



T.C.

SELÇUK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

SERVİKAL BÖLGEDE OLUŞAN KAS YORGUNLUĞUNUN YÜZEY ELEKTROMİYOGRAM BİLGİLERİ İLE DEĞERLENDİRİLMESİ

Güzin ÖZMEN

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Haziran-2013
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

SERVİKAL BÖLGEDE OLUŞAN KAS YORGUNLUĞUNUN YÜZEY ELEKTROMİYOGRAM BİLGİLERİ İLE DEĞERLENDİRİLMESİ

Güzin ÖZMEN

Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç.Dr.Yüksel ÖZBAY

2013, 130 Sayfa

Jüri
Doç.Dr. Salih GÜNEŞ
Doç.Dr.Yüksel ÖZBAY
Yrd.Doç.Dr. Gülay TEZEL

Boyun ağrıları günümüzde kronik ağrı sıralamasında, bel ağrılarından sonra ikinci sırayı oluşturmaktadır. Yanlış duruş, psikolojik stres, yorgunluk gibi etkenler boyun bölgesinde ağrıyı arttıran faktörlerdir. Boyun bölgesindeki kaslara dinamik ya da statik yüklenme ile servikal kas yorgunluğu meydana gelir. Bu tez çalışmasında boyun fıtığı hastaları ile normal kişilerin, yüzey elektromiyografi (EMG) sinyallerinin analizi ile servikal bölge kaslarında oluşan kas yorgunluğu araştırılmıştır. EMG sinyalleri; 10 normal ve 10 boyun fıtığı hastasından alınmıştır. Kayıtlar; iki kanallı kayıt sistemi ile servikal bölgede yer alan *trapezius* ve *strenocledіomastoid* kaslarından eş zamanlı olarak; dinlenme-çalışma-yorulma olarak ifade edilen 3 aşamada 20 saniyelik periyotlarla toplam 60 sn' de tamamlanmıştır.

Çalışmanın birinci aşamasında; normal ve hasta grubun yüzey EMG sinyallerinden elde edilen medyan, mean ve mod frekans değerleri ile güç spektrumunun alçak frekanslara doğru kaydığı gözlenerek kas yorgunluğu tespit edilmiştir. İkinci aşamada; EMG sinyallerinden, öznitelik vektörleri çıkarmak amacıyla, Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD); Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) ve Özbağlanım Metodları (AR) uygulanmıştır. Dinlenme-çalışma-yorulma durumları ve Normal/Hasta grubun sınıflandırılması için yapay sinir ağları kullanılmıştır. EMG sinyallerinin öznitelikleri yapay sinir ağının girişlerini oluşturmuştur. Sınıflandırma sonuçlarına göre en yüksek sınıflama doğrulukları; AR ve ADD yöntemleri ile elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: AR, EMG, Kas yorgunluğu, KZFD, ADD, YSA

ABSTRACT

MS THESIS

THE EVALUATION OF THE MUSCLE FATIGUE IN THE CERVICAL REGION WITH SURFACE ELECTROMYOGRAM INFORMATION

Güzin ÖZMEN

THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCE OF SELÇUK UNIVERSITY
THE DEGREE OF MASTER OF SCIENCE OF ELECTRİCAL&ELECTRONİCS ENGINEERING

Advisor: Assoc.Prof.Dr. Yüksel ÖZBAY

2013, 130 Pages

Jury
Assoc.Prof.Dr. Salih GÜNEŞ
Assoc.Prof.Dr. Yüksel ÖZBAY
Asst.Prof.Dr. Gülay TEZEL

Nowadays, neck pain is the second place after the back pain in the ranking of the chronic pain. Factors such as incorrect posture, psychological stress, fatigue are increasing pain in the neck region. Dynamic or static load in the neck region, cervical muscle fatigue occurs. Muscle fatigue of cervical region were investigated in cervical disc patients and healty people with analysing of the surface electromyography (SEMG) signals, EMG signals were obtained from 10 healty person and 10 cervical disc patient. Records were taken simultaneously with two-channel recording system in the cervical region from *trapezius* and *strenocledіomastoid* muscles. Recordings were completed in three process: resting-working-fatigue in 20 second intervals of as a total of 60 seconds.

Muscle fatigue was detected by shifting the lower frequency of the power spectrum density with the median, mean and the mod frequency of the sEMG signals which are taken from healty and patient group at the first stage. Second, in order to feature extraction from EMG signals, Short Time Fourier Transform (STFT), Discrete Wavelet Transform (DWT) and Autoregressive method (AR) were applied and for the classification Artifical Neural Network (ANN) was used. The features of sEMG signals constituted the inputs of ANN. Classification is carried out in two stages: classification of the resting-working-fatigue and classification of healty/patient. The highest classification accuracy was obtained by AR and DWT methods.

Keywords: ANN, AR, DWT, EMG, muscle fatigue, STFT.

ÖNSÖZ

Yüksek Lisans çalışmalarım sırasında özverili yardımlarından dolayı; Selçuk Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü öğretim üyesi, yüksek lisans tez danışmanım Doç.Dr. Yüksel ÖZBAY' a, Yrd.Doç.Dr. Rahime CEYLAN' a, Selçuklu Tıp Fakültesi Nöroloji Anabilim Dalı öğretim üyesi Yrd.Doç.Dr. Ahmet Hakan EKMEKÇİ' ye ve sevgili aileme teşekkür ederim.

Güzin ÖZMEN

KONYA-2013

İÇİNDEKİLER

ÖZET ..... **iv**

ABSTRACT ..... **v**

ÖNSÖZ ..... **vi**

İÇİNDEKİLER ..... **vii**

SİMGELER VE KISALTMALAR ..... **ix**

1. GİRİŞ **1**

1.1. Tez Çalışmasının Amacı ve Önemi 2
1.2. Tez Konusunun Kapsamı 3
1.3. Tez Konusu ile İlgili Kaynak Bilgisi 4

2. ELEKTROMİYOGRAM İŞARETLERİ VE İNCELENMESİ **9**

2.1. EMG 9
2.2. İskelet Kaslarının Yapısı 10
2.2.1. Servikal Bölgede Seçilen Kaslar 11
2.2.2. Kas kasılması 12
2.2.3. Kas kasılması sırasında oluşan gerilim 13
2.3. EMG İşaretlerini Ölçüm Yöntemleri 14
2.3.1. İğne elektrotlar 15
2.3.2. Yüzey elektrotlar 16
2.4. Kas Yorgunluğu 16
2.4.1. Servikal bölgede görülen kas yorgunluğu 17
2.4.2. Kas yorgunluğu ile EMG'de meydana gelen değişim 18

3. EMG İŞARETLERİNDEN ÖZNİTELİK ELDE ETME YÖNTEMLERİ VE SINIFLANDIRMA **20**

3.1. EMG İşaretlerini İnceleme Yöntemleri 20
3.1.1. Zaman domeninde inceleme 20
3.1.2. Frekans domeninde inceleme 21
3.2. Fourier Dönüşümü 24
3.3. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü 28
3.4. Dalgacık Dönüşümü 29
3.4.1. Sürekli dalgacık dönüşümü (SDD) 30
3.4.2. Ayrık dalgacık dönüşümü 32
3.5. Özbağlanımlı (AR) Spektrum Kestirimi 35
3.5.1. AR model parametreleri için Yule-Walker yöntemi 37
3.5.2. AR model parametreleri için Burg yöntemi 37
3.5.3. AR model parametreleri için Kovaryans yöntemi 38

3.6. Yapay Sinir Ağları 38
3.6.1. Yapay sinir hücresi 39
3.6.2. Yapay sinir ağının yapısı 40
3.6.3. Yapay sinir ağlarında öğrenme ve test etme 41

4. EMG SİNYALLERİNİN ANALİZİ VE SINIFLANDIRILMASI 42

4.1. Servikal Bölge Kaslarından EMG Sinyallerinin Elde Edilmesi 43
4.2. Servikal Bölgeden Elde Edilen EMG Sinyalinin Özellikleri..... 44
4.3. Boyun Bölgesinde Meydana Gelen Kas Yorgunluğunun İncelenmesi 52
4.4. Yüzey EMG Sinyallerinin sınıflandırılması 67
4.4.1. Boyun bölgesinde meydana gelen kas yorgunluğunun sınıflandırılması 77
4.4.2. Kas yorgunluğu verileri ile normal-hasta sınıflandırılması 95

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER 114

5.1. Sonuçlar 114
5.2. Öneriler 118

KAYNAKLAR 119

EKLER 125

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

$\Psi(t)$	:	Dalgacık fonksiyonu
E.H	:	Eğitim hatası
P	:	Güç spektral yoğunluğu
T.H.	:	Test hatası
α	:	YSA sonuçları için eşik değeri
m	:	Sütun sayısı
n	:	Satır sayısı

Kısaltmalar

ACh	:	Asetil kolin
Ag- AgCl	:	Gümüş-gümüşklorür
ADD	:	Ayrık dalgacık dönüşümü
AR	:	Autoregressive
ARMA	:	Autoregressive moving average
BBA	:	Bağımsız bileşenler analizi
Db	:	Daubechies
DD	:	Dalgacık dönüşümü
DP-DN	:	Doğru pozitif-Doğru negatif
DPA	:	Dalgacık paket analizi
EEG	:	Elektroensefelogram
EKG	:	Elektrokardiyogram
EMG	:	Elektromiyografi
GDA	:	Gradyan descend

KZFD	:	Kısa zamanlı Fourier dönüşümü
L-M	:	Levenberg-Maquart
lr	:	Öğrenme oranı
MA	:	Moving average
MAV	:	Mutlak ortalama değer
mc	:	Momentum sabiti
MDF	:	Medyan frekans
MNF	:	Mean frekans
MLPNN	:	Çok katmanlı algılayıcılı yapay sinir ağı
MPF	:	Ortalama güç frekansı
MUAP	:	Motor ünitesi aksiyon potansiyeli
MVC	:	Maksimum istemli kasılma
PSD	:	Güç spektral yoğunluğu
RMS	:	Karekök ortalama
SCM	:	Sternocleidomastoid
SGS	:	Sıfır geçiş sayısı
Traingdx	:	Momentum ve adaptif öğrenme oranlı geriye yayılım algoritması
YP-YN	:	Yanlış pozitif - Yanlış negatif
YSA	:	Yapay sinir ağları

1. GİRİŞ

Elektromiyogram, kasların dinlenme ve kasılma durumlarında oluşan elektriksel aktivite olarak tanımlanır. Uzuvların hareketi ve pozisyonları; kaslar ile merkezi ve çevresel sinir sistemi arasındaki elektriksel sinyallerin iletimi ile kontrol edilir. Motor sistemde (omurilik, nöronlar, kaslar, *nöromusküler* bağlantılar) patolojik bir durum ortaya çıktığında, kaslardaki elektriksel sinyallerin karakteristiklerinde değişim meydana gelir. Kaslardaki elektriksel sinyallerin (elektromiyogram) kayıt edilmesi, hem kaslarda hem de motor sistemdeki anormalliklerin teşhisinde önemli bilgiler sağlar. Elektromiyografi (EMG) kaslardaki aksiyon potansiyellerinin kayıt edilmesi ve yorumlanmasıdır (Bronzino, 2000).

Elektromiyogram sinyallerinin elde edilmesi ve incelenmesi, kas ve motor sistemdeki anormallikler hakkında önemli bilgiler sağlar. Bu sinyallerin uygun elektrotlarla vücuttan algılanması ve işaret işleme teknikleri yardımıyla değerlendirilebilir ve yorumlanabilir hale getirilmesi gerekir. Yüzey elektromiyografi tedavi planlama ve değerlendirme, rehabilitasyon, ergonomik tasarım, spor faaliyetlerinde araştırmalar gibi birçok uygulama alanına sahiptir. Yüzey EMG kayıtları kas enerjilerinin objektif değerlendirilmesini sağlayan, güvenilir, kolay ve ağrısız bir yöntemdir (Criswell, 2010). Yüzey EMG'nin en popüler uygulamalarından biri de kas sisteminde oluşan yorgunluğun ölçümüdür (M.Lowery ve ark, 2000).

Kas yorgunluğu uzun süren veya aşırı çabaların sonucunda bir işi başarmak ya da bir egzersizi yapmak için gerekli olan gücün etkinliğindeki düşüş veya rahatsızlık durumu olarak tanımlanmıştır (Fox ve ark., 1993). Kas yorgunluğu, kasların üzerine olan dinamik ve statik yüklenme ile oluşmaktadır. Yorgunluk; kas kontraksiyonu kapasitesi, çalışmasının tipi, sıklığı ve şiddetiyle doğrudan ilişkilidir (Kayıhan, 1995).

Yazıcı ve ark.(2003); çalışmalarında belirttikleri gibi kas yorgunluğunun görüldüğü alanlardan biri de boyun bölgesidir. Uzun süre başın öne eğilerek ya da aşırı yukarı kaldırılarak çalışılması boyun bölgesinde kas yorgunluğuna neden olmaktadır. Boyun ağrıları günümüzde kronik ağrı sıralamasında, bel ağrılarından sonra ikinci sırayı oluşturur. Genel nüfusta her üç kişiden biri hayatlarının bir döneminde çeşitli nedenlere bağlı olarak gelişen boyun ağrılarından şikâyetçi olmaktadırlar (Taş, 2000).

Boyun ağrısı; postür bozuklukları, doğumsal omurga problemleri, boyun ve sırt bölgesindeki kas spazmları, kas güçsüzlüğü, boyun bölgesinin kireçlenmesi, fıtıklaşma gibi disk problemleri ve değişik nörolojik sebeplere bağlı olarak gelişebilen ve günlük yaşamı olumsuz yönde etkileyebilen bir durumdur (Özkan, 1995).

Yapılan çalışmalara bakıldığında yüzey EMG'nin boyun bölgesinde oluşan ağrıları ve kas yorgunluğunu tespit etmek amacıyla kullanıldığı, böylece EMG'nin yüzeyde hissedilen kas rahatsızlıklarında önemli bilgiler sağlayabileceği görülmüştür (Mousavi ve ark., 1996; Kwon ve ark., 1999; Jianquo ve ark., 2009).

Boyun bölgesinde görülen, yanlış oturuş biçimleri, tekrarlayan hareketlere maruz kalma ve yapılan meslekle ilgili postür bozuklukları ele alındığında, boyun ağrıları birçok insanın yaşam kalitesini etkileyen en önemli unsurlardan sayılabilmektedir.

Bu tez çalışması, boyun bölgesinde oluşan kas yorgunluğunu incelemek için hazırlanmıştır. Servikal bölgede meydana gelen bölgesel kas yorgunluğunun incelenmesinde; boyun kaslarından elde edilen, non-invasive bir yöntem olan yüzey EMG sinyalleri kullanılmıştır.

1.1. Tez Çalışmasının Amacı ve Önemi

Boyun ağrıları bel ağrılarından sonra karşılaşılan en yaygın ağrı çeşitidir. İnsanların günlük yaşam kalitesini etkileyen boyun bölgesinin, bu bölgede görülen ağrıların, ağrıların sebep olduğu rahatsızlıkların araştırılması kaçınılmazdır. Boyun bölgesinde meydana gelen ağrıların bazılarına bu bölgede oluşan kas yorgunluğunun sebep olduğu bilinmektedir. Çeşitli meslek gruplarında daha yaygın olmak üzere, tekrarlayan hareketler sonucu boyun bölgesinde kas yorgunluğu oluşmaktadır.

Bu tez çalışmasında, boyun bölgesinde oluşan kas yorgunluğu incelenmiş; EMG sinyallerinden elde edilen öznitelikler kullanılarak boyun fıtığı hastaları ve sağlıklı kişiler sınıflandırılmıştır. Tez çalışmasında 10 normal ve 10 hasta bireyin, *Trapezius ve Sternocleidomastoid (SCM)* kaslarından elde edilen yüzey EMG sinyalleri kullanılmıştır. Çalışmanın birinci aşamasında, Fourier dönüşümü ve Welch metodları kullanılarak elde edilen medyan, mean ve mod frekans değerlerinin, boyun kaslarının dinlenme, çalışma ve yorulma durumlarında gösterdikleri değişimler ile kas yorgunluğu tespit edilmiştir.

İkinci aşamada ise; Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü (KZFD); Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) ve Özbağlanım Metodları (AR) ile EMG sinyallerinin öznitelik vektörleri elde edilmiştir.

Öznitelik vektörleri kullanılarak yapay sinir ağlarına (YSA) verilmek üzere eğitim ve test verileri oluşturulmuştur. YSA ile belirlenen sınıflama sonuçlarına göre kas yorgunluğu tespitinde üstün olan öznitelik çıkarma yöntemi araştırılmıştır.

1.2. Tez Konusunun Kapsamı

Yapılan tez çalışması beş ana bölümden oluşmaktadır.

Birinci bölümde bu tezde yapılan çalışmaların kısa bir tanıtımına ve konuya benzer alanda yapılmış çalışmaların tarihsel gelişimine yer verilmiştir.

İkinci bölümde, EMG işaretlerinin genel özellikleri ve ölçüm yöntemleri açıklanmış, boyun bölgesinden elde edilen EMG sinyalleri ve bu bölgede oluşan kas yorgunluğu hakkında bilgi verilmiştir.

Üçüncü bölümde, EMG işaretlerinin zaman ve frekans domeninde incelenmesi izah edildikten sonra, öznitelik çıkarma yöntemlerinden Fourier dönüşümü, Welch yöntemi, Kısa zamanlı Fourier dönüşümü, Dalgacık dönüşümü ve AR parametleri ve yapay sinir ağları açıklanmıştır.

Dördüncü bölümde, normal ve hasta bireylerin boyun bölgesi kaslarından EMG sinyallerini kayıt etme düzeneği belirtilmiş, kayıt edilen EMG sinyallerinin özellikleri verilmiştir. Welch metodu ile elde edilen medyan, mean ve mod frekans değerleri ile kas yorgunluğu incelenmiştir. KZFD, ADD ve AR modelleri ile öznitelik çıkarılmış ve YSA'nın giriş seti oluşturulmuştur. Kullanılan YSA modeli tanıtılmış ve öznitelik yöntemlerinin birbirlerine göre üstünlükleri sınıflama sonuçları ile belirtilmiştir.

Beşinci bölümde bu tez çalışmasında gerçekleştirilen teorik ve uygulama sonuçları tartışılmıştır ve önerilerde bulunulmuştur

1.3. Tez Konusu ile İlgili Kaynak Bilgisi

Yüzey elektromiyografi (EMG), zamana ait karakteristikler içeren sinyalleri algılayan, girişimsel olmayan bir tekniktir ve kasların uyarılara cevabını anlamak için oldukça kullanışlıdır. Yüzey elektrotları ilgili kası örten deri üzerine yerleştirilir ve birçok motor ünitesinden gelen birleşmiş aktiviteyi algılar (Kimura, 1983). Yüzey EMG, kas gücünün tahmini, kas yorgunluğunun hesaplanması ve ergonomi, spor fizyolojisi ve rehabilitasyon tıbbında teşhis aracı olarak yaygın olarak kullanılmaktadır (Masuda ve ark., 1999). Aynı zamanda kas aktivasyon seviyesinin girişimsel olmayan bir belirtisidir ve bu nedenle zayıf kasları belirlemede doğrudan kullanılabilir (De Luca, 2002).

Duchene ve ark. (1995), Bonato ve ark. (1996) Karlsson ve ark. (2000), Karlsson ve ark. (2001), yaptıkları çalışmalarda yüzey EMG'nin; kas yorgunluğunu tespit etmek ve ölçmek için kullanıldığını göstermişlerdir. Bölgesel kas yorgunluğu oluşmuş bir kastan alınan yüzey EMG sinyalleri ile o kastan yorgunluk yok iken alınan sinyaller arasında farklılıklar mevcuttur. En genel iki değişiklik sonlara doğru sinyalin frekans bileşenindeki kayma ve genlikteki artmadır (Biedermann,1991). Araştırmaların çoğunda yorgunluğun varlığını göstermek için spektral analiz yöntemleri kullanılmaktadır. Bu türden yapılan araştırmalar neticesinde elde edilen sonuçlar frekans kaymasının ve genlikteki artışın yorgunlukla ilgili olduğunu göstermiştir. Luttman ve ark. (1996), Konrad (2005), Kim ve ark. (2007), kas yorgunluğunun; maksimum güçte bir azalma oluşturması ve güç spektrumunun genellikle alçak frekanslara doğru kayması gerektiğini ifade etmişlerdir. Bu konu üzerine yapılan çalışmaların genelinde spektral karakteristik ve genlikte görülen değişiklikler için fizyolojik sebepler öne sürülerek, açıklama yapılmaya çalışılmaktadır. Bu çalışmalar sonuç vermiş ve frekanstaki kaymanın neredeyse tamamının aksiyon potansiyellerinin yayılım hızına bağlı olarak oluştuğu kanıtlanmıştır (Lindstrom, 1977).

Mean frekans ve medyan frekans, kas yorgunluğu çalışmalarında yaygın olarak kullanılan spektral değişkenlerdir (Luttman ve ark., 1996; Ranniger ve Akin , 1997; Xie ve Wang, 2006). Hangi değişkenin frekans kaymasını en iyi tespit ettiği hala çok açık değildir. Bazı araştırmacılar gürültüye karşı daha az hassas olan medyan frekansı seçerken, bazıları da spektrumdaki değişimlere karşı daha hassas ve kararlı olduğu gerekçesiyle mean frekansı seçmektedirler (Boashash, 1992).

Bunlara ek olarak kas yorgunluğu neticesinde yüzey EMG sinyalinin genliğinde bir artış meydana geleceği de belirtilmektedir (Kim ve ark., 2007; Luttman ve ark., 1996; Farina ve Merletti, 2000).

Kas yorulması çeşitli kaslarda oluşabilmekte ve tespit edilebilmektedir. Boyun bölgesi kaslarında yapılan çalışmalar; spektral değişkenlerdeki değişiklikleri doğrulamaktadır.

Mousavi ve ark. (1996); yaptıkları çalışmada *trapezius* kasında izotonik ve izometrik kasılmalar boyunca oluşan yorgunluk ile kas yorgunluğu ve kasın fonksiyonel rolü arasındaki ilişkiyi araştırmışlardır. EMG sinyalleri 8 normal denekten yüzey elektrotlar ile üst *trapezius* ve orta *deltoid* kaslarından eşzamanlı olarak kaydedilmiştir. Kaydedilen EMG sinyallerinin her bir saniyesi için; karekök ortalama (RMS) ve ortalama güç frekansı (MPF) değerleri, hesaplanmıştır. Sonuçlar MPF'nin *trapeziusun* çekici rol olduğu durumlarda denge kolu olduğu durumlardan daha alçak frekanslara kaydığını gösterirken, RMS değerlerinin *trapeziusun* denge kolu olduğunda arttığını, çekici olduğunda ise azaldığını göstermektedir.

McLean ve ark. (1997); uzun süreli postüral kasılmalar boyunca oluşan kas yorgunluğunu incelemek için, yüzey elektrotlar ile *lumbar* ve *servikal* bölgelerden EMG kayıtları almışlardır. Kayıtlar iki saat boyunca bel ve kol desteği olmayan bir sandalyede oturan 6 denekten elde edilmiştir. Çalışmalarında literatürde sıklıkla kullanılan miyoelektrik spektral parametreler olan medyan ve mean frekans kullanmışlar, medyan frekansın gürültülere karşı daha hassas olmasının yanında çoklu motor ünitelerin ürettiği güç spektrumlarında daha az kullanılması bunun yanında mean frekansın doğruluğunun daha yüksek olmasından hareketle sonuçlarında mean frekans değerlerine yer vermişlerdir. Çalışmanın sonunda 3 aşamada gerçekleştirdikleri deney protokolü kapsamında, mean frekans değerinin yorulma süresi arttıkça alçak frekanslara kaydığını ve sinyalin genliğinde bir artış meydana geldiğini göstermişlerdir.

Kwon ve ark. (1999); bölgesel kas yorgunluğunun sayısallaştırılmasında nesnel spektrum parametrelerinden biri olan güç spektrum analizinin değerlendirmesini yapmak için nöromusküler hastalığı olmayan 10 normal erkekten, yüzey elektrotlar ile üç kasın (*üst trapezius, infraspinatus, anterior deltoid*) motor ünitesi aksiyon potansiyellerini (MUAP) elde etmişlerdir. 30 dakikalık bir klavye işi boyunca frekans bileşenlerine bağlı güç spektrum değişimleri hesaplanmıştır.

Sonuçta medyan frekans (MDF) ile üst *trapezius* kasındaki akış zamanı arasında doğrusal bir ilişki olduğu görülmüştür. Ancak bu durum diğer kaslarda gözlenmemiştir. Üst *trapezius* kasının MDF eğimi bir düşüş göstermekte ve yorulma oranını vermektedir.

Yaptıkları çalışma ile kas yorgunluğunun oturuş bozukluğundan kaynaklandığını, klavye kullanma süresinden kaynaklanmadığını ifade etmişlerdir.

Çakır ve ark. (2009); en büyük kasılmanın %50 değerindeki kas yorgunluğunun etkisini araştırmak amacıyla 14 normal denekten yüzey EMG kaydı almışlardır. Kasların elektriksel kaydı için *biceps* kası üzerine bir çift Ag-AgCl elektrot yapıştırılmış ve alınan zayıf işaretler iki kanallı bir biyopotansiyel yükselteç ile 2000 kat yükseltilmiştir. Kas yorgunluğunu incelemek için medyan frekans (MDF), sıfır geçiş sayısı (SGS) ve dalgacık dönüşümü tabanlı entropi olmak üzere üç adet öznitelik çıkartmışlardır. Özniteliklerin değerlerinin değişimlerine ait eğimler arasındaki ilişkiyi görebilmek için istatistiki yöntemler kullanmışlardır. Sonuçta medyan frekans değerleri, yorgunlukla orantılı olarak düşük frekanslara kaydığı, diğer öznitelikler ile paralel sonuçlar gösterdiği saptanmıştır. Aynı zamanda yorgunlukla birlikte senkronize yayılan aksiyon potansiyelleri, daha düzenli hale geleceği için entropi değerlerinin düşmesi fizyolojik durumlar ile uyumlu olduğunu söylemişlerdir.

Uzun ve ark. (2003); 16-21 yaş aralığındaki Türk milli takımından seçilen 10 sağlıklı bayan kürekçinin, bacaktaki dominant *Vastus Lateris* kasından aldıkları yüzey EMG sinyalleri ile kas yorgunluğunu araştırmışlardır. %80 maksimum istemli kontraksiyon gücü ile beş dakika ara ile iki kez yorgunluk testi yapılmıştır. Sonucu oluşturan güç dağılımı, hızlı Fourier dönüşümü (HFD) ile ham EMG sinyalinden hesaplanmış, gürültüler temizlenerek sadece aktif kas kontraksiyonlarının güç spektrumunun medyan ve mean frekans değerleri incelenmiştir. Çalışmanın sonucunda, yorgunluk profillerine bakıldığı zaman hem medyan hem de mean frekans değerleri bireyler arasında farklılık göstermektedir. Literatürden farklı olarak deney süresince tüm deneklerde medyan ve mean frekans değerleri periyodik artma ve azalmalar göstermiştir, bu durumu; elit, en az üç yıl antrenman yapmış bayan kürekçilerle çalışmalarına bağlamışlardır.

Koçyiğit ve Korürek (2005); öznitelik çıkarmak için genellikle; zaman domeni öznitelikleri (Hudgins ve ark., 1993), özbağlanım (AR) katsayıları (Doerschuk ve ark., 1983; Graupe ve ark., 1985; Karlık ve ark., 1994; Asres ve ark., 1996), cepstral katsayılar (Kang ve ark.,1995), dalgacık dönüşümü katsayıları (Englehart ve ark., 2001) kullanılırken, farklı sınıflama yöntemleri olarak yapay sinir ağları (Kelly ve ark., 1990; Hudgins ve ark.,1993; Karlık ve ark.,1994) ve bulanık mantık (Chan ve ark., 2000) kullanıldığını belirtmişleridir. Aynı zamanda durağan olmayan EMG işaretlerinin analizinde, dalgacık dönüşümünün kullanılarak, kısa zamanlı Fourier dönüşümünde karşılaşılan sorunların üstesinden gelinebileceğini söylemişlerdir.

Potes (2009); yaptığı çalışmada kas yorgunluğunu belirlemek için; kayıt ettiği EMG sinyallerini 32-altbanda cosinüs modüleli filtre bankası kullanarak ayrıştırmıştır. EMG sinyalleri 26 normal denekten alınmış, 1024Hz'de örneklenmiş ve boynun sağ ve sol taraflarından, *Trapezius, Splenius Capitis, and Sternocleidomastoid* kaslarından kaydedilmiştir. Toplam 3480 yüzey EMG sinyali kas yorulması için analiz edilmiştir. Kayıtlar 8 saatlik bir sürede 5 farklı aşamada alınmıştır. Denekler ilk önce %100 maksimum istemli kasılmaya (MVC) tabi tutulmuş, 8 saatlik bir süreden sonra her bir saat için %70' lik MVC altında kayıtlar alınmıştır. Yüzey EMG sinyalleri izometrik istemli kasılmalar boyunca kaydedilen çalışma sonucunda analiz edilmiştir. Anlık ortalama, anlık frekans (IMF) ve anlık gerilim (IA) değerleri filtre bankasının 32-alt bandından tahmin edilmiş ve kas yorgunluğu göstergesi olarak kullanılmıştır. IMF ve IA'yı değerlendirmek için iki farklı standart teknik olan spektogram ve Wigner –Ville dağılımı uygulanmıştır. Tespit edilen işaretler dört kas için belirlenen aktivite bölgesine göre; frekans ve genliğin joint analizi ile kasta artan güç, kasta iyileşme, kasta düşen güç ve kas yorgunluğu olarak sınıflandırılmıştır. Çalışmada; tasarlanan filtre bankasından üretilen EMG sinyalleri ile spektogram ve Wigner-Ville dağılımından üretilen EMG sinyallerinin eşit olduğu görülmüştür. Bunun yanında filtre bankasından üretilen EMG sinyallerinin insanda kas yorulmasında belirleyici işaretler ortaya koyduğu bulunmuştur.

Subaşı ve Kıymık (2009); *biceps* kasında oluşan kas yorulmasını, zaman-frekans metotları ve bağımsız bileşenler analizi (BBA) ile tespit etmeyi amaçlamışlardır. Bu amacı gerçekleştirmek için; aktif kastan elde edilen EMG işareti, fazik istemli hareketler boyunca 14 normal genç insandan kaydedilmiştir. Kas yorgunluğunun tespiti için EMG sinyalleri zaman-frekans domeninde incelenmiştir.

Çalışmada çok katmanlı algılayıcılı yapay sinir ağları (MLPNN) kullanarak üst ekstremitede oluşan kas yorgunluğunu belirlenmektedir. Özellik çıkarma işlemleri KZFD, Wigner-Ville ve Sürekli Dalgacık Dönüşümü ile gerçekleştirilmiştir. Daha sonra özellikleri çıkarılan sinyallerin boyutları BBA ile azaltılmış ve bilinmeyen EMG sinyali temiz ya da yorgun olarak çok katmanlı perseptron sinir ağları; Levenberg-Marquart (LM) ve Gradyan Descent (GD) algoritmaları ile sınıflandırılmıştır. Belirlilik ve hassasiyet değerleri %90 'ın üzerinde bulunmuş ve LM algoritması kullanılan MLPP sınıflayıcısının kas yorgunluğu çalışmalarında kullanılabileceği belirtilmiştir.

Yüksel ve Korürek (2008); yaptıkları çalışmada EMG işaretlerinin sınıflandırılması amacıyla; AR parametreleri elde edilmiş 6 sınıfa ait EMG işaretlerinin genetik algoritmalar kullanarak çok katmanlı yapay sinir ağı (GetÇKA) için performansını incelemişlerdir. Yapılan çalışmada çok katmanlı ağın eğitimi sırasında meydana gelen problemlerden etkilenmeyen bir ağ yapısı kullanılmış ve EMG işaretlerinin sınıflandırmadaki başarısı araştırılmıştır. Genetik algoritmalar ile ağa ait değerler genetik algoritmaların yardımı ile bulunduğunu ve yapay sinir ağının eğitilmesi sırasında ağın topolojisi ve ağa ait ağırlıkların belirlenebildiğini belirtmişlerdir. Çalışmada EMG işaretleri, 26 yaşındaki normal bir erkek deneğin *biceps* kasından; dirsek kapama, dirsek açma, kavrama ve bilek döndürme hareketleri yaptırılarak elde edilmiştir. Altı sınıfa ait, EMG işaretlerinin 4. mertebeden AR modeli parametreleri, eğitim ve test modlarına ilişkin sınıflama öznitelikleri ağa giriş olarak verilmiştir. GetÇKA ile klasik çok katmanlı ağda eğitim sırasında karşılaşılan sorunlar yaşanmamıştır

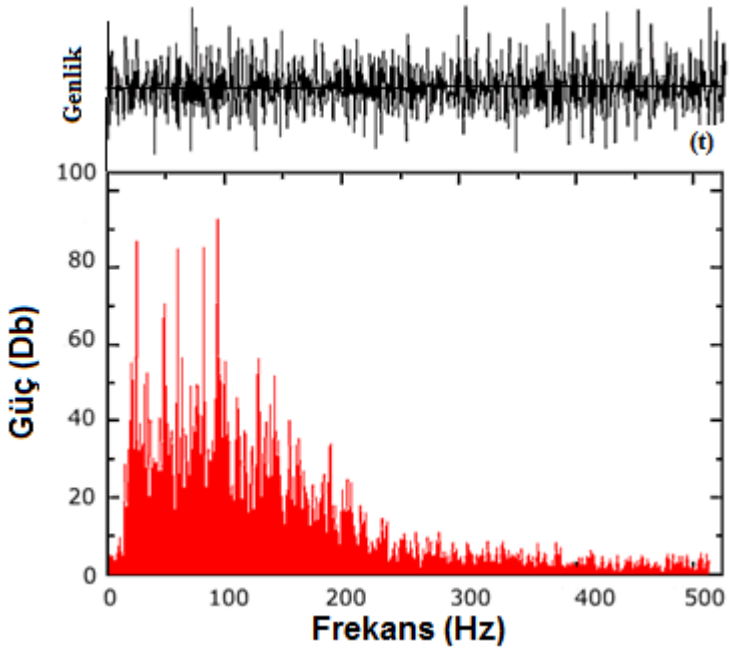
Karlık ve ark. (2005); yaptıkları çalışmada EMG örüntülerine ait öznitelik vektörlerini bulmak için kullanılan farklı işaret işleme yöntemleri karşılaştırmışlardır. Bu yöntemler HFD, AR parametreleri ve Dalgacık dönüşümü kestirimleridir. Kullanılan öznitelik değerlerini sınıflandırmak için çok katmanlı idrak ağına sahip, hatanın geriye yayılması algoritması kullanılmıştır. Çalışmalarının sonucunda EMG işaretlerini sınıflamada Dalgacık dönüşümü kullanmanın daha başarılı olduğu görülmektedir. Aynı zamanda dalgacık dönüşümü ile EMG işaretine ait örüntülerin daha belirleyicidir ancak bu dönüşümün kullanılmasında eğitme zamanı diğerlerine göre fazladır. Bunun yanında AR modelinin doğrudan parametre kestirimi yapmasından dolayı eğitme zamanının hızlı olduğunu, HFD'nin ise kullanım kolaylığından dolayı tercih edilebileceğini ifade etmişlerdir.

2. ELEKTROMİYOGRAM İŞARETLERİ VE İNCELENMESİ

2.1. EMG

Elektromiyogram, kasların dinlenme ve kasılma durumlarında üzerlerinde oluşan elektriksel aktivite olarak tanımlanır. Kaslardaki elektriksel sinyallerin (elektromiyogram) kayıt edilmesi, hem kaslarda hem de motor sistemdeki anormalliklerin teşhisinde önemli bilgiler sağlar. Elektromiyografi (EMG) kaslardaki aksiyon potansiyellerinin kayıt edilmesi ve yorumlanmasıdır (Bronzino, 2000).

EMG sinyali, kompleks, durağan olmayan ve gürültülü bir sinyaldir. EMG sinyalinin genliği rastgeledir ve genellikle gausian dağılımı ile ifade edilebilir. Sinyalin genlik aralığı 0-10 mV (tepeden tepeye) ya da 0-1.5 mV (rms) 'dur. EMG sinyalin kullanılabilir enerjisi 0-500 Hz frekans aralığında olmakla beraber baskın enerji 50-150 Hz aralığındadır (De Luca, 2002). Şekil 2.1' de EMG sinyalinin zamanla değişimi ile frekans spektrumu görülmektedir.



Şekil 2.1 *Tibialis Anterior* (Ön kaval kemiği) kasından alınmış bir EMG sinyali ve frekans spektrumu (De Luca, 2002)

EMG sinyallerini kayıt etmek için iğne ve yüzey elektrotlar kullanılır. Bir sinir tahribatı incelenecek ya da tek bir kas lifine ulaşılmak isteniyorsa iğne EMG tercih edilirken, çok geniş bir alandaki elektriksel aktivite ile ilgili yapılan araştırmalarda ya da yüzeydeki kasların incelenmesinde yüzey EMG kullanılır.

Temel fizyolojik ve biyomekanik çalışmaların yanında, fizyoterapi ve rehabilitasyon, spor eğitimi, insan-bilgisayar etkileşimi, çalışma koşulları gibi konuların araştırılmasında kinesiolojik EMG (kas hareketlerini inceleme) kullanılmaktadır (Konrad, 2005). Elektromiyografi; birçok hastalıkta, çoğu zaman tek başına, çoğu zaman da yardımcı teknikler ile birlikte hekimlere tanı koymada yardımcı olan, kas-sinir hastalıklarının teşhisi için kullanılan bir yöntemdir.

2.2. İskelet Kaslarının Yapısı

Kas dokusu *kontraksiyon* yani kasılma yapabilen bir dokudur. Kimyasal enerji kullanılarak mekanik iş olarak yapılan bu fonksiyonla vücudun bütünü ya da bir bölümü hareket edebilmekte; ayrıca bazı organların yapısına girmekle organizmadaki önemli görevler yerine getirilmektedir. Bol damarlı ve sinirli bir yapıya sahip iskelet kası, demetler halinde ve bir kılıfla sarılmış olarak bulunur.

İskelet kasları, fiber denilen ince uzun kas hücrelerinden meydana gelir. Lif denilen bu yapılar birkaç milimetreden birkaç santimetreye kadar değişik uzunlukta ve 10 ile 100 μm arasında değişik çaplarda olabilirler (Basmajian, 1975).

Kas fiberleri kalın ve kısa flamentler halinde düzenlenmiş miyofibrillere bölünmüşlerdir. Bir kas fiberi sarkolemma adı verilen hücre zarı ile çevrilidir. Sarkolemma hücre içi sıvısıyla hücre dışı sıvısı arasında iyon geçişini sağlayabilmek için kanallara sahip olan çift tabakalı ve yarı geçirgen bir membran zarıdır (Guyton, 1981).

Kaslar vücudumuzda en çok enerji sarf eden organlardır. Kaslar, kimyasal enerjiyi hareket enerjisine dönüştürürler. Bir hareketin başlamasını sağlayan ya da hareketin devam etmesini sağlayan kas dokusudur. İnsan bedeninde 650 iskelet kası bulunur; bu kaslar beden ağırlığının yaklaşık yüzde 45' ini oluşturur (Basmajian, 1975).

Kaslar istemsiz kaslar ve istemli kaslar olarak ikiye ayrılır. İstemsiz kaslar otonom sinir sistemi tarafından yönlendirilen refleksler yoluyla çalışırlar. Görünümleri dolayısıyla çizgisiz kaslar olarak da bilinirler ve insan vücudunu dik tutmakla görevlidirler. Kalp kası istemsiz bir kastır ve yarı çizgilidir.

İstemli kaslar olarak da adlandırılan iskelet kasları, çizgili kaslardır. Bu kas liflerinin hemen hemen tümü iskelet kemiklerine bağlıdır. İstemli kaslar vücudun yapabileceği her türlü hareketin yapılmasında rol oynar. Bağlandıkları kemikleri hareket ettirebilmek için kasılıp gevşerler. (Guyton, 1981).

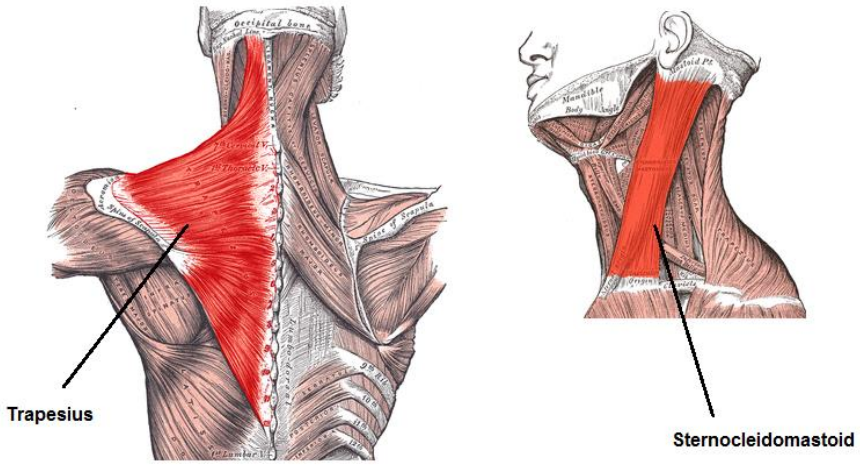
2.2.1. Servikal Bölgede Seçilen Kaslar

Kapsamlı anatomik diseksiyonlara dayanarak Kamibayashi ve Richmond (1998), baş ve boyun hareketlerinde rol alan yirmiden fazla kas tanımlamışlardır. Maalesef bunlardan sadece birkaçı yüzey elektrotlar ile ulaşılabilecek kadar yüzeyseldir (Takebe ve ark., 1974). Bu sebeple yapılan çalışmalarda kas seçiminin önemi büyüktür.

Boyun kasları için geliştirdikleri fiziksel modele göre Bernhardt ve ark. (1999); servikal omurgada yüzeysel EMG ile ulaşılabilecek dört kas belirlemişlerdir; *Semispinalis kapitis, splenius capitis, strenocleidomastoid (SCM) ve trapezius*.

Kamibayashi ve Richmond (1998) ile Vasavada ve ark. (1998); boyun kasları için geliştirdikleri 19 adet biyomekanik modellemeye dayanarak; baş ve boynun çeşitli postürlerinde, kasların moment üretme kapasitelerini araştırmışlardır. Doğal postür için Semispinalis'in en yüksek gerici moment üretim kapasitesine sahip olduğunu, bu kası Splenius'un takip ettiğini belirtmişlerdir. SCM'nin hem itme hem de yana bükülmelerde, trapezius'un ise açısal döndürmelerde en yüksek moment üretme kapasitesine sahip olduğunu ortaya koymuşlardır.

Trapezius kası akut travmalardan ve mesleğe bağlı miyaljiden dolayı en sık ağrı duyulan kastır. Birçok çalışma; Trapezius kasının baş ve boyun hareketlerine katkısı olmadığını ancak kolların aktif kullanılması durumunda, komşu kasların elektriksel aktivitesinin de görüntülenmesi için bu kasın incelenmesi gerektiğini vurgulamıştır (Sommerich, 2000). Şekil 2.2' de bu tez çalışmasında kullanılan boyun kasları görülmektedir (Wikipedia).



