmesi halinde yanlış komşuların sayısının arttığı bildirilmiştir. d . boyutta yakın komşu olan vektörler arasındaki mesafenin $d+1$. boyutta artarak çeker sınırlarına ulaşması, vektörlerin yanlış komşular olarak kabul edilmesine neden olmaktadır. Apne sonrası horlama bölütleriyle gürültü sinyalinin en yakın yanlış komşu yüzdesi grafiklerinde görülen bu durum, apne sonrası horlama seslerinin kaotik analiz açısından gürültü sinyaliyle benzer özellikler gösterdiği konusunda bilgi sağlamıştır. Kaotik analiz öncesinde örnek sinyallerin zaman gecikmesi değerleri kullanılarak elde edilen 3 boyutlu çekerleri şekil 5.9'da gösterilmektedir.



Şekil 5.9 Örnek bazı sinyallerin 3 boyutlu faz uzayındaki çekerleri

a. Apne sonrası horlama b. Basit horlama c. Beyaz gürültü sinyali

Şekil 5.9'dan apne sonrası horlama bölütü ile gürültü sinyalinin çeker formlarının benzer yapıda oldukları ve belirli bir geometrik şekillerinin olmadığı görülebilmektedir. Basit horlama bölütünde ise çekerin daha düzgün bir yapıda olduğu ve garip çeker formuna daha yakın olduğu söylenebilmektedir. Kaotik parametrelerin hesaplanabilmesi için uygun zaman gecikmesi ve minimum gömülü boyut değerleri kullanıldığında elde edilen ıraksama eğrileri ise şekil 5.10'da görülmektedir.



Şekil 5.10 Örnek bazı sinyallere ait ıraksama eğrileri

a. Apne sonrası horlama b. Basit horlama c. Beyaz gürültü sinyali

Gürültü sinyalinin ıraksama eğrisinden görülebileceği gibi yakın yörüngeler başlangıçta ani olarak birbirinden uzaklaşmakta, daha sonra aralarındaki mesafe neredeyse sabit kalmaktadır. Kaotik sistemler ile gürültüyü ayıran en önemli özelliğin yakın yörüngelerin ıraksaması olduğu Bölüm 3.3'te belirtilmiş olup, gürültü sinyalinin ıraksama eğrisi bu özelliğe uygun şekilde elde edilmiştir. İraksama eğrilerinden EBLÜ değerleri ve ortalama değerler çizelge 5.12'deki gibi hesaplanmıştır.

Çizelge 5.12 Örnek bazı sinyallere ait EBLÜ değerleri ve ortalama değerler

	Zaman Gecikmesi	Min. Gömülü Boyut	EBLÜ Değeri	Ortalama Değer
Apne Sonrası Horlama	1	4	0,7646	-2,8642
Basit Horlama	2	7	21,6205	-3,6492
Beyaz Gürültü	1	4	9,4659e-6	1,0125

Çizelge 5.12 EBLÜ değerleri açısından incelendiğinde, gürültü sinyaline ait değer hemen hemen sıfır bulunmuştur. Buradan sinyal üzerindeki gürültünün, sinyale ait EBLÜ değerini azaltıcı etkisinin olduğu bir kez daha görülmüştür. Ayrıca apne sonrası horlama bölütü EBLÜ değerinin, basit horlamaya göre gürültü sinyali EBLÜ değerine daha yakın olduğu görülmektedir. Elde edilen sonuçlar, apne sonrası horlama seslerinin

kaotiklik açısından gürültü sinyaline yakın davranış gösterdiği görüşünü destekler niteliktedir.

6. TARTIŞMA VE SONUÇ

Horlama seslerinin kaotik analiziyle ilgili literatürde sınırlı sayıda araştırma yapılmış olup, kaotik analiz yöntemlerini kullanarak doğrudan apnenin tespit edilmesiyle ilgili çalışmalar neredeyse yok denecek kadar azdır. Bu tez çalışmasında, horlama seslerinin kaotik yapısına dayalı olarak En Büyük Lyapunov Üsteli (EBLÜ), Iraksama Eğrisinin Ortalama Değeri ve En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi parametreleri, horlama seslerinden TUAS/basit horlayan durumlarının sınıflandırılması amacıyla öznitelik olarak kullanılmıştır.

