

**T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**DİNAMİK KASILMALARDA KAS YORGUNLUĞUNUN
ELEKTROMİYOGRAM VE MEKANOMİYOGRAM
ÖLÇÜMLERİ İLE ANALİZİ**

DOKTORA TEZİ

Gürkan BİLGİN

Enstitü Anabilim Dalı : ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ

Enstitü Bilim Dalı : ELEKTRONİK

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Etem KÖKLÜKAYA

Nisan 2016

T.C.
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**DİNAMİK KASILMALARDA KAS YORGUNLUĞUNUN
ELEKTROMİYOGRAM VE MEKANOMİYOGRAM
ÖLÇÜMLERİ İLE ANALİZİ**

DOKTORA TEZİ

Gürkan BİLGİN

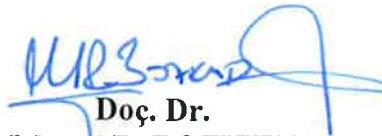
Enstitü Anabilim Dalı : ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ

Bu tez 01 / 04 / 2016 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oybirliği/oyçokluğu ile kabul edilmiştir.


Prof. Dr.
Etem KÖKLÜKAYA
Jüri Başkanı


Doç. Dr.
Şükrü ÖZEN
Üye


Doç. Dr.
Ömer H. ÇOLAK
Üye


Doç. Dr.
Mehmet R. BOZKURT
Üye


Yrd. Doç. Dr.
Murat YILDIZ
Üye

BEYAN

Tez içindeki tüm verilerin akademik kurallar çerçevesinde tarafımdan elde edildiğini, görsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçların akademik ve etik kurallara uygun şekilde sunulduğunu, kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapılmadığını, başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunulduğunu, tezde yer alan verilerin bu üniversite veya başka bir üniversitede herhangi bir tez çalışmasında kullanılmadığını beyan ederim.

Gürkan BİLGİN

01.04.2016

TEŞEKKÜR

Bu çalışmanın hazırlanmasında, gerekli ortamı sağlayan ve çalışmanın her safhasında bana destek olan danışman hocam Sayın Prof. Dr. Etem KÖKLÜKAYA'ya, bu disiplinler arası çalışmaya destek vererek en doğru sonuçlar için beni yönlendiren ve yardımlarını esirgemeyerek çalışmanın tamamlanmasına destek veren Sayın Doç. Dr. Ömer Halil ÇOLAK, Sayın Yrd. Doç. Dr. Murat YILDIZ, Sayın Yrd. Doç. Dr. Övünç POLAT' a, ayrıca medikal ve spor bilimi hakkında verdiği desteklerden dolayı Sayın Doç. Dr. Gül ÖZKAYA' ya teşekkürü bir borç bilirim.

Yalnız bu çalışmada değil, her zaman desteğiyle yanımda olan annem, babam ve kardeşlerime minnet ve şükranlarımı sunuyorum.

Ayrıca bu çalışmanın maddi açıdan desteklenmesine olanak sağlayan Akdeniz Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri (BAP) Komisyon Başkanlığına (Proje No: 2014.01.0102.001) teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR.....	i
İÇİNDEKİLER	ii
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ	vi
ŞEKİLLER LİSTESİ	viii
TABLolar LİSTESİ.....	xii
ÖZET.....	xiii
SUMMARY	xiv
BÖLÜM 1.	
GİRİŞ	1
BÖLÜM 2.	
LİTERATÜR ÖZETİ.....	8
BÖLÜM 3.	
MATERYAL	15
3.1. Elektromiyogram İşaretleri	15
3.1.1. EMG sinyalinin oluşumu ve temel fizyolojisi	17
3.1.2. İskelet kaslarının yapısı ve çeşitleri	19
3.1.2.1. Çizgili kaslar	20
3.1.2.2. Düz kaslar	22
3.1.2.3. Kalp kasları	22
3.1.3. Kasların kasılması	22
3.1.4. Kaslardaki kasılma tipleri.....	24
3.1.4.1. İzometrik kasılma tipi	24
3.1.4.2. İzotonik kasılma tipi	24

3.1.4.3. İzokinetik kasılma tipi	25
3.1.5. EMG kaydında kullanılan elektrot çeşitleri	25
3.2. Mekanomiyogram İşaretleri	27
3.3. Çalışmaya Katılan Gönüllüler	31
3.3.1. Antropometrik ölçümler.....	31
3.3.2. Boy ölçümü	31
3.3.3. Beden kompozisyonu ölçümü	32
3.3.4. Beden kitle indeksi	32
3.4. Performans Testleri	32
3.4.1. 100 m sprint performans testi.....	32
3.4.2. Bruce protokolü.....	33
3.5. Eğitim Antrenmanları Uygulama Prosedürü	34
3.6. Sinyallerin Kayıt Prosedürü	36
3.6.1. EMG sinyalinin kayıt edilmesi.....	37
3.6.2. MMG sinyalinin kayıt edilmesi	38
3.6.3. Sinyallerin elde edildiği kas grubu.....	40
 BÖLÜM 4.	
YÖNTEM.....	40
4.1. Dalgacık Dönüşümü	40
4.1.1. Sürekli dalgacık dönüşümü	42
4.1.2. Ayırık dalgacık dönüşümü	44
4.1.3. Dalgacık dönüşümü ayrışımalarında enerji hesabı	53
4.1.4. Daubechies dalgacığı.....	54
4.1.5. Dalgacık paket dönüşümü	55
4.2. Yapay Sinir Ağları	57
4.2.1. Yapay sinir hücresinin yapısı ve temel elemanları.....	61
4.2.2. Yapay sinir ağının yapısı.....	65
4.2.3. Yapay sinir ağının eğitilmesi ve test edilmesi.....	66
4.2.3.1. Çıktı katmanı ve ara katman arası ağırlıkların değiştirilmesi	67
4.2.3.2. Ara katmanlar arası ağırlık değerlerinin değiştirilmesi .	68

4.2.4. Yapay sinir ağlarının sınıflandırılması.....	69
4.2.4.1. Ağ yapılarına göre sınıflandırma	69
4.2.4.2. Öğrenme algoritmalarına göre sınıflandırma.....	71
4.3. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Algoritmaları	72
4.3.1. Geri yayılım (BP, Back Propagation) algoritması	73
4.3.3.1. Levenberg-Marquardt (LM) algoritması	73
 BÖLÜM 5.	
ANALİZLER	74
5.1. Analizler İçin Yapılan Ön İşlemler	74
5.2. Dalgacık Paket Dönüşümü Kullanılarak MMG ve EMG Kayıtlarının Özniteliklerinin Çıkarımı	78
5.3. DPD Sonrası Oluşan Sadece EMG veya MMG Özniteliklerinin ÇKAYSA Kullanılarak Değerlendirilmesi	81
5.4. DPD Sonrası Oluşan EMG ve MMG Özniteliklerinin Kombine Olarak YSA'ya Uygulanması ile Kas Yorgunluğunun Değerlendirilmesi.....	85
 BÖLÜM 6.	
ARAŞTIRMA BULGULARI	88
6.1. Eğitim Antrenmanları Öncesi Sonuçlar.....	88
6.1.1. Bruce protokolü ile oluşturulmuş kas yorgunluğunun analizleri	88
6.1.1.1. Sadece EMG kayıtları kullanılarak yapılan analizler	88
6.1.1.2. Sadece MMG kayıtları kullanılarak yapılan analizler ...	91
6.1.1.3. EMG-MMG kombinasyonları kullanılarak yapılan analizler	93
6.1.2. 100 m sprint performans testi ile oluşturulmuş kas yorgunluğunun analizleri.....	96
6.1.2.1. Sadece EMG kayıtları kullanılarak yapılan analizler	96
6.1.2.2. Sadece MMG kayıtları kullanılarak yapılan analizler ...	98
6.1.2.3. EMG-MMG kombinasyonları kullanılarak yapılan analizler	100

6.2. Eđim Antrenmanları Sonrası Sonular.....	103
6.2.1. Bruce protokolü ile oluřturulmuř kas yorgunluęunun analizleri	103
6.2.1.1. Sadece EMG kayıtları kullanılarak yapılan analizler	103
6.2.1.2. Sadece MMG kayıtları kullanılarak yapılan analizler ...	105
6.2.1.3. EMG-MMG kombinasyonları kullanılarak yapılan analizler	107
6.2.2. 100 m sprint performans testi ile oluřturulmuř kas yorgunluęunun analizleri.....	110
6.2.2.1. Sadece EMG kayıtları kullanılarak yapılan analizler	110
6.2.2.2. Sadece MMG kayıtları kullanılarak yapılan analizler ...	112
6.2.2.3. EMG-MMG kombinasyonları kullanılarak yapılan analizler	114
BÖLÜM 7.	
TARTIřMA VE SONU	118
KAYNAKLAR	123
ÖZGEMİř	142

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

ADD	: Ayrık dalgacık dönüşümü
AGF	: Alçak geçiren filtre
ATP	: Adenozin Trifosfat
BKİ	: Beden kitle indeksi
BP	: Back Propagation
ÇÇAA	: Çoklu çözünürlü ayrışım algoritması
ÇKAYSA	: Çok katmanlı algılayıcı yapay sinir ağı
DBD	: Delta bar delta
DD	: Dalgacık dönüşümü
DPD	: Dalgacık paket dönüşümü
EKG	: Elektrokardiyogram
EMG	: Elektromiyogram
FFT	: Fast Fourier Transform
GD	: Gradient Descent
GN	: Gauss & Newton
KZFD	: Kısa zaman Fourier dönüşümü
LM	: Levenberg & Marquardt
LVQ	: Learning vector quantization
MEMS	: Mikro elektromekanik sistem
MİK	: Maksimum istemli kasılma
MLP	: Multi layer perceptron
MMG	: Mekanomiyogram
MRS	: Manyetik rezonans spektroskopisi
MÜAP	: Motor ünite aksiyon potansiyeli

OCF	: Ortanca frekans
OMF	: Ortalama frekans
PCA	: Principal component analysis
PET	: Pozitron emisyon tomografi
QN	: Quasi Newton
RF	: Rectus Femoris
RMS	: Root mean square
SDD	: Sürekli dalgacık dönüşümü
SLP	: Single layer perceptron
YBK	: Yağsız beden kütlesi
yEMG	: Yüzey elektromiyografi
YGF	: Yüksek geçiren filtre
YSA	: Yapay sinir ağları

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 3.1. Çalışmada kullanılan örnek EMG kaydı.....	17
Şekil 3.2. Bir hücre için aksiyon potansiyeli esnasında depolarizasyon oluşumu ..	18
Şekil 3.3. Aksiyon potansiyelinin dalga şekli	19
Şekil 3.4. Çizgili kas yapısı	20
Şekil 3.5. Miyofibrillerdeki bantların görünümü	21
Şekil 3.6. Kasılma ve gevşeme durumunda bantların durumu.....	21
Şekil 3.7. Motor nöronlar ve sinir-kas bağlantısı	23
Şekil 3.8. Derialtı kullanılan iğne elektrotların görüntüsü	26
Şekil 3.9. Tez çalışmasında kullanılan yüzey elektrot	27
Şekil 3.10. MMG sinyalinin elde edilmesi.....	28
Şekil 3.11. Tez çalışmasından alınan örnek MMG görüntüsü	29
Şekil 3.12. Akdeniz Üniversitesi stadyumu atletizm sahası	33
Şekil 3.13. Bruce protokolü uygulamalarında kullanılan koşu bandı	34
Şekil 3.14. Eğitim antrenmanlarının gerçekleştirildiği özel tasarlanmış tartan parkur.	35
Şekil 3.15. Eğitim antrenmanlarının gerçekleştirildiği tartan parkurun görüntüsü...	36
Şekil 3.16. Yüzey elektrot ve ivmeölçerin RF kası üzerine yerleşimi	37
Şekil 3.17. Çalışmada kullanılan EMG kayıt cihazı ve elektrotlar	38
Şekil 3.18. Kablosuz sensör ağ koordinatörü ve kablosuz ivmeölçerin bir görüntüsü	39
Şekil 3.19. Beanscape Gerçek zamanlı kablosuz sensör ağı denetim yazılımı ekran görüntüsü	39
Şekil 3.20. Rectus Femoris kasının uyluk üzerindeki yeri.....	40
Şekil 4.1. Dalgacığın zaman eksininde ötelenmesi ve ölçeklenmesi	43
Şekil 4.2. Dalgacık fonksiyonu örnekleri.....	44

Şekil 4.3. Temsili bir sinyale ait tek seviye için yaklaşım ve detay bileşenlerinin elde edilmesi.....	51
Şekil 4.4. 3 seviyeli ADD ayrışım ağacı	52
Şekil 4.5. Daubechies db4, db8 ve db10 dalgacıklarına ait dalgacık ve ölçekleme fonksiyonları.....	55
Şekil 4.6. Üç seviyeli dalgacık paket dönüşümü ayrışım ağacı	56
Şekil 4.7. Bir yapay sinir ağında nöronlar ve bağlantıların gösterimi	58
Şekil 4.8. Bir sinir hücresinin temsili görüntüsü	61
Şekil 4.9. Yapay sinir hücresinin yapısı.....	62
Şekil 4.10. Sigmoid fonksiyonu	63
Şekil 4.11. Bir YSA’da bulunan katmanların birbiri ile ilişkisi.....	65
Şekil 4.12. Bir yapay sinir ağındaki katmanların gösterimi.....	66
Şekil 4.13. İki ara katmana sahip örnek bir ÇKAYSA yapısı.....	70
Şekil 5.1. Filtreden geçirilmemiş ham EMG sinyali ve filtrelenmiş EMG sinyalinin görüntüsü	76
Şekil 5.2. EMG sinyalinin filtreden geçirilmeden önceki FFT (Fast Fourier Transform) diyagramı.....	76
Şekil 5.3. EMG sinyalinin filtreden geçirildikten sonraki FFT (Fast Fourier Transform) diyagramı.....	77
Şekil 5.4. Tez çalışmasında 8 seviyede yapılan ayrışımın DPD ağacı.....	79
Şekil 5.5. Düğümler üzerinde 15 adet düğüm içeren ve 5 düğüm kaymalı pencerenin hareketi.....	81
Şekil 5.6. Yorgunluk kararı için sadece MMG veya EMG özniteliklerinin uygulandığı ÇKAYSA yapısı	82
Şekil 5.7. Sadece MMG öznitelikleri kullanarak kas yorgunluk kararı için uygulanan yöntemin blok şeması	84
Şekil 5.8. Sadece EMG öznitelikleri kullanarak kas yorgunluk kararı için uygulanan yöntemin blok şeması	85
Şekil 5.9. Yorgunluk kararı için EMG ve MMG özniteliklerinin kombine uygulandığı ÇKAYSA yapısı.....	86
Şekil 5.10. Kas yorgunluk kararını için EMG ve MMG öznitelik kombinasyonlarının ÇKAYSA’ya uygulanması.....	88

Şekil 6.1. Eğitim antrenmanları öncesi, gönüllülerin sadece EMG Kayıtları kullanılması durumunda test başarı değerleri (Bruce protokolü kullanılarak)	90
Şekil 6.2. Eğitim antrenmanları öncesi, gönüllülerin sadece MMG Kayıtları kullanılması durumunda test başarı değerleri (Bruce protokolü kullanılarak)	92
Şekil 6.3. Eğitim antrenmanları öncesi, gönüllülerin EMG-MMG Kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test başarı değerleri (Bruce protokolü kullanılarak).....	95
Şekil 6.4. Eğitim antrenmanları öncesi, gönüllülerin sadece EMG Kayıtları kullanılması durumunda test başarı değerleri (100 m sprint performans testi kullanılarak).....	97
Şekil 6.5. Eğitim antrenmanları öncesi, gönüllülerin sadece MMG Kayıtları kullanılması durumunda test başarı değerleri (100 m sprint performans testi kullanılarak).....	99
Şekil 6.6. Eğitim antrenmanları öncesi, gönüllülerin EMG-MMG Kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test başarı değerleri (100 m sprint performans testi kullanılarak).....	102
Şekil 6.7. Eğitim antrenmanları sonrası, gönüllülerin sadece EMG Kayıtları kullanılması durumunda test başarı değerleri (Bruce protokolü kullanılarak)	104
Şekil 6.8. Eğitim antrenmanları sonrası, gönüllülerin sadece MMG Kayıtları kullanılması durumunda test başarı değerleri (Bruce protokolü kullanılarak)	106
Şekil 6.9. Eğitim antrenmanları sonrası, gönüllülerin EMG-MMG Kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test başarı değerleri (Bruce protokolü kullanılarak).....	109
Şekil 6.10. Eğitim antrenmanları sonrası, gönüllülerin sadece EMG Kayıtları kullanılması durumunda test başarı değerleri (100 m sprint performans testi kullanılarak).....	111

Şekil 6.11. Eğitim antrenmanları sonrası, gönüllülerin sadece MMG Kayıtları kullanılması durumunda test başarı değerleri (100 m sprint performans testi kullanılarak).....	113
Şekil 6.12. Eğitim antrenmanları sonrası, gönüllülerin EMG-MMG Kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test başarı değerleri (100 m sprint performans testi kullanılarak) (MMG için 10.-80. Düşüm).....	116
Şekil 6.13. Eğitim antrenmanları sonrası, gönüllülerin EMG-MMG Kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test başarı değerleri (100 m sprint performans testi kullanılarak) (MMG için 80.-115. Düşüm).....	117



TABLolar LİSTESİ

Tablo 3.1. Bruce protokolüne göre zamana baēlı hız ve eēim deēiřimlerini gösteren tablo	33
Tablo 4.1. Örnekleme frekansı 1024 Hz olan bir sinyal için ADD sonrası her bir seviyedeki frekans aralıkları.....	53
Tablo 4.2. Örnek aktivasyon fonksiyonları.....	64
Tablo 5.1. Çalıřmaya katılan gönüllü sayısı	78
Tablo 5.2. 8. Seviyede oluřan 10. ile 115. Dūēümler arasındaki dūēümlere karřılık gelen frekans aralıkları	80
Tablo 6.1. Eēim antrenmanları öncesi, gönüllülerin EMG-MMG kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test bařarı deēerleri (Bruce protokolü kullanılarak).....	94
Tablo 6.2. Eēim antrenmanları öncesi, gönüllülerin EMG-MMG kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test bařarı deēerleri (100 m sprint performans testi kullanılarak).....	101
Tablo 6.3. Eēim antrenmanları sonrası, gönüllülerin EMG-MMG kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test bařarı deēerleri (Bruce protokolü kullanılarak).....	108
Tablo 6.4. Eēim antrenmanları sonrası, gönüllülerin EMG-MMG kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test bařarı deēerleri (Bruce protokolü kullanılarak).....	115
Tablo 7.1. Antrene olmayan gönüllüler için sonuçların özet tablosu	122
Tablo 7.2. Antrene gönüllüler için sonuçların özet tablosu	122

ÖZET

Anahtar Kelimeler: Kas yorgunluğu, Elektromiyogram, Mekanomiyogram, Dalgacık Paket Dönüşümü, Çok Katmanlı Algılayıcı Yapay Sinir Ağı, Bruce Protokolü, 100 m Sprint Performans Testi

Kas yorgunluğunu tanımlayabilecek indeksleri arttırmak ve çeşitli parametrelerle ilişkisini belirlemek, kişilere özel antrenman programlarının geliştirilmesine, kişinin günlük hayattaki aktivite programını düzenlenmesine ve olası kas hasarlarının engellenmesine destek olacaktır. Bu doğrultuda yapılan çalışmada, Bruce protokolü ve 100m sprint performans testi ile gönüllülerin kaslarında oluşturulan yorgunluğun, farklı parametreler kullanılarak belirlenmesi hedef alınmıştır. Ayrıca çalışmaya katılan gönüllülerin antrene olup olmamasının, kas yorgunluğu tespiti üzerine etkileri de incelenmiştir. Literatürde yer alan yorgunluk tespit çalışmalarından farklı olarak bu çalışmada, sadece EMG, sadece MMG ve EMG-MMG kombinasyonları karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir.