Şekil 2.2 Servikal bölge kaslarından Trapezius ve Sternocleidomastoid kasları (Wikipedia)

2.2.2. Kas kasılması

İskelet kas lifleri, tek bir uyarıcı için bile mekanik bir kasılma yanıtı ürettiklerinden, yayılan bir aksiyon potansiyeli oluştururlar. Bu sebeple kasılan lifler olarak kabul edilir. İskelet kasındaki kas hücreleri, tek başına kasılmazlar. Bunun yerine, omurilikten çıkan bir motor sinire bağlı olarak, grup halinde kasılırlar. Motor sinir hücresiyle (nöron), bu sinir hücresinin uyardığı kas hücrelerinin tamamına 'motor ünite' denir. Bir motor ünitesi istemli olarak aktive edilebilen en küçük kas birimidir. Bunun yanında bir motor üniteyi oluşturan lifler de eş zamanlı olarak aktive edilir (Rangayyan, 2002).

Kas lifi uyarıldığında kasılır. Gerekli uyarı motor siniri ile gelir. Kas, elektrik akımı gibi bir uyarıya da cevap verir. Kasın kasılması, boynun sabit kalıp sadece şişmesi şeklinde statik (izometrik) veya hem boynun kısalması hem de şişmesi şeklinde dinamik (izotonik) olabilir. Kasa bir uyarı uygulandıktan sonra bir zaman gecikmesi ile önce kasılma sonra bir gevşeme oluşur (Yazgan ve Korürek, 1996).

Motor ünitelerinin adedi vücudun çeşitli bölgelerindeki kaslar için birbirinden farklıdır. Genellikle kas büyüdükçe motor ünitelerinin sayısı da artar. Aynı sinir lifi tarafından uyarılan kas liflerinin adedi, çeşitli kaslar için birbirinden çok farklıdır. Örneğin boyun bölgesinde bulunan *paltisma kası,* 1826 büyük sinir lifinin kontrol ettiği 27100 kas lifine ve 1096 motor üniteye sahiptir. Bunun yanın da daha küçük bir alanı kapsayan dorsal parmak kası olan interosseus dorsal kası, 199 büyük sinir lifi, 40500 kas lifi ve 119 motor üniteye sahiptir (Rangayyan, 2002).

Motor sinirleri yapı itibariyle sinir hücrelerinden meydana gelir, böylece her bir motor siniri sadece polorize veya depolarize durumunda bulunabilir ve motor uç plakalarına iki seviyeli (var-yok) bir bilgi gönderir. Böylece her bir kas lifi de ya dinlenme durumunda (gevşek) veya uyarılmış (gergin) durumdadır. Normal kas hareketinin özelliği, hareketinin yumuşaklığı, devamlılığı ve hassasiyetidir. Bu özellikler, herhangi bir kasın birçok motor ünitesinden meydana gelmesinden dolayıdır. Şayet ufak bir kas hareketi arzu edilirse, sadece bir motor ünitesi faaliyete geçer. Kas hareketinin artması ile birçok motor ünitesi faaliyete geçer ve hepsinin faal olduğu zaman, kas hareketi en üst düzeydedir. Böylece harekette bir miktar düzgünlük sağlanmış olur. İlave hareket düzgünlüğü de birim zamanda uyarılan kas liflerinin adedini modüle ederek sağlanır.

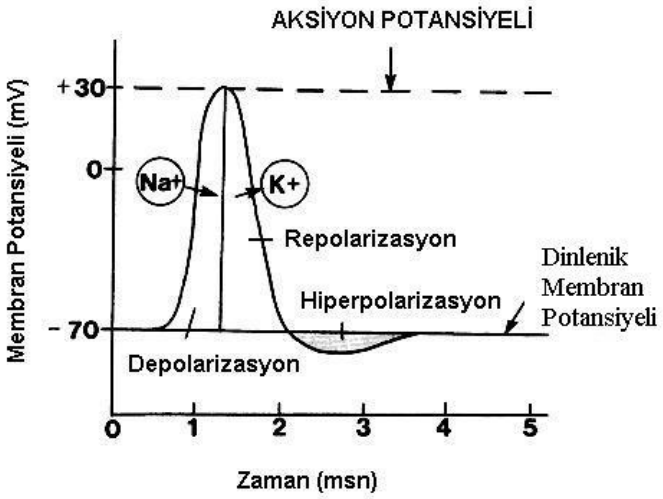
Her bir motor ünitesi sadece bir kas kasılma seviyesi verebilirse de birim zamandaki kasılma sayısı (yani motor uç plakalarınca birim zamanda yapılan depolarizasyon ve repolarizasyonların adedi), kas liflerinin gücünü artıracaktır. Böylece bir kasın hareketinin düzgünlüğü, hem uyarılan motor ünitelerinin sayısı ve hem de bu motor ünitelerinin uyarılma hızı ile kontrol edilir (Yazgan ve Korürek, 1996).

2.2.3. Kas kasılması sırasında oluşan gerilim

EMG işaretleri kasların kasılması ile oluşan biyopotansiyel işaretlerdir. Bu işaretlerin meydana gelmesi vücuttaki elektrokimyasal olaylar sayesinde olur. Kasların kasılması ile elektriksel bir işaret ortaya çıktığı gibi, kas fiberlerinin kasılmalarına da sinirlerden gelen uyarılar sebep olmaktadır (Bronzino, 2000).

Bir kasın kasılması, kasın çeşitli motor ünitelerinin uyarılması ve kasılması sonucunda gerçekleşir. Bir sinir, sinyal ile uyarıldığında, her bir motor ünite kasılır ve aksiyon potansiyellerin toplamı bir elektriksel sinyalin oluşmasına sebep olur. Buna tek motor ünite aksiyon potansiyeli denir *(Rangayyan, 2002).* Kasların kasılması, sinirler aracılığıyla beyinden iletilmiş olan uyarıcı potansiyellerin kaslarda oluşturduğu motor ünite aksiyon potansiyeli (MUAP) olarak bilinen elektriksel potansiyeller sayesinde olur.

Bir motor sinir birçok kas fibriline bağlanır ve bağlandığı kas fibrilini sinirle donatır. Bir motor sinir hücresi ve tüm kas fibrilleri birlikte motor üniteyi oluşturur. Motor nöron ile kas fibrili arasında bulunan sinaps (boşluk) sinir kas kavşağı olarak adlandırılır. Burası sinir ve kas sistemi arasındaki iletişimin meydana geldiği yerdir. Sinir iletilerinin sinir uçlarına vardığı yerler sarkolemmaya yakın olarak yerleşen akson terminalleri olarak adlandırılır. Sinir iletisi bu bölgeye vardığında, bu sinir uçları tarafından bir nörotransmiter olan asetilkolin (ACh) salgılanır. Salgılanan bu ACh' ler sarkolemma üzerinde bulunan reseptörlere tutunur. Eğer yeterli sayıda ACh reseptörlere tutunursa kas hücresi zarlarında bulunan iyon kapıları açılır. Sodyumların içeri girmesi sonucu da elektriksel ileti başlamış olur. Bu süreç depolarizasyon olarak adlandırılır ve aksiyon potansiyelinin başlamasıyla sonuçlanır. Depolarizasyon süresince kalsiyum iyonları (Ca2+), SR' den salgılanır ve miyofilamentlere doğru kas kasılmasını başlatmak üzere hareket eder (Cerrah ve ark., 2009; Cerny ve ark., 2001; Wilmore ve ark., 2004). Şekil 2.3' de aksiyon potansiyeli görülmektedir.



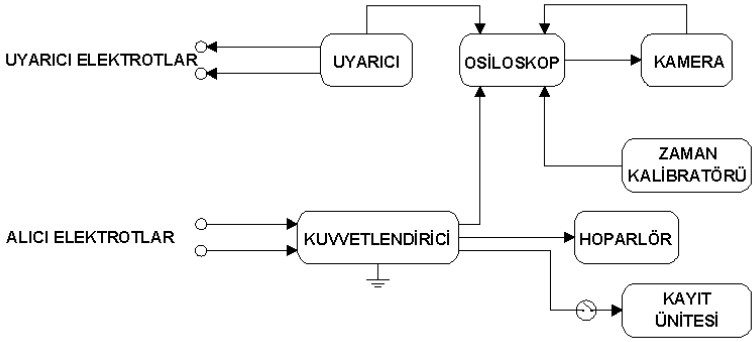
Şekil 2.3 Aksiyon Potansiyeli (Cerrah ve ark. 2009)

Aksiyon potansiyeli belli bir tepe değerine ulaştıktan sonra, depolarizasyon süreci tersine işler ve dinlenme seviyesine tekrar bir düşüş olur. Repolarizasyon olarak adlandırılan bu olay ile depolarizasyon arasında 1-3 ms kadar hücre tekrar uyarılmaz.

2.3. EMG İşaretlerini Ölçüm Yöntemleri

Kliniklerde kullanılan EMG ölçüm düzenleri, genel olarak EMG işaretlerini algılamaya yarayan elektrotlar, uyarıcı, kuvvetlendirici, osiloskop, magnetik kaydedici ve hoparlörden oluşur. Araştırmaya yönelik çalışmalar için bunlara ek olarak çeşitli işaret işleme blokları, spektrum analizörleri ve bilgisayar da bulunabilir. Uyarıcı ile incelenecek kasın motor siniri uyarılarak kas liflerindeki elektromiyogram işaretleri, alıcı elektrotlar yardımıyla biyopotansiyel kuvvetlendiriciye ve oradan da ilgili görüntüleme ünitesine aktarılır. EMG düzenleri uygulamada ve taşımada kolaylık açısından tek bir kompakt ünite olarak ve bazen de kas işaretleri dışındaki biyopotansiyelleri de ölçebilecek nitelikte genel amaçlı olarak gerçekleştirilirler (Yazgan ve Korürek, 1996).

Şekil 2.4‘ de EMG sinyallerini elde etmek için kullanılan sistemin blok diyagramı görülmektedir.

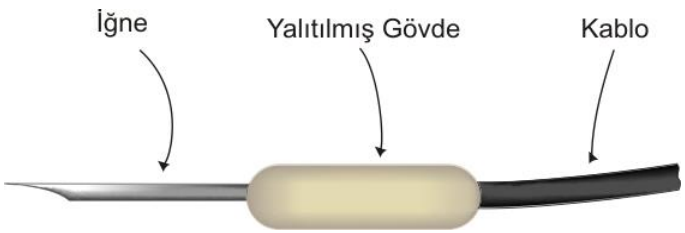


Şekil 2.4 EMG düzeni blok diyagramı (Yazgan ve Korürek, 1996)

Biyomedikal sinyalleri toplamak amacıyla pek çok elektrot şekli tasarlanmıştır. Biyoelektrotlar iyonik iletkenliği elektronik iletkenliğe dönüştürerek elektronik devrelerde işlenebilir hale getirmeye yarayan bir tür sensördür. Biyoelektrotların genel amacı elektrokardiyagram (ECG), elektroensefelogram (EEG), elektromiyogram (EMG) gibi medikal açıdan önemli biyoelektriksel sinyalleri toplamaktır. Bu elektrotlar yüzey elektrotlar ve dahili elektrotlardır (Güler, 2005).

2.3.1. İğne elektrotlar

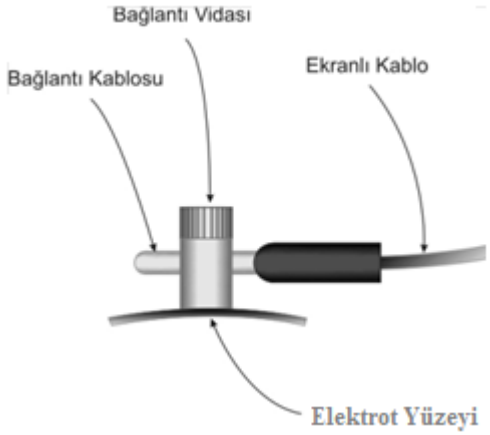
İğne elektrotu cildin hemen altındaki dokuya, cildi neredeyse yatay bir açıyla delerek girer. Biyopotansiyel işaretleri vücut içinden algılamakta kullanılırlar. Tabi ki enfeksiyon riski söz konusu olduğundan bu elektrotlar tek sefer kullanılır ve sonra atılır ya da etilen oksit gazında yeniden sterilize edilir. Şekil 2.5’ de iğne tip elektrot görülmektedir (Güler, 2005).



Şekil 2.5 İğne tipi elektrot (Güler, 2005)

2.3.2. Yüzey elektrotlar

Yüzey elektrotları deneğin cildi ile temas halinde olan elektrotlardır. Yüzey elektrotlarının çapları 0.3 ile 5 cm arasında değişmekle beraber genellikle 1 cm civarındadır. Klinik olarak kullanılan elektrotlardan bir tanesi Şekil 2.6' da görülen yapışkan bantlı tiptir. Bu elektrotlar 1 ile 2 inçkarelik lastik bantlarla yerinde tutulan pirinç plakalardan meydana gelir. Elektrot ve cilt arasındaki empedansı azaltmak maksadıyla iletken bir jel veya pasta kullanılır.



Şekil 2.6 Yapışkan bantlı elektrot (Güler, 2005)

Hemen hemen bütün elektrot türleri kısa süreli ölçümler için uygun olmalarına karşın, uzun süreli izleme işlemleri daha zordur. Kısa süreli ölçümlerde hareketten kaynaklanan kusurların önemi azdır çünkü çoğu hasta kayıt için yeterli olacak kadar uzun bir süre hareketsiz kalabilir. Fakat yoğun bakım ünitelerinde daha uzun vadeli izleme yapmak gerekir ve problem bu durumda daha karmaşık bir hal alır (Güler, 2005).

2.4. Kas Yorgunluğu

Kas yorgunluğu, kas kasılması ile oluşan gücün üretilmesinde ya da sürdürülmesinde ortaya çıkan yetersizlik olarak tanımlanır. Yorgunluk, egzersiz gibi aktivitelerin sonucunda oluşur (Günay, 1998).

Kas yorgunluğu, kaslara dinamik ve statik yüklenme ile oluşmaktadır. Yorgunluk kas kontraksiyonu kapasitesi, çalışmasının tipi, sıklığı ve şiddetiyle doğrudan ilişkilidir (Kayıhan, 1995).

Kas yorgunluğunu incelemek için kanda bulunan metabolik değişkenler kullanılmaktadır. Ancak yorgunluğun sebebi tam olarak açıklanabilmiş değildir (Kimura, 1983). Yorgunluk hızlı veya yavaş gerçekleşebilir. Bu duruma kasın yaptığı işin şekli etkendir. Kaslarda kuvvetli bir kasılma gerektiren, ağır işler yapılıyorsa hızlı motor ünitelerin yapılan işe dahil edilmesiyle, hızlı bir kas yorgunluğu meydana gelirken, daha az iş yükü altında yavaş motor üniteleri kullanıldığından yavaş kas yorulması gerçekleşmektedir

Bölgesel kaslarda, kuvvet üretim kapasitesinin azalması ile bölgede oluşan rahatsızlık ve ağrı gibi belirtiler bölgesel kas yorgunluğunu işaret etmektedir (Biedermann, 1991).

Üst ekstremite kaslarında genellikle tekrarlayan hareket gerektiren işler gerçekleştirilir. Tekrarlayan hareketler; üst ektremite ile belirli bir yineleme hızı ile yapılan eşzamanlı uygulamaları içerir. Hızlı ve tekrarlı hareketler ile kasın kontraksiyonu tendonlarda, ligamentlerde ve kaslarda aşırı kullanıma neden olmaktadır (Bullock, 1990). Tekrarlayan aktivitelerde bulunma kötü pozisyon ve psikolojik stres ile birleşince "aşırı kullanmaya bağlı zedelenme" tablosunu ortaya çıkarır. Uzun süre başın öne eğilerek veya aşırı yukarı kaldırılarak çalışması kas yorgunluğuna ve kas kasılmasına yol açarak boyun ve sırt ağrısına neden olur. Bilgisayar kullanımının artmasıyla, kas yorgunluğu ile sık karşılaşılmaktadır.

2.4.1. Servikal bölgede görülen kas yorgunluğu

Boyundaki kas dokusu ve iskelet sistemi rahatsızlıkları fiziksel çaba gerektiren uğraşlar ile bilgisayar kullanımı gibi statik uğraş gerektiren mesleklerin çeşitliliği ile ilgilidir. Jensen ve arkadaşları (1993); 12 aylık bir incelemeye tabi tuttukları Danimarkalı bir grup bilgisayar kullanıcısında; boyunda meydana gelen semptomların vücudun diğer bölümlerinden %70 daha yaygın olduğunu belitmişlerdir. Servikal bölgedeki ağrının kaynağı, boyun kasları, intervertebral diskler (omurlar arası diskler) ve eklemler gibi bazı doku çeşitleri olabilir. Bunun yanında ağır ya da fazla fiziksel güç gerektiren işler boyun bölgesinde meydana gelen dejeneratif değişiklikler ile alakalı olup, statik işler genellikle miyofasyal ağrı ya da kas yorgunluğu ile alakalıdır (Sommerich, 2000).

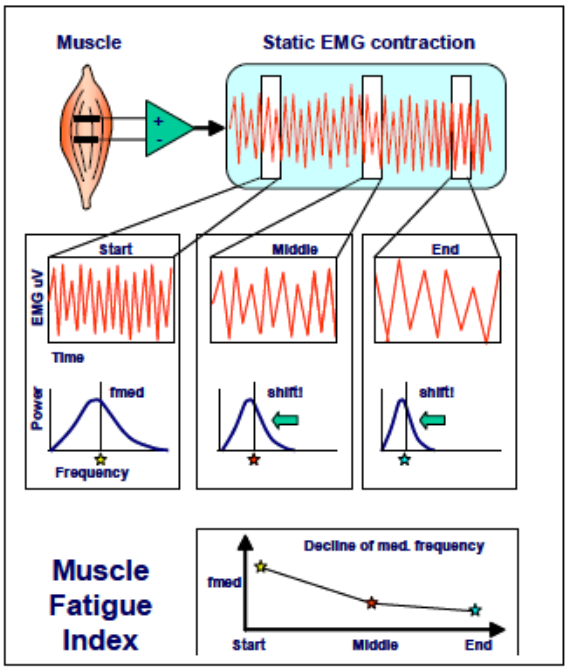
Ergonomi araştırmalarında kas aktivitesi genellikle yüzey emg kayıtları ile incelenir. EMG ile elde edilen kas aktivitesinin değerlendirilmesi kaslarda gelişen aktivasyon örneklerine bir anlayış sağlar, çünkü sürekli kas aktivitesinin iskemik kas ağrısına neden olduğu bilinir. Eklemlere etki eden yükler maksimum kapasitenin %5' i kadar düşük olsa bile, bölgesel kas yorgunluğunun; sürekli kasılmalarda arttığı görülmektedir. Bundan dolayı bilgisayar ile çalışırken ya da az uğraş gerektiren işlerde beklenen kas aktivitesi nispeten düşüktür. Ek olarak kas aktivitesi örnekleri biyomekanik model tahminlerinde kullanılabilir. Bazı çalışmalarda üst ekstremitenin tekrarlayan hareketlerini gerektiren yarı-statik işlerde üst trapezius kasına dikkat çekilmektedir. Bu kas ağrının yaygın bölgesidir. Bu ağrı bazen kronik *trapezius myalgia* yada *tension neck sendrom* hastalığına işaret etmektedir (Sommerich, 2000).

2.4.2. Kas yorgunluğu ile EMG'de meydana gelen değişim

Kas yorgunluğu, kasların üzerine olan dinamik ve statik yüklenme ile oluşmaktadır. Yorgunluk kas kontraksiyonu kapasitesi, çalışmasının tipi, sıklığı ve şiddetiyle doğrudan ilişkilidir (Büker ve ark., 2006).

Yüzey EMG' nin kullanım alanlarından biri, kas yorgunluğu ile ilgili miyoelektrik aktivitenin ölçülmesidir (Lowery, 2000). Sabit kuvvetteki izometrik kasılmalar sırasında, kasa ait elektrofizyolojik özelliklerde değişimler gözlenmektedir. Kas yorgunluğunun miyoelektrik belirtileri, yüzey EMG işaretinin frekans tabanlı değişkenlerin zaman içinde gözlemlenmesiyle ölçülebilir. Kas yorulması meydana geldiğinde genlik değerleri artış gösterirken, toplam güç spektrumunun ortalaması ya da orta frekansı kasılma süresi boyunca azalma göstermektedir. Bunun sebebi, kas zarı üzerinde motor aksiyon potansiyellerin iletim hızının azalmasıdır. Bu durum, toplam güç spektrumunun alçak frekanslara doğru kaymasına neden olur.

Şekil 2.7' de frekans tabanlı, medyanya da mean değerlerinin sola kaydığı görülmektedir. Düşük frekanslara doğru kayan mean ya da medyan frekans regresyon katsayısı non-invasive bir yorgunluk indeksi olarak kullanılabilir (Konrad, 2005).



Şekil 2.7 Kas yorulması ile medyan frekansın alçak frekanslara doğru kayması (Konrad, 2005)

3. EMG İŞARETLERİNDEN ÖZNİTELİK ELDE ETME YÖNTEMLERİ VE SINIFLANDIRMA

3.1. EMG İşaretlerini İnceleme Yöntemleri

EMG işareti rastgele bir işarettir. Rastgele işaretler işlenmesi zor olup, durağan (stasyoner) ve durağan olmayan işaretler olarak ikiye ayrılır. Durağan olmayan işaretler için işlem yöntemleri pek etkili olmadığından durağan olmayan işaret, her biri durağan sayılan dilimlere (segmentlere) ayrılır (Karlık ve ark., 2005).

Rasgele işaretler incelenirken, işaretin kendisi değil de özilişki fonksiyonu ile işlem yapmak daha doğru bir yaklaşımdır. Rasgele işaretler, her bir frekanstaki güç yoğunluğunu gösteren güç spektrumu ile incelenirler (Yazgan ve Korürek, 1996). EMG işaretleri zaman domeninde ve frekans domeninde olmak üzere iki şekilde incelenebilir.

3.1.1. Zaman domeninde inceleme

Bir EMG işaretini zaman domeninde incelemek için doğrultma, alçak geçiren filtreden geçirme, ortalama alma, integral alma, etkin değeri ölçme, sıfır geçiş sayılarını sayma gibi yöntemler kullanılır.

EMG işaretine tam dalga doğrultma işlemi uygulandığında, doğrultulan işaret orijinal işaretin mutlak değerini göstermektedir. Alçak geçiren filtreden geçirilen EMG işaretine yumuşatma işlemi uygulanmış olur yani, işarette var olan rasgele değişimler giderilir. Ortalama alma işlemi; matematiksel ortalama alma ve hareketli ortalama alma olmak üzere iki şekilde gerçekleştirilir. Hareketli ortalama alma (moving average) olarak ifade edilen yöntem; yumuşatma işleminin sayısal olarak yapılmasıdır. İntegral alma işlemi EMG işaretlerinde veri azaltmak için kullanılan yöntemler arasında en çok tercih edilendir. EMG işaretleri gibi rastgele değişen işaretlerde, işaretin genliği ile etkin değeri arasında bir bağıntı oluşturulamaz. Bu yüzden, EMG işaretlerinin gücünün belirlenebilmesi için etkin değerinin hesap yoluyla bulunması gerekir. Sıfır noktası geçiş sayısı pozitif veya negatif alternansların sayılmasıyla belirlenebilir. Düşük seviyeli kas kasılmalarında, sıfır geçiş sayısı ile Motor Ünitesi Aksiyon Potansiyeli dönüşleri arasında doğrusal bir ilişki vardır (Yazgan ve Korürek, 1996).

En iyi bilinen zaman domeni özellikleri; mutlak ortalama değer (MAV) ve karakök ortalama (RMS)'dir. MAV ve RMS çok amaçlı miyoelektrik kontrol için yaygın olarak kullanılırlar.

EMG sinyallerinin zaman domeni özellikleri çıkarılırken; EMG sinyalinin durağan bir sinyal olmamasından kaynaklı bazı sınırlamalar meydana gelmektedir. Bu sınırlamalardan kurtulmak için, EMG sinyali her biri durağan kabul edilen segmentlere ayrılarak, durağan kabul edilmektedir. Bu sayede kullanılabilir bilginin frekans domeninde bulunduğu yönünde fikirler ortaya çıkmıştır. Frekans domeninde büyük rolü olan güç spektral yoğunluğunda iki önemli karakteristik değişken vardır. Bunlar; mean frekans ve medyan frekanstır (Phinyomark ve ark., 2009).

Zaman domeni özellikleri genellikle optimal bir özellik vektörü oluşturmak için kullanılmıştır. Ancak, çoğu frekans domeni yöntemleri ile her bir EMG kanalı için tek bir özellik elde edilir ve bunların özellik uzayındaki ayırt edici parametreleri zaman domeni özelliklerinden farklıdır. Daha güçlü bir özellik vektörü oluşturmak için frekans domeni özellikleri; dalga uzunluğu, RMS, Willison genliği gibi diğer başarılı zaman domeni özellikleri ile birlikte kullanılabilir (Phinyomark ve ark., 2012).

EMG gibi çok bileşenli durağan olmayan sinyallerin, zamanla değişen spektral-değişkenlerinin doğru tahmini oldukça zordur. Patolojik durumlar zaman-domeninde apaçık görülmeyebilir. Biyolojik sinyallere bazen çevresel etkileşim ya da artefakt içeren gürültüler karışabilir. Bu etkiler Fourier dönüşümü gibi frekans domenli yöntemlerin kullanılmasıyla analiz edilebilmektedir (Mahmoud ve ark., 2006).

3.1.2. Frekans domeninde inceleme

Bazen sinyallerin frekans bileşenleri zaman-domeni gösterimlerinden daha yararlı bilgiler sağlar. Birçok biyolojik işaretin frekans domenine bakıldığında, tanı koymayı kolaylaştıran özellikler içerdiği görülmektedir. Bir dalga biçiminin frekans içeriğinin belirlenmesi; spektral analizi adını alır ve bu frekans çözümlemesi için gerekli yaklaşımların uzun ve zengin bir geçmişi vardır. Spektral analizler bir matematiksel prizma gibi düşünülebilir. Bir dalganın kendisini oluşturan frekanslara ayrıştırılması bir prizmanın ışığı oluşturan renkleri ayrıştırmasına benzer. Herbirinin farklı zayıf ve güçlü yönleri olan çok çeşitli spektral analiz teknikleri vardır. Temelde bu teknikler, Fourier dönüşümüne bağlı klasik yöntemler ve model parametrelerinin tahminine dayanan modern yöntemler olmak üzere iki grupta incelenebilir. Spektral analiz teknikleri, eğer sinyalin zamanı önemli değilse güçlü bir işaret işleme aracı olarak kullanılmaktadır.

Klasik ve modern yöntemler, durağan dalgalar için tam ve uygun bir çözüm sağlar. Ancak, özellikle biyolojik kökenli birçok dalga durağan değildir ve özellikleri zamanla değişir (Semmlow, 2004).

Sinyaller için önemli bilgiler dalganın frekans bileşeninde bulunur. EMG işaretlerinin frekans domenindeki analizi bu işaretlerin frekans spektrumundaki özelliklerini belirleyen parametrelerinin ölçülmesi ve hesaplanması ile yapılır. Bu işaretlerin güç spektrum yoğunluklarının belirlenmesinde genellikle hızlı Fourier dönüşümleri kullanılır (Yazgan ve Korürek, 1996).

Fourier analizi dalganın frekansı ile ilgili önemli bilgiler sağlar ancak frekansların hangi zaman aralığında olduğunu göstermez. Fourier analizi durağan sinyaller için uygun bir yöntemdir, çünkü durağan sinyallerin frekansı zamana göre değişmez, ancak durağan olmayan sinyallerin frekansı zamana göre değiştiği için, zaman kavramının da ele alınması gereklidir.

Dalgadan hem zaman hem de frekans bileşenlerini elde etmek için birçok yöntem geliştirilmiştir. Bu yöntemler kendi aralarında zaman-frekans yöntemleri ve zaman ölçekli yöntemler olmak üzere ikiye ayrılmaktadır. Zaman-frekans yöntemlerinden kısa zamanlı Fourier dönüşümü (KZFD), klasik Fourier dönüşümünü temel alan, işareti zaman ve frekansın bir fonksiyonu olarak iki boyutta inceleyen bir yöntemdir. KZFD ile durağan olmayan sinyal küçük segmentlere bölünür ve sinyalin bu segmentleri durağan kabul edilir. KZFD'de önemli olan iki parametre zaman ve frekans çözünürlüğüdür. Bu iki parametre pencere fonksiyonun boyu ile belirlenir. Uzun pencere boyu seçildiğinde, Fourier dönüşümünün doğal bir sonucu olarak frekans çözünürlüğü artar. Buna karşılık zaman çözünürlüğü azalmış olur. Pencere boyu sinyalin tamamını kapsayacak kadar büyük seçilirse sadece sinyalin frekans spektrumu elde edilmiş olur. Pencere boyu kısa seçildiğinde ise zaman çözünürlüğü artarken, frekans çözünürlüğü azalır. Ayrıca pencere boyu azaldığında sinyal içerisindeki düşük frekans bileşenleri de gözlenemez. Benzer şekilde pencere boyu çok kısa seçilirse sinyalin kendisi elde edilir (Semmlow, 2004).

Zaman-frekans çözünürlüğündeki bu sorunun üstesinden gelmek için zaman-frekans ölçekli yöntemlerden dalgacık dönüşümü (DD) geliştirilmiştir. Pencere büyüklüğü değiştirilebilen dalgacık dönüşümü; özellikle durağan olmayan sinyallerin analizini zaman-ölçek bölgesine taşıyarak analiz eder. Dalgacık dönüşümü, işaretin ölçeklenebilir bir zaman-frekans analizi ile birlikte HFD ve KZFD ile tespit edilemeyen detayların incelenmesine olanak sağlar.

KZFD' nin sınırlamalarından biri olan, kullanılan pencerenin sabit olması; DD 'de ölçeklenebilir bir pencere ile giderilir. Böylece işaret içindeki düşük frekans eğilimlerini açmak için geniş bir pencere, yüksek frekans detaylarını analiz etmek için ise sıkıştırılmış bir pencere kullanılır. Bunun için DD ölçeklenebilir temel bir dalgacık fonksiyonu kullanıp sabit çözünürlük problemine çözüm getirerek, işaretin farklı çözünürlüklerde daha esnek bir zaman bölgesinin analizini yapar (Türkoğlu, 2002)

Tüm bunların yanında klasik yaklaşımlarda, pencereleme dışında kalan veri sıfır kabul edilir. Böyle bir durum nadiren de gerçekleşse, bu varsayım spektral tahminde bir bozulmaya sebep olur. Buna ek olarak kullanılan çeşitli pencere tipleri de, bozulmalara yol açabilir. Spektral analiz yapabilmek için gerekli modern yaklaşımlar, klasik yaklaşımlar tarafından ortaya çıkarılan bazı bozulmaların üstesinden gelmek için tasarlanmıştır ve özellikle veri segmentlerinin kısa olduğu durumlarda etkilidir (Semmlow, 2004).

Modern yaklaşımları oluşturan parametrik güç spektrum kestirimde, parametrik olmayan yöntemlerde var olan spektral kaçak problemi olmadığından, parametrik yöntemler ile daha iyi bir frekans çözünürlüğü elde edilir. Parametrik yöntemlerin diğer avantajları orjinal spektruma daha yakın bir sonuç vermesi ve daha kısa örnekleme süresine ihtiyaç duymasıdır. Parametrik yöntemler kullanılırken, hangi parametrik yöntemin kullanılacağını belirleme aşamasında, işaretin yapısı da göz önüne alınmalıdır. Örneğin frekans spektrumunda ani tepeler olan işaretler için Özbağlanım (autoregressive, AR) modeli, keskin tepeleri bulunmayan işaretler için ise Yürüyen ortalama (moving average, MA) modeli uygundur. Özbağlanımlı yürüyen ortalama (autoregressive moving average, ARMA) modeli ise her iki tip işaret için de kullanılabilir. EMG işaretleri ani tepeleri olan işaretler olduğundan, özbağlanım (AR) modeli veya özbağlanımlı yürüyen ortalama (ARMA) modeli EMG işaretlerinin incelenmesinde daha uygundur. AR yöntemi işlem yükü açısından, ARMA yöntemine nazaran daha avantajlıdır (Proakis ve Manolakis, 2010).

Parametrik olmayan güç spektrumu kestirim yöntemlerinin anlaşılması ve HFD ile hesaplanması parametrik yöntemlere göre daha kolaydır. Ancak uygun frekans çözünürlüğü için uzun veri kayıtlarına ihtiyaç göstermeleri sebebiyle parametrik yöntemler daha çok tercih edilirler (Bozkurt, 2007).

AR, MA, ARMA gibi modern parametrik yöntemler incelenecek sinyal için uygun bir model seçimine ve model parametrelerinin tahminine dayanır. Sinyali modelleyen bu parametreler güç spektrumunun elde edilmesinde kullanılır. Sinyalin

doğrudan kullanılmaması özellikle pencereleme işleminde pencere dışında kalan verinin sıfır kabul edilmesinden kaynaklanan kötü sonuçları ortadan kaldırır. AR modelleme yönteminde, işaretin belli bir anındaki genliği daha önceki örneklenmiş kısımların genliklerinin farklı oranlarda toplanması ve bu toplama bir kestirim hatasının eklenmesi sonucu ile elde edilir. AR yönteminde model derecesinin seçimi çok önemlidir. Seçilen derece düşük olduğunda işaretin frekans içeriği net olarak belirlenemez. Model derecesi çok yüksek olduğunda ise hatalı pikler oluşur ve spektrum bozulur. AR metodu ile istatistiksel olarak daha kararlı (stabil) spektrumlar elde edilir (Güler ve Kıymık, 1992).

AR, DD gibi modern spektral analiz metotları HFD spektral analiz metodundan çok daha güçlüdür. AR modeli için modelleme derecesine bağlı olan katsayıların doğru tahmini gerekmektedir. Bu katsayılar kullanılarak sinyal güç yoğunluk fonksiyonu elde edilir (Güler ve ark., 2001).

3.2. Fourier Dönüşümü

Fourier dönüşümü; zaman domeninde bulunan sinyalin frekans bileşenlerini ayrıştırmak için kullanılan bir yöntemdir (Oppenheim, 1989). EMG işaretlerinin zaman domenindeki karmaşık ve rastgele yapısından frekans domenindeki nispeten daha anlamlı bir yapı elde etmek için Fourier dönüşümü kullanılır (Karlık ve ark, 2005).

Biyolojik işaretler zaman domeninde oluşan işlemlerin sonucu olarak ortaya çıkmalarına karşın, bu işaretlerin analizlerinin frekans domeninde yapılması bazı durumlarda daha elverişli olmaktadır. Çoğu durumlarda, frekans domeni analizi, güç spektrum yoğunluğu (PSD) veya sadece spektrum olarak yapılmaktadır. Zaman domeninde verilen x(t) işaretinin frekans domenine olan dönüşümü X(ω), genel olarak (3.1) eşitliği ile gösterilen, Fourier dönüşümü ile gerçekleştirilmektedir (Yazgan ve Korürek, 1996).

$$x(\omega) = F\big(x(t)\big) = \int_{t=-\infty}^{\infty} x(t).\exp(-j\omega t)\,.\,dt \tag{3.1}$$

Frekans domeninden zaman domenine olan ters dönüşüm, (3.2) numaralı denklem ile gösterilen ters Fourier dönüşümü ile verilir.

$$x(\omega) = F^{-1}\{X(\omega)\} = \frac{1}{2}\int_{\omega=-\infty}^{\infty} X(\omega).\exp(j\omega t)\,.\,d\omega \qquad (3.2)$$

Ayrık Fourier Dönüşümü (AFD), {x(nTs)} dizisi üzerinde lineer operatör olarak şöyle tanımlanır:

$$X(\omega_0 k) = \sum_{}^{N-1} x(nT_s)\exp(-j2\pi knT_s) \qquad ; \quad k= 0,1,2\ldots.(N\text{-}1) \qquad (3.3)$$

(3.3) Eşitliğinde, ω_0 frekansı;

$$\omega_0 = \frac{\omega_S}{N} \qquad (3.4)$$

olarak tanımlıdır ve Fourier dönüşümündeki frekans çözünürlüğü olarak bilinmektedir. Frekans çözünürlüğünün mümkün olduğu kadar yüksek (ω_0'ın küçük) olabilmesi için, işaretin gözlendiği segment süresinin mümkün olduğu kadar büyük tutulması gerekir. Yüksek frekans seçiciliği için bazen, kısa gözlem süreli işaretten alınan örneklerin sonuna sıfırlar eklenerek işaretin uzunluğu yapay olarak arttırılmaktadır. (3.3) Eşitliğinden görüldüğü gibi, N elemanlı ayrık xn=x(n)=x(nTs) dizisinin DFT sonucunda, N elemanlı Xk=X(k)=X(kω_0) dizisi elde edilmektedir (Yazgan ve Korürek, 1996).

Ayrık Fourier dönüşümünün hızlı bir biçimde hesaplanmasına olanak tanıyan yöntemler hızlı Fourier dönüşümü olarak adlandırılmaktadır. Bir işaretin ayrık Fourier dönüşümü doğrudan (3.5) eşitliği ile hesaplanabilmektedir (Ertürk, 2005):

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-j(2\pi/N)kn} \qquad ; \quad k=0,1,\ldots.N\text{-}1 \qquad (3.5)$$

Bu durumda, dönüşümün her k değeri için N adet karmaşık çarpma ve N-1 adet karmaşık toplama işlemi yapılması gerekmektedir. N noktalı bir AFD için bu işlem miktarı N^2 ile orantılı bir hesap yükü anlamına gelmektedir. Ayrık Fourier dönüşümü doğrudan AFD tanımından hesaplandığında faz faktörünün simetri ve periyodiklik özellikleri dikkate alınmamaktadır.

Hızlı Fourier dönüşümü, ayrık Fourier hesabı için faz faktörünün simetri ve periyodiklik özelliğinden faydalanarak hızlı bir hesaplama sağlamaktadır. HFD ile hesap yükü N^2 mertebesinden NlogN mertebesine düşürülmektedir. Bu nedenle hesaplama için pratikte HFD tercih edilmektedir (Ertürk, 2005).

Fourier dönüşümü durağan sinyaller için kullanılan bir yöntem olmasına rağmen, EMG, EEG, EKG gibi durağan olmayan biyolojik sinyallere de uygulanabilir. Ancak, Fourier dönüşümünün, spektral bileşenleri zamana yerleştirmede sınırlı kalmasından dolayı, sonuçlar verimli bir şekilde yorumlanamaz.

Bilgisayar ortamına aktarılan EMG işaretinin zaman domenindeki karmaşık ve rasgele yapısından frekans domeninde nispeten daha anlamlı bir yapı elde etmek için uygun işaret yöntemleri ile işlenmesi gerekmektedir. Durağan olmayan EMG işareti her biri durağan kabul edilen segmentlere ayrılarak analiz edilir. Güç spektrumu FFT'nin tüm dalgaya uygulanması ile değerlendirilirken, özellikle mevcut dalganın daha uzun bir sinyalin sadece bir örneği olduğu durumlarda genellikle ortalama alma kullanılır. Bunun gibi durumlarda, güç spektrumu değerlendirilmesi bir tahmin yöntemidir ve ortalama alma, sonuçların istatistiksel özelliklerini iyileştirir (Semmlow, 2004).

Güç spektrumu Fourier dönüşümünün doğrudan bir uygulaması olduğundan ortalama alma ile doğrudan ilgilidir ve genellikle periodogramların ortalaması olarak anılır. Güç spektrum kestirimini elde etmek için periyodogramların ortalaması üç adımdan oluşur. Birinci olarak N-noktalı dizi birbiriyle örtüşmeden K parçaya bölünür. Burada her parçanın uzunluğu M olur. Böylece K veri parçası ortaya çıkar:

$$x_i = x(n + iM) \quad ; \begin{matrix} \text{i=0,1,… ,K-1} \\ \text{N=0,1,…,K-1} \end{matrix} \tag{3.6}$$

Herbir parça için periyodogram hesaplanırsa:

$$P_{xx}^{(i)}(f) = \frac{1}{M}\left|\sum_{n=0}^{M-1} x_i(n)e^{-j2\pi fn}\right|^2 \quad ; \text{ i=0,1,….,K-1} \tag{3.7}$$

En son olarak da K parça için periyodogramların ortalaması; güç spektrumunu elde etmek için kullanılır (Proakis ve Manolakis, 2010).

$$P_{xx}^{B}(B) = \frac{1}{K}\sum_{i=0}^{K-1} P_{xx}^{(i)}(f) \tag{3.8}$$

Periodogramda önemli olan iki unsur, pencereleme ve ortalama alma yöntemleridir. Ortalama alma genellikle, dalgayı bir dizi segmentlere bölme, muhtemelen örtüşme ve her bir segmentin Fourier dönüşümünün alınması ile elde edilir. Segmentlerin uzunluğunun küçük seçilmesi spektral tahminin güvenilirliğini arttırır ancak frekans çözünürlüğünün azalmasına neden olur.

Periodogramın iyileştirilmiş yapısı Peter D. Welch tarafından önerilmiş olup, bu yöntem zaman serisi işareti üst üste çakışabilecek bölümlere ayrılır. Her bölümün iyilestirilmiş periodogramı alınır, sonra da elde edilen bu bölümlere ait periodogramların ortalaması alınır. İyileştirilmiş periodogramların ortalaması tüm verinin tek bir periodogram kestirimine göre varyansını azaltır. Welch yönteminde üstüste gelen (örtüşen) segmentler kullanılır ve pencereleme tüm segmentlere uygulanır (Semmlow, 2004). Welch yöntemi ile periyodogramda iki temel değişiklik yapılmıştır. Birinci olarak veri parçalarının örtüşmesine izin verilmiştir (Proakis ve Manolakis, 2010):

Bu yüzden veri parçaları:

$$x_i(n) = x(n + i_D) \quad ; \quad \begin{matrix} \text{n=0,1,….,M-1} \\ \text{i=0,1,.….,L-1} \end{matrix} \tag{3.9}$$

olarak gösterilebilir. Burada i_D noktası i. dizinin başlangıç noktasıdır. Eğer D=M ise veri parçaları örtüşmez ve veri parçalarının L sayısı periodogramların ortalaması yöntemindeki K sayısı ile aynıdır. Ancak D=M/2 ise ardışık veri parçaları %50 örtüşür ve L=2K tane parça elde edilir. Başka bir yol olarak her birinin uzunluğu 2M olan K tane veri segmenti oluşturulabilir. Welch yöntemi ile periodogramda yapılan ikinci değişiklik, periyodogramı hesaplamadan önce veri parçalarını pencerelemektir. Bunun sonucu değiştirilmiş periyodogramdır ve eşitlik (3.10) ile gösterilmektedir.

$$P_{xx}^{(i)}(f) = \frac{1}{MU}\left|\sum_{n=0}^{M-1} x_i(n)w(n)e^{-i2\pi fn}\right|^2 \quad \text{, i=0,1,.....L-1} \tag{3.10}$$

Burada U, pencere fonksiyonundakigüç için normalizasyon çarpanı olup;

$$U = \frac{1}{M}\sum_{n=0}^{M-1} w^2(n) \tag{3.11}$$

olarak seçilir. Welch güç spektrumu bu değiştirilmiş periyodogramların ortalamasıdır (Proakis ve Manolakis, 2010):

$$P_{xx}^{w}(f) = \frac{1}{L}\sum_{i=0}^{L-1} P_{xx}^{(i)}(f) \tag{3.12}$$

3.3. Kısa Zamanlı Fourier Dönüşümü

Denis Gabor, 1946 yılında pencereleme yöntemini kullanarak, işaretin küçük bir parçasını zaman tanım aralığında ele almış, işareti zaman ve frekansın fonksiyonu olarak iki boyutta ifade etmiştir. Bu dönüşüm yönteminde, işaretin belirli bir kesiminin durağan olduğu kabul edilir ve bir pencereden geçirilerek, Fourier analizi işlemi gerçekleştirilir (Kıymık ve ark., 2002). KZFD sinyalin pencereleme ile küçük segmentlere bölünmesi prensibine dayanır. Bu yöntem zamanla değişen sinyallerin analiz edilmesini sağlar; ancak analizin çözünürlüğü seçilen pencere boyu ile sınırlıdır (Miner, 1998). KZFD'de kısaltılmış veri segmentleri kullanıldığı için en uygun pencere boyunu seçmek önemlidir.