Horlama bölütlerinin %99,15'inde EBLÜ değerleri pozitif bulunmuştur. Bu sonuç, horlama seslerinin kaynağı olan üst hava yolunun büyük ölçüde kaotik sistem davranışı gösterdiğini ve sistem dinamiklerinin kaotik analiz yöntemleriyle incelenebileceğini ortaya koymaktadır. EBLÜ değerleri, TUAS hastalarında basit horlayanlara göre daha düşük bulunmuştur. TUAS hastalarına ait horlama seslerinin basit horlayanlara göre daha az kaotik olduğu, daha kararlı bir yapıda olduğu söylenebilmektedir. Sınıflandırmada pozitif katkıları olduğu belirlenen Iraksama Eğrisinin Ortalama Değeri ile En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi parametreleri, yapılan literatür incelemesi neticesinde tespit edildiği üzere ilk kez bu çalışmada kullanılmıştır. Ortalama değerler TUAS hastalarında basit horlayanlara göre daha büyük bulunmuştur. Bu durum, TUAS hastalarının faz uzayında yörüngeleri arasındaki mesafenin basit horlayanlara göre daha fazla olduğunu göstermektedir.

YSA ile sınıflandırma sonucunda spektral çıkarma yöntemiyle en yüksek %100 hassasiyete ve %96,0784 seçiciliğe ulaşılmıştır. Sınıflandırıcı çıkışında en yüksek başarımla, tüm özniteliklerin birlikte kullanıldığı durumda elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlarla bu tez çalışması, literatürde horlama sinyallerinden TUAS/basit horlayan sınıflandırması yapan çalışmalar arasında iyi bir konumda yer almaktadır.

Ayrıca tez çalışmasında kaotik analizle nefes ve öksürük seslerinin, horlama seslerinden ayırt edilebilirliği incelenmiştir. Nefes, apne sonrası horlama ve basit horlama sesleri

başarılı bir şekilde sınıflandırılmış olup, öksürük seslerinin az sayıda olması nedeniyle değerlendirme için yeterli sonuçlar elde edilememiştir.

EBLÜ, Iraksama Eğrisinin Ortalama Değeri ve En Yakın Yanlış Komşu Yüzdesi parametreleriyle, TUAS/basit horlayan durumları ile apne sonrası horlama/basit horlama/nefes seslerini sınıflandırma problemlerinde kullanılabilir anlamı sonuçlar üretilmiştir.

Gelecek çalışmalarda daha fazla hastadan alınan verilerle analizlerin gerçekleştirilmesi çalışmanın doğruluğunun artırılması açısından önerilmektedir. Ayrıca, horlama seslerinin kaotik analizinden yararlanılarak apne şiddetine göre hastaların sınıflandırılabilirliği değerlendirilmektedir.

KAYNAKLAR

- Abeyratne, U.R., Patabandi, C.K.K. and Puvanendran, K. 2001. Pitch-jitter analysis of snoring sounds for the diagnosis of sleep apnea. Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE EMBS, İstanbul, pp. 2072-2075.
- Ahlstrom, C., Johansson, A., Hult, P. and Ask, P. 2006. Chaotic dynamics of respiratory sounds. *Chaos, Solitons and Fractals*, 29; pp. 1054–1062.
- Akobeng, A.K. 2007. Understanding diagnostic tests 1: sensitivity, specificity and predictive values. *Acta Paediatrica*. Vol. 96, Issue 3, pp. 338–341.
- Alligood, K.T., Sauer, T.D. and Yorke, J.A. 1996. *Chaos: An Introduction to Dynamical Systems*. Springer-Verlag, 603 p., USA.
- Ankışhan, H. ve Arı, F. 2012. Horlamaya ilişkin seslerin kaotik analizi. 20. IEEE Sinyal işleme ve iletişim uygulamaları kurultayı (SIU 2012), Fethiye.
- Ankışhan, H. ve Yılmaz, D. 2010. Horlama Ses Sinyallerinin Otoregresif Model Tabanlı İncelenmesi. IEEE 18th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU 2010), Diyarbakır, s.181-184.
- Ankışhan, H. and Yılmaz, D. 2011. Analysis of snore sounds by using the largest Lyapunov exponents. *Journal Of Concrete And Applicable Mathematics (JCAAM)*, 9(2); pp. 146-153.
- Anonim. 2008. Uyku Apne Sendromu Türk Uyku Tıbbı Derneği yayını, 12s.,İstanbul.
- Anonymous. 1999. Sleep–Related Breathing Disorders in Adults: Recommendations for Syndrome Definition and Measurement Techniques in Clinical Research. *Sleep*, Vol. 22, Issue 05, pp. 667-689.