Analizler için ilk olarak, spor geçmişi olan fakat şuan aktif bir spor dalıyla uğraşmayan kişilerden oluşan bir gönüllü grubu oluşturulmuştur. Çalışmanın başında antrene olmayan bu gönüllü grubunun belirlenen prosedüre göre kayıtları alınmıştır. Daha sonra aynı grup 8 hafta boyunca eğitim antrenmanlarına katılmış ve kasları anterene hale geldiğinde, gönüllülere aynı prosedür tekrar uygulanmıştır. Elde edilen kayıtlar ön işleme, DPD tabanlı enerji değerlerinin hesaplanması ve sınıflandırma aşamalarından geçirilmiştir. DPD ayrışımı 8 seviyede gerçekleştirilmiş ve sınıflandırma yapmak için ÇKYSA kullanılmıştır.

Çalışma sonucunda EMG ve MMG kayıtlarının kombine uygulamasının, antrene olmayan kişilerin kas yorgunluğunu belirlemede daha başarılı bir yöntem olduğu tespit edilmiştir. Antrene kişilerin kas yorgunluğunun belirlenmesinde ise sadece EMG kayıtlarının kullanılması durumunda en başarılı sonuçlara ulaşılmıştır. Yine antrene kişilerde MMG'nin, EMG ile kombinasyona girmesi sonucunda bu yüksek test başarı değerlerini düşürdüğü görülmüştür. Ayrıca kas yorgunluğunun belirlenmesinde kullanılacak parametrelerin sadece kendi başına değerlendirilemeyeceği, EMG ve MMG kayıtlarının alındığı kişilerin antrenman düzeyinin, yaptığı aktivite ya da sporun EMG ve MMG'nin kas yorgunluğu belirlemedeki etkinliğini tamamen değiştirdiği açıkça ortaya konulmuştur.

THE ANALYSIS OF MUSCLE FATIGUE IN DYNAMIC CONTRACTIONS WITH THE MEASUREMENTS OF ELECTROMYOGRAM AND MECHANOMYOGRAM

SUMMARY

Keywords: Muscle Fatigue, Electromyogram, Mechanomyogram, Wavelet Packet Transform, Multi-layer Perceptron Artificial Neural Network, Bruce Protocol, 100 m Sprint Performance Test

Increasing the indexes that can define muscle fatigue and determining its relationship with various parameters will help the development of personnel training programs, the regulation of personnel daily life activity program and the prevention of possible muscle impairment. Therefore, in this study carried out, determination of the fatigue, which occurs in the volunteers' muscles via Bruce protocol and 100 m sprint performance test, was aimed by using various parameters. Moreover, the effects of whether the volunteers being trained or not, over the determination of muscle fatigue were analysed as well. Differently from the fatigue determination studies that are present in the literature, the records of solely Electromyogram (EMG), solely Mechanomyogram (MMG) and the combination of EMG and MMG were evaluated comparatively.

For the analysis, firstly, a volunteers group, made of people who had a support background in the past but now does not engage in any sport branches were performed. At the beginning of the study, the records of this group of volunteers who were untrained were taken according to the determined procedure. Afterwards, the same group participated in the trainings for 8 weeks and once their muscles became trained, the same procedure was applied to the volunteers again. The obtained records were passed through the stages of pre-processing, calculation of energy values based Wavelet Packet Transform (WPT), and classification. Decomposition of WPT was carried out in 8 levels and the Multi-layer Perceptron Artificial Neural Network (MLPNN) was used for classification.

As the result of the study, it was determined that the combined application of EMG and MMG records was a more successful method for determining the muscle fatigue of those who were untrained. As for the determination of fatigue levels of those who were trained, the most successful results were attained by the use of solely EMG records. Once again, it was clearly revealed that the parameters to be used for the determination of muscle fatigue should not be evaluated single-handedly, and the training level of the persons, whose EMG and MMG records were taken, the daily activities they do and the sport activities they take part in totally changed the effectiveness of determination of muscle fatigue by using EMG and MMG.

BÖLÜM 1. GİRİŞ

Geçmişten günümüze yapılan çalışmalarda, araştırmacılar insan bedenlerindeki kas performanslarının ortaya konulması için önemli faktörlerden kabul edilen kas yorgunluğunun fizyolojik nedenlerini açıklamaya çalışmıştır. Kas yorgunluğu, kasların zorlanması veya uzun süre kullanılması sonrasında hissedilen bir kas güçsüzlüğü veya derinden gelen bir ağrı şeklinde tarif edilebildiği gibi, kasın enerji ihtiyacı ile enerji üretebilme kapasitesi arasındaki geçici dengesizlik olarak tanımlanabilmektedir. Bu denge bozulduğu zaman, kaslardaki zorlanmaların başlamasıyla birlikte yorgunluk ortaya çıkmaktadır. Bu durumda, kas aktivitesi sonlanır veya aktivite yoğunluğu azalmaya başlar. Bu sayede, aktivitenin, kemikler, kaslar, bağ ve kirişler üzerinde hasar oluşturmaları da engellenmektedir. Kas yorgunluğu anlık bir olay olmayıp hareket ile başlayıp hareket süresince artarak devam eden bir performans kaybıdır. Genel olarak, hareket performans azalması olarak tanımlanabilen kas yorgunluğu, tam olarak çözülememekle birlikte, hala araştırma ve incelemeye açık bir problemdir. Kas yorgunluğu üzerine birçok çalışma yapılmış olmasına rağmen, çoğu çalışmada bir belirsizlik söz konusu olup kesin ifadeler yer verilmemiştir. İnsan hareketliliğini kısıtlayan önemli faktörlerden biri olarak ortaya çıkan kas yorgunluğunun nedenlerinin araştırılması, tespit edilmesi, engellenmesi, geciktirilmesi bununla birlikte oluşan yorgunluğun en kısa zamanda giderilmesi araştırmacılar ve antrenörler için büyük ilgi alanı oluşturmaktadır. Yorgunluğun derecesi, kasın cinsine, hareket yönüne, aktivitenin şekline ve süresine bağlı olarak değişkenlik gösterebilmektedir. Dolayısıyla, yorgunluğun incelenmesinde bu faktörlere bağlı olarak belli başlı bazı zorluklar ortaya çıkmaktadır. Bunlardan bazıları; kas yorgunluğu sürecini etkileyen faktörlerin aktivite süresince ölçme ve araştırma zorlukları, etkenlerin birbirleri ile sürekli olarak etkileşim halinde olmaları, hareket çeşitliliği ve her kas grubu aktivitesinin, bu

hareketlere göre farklılık göstermesi, deneğin fiziksel durumuna göre dayanıklılıklarının farklılık göstermesi gibi zorluklar olarak sıralanabilmektedir.

Literatürde bulunan çalışmalarda, genellikle tüm vücut performansı ve aktivitesini ölçen teknikler kullanılmaktadır. Bunlardan bazıları, kan testi ölçümleri (laktat seviyesi vb.) [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7], solunum üzerinden ölçülebilen oksijen tüketimi ve karbondioksit çıkış miktarı ölçümleridir [8, 9, 10, 11]. Derialtında ölçümü gerçekleştirilen kan testleri ile kandaki pH oranı, laktik asit miktarı, kısmi oksijen basınç miktarı gibi parametrelerin aktivite süresince ölçülmesi, metabolik aktiviteleri gözlemlemek için oldukça önem taşımaktadır. Fakat aktivite süresince sürekli olarak damardan kan örneği alınması çalışmaya katılan gönüllüler açısından ve ölçümlerin zorluğu açısından sıkıntı yaratmaktadır. Vücudun solunum aktivitesini ölçmek için ise, gönüllüler üzerine ağız ve burunu kapsayan maske şeklinde bir ölçüm aparatı takılır. Bu aparat vücudun aldığı oksijen ve dışarıya verdiği karbondioksit miktarını ölçerek solunum aktivitesini ortaya koymaktadır. Dolayısıyla, büyük kas gruplarının çalıştığı egzersizlerde başarılı bir ölçüm gerçekleştiren bu yöntemle, küçük kas gruplarındaki oksijen tüketimi ve karbondioksit salınımı ölçülememektedir.

İzokinetik, izometrik, dinamik olarak yapılan kuvvet, tork ve güç ölçümleri, manyetik rezonans spektroskopisi (MRS), Pozitron Emisyon Tomografi (PET), iğne ve yüzeysel elektrotlarla kaydedilip gözlemlenebilen elektromiyogram (EMG), ivmeölçer ve hassas mikrofonlar yardımı ile kaydedilebilen mekanomyogram (MMG) ölçümleri gibi yöntemler kas mekanizmaları hakkında çok daha geniş bilgiler sunabilmektedir. Her ne kadar MRS ve PET yöntemleri yerel kas metabolizması hakkında hassas bilgiler veriyor olsa da, bu cihaz ölçümleri süresince egzersiz gerçekleştirmek oldukça güç olduğundan egzersiz performansını ve ölçümünü etkileyebilmektedir. Ayrıca cihazların temin maliyeti de bir o kadar yüksektir. Dolayısıyla bu cihazlarla antrenman sahasında ölçüm gerçekleştirmek oldukça güçtür.

EMG ve MMG ölçümlerinin, gerek kas metabolizması hakkında detaylı inceleme fırsatı sağlaması, gerekse ölçüm kolaylığı oluşturması bakımından avantaj

sağlamaları ile bu çalışmada ölçüm düzeneği olarak tercih sebebi olmuşlardır. Literatür özeti kısmında, bu konularla ilgili yapılmış daha önceki çalışmalardan ayrıntılı olarak bahsedilmiştir.

EMG, kaslar ve periferik sinirlerde gerçekleşen elektriksel aktivitelerin deri üzerine yüzey elektrotlar yerleştirilerek ölçüldüğü güvenilir, kolay ve non-invazif (deri üstü) bir teşhis yöntemidir [12, 13, 14, 15]. Kaslardaki elektriksel aktivitenin ölçülmesi, hem kaslarda hem de motor sistemdeki anormalliklerin teşhisinde önemli bilgi sağlar. EMG ölçümleri, problemin türüne göre invazif (deri altı) olarak ta gerçekleştirilebilmektedir. İnvazif ölçümlerde iğne elektrotlar kullanılmakla birlikte non-invazif ölçümlerde yüzeye yapıştırılan Ag/AgCl elektrotlar kullanılmaktadır. Çalışma sahasında iğne elektrotlar ile ölçüm almak kullanım kolaylığı açısından oldukça sıkıntılı bir yöntem olacağından, çalışmada yüzeysel elektrotlar ile EMG ölçümleri gerçekleştirilmiştir. EMG ölçümlerinin üç yaygın uygulaması vardır. Bunlardan birincisi, kasın herhangi bir tepki ile uyarılması sırasında gerçekleşen kasın aktivasyon süresinin ölçümü, ikinci olarak, kasın gücünün belirlenmesi ve üçüncü bir uygulama ise kas yorgunluğunun karşı geldiği frekans bant aralığının belirlenmesidir. Bu çalışmada, EMG sinyalinin kas yorgunluğu frekans ilişkisinin araştırılmasına yönelik çalışmalar yapılmış ve bu ilişkinin belirlenmesi için metotlar sunulmuştur.

Çalışmada kullanılan diğer bir fizyolojik sinyal ise MMG'dir. Son zamanlarda, yüzeysel EMG ölçümüne destek olması açısından yeni bir ölçüm olarak çalışmalara dâhil edilen MMG sinyali, EMG ölçümlerindeki gibi elektriksel aktivitenin göstergesi değil, kaslardaki mekanik değişimi simgeleyen bir ölçüm sinyali olarak dikkat çekmekte ve çalışmalarda sıkça yer bulmaktadır [16, 17, 18]. Kas üzerindeki mekanik değişimleri karakterize eden MMG sinyalinin genlik ve frekans değişimleri, kas aktivitesinin süresini ve şiddetini ifade etmektedir. Dolayısıyla, çalışmada MMG ve EMG sinyallerinin analiz edilmesinin gerek mekanik gerekse elektriksel değişimlerin incelenmesi ile kas yorgunluğu tespitin yapılması çalışmanın temel amacını oluşturmaktadır.

Analiz edilecek kas yorgunluğunun çalışmaya katılan gönüllüler üzerinde oluşturulabilmesi için, gönüllüler iki farklı yöntemde performans sergilemiştir. Bunlardan ilki maksimal yüklenmeli koşu bandı yöntemlerinden olan Bruce protokolüdür. 10 etaptan oluşan bu yöntemde her etapta koşu bandının eğimi ve hızı giderek artırılarak çalışmaya katılan gönüllülerden gösterebildiği maksimal performansı sergilemesi istenmiş ve kaslarda yorgunluk meydana getirilmiştir. Aynı gönüllülerdeki kas yorgunluğunu meydana getirmek için, ikinci bir performans testi prosedürü atletizm sahasında tartan zemin üzerinde gerçekleştirilmiştir. 100 m sprint performans testi, başlangıç işareti verildikten sonra gönüllülerden 100 m'lik parkuru koşabildiği en yüksek hızla koşarak tamamlamaları istenmiş ve kaslarındaki yorgunluğun oluşturulması sağlanmıştır. Bu yöntemlerin seçilmesinin önemi vurgulanmak istenirse; Bruce protokolü için, gönüllülerden eğimin ve hızın giderek arttırıldığı koşu bandında gösterdiği performansını yapabildiği son noktaya kadar devam ettirmesi, 100 m sprint performans testi için ise 100 m'lik mesafeyi koşabildiği en yüksek hızla koşabilmesinin istenmesidir.

Analizlerde kullanılacak EMG ve MMG sinyallerinin eşzamanlı kayıt edilebilmesi için insan vücudunda uyluğun ön kısmında bulunan ve bacağa ekstansiyon yaptırma görevini üstlenen Muskulus Quadriceps Femoris kas grubuna ait Rectus Femoris kası seçilmiştir. Bu kas üzerine yerleştirilen algılayıcılar vasıtasıyla, elektriksel ve mekanik kayıtlar rahatça alınabilmektedir. Çalışmada en önemli husus, kas yorgunluğu analizinin gerçekleştirilebilmesi için gerekli olan test ve yöntemlerin belirlenmesidir. Antrenmanların öncesi ve sonrasında gerek basit ölçüm sağlayabilmesi, gerekse kasların hem elektriksel hem de mekanik aktivitesini incelemek için çok sayıda parametre sağlayabilmesi açısından EMG ve MMG sinyallerinin analiz edilmesi kas yorgunluğunun tespiti için büyük önem taşımaktadır.