Spektrogram olarak da anılan KZFD'nin matematiksel ifadesi (3.13) eşitliği ile verilmiştir.

$$X(t,f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)w(t-\tau)e^{-i\pi f\tau}\,d\tau \tag{3.13}$$

Burada $X(t,f)$ orjinal işareti, $w(t-\tau)$ pencere fonksiyonu, τ ise zamanda öteleme miktarını ifade etmektedir.

KZFD ile ilgili iki önemli problem vardır. Birincisi değişik özellikler içeren veri segmentleri için en uygun pencere boyunu seçmenin pek mümkün olmamasıdır. İkincisi ise; zaman-frekans dengelemesidir. Zaman çözünürlüğünü arttırmak için, N sayısı ile ifade edilen veri segmentlerinin kısaltılması, 1/(NTs) formülünün doğal sonucu olarak frekans çözünürlüğünü azaltmaktadır. Aynı zamanda veri segmentlerinin kısaltılması, düşük frekans bileşenlerinin kaybedilmesine de yol açmaktadır. Bu zaman–frekans çözünürlüğü arasındaki dengesizlik, zaman-ölçekli yöntemler ile çözülebilmektedir. Bu dezavantajlara rağmen, KZFD; sadece yüksek frekanslı bileşenlerin dahil olduğu ve frekans çözünürlüğünün çok önemli olmadığı problemlerin çözümünde başarıya sahiptir. Bu yöntem birçok biyomedikal uygulamada kullanılmaktadır (Semmlow, 2004). KZFD' nin çözünürlük ile ilgili sorunlarını ortadan kaldırmak için zaman-ölçekli bir yöntem olan dalgacık dönüşümü geliştirilmiştir.

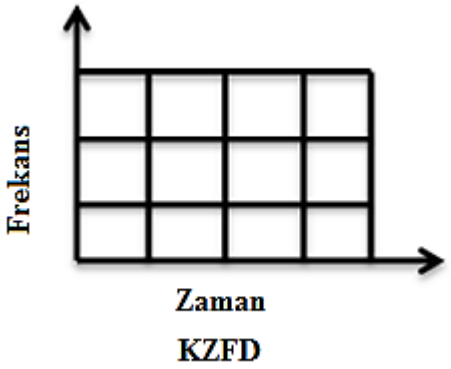
3.4. Dalgacık Dönüşümü

Tarihsel olarak bakıldığında periyodik sinyallerin analizi ilk olarak Fourier serileri ile yapılmıştır. Temel fonksiyonlar harmonik sinüs ve cosinüs'dür.

Dalgacık dönüşümü (DD), durağan olmayan sinyallerin analizini sağlar. HFD, KZFD gibi işaret işleme tekniklerinin zaman-frekans çözünürlüğündeki yetersizlikleri ortadan kaldırmak amacıyla geliştirilmiştir. DD zamanın ve frekansın belirli ölçeklere bölünmesi ile orijinal sinyalden daha fazla yararlı bilgi sağlama prensibine dayanır (Semmlow, 2004). DD ile düşük frekanslarda, band genişliğinin dar olduğu yerler için geniş bir pencere, yüksek frekans detaylarını analiz etmek için sıkıştırılmış, ölçeklenebilir bir pencere kullanılır (Vetterli ve Kovacevic, 1995). Dalgacık analiz metotlarının; frekans spektrumundaki farklı bölgeler için kolay frekans çözünürlükleri seçebilmesi, analizde spektrumdaki birkaç frekans bandının kullanılması durumunda tüm spektrumun hesaba dahil edilmemesi, düşük frekanslardaki dönüşüm hızının yüksek olması gibi avantajları vardır. Bu özelliklerinden dolayı DD, EMG gibi durağan olmayan işaretlerden daha esnek zaman-frekans bilgisi elde edilmesinde etkili bir araçtır (Türkoğlu, 2002).

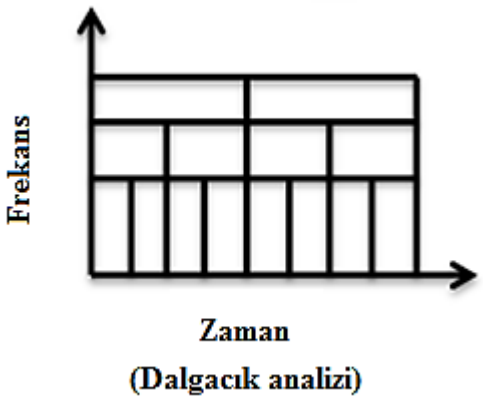
3.4.1. Sürekli dalgacık dönüşümü (SDD)

Dalgacık dönüşümünde, sinyal süresince kaydırılan ölçeklenebilir, modüle edilmiş pencereler kullanılır ve her yeni konumda onun spektral davranışı incelenir. Farklı çözünürlüğe sahip sinyallerin frekans-zaman gösterimleri gerçekleştirilmiş olur. Aslında pencerelenmiş Fourier analizinde Şekil 3.1' de görüldüğü gibi zaman-frekans seviyeleri için sabit kareler kullanılır (Arı ve ark., 2008).



Şekil 3.1 Pencerelenmiş Fourier dönüşümü için zaman-frekans diyagramı

Fourier dönüşümünde eşit aralıklarda işlem yapılırken, dalgacık dönüşümünde düşük frekanslarda geniş zaman aralıklarında, yüksek frekanslarda ise küçük zaman aralıklarında işlem yapılmaktadır. Yani dalgacık dönüşümde boyutları değişik dikdörtgenler zaman-frekans domeninde kullanılmaktadır (Arı ve ark., 2008). Şekil 3.2' de dalgacık dönüşümü için zaman-frekans diyagramı verilmiştir.



Şekil 3.2 Dalgacık dönüşümü için zaman-frekans diyagramı

Zaman-frekans diyagramı yardımıyla bir sinyalin yüksek ve alçak geçiren bileşenleri açık olarak elde edilir. İki boyutlu diyagramda bir eksen zaman (t), diğer eksen ise frekanstır (f). Zaman-frekans penceresinin yüzey alanı zaman-frekans ekseninde sabittir (Arı ve ark., 2008).

Sürekli dalgacık dönüşümü (3.14) denklemi ile ifade edilir.

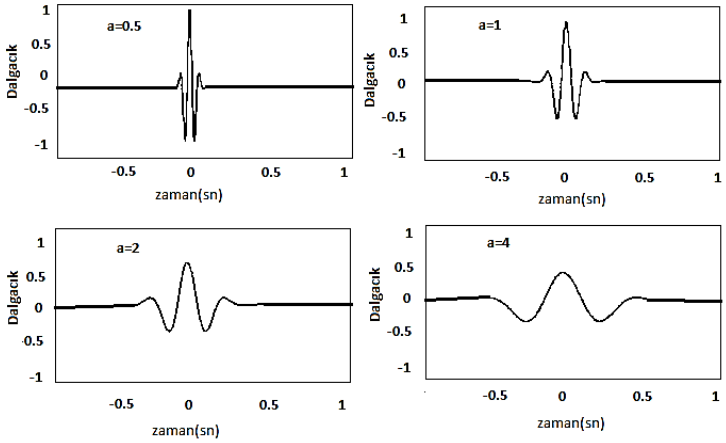
$$W(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi * \left(\frac{t-b}{a}\right) dt \tag{3.14}$$

Denklem (3.14)' de yer alan x(t);dönüşümü yapılacak işaret, ψ(t); dalgacık fonksiyonu, b ise dönüşüm faktörü olarak farklı frekans seviyelerinde ayrışım filtrelerini tanımlar. a ölçekleme faktörüdür ve her seviye için ayrışım filtrelerini ölçeklendirir. $*$; karmaşık eşlenik operatörü olarak kullanılırken, normalizasyon faktörü $1/\sqrt{a}$ bütün değişkenlerde enerjinin aynı olması için kullanılır. b=0 ve a=1 ise, dalgacık kendi doğal formunda bulunur ve 'ana dalgacık' adını alır ($\psi_{1,0}(t)$ = ψ(t)). Ana dalgacık, genişleme ve sıkıştırma ile üretilen diğer dalgacık üyeleri ile birlikte Şekil 3.3' de gösterilmiştir (Semmlow, 2004).

Dalgacık analizinin öncüsü olan morlet dalgacık, denklem (3.15) ile ifade edilir:

$$\psi(t)e^{-t^2}\cos(\pi\sqrt{\frac{2}{ln2}}t) \tag{3.15}$$

Şekil 3.3' de farklı çeşitli ölçekleme faktörü değerleri için ana dalgacık gösterilmektedir.



Şekil 3.3 (a=1) için, (a=2 ve a=4) genişleme için, (a=0.5) sıkıştırma için, Ana Dalgacık (Semmlow, 2004)

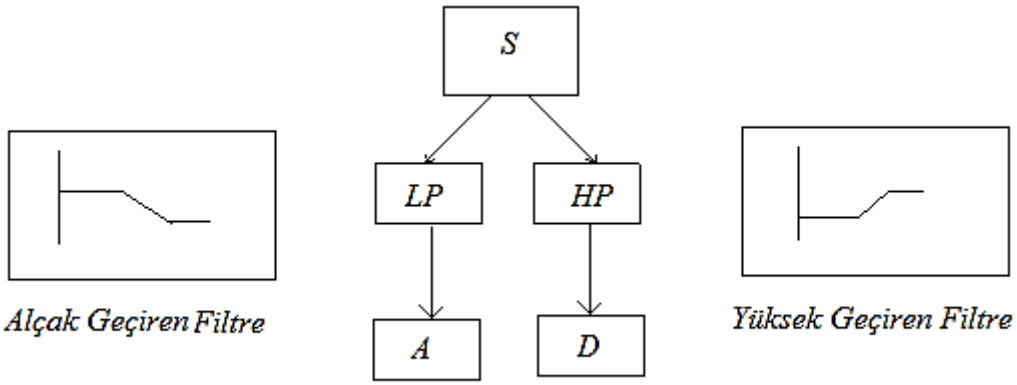
3.4.2. Ayrık dalgacık dönüşümü

KZFD yaklaşımına benzer olarak, dalgacıklar, giriş sinyalini, bir analiz fonksiyonu ile parça parça analiz eder. KZFD' de analiz fonksiyonu olarak bir pencere kullanılmaktadır. Dalgacık yaklaşımı, KZFD' de kullanılan pencere yerine bir dalgacık fonksiyonu önermektedir (Miner, 1998). Sürekli dalgacık dönüşümünün hesaplama yükü fazla ve dönüşümü sağlamak için kullandığı bilgi miktarı büyüktür. Daha etkili bir yol, Ayrık Dalgacık Dönüşümüdür (ADD). ADD, ana dalgacığın sadece belirli genişlemelerinde işarete bakar. Bu durum ADD' nin daha hızlı işlem yapmasını sağlar. Daha açıkçası, KZFD' nin tüm frekanslardaki uniform zaman çözünürlüğüne karşılık, Ayrık dalgacık dönüşümü (ADD), yüksek frekanslarda yüksek zaman çözünürlüğü ve düşük frekans çözünürlüğü, alçak frekanslarda ise yüksek frekans çözünürlüğü ve düşük zaman çözünürlüğünü sağlar.ADD, Dalgacık dönüşümünün özel bir durumudur ve işaretin, zaman ve frekans domeninde verimli olarak işlenmesini sağlar (Karlık ve ark., 2005).

KZFD' ye benzer olarak, dalgacık dönüşümü, giriş sinyalinin dahili bir fonksiyonu olan f(x) ile, $\psi_{(j,k)}(x)$ ailesi için dalgacık katsayıları hesaplar. Sürekli zamanda ADD eşitlik (3.16) ile ifade edilir:

$$D_{j,k}\langle f, \psi_{j,k}\rangle = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(x)\psi\left(2^{-j}x - k\right) dx \qquad (3.16)$$

Eşitlik (3.16)' da $D_{j,k}$; dalgacık katsayılarıdır (Miner, 1998). ADD yönteminde sinyal işlemede kullanılan iki kanal alt band geçiren bir donanım süzgeci kullanılmaktadır. Birinci dereceden yapılan filtrelemede, aritmetik bir kurala göre sinyal, alçak frekans bileşenlerine (A, yaklaşıklık) ve yüksek frekans bileşenlerine (D, detay) ayrıştırılır (Arı ve ark., 2008).



Şekil 3.4 Sinyalin alçak (A) ve yüksek (D) frekans bileşenlerine ayrılması (Arı ve ark., 2008).

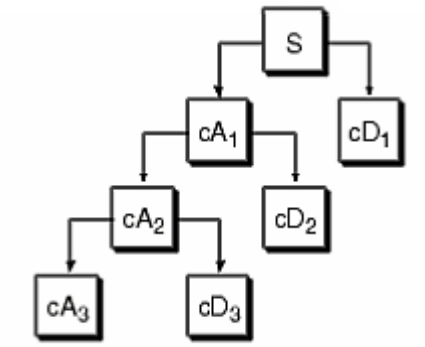
ADD analizi, çok frekanslı süzgeç bankalarıyla ilişkili hızlı, piramidal algoritmalar kullanılarak yapılabilir. ADD işareti, kaba bir yaklaşıklık (approximate) ve ayrıntı (detail) katsayılarına ayrıştırarak işareti farklı frekans bantlarında farklı çözünürlüklerde analiz eder. İşareti farklı frekans bantlarına ayrıştırmak, zaman domeni işaretini ard arda yüksek ve alçakgeçiren süzgeçlerden geçirerek sağlanır.

Bu bir seviyeli ayrıştırma işlemidir ve matematiksel olarak (3.17) ve (3.18) eşitlikleri ile ifade edilebilir:

$$y_{yüksek}[k] = \sum_{n} x[n]\, g[2k - n] \tag{3.17}$$

$$y_{alçak}[k] = \sum_{n} x[n]\, h[2k - n] \tag{3.18}$$

Burada $y_{yüksek}[k]$ ve $y_{alçak}$ [k], 2 ile alt örneklemenin ardından sırasıyla yüksek geçiren ve alçak geçiren süzgeç çıkışlarıdır. Bir seviyeli ayrıştırma işlemi sonrasında, tüm işaret yarı sayıda örnek ile temsil edildiğinden zamanda çözünürlük de yarıya iner. Buna rağmen frekansta çözünürlük artar, çünkü elde edilen işaretin kapsadığı frekans bandı bir üst seviyedeki işaretin frekans bandının yarısıdır. Böylece frekanstaki belirsizlik yarı yarıya azalmış olur. Yüksek frekanslarda iyi zaman çözünürlüğü, alçak frekanslarda ise iyi bir frekans çözünürlüğü elde edilir. Alt-bant kodlama olarak da bilinen bu işlemler arzu edildiğinde işarete art arda uygulanabilir (Koçyiğit ve ark., 2005). Şekil 3.5' de çok seviyeli ayrıştırma işleminin blok diyagramı görülmektedir.

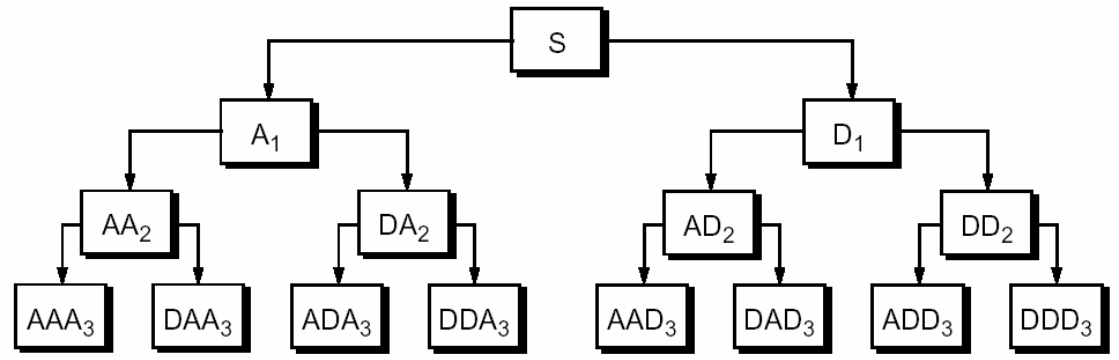


Şekil 3.5 Çok seviyeli ayrıştırma (Arı ve ark., 2008).

Şekil 3.5' de görülen algoritma ardışık olarak işletildiğinde Şekil 3.6' da görülen dalgacık paket analizi (DPA) elde edilir. Bu ardışık işlem süreci dijital değer tek bir değere ulaşıncaya kadar devam ettirilmektedir. Pratikte entropy olarak adlandırılan kriter yardımıyla optimum çözüm elde edilir.

DPA' da her yaklaşım ve detay için aynı aritmetik düzenin kullanılmasıyla aşağıdaki şema elde edilir. Sinyal çeşitli kombinasyonlar kullanılarak yeniden yapılandırılabilir.

Dalgacık paket analizinde yaklaşımlar kadar detaylar da ayrıştırılabilir. Bu bir sinyali ayrıştırmak için 2^{n-1}' den daha fazla farklı yolu gösterir (Arı ve ark., 2008).



Şekil 3.6 Dalgacık paket analizi

Pencere büyüklüğü değiştirilebilen dalgacık dönüşümünde özellikle durağan olmayan sinyallerin analizini zaman-ölçek bölgesine taşıyarak analiz eder.

3.5. Özbağlanımlı (AR) Spektrum Kestirimi

Spektrum kestirim yöntemleri, göreceli olarak kolay anlaşılır ve HFD algoritması kullanılarak kolaylıkla hesaplanabilmektedir. Bunun yanında, bu yöntemler ile yüksek frekans çözünürlüğü elde etmek için, uzun veri kayıtları ile çalışmak gerekir. Üstelik bu yöntemler, sonlu uzunluklu veri kayıtlarına özgü; spektral sızıntı etkilerinden pencerelemeden dolayı olumsuz etkilenirler. Çoğu zaman spektral sızıntı veride bulunan zayıf sinyalleri maskelemektedir. Verinin nasıl üretildiği hakkında ön bilgi mevcut ise, gözlenen veriden kestirilen çeşitli parametreler kullanılarak sinyal üretimi için bir model oluşturulur. Bu model ve kestirilen parametrelerden, modelin gerektirdiği güç spektrum yoğunluğu hesaplanabilir. Modelleme yaklaşımı, pencere fonksiyonlarına gereksinimi ortadan kaldırır. Bunun bir sonucu olarak parametrik (model tabanlı) güç spektrum yöntemleri, spektral sızıntı probleminden kurtulmuş olur ve parametrik yöntemlere göre daha iyi çözünürlük sağlar. Zaman içinde değişen veya geçici durumlar nedeniyle kısa veri kayıtlarının olduğu uygulamalarda da bu özellik doğruluğunu korumaktadır. Parametrik yöntemler, x(n) veri dizisinin, (3.19) eşitliğinde görüldüğü gibi, rasyonel sistem fonksiyonu olarak tanımlayan; doğrusal sistem çıktısı modellemeye dayanmaktadır (Proakis ve Manolakis, 2010):

$$H(z) = \frac{B(z)}{A(z)} = \frac{\sum_{k=0}^{q} b_k z^{-k}}{1 + \sum_{k=1}^{p} a_k z^{-k}} \tag{3.19}$$

Buna karşılık gelen fark denklemi:

$$x(n) = -\sum_{k=1}^{p} a_k x(n-k) + \sum_{k=0}^{q} b_k \, \omega(n-k) \tag{3.20}$$

olup burada $\omega(n)$ sisteme girdi dizisi ve gözlenen veri x(n) çıktı dizisi gösterimidir. Model tabanlı yaklaşımda, spektrum kestirim işlemi iki adımdan oluşur. Veri dizisi x(n),$0 \leq n \leq N-1$, verildiğinde modele ait $\{a_k \; ve \; b_k\}$ parametrelerini kestirmekteyiz. Sonra bu kestirimleri kullanarak güç spektrum kestirimini hesaplamaktayız. (3.19) ve (3.20)‘ deki kutup-sıfır modeline göre üretilen rastgele süreç x(n)’ nin (p,q) mertebeli bir ARMA süreci olarak adlandırılmakta ve ARMA(p,q) ile

gösterilmektedir. Eğer q=0 ve b_0=0 ise ortaya çıkan sisteme p mertebeli özbağlanımlı süreç (AR) denir, AR(p) ile gösterilir. Mümkün olan üçüncü modele ise q mertebeli yürüyen ortalama (MA) süreci denir ve MA(q) ile gösterilir. Bu üç doğrusal modelden AR modeli açık ara ile en çok kullanılmaktadır. Bunun iki sebebi vardır. Birincisi, AR modeli dar tepeli spektrumların gösterimi için uygundur. İkincisi, AR modeli AR parametreleri için çok basit doğrusal eşitlikle sonuçlanmaktadır. Öte yandan, genel kural olarak, MA modeli dar bir spektrumu temsil etmek için çok daha fazla katsayıya gerek duyar. Bunun sonucu olarak spektrum kestirimi için model olarak nadiren kullanılmaktadır. ARMA modeli, kutup ve sıfırları bir araya getirerek model parametreleri sayısı açısından, rastgele sürecin spektrumunun daha verimli gösterimini sağlamaktadır (Proakis ve Manolakis, 2010).

Özbağlanım modeli, x(n) veri dizisinin bir rasyonel sistem tarafından nitelendirilen doğrusal bir sistemin çıkışı olarak modellenmesi ile temsil edilebilir. Güç spektral yoğunluğunun (PSD) parametrik yöntemlerle kestiriminde, veri dizisi ve kestirimi yapılan yönteme ait parametreler kullanılır. Özbağlanım metodunda işarete ait belli bir andaki genliği elde etmek için, o ana kadar örneklenmiş bölümlerin genlikleri farklı oranlarda toplanır ve bu toplama bir tahmin hatası eklenir. AR model parametrelerinin çözümünde doğrusal denklemler kullanılır. Bu yüzden AR yöntemi daha yaygın kullanılır. Özbağlanım modeli, birim karşıtlıklı beyaz gürültü ile sürülen nedensel, tüm-kutuplu ayrık filtre çıkışı olarak gösterilir (Bozkurt, 2007).

Bu durumda AR parametrelerinin tek matris denklemi (3.21) eşitliği ile ifade edilir:

$$\begin{bmatrix} \gamma_{xx}(0) & \gamma_{xx}(-1) & \cdots & \gamma_{xx}(-p) \\ \gamma_{xx}(1) & \gamma_{xx}(0) & \cdots & \gamma_{xx}(-p+1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \gamma_{xx}(p) & \gamma_{xx}(p-1) & \cdots & \gamma_{xx}(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_\omega^2 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \tag{3.21}$$

Burada $\gamma_{xx}(m)$ özkorelasyon, $\{a_k\}$ model parametresi olarak tanımlanmaktadır. Sonuçta AR(p) modelindeki sistem parametrelerinin hepsi $0 \leq m \leq p$ için özkorelasyon dizisi $\gamma_{xx}(m)$ bilgisinden belirlenebilir (Proakis ve Manolakis, 2010).

3.5.1. AR model parametreleri için Yule-Walker yöntemi

Yule-Walker yöntemi ile veriden özkorelasyon kestirmekte ve kestirimleri eşitlik (3.21)' de kullanarak AR model parametreleri için çözmekteyiz. Bu yöntemle eşitlik (3.22) ile verilen eğilimli özkorelasyon kestirimini kullanarak özkorelasyon matrisinin pozitif yarı-tanımlı olması sağlanır.

$$r_{xx}(m) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-m-1} x^*(n)x(n+m) \qquad , \qquad m \geq 0 \tag{3.22}$$

Sonuç, kararlı bir AR modelidir. Güç spektrum kestiriminde kararlılık kritik bir konu olmamasına rağmen, kararlı bir AR modelinin veriyi en iyi temsil ettiği kanıtsız olarak varsayılmaktadır. Güç spektrum kestirimi eşitlik (3.23) ile ifade edilmektedir.

$$P_{xx}^{YW}(f) = \frac{\sigma_{\omega p}^2}{\left|1 + \sum_{k=1}^{p} a_p(k) e^{-2\pi f k}\right|^2} \tag{3.23}$$

AR spektrum kestiriminde, spektral tepeler sinüzoidal sinyalin gücünün karesi ile orantılı olmaktadır. Güç yoğunluk spektrumunda tepenin altındaki alan sinüzoidalin gücüyle doğrudan orantılıdır. Bu durum AR model tabanlı kestirim yöntemlerinin hepsi için geçerlidir (Proakis ve Manolakis, 2010).

3.5.2. AR model parametreleri için Burg yöntemi

AR parametrelerinin kestirimi için geliştirilen bu yöntem AR parametrelerinin Levinson-Durbin özyinelemesini sağlaması koşuluyla, doğrusal öngörücülerde ileri ve geri hataların en aza indirilmesine dayalı olup derece-yinelemeli en küçük kareler kafes yöntemi olarak görülebilir. Burg algoritması, eşdeğer kafes yapısındaki yansıma katsayılarını hesaplar ve Levinson-Durbin algoritması AR model parametrelerini elde etmede kullanılır. AR parametreleri kestiriminden, güç spektrum kestirimi oluşturulabilir (Proakis ve Manolakis, 2010).

$$P_{xx}^{BU}(f) = \frac{Ep}{\left|1 + \sum_{k=1}^{p} a_p(k) e^{-2j\pi fk}\right|^2} \quad (3.24)$$

Eşitlik (3.24)' de Ep; toplam en küçük karesel hata olarak ifade edilir. AR modelinin parametrelerini kestirmede Burg yönteminin temel avantajları ; (1) yüksek çözünürlük ile sonuçlanması, (2) kararlı AR modeli vermesi ve (3) hesaplamalar açısından verimli olmasıdır (Proakis ve Manolakis, 20010).

3.5.3. AR model parametreleri için Kovaryans yöntemi

AR parametrelerinin kestirimi için bir başka yaklaşım ise Kovaryans yöntemidir. Kovaryans yöntemi AR spektrum kestiriminde ileri kestirim hatalarının kareleri toplamının minimize edilmesi temeli üzerine kuruludur. Bu metotta bütün veri noktalarının hata tahmin güç kestiriminin hesaplanması şarttır. Özbağlanımlı parametre kestirimleri kullanılarak güç spektral yoğunluğu Eşitlik (3.25) ile hesaplanır (Günay ve Alkan, 2010) .

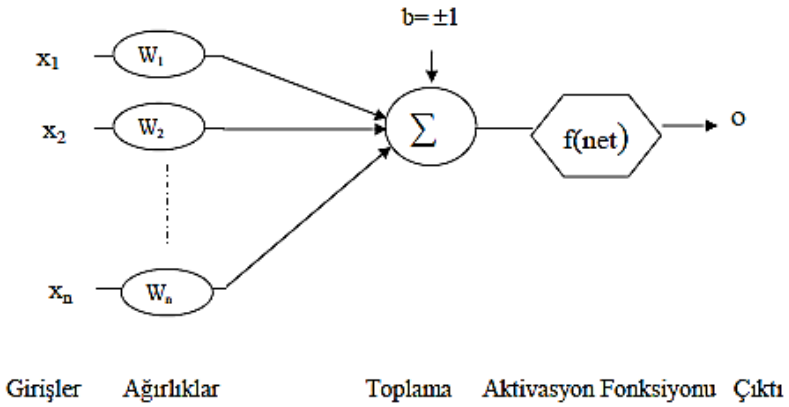
$$P_{cov}(f) = \frac{\sigma^2}{\left|1 + \sum_{k=1}^{p} a(k)\exp(-j2\pi fk)\right|^2} \quad (3.25)$$

3.6. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları, insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri herhangi bir yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirmek amacı ile geliştirilen bilgisayar sistemleridir. Yapay sinir ağının temel görevi, kendisine gösterilen bir girdi setine karşılık gelebilecek bir çıktı seti belirlemektir. Bunu yapabilmesi benzer olaylara için ağ, ilgili olayın örnekleri ile eğitilerek, genelleme yapabilecek yeteneğe kavuşturulur. Bu genelleme ile benzer olaylara karşılık gelen çıktı setleri belirlenir (Öztemel, 2006).

3.6.1. Yapay sinir hücresi

Biyolojik sinir ağlarının sinir hücreleri olduğu gibi yapay sinir ağlarının da yapay sinir hücreleri vardır. Yapay sinir hücreleri mühendislikte proses elemanları olarak da adlandırılmaktadır. Her proses elemanın 5 temel elemanı vardır. Şekil 3.7' de yapay sinir hücresinin yapısı görülmektedir (Öztemel, 2006):



Şekil 3.7 Yapay sinir hücresi (Öztemel, 2006)

Girdiler; bir yapay sinir hücresine dış dünyadan gelen bilgilerdir. Bunlar ağın öğrenmesi istenen örnekler tarafından belirlenir. Ağırlıklar; bir yapay hücreye gelen bilginin önemini ve hücre üzerindeki etkisini gösterir. Ağırlıkların büyük ya da küçük olması önemli veya önemsiz olduğu anlamına gelmez. Toplama fonksiyonu; bir hücreye gelen net girdiyi hesaplar. Bunun için değişik fonksiyonlar kullanılmaktadır. En yaygın olanı ağırlıklı toplamı bulmaktır. Burada her girdi kendi ağırlığı ile çarpılarak toplanır. Böylece ağa gelen net bilgi bulunmuş olur (Öztemel, 2006). Eşitlik(3.26) bu işlemi göstermektedir.

$$\text{NET}= \sum_i^n G_i A_i \qquad (3.26)$$

Burada G girdileri, A ağırlıkları, n ise bir hücreye gelen toplam girdi sayısını göstermektedir. Aktivasyon fonksiyonu; hücreye gelen net girdiyi işleyerek bu hücrenin bu girdiye karşılık üreteceği çıktıyı belirler. Toplama fonksiyonunda olduğu gibi aktivasyon fonksiyonunda da ağın proses elemanlarının hepsinin aynı fonksiyonu kullanması gerekmez.

Günümüzde en çok kullanılan çok katmanlı algılayıcı modelinde genel olarak aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid fonksiyonu kullanılmaktadır. Bu fonksiyon (3.27) numaralı eşitlik ile gösterilmektedir (Öztemel, 2006).

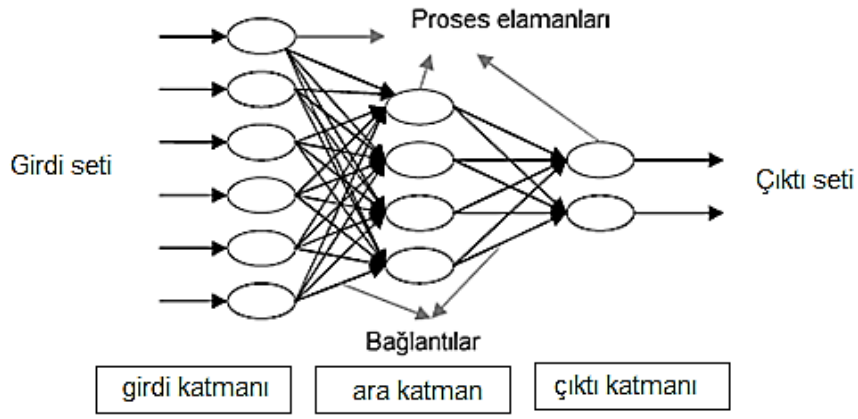
$$F(NET)= \frac{1}{1+e^{-NET}} \quad (3.27)$$

Burada NET proses elamanına gelen net girdi değerini göstermektedir. Bu değer toplama fonksiyonu kullanılarak belirlenmektedir.

Son olarak hücre çıktısı; aktivasyon fonksiyonu tarafından belirlenen çıktı değeridir. Üretilen çıktı dış dünyaya veya başka bir hücreye gönderilir. Hücre kendi çıktısını kendisine girdi olarak da gönderebilir (Öztemel, 2006).

3.6.2. Yapay sinir ağının yapısı

Yapay sinir hücreleri bir araya gelerek yapay sinir ağını oluştururlar. Sinir hücrelerinin bir araya gelmesi rastgele olmaz. Genel olarak hücreler 3 katman halinde ve her katman içinde paralel olarak bir araya gelerek ağı oluştururlar. Şekil 3.8' de yapay sinir ağı örneği görülmektedir (Öztemel, 2006).



Şekil 3.8 Bir yapay sinir ağı örneği (Öztemel, 2006)

Girdi katmanındaki proses elemanları, dış dünyadan bilgileri alarak ara katmanlara transfer etmekle sorumludurlar. Girdi katmanından gelen bilgiler ara katmanda işlenerek çıktı katmanına gönderilirler. Bir ağ için birden fazla ara katman olabilir. Çıktı katmanındaki proses elemanları ara katmandan gelen bilgileri işleyerek

ağın girdi katmanından sunulan girdi seti için üretmesi gereken çıktıyı üretirler. Üretilen çıktı dış dünyaya gönderilir (Öztemel, 2006).

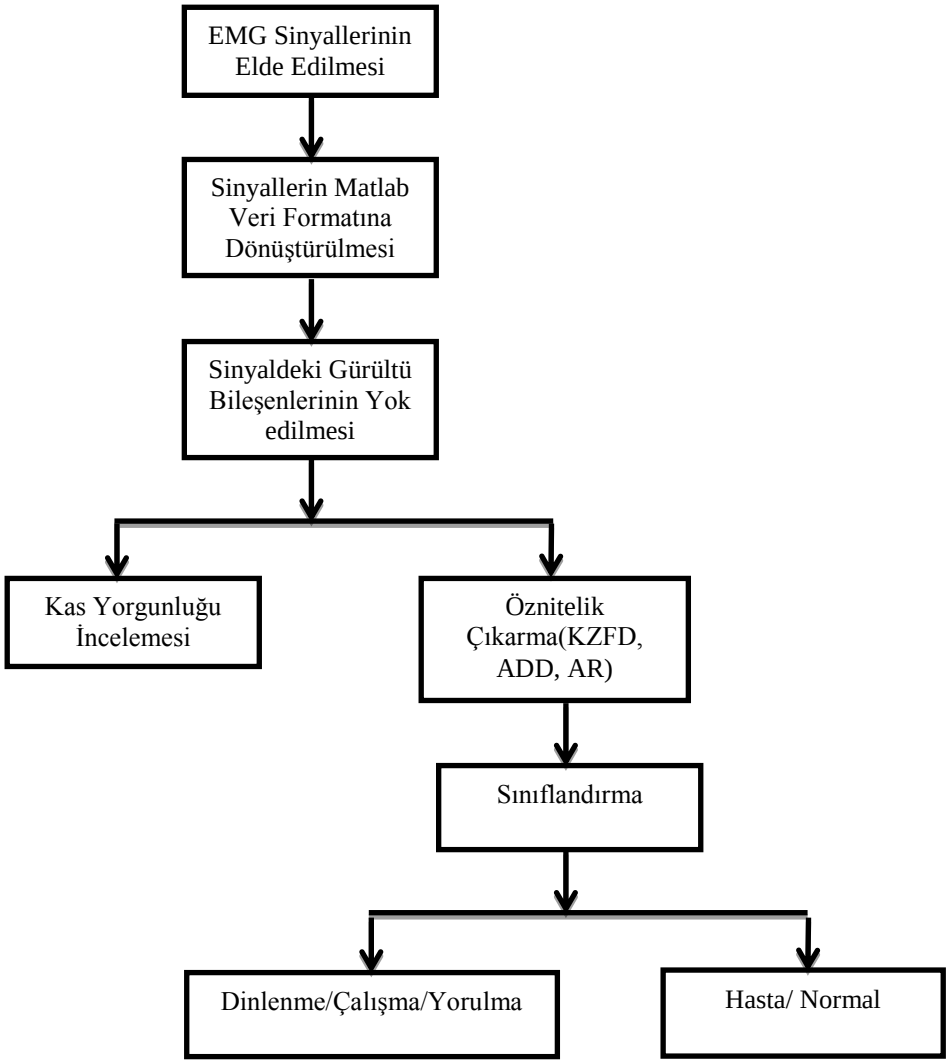
3.6.3. Yapay sinir ağlarında öğrenme ve test etme

Yapay sinir ağlarında proses elemanlarının bağlantılarının ağırlık değerlerinin belirlenmesi işlemine *ağın eğitilmesi* denir. Başlangıçta bu ağırlık değerleri rasgele olarak atanır. Yapay sinir ağları kendilerine örnekler gösterildikçe bu ağırlık değerlerini değiştirirler. Amaç ağa gösterilen örnekler için doğru çıktıları üretecek ağırlık değerlerini bulmaktır. Örnekler ağa defalarca gösterilerek en doğru ağırlık değeri bulunmaya çalışılır. Ağın doğru ağırlık değerlerine ulaşması örneklerin temsil ettiği olay hakkında genellemeler yapabilme yeteneğine kavuşması demektir. Bu genelleştirme özelliğine kavuşması işlemine *ağın öğrenmesi* denir. Ağırlıkların değerlerinin değişmesi belirli kurallara göre yürütülmektedir. Bu kurallara *öğrenme kuralları* denir (Öztemel, 2006).

Yapay sinir ağlarında öğrenme olayının iki aşaması vardır. Birinci aşamada ağa gösterilen örnek için ağın üreteceği çıktı belirlenir. Bu çıktı değerinin doğruluk derecesine göre ikinci aşamada ağın bağlantılarının sahip olduğu ağırlıklar değiştirilir. Ağın eğitimi tamamlandıktan sonra performansını ölçmek için yapılan denemelere ise *ağın test edilmesi* denmektedir. Test etmek için ağın öğrenme sırasında görmediği örnekler kullanılır. Test etme sırasında ağın ağırlık değerleri değiştirilmez. Test örnekleri ağa gösterilir. Ağ eğitim sırasında belirlenen bağlantı ağırlıklarını kullanarak görmediği bu örnekleri için çıktılar üretir. Elde edilen çıktıların doğruluk değerleri ağın öğrenmesi hakkında bilgiler verir. Sonuçlar ne kadar iyi olursa eğitimin performansı da o kadar iyi demektir. Eğitimde kullanılan örnek setine eğitim seti, test için kullanılan örnek setine ise test seti adı verilmektedir. Yapay sinir ağlarının bu şekilde bilinen örneklerden belirli bilgileri çıkartarak bilinmeyen örnekler hakkında yorum yapabilme yeteneğine *adaptif öğrenme* denir (Öztemel, 2006).

4. EMG SİNYALLERİNİN ANALİZİ VE SINIFLANDIRILMASI

Tez çalışmasında EMG sinyalleri ile ilgili yapılanlar; kayıt alma, sinyallerin matlab veri formatına dönüştürülmesi, filtreleme, kas yorgunluğu incelemesi, öznitelik çıkarma ve sınıflama aşamalarından oluşmaktadır. Şekil 4.1' de tez çalışmasında gerçekleştirilen uygulamaların blok akış diyagramı verilmiştir.



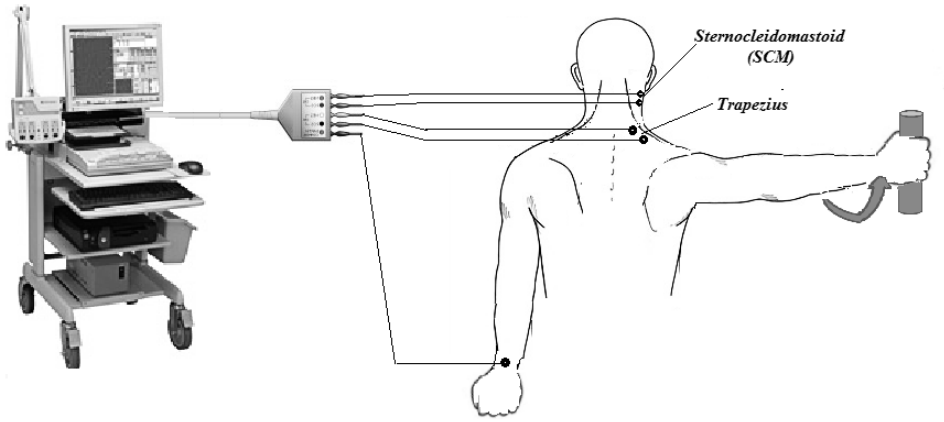
Şekil 4.1 Tez çalışmasında gerçekleştirilen uygulamaların blok akış diyagramı

4.1. Servikal Bölge Kaslarından EMG Sinyallerinin Elde Edilmesi

Yüzey EMG kayıtları yaşları 19 ile 48 arasında değişen, 4 erkek 6 bayan toplam 10 normal; yaşları 17 ile 67 arasında değişen, 8 erkek 2 bayan toplam 10 hasta kişiden alınmıştır. Çalışmaya katılan hasta bireylere boyun fıtığı teşhisi konulduğu hekimler tarafından belirtilmiştir. Normal gönüllüler ise, boyun bölgesinden herhangi bir şikayeti olmayan kişilerden seçilmiştir. EMG kayıtları Selçuk Üniversitesi, Selçuklu Tıp Fakültesi Nöroloji Anabilim Dalında; hekim ve teknisyen kontrolünde alınmıştır. Selçuk Üniversitesi Tıp Fakültesi, Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar Değerlendirme Komisyonu tarafından 25.11.2010 tarih ve 2010/33 karar sayısı ile bu tez çalışmasına normal/hasta bireylerden kayıt izni verilmiştir (EK-1). Katılımcılar bilgilendirilmiş onam formu doldurarak gönüllü olduklarını imza ile belirtmişlerdir.

Selçuk Üniversitesi, Selçuklu Tıp Fakültesi Nöroloji ABD EMG polikliniğinde Neoropack Nihon Kohden marka EMG cihazı ile yüzey elektrotlar kullanarak EMG kayıtları elde edilmiştir. Çok kanallı EMG cihazının iki kanalı kullanılarak, tek bir kayıt pozisyonu için *trapezius* ve *sternocleidomastoid* (SCM) kaslarından eş zamanlı kayıt alınmıştır. Her bir kas için iki tane olmak üzere toplam dört adet Ag-AgCl yüzey elektrot, bir adet referans elektrot kullanılmış, referans elektrotun gürültü problemini azaltması için sabit duran diğer bileğe yerleştirilmiştir. Yüzey elektrotlar kullanılması ile non-invasive olarak kayıt işlemi gerçekleştirilmiştir.

Her bir katılımcıdan üç aşamada yüzey EMG kaydı alınmıştır. Dinlenme durumu olarak ifade ettiğimiz birinci aşama için; katılımcıdan dik oturma pozisyonunda kolunu hareket ettirmeden 20 sn beklemesi istenmiştir. İkinci aşamada (çalışma durumu) kişi, uygun kayıt pozisyonunda (dik oturma pozisyonunda, sağ kol yere paralel), sağ elindeki 1 kg' lık ağırlığı sağa-sola tam tur döndürürken, aynı zamanda boynuna, sol kolu yönünde sabit bir kuvvet uygulanmış, kişiden boynunu sağ tarafına doğru 20 sn boyunca döndürmeye çalışması istenmiştir. Buradaki amaç; elindeki ağırlığı döndürürken Trapezius kasını, boynunu uygulanan sabit kuvvetin ters yönüne döndürmeye çalışması ile SCM kasını harekete dahil etmektir. Üçüncü aşamada (yorulma durumu); kişiden elindeki ağırlığı 20 sn boyunca, sağ kol yere paralel, hareket ettirmeden durması istenmiştir. Böylelikle her bir denek için 3 adet olmak üzere, 20 katılımcıdan toplam 60 adet yüzey EMG kaydı alınmıştır. EMG sinyalleri 10 khz'lik örnekleme hızı ile kaydedilmiştir. Şekil 4.2' de EMG kayıt alma düzeneği görülmektedir.