- Azarbarzin, A. and Moussavi, Z. 2011. Nonlinear properties of snoring sounds. In Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing, ICASSP 2011; pp. 4316-4319.
- Azarbarzin, A. and Moussavi, Z. 2012. Relationship between obstructive sleep apnea and snoring type, American Thoracic Society Conference, pp. A6433-A6433.
- Azarbarzin, A. and Moussavi, Z. 2012. Snoring sounds variability as a signature of obstructive sleep apnea. Journal of Medical Engineering & Physics, pp. 479– 485.
- Basseville, M. and Nikiforov, I.V. 1993. Detection of Abrupt Changes: Theory and Application. Prentice-Hall, Inc., 446 p.
- Ben-Israel, N., Tarasiuk, A. and Zigel, Y. 2010. Nocturnal sound analysis for the diagnosis of obstructive sleep apnea. 32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS, Buenos Aires, pp. 6146-6149.
- Boll, S.F. 1979. Suppression of Acoustic Noise in Speech Using Spectral Subtraction. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing ASSP, Vol. 27, Issue 2; pp. 113–120.
- Borrelli, R.L. and Coleman, C.S. 2004. Differential Equations: A Modeling Perspective. John Wiley & Sons Inc., 718 p., New York.
- Casaleggio, A., Braiotto, S. and Corana, A. 1995. Study of the Lyapunov Exponents of ECG Signals from MIT-BIH Database. Computers in Cardiology, IEEE Press, pp. 697-70.

- Çavuşoğlu, M., Kamaşak, M., Eroğul, O., Çiloğlu, T., Serinağaoğlu, Y. and Akçam, T. 2007. An efficient method for snore/nonsnore classification of sleep sounds. *Physiological Measurement*, Vol. 28, pp. 841-853.
- Çavuşoğlu, M., Çiloğlu, T., Serinağaoğlu, Y., Kamaşak, M., Eroğul, O. and Akçam, T. 2008. Investigation of sequential properties of snoring episodes for obstructive sleep apnoea identification. *Physiological Measurement* 29; pp. 879-898.
- Çoban, G. 2007. Zaman Serilerinde Faz Uzayının Oluşturulması Ve Kaosun Tespiti: Döviz Kurları Üzerine Bir Uygulama", Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İstatistik Anabilim Dalı.
- Demirgüneş, D.D. 2009. Basit Horlayan ve Tıkayıcı Uyku Apne Sendromlu Hastalardan Toplanacak Fizyolojik Sinyallerin Analizi ve Karşılaştırılması. Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Ankara.
- Demirgüneş, D.D., Eroğul, O., Akçam, T. ve Telatar, Z. 2009. Horlayan Hastaların Solunum, Oksijen Saturasyonu ve Akustik Sinyallerinin Analizi. *Biyomut* 2009 14. Biyomedikal Mühendisliği Ulusal Toplantısı, İzmir.
- Epstein, L.J., Kristo, D., Strollo, P.J., Friedman, N., Malhotra, A., Patil, S.P., Ramar, K., Rogers, R., Schwab, R.J., Weaver, E.M. and Weinstein, M.D. 2009. Clinical Guideline for the Evaluation, Management and Long-term Care of Obstructive Sleep Apnea in Adults, *Journal of Clinical Sleep Medicine*, Vol. 5, No. 3; pp. 263-264.
- Erişen, L. 2013. Horlama ve Tıkayıcı Uyku Apnesi Sendromu.
<http://kbb.uludag.edu.tr/oralkavite-hastalik-OSAS.htm>, Erişim tarihi: 07.06.2013