Kas yorgunluğunun tespit edilmesi ve performans ile ilişkilendirilmesi aktivitenin sayısal değerlere dökülmesi ile gerçekleşebilmektedir. Dolayısıyla, EMG ve MMG sinyallerinin belirli bir sinyal işleme yöntemine tabi tutularak bazı önemli parametrelerin çıkarılması çalışmanın mühendislik önemini vurgulamaktadır. EMG

sinyalleri analizlerinde farklı sinyal işleme yöntemleri uygulanabilmektedir. Zaman tanım alanı analizleri, frekans tanım alanı analizleri bunlardan başlıcalarıdır. Zaman tanım analizlerinde, EMG sinyalini doğrultma, alçak geçiren filtre uygulama ki bu işlem bir nevi yumuşatmadır (smoothing), hareket eden ortalama alma işlemi (moving average), entegrasyon (integral alma) işlemi, RMS değeri ölçümü, sıfır geçiş ve dönüşlerin sayılması (zero crossing-turns counting) işlemleri yapılabilir. Bu yöntemler genellikle kasın kasılma şiddeti ve kasılma süresi ile alakalı bilgiler verebilmektedir. Ancak kas yorgunluğunun performans ile ilişkilerinin gözlemlenebilmesi için daha fazla parametreye ihtiyaç duyulmaktadır. Dolayısıyla, frekans tanım alanı analizleri EMG ve MMG ile kas yorgunluğu arasındaki ilişkinin belirlenebilmesi için çok daha fazla bilgi içerebilmektedir. Buna ek olarak elde edilecek parametrelerin farklı matematiksel yöntemlerle değerlendirilmesi de gelecekteki kas yorgunluğu incelemelerinde oldukça öneme sahip olacaktır.

Frekans tanım alanı incelemelerinde Fourier analizleri sıkça kullanılmaktadır [19, 20, 21, 22, 23]. Bu analizlerde kaydı alınmış tüm sinyal üzerinde bir inceleme yapılmaktadır. Dolayısıyla, sinyalin hem zaman ekseninde, hem de frekans ekseninde izlenmesi de bu tür kayıtların incelenmesinde büyük önem taşımaktadır. Bu yüzden kısa zamanlı Fourier dönüşümü (Short Time Fourier Transform) zaman ekseninde kayan pencereleme fonksiyonu ile sinyali hem zaman ekseninde hem de frekans ekseninde analiz edebilme olanağı vermektedir. Ancak alçak frekanslarda çok başarılı olamamaktadır. Bu yüzden çalışmada dalgacık dönüşümü analizleri uygun görülmüştür. Bu metot sayesinde, alçak frekanslardaki analizleri de başarılı bir şekilde gerçekleştirmek mümkün hale gelmiştir. Kas yorgunluğunu belirleyebilmek için, çalışmada EMG ve MMG sinyallerinin alçak frekanslardaki baskın karakteristikleri göz önünde bulundurulduğunda, dalgacık dönüşümü metotlarının uygulanmasının uygun olacağı görüşüne varılmıştır.

Dalgacık dönüşümü düşük frekans bilgisinin önem kazandığı araştırmalar için büyük zaman aralıklarının, yüksek frekans bilgisinin önemli görüldüğü araştırmalar içinse daha küçük zaman aralıklarının kullanımına yön vermektedir [24]. Ayrıca dalgacık dönüşümünün diğer bir avantajı da çözümleyici dalgacığın, uygulamalara bağlı

olarak seçilebilmesidir. Dalgacık dönüşümü metotları sürekli dalgacık dönüşümü, ayrık dalgacık dönüşümü ve dalgacık paket dönüşümü olarak 3 şekilde incelenmektedir. Sürekli dalgacık dönüşümü analizleri sonucunda, sinyal için sonsuz sayıda parametre ortaya çıkmaktadır. Bu durumda sinyalin analizi sonrasında sayısal değerlere ulaşmak zor olacağı için, çalışmalarda ayrık dalgacık dönüşümü daha çok tercih edilmektedir. Ayrık dalgacık dönüşümünün dezavantajı ise sadece alçak frekanslara doğru inceleme fırsatı vermesidir. Bu yöntemde yüksek frekans bilgisini içeren detay katsayıları, geniş bant aralıklarına sahip olduğu için değerlendirme esnasında bazı kritik yüksek frekans bileşenlerinin göz ardı edilmesine sebebiyet vermektedir. Bu yüzden dalgacık paket dönüşümü, hem alçak frekanslarının değerlendirilmesi, hem de yüksek frekans bileşenlerinin değerlendirilmesine olanak sağlayan önemli bir metot olarak ortaya çıkmaktadır [24].

Sinyal analiz metotları ile ortaya çıkan önemli parametreler daha sonra yapay zekâ algoritmaları ile değerlendirilmiş ve elde edilen başarılı sonuçlar çalışma sonucunda literatüre katkı yapması açısından rapor edilmiştir. Problemin türüne ve parametre sayısına göre farklı türde, farklı matematiksel alt yapıyı kullanan birkaç yöntem mevcuttur. Bu yöntemlerin birbirleri arasında bazı avantaj ve dezavantajları bulunmaktadır. Bu çalışmada, yapay zekâ algoritmasının kullanılma amacı nicel olmayan kas yorgunluğunu matematiksel bir şekilde ifade edebilme açısından önem taşıyan parametreler arasından en iyi parametrelerin seçilip, EMG, MMG ve kas yorgunluğu arasındaki ilişkiyi en iyi simgeleyen frekans aralığına ulaşmaktır. Bu yüzden, farklı Yapay Sinir Ağları (YSA) modelleri çalışmaya uygulanabilmektedir. Ancak, çalışmanın asıl amacının sınıflandırmadan ziyade özellik çıkarımı olmasından dolayı, yapay zekâ algoritmaları arasında en yaygın olarak kullanılan çok katmanlı algılayıcı yapay sinir ağları (ÇKAYSA)(Multi Layer Perceptron Neural Networks) [25] diğer yapay zekâ algoritmalarına göre daha fazla değişken parametre seçeneği sunması avantajıyla tercih sebebi olmuştur. Yapay zekâ algoritmaları arasında çeşitli metotlar deneysel olarak incelenmiş ve bu çalışmada en başarılı metot olarak ÇKAYSA kullanılmıştır.

Bu tezin birinci bölümünde, giriş başlığı altında çalışmanın genel teması anlatılmıştır. Ayrıca bu başlık kapsamında, genel tanımlamalar verilmiş, sebep sonuç ilişkisi belirtilmiş ve çalışmanın gerçekleştirilmesinin önemi vurgulanmıştır.

İkinci bölümde, daha önce bu konu ile ilgili ne tür çalışmalar yapıldığı, çeşitli tanımlamaların referanslarının verildiği ve önceki çalışmalarda elde edilen sonuçların rapor edildiği literatür özeti kısmı yer almaktadır.

Üçüncü bölümde ise, materyal ve yöntemden bahsedilmiştir. Bu başlık altında öncelikle genel kavramlar hakkında teorik bilgilere yer verilmiştir. EMG ve MMG sinyalleri, fizyoloji bilgisi ve bunlar hakkında teknik bilgiler tezin bu kısmında yer almaktadır. Ayrıca frekans analizleri ve dalgacık dönüşümüne ait temel teorik bilgiler ile YSA yapısı da bu başlık altında anlatılmıştır. Ölçüm düzeneği, veri tabanının oluşturulması, veri setinin ön işleme özellikleri anlatılmış ve bu kısmın sonuna doğru ise çalışmada uygulanan metot hakkında ayrıntılı olarak bilgi verilmiştir.

Çalışmanın dördüncü kısmında analiz sonuçları yer almaktadır. Bu kısımda, yapılan analizler ayrıntılı olarak değerlendirilmektedir. Bulunan ara sonuçların çalışmaya katkısı, çeşitli karşılaştırmaların yapılması ve özellik çıkarımı ile ilgili anlatım bu başlık altında yer almaktadır.

Tezin beşinci ve son kısmı olan tartışma ve sonuç başlığı altında ise, tez sonucunda ortaya çıkan bulguların değerlendirilmesi, literatürde benzer olan çalışmalar ile karşılaştırılması ve sonuçların gelecekteki çalışmalara yapacağı katkılardan bahsedilmektedir.

BÖLÜM 2. LİTERATÜR ÖZETİ

Yoğun kas faaliyetleri sırasında oluşan kas yorgunluğu kişilerin performans azalmaları olarak karşımıza çıkmaktadır. Kas yorgunluğunun belirlenmesi, hesaplanması ve analizi, tıbbi kas tedavilerinde ve sportif uygulamalarda önem taşır [26]. Kaslarda meydana gelen yorgunluk, gerek sporcularda gerekse toplumun diğer kesimlerinde, yaşam kalitesini bozan ve performansı olumsuz etkileyen önemli başlıklar arasındadır [27, 28]. Kas yorgunluğu üzerine günümüze kadar çeşitli tanımlamalar yapılmıştır. Kas yorgunluğu, kas kasıldığında gereken gücün üretimindeki veya sürdürülmesindeki meydana gelen yetersizlik olarak tanımlanır [29, 30, 31]. Asmussen ise kassal yorgunluğu “verili bir egzersizde gücün sürdürülmesinde yetersizlik” olarak açıklamaktadır [32]. Bu tanıma yakın bir yorum da Edwards’a aittir. Edwards’ın tanımı, yorgunluğu “belirli bir egzersiz yükü için gerekli gücün ortaya konmasındaki yetersizlik” cümlesiyle ifade etmektedir [33]. Hultman ve Sjöholm’ün yaptığı bir başka tanımda ise yorgunluk, “önceden belirlenmiş bir egzersiz şiddetinde organizmanın tümünden ve/veya bu belirli yükte çalışma sırasında fonksiyonların devamında görev yapan fizyolojik mekanizmaların/süreçlerin bazılarında yetersizlik olmasıdır” ifadeleriyle kabul görmektedir [34]. Kas liflerindeki oksijen alımının yetersizliği ve yetersiz miktardaki kan akışı da kas yorgunluğuna neden olan faktörler arasında yer almaktadır [35]. Birbirini sırayla izleyen birçok faktörün birleşmesiyle oluşan kas yorgunluğu kişilerin performansını azaltmaktadır [36].

Kas yorgunluğu üzerine çalışmalar; medikal, ergonomi, sporcu yaralanmaları, rehabilitasyon ve insan-bilgisayar etkileşimlerine yoğunlaşmıştır [37]. Araştırmalar özellikle hastalık belirtilerinin kas yorgunluğu üzerine etkileri, yaşlı bireylerde kas yorgunluğuna ilişkin mekanizmaların ortaya konulması, sporcuların performansını

negatif etkileyen faktörlerin belirlenmesi ve bu faktörlerin azaltılması üzerine odaklanmıştır [38, 39, 40, 41, 42, 43].

Kişilerde cinsiyet farklılıkları, yaş aralığı, alkol ve sigara kullanımı gibi kıstaslar kas yorgunluğunun belirlenmesinde karşılaştırılabilir sonuçlar elde etmek için yapılan çalışmaları oldukça etkilemektedir. Örneğin farklı seviyelerdeki yorucu maksimum istemli kasılma (MİK) hareketi gençler ve yaşlılarda uygulanmış, yaşlılarda EMG aktivite seviyelerinin arttığı gözlenmiştir [44]. Benzer bir çalışmada %40 ve %60 MİK'da bayanlar ile erkekler arasında kas yorgunluğu karşılaştırması yapılmış ve cinsiyetin kas yorgunluğunu belirlemede etkili bir faktör olduğu sonucu belirtilmiştir [45]. Wurst ve ark. sigara dumanı oksijen taşınmasını engellediği için sigara kullananların kullanmayanlara göre daha fazla kas yorgunluğu yaşadığını tespit etmiştir [46]. Bazı çalışmalarda, test günlerinden önce çalışmaya katılan kişilerden alkol ya da kafein gibi maddelerden kaçınmaları istenmiştir [47].

Kas yorgunluğu, insanoğlunun günlük yaşamdaki aktivitelerini sağlıklı olarak sürdürebilmesini ve sporcu grubunun müsabaka performanslarını olumsuz yönde etkilemektedir. Bu yüzden kas yorgunluğunun farklı parametrelerle tespit edilebilmesi önem kazanmaktadır. Kaslardaki yorgunluk, literatürde MİK'ler sırasında oluşan tepe kuvvetindeki azalma oranı, egzersiz testleri ile venöz kanın oksijen saturasyonundaki değişimler, laktat üretimindeki ve bozulmuş glikojen metabolizmasındaki değişikliklerin saptanması, yüzey elektromiyografi (yEMG) çalışmalarında güç spektrum analizi (sinyalin genliği, ortalama frekans (OMF) ve ortanca frekansı (OCF) vb.) gibi parametrelerle tespit edilebilir [48, 49, 50, 51]. Kas yorgunluğunun farklı parametreler yardımı ile belirlenmesi üzerine gerçekleştirilen bu çalışmada EMG ve MMG sinyal kayıtları kullanılmıştır.

EMG ile kas kasılması sırasında oluşan motor ünite aksiyon potansiyellerinin (MÜAP) yüzeydeki toplamı ölçülebilmektedir. Kas yorgunluğunu hesaplamak için yaygınca başvurulmuş metotlardan biri olan yEMG, sürdürülen kassal iş sırasında oluşan fizyolojik değişiklikleri ölçmenin ağrısız ve iğnesiz yoludur [31, 52, 53]. Değerlendirmelerde kullanılmak üzere kaydedilen bu yEMG sinyalleri, kişinin

cinsiyeti, yaşı, kas-fibrili yapısı, yağ doku kalınlığı, katılan motor ünitelerin büyüklüğü, motor ünitelerin morfolojisi, yapılan antrenman türü ve yoğunluğu, elektrot konfigürasyonu vb. pek çok faktörden etkilenmektedir [54, 55, 56, 57]. Hem dinamik hem de statik egzersizler uygulanırken kaslar yorgunluk noktasına ulaştıkça ölçümlerin zaman ve frekans tanım alanında belirgin değişiklikler gözlenmektedir. Kaslarda oluşan elektriksel aktivitenin sonucu MÜAP olarak bilinir ve EMG ile ölçülebilir [58]. Kaslar yoruldukça MÜAP'larda artış gözlenir.

EMG sinyallerinin frekans tanım alanındaki analiz sonuçları, sinyalin frekans dağılımındaki kritik noktaların belirlenmesine olanak sağlar. Güç yoğunluk spektrumunun (power density spectrum) üç parametresi olan ortanca (median) frekans, ortalama (mean) frekans ve spektrumun bant genişliği (bandwidth), sinyalin frekans dağılımı hakkında bilgi vermektedir. Bu üç parametre EMG sinyalleri kullanılarak yapılan kas yorgunluğu çalışmalarında yorgunluk indeksinin hesaplanması için sıkça kullanılmaktadır [59, 60, 61]. Hagberg tarafından yürütülen çalışmalarda kas yorgunluğunun bir göstergesi olarak yEMG'deki değişiklikler gösterilmiştir. Ayrıca kas yorgunluğunun artmasının genlik ve OCF ile ilişkili olduğu savunulmuştur [62]. Yine buna benzer yEMG ve merkez frekans değişimi çalışmasında kasın tamamı için spektrogramın merkez frekansında azalma saptanmıştır [63]. Aksiyon potansiyeli iletim hızlarındaki farklılıklar, genlikteki değişimler ve kas yoruldukça güç spektrum analizinde düşük frekanslara doğru yönelmeler yEMG'deki önemli kas yorgunluğu bulgularıdır [48, 53, 64, 65, 66, 67, 68]. Literatürde kas yorgunluğu ile ilişkili bir hayli EMG çalışması bulunmaktadır. Örneğin, bir çalışmada kas yorgunluğu, kaydedilen EMG'nin ortalama güç frekansı hesaplanarak değerlendirilmiştir. Çalışma sonunda kas yoruldukça yüksek frekans spektrumundan alçağa kayma gözlenmiştir [69]. Bu düşük frekanslara kayma eğilimi, hem izometrik hem de dinamik kas kasılmalarındaki kas yorgunluğu tespit edilirken, EMG sinyallerinin OMF ve OCF değerlerinde sıkça karşımıza çıkmaktadır [70, 71, 72, 73, 74, 75].

Soo ve arkadaşları statik kas kasılması esnasında yEMG kullanarak yorgunluk miktarını varyans analizi yöntemiyle tahmin etmeye çalışmıştır. Bu çalışmasının

sonucuna göre, yEMG ile dinamometre ölçümleri arasında anlamlı bir fark gözlemlenmiştir [75]. Bir başka çalışmada EMG kayıtları ve kas viskoelastisitesi kullanılarak temel bileşen analizi (Principal Component Analysis, PCA) yardımıyla yeni bir kas yorgunluk indeksi oluşturulmaya çalışılmıştır [76]. Rezaeimanesh ve Farsani belirli bir sporcu grubu seçip 6 haftalık özel idman programı sonrası bel altı vücut kaslarındaki değişiklikleri EMG sinyalleri kullanarak incelemiştir. Çalışma sonuçları göstermiştir ki 6 hafta süren idman, squat hareketi gerçekleştirilirken biceps femoris kasından alınan EMG kayıtları üzerine önemli bir etki yapmıştır. Bu belirgin etki dikey sıçrama hareketinde ise görülmemiştir [77]. Bir üniversitenin futsal oyuncularında yapılan çalışmada 4 haftalık pliometri antrenmanlarının alt vücut kaslarından elde edilen EMG'deki değişikliklere etkisi incelenmiştir. Bu çalışmada, 4 haftalık pliometri idmanlarının futsal oyuncularının vücut alt kaslarındaki kas gücünde bir iyileşme yaratabileceği gözlenmiştir [78]. Bel ağırları ve oldukça kolay yorulan sırt kasları üzerine EMG kullanılarak birçok çalışma yapılmış ve aralarında bir ilişkinin olduğu tespit edilmiştir [79, 80, 81, 82].