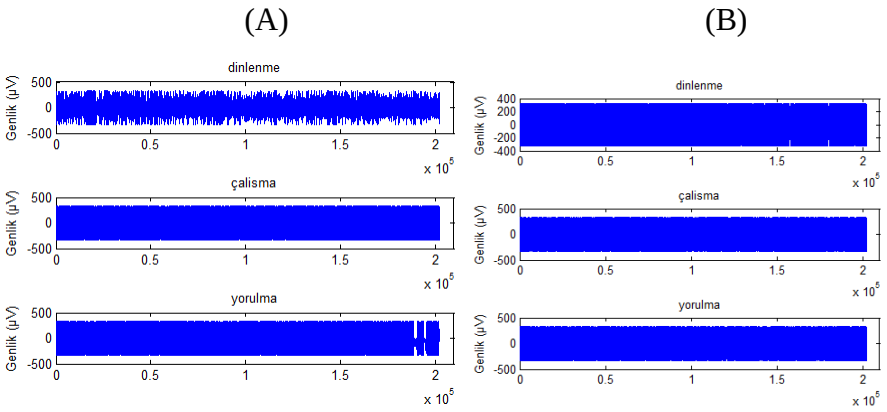
Şekil 4.2 EMG kayıt alma düzeneği

4.2. Servikal Bölgeden Elde Edilen EMG Sinyalinin Özellikleri

Trapezius ve SCM kaslarından; Nihon-Kohden marka EMG cihazı ile yüzey elektrotlar kullanılarak, çift kanallı elde edilen *.dat uzantılı EMG sinyalleri, Matlab programında kullanılmak üzere, EK-2'de verilen Matlab programı ile *.txt formatına dönüştürülmüştür. Elde edilen EMG sinyalleri her kayıt grubu ve her bir kas için tekrar gruplandırılmıştır.

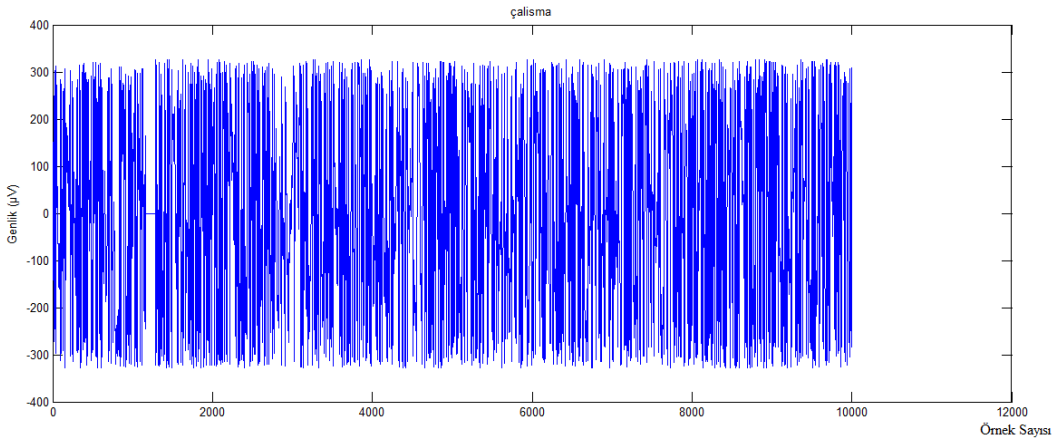
EMG sinyallerinin kayıt işlemleri dinlenme-çalışma-yorulma olmak üzere üç aşamadan oluşmaktadır. Her bir aşama için her denekten 20 sn' lik kayıtlar alınmıştır. EMG sinyalleri kayıt edilirken süre tutmak için kronometre kullanılmış, 20 sn' nin başlangıcında ve bitiminde manuel olarak EMG cihazının start/stop düğmelerine basılarak kayıtlar elde edilmiştir. Her kayıt genelde 202496 örnek içermektedir. 10 kHz ile örneklenen EMG sinyallerinden 20 sn' de 200000 örnek elde edilmesi gerekirken 2496 örnek fazladan oluşmuştur. Bunun sebebi kronometrenin manuel kullanılmasından dolayı kayıt aşamasının başında ve sonunda fazladan örnek kayıt edilmesidir.

Şekil 4.3 (A)' da 10 numaralı normal (sağlıklı) denekten dinlenme-çalışma-yorulma durumları için kayıt edilen sinyalin orjinal hali görülmektedir. Şekil 4.3 (B)' de ise hekim tarafından boyun fıtığı teşhisi konulmuş; 3 numaralı hasta denekten alınan, dinlenme-çalışma-yorulma durumları için kayıt edilen sinyalin orijinal hali görülmektedir.



Şekil 4.3 (A) 10 numaralı normal denekten elde edilen ham EMG sinyali **(B)** 3 numaralı hasta denekten elde edilen ham EMG sinyali

Kayıt edilen EMG sinyaline daha yakından bakacak olursak, rasgele seçtiğimiz 10 numaralı normal deneğin çalışma durumundaki kaydın 1 sn' lik kısmını inceleyebiliriz. Şekil 4.4' de 10- 11 sn'ler arasında kayıt edilen; 10000 örneklik EMG sinyali görülmektedir.



Şekil 4.4 10 numaralı normal deneğin, çalışma durumunda alınan 1 sn' lik EMG sinyali

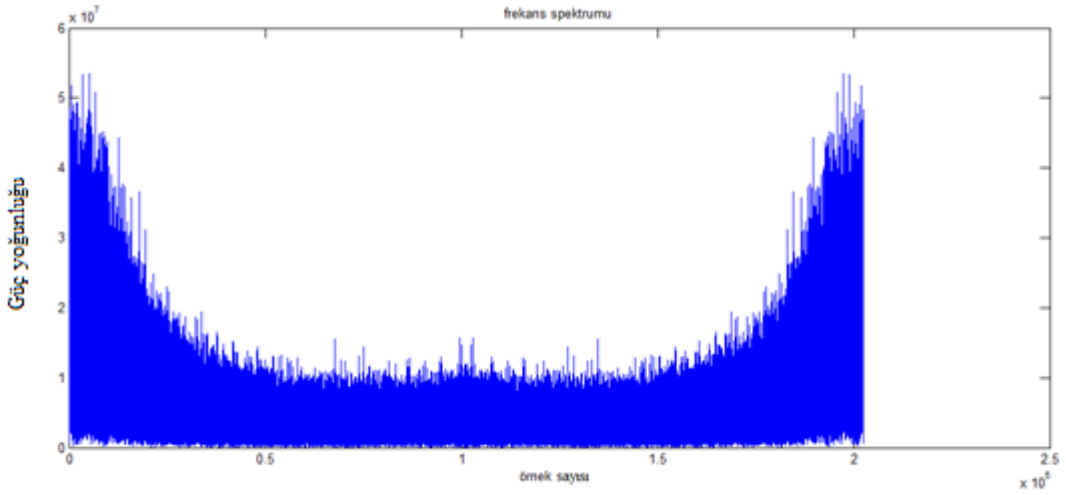
Şekil 4.3 ve Şekil 4.4 'de görüldüğü gibi EMG işaretlerinin zaman içerisindeki görüntüsü rastgele değişen bir gürültüye benzemektedir. İçinde birçok bilgi taşıyan biyomedikal işaretlerin zaman domeninde incelenmesi yetersiz kalabildiğinden, biyomedikal işaretlere spektrum kestirimi ile yaklaşılması, aynı işaretten daha çok ve daha net bilgi alınmasına imkân vermektedir (Yazgan ve Korürek, 1996).

EMG sinyallerini frekans spektrumunda göstermek için hızlı Fourier dönüşümü kullanılmıştır. Hızlı Fourier dönüşümünde frekans spektrumu çizdirilirken, spektrumun yatay ekseninin örnek sayısı ya da gerçek frekans olduğunu belirtmek önemlidir.

Örneğin; aşağıdaki Matlab komutları kullanılarak çizdirilen frekans spektrumunda, yatay eksen örnek sayısını göstermektedir.

```
x=load ('nc-10.txt');      %10 numaralı normal deneğin çalışma kaydının yüklenmesi
Xf = fft(x);               % Sinyale hızlı Fourier dönüşümü uygulanması
plot(abs(Xf));             % frekans spektrumunun çizdirilmesi
```

Hızlı Fourier dönüşümü ile elde edilen Xf sinyali karmaşık sayılardan oluştuğundan 'plot(abs(Xf))' ile mutlak değerinin çizdirilmesi ile HFD ile elde edilen katsayıların karşılık geldikleri frekansları etiketlemek daha anlamlıdır. Şekil 4.5' de 202496 örneğin frekans dağılımı görülmektedir.

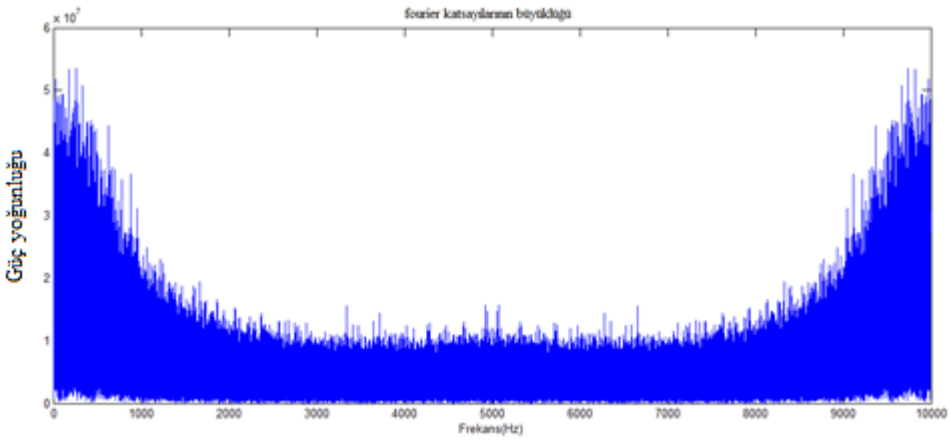


Şekil 4.5 10 numaralı normal deneğin çalışma durumunda kaydedilen EMG sinyalinin örnek sayısında frekans spektrumu

Frekans spektrumunu çizdirirken yatay eksende frekans değerlerini görmek için; 0' dan fs (örnekleme frekansı)' ye kadar olan katsayıları temsil eden bir frekans vektörü oluşturmak ve çizdirmek için aşağıdaki matlab komutlarından faydalanılır:

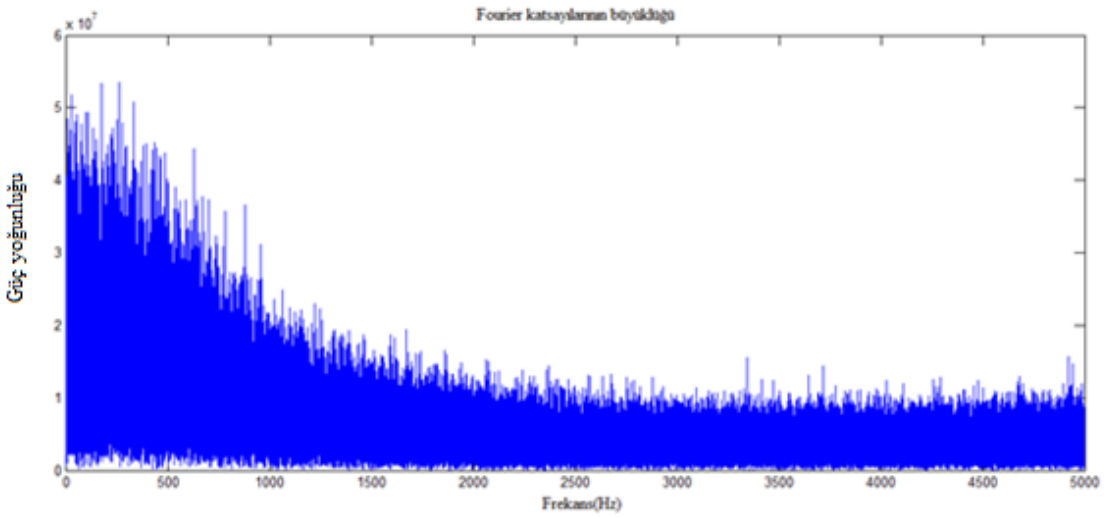
```
fs = 10000;                          % Örnekleme frekansı
Ts = 1/fs;                           % Örnekleme periyodu
x=load ('nc-10.txt');
Xf = fft(x);
f = linspace(0,fs,length(Xf));       % ilk değeri 0 son değeri fs olan Xf uzunluğunda bir frekans
                                     vektörü oluşturulur
plot(f,abs(Xf));
```

Bu sayede örnekleme frekansına bağlı frekans spektrumu çizdirilir. Şekil 4.6' da 10 kHz örnekleme frekansına sahip sinyalin frekans spektrumu görülmektedir.



Şekil 4.6 10 numaralı normal deneğin çalışma durumunda kaydedilen EMG sinyalinin örnekleme frekansına bağlı frekans spektrumu

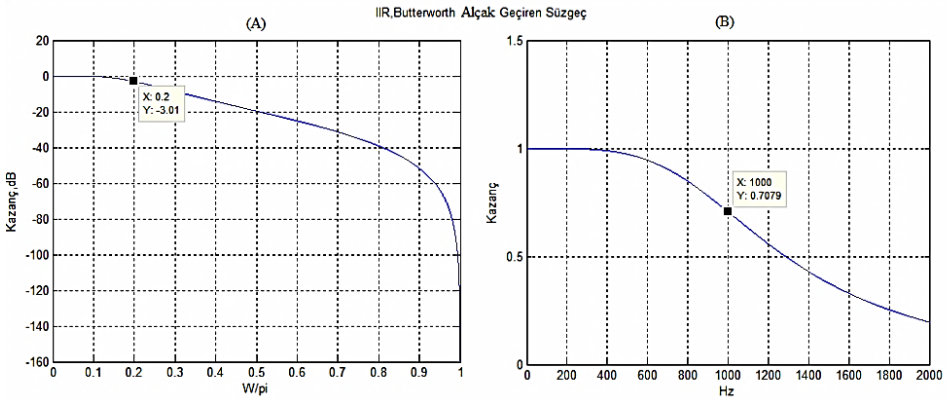
Şekil 4.6' da görüldüğü gibi fs/2' den önceki kısım sonraki kısmın ayna görüntüsüdür. Dolayısıyla sadece [0,fs/2]' lik kısmın görülmesi yeterlidir. Şekil 4.7' de EMG sinyalinin [0,fs/2]' lik frekans spektrumu görülmektedir. Frekans spektrumunda yatay eksende fs/2 yani 5000 Hz görülmektedir.



Şekil 4.7 10 numaralı normal deneğin çalışma durumunda kaydedilen EMG sinyalinin örnekleme frekansına bağlı frekans spektrumu ([0,fs/2])

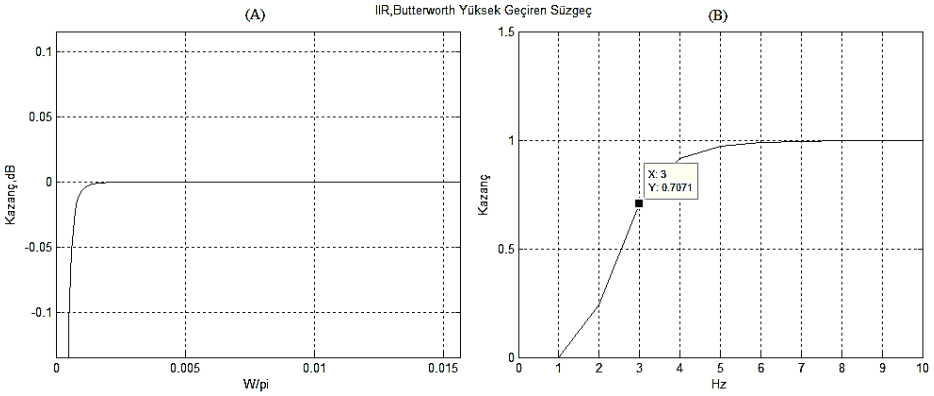
EMG sinyallerinde bulunan gürültü bileşenlerini yok etmek için filtreleme işlemi yapmak gerekir. Filtreleme işlemi için butterworth filtre kullanılmıştır. 2. Dereceden butterworth tasarımında 3-1000 Hz frekans aralığındaki sinyalleri kullanmak için bir alçak geçiren ve yüksek geçiren filtre tasarlanmıştır. Anlamlı EMG sinyalleri; frekans bandının 20-500 Hz arasında bulunmaktadır. Ancak bu tez çalışmasında; yorulma parametrelerini kaybetmemek için 3-1000 Hz' lik band kullanılmıştır.

Tasarlanan alçak geçiren filtrenin kazanç eğrileri Şekil 4.8' de verilmiştir. (A) ile gösterilen kazanç eğrisi normalize frekansta (w_n), (B)' de gösterilen kazanç eğrisi ise gerçek frekansta çizdirilmiştir.



Şekil 4.8 2. Dereceden butterworth alçak geçiren filtre kazanç eğrileri **(A)** normalize frekans **(B)** gerçek frekans

Tasarlanan yüksek geçiren filtrenin kazanç eğrileri Şekil 4.9‘ da verilmiştir. Şekil 4.9’ da (A) ile gösterilen kazanç eğrisi normalize frekansta (w_n), (B)’ de gösterilen kazanç eğrisi ise gerçek frekansta çizdirilmiştir.

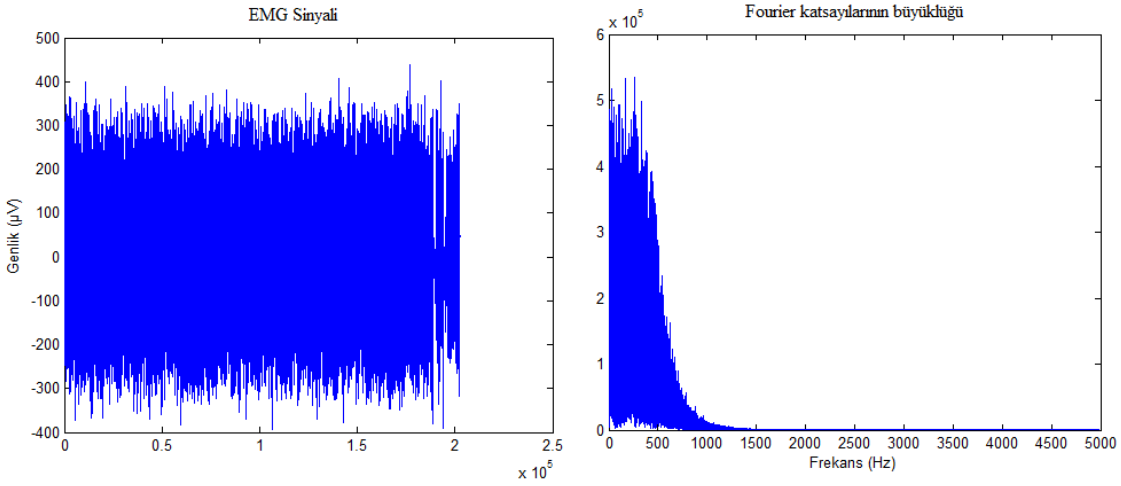


Şekil 4.9 2. Dereceden butterworth yüksek geçiren filtre kazanç eğrileri **(A)** normalize frekans **(B)** gerek frekans

EMG sinyalinin kayıt aşamasında oluşan DC gerilimler, Eşitlik (4.1)’ deki formül ile hesaplanıp, sinyalden çıkarılmıştır.

$$Xd = (X - X_{mean}) \tag{4.1}$$

3-1000 Hz arasında filtrelenmiş ve dc bileşeni yok edilmiş örnek EMG sinyali ve frekans spektrumundaki gösterimi Şekil 4.10’ da verilmektedir.



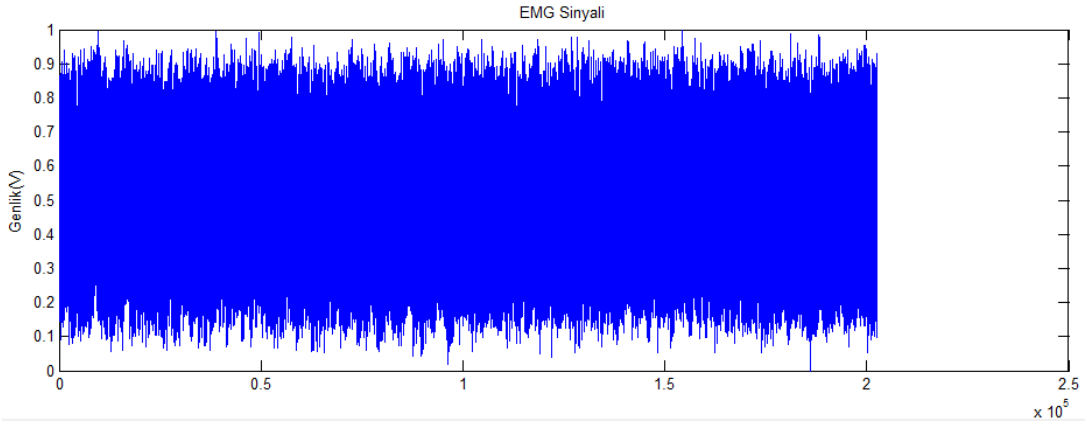
Şekil 4.10 10 numaralı normal deneğin çalışma durumunda kaydedilen EMG sinyali ve frekans spektrumu

Filtrelenmiş ve DC bileşeni atılmış EMG sinyallerine veri normalleştirme işlemi uygulanmıştır. Bu işlem için Min-Max normalleştirmesi seçilmiştir. Bu yöntem ile EMG sinyallerinin en büyük ve en küçük genlikleri belirlenerek, diğer değerler buna uygun bir biçimde 0-1V arasında bir sayısal bir değere dönüştürülmüştür. Denklem 4.2' de yapılan normalleştirme işlemi görülmektedir:

$$X_{nor} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \tag{4.2}$$

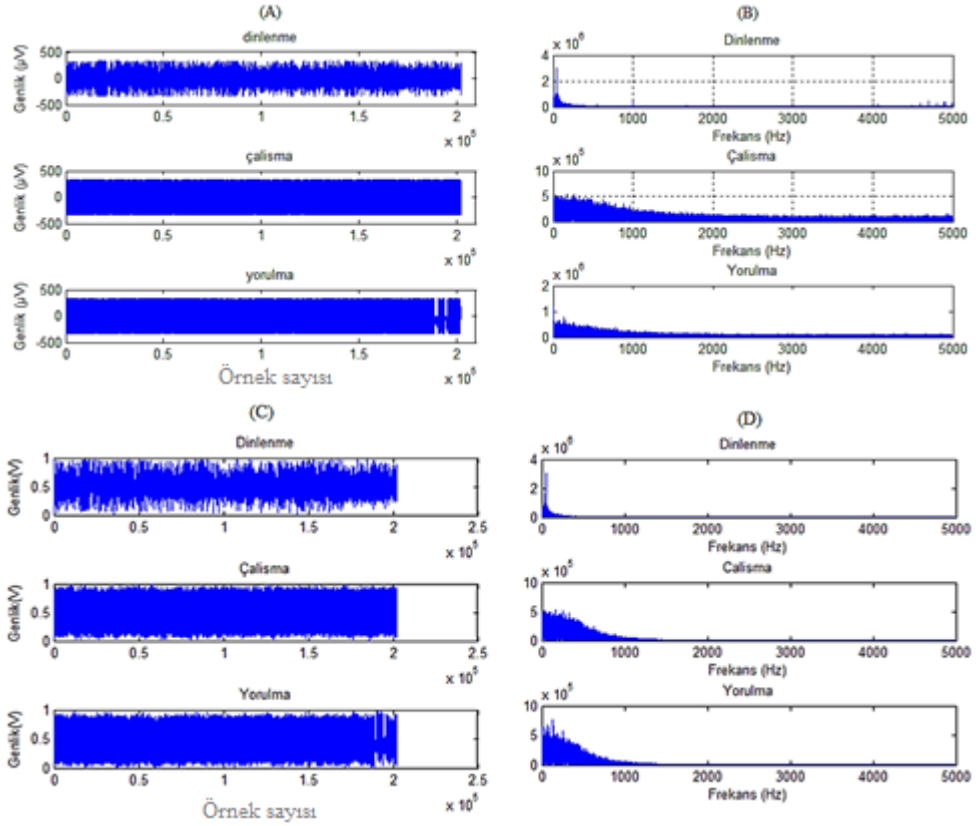
Burada x, gerçek değeri, $X_{min;}$ en küçük genlik değeri ve X_{max} en büyük genlik değeri olarak ifade edilmektedir. X_{nor} ise normalize edilmiş değeri göstermektedir.

Şekil 4.11' de filtreleme, dc bileşen yok etme ve normalleştirme işlemlerinden sonra elde edilen 10 numaralı normal deneğin çalışma durumuna ait EMG sinyali görülmektedir.

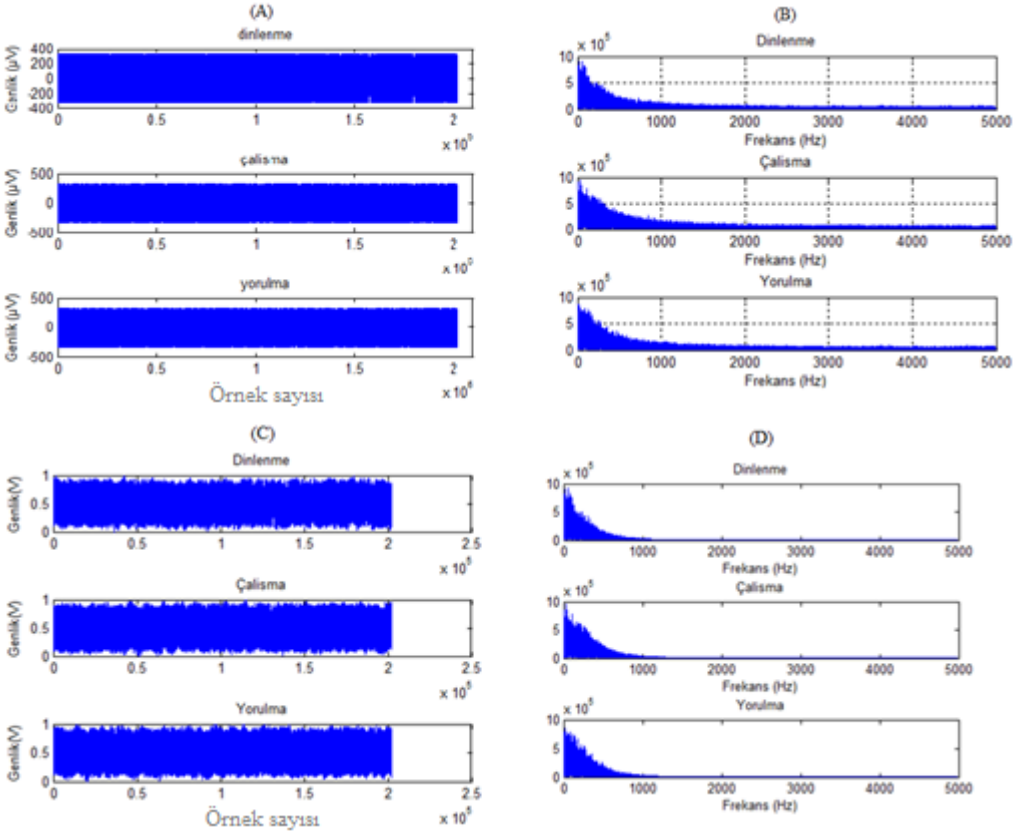


Şekil 4.11 10 numaralı normal deneğin çalışma durumunda kaydedilen, filtrelenmiş, Dc-bileşeni atılmış ve normalize edilmiş EMG sinyali

Örnek olarak seçilen 10 numaralı normal denek ile 3 numaralı hasta denekten elde edilen EMG sinyalleri, Fourier katsayıları, filtrelenmiş, dc-ofset gerilimleri atılmış halleri Şekil 4.12 ve Şekil 4.13' de görülmektedir.



Şekil 4.12 10 numaralı normal deneğe ait EMG sinyalleri **(A)** Ham EMG sinyalleri **(B)** Ham EMG sinyallerinin frekans spektrumları **(C)** Filtrelenmiş EMG sinyalleri **(D)** Filtrelenmiş EMG sinyallerinin frekans spektrumları



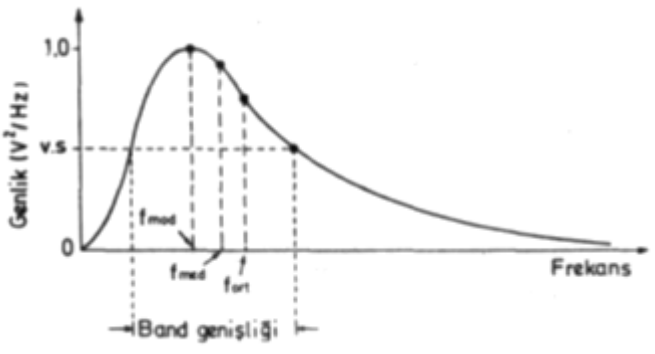
Şekil 4.13 3 numaralı hasta deneğe ait EMG sinyalleri **(A)** Ham EMG sinyalleri **(B)** Ham EMG sinyallerinin frekans spektrumları **(C)** Filtrelenmiş EMG sinyalleri **(D)** Filtrelenmiş EMG sinyallerinin frekans spektrumları

4.3. Boyun Bölgesinde Meydana Gelen Kas Yorgunluğunun İncelenmesi

Bir kasta oluşan yorgunluk, kasın şiddetli faaliyetleri sonucunda gerçekleşir ve zaman ya da frekans domenindeki EMG' de meydana gelen değişiklikler ile ifade edilir. Kas yorgunluğu; 'gereken ya da istenen kuvveti sürdürememe' durumu olarak da tanımlanır (Jokovic ve Popovic, 2010). Genellikle, bölsesel kas yorgunluğu, uzun süreli ve nispeten güçlü kas aktivitesinden sonra oluşur. Kişiden kişiye kas özelliklerinin değişken olmasından dolayı, kas yorgunluğu eşiğini tanımlayan kas yükü ve zamanlamanın basit bir fonksiyonu yoktur (Al-Mulla ve ark., 2011).

Bölgesel kas yorgunluğu oluşmuş bir kastan alınan yüzey EMG sinyalleri ile o kastan yorgunluk yok iken alınan sinyaller arasında farklılıklar mevcuttur. En genel iki değişiklik sonlara doğru sinyalin frekans bileşenindeki kayma ve genlikteki artmadır (Biedermann,1991). Mean frekans ve medyan frekans, kas yorgunluğu çalışmalarında yaygın olarak kullanılan spektral değişkenlerdir (Luttman ve ark., 1996; Ranniger ve Akin , 1996; Xie ve Wang, 2006).

EMG işaretlerinin frekans domenindeki analizi bu işaretlerin frekans spektrumundaki özelliklerini belirleyen parametrelerinin ölçülmesi ve hesaplanması ile yapılır. Bu işaretlerin güç spektrum yoğunluklarının (PSD) belirlenmesinde genellikle Hızlı Fourier Dönüşümleri kullanılır. Şekil 4.14' de idealize edilmiş EMG işaretinin güç spektrum yoğunluğu, medyan frekansı, ortalama frekans ve spektrumun band genişliği gibi önemli parametreler ile elde edilir (Yazgan ve Korürek, 1996).



Şekil 4.14 İdealize edilmiş EMG işareti güç spektrum yoğunluğu (Yazgan ve Korürek, 1996)

Mean frekans güç spektrumunun ortalama frekansını, medyan frekans ise güç spektrumunu eşit güçte iki parçaya bölen frekansı temsil eder. Denklem 4.3 ve 4.4 sırasıyla ortalama ve medyan frekansı ifade etmektedir (Phinyomark ve ark., 2012).

$$\mathrm{MNF} = {\sum_{j=1}^{M} f_j P_j} \Big/ {\sum_{j=1}^{M} P_j} \tag{4.3}$$

$$\sum_{j=1}^{MDF} P_j = \sum_{j=MDF}^{M} P_j = \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{M} P_j \tag{4.4}$$

Medyan ve mean frekans, EMG'nin analizinde en çok güvenilebilecek parametrelerdir. Medyan frekans, mean frekansa göre gürültüye daha az duyarlıdır. Bu durum, özellikle işaret/gürültü oranının düşük olduğu düşük seviyeli kasılmalarda önemli olmaktadır. Band genişliği, spektrumu karakterize eder Aynı zamanda, EMG üzerinde gerçekleştirilmiş olan, filtreleme işlemleriyle ilgili faydalı bilgiler verir. Sadece güç spektrumu yardımıyla hesaplanabilmesi nedeniyle gerçek zaman çalışmaları için faydalı değildir. Mod frekansı, spektrumun tepe noktasının frekansıdır. Medyan ve mean frekans değişimlerine benzer değişimler gösterir. Yüksek doğrulukta belirlenebilecek bir parametre değildir (Yazgan ve Korürek, 1996).

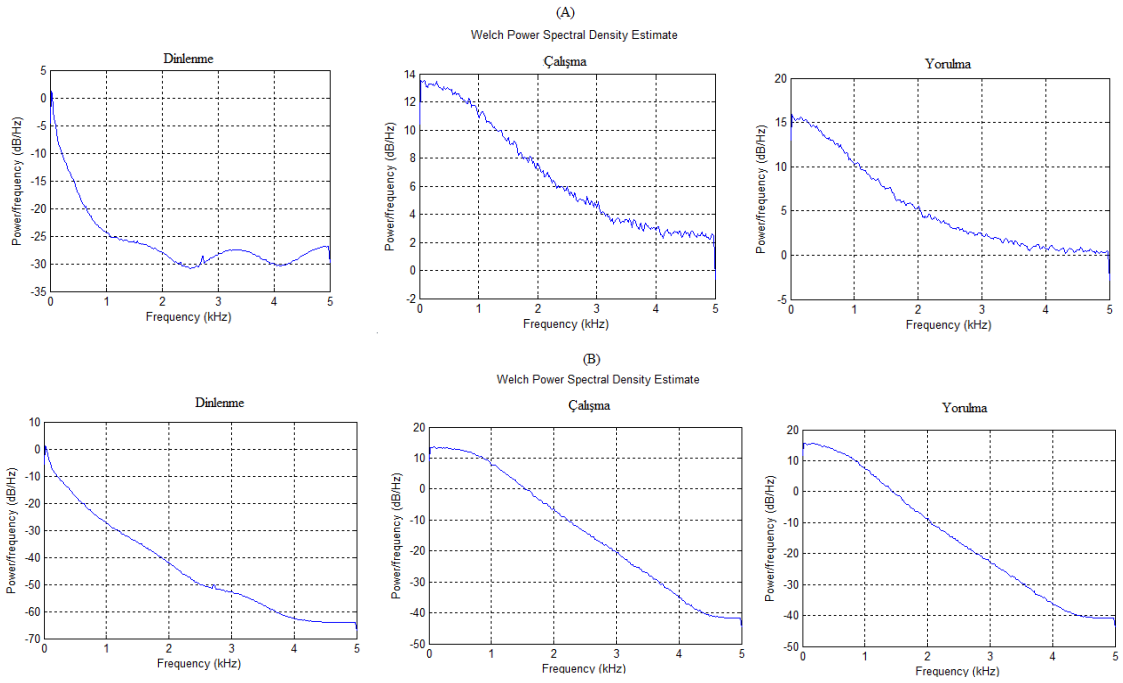
EMG işaretleri durağan olmayan işaretlerdir. Ancak kısa zaman aralıklarında incelendiğinde durağan kabul edilebilir (Çakır ve ark., 2009). Durağan olmayan işaretler için Fourier analizinin performansı uygun olmayabilir. Bu sebeple EMG sinyallerini analiz ederken ve özellik çıkarma işlemini gerçekleştirirken Welch yöntemi kullanılmıştır. Welch yönteminde üstüste gelen (örtüşen) segmentler kullanılır ve pencereleme tüm segmentlere uygulanır (Semmlow, 2004). Kas yorgunluğunu tespit etmek için kullanılan medyan frekans (MDF), mean frekans (MNF) ve mod frekans değerleri welch yöntemi ile hesaplanan güç spektral yoğunluğu vektörü (p) ve frekans vektörü ile bulunmuştur.

P ve f vektörlerini bulmak için aşağıdaki matlab komut satırı kullanılmıştır:

[p,f] = pwelch (x,window,noverlap,Nfft,Fs)

Burada x; filtrelenmiş EMG sinyalini ifade etmektedir. *window*; pencere yapısını belirler. Bu çalışmada 512' lik uzunluğa sahip hamming pencere yapısı kullanılmıştır. *Noverlap;* her pencerenin orijinal işaret üzerinde kaydırılma miktarını göstermektedir, *noverlap* değeri %50 seçilmiştir. *Nfft;* pencere boyu ile aynı seçilmiştir ve 512 olarak belirlenmiştir. *Fs*; örnekleme frekansı olup 10 kHz' dir. Bu sayede filtrelenmiş EMG sinyalinin; 512 pencere uzunluğuna sahip Welch yöntemi ile spektral yoğunluğu hesaplanmıştır.

Şekil 4.15' de Welch yöntemi ile hesaplanan güç spektral yoğunlukları (PSD) verilmiştir. PSD ile gücün frekansa göre dağılımı görülmektedir.



Şekil 4.15 10 numaralı normal deneğe ait Welch yöntemi ile hesaplanan güç spektral yoğunlukları **(A)** Ham EMG sinyalinden elde edilen PSD **(B)** Filtrelenmiş EMG sinyalinden elde edilen PSD

Welch yöntemi ile elde edilen; güç spektrumunu eşit güçte iki parçaya bölen frekans, MDF;

```
area=cumtrapz(f,p);
med1= find(area>= .50* area(end));
if ~isempty(medd1)    medd1 = f(medd1(1)); else    medd1 = 0
```

komut satırları ile hesaplanmıştır. trapz(f,p) komutu; integral alınacak fonksiyona 1. Dereceden lineer bir polinomla yaklaşılarak hesaplama yapılması temeline dayanır.

MNF; yani güç spektrumunun mean frekansı ise;

```
mpf= trapz(f,f.*p)/trapz(f,p);
```

komut satırı ile hesaplanmıştır.

Mod frekans yani spektrumun tepe noktasının frekansı ise;

```
[m,peak] = max(p);
peak1 = f(peak);
```

ile hesaplanmıştır.

Çizelge 4.1’ de normal ve hasta bireylerin trapezius kasından ayrı ayrı elde edilen dinlenme-çalışma ve yorulma durumları için medyan frekans, mean frekans ve mod frekans değerleri verilmiştir. Tabloda gösterilen MDF medyan frekansı, MNF mean frekansı ve mod ise mod frekansı ifade etmektedir. Parametreler dinlenme – çalışma ve yorulma durumları için ayrı ayrı hesaplanmıştır.

Çizelge 4.1 Normal ve Hasta grup için Trapezius kasından elde edilen medyan, mean, mod frekans değerleri

	MDF Dinlenme	**MDF** Çalışma	**MDF** Yorulma	**MNF** Dinlenme	**MNF** Çalışma	**MNF** Yorulma	**MOD** Dinlenme	**MOD** Çalışma	**MOD** Yorulma
Normal-1	48,30	511,62	437,44	583,17	63,03	514,84	49,29	187,07	195,66
Normal-2	250,08	216,70	226,18	286,17	349,63	299,24	249,88	8,89	44,45
Normal-3	45,63	314,48	251,56	384,31	101,39	326,71	23,31	7,80	141,44
Normal-4	47,80	467,27	442,97	537,30	102,14	513,54	27,56	341,04	218,28
Normal-5	44,45	443,17	458,48	513,68	85,10	521,74	37,33	288,20	360,70
Normal-6	40,59	278,23	233,59	349,99	58,76	309,68	22,32	113,29	45,53
Normal-7	43,56	449,69	430,73	521,54	60,33	504,65	26,67	428,95	94,72
Normal-8	54,22	337,39	150,03	406,60	104,19	237,56	49,29	236,05	150,03
Normal-9	53,53	447,22	357,83	512,98	116,90	426,74	28,25	460,36	284,65
Normal-10	53,24	332,41	293,01	403,37	90,10	359,01	33,48	275,96	146,67
Hasta-1	477,34	512,60	293,44	553,36	591,44	399,66	412,65	356,95	549,64
Hasta-2	54,72	65,29	92,94	84,13	107,66	157,44	2,57	46,42	55,70
Hasta-3	113,29	190,13	152,30	188,25	262,10	225,85	29,93	30,82	37,14
Hasta-4	383,81	311,12	276,35	454,21	381,28	352,77	179,46	192,00	107,95
Hasta-5	50,96	26,17	109,53	65,91	75,45	312,21	47,31	12,64	34,77
Hasta-6	63,11	82,87	311,22	90,26	139,11	401,68	35,85	62,62	21,04
Hasta-7	346,32	243,07	141,04	479,70	311,95	210,60	4,47	9,78	33,58
Hasta-8	131,06	176,30	143,21	202,25	248,31	219,29	59,06	99,66	56,59
Hasta-9	176,79	207,71	183,51	251,76	283,28	253,78	73,98	54,82	39,90
Hasta-10	129,07	166,40	155,05	198,75	258,11	205,24	62,09	101,15	49,49

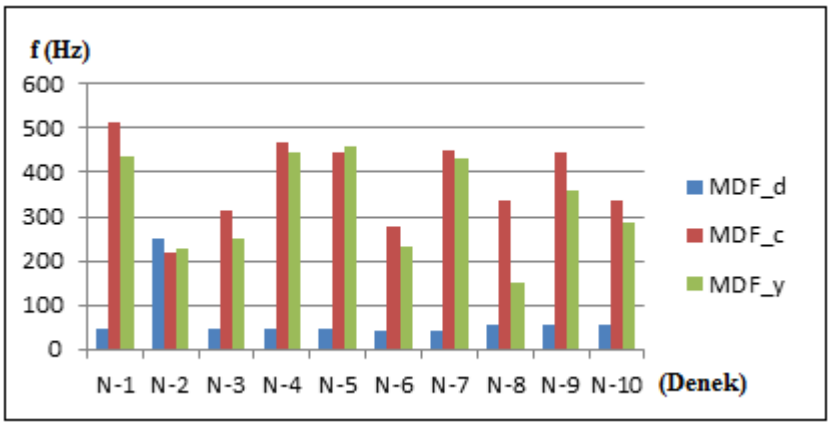
Trapezius kası için hesaplanan MDF, MNF ve mod frekans değerleri, normal ve hasta grup ayrı ayrı incelendiğinde Şekil 4.16’ dan Şekil 4.21’ e kadar olan şekiller elde edilmiştir.

Şekil 4.16 her bir normal deneğin trapezius kasından elde edilen, dinlenme-çalışma-yorulma durumları için hesaplanan medyan frekans değerlerini göstermektedir. Dikey eksen gerçek frekans değerini belirtmektedir Kas yorgunluğunu tespit edebilmek

için her bir deneğin kendi çalışma ve yorulma durumları için hesaplanan MDF değerleri karşılaştırılmıştır.