- Farrell, S. 2009. Phoenix's Leading Pain Management TMJ & CPAP Alternative Provider, Sleep Apnea and Snoring,
<http://www.az-tmj.com/treatment-sleep-apnea.php>.
Eriřim tarihi: 06.06.2013.
- Fiz, J.A., Abad, I., Jane, R., Riera, M., Marlanas, M.A., Caminal, P., Rodenstein, D. and Morera, J. 1996. Acoustic analysis of snoring sound in patients with simple snoring and obstructive sleep apnoea. *Eur Respir J*,9; pp. 2365-2370.
- Fraser, A.M. and Swinney, H.L. 1986. Independent Coordinates for Strange Attractors from Mutual Information. *Physical Review A*, Vol. 33, No. 2, pp. 1134-1140.
- Gerek, M., Akçam, T., Ceyhun, E., Özgen, F. ve Dünder, A. 1999. Kronik Horlama Ve Uyku Apnesi Sendromu Olan Olguların Uyku Parametrelerinin Karşılaştırılması. *K.B.B. ve Baş Boyun Cerrahisi Dergisi*, Cilt 7, Sayı 1; s. 34-36.
- Ghaemmaghami, H., Abeyratne, U.R. and Hukins, C. 2009. Normal Probability Testing of Snore Signals for Diagnosis of Obstructive Sleep Apnea. 31st Annual International Conference of the IEEE EMBS Minneapolis, Minnesota, pp. 5551-5554.
- Govindan, R.B., Narayanan, K. and Gopinathan, M.S. 1998. On the evidence of deterministic chaos in ECG: Surrogate and predictability analysis. *Chaos*, Vol. 8, No. 2, pp. 495 -502.
- Gustafsson, F. 2000. Adaptive Filtering and Change Detection. John Wiley & Sons Ltd., 492 p., England.
- Haykin, S. 2005. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. Pearson Education Pte. Ltd., 823 p., India.

- Hilborn, R. 2004. Chaos and Nonlinear Dynamics: An Introduction for Scientists and Engineers. Oxford University Press, 651 p., New York.
- Iber, C., Ancoli-Israel, S., Chesson, A., and Quan, S.F. 2007. The AASM Manual for the Scoring of Sleep and Associated Events: Rules, Terminology and Technical Specifications. American Academy of Sleep Medicine, 57 p., Westchester IL.
- Işıldak, H. ve Özdoğan, A. 2007-2008. Horlama ve Obstrüktif Uyku Apnesi Sendromu, <http://www.ctf.edu.tr/kbb/seminerler.htm>, Erişim tarihi:06.06.2013
- Jane, R., Fiz, J.A., Solà-Soler, J., Blanch, S., Artis, P. and Morera, J. 2003. Automatic snoring signal analysis in sleep studies. Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Cancun, pp. 366–369.
- Kakıcı, A. 2009. Yapay sinir ağlarına giriş.
<http://www.ahmetkakici.com/yazilim/yapay-sinir-aglarina-giris/>,
Erişim tarihi:07.06.2013
- Kamaşak, M., Çavuşoğlu, M. ve Eroğul, O. 2007. Tıkanmaya Bağlı Uyku Apnesi Hastaları ve Basit Horlayanlarda Horlama Seslerinin İzgesel Zarf İncelemesi, SİU 2007 15. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, Eskişehir.
- Karunajeewa, A.S., Abeyratne, U.R. and Hukins, C. 2011. Multi-feature snore sound analysis in obstructive sleep apnea–hypopnea syndrome. *Physiological Measurement* 32 (1); pp. 83-97.