Kas yorgunluğu analizlerinde kullanılan alternatif yöntemlerden biriside MMG'dir. MMG motor ünitelerin mekanik aktivitelerinin kas yüzeyindeki oluşturduğu salınımların bir ivmeölçer ya da özel mikrofonlarla ölçüldüğü faydalı bir metottur [83, 84, 85, 86]. Gerçekleştirilen çalışmaların büyük kısmı ivmeölçer kullanılarak yapılsa da bir çalışmada sürekli kasılmalar sırasında biceps brachii kasından bir mikrofon ve bir ivmeölçer yardımıyla kaydedilen MMG sinyallerinin analizi yapılmıştır. Çalışma sonunda iki dönüştürücüyü karşılaştırma çalışmalarının kritik olabileceği belirtilmiştir [87]. Benzer bir çalışmada, anterior tibialis kasının ve bu kasın deri altı dokusunun mekanik karakteristiği için transdüserlerin performansı açıklığa kavuşturulmak istenmiştir. Çalışma sonunda ivmelenme sensörü ve lazer yerdeğiştirme sensörünün sonuçları karşılaştırılmıştır [88]. Han ve ark. yorgun kaslarda, kasılma kuvvet tahmini için bir sertlik ölçümünün uygunluğunu incelemiştir. Çalışmada MMG, EMG ve kas sertliği sensörü ile elde edilen sinyallerin karşılaştırılmaları yapılmıştır. Kas yorgunluğu için yapılan değerlendirmelere göre, kas sertliği sensörünün çalışmada kullanılan diğer biyosinyal algılayıcılarından daha az hassas olduğunu göstermiştir [89]. İvmeölçer kullanılarak

gerçekleştirilen MMG tekniğinde, oluşan mekanik sinyaller ilgili kası örten deri üzerinden kaydedilmektedir. MMG sinyalinin genliği kas göbeğinde en yüksek değerine ulaşır, tendon bölgesine yaklaştıkça azalır [90, 91]. Aynı yEMG'deki gibi MMG'de ayrı ayrı motor ünitelerin mekanik aktivitelerinin toplamı olarak açıklanmaktadır [92]. Kas kasılmasının mekanik bir indeksi olarak MMG, kas yorgunluğu [93, 94], kas ağrısı [95] ve pediatrik kas rahatsızlığı incelemelerinde kullanılmıştır.

MMG sinyalinin EMG'ye göre bazı avantajları vardır. MMG sinyali mekanik bir sinyal olduğu için, deri yüzeyi empedansının değişiminden olumsuz etkilenmez [96, 97]. Bir çalışmada, MMG sinyalinin kas dokusu yoluyla yayılan özellikte olması sebebiyle algılayıcı yerleşimi için özgül bölge olup olmadığının değerlendirmesi yapılmıştır [98]. MMG sinyalinin anlaşılması üzerine yapılan bir çalışmada, her bir motor ünite tarafından üretilen mekanik dalgaların kas fiberlerinden kaynaklanıp kaynaklanmadığını belirlemek için çok kanallı MMG kayıtları kullanılmıştır [99]. Ayrıca EMG sinyallerinin kullanımı yüksek elektromanyetik gürültülerin bulunduğu ortamlarda elverişli değildir, bu sebeple MMG sinyallerinin kullanılması daha uygundur [100, 101, 102].

MIK (maksimum istemli kasılma) esnasında %30 ve üzerindeki güçlerde izometrik kasılma yapıyor iken, zaman tanım alanındaki karekök ortalama (root mean square, RMS) MMG sinyal tanımlayıcısının değeri artar, ortanca frekans güç spektral frekans karakteristiğinin değeri azalır [102, 103, 104, 105, 106]. MMG ile ilgili yapılan bir başka çalışmada, kas aktivitesi ve kas yorgunluğunun değerlendirilmesi için MMG sinyallerinin RMS değeri ve ortanca frekansı incelenmiştir. Sonuçlar MMG'nin yoğunluğu ve kasılma gücü arasında bir ilişki olduğunu göstermiştir [107]. Benzer bir çalışmada, artırılan güç ile maksimuma kadar yükselen bisiklet ergometrisi sırasında kuadriseps kasının davranışını incelemek için MMG kullanılmış, sonuçları yEMG ile karşılaştırılmıştır. Çalışma sonunda iş yükü ve kuadriseps kasının MMG'si arasında ilişki olduğu görülmüştür [108]. Kas yorgunluğunun tespitinde yorgunluk öncesi ve sonrası MMG değişikliklerini incelemek için, tibialis anterior kasının yüzey salınım ölçümlerinde bir ivmeölçer

kullanılmıştır [105]. Barry ve ark. yaptıkları çalışmada MMG sinyalinin genliğini, üst ekstremitte protezleri için bir kontrol sinyali olarak kullanmıştır [109]. Fallor yaptığı incelemede, nöromasküler elektriksel stimülasyon protokolü esnasında periferik yorgunluğu tespit edebilmek amacıyla kas salınım ölçümlerini ivmeölçer kullanarak gerçekleştirmiştir [110]. İzometrik ya da sürekli kasılma araştırmalarında MMG kullanılmış ve kas yorgunluğu gözlemlerinde faydalı bir araç olduğu fikri ortaya konmuştur [103, 111]. Beck ve ark. bazı özel maksimal hareketler esnasında vastus lateralis, rektus femoris ve vastus medialis kaslarından elde edilen MMG sinyallerinin zaman/frekans olaylarını, doğrusal olmayan ölçekli dalgacıklarla çözmeyi denemiştir ve maksimal hareketler için farklı spektral bantlar belirlemişlerdir [112]. Farklı güç seviyeleri ve kas yapılarından elde edilen MMG sinyallerinin özelliklerinin daha iyi anlaşılabilmesi için bir doğrusal MMG sensörü dizisi tasarlanıp üç kas grubuna (biceps brachii, tibialis anterior, upper trapezius) yerleştirilmiş ve kayıtlar analiz edilmiştir. Çalışmada ivmeölçer yerleşiminin MMG'nin genlik ve spektral özelliklerinde etkiye sahip olabileceği sonucuna varılmıştır ve bu ilişkinin kas değerlendirmelerinde MMG kullanıldığı zaman dikkate alınması gerektiği fikri belirtilmiştir [91].

Literatürdeki birçok araştırmada EMG ve MMG sinyalleri, hem birbirinden bağımsız hem de birlikte kullanılmıştır. Örneğin; Marusiak ve ark. yaptıkları çalışmada Parkinson hastalarında agonist ve antagonist kaslarının EMG ve MMG faaliyetlerini incelemiş ve aralarında anlamlı sonuçlar bulmuşlardır [113]. Dinamik kasılmalarda lokalize kas yorgunluğu, hem konsantirik hem de eksantirik kas kasılmaları için incelenmiştir ve değerlendirmeler için EMG ve MMG sinyallerini kullanmıştır [114, 115]. Madeleine ve arkadaşları düşük seviyelerdeki kasılmalarda, EMG ve MMG'nin birlikte kullanımının lokalize kas yorgunluğu hakkında tamamlayıcı bilgiler vereceği sonucuna varmışlardır [94]. 2011'deki bir çalışmada biceps brachii kasından elde edilen EMG ve MMG sinyallerinin spektral özelliklerini çıkarmak için dalgacık ve temel bileşen analizi uygulanmıştır [116]. Bir çalışmada farklı özellikler gösteren MMG ve EMG sinyalleri için yeni bir prob geliştirilmiştir. Yeni oluşturulan probun performansı diferansiyel olmayan piezo-elektrik MMG kayıt sistemi ile karşılaştırılmış ve daha etkili olduğu saptanmıştır [117]. EMG ile kıyaslandığında,

bir izometrik kasılmada dirsek bükülme gücünü hesaplayabilmek için MMG'nin uygulanabilirliğini göstermek adına bir çalışma yapılmış ve MMG'nin kas gücü tahmininde bir potansiyele sahip olduğu sonucuna varılmıştır. Aynı zamanda sonuçlar göstermiştir ki kas kasılması çalışmalarında MMG'nin EMG ile birlikte değerlendirilmesi tek başına EMG ve MMG analizlerinden daha iyi performans göstermektedir [118].

EMG ve MMG'nin birlikte kullanıldığı bir başka çalışmada izometrik rampa kasılmaları sırasında vastus lateralis ve rectus femoris kaslarından elde edilen EMG ve MMG sinyallerinin zaman ve frekans tepkilerini belirlemek hedef alınmıştır. Bu çalışmada kısa-zaman Fourier dönüşümü (KZFD) ve sürekli dalgacık dönüşümü (SDD) metotları kullanılmıştır. Çalışma sonucundaki bulgular MMG 'nin motor ünite ihtiyacı ve ateşleme oranı arasındaki etkileşim ile ilgili yEMG'ye göre daha kapsamlı ve güvenilir bilgiler sunabileceğini ileri sürmüştür. Ayrıca KZFD frekans desenlerinin SDD'den daha belirgin olmasına rağmen her iki algoritma da EMG ve MMG'deki değişiklikleri izlemek için benzer zaman-frekans tepkileri üretmiştir [119].

EMG ve/veya MMG sinyallerinin analizi için son yıllarda ön plana çıkan metot dalgacık (wavelet) analizi yöntemidir ve sinyallerden çıkarılan özelliklerin sınıflandırılması ya da değerlendirilmesi için çoğunlukla YSA kullanılmaktadır [120, 121, 122, 123, 124, 125, 126]. Hu ve ark. yaptığı çalışmada yEMG'nin özelliklerini çıkarmak için dalgacık paket dönüşümü (DPD) tabanlı yeni ve basit bir yöntem önermiştir. Çalışmada yEMG sinyalinden elde edilen birkaç bandın dalgacık paket enerjileri hesaplanmış ve bu özellikler sınıflandırmada kullanılmıştır [127]. DPD kullanılan başka bir çalışmada çok fonksiyonlu protez kontrolü için, el hareketlerinden elde edilen MMG sinyallerinin sınıflandırılması kullanılmıştır [128]. Subaşı ve ark. EMG sinyallerinin sınıflandırmasında iki farklı sınıflandırma metodu denemiş ve başarı değerlerini karşılaştırmıştır [128]. İnsan yürüyüş analizi üzerine yapılan bir çalışmada EMG sinyalleri kullanılmış ve bu sinyallerin frekans spektrumunu belirlemede SDD metodu önerilmiştir. Sinyalin zaman-frekans dağılımları dördüncü derece Daubechies ana dalgacığı kullanılarak hesaplanmıştır

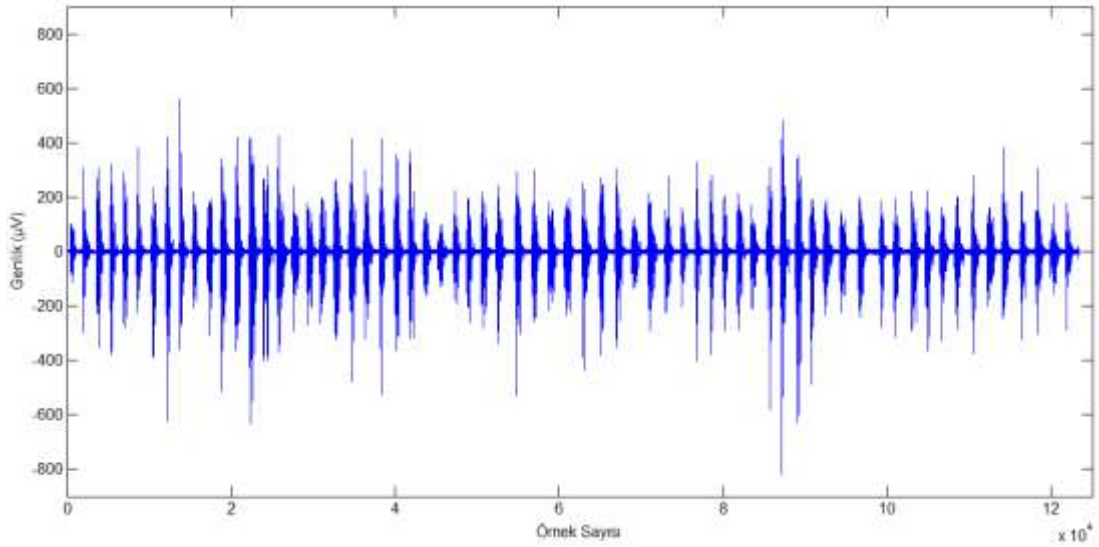
[129]. Jiang ve ark. gerçekleştirdikleri çalışmada çok kanallı EMG sinyallerinin dalgacık dönüşümünü kullanarak yeni bir parmak hareketi tanımlama yöntemi sunmuşlardır. EMG sinyallerini sınıflandırabilmek için dalgacık katsayılarının istatistiksel özelliklerini çıkartarak YSA'ya uygulamışlardır [130]. Benzer bir uygulamada yine aynı amaçla dalgacık dönüşümü kullanılarak sinyallerin özellik vektörü çıkartılmış ve standart geri yayılım algoritması kullanılarak ağ eğitmesi yapılmıştır [131].



BÖLÜM 3. MATERYAL

3.1. Elektromiyogram İşaretleri

İnsanoğlunun iskelet kaslarında meydana gelen elektriksel aktivitenin vücuda yerleştirilen çeşitli elektrotlar kullanılarak kaydedilmesi işlemine Elektromiyogram (EMG) denir. Sözcük anlamı olarak elektromiyografi, elektro (elektriksel), miyo (kas), grafi (yazı) sözcüklerinin birleşiminden oluşmaktadır. EMG, çeşitli kas rahatsızlıklarında tanı koymak, tanıyı doğrulamak, çevresel sinirlerde oluşan hasarların şiddetini belirlemek, kas hastalıklarının sürecini izlemek ve uygulanan tedavilerin etkilerini değerlendirmek için sık başvurulmuş bir yöntemdir [132, 133, 134]. Ayrıca bu yöntem, spor aktiviteleri için kassal performansın ölçümü ve bu aktivitelerin gelişimi için yapılan analizlerde, spor yaralanmalarında cerrahi müdahalelerin öncesi ve sonrasında karar vermeye yardımcı olarak fazlasıyla kullanılmaktadır [135, 136, 137]. İğne elektrotlar ve yüzey elektrotlar EMG'nin kaydedilmesinde kullanılan en bilinmiş algılayıcı türleridir. İğne elektrotlar deri üzerinden kas içerisine batırılarak kullanılır, yüzey elektrotlar ise deri yüzeyine yapıştırılarak kullanılmaktadır. Temizlenmiş deri yüzeyine yapıştırılan yüzey elektrotlar aracılığıyla, dinlenme ya da kasılma halindeki kaslarda meydana gelen biyopotansiyeller dijital ortama kaydedilebilmektedir [138, 139]. Şekil 3.1'de bu tez çalışmasında kullanılan örnek bir EMG sinyali gösterilmiştir.



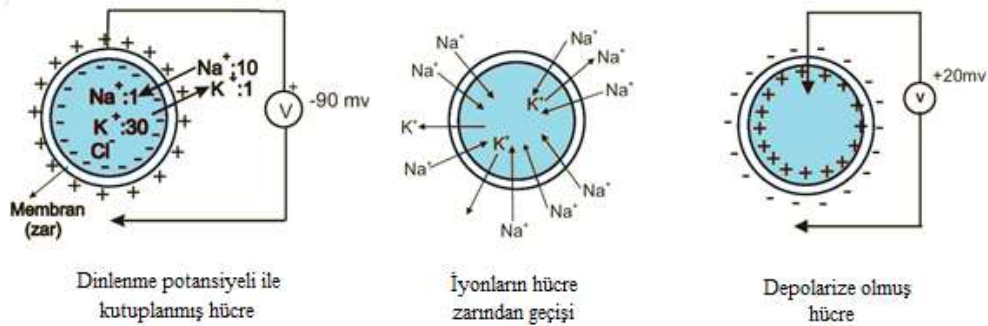
Şekil 3.1. Çalışmada kullanılan örnek EMG kaydı

3.1.1. EMG sinyalinin oluşumu ve temel fizyolojisi

EMG'yi, kas kasılması sırasında oluşan biyopotansiyellerin kaydedilmesi işlemi olarak tanımlamak mümkündür. Bu biyopotansiyellerin oluşumu kaslardaki elektrokimyasal olaylar ile gerçekleşmektedir. Herhangi bir istemli kasın kasılması, sinirlerden kas liflerine gelen elektriksel uyarılar ile sağlanır. Uyarılan kas lifleri de bu sayede bir elektriksel sinyale sahip olur ve bu sinyal çeşitli elektrotlar ile ölçülür. Ölçümü yapılan bu EMG sinyalleri, elektromiyogram cihazları vasıtasıyla izlenebilmekte ve dijital ortamda kayıt altına alınabilmektedir.