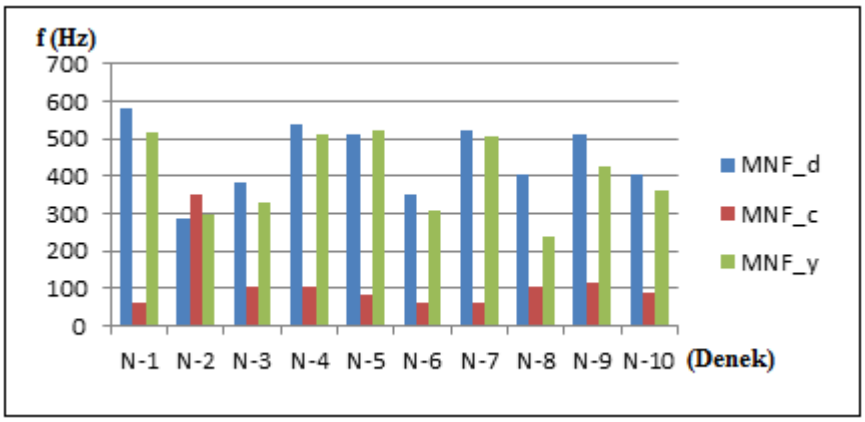
Buna göre; Şekil 4.16 incelendiğinde 1 numaralı normal deneğin dinlenme durumunda 48,30 Hz olan MDF değeri çalışma durumunda 511,62 Hz' e yükselmiştir ve yorulma durumunda 437,44 Hz' e düşmüştür.

Literatür incelendiğinde kas yorulmasının oluşması için medyan frekansın alçak frekanslara doğru kayması gerektiği yukarıda belirtilmiştir. Şekil 4.16' da 2 ve 5 numaralı normal denekler hariç diğerlerinin yorulma durumlarında MDF değerlerinin azaldığı görülmektedir. N: Normal grubu, H: hasta grubu, MDF_d dinlenme durumunda, MDF_c: çalışma durumunda ve MDF_y yorulma durumunda hesaplanan medyan frekans değerlerini ifade etmektedir.



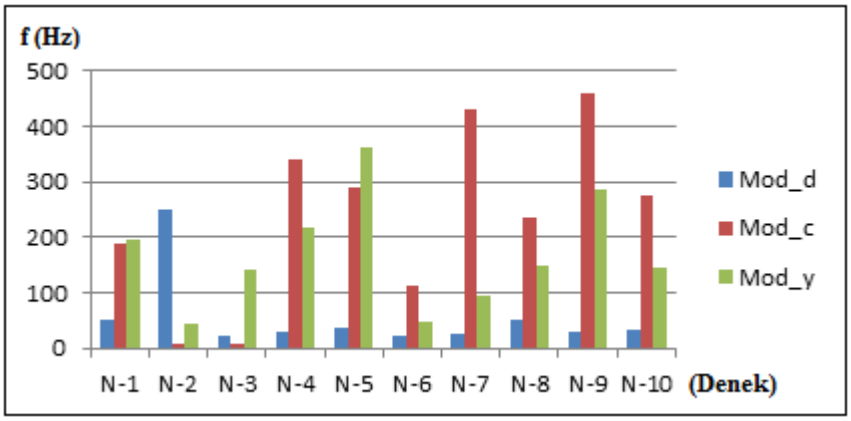
Şekil 4.16 Normal denekler için MDF sonuçları-Trapezius

Şekil 4.16' ya göre 1, 3, 4, 6, 7, 8, 9, 10 numaralı normal deneklerin trapezius kaslarından elde edilen, yorulma durumları için hesaplanan ve yeşil ile gösterilen MDF_y değerlerinin, çalışma durumları için hesaplanan MDF_c değerlerinden düşük olduğu görülmektedir. Bu demek oluyor ki, hazırlanan kayıt alma protokolü ile 8 normal deneğin trapezius kasında, bölgesel kas yorgunluğu meydana gelmiştir.



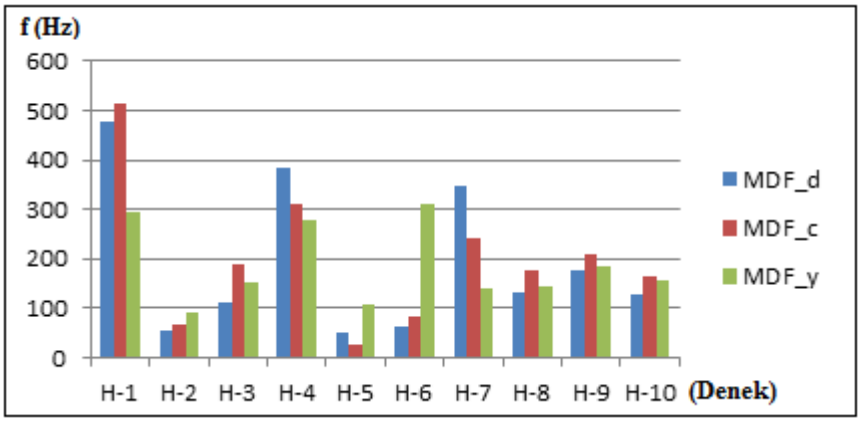
Şekil 4.17 Normal denekler için MNF sonuçları-Trapezius

Şekil 4.17' ye göre sadece 2 numaralı normal deneğin çalışma durumunda hesaplanan MNF değeri, yorulma için hesaplanan MNF değerinden yüksektir.



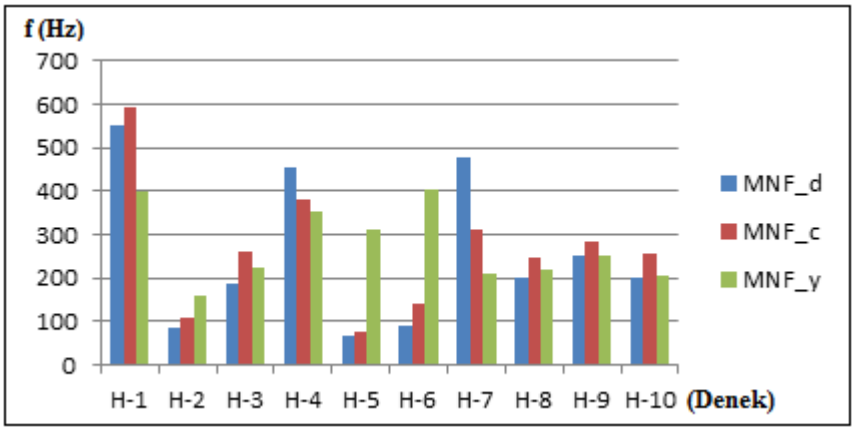
Şekil 4.18 Normal denekler için mod frekans sonuçları-Trapezius

Şekil 4.18' e göre 4, 6, 7, 8, 9, 10 numaralı normal deneklerin trapezius kayıtlarından elde edilen mod frekans değerlerinin çalışma durumundan, yorulma durumuna geçtiğinde azaldığı görülmektedir.



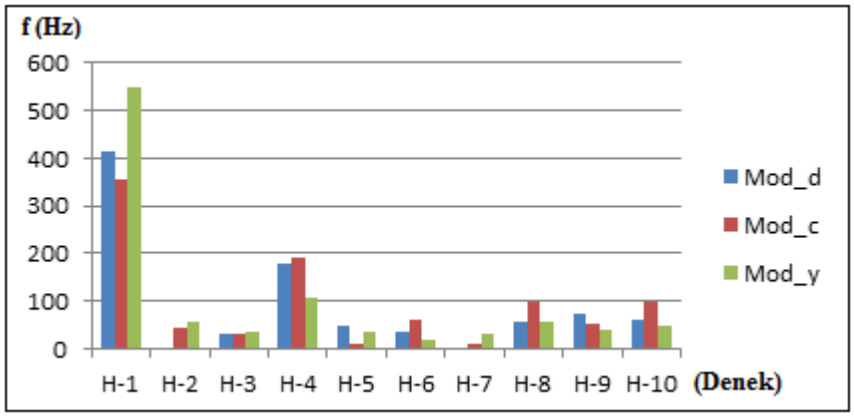
Şekil 4.19 Hasta denekler için MDF sonuçları-Trapezius

Şekil 4.19’ a göre 1, 3, 4, 7, 8, 9, 10 numaralı hasta deneklerin trapezius kayıtlarından elde edilen MDF değerlerinin çalışma durumundan, yorulma durumuna geçtiğinde azaldığı görülmektedir.



Şekil 4.20 Hasta denekler için MNF sonuçları-Trapezius

Şekil 4.20’ ye göre 1, 3, 4, 7, 8, 9, 10 numaralı hasta deneklerin trapezius kayıtlarından elde edilen MNF değerlerinin çalışma durumundan, yorulma durumuna geçtiğinde azaldığı görülmektedir.



Şekil 4.21 Hasta denekler için mod frekans sonuçları-Trapezius

Şekil 4.21’ e göre 4, 6, 8, 9, 10 numaralı hasta deneklerin trapezius kayıtlarından elde edilen mod frekans değerlerinin çalışma durumundan, yorulma durumuna geçtiğinde azaldığı görülmektedir

Çizelge 4.2' de normal ve hasta bireylerin sternocleidomastoid (SCM) kasından elde edilen dinlenme-çalışma ve yorulma durumları için medyan frekans, mean frekans ve mod frekans değerleri verilmiştir. Tabloda gösterilen MDF medyan frekansı, MNF mean frekansı ve mod ise mod frekansı ifade etmektedir. Parametreler dinlenme – çalışma ve yorulma durumları için ayrı ayrı hesaplanmıştır.

Çizelge 4.2 Normal ve Hasta grup için SCM kasından elde edilen medyan, mean, mod frekans değerleri

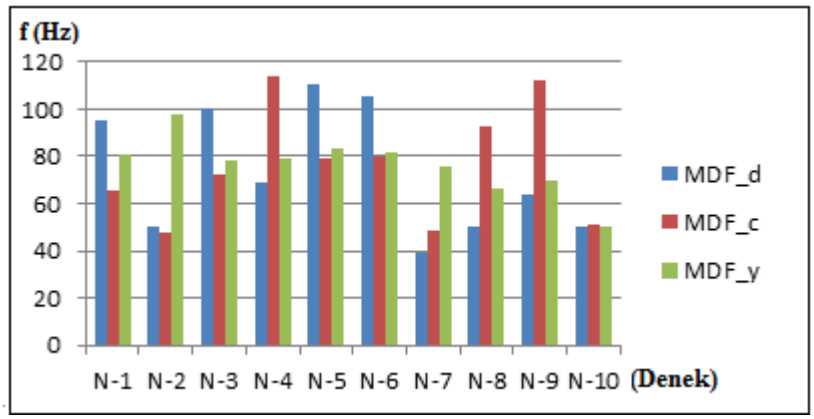
	MDF Dinlenme	**MDF** Çalışma	**MDF** Yorulma	**MNF** Dinlenme	**MNF** Çalışma	**MNF** Yorulma	**MOD** Dinlenme	**MOD** Çalışma	**MOD** Yorulma
Normal-1	95,41	65,11	80,59	191,76	115,85	137,92	11,75	46,45	69,33
Normal-2	50,37	47,51	97,48	97,01	98,44	161,23	50,37	3,26	48,79
Normal-3	100,64	72,30	78,62	218,48	169,21	142,28	50,27	12,84	48,69
Normal-4	68,74	114,27	79,21	154,74	213,23	141,47	36,05	50,37	39,80
Normal-5	110,22	79,51	83,66	182,10	183,64	140,03	26,67	50,27	40,59
Normal-6	105,68	79,80	81,88	196,26	161,40	159,44	6,62	11,75	33,28
Normal-7	39,61	48,79	75,66	116,03	144,38	141,80	12,74	19,16	39,41
Normal-8	50,27	93,04	66,27	99,37	185,42	119,65	50,37	48,69	53,73
Normal-9	64,10	117,20	78,13	115,93	230,11	130,43	27,06	26,57	61,17
Normal-10	50,37	51,06	50,37	89,80	102,31	96,72	50,27	50,27	50,27
Hasta-1	103,21	107,66	155,66	162,65	166,02	227,51	84,15	60,84	139,75
Hasta-2	91,75	91,46	88,59	161,27	155,53	153,57	50,37	55,70	51,75
Hasta-3	103,41	82,27	79,90	205,41	154,75	164,09	50,37	45,14	50,37
Hasta-4	72,69	64,79	53,83	126,80	116,66	98,62	70,42	52,45	40,79
Hasta-5	51,16	61,93	53,73	69,15	114,95	106,64	50,37	43,06	8,99
Hasta-6	67,66	64,49	67,85	119,22	115,94	122,87	57,78	39,11	50,37
Hasta-7	10,77	81,78	80,00	54,72	137,39	141,60	3,06	56,20	45,93
Hasta-8	81,48	84,84	73,48	135,93	143,47	127,88	77,73	63,41	38,82
Hasta-9	33,98	62,52	54,42	88,77	113,83	111,45	50,37	6,72	5,93
Hasta-10	78,32	76,46	70,22	123,88	131,64	95,39	81,54	75,20	45,99

SCM kası için hesaplanan MDF, MNF ve mod frekans değerleri, normal ve hasta grup ayrı ayrı incelendiğinde Şekil 4.22' den Şekil 4.27' ye kadar olan şekiller elde edilmiştir.

Şekil 4.22 her bir normal deneğin SCM kasından elde edilen, dinlenme-çalışma-yorulma durumları için hesaplanan medyan frekans değerlerini göstermektedir. Kas yorgunluğunu tespit edebilmek için her bir deneğin kendi çalışma ve yorulma durumları için hesaplanan MDF değerleri karşılaştırılmıştır.

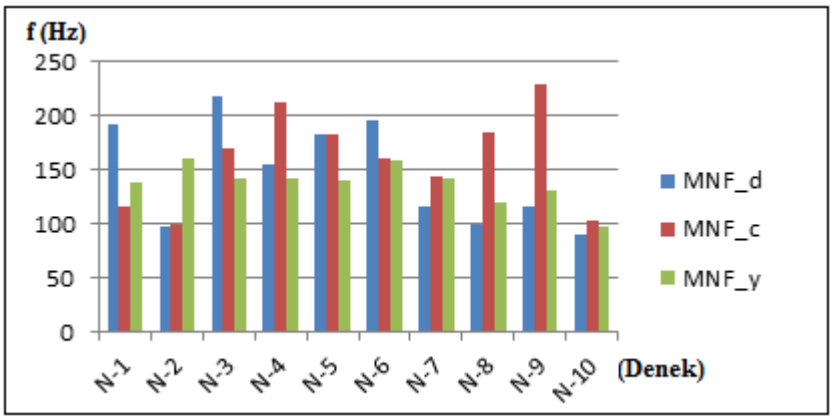
Buna göre; Şekil 4.22 incelendiğinde 4 numaralı normal deneğin dinlenme durumunda 68,74 Hz olan MDF değeri çalışma durumunda 114,27 Hz' e yükselmiştir ve yorulma durumunda 79,21 Hz' e düşmüştür.

Şekil 4.22' ye göre 4, 8, 9, 10 numaralı normal deneklerin; yorulma durumlarında MDF değerlerinin azaldığı görülmektedir. Şekil 4.22 ve Şekil 4.27 arasındaki şekiller aynı prensip ile oluşturulmuştur.



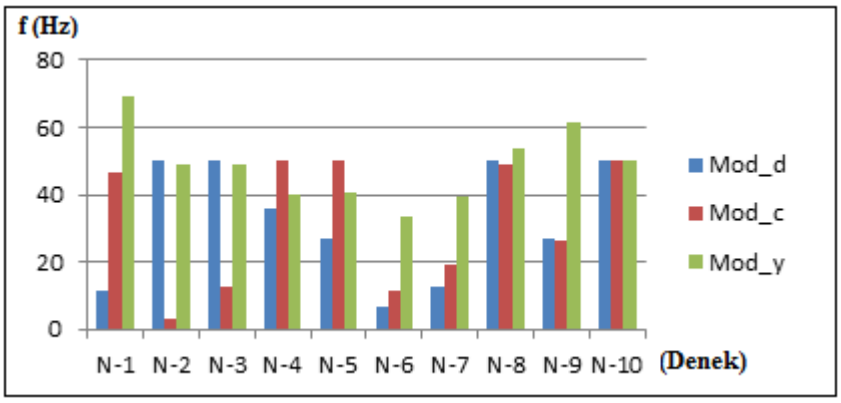
Şekil 4.22 Normal denekler için MDF sonuçları-SCM

Şekil 4.22' ye göre 4, 8, 9, 10 numaralı normal deneklerin SCM kayıtlarından elde edilen MDF değerlerinin çalışma durumundan, yorulma durumuna geçtiğinde azaldığı görülmektedir.



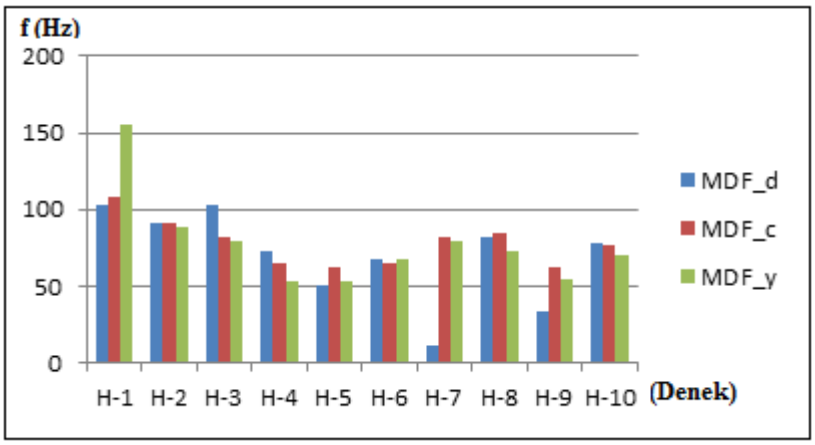
Şekil 4.23 Normal denekler için MNF sonuçları-SCM

Şekil 4.23' e göre 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 numaralı normal deneklerin SCM kayıtlarından elde edilen MNF değerlerinin çalışma durumundan, yorulma durumuna geçtiğinde azaldığı görülmektedir.



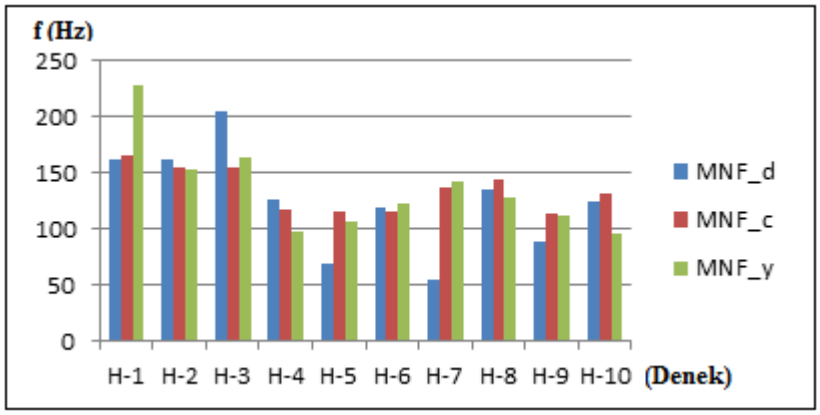
Şekil 4.24 Normal denekler için mod frekans sonuçları-SCM

Şekil 4.24' e göre sadece 4 ve 5 numaralı normal denek kayıtlarından elde edilen mod frekans değerlerinin çalışma durumundan, yorulma durumuna geçtiğinde azaldığı görülmektedir.



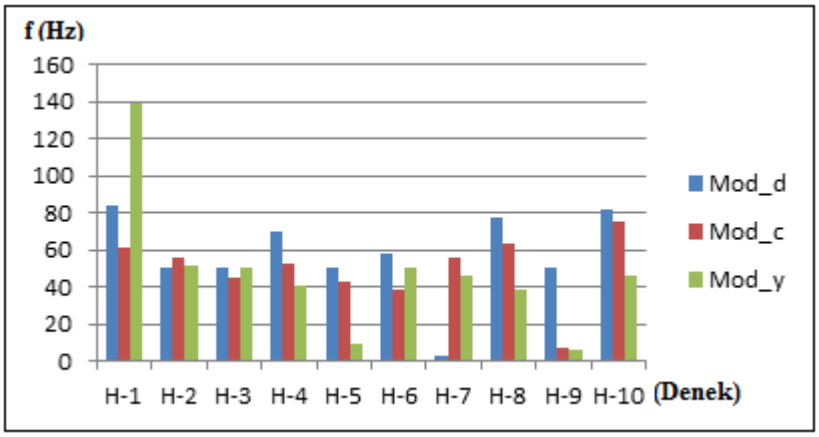
Şekil 4.25 Hasta denekler için MDF sonuçları-SCM

Şekil 4.25' e göre 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10 numaralı hasta deneklerin SCM kayıtlarından elde edilen MDF değerlerinin çalışma durumundan, yorulma durumuna geçtiğinde azaldığı görülmektedir.



Şekil 4.26 Hasta denekler için MNF sonuçları-SCM

Şekil 4.26' ya göre 2, 4, 5, 8, 9, 10 numaralı hasta deneklerin SCM kayıtlarından elde edilen MNF değerlerinin çalışma durumundan, yorulma durumuna geçtiğinde azaldığı görülmektedir.



Şekil 4.27 Hasta denekler için mod frekans sonuçları-SCM

Şekil 4.27' ye göre 2, 4, 5, 7, 8, 10 numaralı hasta deneklerin SCM kayıtlarından elde edilen mod frekans değerlerinin çalışma durumundan, yorulma durumuna geçtiğinde azaldığı görülmektedir.

10 normal 10 hasta olmak üzere toplam 20 deneğin trapezius ve SCM kaslarından eş zamanlı kayıt alınması ile 40 ayrı kayıt elde edilmiş ve her bir kayıt için dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında MNF, MDF ve mod frekans değerleri hesaplanmıştır. Trapezius ve SCM kaslarından elde edilen ve Çizelge 4.1 ve Çizelge 4.2 ile gösterilen MDF, MNF ve mod frekans değerlerinin kas yorgunluğunu tespit etme oranları oluşturulmak istenmiştir. Buna göre çalışma durumundan yorulma durumuna geçtiğinde MDF, MNF ve mod frekans değerlerinde azalma görülen her bir deneğin toplam denek sayısına oranı bulunmuştur. Bu oranlar için doğruluk tablosu Çizelge4.3'de ve Çizelge 4.4 ' de verilmiştir.

Çizelge 4.3 Trapezius kası için kas yorgunluğu oluşumunu doğrulayan denek sayısı

Trapezius			
	normal	hasta	Toplam
MDF	8	7	15
MNF	1	7	8
Mod	6	5	11

Çizelge 4.3' de Trapezius kasından alınan EMG kayıtlarına göre toplam 20 kayıttan 15' inde; çalışma durumundan yorulma duruma geçtiğinde MDF değerleri düşmüştür. 20 kayıttan 8' sinde çalışma durumundan yorulma duruma geçtiğinde MNF değerleri düşmüştür. Aynı zamanda 20 kayıttan 11' inde çalışma durumundan yorulma duruma geçtiğinde mod frekans değerleri düşmüştür.

Çizelge 4.4 SCM kası için kas yorgunluğu oluşumunu doğrulayan denek sayısı

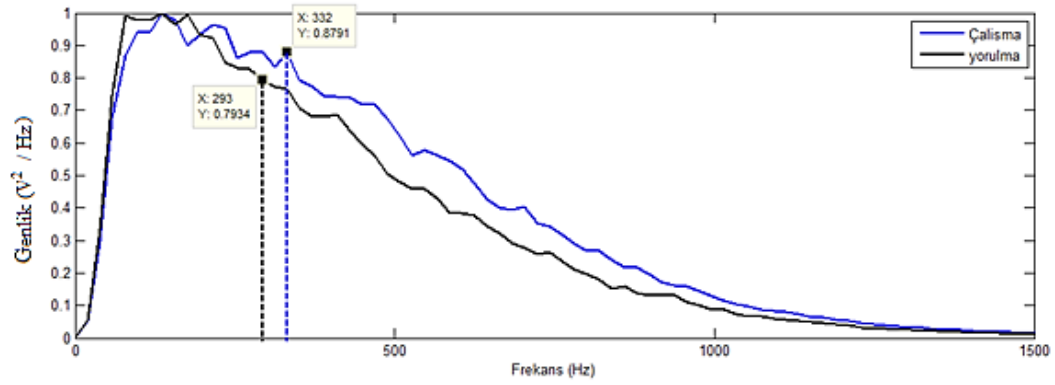
SCM			
	normal	hasta	Toplam
MDF	4	8	12
MNF	8	6	14
Mod	2	6	8

Çizelge 4.4' de SCM kasından alınan EMG kayıtlarına göre toplam 20 kayıttan 12' sinde; çalışma durumundan yorulma duruma geçtiğinde MDF değerleri düşmüştür. 20 kayıttan 14' ünde çalışma durumundan yorulma duruma geçtiğinde MNF değerleri düşmüştür. Aynı zamanda 20 kayıttan 8' inde çalışma durumundan yorulma duruma geçtiğinde mod frekans değerleri düşmüştür.

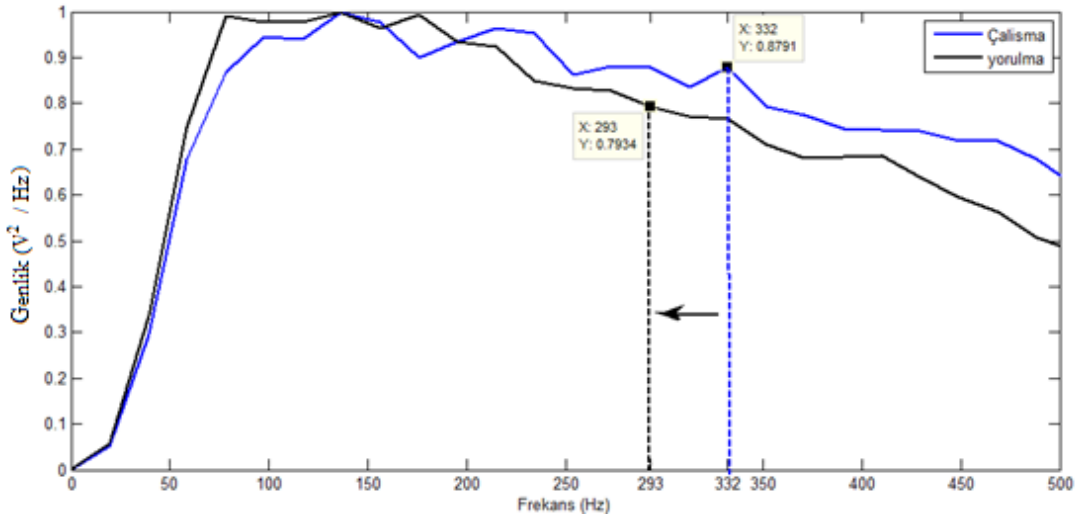
Her iki kas için de kas yorgunluğunun tespiti için kullanılan frekans domeni parametrelerinden normal ve hasta grup için en kararlı sonucu MDF vermiştir. MNF değerleri trapezius kası için kas yorgunluğunu tespit etmede yetersiz kalırken SCM kası için daha kararlı sonuçlar vermiştir. Mod frekans ise bu çalışmada kas yorgunluğunu belirleyici bir parametre olarak kullanılamamaktadır.

Sonuçların literatür ile uyumlu olduğu Şekil 4.28' den görülmektedir. Şekil 4.14' de EMG işaretinin güç spektrumunun alçak frekanslara doğru kaydığı gösterilmişti. Şekil 4.28 (A)' da 10 numaralı normal deneğin trapezius kasından elde edilen çalışma ve yorulma verileri için MDF' de meydana gelen değişim görülmektedir. Çalışma durumunda 332,41 Hz olan medyan frekans değeri, yorulma sonucu 293,01 Hz' e düşmüştür. Şekil 4.28 (B)' de ise (A) şekline yakından bakıldığında trapeius kası için güç spektrumun ve MDF' nin alçak frekanslara doğru kaydığı daha net görülebilmektedir.

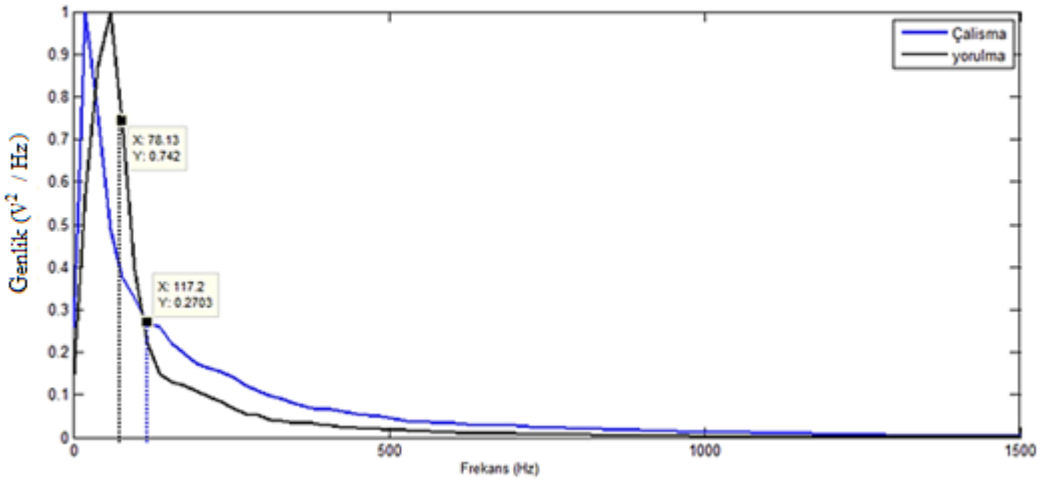
(A)



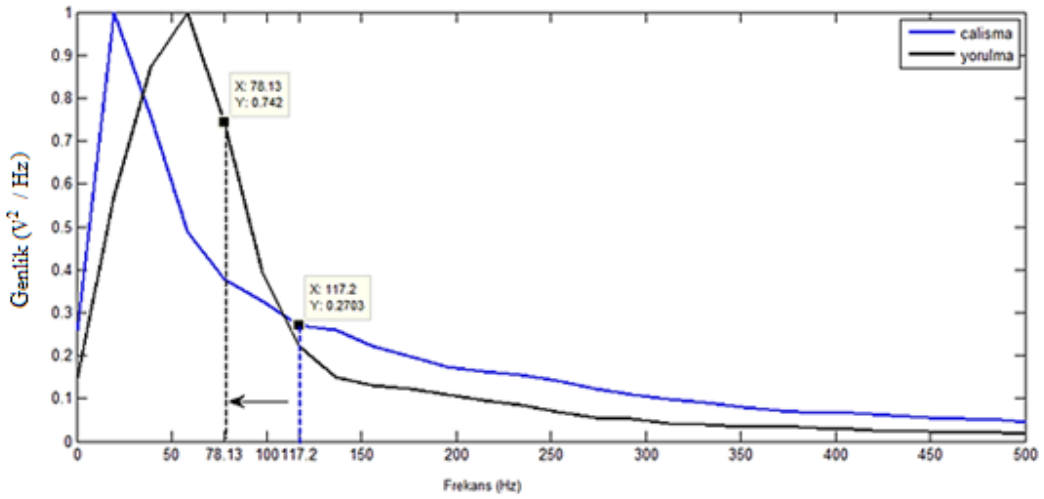
(B)



(C)



(D)



Şekil 4.28 MDF ile kas yorgunluğunun incelenmesi **(A)** 10 numaralı normal deneğin trapezius kası için güç spektrumunun alçak frekanslara kayması **(B)** trapezius kası için güç spektrumunun detay görüntüsü **(C)** 9 numaralı normal deneğin SCM kası için güç spektrumunun alçak frekanslara kayması **(D)**SCM kası için güç spektrumunun detay görüntüsü

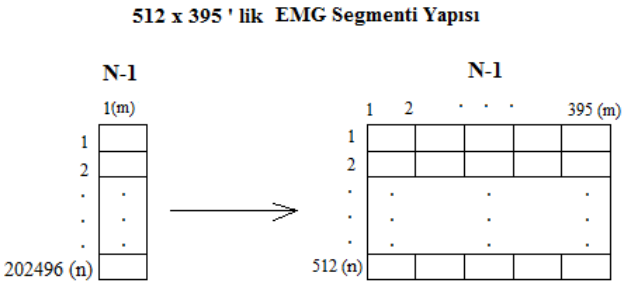
Şekil 4.28 (C)' de 9 numaralı normal deneğin SCM kasından elde edilen çalışma ve yorulma verileri için MDF' de meydana gelen değişim görülmektedir. Çalışma durumunda 117,20 Hz olan medyan frekans değeri, yorulma sonucu 78,13 Hz' e düşmüştür. Şekil 4.28 (D)' de ise (C) şekline yakından bakıldığında SCM kası için güç spektrumun ve MDF' nin alçak frekanslara doğru kaydığı daha net görülebilmektedir.

4.4. Yüzey EMG Sinyallerinin sınıflandırılması

Bu tez çalışmasında elde edilen yüzey EMG işaretlerinin analizi ve sınıflandırılması Matlab programında yapılmıştır. Trapezius ve SCM kaslarından eşzamanlı kaydedilen, ayrı ayrı değerlendirilen EMG sinyallerinin sınıflandırılması Şekil 4.1' de görüldüğü gibi iki aşamada gerçekleştirilmektedir. Birinci aşamada; medyan frekans ve mean frekans ile tespit edilen kas yorgunluğunu incelemek için dinlenme-çalışma-yorulma durumları ayrı ayrı sınıflandırılmıştır. İkinci aşamada yorulma süresince kaydedilen EMG sinyallerinin boyun fıtığı teşhisi almış hastaları normal deneklerden ayırt etmesi sağlanmıştır.

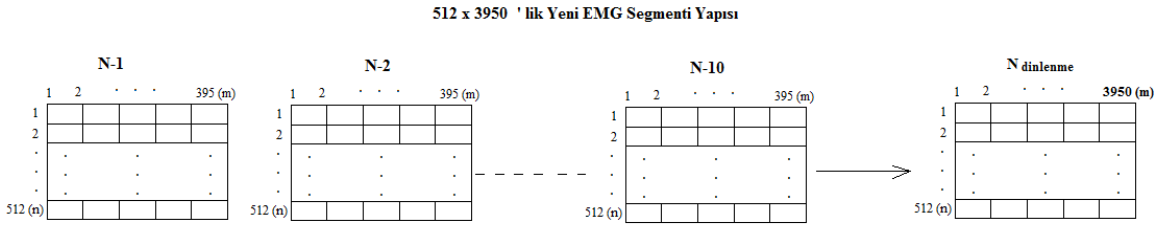
Kayıt edilen EMG sinyalleri dinlenme-çalışma- yorulma durumları için 3-1000 Hz arasında, 2. Dereceden butterwoth filtreye tabi tutulmuş ve dc bileşenleri yok edilmiştir. 10 normal ve 10 hasta denekten dinlenme-çalışma-yorulma durumları için ayrı ayrı elde edilen her bir EMG kaydı 202496 örnek içermektedir.

202496 örnek içeren her bir EMG verisi, öznitelik çıkarma aşamasında EK-2' deki program ile 395 adet 512 ayrık örnek içeren EMG segmentine dönüştürülmüştür. Böylelikle durağan olmayan EMG sinyalinden durağan kabul edilebilecek 512x395' lik segmentler elde edilmiştir. Toplam örnek sayısının (202496) 512' ye bölümünden kalan artıklar ihmal edilmiştir. Şekil 4.29' da tek bir EMG verisinin 512 x 395 'lik EMG segmentine dönüşümü izah edilmiştir. Şekilde örnek olarak N-1 (1 numaralı normal) deneğinin dinlenme durumunda kayıt edilen 20 sn' lik EMG verisi için dönüşüm yapıldığı düşünülebilir. Aynı adımlar çalışma ve yorulma durumları için de geçerlidir.



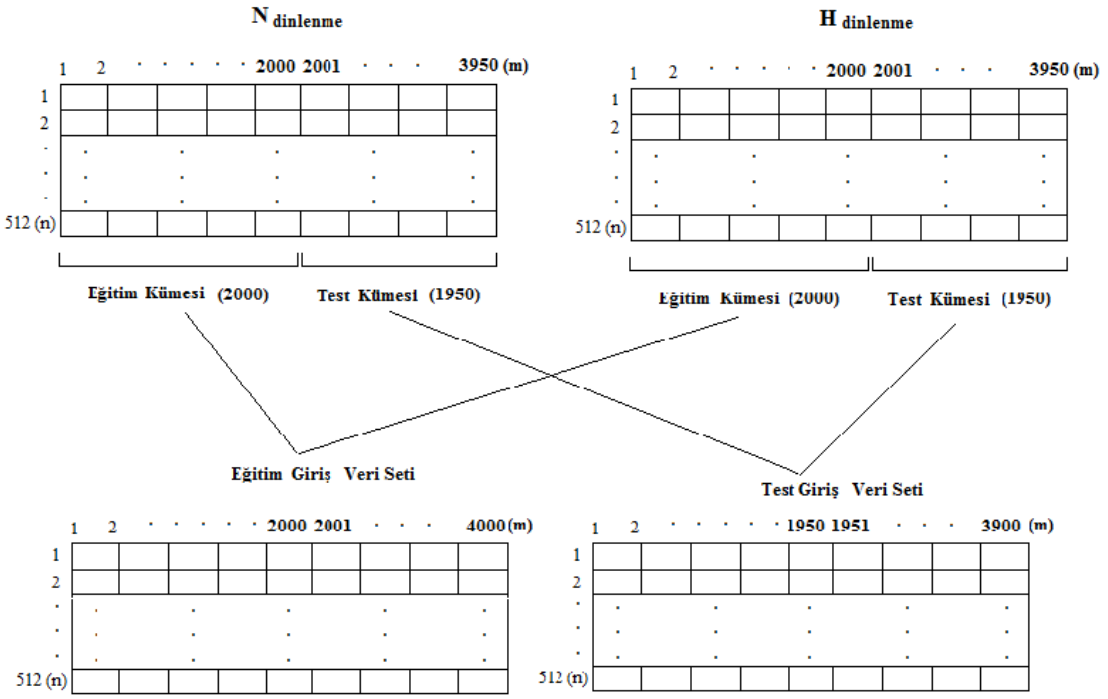
Şekil 4.29 20 sn' lik EMG verisinin segmentlere ayrılması (n: satır sayısı, m:sütun sayısı)

YSA' ya sunulmak üzere normal ve hasta deneklerin dinlenme-çalışma ve yorulma durumlarının her biri için ayrı ayrı 512x 3950' lik EMG segmenti oluşturulmuştur. Şekil 4.30' da 10 adet normal deneğin (N1,N2…N10) dinlenme durumları için elde edilen 512 x 395' lik EMG segmentlerinin birleştirilmesi sonucu, toplam dinlenme durumunu ifade eden 512x3950' lik toplam EMG segmentinin data yapısı görülmektedir.



Şekil 4.30 10 normal deneğin dinlenme durumunda elde edilen EMG segmentlerinin birleştirilmesi

YSA' da kullanılmak üzere; 512x3950' lik EMG segmentlerinin her biri (dinlenme-çalışma-yorulma) için ayrı ayrı eğitim ve test datası oluşturulmuştur. Şekil 4.31' de normal/ hasta sınıflaması için oluşturulan eğitim ve test datası görülmektedir. Dinlenme-çalışma-yorulma sınıflaması için gerekli olan eğitim ve test giriş datası da aynı prensiple oluşturulmuştur.



Şekil 4.31 Yeni EMG Segmentinden Eğitim ve Test datası oluşturulması

Şekil 4.31’ e göre, her bir durum için normal ve hasta gruplardan elde edilen yeni EMG segmentlerinden eğitim ve test giriş setleri oluşturulmaktadır. Normal gruba ait 512x3950 verinin 512x2000’ i, aynı şekilde hasta gruba ait 512x 3950 verinin 512x 2000’ inin toplamı ile 512x4000’ lik eğitim giriş veri seti oluşturulmuştur.

YSA’ da test işlemini gerçekleştirmek için gerekli olan test giriş veri seti de aynı prensiple elde edilmiştir. Böylece normal gruba ait 512x1950 veri ile hasta gruba ait 512x1950 verinin birleştirilmesi sonucu 512x3900’ lük test verisi oluşturulmuştur. Sonuç olarak normal ve hasta gruba ait dinlenme-çalışma-yorulma durumları için ayrı ayrı eğitim ve test verileri elde edilmiştir.

Sınıflandırma sonuçlarında sınıflama doğruluğu, hassasiyet ve seçiciliğin belirlenmesi için karışıklık matrisi kullanılmıştır. Çizelge 4.5’ de karmaşıklık matrisi için gerekli bilgiler verilmiştir.

Çizelge 4.5 Karmaşıklık matrisi

	Negatif	**Pozitif**
Negatif	Doğru Negatif (DN)	Yanlış Pozitif (YP)
Pozitif	Yanlış Negatif (YN)	Doğru Pozitif (DP)

Buna göre sınıflama doğruluğu (4.1) ile, hassasiyet (4.2) ile ve seçicilik (4.3) ile elde edilmiştir (Polat ve ark., 2007)

$$\text{Sınıflama doğruluğu (SD)} = \frac{DP+DN}{DP+DN+YP+YN} \text{ x100} \quad (4.1)$$

$$\text{Hassasiyet (H)} = \frac{DP}{DP+YN}\text{x100} \quad (4.2)$$

$$\text{Seçicilik (S)} = \frac{DN}{YP+DN}\text{x100} \quad (4.3)$$

Örneğin öznitelik olarak Db2 dalgacık katsayılarının kullanıldığı, normal/hasta olmak üzere iki çıkışın oluşturulacağı bir YSA mimarisi için karışıklık matrisi Çizelge 4.6 daki gibi oluşturulur.

Çizelge 4.6 Öznitelik olarak DB2 katsayılarının kullanıldığı karmaşıklık matrisi örneği **(A)** Eğitim Sonuçları **(B)** Test Sonuçları

(A)

Eğitim Sonuçları		
	Normal	Hasta
Normal	1843 (DN)	157 (YP)
Hasta	154 (YN)	1846 (DP)

(B)

Test Sonuçları		
	Normal	Hasta
Normal	1806 (DN)	144 (YP)
Hasta	88 (YN)	1862 (DP)

Çizelge 4.6' daki örnek sonuçlar kullanıldığında, eğitim sonuçları için aşağıdaki değerler elde edilir.

$$\text{Sınıflama doğruluğu (SD)} = \frac{1846+1843}{4000} \times 100 = \% 92.22$$

$$\text{Hassasiyet (H)} = \frac{1846}{2000} \times 100 = \% 92.3$$

$$\text{Seçicilik (S)} = \frac{1843}{2000} \times 100 = \% 92.15$$

Çizelge 4.6' daki örnek sonuçlar kullanıldığında, test sonuçları için aşağıdaki değerler elde edilir.

$$\text{Sınıflama doğruluğu (SD)} = \frac{1862+1806}{3900} \times 100 = \% 94.05$$

$$\text{Hassasiyet (H)} = \frac{1862}{1950} \times 100 = \% 93,2$$

$$\text{Seçicilik (S)} = \frac{1806}{1950} \times 100 = \% 90,3$$

Uygulamada kullanılan yöntemler için sınıflama doğruluğu, hassasiyet ve seçicilik bu örnekteki prensip ile hazırlanmıştır.

Bu tez çalışmasında sınıflama işlemi iki farklı şekilde gerçekleştirilmektedir. Birincisi; dinlenme-çalışma ve yorulma durumlarını birbirinden ayırt etmek için, ikincisi ise; normal denekleri hasta deneklerden ayırt etmek için tasarlanmıştır.