- Kennel, M.B., Brown, R. and Abarbanel, H.D.I. 1992. Determining embedding dimension for phase-space reconstruction using a geometrical construction. *Physical Review A*, Vol. 45, No. 6; pp. 3403-3411.
- Liao, W.H. and Su, Y.S. 2006. Classification of Audio Signals in All-Night Sleep Studies. 18th IEEE International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2006), Hong Kong, pp. 302-305.
- Lorenz, E.N. 1983. Deterministic Nonperiodic Flow. *Journal Of The Atmospheric Sciences*. Vol. 20; pp. 130-141.
- Murugavel, A.S.M., Ramakrishnan, S., Balasamy, K. and Gopalakrishnan, T. 2011. Lyapunov Features Based EEG Signal Classification by Multi-Class SVM. *Information and Communication Technologies (WICT), 2011 World Congress*, pp.197-201.
- Ng, A.K., Koh, T.S., Baey, E. and Puvanendran, K. 2006. Speech-like Analysis of Snore Signals for the Detection of Obstructive Sleep Apnea. *International Conference on Biomedical and Pharmaceutical Engineering (ICBPE 2006)*, pp. 99-103.
- Ng, A.K., Wong, K.Y., Tan, C.H. and Koh, T.S. 2007. Bispectral analysis of snore signals for obstructive sleep apnea detection. *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS Cité Internationale, Lyon*, pp. 6195-6198.
- Ng, A.K., Koh, T.S., Abeyratne, U.R. and Puvanendran, K. 2009. Investigation of Obstructive Sleep Apnea Using Nonlinear Mode Interactions in Nonstationary Snore Signals. *Annals of Biomedical Engineering*, Vol. 37, No. 9; pp. 1796–1806.

- Rinaldi, S. and Gragnani, A. 2004. Destabilizing factors in slow-fast systems. *Ecological Modelling*, Vol. 180, Issue 4; pp. 445–460.
- Rosenstein, M.T., Collins, J.J. and De Luca, C.J. 1993. A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets. *Physica D*, 65; pp. 117–134.
- Sakakura, A. 2003. Acoustic analysis of snoring sounds with chaos theory. *International Congress Series*, Vol. 1257; pp. 227-230.
- Sola-Soler, J., Jane, R., Fiz, J.A. and Morera J. 2002. Pitch analysis in snoring signals from simple snorers and patients with Obstructive Sleep Apnea. *Proceedings of the 2nd Joint EMBS/BMES Conference, Houston TX.*, pp. 1527-1528.
- Sola-Soler, J., Jane, R., Fiz, J.A. and Morera, J. 2003. Spectral Envelope Analysis in Snoring Signals from Simple Snorers and patients with Obstructive Sleep Apnea. *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS, Cancun*, pp. 2527-2530.
- Sola-Soler, J., Jane, R., Fiz, J.A. and Morera, J. 2005. Variability of snore parameters in time and frequency domains in snoring subjects with and without Obstructive Sleep Apnea. *Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference, Shanghai*, pp. 2583-2586.
- Sola-Soler, J., Jane, R., Fiz, J.A. and Morera, J. 2007. Automatic classification of subjects with and without Sleep Apnea through snoring analysis. *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS Cité Internationale, Lyon*, pp. 6093-6096.
- Scott, D. 1979. On optimal and data-based histograms. *Biometrika*, Vol. 66, Issue 3, pp. 605-610.

- Tađluk, M.E., Sezgin, N. ve Akın, M. 2009. Basit Horlayanlar ile TUAS Hastalarının Horlama Seslerinin Zaman-Frekans Analizi. 17. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SIU), IEEE ve Kocaeli Üniversitesi, Antalya; s. 293-296.
- Takens, F. 1981. Detecting strange attractor in turbulence, Lecture Notes in Mathematics, Vol. 898; pp. 366-381.
- Tufillaro, N.B., Abbott, T. and Reil, J.P. 1992. An Experimental Approach to Nonlinear Dynamics and Chaos. Addison-Wesley, 343 p.
- Übeyli, E. D. 2009. Lyapunov exponents/probabilistic neural networks for analysis of EEG signals. Expert Systems with Applications, Vol. 37, No. 2; pp. 985-992.
- Übeyli, E.D. 2010. Recurrent neural networks employing Lyapunov exponents for analysis of ECG signals. Expert Systems with Applications, Vol. 37, No. 2; pp. 1192-1199.
- Varady, P., Micsik, T., Benedek, S. and Benyo, Z. 2002. A Novel Method for the Detection of Apnea and Hypopnea Events in Respiration Signals. IEEE Transactions On Biomedical Engineering, Vol. 49, No. 9; pp. 936-942.
- Vaseghi, S.V. 2000. Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction. John Wiley & Sons Ltd., 544 p., UK.
- Wolf, A., Swift, J. B., Swinney, H.L. and Vastano, J.A. 1985. Determining Lyapunov exponents from a time series. Physica D, Vol. 16; pp. 285-317.