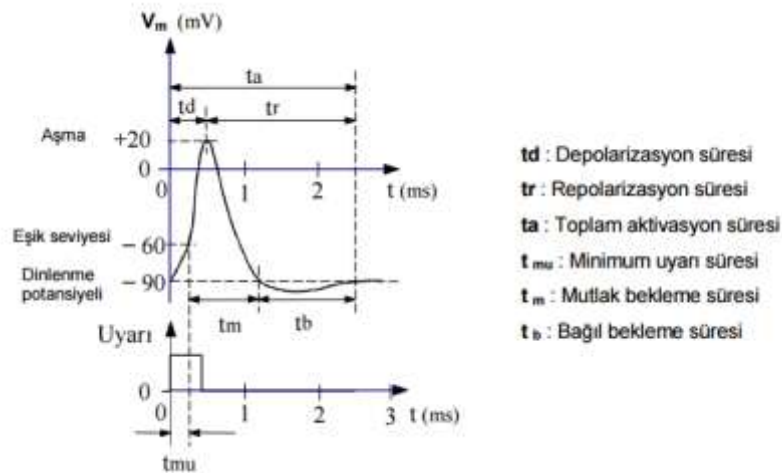
Kaslarda, motor nöronların verdiği uyarı ile bu nöronun innerve ettiği kas liflerinde aynı anda aksiyon potansiyeli oluşur. O bölgede oluşan bu aksiyon potansiyellerinin toplamına motor ünite aksiyon potansiyeli (MÜAP) denir. Bu MÜAP'lar kas liflerinde sinirler aracılığıyla beyinden iletilen uyarıcı potansiyellerin sayesinde oluşur. MÜAP'ların sayısı kasın kasılma ya da serbestlik durumu ile doğrudan ilişkilidir. Kaslardaki kasılmalar arttıkça daha fazla motor nöron devreye girer ve MÜAP'larda artış görülür. Kas liflerinde oluşan bu MÜAP'ların belli miktarının deri yüzeyinden ölçülmesi tekniğine yüzey EMG (yEMG) denir.

Sinir ve kas hücreleri uyarılabilen hücrelerdir. Bu hücreler “dinlenme” halinde dahi bir potansiyele sahiptir ve uyarıldıklarında üzerlerinde “aksiyon” adı verilen bir elektriksel potansiyel oluşmaktadır [138, 139, 140]. Bu tür hücreler eşik değerlerinin üzerinde bir uyarılma aldıkları zaman bu uyarım bütün hücreye yayılabilmektedir. Hücrelerin içerisinde bulunduğu vücut sıvısı, yapısında sodyum (Na^+) potasyum (K^+) ve klor (Cl^-) iyonlarını barındırmaktadır. Bu iyonlar, seçici geçirgen hücre zarından hücre içine ve hücre içerisinden dışına hareket edebilmektedirler. Sükûnet halinde iken hücrelerin içi ve dış ortamı arasındaki iyonların farkı bir elektriksel potansiyel fark oluşturur ve bu değer -50 mV ile -120 mV arasında değişir [141]. Kas hücreleri uyarıldığında hücre zarı özellik değiştirir ve Na^+ iyonlarının hücre içine girmesine ve az bir miktar K^+ iyonunun dışarı çıkmasına izin verir. Bu olay hücre içinin dışına göre daha pozitif olmasını sağlar. Bu olaya “depolarizasyon” denir [138, 139]. Aksiyon potansiyeli belirli bir tepe değere ulaştıktan sonra yukarıda anlatılan olaylar tersine işler ve tekrar dinlenme potansiyeli seviyesine düşer. Bu olaya ise “repolarizasyon” denir. Şekil 3.2’de dinlenme halindeki kutuplanmış hücre, iyonların hücre zarından geçişi ve depolarize olmuş hücre görülmektedir.



Şekil 3.2. Bir hücre için aksiyon potansiyeli esnasında depolarizasyon oluşumu

Hücresinin repolarizasyon durumuna geçişinde aktif transport etkili olur. Enerji harcayarak çalışan Na-K aktif pompaları Na^+ iyonlarını hücre dışına (K^+ iyonlarını da hücre içine) pompalamak suretiyle sükunetteki konsantrasyon dengelerini kurmaya ve bu dengeleri korumaya çalışır. Repolarizasyonda, zar potansiyeli eski seviyesine gelir. Bu değişimin tamamına aksiyon potansiyeli adı verilir. Oluşan bu aksiyon potansiyeli bütün sinir veya kas hücreleri boyunca aynı şekil ve sayıda yayılarak ilerler [142]. Aksiyon potansiyelinin dalga şekli Şekil 3.3’te gösterilmiştir.



Şekil 3.3. Aksiyon potansiyelinin dalga şekli

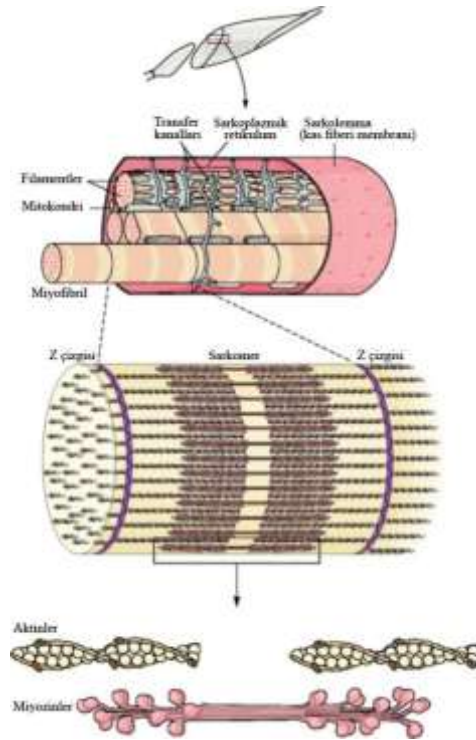
3.1.2. İskelet kaslarının yapısı ve çeşitleri

İnsan iskeletini meydana getiren kemikler ve eklemlerin kendi başlarına hareket etme yetenekleri yoktur. İskelet sistemine hareket yeteneğini kaslar sağlamaktadır. İskeletin üzerini sararak vücudumuza esas şeklini veren ve eklemlerle birlikte hareketi sağlayan yapılara kas denir. Bu tez çalışmasında EMG ve MMG sinyal kayıtları kaslardan elde edildiği için kasların yapısının bilinmesi önem kazanmaktadır. Kaslar, lifli yapıya sahiptirler. Hareket yeteneğinin sağlanabilmesi için en az iki kasın karşılıklı ve genellikle zıt çalışması gerekir. Yani kasın birisi kasılırken bu kasa zıt olan kasın gevşemesi gerekir. İskelet sistemiyle birlikte vücudun hareketini sağlamak, vücudumuzun asıl şeklini vermek, iç organların hareketini sağlamak kasların asil görevlerindendir. İskelete ait kaslar, kasılabilir yapının en küçük birimini oluşturan birbirlerine paralel kas fiberlerinden meydana gelir. Bu fiberlerin uzunlukları 1 – 50 mm ve çapları 10 – 100 μm arasında değişmektedir. Kaslar iskelet sistemine tendonlar ile tutturulmuş durumdadır. Bir kas hücresi hücre içi ve dışı arasında iyon geçişini sağlayabilen “sarcolemma” adı verilen bir zar ile çevrilidir [143].

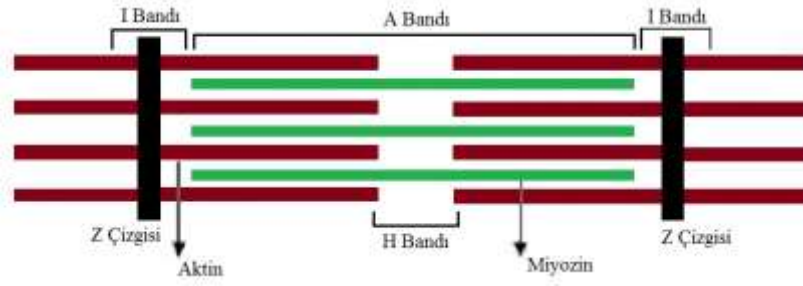
İnsan vücudunda üç tip kas vardır [144]. Bunlar çizgili kaslar, düz kaslar ve kalp kasları olarak vücudun farklı bölgelerine dağılmış durumdadırlar.

3.1.2.1. Çizgili kaslar

İnsan vücudunu saran kas yapısının büyük bir bölümünü oluşturan çizgili kaslar, kendi isteğimiz doğrultusunda çalışır ve vücudumuza koşma, atlama gibi hareket yeteneklerini kazandırır [145]. Yüz ve mimik kasları, gövdede bulunan kol kasları, kol ve bacak kasları isteğimize bağlı olarak hareket ettirebildiğimiz kaslardır. Çeşitli antrenmanlar ile bu kasların dayanıklılığı ve kuvveti artırılabilir [146]. Yapı olarak bakılırsa tüm kas boyunca uzanan liflerden oluşur. Bir lifin içerisinde de birçok miyofibril bulunmaktadır. Şekil 3.4'te çizgili kas yapısı gösterilmiştir. Her miyofibrilin yapısında, yan yana uzayan aktin ve miyozin bileşenleri bulunmaktadır. Bu aktin ve miyozin iplikçikleri açık-koyu bantlar oluşturacak şekildedir. Buradaki açıklığın sebebi, aktin iplikçiklerinin yapı olarak daha ince olması ve bu sebeple ışığı daha az kırmasıdır. Bu bölgeye "I" bandı denir. Miyozin ve aktin iplikçiklerinin beraber bulunduğu bölge ise ışığı daha çok kırar ve koyu görünür. Bu bölgeye "A" bandı denilir. A bandının ortasında sadece miyozin iplikçiklerinin bulunduğu açık renkli şerit "H" bandıdır. "Z" çizgisi "I" bandının ortasındadır. Şekil 3.5'te bu yapılar görülmektedir.

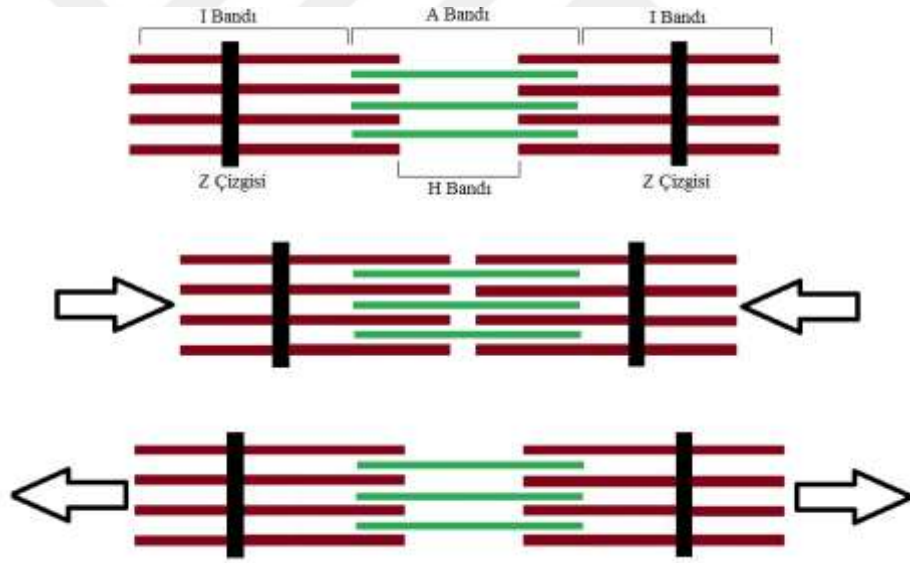


Şekil 3.4. Çizgili kas yapısı [147]



Şekil 3.5. Miyofibrillerdeki bantların görünümü

Şekil 3.5'te bahsi geçen bantların kasılma anındaki davranışlarına bakılınca, A bandının boyunun değişmediği, I bandının kısaldığı ve H bandının ise hemen hemen kaybolduğu görülmektedir. Kas gevşemesi durumunda ise A bandının boyu değişmediği, I bandının uzadığı, H bandının tekrar ortaya çıktığı bilinmektedir. Şekil 3.6'da kas kasılması ve gevşemesi anında bantların durumu gösterilmiştir.



Şekil 3.6. Kasılma ve gevşeme durumunda bantların durumu

Çizgili kasların belli başlı özellikleri şunlardır; motor sinirler ile uyarılırlar, iskelet sistemi üzerinde bulunurlar ve vücuda hareket yeteneği sağlarlar, istemli şekilde çalışırlar, çok çekirdekli yapıya sahiptirler, kasılmaları şiddetli ve hızlıdır, düz kasların aksine glikojen depolayabilirler, kırmızı renkte görünürler, hücreleri sinirler ile temas halindedir ve gelen uyarıyı anında kabullenirler.

3.1.2.2. Düz kaslar

Vücutta genellikle sindirim, dolaşım, solunum gibi içi boşluklu sistemlerde bulunan düz kaslar insanoğlunun istemi dışında çalışırlar ve çalışmaları otonom sinir sisteminin sempatik ve parasempatik kontrolleri altındadır. Bu kaslar çizgisiz görünümündedir ve hücrelerinin boyları çizgili kas hücrelerine göre daha kısadır [146]. Uzun süre yorulmadan kasılabilen düz kaslar barsak duvarı, damar duvarı, rahim kasları gibi iç organlarda görülürler. Düz kasların özellikleri şu şekilde açıklanmıştır; pembe renkli kaslardır, kalp dışında organların yapısında bulunurlar, oksijensiz durumlarda solunum yapamazlar, çizgili kasların aksine glikojen depolayamazlar, bantlaşma işlemini gösteremezler, çekirdek tektir ve ortada bulunur, istem dışı hareket edebilirler ve otonom sisteminin kontrolünde çalışırlar, kaslar içerisinde uyarıya verilen cevap oldukça yavaştır.

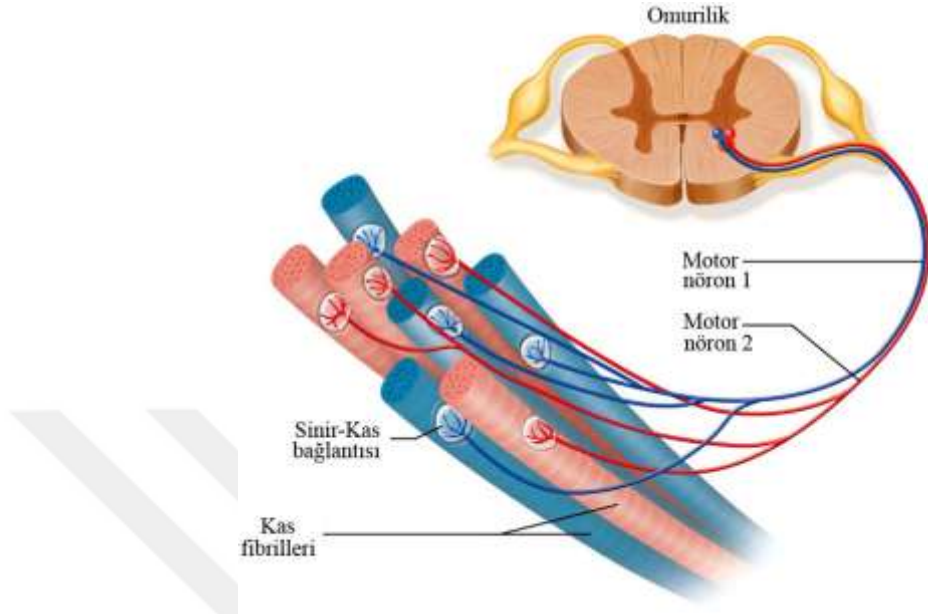
3.1.2.3. Kalp kasları

İnsan vücudunda sadece kalbin yapısında bulunan bu kaslar istem dışı çalışır. Yapısındaki çok miktardaki mitokondri sayesinde devamlı çalışması sağlanır ve günde 100.000'den fazla kasılabilmektedirler [146]. Miyofibrillerin dizilişi yönünden iskelet kasına, istemsiz kasılması açısından düz kasa benzer. Kalın ve kısa liflerden meydana gelen çok yoğun bir ağ gibidir. Sinirsel uyarı olmadan kasılabilirler.

3.1.3. Kasların kasılması

Kaslar sinirlerden gelen uyarılara cevap verme yeteneği olan yapılardır. Kas fibrilleri, elektriksel sinyallerin üzerinden iletildiği motor sinirler aracılığıyla merkezi sinir sistemi tarafından uyarılırlar. Motor sinirlerin kas lifine ulaştığı noktaya motor uç plakaları adı verilir. Motor sinirinden motor uç plakalarına bilgi geldiğinde kas uyarılır. Bir motor sinirin birden fazla kas fiberine bağlantısı vardır. Aynı motor sinir tarafından uyarılan kas fiberlerinin sayısı innervasyon oranı olarak adlandırılır ve farklı kaslar için farklı değerdedir [148]. Örneğin en küçük innervasyon oranına göz kaslarında rastlanırken en büyük innervasyon oranına bacak kaslarında

rastlanmaktadır. Omurilikten gelen motor nöronlar ve bunların sinir-kas bağlantıları Şekil 3.7’de gösterilmiştir.



Şekil 3.7. Motor nöronlar ve sinir-kas bağlantısı [147]

Motor sinirler aracılığıyla merkezi sinir sisteminden gelen uyartım, nöromasküler bağlantının son noktasına ulaşır ve burada bir aksiyon potansiyeli oluşmasını sağlar. Bu uyartım kas fiberlerinin hızlı bir depolarizasyonunu ve repolarizasyonunu başlatır. Oluşan aksiyon potansiyeli sarcolemma boyunca, kas fiberlerinden geçerek ilerler. Motor ünitesinde yer alan bütün kas hücrelerinde aksiyon potansiyel üretimi gerçekleşir ve akabinde o motor ünitesindeki bütün kas hücreleri eş zamanlı olarak kasılır [149].

Kasların kasılmasında kalsiyum iyonlarının rolü büyüktür. Çünkü aksiyon potansiyelinin tetiklenmesi kalsiyum iyonlarının miyofibrillere geçmesi ile sağlanır. Kas kasılması için, kas hücrelerinde oluşturulan gerekli enerji yardımıyla aktin ve miyozin iplikçiklerinin birbirine kayması gereklidir. Aktin ve miyozin iplikçiklerinin bu hareketi kasın boyunun kısılmasına ve haliyle bağlı bulunduğu kemiğin hareket etmesine sebep olur.