Birinci aşamada, dinlenme-çalışma-yorulma segmentlerinin sınıflandırılmasında her bir durum için eldeedilen doğru sınıflandırılmış veri sayısının toplamı, test için kullanılan toplam veri sayısına bölünerek ortalama doğruluk bulunmuştur. Doğru sınıflandırılmış yorulma segment sayısının, toplam yorulma segment sayısına bölünmesi ile hassasiyet, doğru sınıflandırılmış dinlenme segment sayısının toplam dinlenme segment sayısına bölünmesi ve doğru sınıflandırılmış çalışma segment sayısının toplam çalışma segment sayısına bölünmesi ile seçicilik hesaplanmıştır.

İkinci aşamada, normal ve hasta segmentlerin sınıflandırılmasında; normal ve hasta denekleri sınıflandırmada eldeedilen toplam doğru sayısı, test için kullanılan toplam veri sayısına bölünerek ortalama doğruluk bulunmuştur. Doğru sınıflandırılmış hasta segment sayısının toplam hasta segment sayısına bölünmesi ile hassasiyet, doğru sınıflandırılmış normal segment sayısının toplam normal segment sayısına bölünmesi ile seçicilik hesaplanmıştır.

Bu çalışmada mühendislik uygulamalarında tahmin amaçlı olarak yaygın olarak kullanılan çok katmanlı yapay sinir ağı (ÇKA) kullanılmıştır. Çok katmanlı ağlar giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı olmak üzere üç katmandan oluşturulmuştur. Gizli katman aktivasyon fonksiyonu ve çıkış katman aktivasyon fonksiyonu ‘logaritmik sigmoid’ olarak seçilen bir ağ yapısı oluşturulmuştur. Bu ağ yapısı momentum ve adaptif öğrenme oranlı geriye yayılım algoritması (traingdx) ile eğitilmiştir. Sınıflandırma aşamalarının her biri için, en iyi sonucu elde edebilmek adına, test işlemlerinde optimum değerler aranmıştır. Bunun için ilk olarak öğrenme oranı (lr) ve momentum sabiti (mc) sabit tutularak optimum gizli düğüm sayısı aranmıştır. İkinci aşamada elde edilen optimum gizli düğüm sayısı ve mc sabit tutularak optimum lr aranmıştır. Üçüncü aşamada ise en iyi gizli düğüm sayısı ve öğrenme oranına göre optimum momentum sabiti bulunmuştur.

Uygulamada kullanılan yapay sinir ağı, giriş setleri ile eğitildikten sonra, eğitim sonuçları e(i) ve ağın ulaşması istenen eğitim hedefleri de h1(i) ile gösterilirse, yüzde ortalama eğitim hatası (E.H.(%)), (4.4) eşitliği kullanılarak bulunur (Özbay ve ark., 2006).

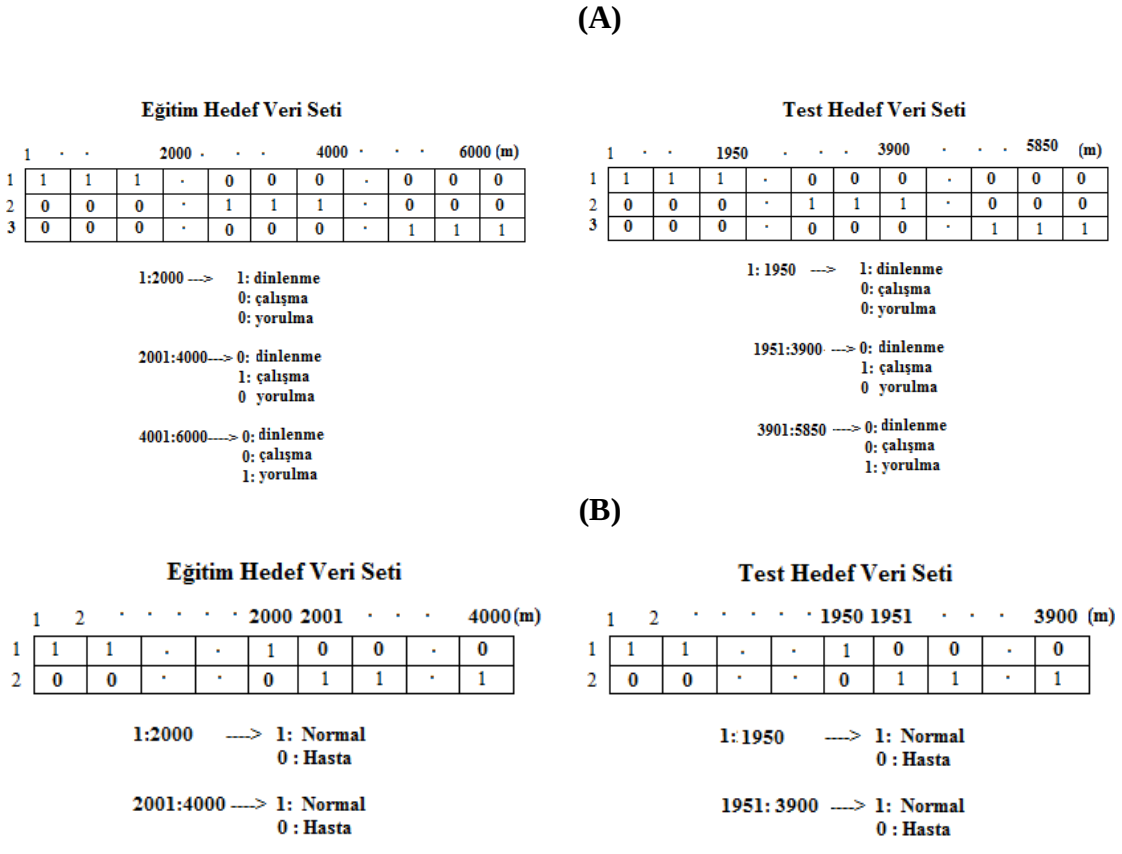
$$\text{E. H. (\%)} = \left(\frac{\sum_i^k |h1(i) - e(i)|}{m * n}\right) * 100 \tag{4.4}$$

Burada k, hedef datası örüntü sayısı, m eğitim datası set sayısı ve n ağın çıkış sayısıdır.

İkinci uygulama için test hatası, eğitim hatasının hesaplanmasına benzer bir şekilde (4.5) eşitliği ile bulunur. Test sonuçları t(i) ve ağın ulaşması istenen test hedefleri de h2(i) ile gösterilirse, yüzde ortalama test hatası (T.H.(%)) elde edilir. Burada k, test datası örüntü sayısı, m test datası set sayısı ve n ağın çıkış sayısıdır (Özbay ve ark., 2006).

$$\text{T. H. (\%)} = \left(\frac{\sum_i^k |h2(i) - t(i)|}{m * n}\right) * 100 \tag{4.5}$$

Eğitim ve test için hedef datayapısı Şekil 4. 32‘ deki gibi oluşturulmuştur. Şekil 4.32 (A) dinlenme-çalışma-yorulma durumlarını sınıflamak için (B) ise normal/hata gruplarını sınıflamak için kullanılmaktadır.



Şekil 4.32 Eğitim ve Test için hedef data yapısı **(A)** Dinlenme-çalışma-yorulma **(B)** normal/hasta

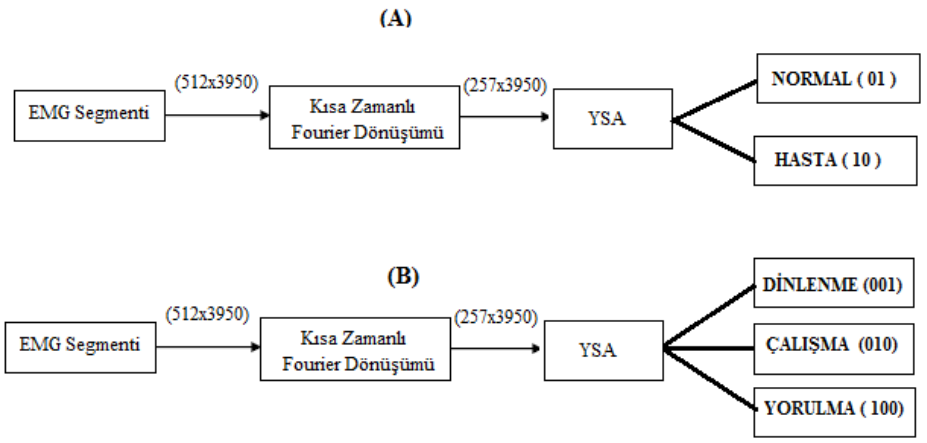
Sınıflandırma aşamalarında her bir deneme için; eğitim hatası, test hatası, sınıflandırma süresi ve en yüksek doğruluk oranları tespit edilmiştir. Aynı zamanda elde edilen optimum sonuçlarda en yüksek doğruluk oranına sahip olan yöntemlerin hassasiyet ve seçicilikleri de hesaplanmıştır.

Öznitelik çıkarma yöntemleri olarak Kısa zamanlı Fourier dönüşümü (KZFD), Dalgacık dönüşümü ve AR modelleme kullanılmıştır.

Kısa zamanlı Fourier dönüşümünü gerçekleştirmek için Matlab'da (4.6) komut satırı kullanılmıştır;

$$[S,F,T,P]=spectrogram(x,window,noverlap,Nfft,fs) \quad (4.6)$$

Burada *x*; EMG segmentini, *window*; pencere yapısını belirler. Bu çalışmada 512' lik uzunluğa sahip hamming pencere yapısı kullanılmıştır. *Noverlap;* her pencerenin orijinal işaret üzerinde kaydırılma miktarını göstermektedir, *noverlap* değeri %50 seçilmiştir. *Nfft;* pencere boyu ile aynı seçilmiştir ve 512 olarak belirlenmiştir. *fs*; örnekleme frekansı olup 10kHz'dir. KZFD ile öznitelik çıkarma için *spectrogram* komutunun çalıştırılması sonucuoluşan 'P' matrisi kullanılmıştır ve her bir EMG segmentinin güç spektral yoğunluğunu hesaplanmaktadır. Böylelikle her bir normal-hasta deneğin dinlenme-çalışma-yorulma durumları için ayrı ayrı elde edilen 512* 395 EMG segmentinden 257*395' lik giriş verisi elde edilmiştir. Sonuçta 10 normal deneğin sadece dinlenme durumunda 257*3950' lik giriş verisi oluşturulmuştur. Aynı değerler hastalardan elde edilen dinlenme-çalışma ve yorulma durumları için de geçerlidir. Şekil 4.33' de KZFD için oluşturulan YSA algoritması görülmektedir.



Şekil 4.33 KZFD için YSA ile sınıflandırma (A) Normal/ Hasta sınıflaması (B) Dinlenme-Çalışma-Yorulma sınıflaması

İkinci öznitelik çıkarma yöntemi olarak ayrık dalgacık dönüşümü (ADD) kullanılmıştır. İşaretlerin ADD ile analizinde uygun dalgacık seçimi ve ayrışım seviyelerinin sayısı çok önemlidir. Ayrışım seviyelerinin sayısı baskın frekans bileşenlerine göre belirlenir (Güler ve Übeyli, 2004).

EMG sinyallerindeki yorulmaya bağlı değerleri kaybetmemek için ayrışım seviyelerinin sayısı 6 olarak belirlenmiştir. Böylece her bir EMG segmenti D1-D6 ayrıntılı bandlarına ve A6 yaklaşık alt bandına ayrılmıştır.

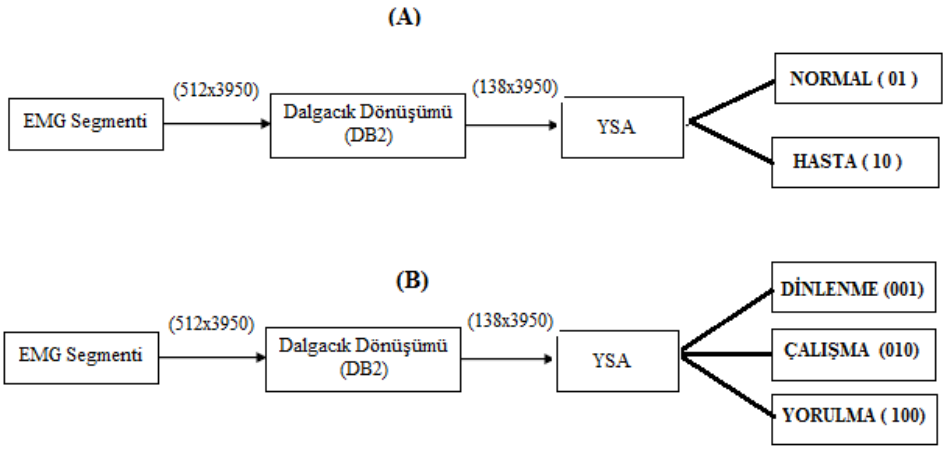
Çizelge 4.7' de dalgacık ayrışımındaki frekans bandlarının aralıkları gösterilmiştir.

Çizelge 4.7 Dalgacık ayrışımdaki frekans altbandlarının aralıkları

Alt bandlar	Frekans aralığı (Hz)
D1	2500-5000
D2	1250-2500
D3	625-1250
D4	312.5-625
D5	156.25-312.5
D6	78.125-156.25
A6	0-78.125

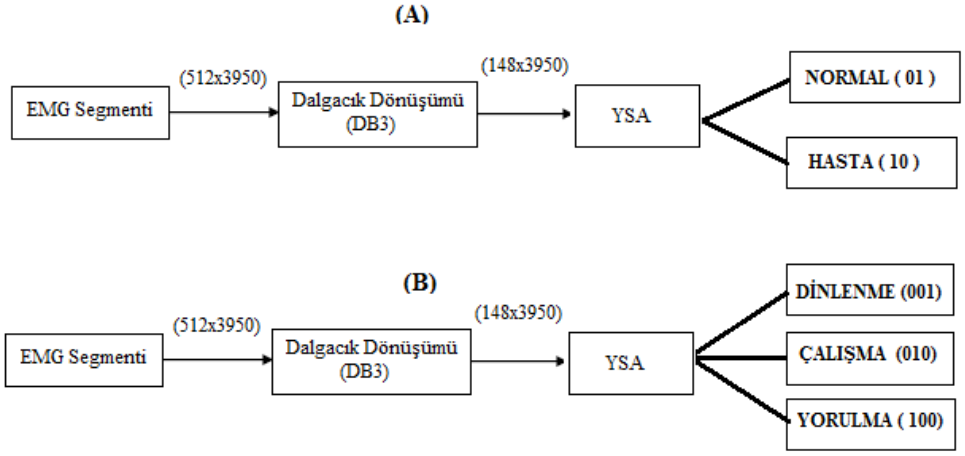
Bu çalışmada 2. seviye, 3. Seviye ve 4. Seviye Daubechies dalgacıkları kullanılarak, dalgacıkların sınıflandırma performansı üzerindeki etkisi gözlenmek istenmiştir.

DB2 kullanılarak her EMG segmenti için birinci, ikinci, üçüncü, dördüncü, beşinci ve altıncı seviye detay dalgacık katsayıları (257+130+66+34+18+10 katsayı) ve altıncı seviye yaklaşım dalgacık katsayıları (10 katsayı) toplamda 525 dalgacık katsayısı hesaplandı. Dalgacık frekans aralıklarına bakıldığında D1 ve D2 dalgacığında anlamlı EMG sinyali bulunmayacağından dolayı, ADD için öznitelik olarak, CA6,CD6,CD5,CD4,CD3 dalgacıkları seçildi. Böylece DB2 kullanılarak oluşturulan dalgacık katsayılarının toplamı (66+34+18+10+10 katsayı) 138 olarak hesaplandı. Böylelikle her bir normal-hasta deneğin dinlenme-çalışma-yorulma durumları için ayrı ayrı 138*395' lik giriş verisi elde edilmiştir. Sonuçta 10 normal deneğin sadece dinlenme durumunda 138*3950' lik giriş verisi oluşturulmuştur. Aynı değerler hastalardan elde edilen dinlenme-çalışma ve yorulma durumları için de geçerlidir. Şekil 4.34 ' de Db2 kullanılan ADD için YSA algoritması verilmiştir.



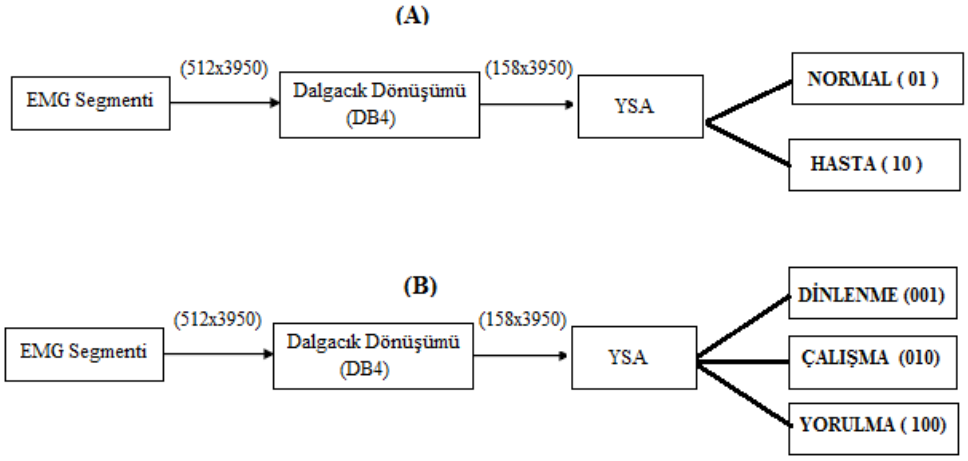
Şekil 4.34 Db2 için YSA ile sınıflandırma **(A)** Normal/ Hasta sınıflaması **(B)** Dinlenme-Çalışma-Yorulma sınıflaması

DB3 kullanılarak her EMG segmenti için birinci, ikinci, üçüncü, dördüncü, beşinci ve altıncı seviye detay dalgacık katsayıları (258+131+68+36+20+12 katsayı) ve altıncı seviye yaklaşım dalgacık katsayıları (12 katsayı) toplamda 537 dalgacık katsayısı hesaplandı. Dalgacık frekans aralıklarına bakıldığında D1 ve D2 dalgacığında anlamlı EMG sinyali bulunmayacağından dolayı, ADD için öznitelik olarak, CA6,CD6,CD5,CD4,CD3 dalgacıkları seçildi. Böylece DB3 kullanılarak oluşturulan dalgacık katsayılarının toplamı (68+36+20+12+12 katsayı) 148 olarak hesaplandı. . Böylelikle herbir normal-hasta deneğin dinlenme-çalışma-yorulma durumları için ayrı ayrı 148*395' lik giriş verisi elde edilmiştir. Sonuçta 10 normal deneğin sadece dinlenme durumunda 148*3950' lik giriş verisi oluşturulmuştur. Aynı değerler hastalardan elde edilen dinlenme-çalışma ve yorulma durumları için de geçerlidir. Şekil 4.35' de Db3 kullanılan ADD için YSA algoritması verilmiştir.



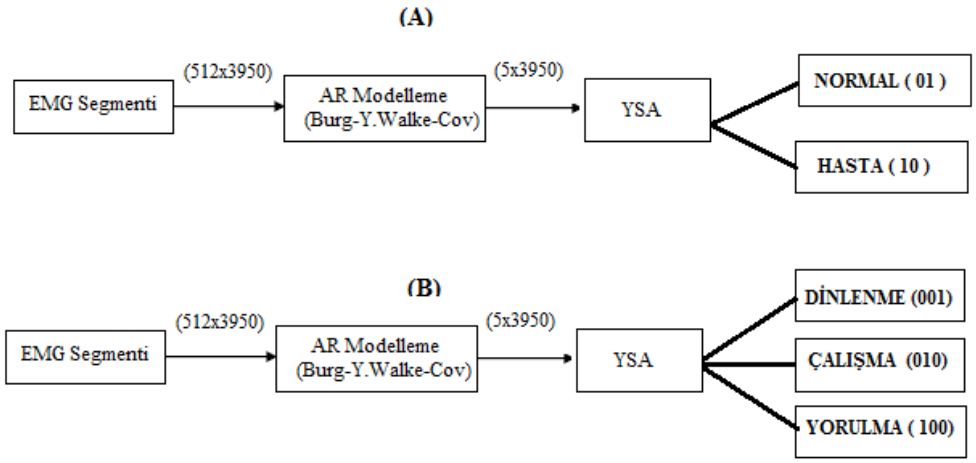
Şekil 4.35 Db3 için YSA ile sınıflandırma **(A)** Normal/ Hasta sınıflaması **(B)** Dinlenme-Çalışma-Yorulma sınıflaması

DB4 kullanılarak her EMG segmenti için birinci, ikinci, üçüncü, dördüncü, beşinci ve altıncı seviye detay dalgacık katsayıları (259+133+70+38+22+14 katsayı) ve altıncı seviye yaklaşım dalgacık katsayıları (14 katsayı) toplamda 550 dalgacık katsayısı hesaplandı. Dalgacık frekans aralıklarına bakıldığında D1 ve D2 dalgacığında anlamlı EMG sinyali bulunmayacağından dolayı, ADD için öznitelik olarak, CA6,CD6,CD5,CD4,CD3 dalgacıkları seçildi. Böylece DB3 kullanılarak oluşturulan dalgacık katsayılarının toplamı (70+38+22+14+14 katsayı) 158 olarak hesaplandı. . Böylelikle her bir normal-hasta deneğin dinlenme-çalışma-yorulma durumları için ayrı ayrı 158*395' lik giriş verisi elde edilmiştir. Sonuçta 10 normal deneğin sadece dinlenme durumunda 158*3950' lik giriş verisi oluşturulmuştur. Aynı değerler hastalardan elde edilen dinlenme-çalışma ve yorulma durumları için de geçerlidir. Şekil 4.36 ' da Db4 kullanılan ADD için YSA algoritması verilmiştir.



Şekil 4.36 Db4 için YSA ile sınıflandırma **(A)** Normal/ Hasta sınıflaması **(B)** Dinlenme-Çalışma-Yorulma sınıflaması

Üçüncü öznitelik çıkarma yöntemi olarak AR modelleme yöntemi kullanılmıştır. 4. dereceden yule-walker, burg ve cov özbağlanım katsayıları öznitelik vektörleri, olarak kullanılmıştır. Her bir normal-hasta deneğin dinlenme-çalışma-yorulma durumları için ayrı ayrı 5*395' lik giriş verisi elde edilmiştir. Sonuçta 10 normal deneğin sadece dinlenme durumunda 5*3950' lik giriş verisi oluşturulmuştur. Aynı değerler hastalardan elde edilen dinlenme-çalışma ve yorulma durumları için de geçerlidir. Sonuçta üç ar metodunun sınıflama performansı üzerindeki başarıları karşılaştırılmıştır. Şekil 4.37' de AR metodları için kullanılan YSA algoritması verilmiştir.



Şekil 4.37 AR modelleme için YSA ile sınıflandırma **(A)** Normal/ Hasta sınıflaması **(B)** Dinlenme-Çalışma-Yorulma sınıflaması

4.4.1. Boyun bölgesinde meydana gelen kas yorgunluğunun sınıflandırılması

Boyun bölgesinde, trapezius ve SCM kaslarında oluşan kas yorgunluğunu incelemek için, dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında kaydedilen EMG sinyallerinden KZFD, Dalgacık dönüşümü ve AR metotları kullanarak öznitelikler elde edilmiştir. Özniteliklere uygun sınıflayıcı modeli oluşturulurken sinir ağı eğitiminin daha verimli olması için oluşturulan giriş vektör setleri [0, 1.0] aralığında kalacak şekilde normalize edilmiştir.

Çıkışlar temel vektörlerile temsil edilmektedirler:

[1 0 0] = dinlenme;

[0 1 0] = çalışma;

[0 0 1] = yorulma.

Kullanılan YSA modelinde sınıflandırma sonuçları için çıkışların eşik değerleri 0.9 ve 0.1 kabul edilmiştir. Yani çıkış vektörleri oluşturulurken $\alpha \geq 0.9$ olan çıkışlar 1, $\alpha \leq 0.1$ olan çıkışlar 0 olarak değerlendirilmiştir. 0.1 ile 0.9 arasında kalan sonuçlar belirsiz olarak tanımlanmıştır. Çıkış sınıflarının sayısı 3 olduğundan herbir sınıf için kod üreten YSA'nın da 3 çıkışı bulunmaktadır.

Çizelge 4.8 ile Çizelge 4.21 arasında dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında, her bir sınıflama yöntemi için elde edilen optimum değerler görülmektedir.

GD: Gizli düğüm sayısı, lr: öğrenme oranı, mc: momentum sabiti, max_iter: maksimum iterasyon sayısı, (E.H.): eğitim hatası, (T.H.) : test hatası, t: sınıflandırma süresini ifade etmektedir. D-D doğru sınıflandırılmış dinlenme verisi, C-C doğru sınıflandırılmış çalışma verisi, Y-Y ise doğru sınıflandırılmış yorulma verisini göstermektedir. Optimum sonuçlar belirlenirken; kriter olarak YSA çalışmalarında yaygın kullanılan eğitim ve test hatası kullanılmıştır.

Çizelge 4.8 KZFD yöntemi ile, dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında Trapezius kasından elde edilen 257 girişli 3 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar:

max_iter=1000, lr= 0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı(gd)

	eğitim			test					
GD	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
5	1930	1674	1693	1614	1536	1574	56,073	3,577	10,893
10	1918	1656	1721	1621	1488	1622	47,23	3,611	10,976
15	1919	1680	1694	1620	1507	1573	55,647	3,41	10,683
20	**1924**	**1648**	**1713**	**1610**	**1468**	**1576**	**60,775**	**3,485**	**10,578**
22	1916	1639	1706	1614	1430	1590	50,679	3,575	10,89
25	1916	1646	1682	1615	1471	1564	58,228	3,546	10,716
30	1917	1652	1694	1617	1457	1565	57,367	3,702	11,009

max_iter=1000, gd=20, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):

	eğitim			test					
lr	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,3	1922	1647	1712	1610	1464	1576	56,626	2,516	10,608
0,5	1924	1649	1711	1610	1467	1577	58,824	3,496	10,589
0,7	**1924**	**1648**	**1713**	**1610**	**1468**	**1576**	**60,775**	**3,485**	**10,578**
0,9	1924	1648	1712	1610	1470	1574	56,393	3,486	10,581

max_iter=1000, gd=20, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):

	eğitim			test					
mc	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,5	1893	1560	1613	1893	1368	1463	47,079	4,426	11,593
0,7	1899	1576	1673	1612	1389	1530	55,558	4,064	11,208
0,9	1924	1648	1713	1610	1468	1576	60,775	3,485	10,578
0,95	**1935**	**1698**	**1728**	**1609**	**1518**	**1605**	**44,617**	**2,977**	**10,309**

Çizelge 4.9 KZFD yöntemi ile, dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında SCM kasından elde edilen 257 girişli 3 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr= 0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı(gd)									
		eğitim			test				
GD	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
5	1662	1728	1721	1077	1453	1692	47,892	3,131	9,643
10	1646	1719	1691	1028	1408	1666	44,561	3,246	10,045
15	1682	1711	1720	1026	1369	1684	54,264	3,024	10,016
20	**1671**	**1715**	**1711**	**1016**	**1390**	**1688**	**52,365**	**3,05**	**9,79**
22	1653	1718	1725	1043	1392	1685	58,525	3,193	9,956
25	1647	1694	1690	1001	1357	1655	66,38	3,245	9,8
30	1623	1652	1674	998	1321	1623	65,994	3,561	10,319
max_iter=1000, gd=20, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):									
		eğitim			test				
lr	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,3	1644	1715	1704	996	1389	1674	44,44	3,163	10,037
0,5	1645	1709	1701	1005	1389	1673	50,493	3,158	9,96
0,7	**1671**	**1715**	**1711**	**1016**	**1390**	**1688**	**52,365**	**3,05**	**9,79**
0,9	1675	1712	1712	1034	1391	1689	58,019	3,016	9,585
max_iter=1000, gd=20, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):									
		eğitim			test				
mc	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,5	1502	1593	1575	825	1208	1494	45,718	4,675	11,909
0,7	1557	1636	1636	896	1270	1563	44,679	4,011	11,145
0,9	1675	1712	1712	1034	1391	1689	58,019	3,016	9,585
0,95	**1738**	**1770**	**1803**	**1156**	**1468**	**1770**	**56,425**	**2,151**	**7,932**

Çizelge 4.10 Dalgacık dönüşümü ile, dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında Trapezius kasından DB2 kullanılarak elde edilen 138 girişli 3 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):									
	eğitim			test					
GD	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
5	1871	1715	1739	1672	1698	1664	37,133	3,664	4,438
10	1891	1715	1804	1671	1748	1770	36,785	2,895	3,866
15	1874	1762	1807	1671	1713	1739	41,345	2,649	3,601
20	1870	1747	1804	1603	1724	1743	43,562	2,455	3,535
22	1859	1726	1787	1626	1688	1750	45,666	2,647	3,566
25	**1905**	**1784**	**1837**	**1674**	**1761**	**1778**	**50,54**	**2,203**	**3,168**
30	1871	1717	1816	1603	1697	1757	52,675	2,479	3,495
35	1870	1736	1812	1608	1736	1753	57,982	2,361	3,383
max_iter=1000, gd=25, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):									
	eğitim			test					
lr	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,3	1896	1776	1829	1670	1746	1769	47,944	2,252	3,218
0,5	1899	1781	1828	1682	1749	1762	50,418	2,315	3,281
0,7	**1905**	**1784**	**1837**	**1674**	**1761**	**1778**	**50,54**	**2,203**	**3,168**
0,9	1904	1781	1828	1672	753	1772	48,335	2,281	3,24
max_iter=1000, gd=25, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):									
	eğitim			test					
mc	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,5	1754	1593	1668	1495	1607	1600	49,42	4,074	4,958
0,7	1822	1663	1750	1575	1660	1670	50,293	3,337	4,254
0,9	1905	1784	1837	1674	1761	1778	50,54	2,203	3,168
0,95	**1918**	**1825**	**1868**	**1706**	**1782**	**1800**	**51,222**	**1,895**	**2,856**

Çizelge 4.11 Dalgacık dönüşümü ile, dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında SCM kasından DB2 kullanılarak elde edilen 138 girişli 3 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar,

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):

	eğitim			test					
GD	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
5	1869	1829	1822	1500	1629	1669	39,587	2,721	4,296
10	1943	1909	1908	1747	1750	1783	33,207	1,244	2,93
15	1852	1810	1786	1554	1627	1635	43,022	2,035	3,23
20	**1900**	**1863**	**1856**	**1675**	**1695**	**1707**	**40,192**	**1,546**	**2,633**
22	1899	1847	1835	1584	1639	1707	38,596	1,673	2,996
25	1888	1843	1855	1601	1655	1714	50,883	1,668	2,884
30	1899	1865	1842	1611	1685	1698	53,467	1,599	2,85

max_iter=1000, gd=20, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):

	eğitim			test					
lr	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,3	1899	1854	1825	1622	1664	1702	55,887	1,59	2,82
0,5	1900	1863	1856	1677	1697	1710	43,228	1,538	2,622
0,7	**1900**	**1863**	**1856**	**1675**	**1695**	**1707**	**40,192**	**1,546**	**2,633**
0,9	1902	1864	1860	1679	1699	1719	47,578	1,51	2,587

max_iter=1000, gd=20, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):

	eğitim			test					
mc	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,5	1750	1700	1664	1421	1412	1459	50,888	3,27	2,792
0,7	1815	1774	1747	1529	1533	1576	47,933	2,552	3,9
0,9	1902	1864	1860	1679	1699	1719	47,578	1,51	2,587
0,95	**1948**	**1918**	**1932**	**1768**	**1769**	**1816**	**50,353**	**0,916**	**1,841**

Çizelge 4.12 Dalgacık dönüşümü ile, dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında Trapezius kasından DB3 kullanılarak elde edilen 148 girişli 3 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):									
	eğitim			test					
GD	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
5	1750	1253	1321	1450	1298	1215	32,632	6,984	7,672
10	1826	1379	1415	1583	1419	1329	34,956	6,09	6,987
15	1829	1395	1475	1546	1435	1345	51,204	5,4	6,27
20	**1777**	**1418**	**1527**	**1468**	**1462**	**1387**	**38,334**	**4,946**	**5,887**
22	1777	1397	1498	1484	1461	1345	48,248	5,225	6,021
25	1782	1397	1512	1500	1442	1373	48,929	5,016	5,965
30	1786	1412	1510	1467	1437	1359	45,834	5,005	5,988
35	1772	1400	1510	1498	1439	1376	56,166	5,104	6,067
max_iter=1000, gd=20, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):									
	eğitim			test					
lr	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,3	1767	1397	1520	1455	1450	1043	74,45	5,02	6,2
0,5	1771	1424	1518	1134	1123	1379	39,718	5,029	5,927
0,7	**1777**	**1418**	**1527**	**1468**	**1462**	**1387**	**38,334**	**4,946**	**5,887**
0,9	1766	1406	1519	1461	1454	1379	40,561	5,0283	5,971
max_iter=1000, gd=20, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):									
	eğitim			test					
	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,5	1562	1150	1289	1215	1150	1137	40,102	7,176	8,112
0,7	1673	1264	1394	1319	1343	1237	41,17	6,14	7,185
0,9	1777	1418	1527	1468	1462	1387	38,334	4,946	5,887
0,95	**1833**	**1499**	**1586**	**1534**	**1524**	**1447**	**41,05**	**4,447**	**5,373**

Çizelge 4.13 Dalgacık dönüşümü ile, dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında SCM kasından DB3 kullanılarak elde edilen 148 girişli 3 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):

	eğitim			test					
GD	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
5	2000	1997	2000	1931	1906	1926	31,991	0,508	0,837
10	2000	2000	2000	1935	1921	1931	32,996	0,175	0,452
15	2000	1999	2000	1922	1923	1928	38,9	0,202	0,499
20	**2000**	**2000**	**2000**	**1928**	**1925**	**1932**	**44,616**	**0,116**	**0,3808**
22	2000	2000	2000	1920	1914	1922	44,521	0,172	0,488
25	2000	2000	2000	1923	1925	1927	49,262	0,147	0,426
30	2000	2000	2000	1921	1913	1925	53,331	0,131	0,428
35	1999	2000	2000	1913	1903	1923	53,163	0,157	0,516

max_iter=1000, gd=20, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):

	eğitim			test					
lr	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,3	2000	2000	2000	1927	1924	1932	41,528	0,133	0,411
0,5	2000	2000	2000	1927	1924	1932	40,235	0,131	0,408
0,7	**2000**	**2000**	**2000**	**1928**	**1925**	**1932**	**44,616**	**0,116**	**0,3808**
0,9	2000	2000	2000	1929	1926	1932	41,556	0,109	0,368

max_iter=1000, gd=20, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):

	eğitim			test					
mc	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,5	1966	1947	1968	1831	1808	1871	50,113	0,926	1,611
0,7	1984	1980	1986	1884	1860	1900	51,983	0,56	1,078
0,9	2000	2000	2000	1929	1926	1932	41,556	0,109	0,368
0,95	**2000**	**2000**	**2000**	**1948**	**1946**	**1949**	**44,148**	**0,000169**	**0,075**

Çizelge 4.14 Dalgacık dönüşümü ile, dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında Trapezius kasından DB4 kullanılarak elde edilen 158 girişli 3 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):									
	eğitim			test					
GD	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
5	947	1071	911	971	1117	828	29,82	9,739	10,087
10	1129	1165	1118	1260	1213	867	34,768	8,997	9,299
15	1057	1150	1054	1123	1174	933	37,768	8,114	8,593
20	1091	1170	1053	1152	1163	896	39,78	8,424	8,841
22	**1148**	**1213**	**1113**	**1199**	**1252**	**1002**	**47,519**	**7,824**	**8,421**
25	1042	1175	1076	1087	1180	903	42,808	8,422	8,954
30	1142	1158	1086	1209	1183	942	45,18	8,106	8,503
35	1140	1229	1119	1182	1227	977	49,031	7,872	8,531
max_iter=1000, gd=22, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):									
	eğitim			test					
lr	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,3	1210	1249	1155	1259	1269	1012	34,232	7,499	8,094
0,5	1185	1206	1145	1229	1250	1020	45,401	7,699	8,259
0,7	1148	1213	1113	1199	1252	1002	47,519	7,824	8,421
0,9	**1185**	**1239**	**1166**	**1223**	**1262**	**1031**	**46,554**	**7,544**	**8,13**
max_iter=1000, gd=22, lr=0.9 için optimum omentum katsayısı (mc):									
	eğitim			test					
mc	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,5	710	966	890	742	1029	725	42,673	10,091	10,635
0,7	911	1068	978	924	1115	825	38,709	9,182	9,725
0,9	1185	1239	1166	1223	1262	1031	46,554	7,544	8,13
0,95	**1338**	**1336**	**1248**	**1380**	**1344**	**1121**	**44,147**	**6,785**	**7,415**

Çizelge 4.15 Dalgacık dönüşümü ile, dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında SCM kasından DB4 kullanılarak elde edilen 158 girişli 3 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):

	eğitim			test					
GD	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
5	2000	2000	2000	1944	1940	1936	45,622	0,494	0,535
10	2000	2000	2000	1936	1939	1943	28,666	0,249	0,374
15	2000	2000	2000	1939	1935	1939	40,891	0,139	0,299
20	**2000**	**2000**	**2000**	**1940**	**1928**	**1942**	**43,884**	**0,152**	**0,286**
22	2000	2000	2000	1936	1926	1942	45,737	0,147	0,291
25	2000	2000	2000	1939	1926	1940	52,157	0,171	0,32
30	2000	2000	2000	1935	1928	1936	54,307	0,182	0,349
35	2000	2000	2000	1938	1933	1942	53,658	0,139	0,297

max_iter=1000, gd=20, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):

	eğitim			test					
Lr	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,3	2000	2000	2000	1939	1928	1941	43,85	0,163	0,302
0,5	2000	2000	2000	1940	1930	1943	41,74	0,141	0,27
0,7	**2000**	**2000**	**2000**	**1940**	**1928**	**1942**	**43,884**	**0,152**	**0,286**
0,9	2000	2000	2000	1939	1927	1940	43,425	0,163	0,302

max_iter=1000, gd=20, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):

	eğitim			test					
Mc	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	test hata
0,5	1962	1937	1958	1848	1826	1847	39,469	1,166	1,674
0,7	1990	1982	1990	1908	1880	1904	46,172	0,668	1
0,9	2000	2000	2000	1940	1928	1942	43,884	0,152	0,286
0,95	**2000**	**2000**	**2000**	**2000**	**1949**	**2000**	**41,129**	**0,0001**	**0,0097**

Çizelge 4.16 AR modelleme ile, dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında Trapezius kasından, burg yöntemi ile elde edilen 5 girişli 3 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

		eğitim			test				
GD	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
3	0	0	872	0	0	858	18,299	27,548	28,000
7	1285	1806	1053	1192	1994	1106	14,454	10,252	14,099
10	953	1704	919	1072	1937	902	14,962	9,718	13,416
15	823	1660	969	972	1948	949	18,989	9,391	13,238
20	883	1774	1054	981	1963	1035	21,215	8,234	12,178
22	1115	1688	1061	1112	1921	1030	25,313	8,376	12,099
24	998	1678	820	1041	1912	803	26,928	8,582	11,672
30	811	1716	1081	966	1879	1060	26,563	8,318	11,997
32	1231	1761	1267	1095	1912	1242	32,122	6,875	10,985
35	**1018**	**1795**	**1184**	**1073**	**1916**	**1172**	**31,066**	**7,431**	**11,655**
40	1199	1748	1310	1088	1937	1280	31,994	6,760	10,898
max_iter=1000, gd=35, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):									
		eğitim			test				
lr	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,3	953	1799	1144	1060	1919	1133	33,008	7,684	11,891
0,5	912	1796	1114	1056	1920	1114	29,838	7,927	12,080
0,7	**1018**	**1795**	**1184**	**1073**	**1916**	**1172**	**31,066**	**7,431**	**11,655**
0,9	977	1796	1144	1067	1919	1133	30,136	7,652	11,862
max_iter=1000, gd=35, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):									
		eğitim			test				
mc	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,5	768	1770	1028	1002	1903	1015	28,892	9,176	13,167
0,7	849	1782	1093	1035	1920	1085	30,857	8,431	12,518
0,9	**1018**	**1795**	**1184**	**1073**	**1916**	**1172**	**31,066**	**7,431**	**11,655**
0,95	989	1801	1131	1071	1925	1124	32,996	7,632	11,872

Çizelge 4.17 AR modelleme ile, dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında SCM kasından burg yöntemi ile elde edilen 5 girişli 3 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):									
		eğitim			test				
GD	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
5	1526	1478	1739	1288	1535	1691	16,165	5,519	6,837
10	1010	1334	1578	964	1287	1544	14,81	7,312	8,371
15	1262	1305	1628	1062	1246	1628	17,884	6,282	7,389
20	1488	1362	1711	1280	1362	1669	20,917	5,132	6,106
25	1541	1322	1724	1316	1292	1678	28,169	5,29	6,598
30	1511	1354	1735	1309	1301	1695	28,92	4,975	6,193
32	1526	1396	1761	1313	1376	1720	30,349	5,161	6,438
35	**1606**	**1370**	**1800**	**1395**	**1367**	**1757**	**30,66**	**4,251**	**5,39**
40	1625	1325	1816	1404	1333	1762	35,014	4,284	5,304
max_iter=1000, gd=35, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):									
		eğitim			test				
lr	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,3	1624	1340	1816	1404	1348	1762	33,946	4,198	5,218
0,5	1626	1333	1816	1409	1345	1762	34,454	4,210	5,225
0,7	1606	1370	1800	1395	1367	1757	30,66	4,251	5,39
0,9	**1632**	**1327**	**1816**	**1413**	**1334**	**1762**	**35,678**	**4,214**	**5,223**
max_iter=1000, gd=35, lr=0.9 için optimum momentum katsayısı (mc):									
		eğitim			test				
mc	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,5	1565	1299	1776	1352	1276	1723	37,808	5,132	6,199
0,7	1581	1316	1801	1371	1306	1748	38,328	4,777	5,827
0,9	1632	1327	1816	1413	1334	1762	35,678	4,214	5,223
0,95	**1632**	**1344**	**1836**	**1418**	**1360**	**1782**	**33,738**	**4,000**	**5,011**

Çizelge 4.18 AR modelleme ile, dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında Trapezius kasından, yule-walker yöntemi ile elde edilen 5 girişli 3 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):

	eğitim			test					
GD	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
3	1470	1321	1580	1752	1539	1540	13,010	8,050	5,750
7	1519	1236	1626	1810	1580	1584	15,590	7,470	4,970
10	1631	1276	1614	1836	1557	1576	16,603	5,630	4,380
15	1769	1548	1773	1860	1649	1733	18,974	4,060	3,450
20	1759	1607	1798	1863	1680	1757	20,680	3,830	3,160
22	1687	1536	1798	1857	1600	1755	24,150	3,890	3,210
24	1714	1476	1804	1840	1580	1763	25,680	4,060	3,410
30	1811	1676	1819	1871	1745	1777	28,162	3,360	2,810
32	1712	1650	1794	1863	1650	1751	30,010	3,655	2,980
35	**1862**	**1689**	**1819**	**1879**	**1753**	**1778**	**32,067**	**3,007**	**2,522**
40	1814	1603	1814	1873	1684	1772	33,542	3,390	2,880

max_iter=1000, gd=35, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):

	eğitim			test					
lr	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,3	1853	1691	1819	1878	1759	1778	31,331	3,031	2,529
0,5	1858	1691	1819	1879	1756	1778	30,824	3,005	2,513
0,7	**1862**	**1689**	**1819**	**1879**	**1753**	**1778**	**32,067**	**3,007**	**2,522**
0,9	1854	1694	1814	1879	1761	1773	31,410	3,015	2,510

max_iter=1000, gd=35, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):

	eğitim			test					
mc	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,5	1781	1644	1809	1872	1644	1767	30,376	3,516	2,936
0,7	1813	1657	1809	1875	1727	1768	31,343	3,342	2,803
0,9	1862	1689	1819	1879	1753	1778	32,067	3,007	2,522
0,95	**1869**	**1697**	**1819**	**1881**	**1762**	**1778**	**31,683**	**2,877**	**2,413**

Çizelge 4.19 AR modelleme ile, dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında SCM kasından yule-walker yöntemi ile elde edilen 5 girişli 3 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):									
		eğitim			test				
GD	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
5	309	726	1068	274	806	1025	16,15	15,802	14,714
10	86	531	776	39	497	773	16,209	16,094	15,228
15	20	426	113	15	371	104	17,012	17,262	17,962
20	165	236	771	99	222	749	21,691	13,574	15,346
25	44	280	628	15	228	611	25,671	14,383	15,878
30	125	434	580	138	456	521	30,095	13,114	14,57
32	220	761	1188	206	693	1153	34,313	12,44	13,631
35	**332**	**886**	**1383**	**228**	**915**	**1364**	**30,761**	**11,43**	**12,713**
40	91	522	1132	187	427	1087	40,182	12,322	13,03
max_iter=1000, gd=35, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):									
		eğitim			test				
lr	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,3	304	966	1418	304	1021	1400	30,860	11,252	12,548
0,5	333	882	1383	235	911	1364	32,917	11,423	12,708
0,7	332	886	1383	228	915	1364	30,761	11,43	12,713
0,9	**336**	**900**	**1383**	**239**	**919**	**1369**	**32,399**	**11,367**	**12,641**
max_iter=1000, gd=35, lr=0.9 için optimum momentum katsayısı (mc):									
		eğitim			test				
mc	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,5	313	612	1136	155	644	1117	32,366	12,725	14,014
0,7	323	681	1191	168	721	1178	31,627	12,292	13,582
0,9	336	900	1383	239	919	1369	32,399	11,367	12,641
0,95	**306**	**989**	**1429**	**260**	**1040**	**1413**	**30,542**	**11,099**	**12,275**

Çizelge 4.20 AR modelleme ile, dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında Trapezius kasından, kovaryans yöntemi ile elde edilen 5 girişli 3 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):

		eğitim			test				
G.D	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
3	0	1340	677	0	221	708	19,32	17,877	20,21
7	562	1661	447	899	1092	433	15,834	11,44	13,744
10	938	1836	765	998	1459	794	14,88	10,301	13,644
15	590	1834	588	417	1581	586	18,412	9,862	11,603
20	912	1310	216	794	1046	214	23,377	10,326	12,044
22	914	1668	398	978	1578	392	23,574	9,509	10,887
24	560	1747	341	649	1370	336	29,23	9,668	11,984
30	600	1714	558	950	1317	542	26,829	9,61	11,798
32	819	1837	582	882	1661	568	29,306	8,178	10,323
35	**911**	**1821**	**526**	**1024**	**1519**	**516**	**33,699**	**8,436**	**10**
40	696	1842	706	884	1521	693	34,08	8,081	10,919

max_iter=1000, gd=35, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):

		eğitim			test				
lr	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,3	847	1806	572	1008	1495	562	35,507	8,451	10,819
0,5	827	1807	613	1014	1456	604	30,977	8,178	10,515
0,7	**911**	**1821**	**526**	**1024**	**1519**	**516**	**33,699**	**8,436**	**10**
0,9	800	1797	588	1001	1463	578	31,378	8,572	10,95

max_iter=1000, gd=35, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):

		eğitim			test				
mc	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,5	611	1713	497	964	1302	489	33,435	9,759	12,114
0,7	778	1778	440	1001	1425	432	30,477	9,222	11,587
0,9	911	1821	526	1024	1519	516	33,699	8,436	10
0,95	**850**	**1815**	**673**	**1003**	**1507**	**663**	**30,928**	**8,127**	**10,506**

Çizelge 4.21 AR modelleme ile, dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında SCM kasından kovaryans yöntemi ile elde edilen 5 girişli 3 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):									
		eğitim			test				
GD	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
5	1971	1985	1935	1899	1950	1886	16,723	0,904	0,794
10	1984	1987	1981	1942	1950	1930	17,498	0,371	0,273
15	1984	1986	1987	1941	1950	1935	1,359	0,296	0,194
20	1989	1989	1982	1942	1950	1930	19,915	0,277	0,183
25	1991	1989	1970	1943	1950	1921	32,594	0,284	0,181
30	1991	1992	1987	1940	1950	1935	27,68	0,231	0,178
32	**1990**	**1988**	**1987**	**1943**	**1950**	**1935**	**33,875**	**0,227**	**0,135**
35	1980	1988	1970	1937	1950	1921	30,719	0,359	0,242
40	1992	1991	1986	1944	1950	1935	40,152	0,221	0,131
max_iter=1000, gd=32, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):									
		eğitim			test				
lr	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,3	1990	1988	1987	1990	1950	1935	34,031	0,226	0,136
0,5	1989	1988	1997	1943	1950	1945	28,589	0,228	0,134
0,7	**1990**	**1988**	**1987**	**1943**	**1950**	**1935**	**33,875**	**0,227**	**0,135**
0,9	1990	1988	1987	1943	1950	1935	30,492	0,227	0,135
max_iter=1000, gd=35, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):									
		eğitim			test				
mc	D-D	C-C	Y-Y	D-D	C-C	Y-Y	t	E.H.	T.H.
0,5	1987	1987	1982	1942	1950	1930	34,554	0,339	0,232
0,7	1988	1987	1982	1942	1950	1930	30,780	0,290	0,190
0,9	1990	1988	1987	1943	1950	1935	30,492	0,227	0,135
0,95	**1991**	**1989**	**1986**	**1945**	**1950**	**1936**	**29,609**	**0,196**	**0,110**

Trapezius kasından elde edilen yüzey EMG sinyalleri için, KZFD ile hesaplanan güç spektral yoğunluğu (P) öznitelik olarak seçilmiştir. Sınıflandırıcının optimum gizli düğüm sayısı 20, öğrenme oranı (lr)=0.7, momentum sabiti (mc) =0,95 için, 257 girişli 3 çıkışlı, ileri beslemeli geri yayılımlı yapay sinir ağı test sonuçları Çizelge 4.22' de görülmektedir.