- Zhang, Y. and Li, Q. 2010. The Researches of Wavelet Transform for the Sleep Apnea Syndrome through Snoring Analysis. 2010 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI 2010), Yantai, Vol. 3; pp. 1273-1276.
- Zhao, Q., Peng, H., Hu, B., Li, L., Qi, Y., Liu, Q. and Liu, L. 2010. Towards an Efficient and Accurate EEG Data Analysis in EEG-Based Individual Identification. In Proceedings of Ubiquitous Intelligence and Computing UIC(2010), Vol. 6406; pp. 534-547.

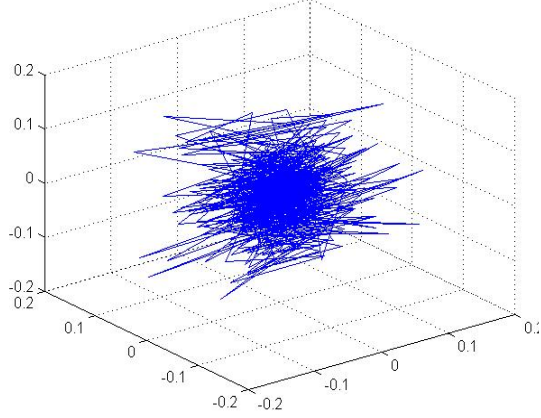
EKLER

EK 1 Örnek Bölütlerin 3 Boyutlu Faz Uzayındaki Çekerleri

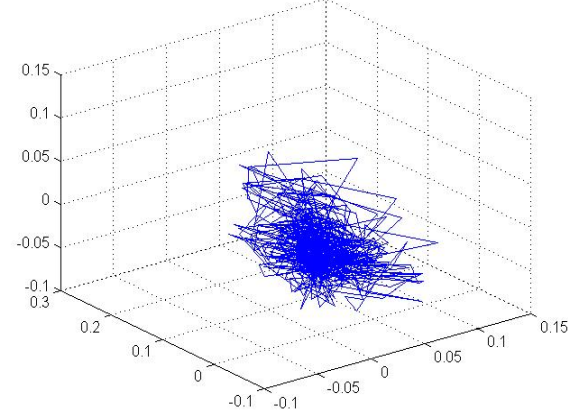
EK 2 Örnek Bölütler İçin Elde Edilen Iraksama Eğrileri