Kas hücreleri ve diğer bütün hücrelerdeki acil enerji kaynağı adenosin trifosfat (ATP) isimli kimyasal bir bileşimdir. ATP kullanılıp tükenince kreatin fosfat adı verilen enerji depoları kullanılır. Yoğun kas çalışmalarında, fazla enerjiye ihtiyaç vardır. Kasta depolanan glikojen, ihtiyaç hâlinde hücresel solunumla glikoza parçalanır. Bunun sonucunda karbondioksit, su ve enerji açığa çıkar. Ortamda yeterli oksijen yoksa glikoz oksijen kullanılmadan yakılır. Sonucunda da laktik asit ve enerji açığa çıkar.

3.1.4. Kaslardaki kasılma tipleri

İnsanoğlunun kaslarındaki kasılma tipleri, izometrik, izotonik ve izokinetik olmak üzere üç ana başlık altında incelenebilir.

3.1.4.1. İzometrik kasılma tipi

Kaslardaki tonusun (gerilimin) artmasıyla oluşan statik bir kasılma tipidir. İzometrik kasılma esnasında kas boyunda değişiklik gözlenmez ve bu değişimin olmaması da ekstremitelerde hareket meydana getirmemektedir [150]. Dış direnç kasın ürettiği iç gerilimden fazla olduğu için kas boyunda ve eklem açısında değişiklik olmadan kasın gerilimi artar. Bu sebeple rehabilitasyon alanında kullanılabilmektedir [151]. İzometrik kasılma tipine örnek olaylar ise elimize aldığımız poşetleri dirsek ekleminde hareket ettirmeden taşıma, ayakta dik durmamızı sağlayan kaslarımızın gerili olması ve iki eli karşı karşıya getirip birbirini itme hareketi olarak verilebilir.

3.1.4.2. İzotonik kasılma tipi

Kelime anlamı olarak “İzotonik” aynı ya da sabit gerilimdir. İzotonik kasılma türleri kas tonusu sabit iken kas boyunun değişimi ile oluşan kasılmalardır. Konsantirik ve eksantirik olarak iki alt başlıkta incelenebilir.

3.1.4.2.1. Konsantrik kasılma tipi

Bu kasılma türünde kaslar kuvvet üretirken eklem açısı küçülür ve kasın boyu kısalmır. Kas gücünü arttırmak için en çok kullanılan ve tercih edilen kasılma türüdür. Örneğin elimize aldığımız bir ağırlıkla dirsek eklemimize fleksiyona getirdiğimiz sırada dirsek bölgesini önceden kat eden biceps brachii kası konsantrik kasılmaktadır. Koşma veya merdiven çıkma sırasında da aktif olan kaslar konsantrik olarak kasılmaktadırlar.

3.1.4.2.2. Eksantrik kasılma tipi

Dinamik bir kasılmadır. Kasılma sırasında eklem açısı büyürken kasın boyu uzar. Bu tip kasılmada kasta oluşan net gerilimin kuvveti, kasın kendi olağan kasılma mekanizması ile oluşturulan kuvvetten daha fazladır. Merdiven inme, yokuş aşağı yürüme gibi durumlar aktif kaslarda eksantrik kasılmaya sebep olmaktadır. Bu tür kasılmalar sonrası kas ağrıları meydana gelebilmektedir [145, 151].

3.1.4.3. İzokinetik kasılma tipi

İzokinetik kasılmada bütün hareket boyunca maksimal bir gerilim sabit (aynı açı ile) şekilde devam ettirilir. Yani tüm hareket açıklığı içinde, sabit bir hızla yapılan kasılma şeklidir. Hareketin her açısında maksimal bir güçte kasılma olur ve bu kasılma tüm hareket boyunca devam eder. Böylece tüm hareket açıklığı boyunca kaslar aynı dirençle yüklenmiş olur. Örneğin serbest yüzme tekniğinde 300° , 240° , 180° , 60° gibi dairesel sabit hızlarda kol kulaçları. Bu kasılma türü ile yapılan antrenmanlar, kas dayanıklılığını ve kuvvetini arttıran en iyi şekilde arttırmaktadır [145].

3.1.5. EMG kaydında kullanılan elektrot çeşitleri

EMG sinyallerinin kaydedilmesi ya da görüntülenmesinde yaygın olarak iki tip elektrot kullanılır. Bunlardan bir tanesi yüksek hassasiyete sahip ve derinlerdeki kas gruplarına ulaşabilen iğne elektrotlardır. Diğerisi ise daha fazla kas gruplarının

birleşmiş elektriksel aktivitelerini algılamada kullanılan ve girişimsel olmayan deri yüzeyinden algılanabilen yüzey elektrotlardır [152, 153].

Dâhili elektrotlar sınıfına giren iğne elektrotlar ile ölçüm yapmak için iğne şeklindeki yapılar kas içine batırılır. Bu tarz elektrotlarda jel kullanımına gerek yoktur. Elektrolit görevini hücre sıvısı görür. Daha az sayıdaki motor ünitesinin oluşturduğu potansiyel değişim kararlı bir şekilde algılanmak isteniyorsa iğne elektrotların kullanımı uygun olacaktır. İğne elektrotun bir hücrenin yakınına yerleştirilmesi durumunda elektrot çevre hücrelerden gelen değişimleri de algılamaktadır. Şekil 3.8’de iğne elektrotların görüntüsü yer almaktadır.



Şekil 3.8. Derialtı kullanılan iğne elektrotların görüntüsü

Yüzey elektrotlar ile kaydedilen yEMG girişimsel olmayan bir tekniktir ve kasların uyarımlara olan cevabını incelemede oldukça etkilidir. Yüzey elektrotlar, kası örten deri üzerine yerleştirilir ve çok sayıdaki motor ünitesinden gelen birleşmiş elektriksel potansiyelleri algılar [154]. Birleşmiş kas gruplarının davranışlarını analiz etmede oldukça kullanışlı bir teknik olan yEMG tıp alanında, insan hareketinin anatomisini ve mekanizmasını inceleyen çalışmalarda, spor faaliyetlerinin araştırılması ve geliştirilmesi çalışmalarında sık sık kullanılır olmuştur. Ölçümü yapılacak kas grubunun üzerindeki deri yüzeyi elektrot uygulanmadan önce kir, yağ ve mümkünse

kıllardan arındırılmalı, ayrıca iletkenliği artırmak amacıyla ilgili bölgeye elektrolit olarak jel uygulanmalıdır.

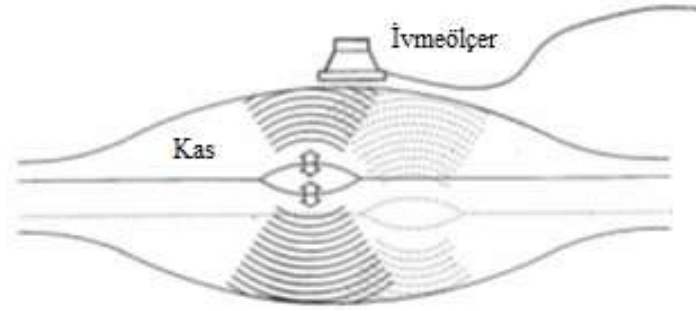
Bu tez çalışmasında rectus femoris kası üzerinden alınan EMG kayıtları için Şekil 3.9'da görülen 10 mm çapında, kendinden yapışkanlı gümüş-gümüş klorür yüzey elektrotlar kullanılmıştır (T3404, Thought Technology Ltd. Montreal, Canada).



Şekil 3.9. Tez çalışmasında kullanılan yüzey elektrot

3.2. Mekanomiyogram İşaretleri

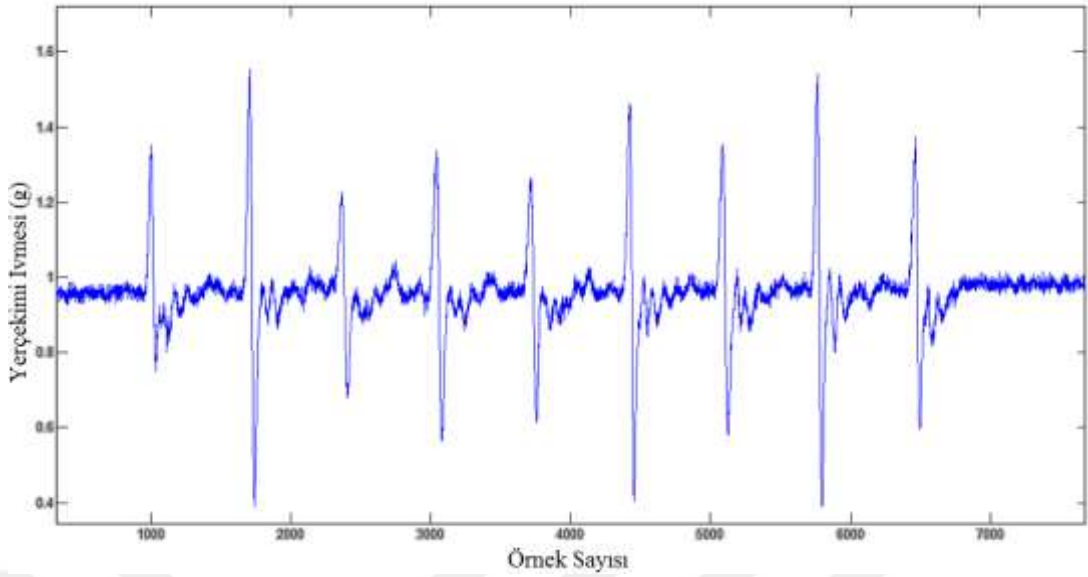
Mekanomiyogram (MMG) kasların mekanik aktivitesini belirlemek için kullanılan faydalı ve deri üzeri (noninvaziv) bir metottur. MMG sinyalleri, motor ünitelerin mekanik aktivitelerinden kaynaklı kas yüzeyindeki titreşimlerin çeşitli özel dönüştürücüler (ivmeölçer, mikrofon) vasıtasıyla kaydedilmesi sonucu elde edilir [83, 84, 85, 86]. Mekanik titreşimler, kas kasılması ile kas fiberlerinde meydana gelen basınç dalgalarının sebep olduğu boyutsal değişiklikleridir. MMG sinyalleri bir dizi aktif kas fibrillerinin ürettiği basınç dalgalarının bir sonucudur ve kasın mekanik aktivitesi olarak da açıklanır [85, 86]. MMG sinyalinin genliğinin miktarı, kasılmaya katılan motor birimlerin sayısına bağlıdır. Motor ünitelerin ateşleme hızı arttığında MMG genliği de artar. Kütle, viskozite ve basınç kişiden kişiye farklılık göstereceği için her bir kişinin kas titreşim frekansları farklı olacaktır [155]. MMG sinyalinin elde edilmesine ilişkin temsili görüntü Şekil 3.10'da verilmiştir.



Şekil 3.10. MMG sinyalinin elde edilmesi

19. yüzyılın sonlarında fizyolog Marey uyarılmış kasılma sırasında kas kalınlığındaki değişikliği kaydetmek için özel bir miyograf tasarlamıştır. Yirminci yüzyılın başlarından bu yana kasların enine çap değişim analizleri güvenilir bir araç olarak kabul edilmiş ve çeşitli fizyoloji kitaplarında kas kasılma sürecini tanımlamak için kullanılmıştır [156]. Kasın enine mekanik hareketinin belirlenmesinde ivmeölçeri ilk kullanma çalışmalarını Lammert, Jorgensen ve Einer-Jensen yapmıştır. Özellikle Lammert ve Jorgensen tek bir motor ünitenin yüzey titreşimlere katkısını tespit etmeyi başarmışlardır [157]. Daha sonraları MMG'nin elde edilmesi için çok düşük kütleli (2g'den daha az) sahip dönüştürücüler piyasada kullanılmıştır. Çünkü bu dönüştürücüleri çift taraflı bant ile yapıştırmak mümkündür ve bu tarz dönüştürücülerde kas yüzey dinamiklerini engelleyebilecek hiçbir ek basınç girişi yoktur. Bu teknik, istemli [85, 158] veya uyarılmış [159-165] kasılmaların MMG'sini algılamada günümüze kadar kullanılmıştır.

MMG, EMG'ye göre bazı avantajlar sağlar. Örneğin çeşitli sebeplerle oluşan deri empedans değişimlerinden etkilenmez [166, 167]. Diğer bir avantajı yüksek elektromanyetik gürültünün bulunduğu ortamlarda EMG kullanımı elverişli olmamasına rağmen, bu ortamlarda MMG kullanımı başarılı sonuçlar verebilmektedir [100, 101, 102]. Bu tez çalışmasında kullanılan örnek bir MMG sinyali Şekil 3.11'de gösterilmiştir.



Şekil 3.11. Tez çalışmasından alınan örnek MMG görüntüsü

Kas yorgunluğu değerlendirmelerinde MMG sinyallerinin analizleri sıkça kullanılmaktadır. Frekans ve zaman ekseninde MMG sinyallerinden öznelilikler çıkarılarak kas yorgunluğu analizleri yapılabilir. Bir çalışmada yorulan kastan alınan MMG sinyalleri ile yorgunluğun var olmadığı kastan elde edilen MMG sinyalleri incelenmiş ve arasında farklılıklar gözlenmiştir [100]. Kas yorgunluğu üzerine yapılan frekans analizlerinde yorgunluğun oluşumu ile kas iletim hızındaki azalışa bağlı olarak yüksek frekanslardan düşük frekanslara geçiş gözlenmiştir [168]. Zaman ekseninde analizinde, kaslar yoruldukça daha fazla motor ünite kasılmaya dâhil olur ve MMG sinyallerinin genliği artar [169].

Kas kasılması sonucu oluşacak mekanik sinyaller ivmeölçerler, mikrofonlar, piezoelektrik kontak sensörler ve lazer mesafe ölçerler gibi dönüştürücüler vasıtasıyla kaydedilebilmektedir. Watakabe çalışmasında MMG kayıtları için piezoelektrik kontak sensör ve kondansör mikrofon kullanmıştır [170, 171]. Fakat piezoelektrik kontak sensörünün mekanik davranışı vücut yüzeyi ve kontak basıncından olumsuz etkilenebilmektedir [170, 172, 173]. Kondansör mikrofonun frekans tepkisi, deri yüzeyi ve mikrofon elementi arası hava bölmesinin büyüklüğünden etkilenebilmektedir [171]. İvmeölçerler ise daha hafif ağırlıklara sahip olması, daha küçük boyutlarda yer kaplaması, kolay monte edilebilirliği ve yüksek güvenilirliğinden dolayı MMG ölçümlerinde sıkça kullanılmaktadır [174].

İvme fizikte, hızın birim zamana bağlı değişimi [175] veya hızın zamana göre türevi olarak tanımlanır. Hareket halindeki bir cismin hızı zamanla değişiyor ise bu değişimin hızı o cismin ivmesi olarak adlandırılır. Maddelerin hareket esnasındaki ivmelerini ölçüp elektriksel sinyallere dönüştüren algılayıcılara ivmeölçer denilmektedir. Günümüzde ivmeölçerler bilimsel araştırmalarda, sanayide birçok cihazda ve günlük yaşamda sıkça kullanılmaktadır. Büyüklüğü ise uzaklık / zaman² olan bir vektörel niceliktir ve cismin hem hızının hem de yönünün şiddetlerindeki değişimini gösterir [176, 177]. İvmeölçer yardımıyla ölçülen ivmenin birimi (m/s^2) veya (g) ile ifade edilir. Eğer uzayda ya da herhangi bir çekim alanının kapsamında değil isek sensör üzerine $1g$ değerinde bir yerçekimi kuvveti etki etmektedir. Bu da yaklaşık olarak $9,8 m/s^2$ 'dir. Ölçü skalası olarak $\pm 1 g, \pm 2 g, \pm 4 g \dots$ gibi değerler ile ifade edilmektedir.

Günümüzde ivme sensörleri mikro elektromekanik (MEMS) üretim teknikleri ile üretilmektedirler. Yapılarına göre farklı türde ivme sensörleri bulunmaktadır. Bunlar;

- Kapasitif: İki metal yüzey arasındaki mesafenin harekete bağlı olarak değişmesi ile değişen kapasitansın çıkış sinyalindeki voltajı değiştirmesi prensibi ile çalışmaktadır.
- Resistif: Sensör muhafazası içerisinde bulunan çok ince tellerin ivmelenme sırasında bükülerek kesit alanlarının değişmesi ve buna bağlı olarak dirençlerinin değişmesi prensibine dayanır.
- Piezoresistif: Hızdaki değişimin piezoelektrik malzeme üzerinde yarattığı stresin elektrik sinyallerine dönüştürülmesi ile çalışır.
- Hall effect: Hareket sırasında yerin manyetik alanından kaynaklanan küçük değişimleri algılayarak bunları elektrik sinyallerine dönüştüren sensörlerdir.

İvmeölçerlerde kullanım amacına göre dikkat edilmesi gereken önemli hususlar vardır. Bunlardan birincisi sensörün çözünürlüğüdür. Çözünürlük algılanan ivmedeki

değişim başına sensörün çıkışında ölçülen voltaj değişimi miktarıdır (*volt/g*). İkinci önemli husus sensörün cevap süresidir. İvmeye meydana gelen değişime sensörün ne hızda cevap verdiğinin göstergesidir. Üçüncü önemli husus ise sensörün maksimum ve minimum ölçebildiği ivme miktarı yani ölçüm aralığıdır.