Çizelge 4.22 Trapezius kası için, KZFD sınıflama performansı sonuçları

Öznitelik	YSA Mimarisi	Eğitim Hatası(%)	Test Hatası(%)	Süre (sn)	Sınıflama Doğruluğu (%)		
					Dinlenme	Çalışma	Yorulma
P	257:20:3	2.977	10.309	44.617	82.51	74.84	82.3

SCM kasından elde edilen yüzey EMG sinyalleri için, KZFD ile hesaplanan güç spektral yoğunluğu (P) öznitelik olarak seçilmiştir. Sınıflandırıcının optimum gizli düğüm sayısı 20, öğrenme oranı (lr)=0.9, momentum sabiti (mc) =0,95 için, 257 girişli 3 çıkışlı, ileri beslemeli geri yayılımlı yapay sinir ağı test sonuçları Çizelge 4.23' de görülmektedir:

Çizelge 4.23 SCM kası için, KZFD sınıflama performansı sonuçları

Öznitelik	YSA Mimarisi	Eğitim Hatası(%)	Test Hatası(%)	Süre (sn)	Sınıflama Doğruluğu (%)		
					Dinlenme	Çalışma	Yorulma
P	257:20:3	2.151	7.932	56.425	59.28	75.28	90.76

Trapezius kasından elde edilen yüzey EMG sinyalleri için Db2 ana dalgacığı kullanıldığında optimum gizli düğüm sayısı 22, öğrenme oranı (lr)=0.9, momentum sabiti (mc) =0,95 bulunmuştur. Db3 ana dalgacığı için optimum gizli düğüm sayısı 20, öğrenme oranı (lr)=0.7, momentum sabiti (mc) =0,9 bulunmuştur. Db4 ana dalgacığı için optimum gizli düğüm sayısı 25, öğrenme oranı (lr)=0.7, momentum sabiti (mc) =0,95 bulunmuştur. DB2 için 138 girişli 3 çıkışlı, DB3 için 148 girişli 3 çıkışlı ve DB4 için 158 girişli 3 çıkışlı ileri beslemeli geri yayılımlı yapay sinir ağı test sonuçları Çizelge 4.24' de görülmektedir.

Çizelge 4.24 Trapezius kası için, Dalgacık Dönüşümü sınıflama performansı sonuçları

Öznitelik	YSA Mimarisi	Eğitim Hatası(%)	Test Hatası(%)	Süre (sn)	Sınıflama Doğruluğu (%)		
					Dinlenme	Çalışma	Yorulma
Db2	138:22:3	1.895	2.856	51.222	87,48	91.38	92.3
Db3	148:20:3	4.447	5.373	41.05	78.6	78.15	74.2
Db4	158:25:3	6.785	7.415	44.147	70.7	68.9	57.48

SCM kasından elde edilen yüzey EMG sinyalleri için, Db2 ana dalgacığı kullanıldığında optimum gizli düğüm sayısı 20, öğrenme oranı (lr)=0.9, momentum sabiti (mc) =0,95 bulunmuştur. Db3 ana dalgacığı için optimum gizli düğüm sayısı 20, öğrenme oranı (lr)=0.9, momentum sabiti (mc) =0,95 bulunmuştur. Db4 ana dalgacığı için optimum gizli düğüm sayısı 20, öğrenme oranı (lr)=0.7, momentum sabiti (mc) =0,95 bulunmuştur. DB2 için 138 girişli 3 çıkışlı, DB3 için 148 girişli 3 çıkışlı ve DB4 için 158 girişli 3 çıkışlı ileri beslemeli geri yayılımlı yapay sinir ağı test sonuçları Çizelge 4.25' de görülmektedir.

Çizelge 4.25 SCM kası için, Dalgacık Dönüşümü sınıflama performansı sonuçları

Öznitelik	YSA Mimarisi	Eğitim Hatası(%)	Test Hatası(%)	Süre (sn)	Sınıflama Doğruluğu (%)		
					Dinlenme	Çalışma	Yorulma
Db2	138:20:3	0.916	1.841	50.353	90.66	90.71	93.12
Db3	148:20:3	1.7e-09	0.075	44.178	99.89	99.79	99.9
Db4	158:20:3	1e-0.9	0.0097	41.129	100	99.95	100

Trapezius kasından elde edilen yüzey EMG sinyalleri için, 4. dereceden AR katsayılarını oluşturmada kullanılan yule-walker, burg ve cov yöntemlerinde, optimum gizli düğüm sayısı 35, öğrenme oranı (lr)=0.7, momentum sabiti (mc) =0,95 bulunmuştur. 5 girişli 3 çıkışlı, ileri beslemeli geri yayılımlı yapay sinir ağı test sonuçları Çizelge 4.26' da görülmektedir.

Çizelge 4.26 Trapezius kası için, AR parametreleri sınıflama performansı sonuçları

Öznitelik	YSA Mimarisi	Eğitim hatası(%)	Test hatası(%)	Süre (sn)	Sınıflama Doğruluğu (%)		
					Dinlenme	Çalışma	Yorulma
AR-yule	5:35:3	2.877	2.413	31.683	96.46	90.35	91.179
AR-Burg	5:35:3	7.431	11.655	31.066	55.02	98.256	60.1
AR-Cov	5:35:3	8.127	10.506	30.928	51.43	77.28	34

SCM kasından elde edilen yüzey EMG sinyalleri için, 4. dereceden AR katsayılarını oluşturmada kullanılan yule-walker, burg yöntemlerinde, optimum gizli düğüm sayısı=35, cov yönteminde optimum gizli düğüm sayısı=32 olup, üç yöntemde de öğrenme oranı (lr)=0.9, momentum sabiti (mc) =0,95 bulunmuş, 5 girişli 3 çıkışlı, ileri beslemeli geri yayılımlı yapay sinir ağı test sonuçları Çizelge 4.27' de görülmektedir.

Çizelge 4.27 SCM kası için, AR parametreleri sınıflama performansı sonuçları

Öznitelik	YSA Mimarisi	Eğitim hatası(%)	Test hatası(%)	Süre (sn)	Sınıflama Doğruluğu (%)		
					Dinlenme	Çalışma	Yorulma
AR-yule	5:35:3	11.099	12.275	30.542	13.33	53.33	75.43
AR-Burg	5:35:3	4.00	5.011	33.738	72.71	69.17	91.38
AR-Cov	5:32:3	0.196	0.05	29.609	99.74	100	99.28

Trapezius kasından elde edilen yüzey EMG sinyalleri için, KZFD, ADD ve AR parametreleri kullanılarak oluşturulan özniteliklerin sınıflama performansları, eğitim ve test hataları ile sınıflama sürelerinin karşılaştırması Çizelge 4.28' de görülmektedir.

Çizelge 4.28 Trapezius kası için öznitelik çıkarma yöntemlerinin sınıflama performanslarının karşılaştırılması

Öznitelik	KZFD	Dalgacık-db2	Dalgacık-db3	Dalgacık-db4	AR-Yule	AR-Cov	AR-burg
Eğitme Hatası(%)	2.977	1.895	4.447	6.785	2.877	8.127	7.431
Test hatası(%)	10.309	2.856	5.373	7.415	2.413	10.506	11.655
Süre	44.617	51.222	41.05	44.147	31.683	**30.928**	31.066
Hassasiyet(%)	82.3	92.3	74.2	58.48	91.179	34	60.1
Seçicilik-çalışma(%)	82.51	91.38	78.15	68.9	90.35	77.28	98.256
Seçicilik-dinlenme(%)	77.84	87.48	78.6	70.7	96.46	51.43	55.02
Ortalama doğruluk(%)	80.88	90.39	77	65.72	**92.66**	54.2	71.12

Çizelge 4.28' de görüldüğü gibi trapezius kasından dinlenme-çalışma-yorulma durumları için alınan EMG işaretlerini sınıflamada Db4 ana dalgacığı kullanılan ADD ve yule-walker AR parametreleri, diğerlerine göre daha başarılıdır. En iyi sonucu % 92.66 sınıflama doğruluğu ile yule-walker katsayıları vermektedir. En kısa sınıflama süresi ise kovaryans metodu ile elde edilmiştir.

SCM kasından elde edilen yüzey EMG sinyalleri için, KZFD, ADD ve AR parametreleri kullanılarak oluşturulan özniteliklerin sınıflama performansları, eğitim ve test hataları ile sınıflama sürelerinin karşılaştırması Çizelge 4.29' da görülmektedir.

Çizelge 4.29 SCM kası için öznitelik çıkarma yöntemlerinin sınıflama performanslarınn karşılaştırılması

Öznitelik	KZFD	Dalgacık-db2	Dalgacık-db3	Dalgacık-db4	AR-Yule	AR-Cov	AR-burg
Eğitme Hatası(%)	2.151	0.916	1.7e-09	1e-10	11.099	0.196	4.00
Test hatası(%)	7.932	1.841	0.075	0.0097	12.275	0.110	5.011
Süre	56.425	50.353	44.178	41.129	30.542	**29.609**	33.738
Hassasiyet(%)	90.76	93.12	99.9	99.95	75.43	99.28	91.38
Seçicilik-çalışma(%)	75.28	90.71	99.79	100	53.33	100	69.17
Seçicilik-dinlenme(%)	59.28	90.66	99.89	100	13.33	99.74	72.71
Ortalama doğruluk(%)	75.11	91.50	99.88	**99.98**	46.37	99.67	77.94

Çizelge 4.29' da görüldüğü gibi SCM kasından dinlenme-çalışma-yorulma durumları için alınan EMG işaretlerini sınıflamada Db3 ve Db4 ana dalgacığı kullanılan dalgacık dönüşümü diğerlerine göre daha başarılıdır. En iyi sonucu % 99.98 sınıflama doğruluğu ile Db4-Dalgacık katsayıları vermektedir. En kısa sınıflama süresi ise kovaryans metodu ile elde edilmiştir.

4.4.2. Kas yorgunluğu verileri ile normal-hasta sınıflandırılması

Boyun bölgesinde, trapezius ve SCM kaslarında oluşan kas yorgunluğunu incelemek için, normal ve hasta deneklerden dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında kaydedilen EMG sinyallerinden KZFD, Dalgacık dönüşümü ve AR metotları kullanarak öznitelikler elde edilmiştir. Hasta denekleri normal deneklerden ayırt etmek için yorulma verileri kullanılmıştır. YSA eğitiminin daha verimli olması için oluşturulan giriş vektör setleri [0, 1.0] aralığında kalacak şekilde normalize edilir. Çıkış sınıflarının sayısı 2 olduğundan herbir sınıf için kod üreten YSA'nın da 2 çıkışı bulunmaktadır. Çıkışlar temel vektörlerile temsil edilmektedirler:

[1 0] = normal;

[0 1] = hasta;

Kullanılan YSA modelinde sınıflandırma sonuçları için eşik değerleri 0.9 ve 0.1 kabul edilmiştir. Yani çıkış vektörleri oluşturulurken $\alpha \geq 0.9$ olan çıkışlar 1, $\alpha \leq 0.1$ olan çıkışlar 0 olarak değerlendirilmiştir.

Çizelge 4.30 ile Çizelge 4.43 arasında Normal/Hasta durumlarında, her bir sınıflama yöntemi için elde edilen optimum değerler görülmektedir.

GD: Gizli düğüm sayısı, lr: öğrenme oranı, mc: momentum sabiti, max_iter: maksimum iterasyon sayısı, (E.H.): eğitim hatası, (T.H.) : test hatası, t: sınıflandırma süresini ifade etmektedir. N-N doğru sınıflandırılan normal denek sayısını, H-H ise doğru sınıflandırılan hasta denek sayısını göstermektedir. Optimum sonuçlar belirlenirken; kriter olarak YSA çalışmalarında yaygın kullanılan eğitim ve test hatası kullanılmıştır.

Çizelge 4.30 KZFD yöntemi ile, normal-hasta durumlarında trapezius kasından elde edilen 257 girişli 2 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar,

max_iter=1000, lr= 0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı(gd)

	eğitim		test				
GD	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
5	1856	1835	1726	1427	45,666	2,853	11,361
10	1865	1871	1734	1515	35,223	2,382	10,035
15	1874	1857	1738	1476	39,53	2,556	10,819
20	**1859**	**1861**	**1728**	**1498**	**34,489**	**2,493**	**10,214**
22	1856	1828	1716	1460	37,569	2,864	10,441
25	1856	1840	1715	1484	44,492	2,716	10,417
30	1860	1869	1708	1481	38,364	2,639	10,444

max_iter=1000, gd=20, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):

	eğitim		test				
lr	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,3	1859	1856	1720	1483	59,948	2,6	10,318
0,5	1860	1861	1729	1497	37,936	2,482	10,208
0,7	**1859**	**1861**	**1728**	**1498**	**34,489**	**2,493**	**10,214**
0,9	1859	1861	1728	1492	40,87	2,504	10,229

max_iter=1000, gd=20, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):

	eğitim		test				
mc	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,5	1793	1788	1592	1381	38,117	1,739	11,529
0,7	1821	1818	1646	1421	34,584	3,271	11,009
0,9	1859	1861	1728	1498	34,489	2,493	10,214
0,95	**1867**	**1878**	**1737**	**1520**	**36,515**	**2,311**	**10,106**

Çizelge 4.31 KZFD yöntemi ile, normal-hasta durumlarında SCM kasından elde edilen 257 girişli 2 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar,

max_iter=1000, lr= 0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı(gd)

eğitim			test				
GD	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
5	1762	1714	1752	1743	38,926	4,501	5,478
10	1751	1744	1729	1745	31,63	4,228	5,319
15	1745	1742	1742	1756	37,19	4,34	5,308
20	1731	1742	1731	1746	40,517	4,443	5,341
22	**1757**	**1716**	**1741**	**1743**	**39,679**	**4,37**	**5,255**
25	1752	1751	1751	1761	41,191	4,283	5,319
30	1735	1724	1736	1743	42,689	4,494	5,297

max_iter=1000, gd=22, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):

	eğitim		test				
lr	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,3	1756	1720	1743	1744	39,699	4,355	5,24
0,5	1749	1714	1739	1740	39,265	4,444	5,314
0,7	1757	1716	1741	1743	39,679	4,37	5,255
0,9	**1757**	**1717**	**1742**	**1743**	**38,635**	**4,349**	**5,241**

max_iter=1000, gd=20, lr=0.9 için optimum momentum katsayısı (mc):

	eğitim		test				
mc	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,5	1645	1601	1641	1659	38,329	6,158	6,556
0,7	1697	1653	1677	1702	36,709	5,503	6,04
0,9	1757	1717	1742	1743	38,635	4,349	5,241
0,95	**1755**	**1757**	**1742**	**1756**	**37,788**	**4,084**	**5,162**

Çizelge 4.32 Dalgacık dönüşümü ile, normal-hasta durumlarında trapezius kasından DB2 kullanılarak elde edilen 138 girişli 2 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):							
	eğitim		test				
GD	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
5	1808	1789	1779	1836	34,612	4,112	3,701
10	1794	1789	1769	1827	25,75	3,913	3,98
15	1807	1809	1773	1846	26,078	3,567	3,109
20	1787	1783	1754	1826	28,195	3,894	3,406
25	1797	1791	1755	1828	29,936	3,757	3,316
26	**1802**	**1811**	**1776**	**1845**	**29,123**	**3,524**	**3,049**
30	1804	1806	1762	1842	31,439	3,666	3,163
35	1796	1776	1767	1835	37,654	3,718	3,176
Max_iter=1000, gd=26, mc=0,9 için optimum öğrenme oranı (lr);							
	eğitim		test				
lr	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,3	1799	1809	1773	1842	37,836	3,573	3,098
0,5	1801	1812	1775	1846	32,388	3,502	3,0342
0,7	1802	1811	1776	1845	29,123	3,524	3,049
0,9	1801	1809	1776	1842	28,711	3,565	3,083
	eğitim		test				
mc	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,5	1704	1676	1667	1736	30,902	5,359	4,729
0,7	1745	1727	1708	1780	29,136	4,613	4,044
0,9	1802	1811	1776	1845	29,123	3,524	3,049
0,95	**1835**	**1841**	**1800**	**1860**	**28,312**	**3,045**	**2,628**

Çizelge 4.33 Dalgacık dönüşümü ile, normal-hasta durumlarında SCM kasından DB2 kullanılarak elde edilen 138 girişli 2 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):

	eğitim		test				
GD	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
5	1976	1973	1923	1858	17,713	1,029	1,813
10	1982	1984	1912	1869	20,282	0,773	1,555
15	1984	1983	1920	1872	26,445	0,602	1,272
20	1982	1977	1921	1862	26,509	0,735	1,523
25	1986	1984	1923	1870	27,257	0,686	1,401
26	**1983**	**1985**	**1920**	**1870**	**25,954**	**0,625**	**1,375**
30	1984	1986	1922	1863	28,541	0,643	1,42
35	1980	1977	1918	1863	35,314	0,682	1,475
40	1980	1975	1912	1865	36,971	0,726	1,472

max_iter=1000, gd=26, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):

	eğitim		test				
lr	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,3	1983	1988	1917	1876	29,612	0,611	1,352
0,5	1983	1985	1920	1873	26,142	0,62	1,37
0,7	1983	1985	1920	1870	25,954	0,625	1,375
0,9	**1984**	**1983**	**1922**	**1869**	**27,036**	**0,62**	**1,374**

max_iter=1000, gd=25, lr=0.9 için optimum momentum katsayısı (mc):

	eğitim		test				
mc	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,5	1927	1911	1856	1790	28,815	1,839	2,764
0,7	1955	1934	1894	1825	28,674	1,328	2,171
0,9	1984	1983	1922	1869	27,036	0,62	1,374
0,95	**2000**	**2000**	**1940**	**1899**	**28,625**	**0,121**	**0,789**

Çizelge 4.34 Dalgacık dönüşümü ile, normal-hasta durumlarında trapezius kasından DB3 kullanılarak elde edilen 148 girişli 2 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):

	eğitim		test				
GD	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
5	1946	1938	1898	1898	29,95	1,823	1,783
10	1934	1922	1879	1890	23,02	2,114	2,086
15	1925	1924	1879	1896	26,97	1,804	1,704
20	1927	1923	1874	1898	33,59	1,758	1,694
25	**1929**	**1917**	**1882**	**1890**	**33,23**	**1,665**	**1,532**
26	1911	1918	1866	1889	29,86	1,72	1,616
30	1929	1924	1872	1896	32,08	1,702	1,6
35	1924	1922	1883	1895	37,96	1,593	1,486

max_iter=1000, gd=25, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):

	eğitim		test				
lr	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,3	1925	1916	1879	1890	33,7	1,703	1,565
0,5	1923	1920	1879	1893	33,58	1,67	1,539
0,7	**1929**	**1917**	**1882**	**1890**	**33,23**	**1,665**	**1,532**
0,9	1924	1916	1880	1891	32,35	1,684	1,55

max_iter=1000, gd=25, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):

	eğitim		test				
mc	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,5	1781	1772	1752	1807	36,02	3,815	3,425
0,7	1847	1829	1802	1841	31,82	3,009	2,705
0,9	1929	1917	1882	1890	33,23	1,665	1,532
0,95	**1954**	**1955**	**1903**	**1906**	**29,77**	**1,108**	**1,058**

Çizelge 4.35 Dalgacık dönüşümü ile, normal-hasta durumlarında SCM kasından DB3 kullanılarak elde edilen 148girişli 2 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar,

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):

		eğitim		test				
max_iter	GD	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
908	5	2000	2000	1950	1950	30,83	5,07E-09	3,65E-04
893	10	2000	2000	1950	1949	22,07	3,76E-09	0,0167
901	15	2000	2000	1950	1949	28,38	1,86E-09	0,0135
898	20	2000	2000	1950	1950	30,93	1,43E-09	0,0016
901	**25**	**2000**	**2000**	**1950**	**1950**	**33,57**	**1,36E-09**	**0,0015**
903	26	2000	2000	1950	1949	30,61	1,39E-09	0,0056
883	30	2000	2000	1950	1949	30,36	1,41E-09	0,0093
918	35	2000	2000	1950	1950	36,74	1,30E-09	0,0019

max_iter=901, gd=25, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):

		eğitim		test				
max_iter	lr	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
901	0,3	2000	2000	1950	1950	29,32	1,33E-09	0,0015
906	0,5	2000	2000	1950	1950	30,13	1,36E-09	0,0015
901	0,7	2000	2000	1950	1950	33,57	1,36E-09	0,0015
888	**0,9**	**2000**	**2000**	**1950**	**1950**	**29,32**	**1,36E-09**	**0,0015**

max_iter=888, gd=25, lr=0.9 için optimum momentum katsayısı (mc):

	mc	eğitim		test				
max_iter		N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
1000	0,5	2000	2000	1950	1950	34,65	0,1526	0,329
1000	0,7	2000	2000	1950	1950	28,69	0,0533	0,169
888	0,9	2000	2000	1950	1950	29,32	1,36E-09	0,0015
888	**0,95**	**2000**	**2000**	**1950**	**1950**	**27,44**	**1,344e-0,9**	**0,0019**

Çizelge 4.36 Dalgacık dönüşümü ile, normal-hasta durumlarında trapezius kasından DB4 kullanılarak elde edilen 158 girişli 2 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):							
	eğitim		test				
GD	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
5	1779	1773	1730	1790	35,361	5,299	3,154
10	1831	1849	1777	1866	23,812	3,316	3,134
15	1815	1853	1771	1856	28,632	3,116	2,891
20	1828	1848	1777	1850	28,789	2,927	2,73
25	1840	1863	1785	1865	33,515	2,774	2,631
26	**1841**	**1859**	**1787**	**1862**	**31,212**	**2,796**	**2,667**
30	1827	1845	1791	1858	32,676	2,773	2,574
35	1826	1856	1765	1866	39,642	2,901	2,736
max_iter=1000, gd=26, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):							
	eğitim		test				
lr	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,3	1835	1850	1780	1856	32,617	2,892	2,748
0,5	1826	1867	1778	1874	29,414	2,837	2,717
0,7	**1841**	**1859**	**1787**	**1862**	**31,212**	**2,796**	**2,667**
0,9	1834	1855	1779	1860	31,458	2,867	2,733
max_iter=1000, gd=26, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):							
	eğitim		test				
mc	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,5	1685	1696	1633	1746	31,563	5,193	4,828
0,7	1758	1775	1707	1804	29,511	4,19	3,919
0,9	1841	1859	1787	1862	31,212	2,796	2,667
0,95	**1866**	**1901**	**1815**	**1898**	**34,908**	**2,197**	**2,157**

Çizelge 4.37 Dalgacık dönüşümü ile, normal-hasta durumlarında SCM kasından DB4 kullanılarak elde edilen 158 girişli 2 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

		eğitim		test				
max_iter	GD	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
	5	2000	2000	1950	1948	30,98	1,37E-09	0,0261
	10	2000	2000	1950	1949	23,064	2,55E-09	0,02
892	15	2000	2000	1950	1949	26,136	2,13E-09	0,0164
1000	20	2000	2000	1950	1949	28,407	2,25E-09	0,02
915	**25**	**2000**	**2000**	**1950**	**1948**	**30,376**	**1,74E-09**	**0,081**
1000	26	2000	2000	1950	1948	32,239	2,35E-07	0,0317
916	30	2000	2000	1950	1949	32,193	1,76E-09	0,0152
1000	35	2000	2000	1950	1949	39,714	2,97E-06	0,027
max_iter=915, gd=25, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):								
		eğitim		test				
max_iter	lr	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
902	0,3	2000	2000	1950	1948	29,148	1,75E-09	0,0182
911	0,5	2000	2000	1950	1948	40,45	1,73E-09	0,0183
915	0,7	2000	2000	1950	1948	30,376	1,74E-09	0,081
909	**0,9**	**2000**	**2000**	**1950**	**1948**	**28,689**	**1,73E-09**	**0,018**
max_iter=920, gd=25, lr=0.9 için optimum momentum katsayısı (mc):								
		eğitim		test				
max_iter	mc	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
1000	0,5	1999	2000	1948	1930	33,929	0,36	0,566
1000	0,7	2000	2000	1950	1935	30,861	0,161	0,318
909	0,9	2000	2000	1950	1948	28,689	1,73E-09	0,018
920	**0,95**	**2000**	**2000**	**1950**	**1948**	**30,873**	**1,73E-09**	**0,0261**

Çizelge 4.38 AR modelleme ile, normal-hasta durumlarında trapezius kasından burg yöntemi ile elde edilen 5 girişli 2 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):

	eğitim		test				
GD	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
5	1998	1996	1877	1924	17,91	0,395	2,366
10	1998	1996	1871	1855	14,41	0,442	3,163
15	1999	1998	1898	1975	17,97	0,291	1,629
20	1998	1999	1896	1952	18,03	0,283	1,881
25	1998	1997	1892	1861	18,97	0,333	2,745
26	1998	1997	1892	1920	19,53	0,358	2,317
30	2000	1999	1896	1965	18,63	0,259	1,698
35	**2000**	**1999**	**1898**	**1943**	**23,75**	**0,196**	**1,773**
40	2000	1999	1899	1975	24,77	0,247	1,615

max_iter=1000, gd=35, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):

	eğitim		test				
lr	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,3	2000	1999	1898	1943	23,83	0,198	1,778
0,5	2000	1999	1898	1945	22,96	0,196	1,766
0,7	2000	1999	1898	1943	23,75	0,196	1,773
0,9	**2000**	**1999**	**1899**	**1945**	**23,4**	**0,191**	**1,749**

max_iter=1000, gd=35, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):

	eğitim		test				
mc	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,5	1997	1998	1893	1884	23,99	0,3033	2,569
0,7	1997	1999	1895	1921	23,31	0,271	2,175
0,9	2000	1999	1898	1943	23,75	0,196	1,773
0,95	**2000**	**1999**	**1899**	**1958**	**25,42**	**0,171**	**1,625**

Çizelge 4.39 AR modelleme ile, normal-hasta durumlarında SCM burg yöntemi ile elde edilen 5 girişli 2 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):

	eğitim		test				
GD	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
10	2000	1999	1949	1950	17,83	0,0412	0,1007
15	2000	1999	1949	1950	19,11	0,2015	0,304
20	2000	1999	1949	1947	14,1	0,788	0,174
25	2000	1999	1949	1950	21,41	0,00188	0,03
26	2000	1999	1949	1950	17,71	4,581	0,282
30	2000	1999	1949	1950	20,26	0,0002	0,0257
35	**2000**	**1999**	**1949**	**1950**	**23,17**	**0,0002**	**0,0256**
40	2000	1999	1949	1950	25,85	0,0004	0,0256

max_iter=1000, gd=35, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):

	eğitim		test				
lr	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,3	2000	1999	1949	1950	24,34	0,0002	0,0256
0,5	2000	1999	1949	1950	24,45	0,0002	0,256
0,7	2000	1999	1949	1950	23,17	0,0002	0,0256
0,9	**2000**	**1999**	**1949**	**1950**	**25,96**	**0,0001**	**0,0256**

max_iter=1000, gd=35, lr=0.9 için optimum momentum katsayısı (mc):

	eğitim		test				
mc	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,5	2000	1999	1949	1950	23,44	0,0146	0,0591
0,7	2000	1999	1949	1950	23,17	0,0052	0,0388
0,9	2000	1999	1949	1950	25,96	0,0001	0,0256
909/0,95	**2000**	**1999**	**1949**	**1950**	**24,44**	**3,68E-09**	**0,026**

Çizelge 4.40 AR modelleme ile, normal-hasta durumlarında trapezius kasından yule-walker yöntemi ile elde edilen 5 girişli 2 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):

	eğitim		test				
GD	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
5	691	1342	504	826	13,8	10,52	16,473
10	956	1403	752	876	13,01	11,207	20,08
15	1460	1577	1256	1159	15,52	7,934	10,469
20	1714	1727	1477	1293	17,35	6,161	9,344
25	1630	1626	1401	1065	18,33	7,033	11,785
26	1893	1835	1772	1345	18,46	4,442	7,274
30	1843	1854	1745	1549	20,3	3,884	5,995
35	**1929**	**1927**	**1824**	**1566**	**23,26**	**2,695**	**5,0519**
40	1915	1922	1787	1647	25,45	3,217	4,976

max_iter=1000, gd=35, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):

	eğitim		test				
lr	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,3	1930	1921	1824	1542	23,93	2,75	5,264
0,5	1926	1925	1824	1563	24,18	2,75	5,109
0,7	**1929**	**1927**	**1824**	**1566**	**23,26**	**2,695**	**5,0519**
0,9	1923	1921	1821	1539	28,85	2,813	5,395

max_iter=1000, gd=35, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):

	eğitim		test				
mc	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,5	1800	1789	1596	1184	22,23	4,916	10,531
0,7	1865	1859	1732	1308	23,16	4,023	8,356
0,9	1929	1927	1824	1566	23,26	2,695	5,0519
0,95	**1942**	**1946**	**1853**	**1636**	**23,18**	**2,279**	**4,227**

Çizelge 4.41 AR modelleme ile, normal-hasta durumlarında SCM yule-walker yöntemi ile elde edilen 5 girişli 2 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):							
	eğitim		test				
GD	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
5	1481	1398	1259	1175	15,89	11,453	14,877
10	1666	1570	1537	1310	13,62	10,252	14,375
15	1574	1523	1387	1275	1,626	10,558	14,219
20	1544	1539	1371	1237	17,26	10,564	13,779
25	1620	1613	1464	1409	18,6	9,639	12,129
26	1596	1569	1487	1338	18,58	9,979	13,12
30	1702	1618	1575	1366	20,37	9,323	12,55
35	**1705**	**1674**	**1589**	**1450**	**24,24**	**8,646**	**11,81**
40	1630	1646	1464	1332	26,38	8,965	12,555
max_iter=1000, gd=35, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):							
	eğitim		test				
lr	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,3	1713	1669	1601	1448	24,46	8,64	11,79
0,5	1700	1673	1580	1454	24,36	8,712	11,851
0,7	1705	1674	1589	1450	24,24	8,646	11,81
0,9	**1709**	**1670**	**1591**	**1450**	**25,14**	**8,639**	**11,803**
max_iter=1000, gd=35, lr=0.9 için optimum momentum katsayısı (mc):							
	eğitim		test				
mc	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,5	1661	1624	1514	1392	24,06	9,61	12,819
0,7	1673	1638	1555	1438	22,8	9,237	12,293
0,9	1709	1670	1591	1450	25,14	8,639	11,803
0,95	**1720**	**1688**	**1610**	**1453**	**25,1**	**8,382**	**11,597**

Çizelge 4.42 AR modelleme ile, normal-hasta durumlarında trapezius kasından kovaryans yöntemi ile elde edilen 5 girişli 2 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):

	eğitim		test				
GD	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
5	1989	1989	1865	1876	18,3	0,893	3,121
10	1996	1993	1868	1913	12,69	0,536	2,55
15	1995	1993	1894	1979	14,7	0,635	1,905
20	1997	1997	1912	1980	16,03	0,809	1,679
25	1997	1995	1913	1947	19,5	0,835	1,468
26	1997	1994	1913	1963	18,75	0,815	1,608
30	1997	1996	1914	1975	20,24	0,781	1,541
35	**1997**	**1999**	**1914**	**1947**	**26,83**	**0,677**	**1,323**
40	1997	1995	1910	1976	25,42	0,686	1,489

max_iter=1000, gd=35, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):

	eğitim		test				
lr	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,3	1997	1999	1914	1947	22,86	0,684	1,358
0,5	1997	1997	1914	1947	24,44	0,698	1,36
0,7	**1997**	**1999**	**1914**	**1947**	**26,83**	**0,677**	**1,323**
0,9	1997	1999	1914	1947	24,79	0,69	1,355

ax_iter=1000, gd=35, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):

	eğitim		test				
mc	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,5	1997	1988	1911	1977	26,07	0,798	1,645
0,7	1997	1995	1911	1949	25,35	0,746	1,546
0,9	1997	1999	1914	1947	26,83	0,677	1,323
0,95	**1997**	**1999**	**1914**	**1947**	**26,9**	**0,639**	**1,286**

Çizelge 4.43 AR modelleme ile, normal-hasta durumlarında SCM kovaryans yöntemi ile elde edilen 5 girişli 2 çıkışlı YSA için optimum sonuçlar

max_iter=1000, lr=0.7, mc=0.9 için optimum gizli düğüm sayısı (gd):

	eğitim		test				
GD	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
5	1912	1922	1822	1913	18,74	2,28	2,29
10	1919	1941	1836	1921	12,75	2,385	2,193
15	1931	1947	1865	1925	13,81	2,14	1,898
20	1963	1960	1906	1943	15,55	1,504	1,388
25	1957	1955	1901	1939	19,04	1,587	1,49
26	1946	1951	1887	1934	17,9	1,786	1,632
30	1957	1958	1901	1940	18,52	1,536	1,447
35	**1981**	**1974**	**1926**	**1944**	**25**	**1,057**	**0,992**
40	1980	1978	1924	1944	25,36	0,977	0,892

max_iter=1000, gd=35, mc=0.9 için optimum öğrenme oranı (lr):

	eğitim		test				
lr	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,3	1975	1971	1920	1944	22,73	1,129	1,065
0,5	1976	1974	1922	1944	25,34	1,097	1,036
0,7	**1981**	**1974**	**1926**	**1944**	**25**	**1,057**	**0,992**
0,9	1975	1976	1920	1944	23,1	1,088	1,0392

max_iter=1000, gd=35, lr=0.7 için optimum momentum katsayısı (mc):

	eğitim		test				
mc	N-N	H-H	N-N	H-H	t	E.H.	T.H.
0,5	1953	1955	1893	1939	23,03	1,642	1,508
0,7	1958	1961	1900	1943	24,65	1,441	1,362
0,9	1981	1974	1926	1944	25	1,057	0,992
0,95	**1986**	**1979**	**1929**	**1949**	**25,09**	**0,872**	**0,91**

Trapezius kasından elde edilen yüzey EMG sinyalleri için, KZFD ile hesaplanan güç spektral yoğunluğu (P) öznitelik olarak seçilmiştir. Sınıflandırıcının optimum gizli düğüm sayısı 20, öğrenme oranı (lr)=0.7, momentum sabiti (mc) =0,95 bulunmuştur. 257 girişli 2 çıkışlı, ileri beslemeli geri yayılımlı yapay sinir ağı test sonuçları Çizelge 4.44' de görülmektedir:

Çizelge 4.44 Trapezius kası için, KZFD sınıflama performansı sonuçları

Öznitelik	YSA mimarisi	Eğitim hatası(%)	Test hatası(%)	Süre (sn)	Sınıflama Doğruluğu (%)	
					NORMAL	HASTA
P	257:20:2	2.311	10.106	36.515	89.07	77.94

SCM kasından elde edilen yüzey EMG sinyalleri için, KZFD ile hesaplanan güç spektral yoğunluğu (P) öznitelik olarak seçilmiştir. Sınıflandırıcının optimum gizli düğüm sayısı 22, öğrenme oranı (lr)=0.9, momentum sabiti (mc) =0,95 için, 257 girişli 2 çıkışlı, ileri beslemeli geri yayılımlı yapay sinir ağı test sonuçları Çizelge 4.45' de görülmektedir:

Çizelge 4.45 SCM kası için, KZFD sınıflama performansı sonuçları

Öznitelik	YSA mimarisi	Eğitim hatası(%)	Test hatası(%)	Süre (sn)	Sınıflama Doğruluğu (%)	
					NORMAL	HASTA
P	257:22:2	4.084	5.162	37.788	89.33	90.05

Trapezius kasından elde edilen yüzey EMG sinyalleri için Db2 ana dalgacığı kullanıldığında optimum gizli düğüm sayısı 26, öğrenme oranı (lr)=0.7, momentum sabiti (mc) =0,95 bulunmuştur. Db3 ana dalgacığı için optimum gizli düğüm sayısı 25, öğrenme oranı (lr)=0.7, momentum sabiti (mc) =0,9 bulunmuştur. Db4 ana dalgacığı için optimum gizli düğüm sayısı 26, öğrenme oranı (lr)=0.7, momentum sabiti (mc) =0,95 bulunmuştur. DB2 için 138 girişli 2 çıkışlı, DB3 için 148 girişli 2 çıkışlı ve DB4 için 158 girişli 2 çıkışlı ileri beslemeli geri yayılımlı yapay sinir ağı test sonuçları Çizelge 4.46' da görülmektedir.

Çizelge 4.46 Trapezius kası için, Dalgacık Dönüşümü sınıflama performansı sonuçları

Seçilen Kas (Trapezius)	YSA mimarisi	Eğitim hatası(%)	Test hatası(%)	Süre (sn)	Sınıflama Doğruluğu (%)	
					NORMAL	HASTA
Db2	138:26:2	3.045	2.628	28.312	92.3	95.38
Db3	148:25:2	1.108	1.058	29.770	95.58	97.74
Db4	158:26:2	2.197	2.157	34.908	93.07	97.33

SCM kasından elde edilen yüzey EMG sinyalleri için, Db2 ana dalgacığı kullanıldığında optimum gizli düğüm sayısı 26, öğrenme oranı (lr)=0.9, momentum sabiti (mc) =0,95 bulunmuştur. Db3 ana dalgacığı için optimum gizli düğüm sayısı 20, öğrenme oranı (lr)=0.9, momentum sabiti (mc) =0,95 bulunmuştur. Db4 ana dalgacığı için optimum gizli düğüm sayısı 20, öğrenme oranı (lr)=0.7, momentum sabiti (mc) =0,95 bulunmuştur. DB2 için 138 girişli 2 çıkışlı, DB3 için 148 girişli 2 çıkışlı ve DB4 için 158 girişli 2 çıkışlı ileri beslemeli geri yayılımlı yapay sinir ağı test sonuçları Çizelge 4.47' de görülmektedir.