EK 1 Örnek bölütlerin 3 boyutlu faz uzayındaki çekerleri

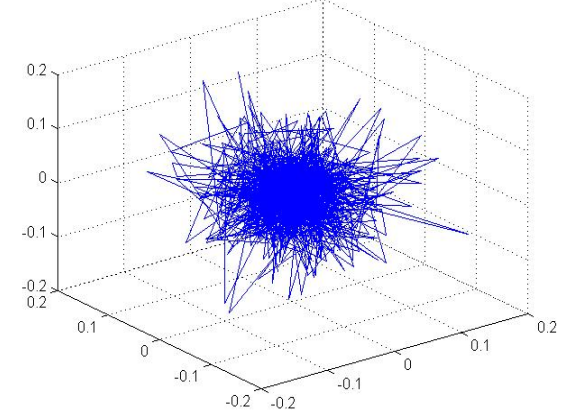
Apne Sonrası Horlama - Örnek 1



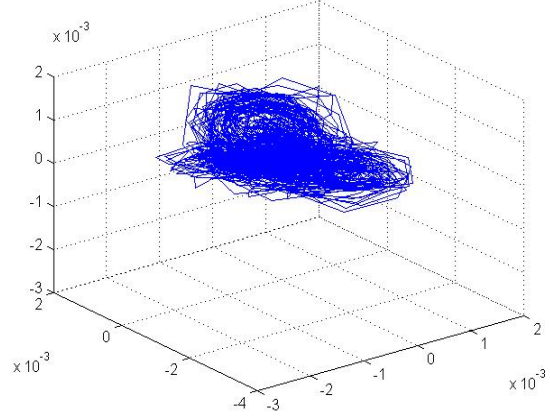
Apne Sonrası Horlama - Örnek 2



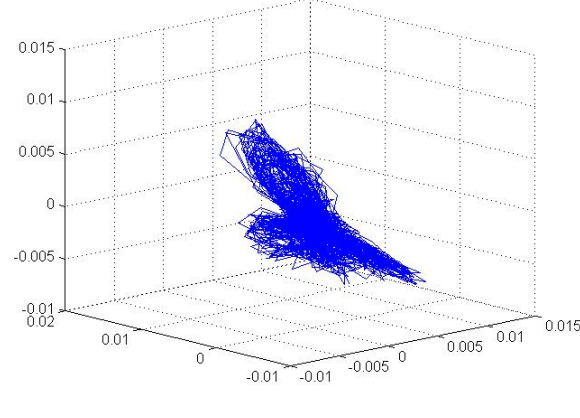
Apne Sonrası Horlama - Örnek 3



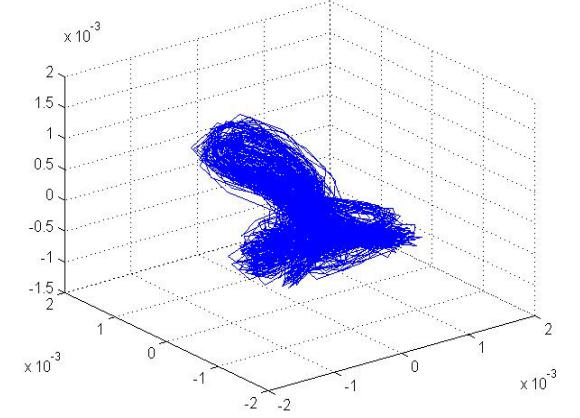
Basit Horlama - Örnek 1



Basit Horlama - Örnek 2

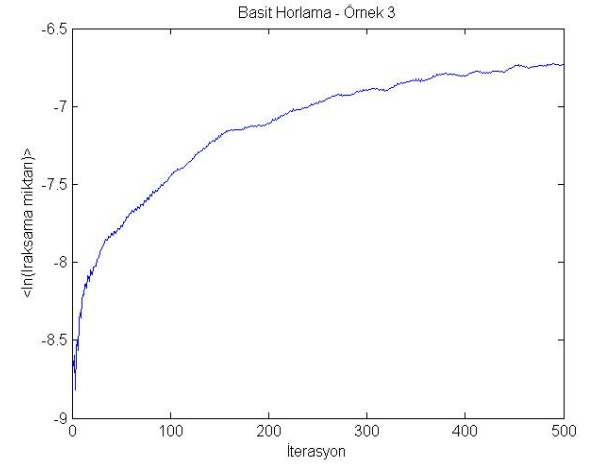
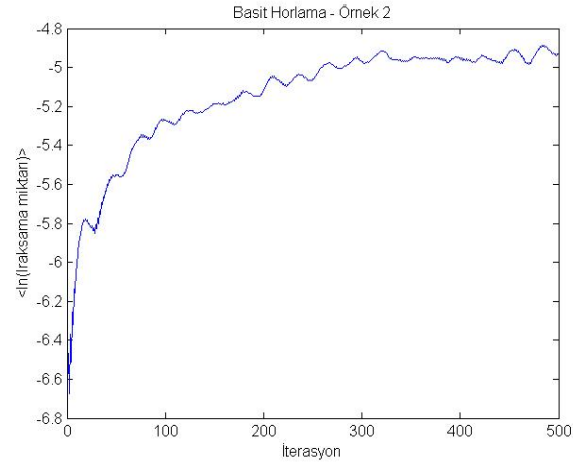
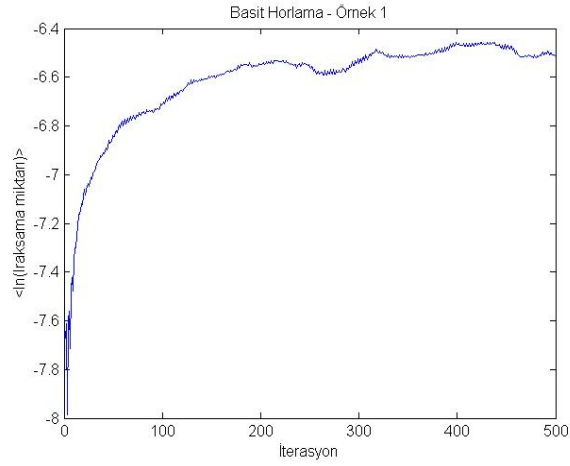
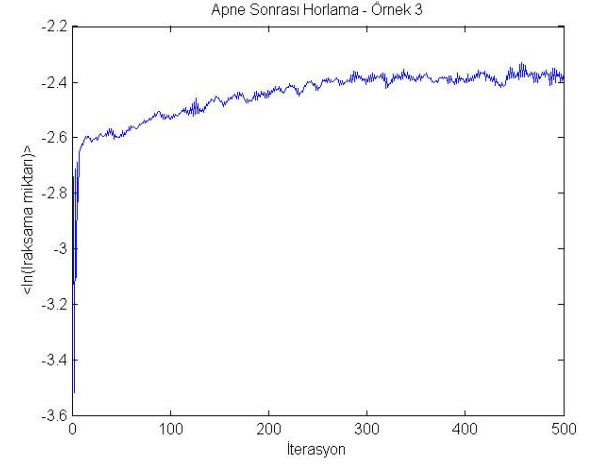
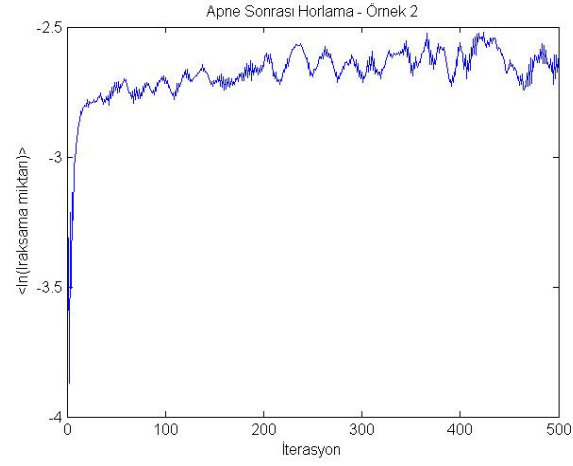
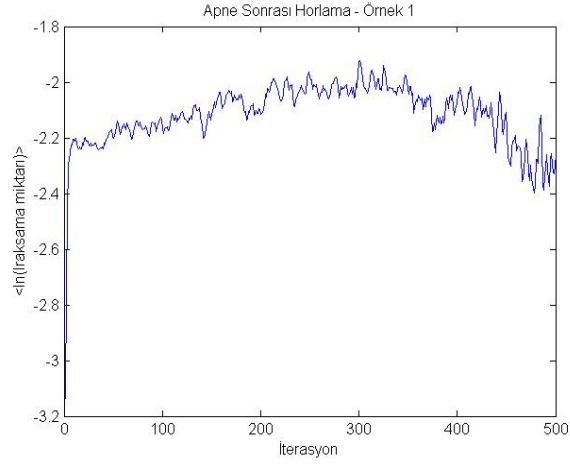


Basit Horlama - Örnek 3



EK 2 Örnek bölütler için elde edilen iraksama eğrileri

92



ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Merve KIZILKAYA
Doğum Yeri : Ankara
Doğum Tarihi : 26.11.1987
Medeni Hali : Bekar
Yabancı Dili : İngilizce

Eğitim Durumu

Lise : Etimesgut Mehmetçik Lisesi (Y.D.A), (2005)
Lisans : Sakarya Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-
Elektronik Mühendisliği Bölümü, (2009)
Yüksek Lisans : Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik-
Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı (Eylül 2010-
Aralık 2013)

Çalıştığı Kurumlar

EKON Kontrol Sistemleri Sanayi ve Ticaret LTD. ŞTİ., (Şubat 2010-Aralık 2010)
Başkent Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, (Mayıs 2011-Aralık
2011)
İçişleri Bakanlığı, İller İdaresi Genel Müdürlüğü, (2013-...)

Yayınları

Kızılkaya, M., Arı, F. ve Demirgüneş, D.D. 2013. Kaotik Ses Özellikleri ile Uyku Apnesinin Tespiti. 21. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SIU 2013), Girne.