3.3. Çalışmaya Katılan Gönüllüler

Akdeniz Üniversitesi Beden Eğitimi ve Spor Yüksekokulu araştırma ve uygulama merkezinde gerçekleştirilen deneylere 34 Akdeniz Üniversitesi öğrencisi gönüllü olarak katılmıştır. Çalışmaya katılan gönüllü grubu, 19-22 yaş arası, cinsiyeti erkek, herhangi bir ilaç kullanmayan, sigara içmeyen, onam formunu kabul etmiş, beden kitle indeksi (BKİ) 20-25 arasında, spor geçmişi olan ancak şu an itibarı ile müsabık olmayan gönüllülerden oluşturulmuştur.

3.3.1. Antropometrik ölçümler

Gönüllülerin antropometrik ölçüm olarak boy ve beden kompozisyonu ölçümleri [ağırlık, Beden kitle indeksi (BKİ), toplam yağ ve yağsız beden kütleleri (YBK)] yapılmıştır.

3.3.2. Boy ölçümü

Gönüllüler ayakları çıplak olarak ölçüme katılmışlardır. Boy ölçümü, Holtain marka HLT107 model (UK) stadiometre ile yapılmıştır. Ölçüm başlangıcında çalışmaya katılanlar, daha önceden düz bir zemin üzerinde duvara sabitlenmiş stadiometre aletinin önünde ölçüme uygun bir şekilde durmuştur. Ölçüm sırasında kişilerin ağırlığı her iki ayağına eşit dağıtılmış, topuklar birleşik, baş frankfort planda, kollar omuzlardan serbestçe yanlara sarkıtılmış durumda ve stadiometreyle temasta olacak şekilde durması sağlanarak ölçüm yapılmıştır. Ölçüm sırasında skapula, kalça çıkıntısı ve başın arkası dikey stadiometreye yanaşmış olmasına dikkat edilmiştir. Ölçüm sırasında gönüllülerden derin bir nefes alması ve dik pozisyonunu topukları yerden ayrılmaksızın tutması istenerek, stadiometrenin hareketli parçası başın en üst

noktasına getirilerek saçlar yeterli miktarda sıkıştırılarak ölçüm 1 mm'ye kadar ölçülerek not edilmiştir.

3.3.3. Beden kompozisyonu ölçümü

Çalışmaya katılan gönüllülere ait beden kompozisyonu ölçümleri [ağırlık, BKİ, toplam yağ ve YBK] ölçümleri Tanita marka, TBF 300 BİA (USA) model biyoelektrik empedans analizörü kullanılarak yapılmıştır. Ölçüm sırasında gönüllüler şort giymiş bir şekilde cihazın üzerine çıkarılarak ölçüm yapılmıştır.

3.3.4. Beden kitle indeksi

BKİ hesabı için kullanılan matematiksel ifade Denklem 3.1'de gösterilmiştir.

$$\text{Beden kitle indeksi} = \frac{\text{Ağırlık}(kg)}{\text{Boy}^2(m^2)} \quad (3.1)$$

3.4. Performans Testleri

Çalışmada tespit edilmek istenen yorgunluğun gönüllüler üzerinde oluşturulabilmesi için, gönüllülerden 100 m sprint performans testini yapabildikleri en yüksek hızda tamamlamaları ve maksimal yüklenmeli koşu bandı yöntemlerinden Bruce protokolünü başarabildikleri en son seviyede tamamlamaları istenmiştir. Gönüllülere testten önceki 48 saat içinde yüksek yoğunlukta bir yüklenme yapmamaları gerektiği söylenmiştir.

3.4.1. 100 m sprint performans testi

Çalışmaya katılan gönüllüler 100 m sprint performanslarını Şekil 3.12'de görülen Akdeniz Üniversitesi stadyumu atletizm sahası tartan zemini üzerinde gerçekleştirmiştir. Bu performans testi prosedürüne göre gönüllüler koşu başlamadan, başlangıç çizgisinin arkasında kendi tercih ettiği bir ayağı önde olacak

şekilde bekletilmiştir. Başlangıç işareti verildikten sonra birey koşabildiği en yüksek hızla 100 m mesafeyi tamamlamıştır.



Şekil 3.12. Akdeniz Üniversitesi stadyumu atletizm sahası

3.4.2. Bruce protokolü

Maksimal yüklenmeli koşu bandı yöntemlerinden olan Bruce protokolü 10 etaptan oluşmaktadır [178]. Her etapta koşu bandının eğimi ve hızı artırılarak gönüllülerin maksimalini vermesi istenmiştir. Tablo 3.1’de Bruce protokolündeki etaplara göre eğim ve hız değişimleri gösterilmiştir.

Tablo 3.2. Bruce protokolüne göre zamana bağlı hız ve eğim değişimlerini gösteren tablo

Basamak	Zaman (dak)	Hız (km/saat)	Eğim(Derece)
1	0	2,74	10
2	3	4,02	12
3	6	5,47	14
4	9	6,76	16
5	12	8,05	18
6	15	8,85	20
7	18	9,65	22
8	21	10,46	24
9	24	11,26	26

Bruce protokolü uygulamaları Akdeniz Üniversitesi Beden Eğitimi ve Spor Yüksekokulu laboratuvarında bulunan Jaeger LE 100 CE/200 CE marka ve modeli koşu bandı ile yapılmıştır. Kullanılan koşu bandının görüntüsü Şekil 3.13’de verilmiştir.



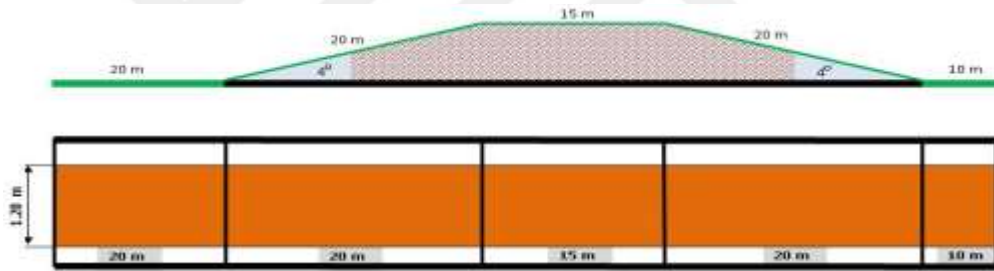
Şekil 3.13. Bruce protokolü uygulamalarında kullanılan koşu bandı

3.5. Eğitim Antrenmanları Uygulama Prosedürü

Çalışmalara katılan gönüllülerde idmansızlığa bağlı sakatlıkları önleyebilmek amacıyla 8 hafta sürecek eğitim antrenmanları öncesinde iki hafta süreyle kuvvet antrenmanları ve koşu tekniği çalışmaları uygulanmıştır. Kuvvet antrenmanları için Matrix Fitness System marka kondisyon makineleri kullanılmış ve gönüllülerden maksimallerinin % 75-80’i arasındaki ağırlıklarla, 8-10 tekrarlı istasyon çalışması şeklinde uygulama yapmaları istenmiştir. Bu çalışmada kullanılan istasyonlardan genel kuvvete yönelik olan istasyonlar squat, abdominal crunch, leg extension, core extension ve leg flexion hareketlerinden oluşmuştur. Kuvvet çalışmalarının arasına koşu tekniğini iyileştirmek için 15 saniye süreli koşu tekniği çalışmaları yerleştirilmiştir. Bu çalışmalar, sabit şekilde yüksek diz alıştırması ve duvarda

yüksek diz çekmeden oluşmaktadır. Kuvvet antrenmanı sonrası kuvvetin çabuk kuvvete dönüşümü için 3×10 s'lik kol ve ayak çekişi çalışmaları uygulanmıştır. Uygulamada tekrarlar arasında 2,5 dakikalık dinlenmeler verilmiştir. Çalışma bir turu 3 dakika olacak şekilde 1 setlik jog şeklindeki koşu ve stretching çalışması ile sona erdirilmiştir. 2 hafta uygulanan bu çalışma haftada 3 gün uygulanmıştır.

Kuvvet antrenmanları ve koşu tekniği çalışmaları sona erdiğinde asıl çalışmanın hedeflerinden olan 8 hafta sürecek eğitim antrenmanları başlamıştır. Eğitim antrenmanları yatay koşu, tepe inişi ve tepe çıkışı olmak üzere üç farklı düzlemde yapılmıştır. Antrenmanlar 8 hafta sürmüş ve haftada 3 gün olacak şekilde gerçekleştirilmiştir. Tartan zemin başında ve sonunda sırasıyla 20 ve 10 m'lik yatay, ilk 20 m'den sonra 20 m tepe çıkışı ve son 10 m'den önce de 20 m tepe inişi olarak tasarlanmıştır. Eni 1.20 m olan tartan parkurun tasarımı Şekil 3.14'de görülmektedir.



Şekil 3.14. Eğitim antrenmanlarının gerçekleştirildiği özel tasarlanmış tartan parkur.

8 hafta süren eğitim antrenmanları gerçekleştirilirken gönüllüler 4 derece eğime sahip Şekil 3.15'de görülen tartan zemin üzerinde 4 sprint tekrarı 1 set olacak şekilde 2 set üzerinden çalışmaya katılmışlardır. Çalışmaya katılan gönüllüler toplamda koşacağı 75 m'yi, 5 m hızlanma koşusu (yatay)+20 m maksimal sprint (çıkış)+10 m akıcı koşu (yatay)+5 m inişe başlamak için hızlanma koşusu (yatay)+20 m maksimal sprint (iniş)+15 m akıcı koşu olarak parçalar halinde bölerek durmaksızın koşmuştur. Bu 75 m'lik parkurun sadece 50 m'si sprint koşusu olarak geçileceği için, sprint tekrarları arasında 5 dakika, setler arasında ise 7 dakikalık aktif dinlenme verilmiştir. Çalışmanın 5. ve 6. haftalarında yüklenmenin giderek artırılması ilkesine bağlı olarak 1. sete 1 tekrar ilave edilmiştir. 7. ve 8. haftalarda ise 2. sete 1 tekrar ilave edilerek tüm setler 5 tekrar üzerinden uygulanmıştır.



Şekil 3.15. Eğitim antrenmanlarının gerçekleştirildiği tartan parkurun görüntüsü

3.6. Sinyallerin Kayıt Prosedürü

Bu çalışmada analiz edilecek yorgunluğu gönüllüler üzerinde oluşturabilmek için, tüm gönüllüler Bruce protokolü ve 100 m sprint performans testine katılmıştır. Karşılaştırma analizleri yapabilmek için gönüllülerin yorulmadan önce (Bruce protokolü ve 100 m sprint performans testi öncesi) ve yorgunluk gönüllüler üzerinde meydana geldiğinde (Bruce protokolü ve 100 m sprint performans testi sonrası) alt ekstremité sağ bacak Rectus Femoris (RF) kası göbeğine yerleştirilen yüzey elektrot ve ivmeölçer vasıtasıyla MMG ve EMG kayıtları alınmıştır. Gönüllülerden alt ekstremité RF kasını 40 sn süre boyunca, saniyede bir periyodik ses veren metronomun her vuruşunda maksimum istemli ve izometrik olarak kasma istenmiştir. EMG kaydı için yüzey elektrotun ve MMG kaydı için ivmeölçerin gönüllünün RF kası üzerindeki yerleşim pozisyonu Şekil 3.16’da gösterilmiştir.



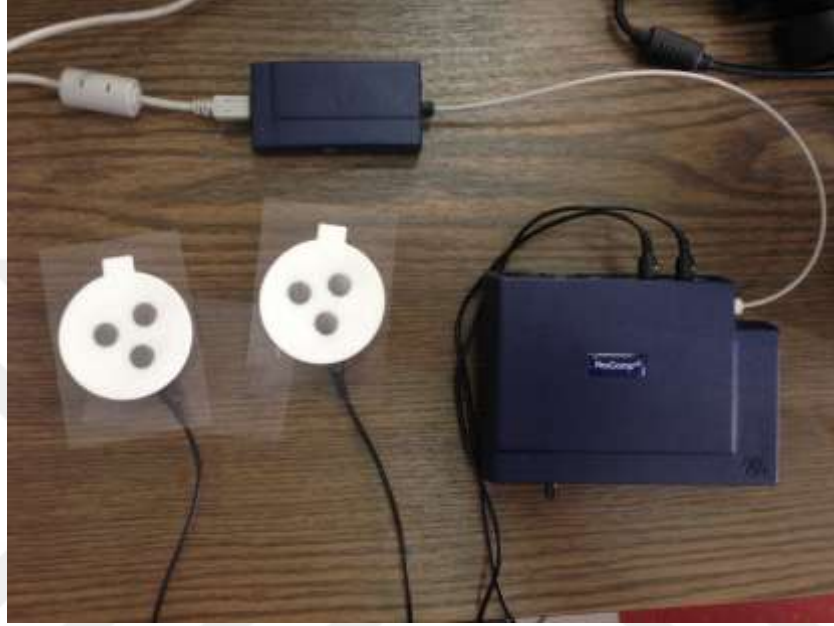
Şekil 3.16. Yüzey elektrot ve ivmeölçerin RF kası üzerine yerleşimi

3.6.1. EMG sinyalinin kayıt edilmesi

Yüzeysel EMG sinyallerinin kaydedilmesi için laboratuvar ortamında, ProComp Infiniti™ (Model SA7500, Thought Technology Ltd. 2180 Belgrave Avenue, Montreal, QC H4A 2L8 Canada) cihazı kullanılmıştır. ProComp Infiniti™, 8 kanala sahip çok modüllü, gerçek zamanlı kayıt alabilen bilgisayar desteği ile veri işleyebilen bir cihazdır. Cihaza bağlanan uygun sensör ile elde edilen bilgiler cihazda kodlanmakta ve fiber optik kablo TT-USB (Thought Technology Ltd. 2180 Belgrave Avenue, Montreal, QC H4A 2L8 Canada) bağlantısı kullanılarak bilgisayara aktarılmaktadır. BioGraph Infiniti yazılım programı aracılığıyla da amaca uygun kayıt ve görüntüleme seçenekleri kullanılabilir.

Sinyalleri deri yüzeyinden algılamak için bahsi geçen EMG cihazına uygun 10 mm çapında, kendinden yapışkanlı gümüş-gümüş klorür elektrotlar kullanılmıştır (T3404, Thought Technology Ltd. Montreal, Canada). Kayıtlar alınmadan önce herhangi bir girişime olanak vermemek için gönüllülerde ilgili kas grubunun üzeri traşlanmış ve

temizlenmiştir. Ayrıca deri yüzeyi ve elektrot arasındaki elektriksel iletimin daha iyi sağlanabilmesi için jel kullanılmıştır. Sinyal kayıtları alınırken cihazın örnekleme frekansı 2 kHz olarak belirlenmiştir. Kullanılan EMG kayıt cihazı ve kullanılan yüzey elektrotlarının bir görüntüsü Şekil 3.17’de verilmiştir.



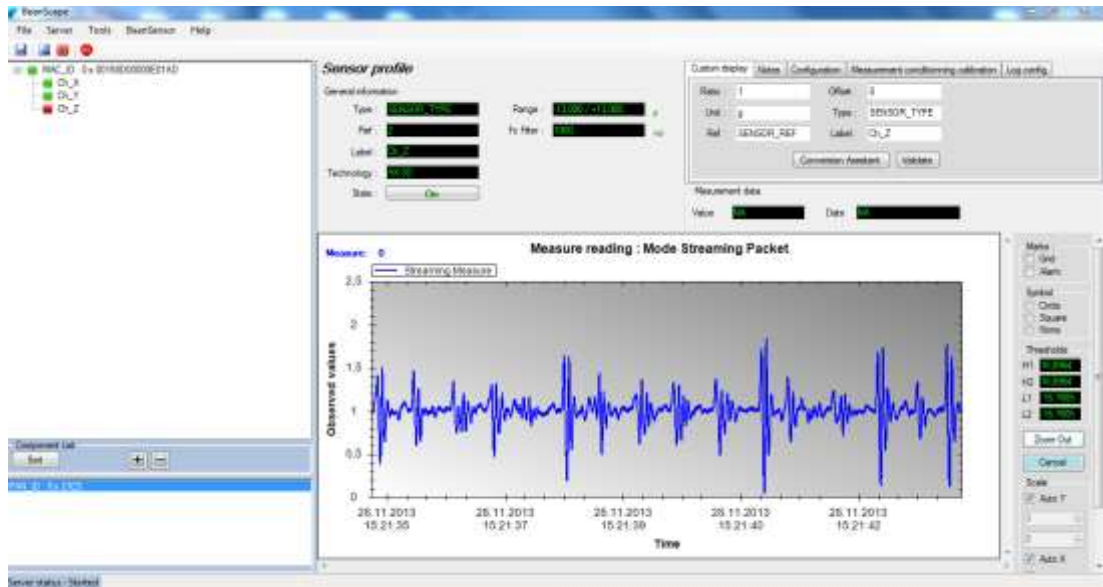
Şekil 3.17. Çalışmada kullanılan EMG kayıt cihazı ve elektrotlar

3.6.2. MMG sinyalinin kayıt edilmesi

Kaslardaki mekanik değişimlerin bir göstergesi olan MMG sinyallerinin kayıt edilebilmesi için bu çalışmada ivmeölçer (accelerometer) kullanılmıştır. Kullanılan ivmeölçer RF kasının göbeğine yerleştirilmiştir ve bu yerleşim Şekil 3.16’da gösterilmiştir. Kayıtlar alınırken Beanair firmasına ait Beandevise AX-3D kablosuz ivmeölçer, Bean Gateway kablosuz sensör ağ koordinatörü, Beanscape gerçek zamanlı kablosuz sensör ağı denetim yazılımı kullanılmıştır. MMG sinyalleri kayıt edilirken örnekleme frekansı 1 kHz seçilmiştir. Şekil 3.18’de çalışmada kullanılan kablosuz ivmeölçer ve kablosuz sensör ağ koordinatörünün bir görüntüsü, Şekil 3.19’da ise Beanscape gerçek zamanlı kablosuz sensör ağı denetim yazılımının ekranı gösterilmiştir.