Çizelge 4.47 SCM kası için, Dalgacık Dönüşümü sınıflama performansı sonuçları

Seçilen Kas (SCM)	YSA mimarisi	Eğitim hatası(%)	Test hatası(%)	Süre (sn)	Sınıflama Doğruluğu (%)	
					NORMAL	HASTA
Db2	138:26:2	0.121	0.789	28.625	99.48	97.38
Db3	148:20:2	1.34e-09	0.0019	27.400	100	100
Db4	158:20:2	1.73e-09	0.018	30.873	100	99.89

Trapezius kasından elde edilen yüzey EMG sinyalleri için, 4. dereceden özbağlanım katsayılarını oluşturmak için kullanılan yule-walker, burg ve cov yöntemlerinde optimum gizli düğüm sayısı 35, öğrenme oranı (lr)=0.7, momentum sabiti (mc) =0,95 bulunmuş, 5 girişli 2 çıkışlı, ileri beslemeli geri yayılımlı yapay sinir ağı test sonuçları Çizelge 4.48'de görülmektedir.

Çizelge 4.48 Trapezius kası için, AR parametreleri sınıflama performansı sonuçları

Seçilen Kas (Trapezius)	YSA mimarisi	Eğitim hatası(%)	Test hatası(%)	Süre (sn)	Sınıflama Doğruluğu (%)	
					NORMAL	HASTA
AR-yule	5:35:2	2.279	4.227	23.2	95.02	83.89
AR-Burg	5:35:2	0.171	1.625	25.4	97.38	100
AR-Cov	5:35:2	0.639	1.286	26.9	98.15	99.84

SCM kasından elde edilen yüzey EMG sinyalleri için, 4. dereceden özbağlanım katsayılarını oluşturmak için kullanılan yule-walker, burg kovaryans yöntemlerinde optimum gizli düğüm sayısı=35, öğrenme oranı (lr)=0.9, momentum sabiti (mc) =0,95 bulunmuş, 5 girişli 2 çıkışlı, ileri beslemeli geri yayılımlı yapay sinir ağı test sonuçları Çizelge 4.49' da görülmektedir.

Çizelge 4.49 SCM kası için, AR parametreleri sınıflama performansı sonuçları

Seçilen Kas (SCM)	YSA mimarisi	Eğitim hatası(%)	Test hatası(%)	Süre (sn)	Sınıflama Doğruluğu (%)	
					NORMAL	HASTA
AR-yule	5:35:2	8.382	11.597	25.1	82.56	74.51
AR-Burg	5:35:2	3.68e-09	0.026	24.4	99.95	100
AR-Cov	5:35:2	0.872	0.91	25.1	98.92	99.94

Trapezius kasından elde edilen yüzey EMG sinyalleri için, KZFD, Dalgacık dönüşümü ve AR parametreleri kullanılarak oluşturulan özniteliklerin sınıflama performansları, eğitim ve test hataları ile sınıflama sürelerinin karşılaştırması Çizelge 4.50' de görülmektedir.

Çizelge 4.50 Trapezius kası için öznitelik çıkarma yöntemlerinin sınıflama performanslarının karşılaştırılması

Öznitelik çıkartımı	KZFD	Dalgacık-db2	Dalgacık-db3	Dalgacık-db4	AR-Yule	AR-Cov	AR-burg
Eğitme Hatası(%)	2.311	3.045	1.108	2.197	2.279	0.639	0.171
Test hatası(%)	10.106	2.628	1.058	2.157	4.227	1.286	1.625
Süre	36.515	28.312	29.77	34.908	**23.18**	26.9	25.42
Hassasiyet(%)	77.94	95.38	97.74	97.33	83.89	99.84	100
Seçicilik(%)	89.07	92.3	97.58	93.07	95.02	98.15	97.38
Ortalama doğruluk(%)	83.51	93.84	97.66	95.20	89.46	**99**	98.69

Çizelge 4.50' de görüldüğü gibi trapezius kasından alınan EMG işaretleri ile normal ve hasta denekleri sınıflamak için kullanılan Db3 ana dalgacığı ve AR-cov parametreleri diğerlerine göre daha başarılıdır. En iyi sonucu % 99 sınıflama doğruluğu ile AR-cov katsayıları vermektedir. En kısa sınıflama süresi ise yule-walker metodu ile elde edilmiştir.

SCM kasından elde edilen yüzey EMG sinyalleri için, KZFD, Dalgacık dönüşümü ve AR parametreleri kullanılarak oluşturulan özniteliklerin sınıflama performansları, eğitim ve test hataları ile sınıflama sürelerinin karşılaştırması Çizelge 4.51' de görülmektedir.

Çizelge 4.51 SCM kası için öznitelik çıkarma yöntemlerinin sınıflama performanslarının karşılaştırılması

Öznitelik çıkartımı	KZFD	Dalgacık-db2	Dalgacık-db3	Dalgacık-db4	AR-Yule	AR-Cov	AR-burg
Eğitme Hatası(%)	4.084	0.121	1.34e-09	1.73e-09	8.382	0.872	3.68e-09
Test hatası(%)	5.162	0.789	0.0019	0.018	11.597	0.91	0.026
Süre	37.788	28.625	27.4	30.873	25.1	25.1	**24.44**
Hassasiyet(%)	90.05	97.38	100	99.89	74.51	99.94	100
Seçicilik(%)	89.33	99.48	100	100	82.56	98.92	99.95
Ortalama doğruluk(%)	89.6	98.43	**100**	99.94	78.53	99.43	99.97

Çizelge 4.51' de görüldüğü gibi SCM kasından dinlenme-çalışma-yorulma durumları için alınan EMG işaretlerini sınıflamada Db3 ana dalgacığı kullanılan dalgacık dönüşümü ve AR-burg parametreleri diğerlerine göre daha başarılıdır. En iyi sonucu % 100 sınıflama doğruluğu ile Db3 katsayıları vermektedir. En kısa sınıflama süresi ise AR- burg metodu ile elde edilmiştir.

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

5.1. Sonuçlar

Bu tez çalışmasında servikal bölgede oluşan kas yorgunluğu incelemiş ve boyun fıtığı hastalarında oluşan bölgesel kas yorgunluğunun sağlıklı kişilerden farklılığı araştırılmıştır. 10' u normal, 10' u hasta olmak üzere 20 denekten yüzey elektrotlar kullanılarak, servikal bölgede bulunan trapezius ve SCM kaslarından çift kanallı sistem ile eş zamanlı EMG sinyalleri alındı. Her bir denekten dinlenme-çalışma-yorulma durumları için üçer EMG kaydı elde edildi.

Selçuk Üniversitesi Selçuklu Tıp Fakültesi Nöroloji Anabilim Dalı EMG polikliniğinde Nihon-Kohden marka EMG cihazı ile alınan sinyaller; Matlab programında *.txt formatına dönüştürüldü ve her bir denek, her bir kas ve durum için ayrı ayrı gruplandırıldı. 20 sn boyunca kayıt edilen, 202496 örnek içeren EMG sinyalleri zaman ekseninde çizdirildi, ancak bu sinyaller rasgele işaretler sınıfına girdiğinden zaman domeni bilgileri sinyal hakkında yorum yapmak için yetersiz kaldı. Bu sebeple frekans domeninde incelemek için hızlı Fourier dönüşümü ile sinyallerin hangi frekans aralığında toplandığı görüldü ve filtreleme işlemi için kesim frekansı 3-1000 Hz olarak belirlendi. Sinyaller 2. Dereceden butterworth alçak ve yüksek geçiren filtreden geçirildikten sonra, DC bileşenleri tespit edilerek sinyalden uzaklaştırıldı ve normalize edilen EMG sinyallerinin 0-1 V aralığındaki durumu gözlendi.

Literatürde bahsedilen; güç spektrum yoğunluğunun alçak frekanslara doğru kaydığını belirlemek amacıyla kullanılan; medyan, mean ve mod frekans değerleri bu çalışmada boyun bölgesinde oluşan kas yorgunluğunu incelemek için kullanıldı. Filtrelenen ve DC bileşeni atılan EMG sinyallerinin güç spektrumları Welch yöntemi ile bulundu ve her bir normal/ hasta deneğin, dinlenme-çalışma-yorulma durumları için medyan, mean ve mod frekans değerleri hesaplandı. Buradaki amacımız, çalışma durumunda harekete geçirdiğimiz kaslardan aldığımız EMG sinyallerinin frekans özelliklerini; yorulma durumunda aldığımız EMG sinyallerinin frekans özellikleri ile karşılaştırmak ve kas yorgunluğunda belirleyici kabul edilen medyan, mean ve mod frekans değerlerinin çalışma durumundan yorulma durumuna geçtiğinde düştüğünü tespit etmekti. Nihayi hedefimiz MDF_c > MDF_y olan her bir denek sayısını belirlemek oldu. Her bir deneğin üç durumu için de ayrı ayrı hesaplanan medyan, mean ve mod frekans değerleri Çizelge 4.1' de ve Çizelge 4.2' de görülmektedir.

Bu sonuçlar ile oluşturulan Çizelge 4.3ve Çizelge 4.4 trapezius ve SCM kasları için kas yorgunluğu oluşumunu doğrulayan denek sayılarını vermektedir. Çizelge 4.3 ve Çizelge 4.4' ün toplamına göre Çizelge 5.1 elde edildi.

Çizelge 5.1 Kas yorgunluğu oluşumunu doğrulayan toplam denek sayısı

Trapezius + SCM				
	normal	hasta	Toplam	Toplam(%)
MDF	12	15	27	67,5
MNF	9	13	22	55
Mod	8	11	19	47,5

Çizelge 5.1' e göre her iki kas için, çalışma durumundan yorulma durumuna geçildiğinde toplam 40 kayıttan (20 kayıt trapezius+20 kayıt SCM) 27' sinde MDF değeri; 22' sinde MNF değerleri, 19' unda mod frekans değerleridüşmüştür. Yüzdelik sonuçlara göre, medyan frekans ile % 67,5; mean frekans ile % 55 ve mod frekans ile % 47,5 oranında bir doğruluk elde edilmiştir. Kas yorgunluğunun tespitinde kullanılan frekans domeni parametrelerinden normal ve hasta grup için en kararlı sonucu MDF vermiştir. MNF değerleri trapezius kası için kas yorgunluğunu tespit etmede yetersiz kalırken SCM kası için daha kararlı sonuçlar vermiştir. Mod frekans ise bu çalışmada kas yorgunluğunu belirleyici bir parametre olarak kullanılamamaktadır.

Bu çalışmada, Welch yöntemi ile elde edilen güç spektrumu normalize edilerek Şekil 4.28 ile medyan frekans değerinin azaldığı görülmektedir. Böylelikle tasarlanan kayıt alma düzeneği ile çalışmaya katılan gönüllülerin çoğunun trapezius ve SCM kaslarında kas yorgunluğu meydana geldiği belirlenmiştir. Bununla birlikte sonuçların literatür ile uyumlu olduğu, kas yorgunluğu oluştuğunda en güvenilir parametre olan medyan frekansın azaldığı, böylece güç spektrumunun alçak frekanslara doğru kaydığı tespit edilmiştir.

Bu tez çalışmasının diğer bölümünü sınıflandırma oluşturmaktadır. Sınıflandırma işlemi iki ayrı aşamadan meydana gelmektedir. Birinci aşamada; medyan frekans ve mean frekans ile tespit edilen kas yorgunluğunu incelemek için dinlenme-çalışma-yorulma durumları ayrı ayrı sınıflandırılmıştır. İkinci aşamada yorulma süresince kaydedilen EMG sinyallerinin boyun fıtığı hastalarını sağlıklı deneklerden ayırt etmesi hedeflenmiştir. EMG sinyallerini sınıflandırma işlemine başlamadan önce, yapısı itibari ile durağan olmayan EMG sinyallerini durağan kabul edebilmek için, her

bir 202496 örnek içeren EMG sinyali 512*395‘ lik EMG segmentine dönüştürüldü. Normal ve hasta gruplardan dinlenme-çalışma-yorulma durumlarında ayrı ayrı elde edilen EMG segmentleri her durum için kendi içerisinde birleştirildi. Örneğin 10 normal deneğin dinlenme segmentleri birleştirilerek normal grubun toplam dinlenme durum bilgisini oluşturmak için 512*3950‘ lik bir EMG segmenti elde edildi. Aynı işlemler çalışma ve yorulma durumları için de tekrarlandı.

Bir sonraki aşamada EMG segmentlerinden öznitelik çıkarmak amacıyla KZFD, ADD ve AR yöntemleri kullanıldı. YSA’ya sunulmak üzere, EMG sinyallerine uygulanan KZFD yöntemi ile hesaplanan güç spektral yoğunluğu (p) öznitelik olarak kullanıldı. ADD için, dB2, dB3, dB4 Daubechies dalgacıkları kullanılarak elde edilen CA6,CD6,CD5,CD4,CD3 katsayıları öznitelik olarak seçildi. AR yönteminde ise AR-burg, AR-yule-walker ve AR-cov metodları ile elde edilen katsayılar YSA’ daöznitelik olarak kullanıldı. Öznitelik çıkarma işleminden sonra, her bir durum için, KZFD ile 257*3950, Db2 kullanılan ADD ile 138*3950, Db3 kullanılan ADD ile 148*3950, Db4 kullanılan ADD ile 158*3950 ve AR metotları ile (burg, yule walker, cov) 5*3950 örnek içeren giriş vektörleri elde edildi.

Bu çalışmada sınıflandırma yapmak amacıyla çok katmanlı yapay sinir ağı (ÇKA) kullanılmıştır. Çok katmanlı ağlar giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı olmak üzere üç katmandan oluşturuldu. Gizli katman aktivasyon fonksiyonu ve çıkış katman aktivasyon fonksiyonu ‘logaritmik sigmoid’ olarak seçilen bir ağ yapısı kullanıldı. Bu ağ yapısı momentum ve adaptif öğrenme oranlı geriye yayılım algoritması (traingdx) ile eğitildi. Sınıflandırma aşamalarının her biri için, en iyi sonucu elde edebilmek adına, test işlemlerinde optimum değerler arandı. Optimum değerler belirlenirken test hatası baz alındı. Ve her bir sınıflandırma süresi kaydedildi. Optimum değerler ile elde edilen her bir sonuç için sınıflama doğruluğu, hassasiyet ve seçicilik belirlendi.

Sınıflandırma işleminin birinci kısmında toplam dinlenme-çalışma-yorulma durumlarını birbirinden ayırt etmek hedeflendi. Bunun için normal grubun toplam dinlenme-çalışma ve yorulma segmentleri kullanıldı. EMG segmentlerinden öznitelik çıkardıktan sonra her bir durum için eğitim ve test datası oluşturuldu. Örneğin tek bir durum için, 512*3950’ lik bir EMG segmentinin 512* 2000 örneği eğitim, 512* 1950 örneği ise test işlemi için kullanıldı.

Sonuç olarak birinci aşamada; trapezius kasından dinlenme-çalışma-yorulma durumları için alınan EMG işaretlerini sınıflamada Db4 ana dalgacığı kullanılan ADD ve yule-walker AR parametreleri, diğerlerine göre daha başarılı oldu.

En iyi sonucu % 92.66 sınıflama doğruluğu ile yule-walker katsayıları vermektedir. En kısa sınıflama süresi ise kovaryans metodu ile elde edilmiştir.

SCM kasından dinlenme-çalışma-yorulma durumları için alınan EMG işaretlerini sınıflamada Db3 ve Db4 ana dalgacığı kullanılan dalgacık dönüşümü diğerlerine göre daha başarılıdır. En iyi sonucu % 99.98 sınıflama doğruluğu ile Db4 Dalgacık katsayıları vermektedir. En kısa sınıflama süresi ise kovaryans metodu ile elde edilmiştir.

İkinci aşamada; trapezius kasından yorulma durumunda alınan EMG sinyalleri ile normal ve hasta denekleri sınıflamak için kullanılan Db3 ana dalgacığı ve AR-cov parametreleri diğerlerine göre daha başarılıdır. En iyi sonucu % 99 sınıflama doğruluğu ile AR-cov katsayıları vermektedir. En kısa sınıflama süresi ise yule-walker metodu ile elde edilmiştir.

SCM kasından dinlenme-çalışma-yorulma durumları için alınan EMG işaretlerini sınıflamada Db3 ana dalgacığı kullanılan dalgacık dönüşümü ve AR-burg parametreleri diğerlerine göre daha başarılıdır. En iyi sonucu % 100 sınıflama doğruluğu ile Db3 katsayıları vermektedir. En kısa sınıflama süresi ise AR- burg metodu ile elde edilmiştir.

Sonuçlardan görüldüğü gibi; trapezius kası için en iyi sonuçları AR yöntemi, SCM kası için en iyi sonuçları ADD yöntemleri vermektedir.

Bu çalışma ile aynı YSA mimarisinde farklı öznitelik çıkarma yöntemlerinin performansları karşılaştırılmıştır. Yapılan kaynak araştırmasında KZFD'nin zaman ve frekans çözünürlüğü arasında bulunan dengesizliğinden dolayı durağan olmayan sinyallerde tercih edilmediği, onun yerine zaman ölçekli bir yöntem olan ADD'nin tercih edildiği görülmüştür. Tez çalışmasında, sınıflandırma performanslarına bakıldığında, KZFD'nin diğer yöntemlerden daha başarısız olduğu görülmektedir. AR ve ADD yöntemleri ise EMG gibi durağan olmayan işaretlerden zaman-frekans bilgisi elde etmek için daha etkili araçlardır.

5.2. Öneriler

Bu tez çalışmasında EMG kayıt alma yöntemi çift kanallı sistem gerçekleştirilmiştir. Yani iki ayrı kastan, aynı kayıt prosedüründe eşzamanlı kayıtlar elde edilmiştir. Tez çalışması için gerçekleştirilen kayıt alma protokolüne göre, trapezius kası daha çok harekete katılmıştır. SCM kası ise kendisine bir kuvvet uygulandığı sürece hareketin içindedir. Buradan insanların kollarını kullanarak yaptıkları tekrarlayan hareketler de trapezius kasını daha çok harekete dahil edeceklerinden, bu kasta yorgunluk oluşumuna sebebiyet vereceği, ve boyun bölgesi kas rahatsızlıklarına daha yatkın hale gelecekleri öngörülmektedir. Günümüz teknolojisinde EMG cihazları çok kanallı kayıt işlemi gerçekleştirebilmektedir. Kas yorgunluğu araştırmalarında, aynı kayıt prosedüründe birden fazla kastan aynı anda kayıt alınarak, daha fazla kasın durumu hakkında bilgi edinilebilir. Tez çalışmasıyla ilgili çalışmaların devamında ikiden fazla kastan aynı anda ikiden fazla kayıt alınarak EMG sinyalleri ve kasların durumu incelenebilir.

Bu tez çalışmasında EMG kayıtları, nöroloji polikliniğine gelen gönüllü kişilerden alınmıştır. Poliklinik ortamında, aynı kayıt prosedüründe veri toplamak meşakkatli ve zaman isteyen bir iştir. Bu noktada katılımcıların ve kayıt alacak personelin kayıt konusunda bilgilendirilmeleri son derece önemlidir. Çalışmaya sağlıklı ve hasta katılımcı sayısının arttırılması daha kararlı sonuçların alınmasına sebep olabilir.

EMG sinyallerinin kayıt aşamasında kronometre kullanılmıştır. Manuel olarak başlatılıp bitirilen 20 sn' lik kayıt süresi sonunda toplam örnek sayısında bir artık oluşmuştur. Bu artık örnekler EMG sinyalinin segmentlere ayrılması aşamasında ihmal edilerek oluşan fazlalık atılmıştır. EMG cihazının otomatik süre tutması sağlanarak bu sorun ortadan kaldırılabilir.

Bu çalışmada görülmüştür ki sağlıklı ve hasta deneklerin yorulma durumunda kayıt edilen EMG sinyalleri birbirinden ayırt edilebilmektedir. Aynı zamanda kas yorgunluğu verileri boyun bölgesi kaslarından yüzey EMG ile tespit edilebilmektedir.

KAYNAKLAR

Arı, N., Özen Ş. ve Çolak Ö.H., 2008, Dalgacık Teorisi (Wavelet), *Palme yayıncılık,* Ankara, 23-50.

Asres, A., Dou, H., Zhou, Z., Zhang, Y. and Zhu, S. ,1996, A combination of AR and neural network technique for EMG pattern identification, *18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine And Biology Society*, 1464-1465, Amsterdam.

Basmajian, J. , 1975, Computers in Electromyography, London, Butterworth.

Bernhardt, P., Wilke H.J., Wenger, K.H., Jungkunz, B. , Bo¨hm, A. and Claes, L.E., 1999, Multiple muscle force simulation in axial rotation of the cervical spine. Clin Biomech, 14:32–40.

Biedermann, H., Shanks, G. and Forrest, W., Inglis, J., 1991, Power spectrum analyses of electromyographic activity: Discriminators in the differential assessment of patients with chronic low-back pain, *Spine,* 16, 1179-1184.

Boashash, B., 1992, Time-frequency Signal Analysis: Methods and Applications, *Longman,* Cheshire.

Bonato, P., Giagliati, G. and Knaflitz, M. , 1996, Analysis of myoelectric signals recorded during dynamic contractions, *IEEE Engineering in medicine and Biology*, vol. 15, pp. 102–111.

Bozkurt, M.R., 2007, EMG işaretlerinin modern yöntemlerle önişlemesi ve sınıflandırılması, Doktora Tezi, *Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*

Bronzino, J.D., 2000, The biomedical engineering handbook, Second edition, *CRC PresLLC,* Boca Raton: FL.

Bullock, I.M, 1990, The physiotherapist in the workplace, Ergonomics, *Churchill Livingstone*: Edinburg, London, Melbourne Newyork, 51-101.

Büker, N., Aslan, E., Altuğ, F. and Cavlak, U., 2006, An analysis study of musculoskeletal problems in medical doctors, *Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, sayı:10, Issn-1302-3055

Cerrah, A.O., Ertan, H. ve Soylu, A.R., 2010, Spor bilimlerinde elektromiyografi kullanımı, *Beden Eğitimi ve Spor Bilimleri Dergisi*, VIII(2), 43-49

Cerny, F.J. and Burton, H.W., 2001, Exercise Physiology for Health Care Professionals, *Human Kinetics*, s.142, United States of America.

Chan, F.H.Y., Yang, Y.S., Lam, F.K., Zhang, Y.T. and Parker, P.A., 2000, Fuzzy EMG classification for prosthesis control, *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8, 305-311.

Criswell, E., 2010, Cram's introduction to surface electromyography

Çakır, Ö., Engin, M., Engin, E.Z. ve Yumrukaya U., 2009, EMG İşaretinin İşlenmesi ile Kas Yorgunluğunun İncelenmesi, *IEEE*

DeLuca, C. J., 2002, Surface Electromyography detecetion and recording, *Delsys*

Doerschuk, P.C., Gustafson, D.E. and Willsky, A.S., 1983, Upper extremity limb function discrimination using EMG signal analysis, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering,* 30, 1, 18-29.

Duchene, J., Devedeux, D., Mansour, S. and Marque, C., 1995, Analyzing uterine emg: Tracking instantaneous burst frequency, *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, vol. 14, pp. 125–132.

Ertürk, S., 2005, Sayısal işaret işleme, *Birsen yayınevi*

Englehart, K., Hudgins, B. and Parker, P.A., 2001, A Wavelet-based continuous classification scheme for multifunction myoelectric control, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 48, 302–311.

Farina, D. and Merletti, R., 2000, Comparison of algorithms for estimation of emg variables during voluntary isometric contractions, *Journal of electromyography and kynesiology*, vol. 10, pp. 337–349.

Fox, E. L. , Bowers R.W. and Foss, M.C., 1993, The Physiological basis of exercise sport ,*Brown & Bencmark Pubs*. Dubuque, IA..

Graupe, D., Salahi, J. and Zhang, D., 1985, Stochastic analysis of myoelectric temporal signatures for multifunction single-site activation of prostheses and orthoses, *Journal of Biomedical Engineering*, 7, 1, 18-29.

Guyton, A.,1981, Text book of Medical Physiology, 6th ed, Philadelphia.

Güler, İ., 2005, Biyomedikal enstrümantasyon

Güler, İ., Kıymık, M. K., Akın, M. and Alkan, A., 2001, AR spectral analysis of EEG signals by using maximum likelihood estimation, *Computers in Biology and Medicine*, 31, 441-450.

Günay, M., 1998, Egzersiz Fizyolojisi, *Bağırgan Yayımevi*, Ankara

Günay,M. Ve Alkan, A., 2010, Spektral yöntemler ve DVM sınıflandırıcı ile EMG işaretlerinin tasnifi, *KSÜ Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 13(2).

Hudgins, B., Parker, P.A. and Scott, R.N., 1993, A new strategy for multifunction myoelectric control, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering,* 40, 1, 82-94.

Jensen, M.C., Mıcheal, N., Obuchowski, N., Modic, M.T., Malkasian, D. And Ross, J.S., 1994, Magnetic Resonance Imaging of the Lumbar Spine in People without Back Pain, *New England Journal of Medicine* 331.

Jianguo, Z., Haiyan S., Qiang X., Taoran L. and Fan W.,2009, Study On Muscle Fatıgue Of Human Body Based On Surface Elektromyography, *International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, BMEI'09*, China.

Kamibayashi, L. and Richmond, F., 1974, Morphometry of human neck muscles. *Spine*

Kang, W., Shiu, J., Cheng, C., Lai, L., Tsao, H. and Kuo, T., 1995, The application of cepstral coefficients and maximum likelihood method in EMG pattern recognition [movements classification], *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 42, 777-785.

Karlık, B., Pastacı, H. ve Korürek, M., 1994, Myoelectric neural networks signal analysis, *Proc. 7th Mediterranean Electrotechnical Conference*, 1, 262-264, Antalya, Turkey.

Karlık, B., Koçyiğit, Y. ve Fidan, B.C., 2005, EMG İşaretlerini sınıflamada kullanılan işaret işleme tekniklerinin karşılaştırılması, *SIU2005*, Kayseri

Karlsson, S., Yu, J. and Akay, M., 2000, Time-frequency analysis of myoelectric signals during dynamic contractions: A comparative study, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 47, pp. 228–238.

Karlsson, J.S., Gerdle, B. and Akay, M., 2001, Analyzing surface myoelectric signals recorded during isokinetic contractions, *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, vol. 20, pp.97–105.

Kayıhan, H., Hazar, G., Uyanık, M. ve Dülger, T., 1995. Büro çalışanlarında çalışma şartlarına bağlı ergonomik risk faktörlerinin değerlendirilmesi, *5.Ergonomi Kongresi, Milli Prodüktivite Merkezi Yayınları* No: 570, 369-376, İstanbul

Kelly, M., Parker, P.A. and Scott, R.N., 1990.,The application of neural networks to myoelectric signal analysis: A preliminary study, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 37, 3, 221-227.

Kıymık, M.K., Subaşı, A., Dizibüyük, A. ve Özer, M.S., 2002, Darbeli dopler laminar kan akış sinyal simülasyonuna STFT veAR spektral Analizlerinin Uygulanması, *KSÜ Fen ve Mühendislik Dergisi*, 5(2).

Kim, G., Ahad, M.A.,Ferdjallah, M. and Harris, G.F., 2007, Correlation of muscle fatigue indices between intramuscular and surface emg signals, *SoutheastCon, . Proceedings. IEEE*, pp. 378–382.

Kimura, J. 1983. Electrodiagnosis in disease of nerve and muscle: principles and practice, Philadelphia.

Koçyiğit, Y. ve Korürek M., 2005, EMG işaretlerini dalgacık dönüşümü ve bulanık mantık sınıflayıcı kullanarak sınıflama, *İtüdergisi/d mühendislik*Cilt:4, Sayı:3

Konrad, P., 2005, The abc of emg, *Noraxon INC.* USA

Korürek, M., 2000, Biyolojik işaretlerin oluşumu ve algılama yöntemleri

Kwon, S.Y., Park, C.Y., Koo, J.W., Yim, H.W. and Lee, K.S., 1999, Usefullness of power spectral Analysis for Measurement of Local Muscle Fatigue during Keyboard Task, *Korean J. Occup Environ. Med*, Korean, 11(4) : 449:459.

Lindstrom, L. and Magnusson, R. 1977. Interpretation of Myoelectric Power Spectra: a Model and Its Applications, Proc. *IEEE*, 65: 653-662.

Lowery, M. M., Vaughan, C. L., Nolan, P. J., and O'Malley, M. J., 2000, Spectral compression of the electromyographic signal due to decreasing muscle fiber conduction velocity, *IEEE Trans. on Rehabilitation Eng*, 8(3),353-361.

Luttmann, A., Jager, M., Sokeland, J. and Laurig, W., 1996, Electromyographical study on surgeonsin urology. ii. determination of muscular fatigue, *Ergonomics*, vol. 39, pp. 298–313.

Mahmoud, S., Hussain, Z., Cosic,I. and Fang, J., 2006, Time-frequency analysis of normal and abnormal biological signals, *Biomedical Signal Processing and Control*, vol.1,no. 1, pp. 33-43

Masuda, K., Masuda, T., Sadoyama, T., Inaki, M. and Katsuta, S., 1999, Changes in surface EMG parameters during static and dynamic fatiguing contractions, *J.Electromyogr Kinesiol*., Vol. 9, No. 1, pp. 39-46.

Mclean, L., Scott, R.N. and Rickards, J. , 1997, Measurement Of Muscle Fatıgue In The Cervıcal And Lumbar Regıons Durıng Prolonged Sıttıng, *19th international Conference - IEEE/EMBS*, Chicago, IL. USA

Miner, N., 1998, An Introduction to Wavelet Theory and Analysis, *Sandia National Laboratories*

Moussavi, K. , Cooper, J. E. and Shwedyk, E., 1996, Fatıgue Pattern Of Trapezıus Muscle In Relatıon To Its Functıonal Role, *18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Amsterdam, 1451-1453

Oppenheim, A.V., 1989, Signals and Systems, *Prentice Hall Signal Processing Series*

Özbay, Y., Ceylan, R. ve Karlık, B., 2006, A fuzzy clustering neural network architecture for classification of ECG arrhythmias, *Computers in Biology and Medicine*, 36, 376-388.

Özkan, S., 1995, Ağrılı hastaya psikiyatrik yaklaşım. *PsychoMed*, 1:49-54.

Öztemel, E.,2006, Yapay sinir ağları, *Papatya yayıncılık.*

Phinyomark, A., Phothisonothai, M., Limsakul C. and Phukpattaranont, P., 2009, Detrended fluctuation analysis of electromyography signal to identfy hand movement, *The second Biomedical Engineering International Conference (BMEiCON), 324-329*

Phinyomark, A., Phukpattaranon,t P. and Limsaku,l C., 2012, Feature reduction and selection for EMG aignal classification, *Expert Systems with Applications*, 39, 7420-7431

Polat, K., Kar,a S., Latıfoğlu, F. and Güneş, S.,2007, Pattern detection of atherosclerosis from rarotid artery doppler signals using fuzzy weighted pre-processing and least square support vector machine (LSSVM), *Annals of Biomedical ENgineering*, Vol.35, No.5, pp. 774-732

Potes, C.M., 2009, Assessment of Human Muscle Fatigue from Surface EMG Signals Recorded during Isometric Voluntary Contractions, *25th Southern Biomedical Engineering Conference 2009*, IFMBE Proceedings 24, pp. 267–270

Proakis, J.G. ve Manolakis, D.G., 2010, Sayısal Sinyal İşleme, *Nobel akademik yayıncılık*, Çev:Dr. Özgül Salor, sf: 974:993.

Rangayyan, R. M., 2002, Biomedical Signal Analaysis: a case study approach, *IEEE press*

Ranniger, C. U. and Akin, D. L., 1997, EMG mean power frequency determination using wavelet analysis, *Proceedings of the 19th IEEE/EMBS*, pp. 1589–1592.

Semmlow, J.L., 2004, Biosignal and Bimedical Image Processing Matlab-Based Applications, *Marcel Dekker ,Inc.*

Sommerich, C.M., Joines, S.M.B., Hermans, V. and Moon, S.D., 2000, Use of surface electromyography to estimate neck muscle activity, *Journal of Electromyography and Kinesiology,* 10 (2000), 377–398

Subaşı, A. and Kıymık, M.K., 2009, Muscle Fatigue Detection in EMG Using Time–Frequency Methods, ICA and Neural Networks, *Springer science*

Takebe, K., Vitti, M. and Basmajian, J., 1974, The functions of semispinalis capitis and splenius capitis muscles: an electromyographic study. *Anat Rec* ;179:477–80.

Taş, N., 2000, Fiziksel Tıp ve Rehabilitasyon, *Güneş Kitabevi,* Ankara, s.1426-1436.

Türkoğlu, İ., 2002, Durağan olmayan işaretler için zaman-frekans entropilerine dayalı akıllı örüntü tanıma, Doktora Tezi, *Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*

Uzun, S., Özkan, M., Çotuk, B., Demiralp, T. ve Tatar, Y., 2003, Bayan Kürekçilerin dinamik Kontraksiyonlar Sırasında Yorgunluğa Bağlı EMG Güç Dağılımı, *Biyomut*, Boğaziçi Ünv.Matbaası, 282-286, İstanbul.

Übeyli, E.D. and Güler, İ., 2004, Spectral broading of ophtalmic arterial doppler signals using STFT and wavelet transform, *Computers in Biology and Medicine*, 34, 345-354

Vasavada, A., Li, S. and Delp, S., 1998, Influence of muscle morphometry and moment arms on the moment-generating capacity of human neck muscles. *Spine*, 23:412–21.

Vetterli, M. and Kovacevic, J., 1995, Wavelets and subband coding, *Prentice-Hall PTR*

Yazgan, E., Korurek, M., 1996, Tip Elektronigi, Istanbul Teknik Universitesi, *Elektrik-Elektronik Fakulltesi*.

Yazıcı, K., Tot,Ş., Biçer, A., Yazıcı, A. ve Buturak, V. , 2003, Bel ve boyun ağrısı hastalarında anksiyete depresyon ve yaşam kalitesi, *Klinik Psikiyatri*, 6:95-101

Yüksel, A. ve Korurek, M., 2008, EMG İşaretlerinin Genetik Algoritmalar ve Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı ile Sınıflandırılması, *Eleco 2008*, Bursa.

Xie, H. and Wang, Z., 2006, Mean frequency derived via hilbert-huang transform with application to fatigue emg signal analysis, *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 82, pp. 114–120.

Wikipedia, http://en.wikipedia.org/wiki/File:Sternocleidomastoideus.png[Ziyaret tarihi: 17 Şubat 2013].

Wikipedia , http://en.wikipedia.org/wiki/File:Trapezius_Gray409.PNG[Ziyaret Tarihi: 17 Şubat 2013].

Wilmore, .JH. and Costil, D.L., 2004, Physiology of Sport and Exercise, *Human Kinetics*, s. 45-53, 39-44, Hong Kong.

EKLER

EK-1 SelçukluTıp Fakültesi Dekanlığından alınan Etik kurul Raporu

T.C.
SELÇUK ÜNİVERSİTESİ
SELÇUKLU TIP FAKÜLTESİ DEKANLIĞI

SAYI : B.30.2.SEL.0.28.00.00/270- 5436 29.11.2010
KONU :

Sayın :
Doç.Dr. Yüksel ÖZBAY
S.Ü. Mühendislik Mimarlık Fakültesi

05/11/2010 tarihli "Servikal Bölgede Oluşan Kas Yorgunluğunun Yüzey Elektromiyogram Bilgileri ile Değerlendirilmesi" başlıklı araştırma projeniz, Fakültemiz Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar Komisyonunun 25.11.2010 tarihli toplantısında görüşülmüş olup; Komisyonun 25/11/2010 tarih ve 2010/33 sayılı karar ekte sunulmuştur.

Çalışmada etik açıdan herhangi bir mahsur görülmemekle beraber;

- Denek sayısının kesinleştirilmesi,
- Destek bölümü hususunun belirtilmesi,

hususlarının değerlendirilmesinin proje açısından yarar sağlayacağı kanaatine varılmıştır.

Bilgilerinize rica ederim.

Prof.Dr. A.Kağan KARABULUT
Dekan

SELÇUK ÜNİVERSİTESİ
SELÇUKLU TIP FAKÜLTESİ DEKANLIĞI

GİRİŞİMSEL OLMAYAN KLİNİK ARAŞTIRMALAR DEĞERLENDİRME KOMİSYONU KARARLARI

Toplantı Sayısı: 08	Toplantı Tarihi : 25.11.2010

Karar Sayısı 2010/33 Selçuk Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Öğretim Üyesi Doç.Dr. Yüksel ÖZBAY'ın, "Servikal Bölgede Oluşan Kas Yorgunluğunun Yüzey Elektromiyogram Bilgileri ile Değerlendirilmesi" başlıklı araştırma projesi görüşüldü.

Yapılan inceleme ve görüşmelerden sonra; Selçuk Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Öğretim Üyesi Doç.Dr. Yüksel ÖZBAY'ın, boyun bölgesi kaslarında oluşan kas yorgunluğunu tespit etmek ve boyun kaslarındaki zayıflığın boyun fıtığı ile ilişkisini araştırmak amaçlı olan "Servikal Bölgede Oluşan Kas Yorgunluğunun Yüzey Elektromiyogram Bilgileri ile Değerlendirilmesi" adlı araştırma projesinin kabulüne oy birliği ile karar verildi.

ASLI GİBİDİR
25/11/2010
Mahmut KESİK
Sekreterya

EK-2 : EMG sinyallerinin 395*512’lik EMG segmentine dönüştürülmesi

```
n=0;
for I=1:395
for J=1:512
n=n+1;
F11(I,J)=F1(n); % F1 202496 örnek uzunluğunda EMG sinyali
end
end
x=F11.';
for j=1:395 ;
s=x(:,j);
```

EK-3 Filtrelenmiş EMG sinyalinden öznitelik çıkarma yöntemleri

```
%KZFD

[S,F,T,P1] = spectrogram(s,512,50,512,1E3);
if(sayi==10) stft_normal10(:,j)=[P1];end

%Dalgacık dönüşümü

[C,L] = wavedec(s,6,'db2');
cA6n=appcoef(C,L,'db2',6);
[cD1n,cD2n,cD3n,cD4n,cD5n,cD6n] = detcoef(C,L,[1,2,3,4,5,6]);
a6n=wrcoef('a',C,L,'db2',6);
d6n=wrcoef('d',C,L,'db2',6);
d5n=wrcoef('d',C,L,'db2',5);
d4n=wrcoef('d',C,L,'db2',4);
d3n=wrcoef('d',C,L,'db2',3);
d2n=wrcoef('d',C,L,'db2',2);
d1n=wrcoef('d',C,L,'db2',1);

veriyenin(:,j)=[cA6n;cD6n;cD5n;cD4n;cD3n];

% AR

    for i=1:size(xn,2)
   ar_normal(:,i)=arburg(xn(:,i),4);

   ar_normal(:,i)=arcov(xn(:,i),4);

   ar_normal(:,i)=aryule(xn(:,i),4);
end
```

EK-4 Yapay Sinir Ağları ile EMG sinyallerinin sınıflandırılması

```
load normal.dat
load hasta.dat

% Eğitim girişleri ve hedefleri
egt_giris=[normal:,1:2000) hasta(:,1:2000)];

egt_hedef=zeros(2,4000);
egt_hedef(1,1:2000)=1;
egt_hedef(2,2001:4000)=1;

% Test girişleri ve hedefleri

test_hedef=zeros(2,3900);
test_hedef(1,1:1950)=1;
test_hedef(2,1951:3900)=1;

save egt_giris.dat egt_giris -ascii
save test_giris.dat test_giris –ascii

% EMG' NIN OKUTTURULMASI
nn_veri_ar_nh; % data dosyasının ismini al


% Yapay sinir agina istatistik verilerin sunulmasi ve egitme

rand('state',0);
net=newff(minmax(egt_giris),[35 2],{'logsig','logsig'},'traingdx');
net.trainParam.show = 200;
 net.trainParam.epochs = 10000;
net.trainParam.goal = 0;
 net.trainParam.time=inf;
net.trainParam.max_fail=5;
net.trainParam.min_grad = 1e-20;
net.trainParam.lr=0.9;
 net.trainParam.mc=0.95;
net.trainParam.lr_dec=0.5000;
net.trainParam.lr_inc=1.0500;

 [net,tr]=train(net,egt_giris,egt_hedef);
egt_sonuc=sim(net,egt_giris);
test_sonuc=sim(net,test_giris);



% Orjinal data ile son data arasindaki hatanin hesaplanmasi
hatatr1=sum(abs(egt_hedef-egt_sonuc));
begitimhatasi=((sum(hatatr1))/(size(egt_giris,2)*size(egt_hedef,1)))*100

hatatr2=sum(abs(test_hedef-test_sonuc));
btesthatasi=((sum(hatatr2))/(size(test_giris,2)*size(test_hedef,1)))*100

bat=toc
```

EK-4-Devamı

```
%Sınıflandırma sonuçlarının değerlendirilmesi

aanormal_say=0;ahasta_say=0;unclassified=0;

for i=1:size(egt_sonuc,2)
   if egt_sonuc(1,i)<0.1& egt_sonuc(2,i)<0.1
      unclassified=unclassified+1;
   end
   if egt_sonuc(1,i)>=0.9& egt_sonuc(2,i)>=0.9
      unclassified=unclassified+1;
   end
   if egt_sonuc(1,i)>=0.9& egt_sonuc(2,i)<0.1
      aanormal_say=aanormal_say+1;
   end
   if egt_sonuc(2,i)>=0.9& egt_sonuc(1,i)<0.1
      ahasta_say=ahasta_say+1;
   end
end

anormal_sayt=0;athasta_sayt=0;unclassifiedt=0;
for i=1:size(test_sonuc,2)
   if test_sonuc(1,i)<0.1& test_sonuc(2,i)<0.1
      unclassifiedt=unclassifiedt+1;
   end
   if test_sonuc(1,i)>=0.9& test_sonuc(2,i)>=0.9
      unclassifiedt=unclassifiedt+1;
   end
   if test_sonuc(1,i)>=0.9& test_sonuc(2,i)<0.1
anormal_sayt=anormal_sayt+1;
   end
   if test_sonuc(2,i)>=0.9& test_sonuc(1,i)<0.1
      athasta_sayt=athasta_sayt+1;
```

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Güzin ÖZMEN
Uyruğu : T.C.
Doğum Yeri ve Tarihi : Konya/ 29.04.1984
e-mail : gozmen@selcuk.edu.tr

EĞİTİM

			Bitirme Yılı
Lise	:	**Dolapoğlu Anadolu Lisesi- Konya**	**2002**
Üniversite	:	**Selçuk Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği**	**2006**
Yüksek Lisans	:	**Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği**	**2013**

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	**Kurum**	**Görevi**
2007-2009	**Elektrik Mühendisleri Odası**	**Teknik Görevli**
2009-	**Selçuk Üniversitesi Akören Meslek Yüksek Okulu**	**Öğretim Görevlisi**

Yayınlar

Güzin Özmen and Yüksel Özbay " Monitoring of Electromyographic (EMG) Signals with USB Interface", Int'l Journal of Arts & Sciences (IJAS) Conference, Gottenheim, GERMANY, 2009