Şekil 3.18. Kablosuz sensör ağı koordinatörü ve kablosuz ivmeölçerin bir görüntüsü



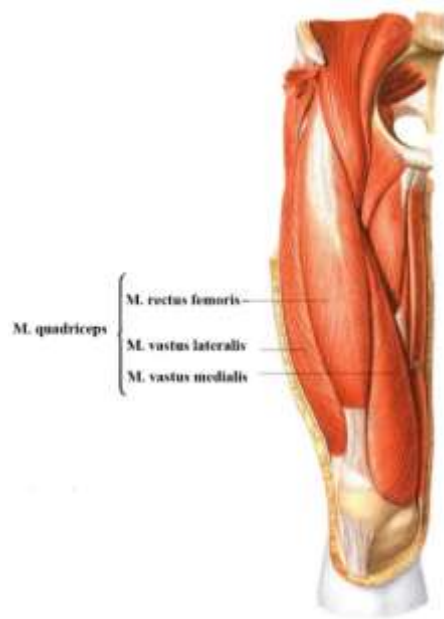
Şekil 3.19. Beanscape Gerçek zamanlı kablosuz sensör ağı denetim yazılımı ekran görüntüsü

3.6.3. Sinyallerin elde edildiği kas grubu

İnsan vücudunda uyluğun ön kısmında yer alan, en büyük ve en kuvvetli kas Muskulus (M.) Quadriceps Femoristir. İnsan vücuduna yandan bakıldığında bacak ve uyluk düz bir aks üzerindedir. M. Quadriceps Femoris, Rectus Femoris, Vastus Medialis, Vastus Intermedius ve Vastus Lateralis kaslarının bir arada bulunmasına verilen isimdir. M. Quadriceps Femoris kasının en önemli görevi bacağı ekstansiyon yaptırmaktır [179].

M. Quadriceps Femoris kasını meydana getiren kaslardan biri olan RF kası, sadece diz eklemine değil kalça eklemi üzerine de etki yapar. İstemli olarak kasabildiğimiz çizgili kas grubuna giren RF kası çift eklem katetmektedir. RF kası bu özelliklerinden dolayı yürüme, koşma ve sıçrama gibi hareketler sırasında bacağın öne hareketlerinde önemli rol oynar [179].

Bu tez çalışmasında MMG ve EMG kayıtları için kullanılan ivmeölçer ve yüzey elektrot, gönüllülerin sağ bacak RF kasının göbeğine yerleştirilmiştir. Aşağıda Şekil 3.20’de uyluk üzerinde RF kasının yeri gösterilmiştir.



Şekil 3.20. Rectus Femoris kasının uyluk üzerindeki yeri [147]

BÖLÜM 4. YÖNTEM

4.1. Dalgacık Dönüşümü

Yaşadığımız çevreden elde ettiğimiz büyüklüklerin, herhangi bir bağımsız değişkenin fonksiyonu olarak ifade edilmesine sinyal denir [180]. Bu sinyallerin birtakım matematiksel dönüşüm işlemlerinden geçirilerek değerlendirilebilir hale getirilmesine ise sinyal işleme denir. Sinyal işleme, sinyalin içerisindeki bilgilere ulaşabilmek için kullanılan teknikleri içermektedir [181]. Çeşitli matematiksel işlemler içeren bu teknikler, sinyal üzerinden daha fazla ve anlamlı bilgiler alabilmek için kullanılmaktadır. Sinyaller basit olarak iki tanım alanında incelenir. Bunlar zaman ve frekans tanım alanıdır. Dış dünyadan kayıt edilmiş, zaman tanım alanında incelenecek bir sinyale “ham sinyal”, matematiksel dönüşümü yapılarak incelenecek sinyallere ise “işlenmiş sinyal” denir. Sinyallerin zaman içerikleri önemli bilgiler içermesine rağmen yetersiz kalmaktadır. Çoğu uygulamada sinyale ait frekans bilgisinin incelenmesi gerekmektedir. Sinyallerin frekans bilgisi ise frekans spektrumu ile belirlenebilmektedir [182].

Zaman ekseninin tüm noktalarında, sinyalin genliği değişmesine rağmen frekans bileşenleri değişmeyen sinyallere durağan sinyaller denir. Bu sinyallerin frekans bileşenleri zamana bağlı olarak değişim göstermemektedir [183]. Durağan sinyallerin incelenmesinde etkili bir metot olan ve adını Fransız matematikçi Joseph Fourier (1807)’den alan Fourier analizi sinyalleri frekans bileşenlerine ayrıştırabilmekte ve her bir bileşenin etkisini ortaya koyabilmektedir [181]. Çünkü durağan sinyaller trigonometrik fonksiyonların toplamı şeklindedir. Bu sayede sinüs ve kosinüs dalgalarının doğrusal bileşimine ayrıştırılabilmektedirler [184]. Fourier dönüşümü sinyalin tamamı hakkında bilgi verir [185, 186] ve durağan olmayan sinyallerin

analizinde tercih edilmezler. Çünkü sinyalin geçici değişimlerini analiz edebilme yetenekleri mevcut değildir. İşaretin tamamı hakkında değil fakat belli sabit aralıklara bölerek analiz yapabilme yeteneğine sahip KZFD bu eksikliği gidermek için geliştirilen bir yöntemdir. Bu metot sinyalin zaman-frekans gösteriminin elde edilmesini sağlar. Sinyallerin tanımlayıcı özelliklerinin belirlenmesinde hem geçici hem de frekans değişim bilgilerini içeren zaman-frekans gösterimi etkilidir [187]. KZFD metodunda kullanılan pencere fonksiyonunun, tarama sırasında sabit genişlikte olması, sinyalin hızlı değişen yüksek frekanslı değişimlerin değerlendirilememesine neden olmaktadır. Bu duruma çözüm üretmek için sabit genişlikli pencereler yerine, sinyaldeki yavaş değişimleri algılamak için geniş pencere fonksiyonları ve sinyaldeki hızlı değişimleri yakalayabilmek için daha dar pencere fonksiyonlarının kullanımını temel alan dalgacık dönüşümü (DD) metodu geliştirilmiştir [186, 188, 189, 190, 191].

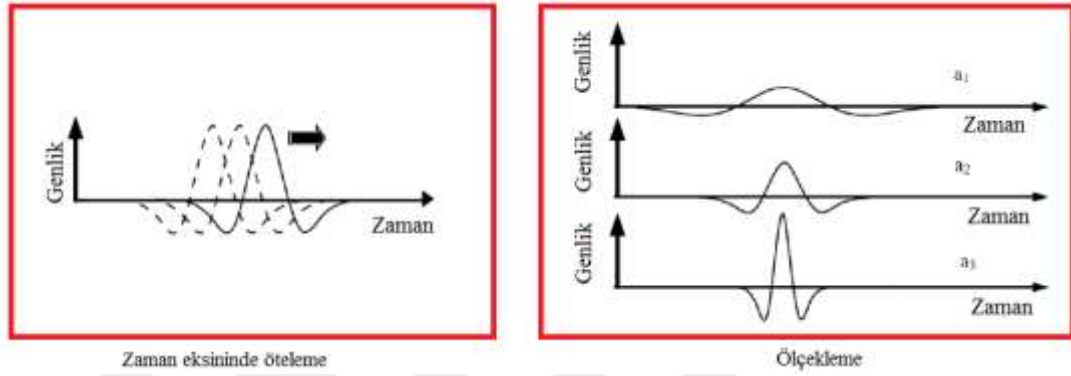
DD yöntemi sinyallerin değişken zaman-frekans çözünürlüğünün elde edilebileceği matematiksel bir araçtır [192]. İlk dalgacık ifadesi Macar matematikçi Alfred Haar tarafında gerçekleştirilen çalışmada yer almıştır [193]. Dalgacık dönüşümü ilk yıllarda fonksiyonel gösterimler ve kuantum mekaniği gibi alanlarda uygulanmıştır. Stephane Mallat 1980'lerdeki çalışmalarıyla DD'yi sinyal işleme konularında kullanmış ve dalgacıkların gelişiminde önemli rol oynamıştır [194]. Sonraki yıllarda Ronald Coifman ve Ingrid Daubechies bu metodu geliştirmişlerdir.

Dalgacık dönüşümü metodunun sürekli ve ayırık olmak üzere iki tür uygulaması mevcuttur. Sürekli dalgacık dönüşümü (SDD) matematiksel yapısı gereği çok miktarda istenmeyen bilgiler de üretir. Bu sebeple birçok çalışmada ayırık dalgacık dönüşümü (ADD) kullanılmaktadır.

4.1.1. Sürekli dalgacık dönüşümü

SDD, orijinal sinyalin bütün zamanlarda ölçeklenmiş, kaydırılmış dalgacık ile çarpımlarının toplamıdır ve KZFD 'nün ölçek konusundaki eksikliğini ortadan kaldırmak için geliştirilen bir yöntemdir. SDD'de analizi yapılacak sinyal dalgacık

adı verilen bir fonksiyon ile çarpılır [195]. Bu ana dalgacığın büyüklüğü ve yeri değiştirilerek alt pencere fonksiyonları oluşturulur ve bu pencereler sinyal üzerinde gezdirilir. Bu işlem sonrasında birçok dalgacık katsayısı oluşmaktadır. Şekil 4.1’de dalgacığın zaman ekseninde ötelenmesi ve “ a_1, a_2, a_3 ” ölçekleme parametrelerinin değişiminin dalgacığı nasıl etkilediği gösterilmiştir.



Şekil 4.1. Dalgacığın zaman ekseninde ötelenmesi ve ölçeklenmesi

Zamana bağlı bir $x(t)$ sinyalinin SDD’sinin matematiksel gösterimi aşağıdaki eşitlik kullanılarak (Denklem 4.1) ifade edilmiştir [186].

$$SDD_{a,b} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \overline{\psi_{a,b}(t)} dt \quad (4.1)$$

$\overline{\psi_{a,b}(t)}$ ifadesi ise aşağıdaki gibi (Denklem 4.2) ifade edilmiştir.

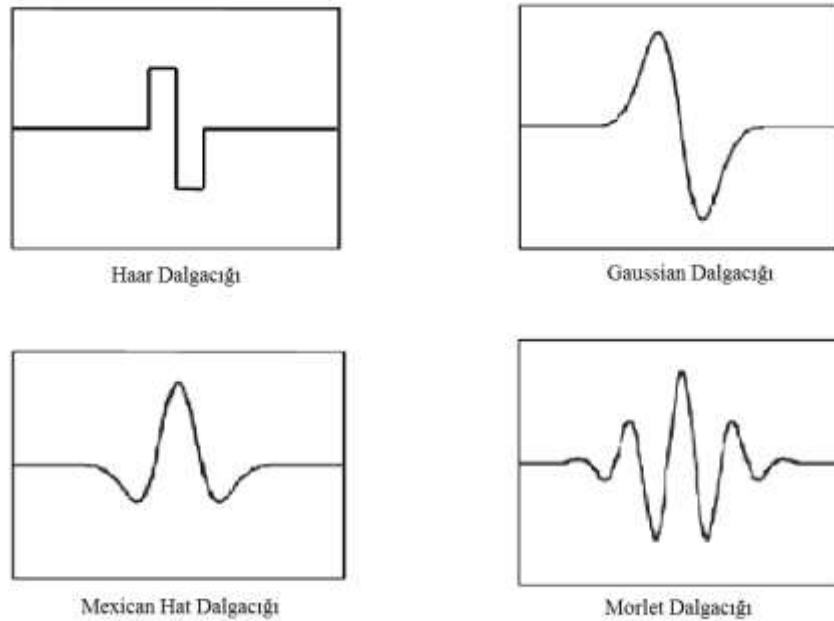
$$\overline{\psi_{a,b}(t)} = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a \in R^+ - \{0\}, \quad b \in R \quad (4.2)$$

Burada a ölçekleme parametresi, b öteleme parametresidir. $\psi(t)$ ise ana dalgacık fonksiyonunun simgesidir. Bu ana dalgacık fonksiyonunun a parametresi ile ölçeklenmesi ve b parametresi ile ötelenmesi yoluyla farklı alt pencere fonksiyonları elde edilmektedir. Buradaki ölçekleme vasıtasıyla düşük ölçeklerde yüksek frekans özellikleri ve yüksek ölçeklerde ise daha düşük frekans özellikleri yakalanmaktadır.

Dalgacık kavramının oluşabilmesi için, $\psi(t)$ dalgacık fonksiyonu integralinin sıfıra eşit olması gerekir. Bu koşul aşağıdaki eşitlikte (Denklem 4.3) gösterilmiştir.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi_{a,b}(t) dt = 0 \quad (4.3)$$

İçerisinde farklı frekans bileşenleri barındıran sinyallerin çözülmesinde, SDD yöntemi bir hayli etkili sonuçlar vermektedir [196]. DD metodunda, sonsuz uzunluktaki sinüs ve kosinüslerin birleşiminden oluşan Fourier'den farklı olarak, ana dalgacık fonksiyonları sonlu özelliğe sahiptir ve ayrıca uygulamalara bağlı olarak bu dalgacık farklı türlerde seçilebilmektedir [197]. Bu da kullanıcıya daha esnek bir kullanım sağlamaktadır. İşleme konulacak dalgacık fonksiyonları Haar, Coiflet, Morlet, Gaussian, Daubechies vb. gibi farklı türlerde seçilebilmektedir. Şekil 4.2'de yaygın kullanılan örnek dalgacıklardan bazıları verilmiştir.



Şekil 4.2. Dalgacık fonksiyonu örnekleri [198]

4.1.2. Ayırık dalgacık dönüşümü

SDD'de mümkün olan her ölçek için hesaplama yapılarak dalgacık katsayılarının bulunması, gereğinden fazla iş yüküne ve fazlasıyla kullanılmayacak bilginin

oluşmasına sebep olmaktadır. Fakat ADD yöntemi sayesinde ölçekleme ve öteleme ikinin katları şeklinde seçileceğinden gereksiz işlem yükü ortadan kalkacaktır, ayrıca daha etkili ve hatasız çözümler üretilecektir. Bu işleme ikili dalgacık (dyadic) dönüşümü de denilmektedir. Bu yöntemi ilk kez Fransız araştırmacı Stephane Mallat çalışmalarında etkili olarak kullanmıştır.

SDD'de a olarak ifade edilen ölçekleme parametresi, ADD'de ayrıklaşmayı sağlamak için $a = a_0^m$, b simgesi ile tanımlanan öteleme parametresi ise ölçekleme parametresi ile ilişkili olarak $b = nb_0a_0^m$ halini alır. Denklem 4.2 bu parametreler ile yeniden düzenlenirse ayrık dalgacık fonksiyonu aşağıdaki eşitlikle (Denklem 4.4) ifade edilir.

$$\psi_{m,n}(t) = a_0^{-m/2} \psi\left(\frac{t - nb_0a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (4.4)$$

Bu ayrık dalgacık fonksiyonunda artık öteleme n ve ölçekleme m ile ifade edilmektedir. En fazla tercih edilen a_0 ve b_0 değeri sırasıyla 2 ve 1 dir. Bu değerler yukarıdaki eşitlikte (Denklem 4.4) yerine konulursa ayrık dalgacık fonksiyonu aşağıdaki gibi (Denklem 4.5) gösterilebilir.

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m}t - n) \quad (4.5)$$

Bu oluşan dalgacık fonksiyonu $x(t)$ sinyaline uygulanırsa, bu sinyalin ADD'si aşağıdaki matematiksel form ile (Denklem 4.6) açıklanır.

$$ADD_{m,n} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{a_0^{m/2}} \psi\left(\frac{t - nb_0a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (4.6)$$

Eğer bu ifade $a_0 = 2$ ve $b_0 = 1$ olacak şekilde yeniden düzenlenirse aşağıdaki eşitlik (Denklem 4.7) meydana gelmektedir.

$$ADD_{m,n} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{2^m} \psi\left(\frac{t-n2^m}{2^m}\right) dt \quad (4.7)$$

ADD uygulamalarında, yukarıdaki $\psi(t)$ dalgacık fonksiyonu eşitliklerini kullanmak pratiklik açısından oldukça zordur. Mallat 1989 yılında ADD için daha pratik bir yol olan ve uygulamalarda çokça başvurulmuş filtreleme metodunu geliştirmiştir [194]. Mallat'ın geliştirdiği bu algoritma, iki-kanal alt bant kodlayıcı olarak bilinir. Bu algoritma, daha hızlı dalgacık dönüşümü işlemi yapılmasına olanak sağlayan bir filtreleme algoritmasıdır. Sinyali farklı frekans bantlarında bileşenlerine ayırmak için, zaman düzlemindeki sinyalin alçak $g[n]$ ve yüksek $h[n]$ geçiren filtrelerden geçirilmesi gerekir. Bu filtreler ana dalgacık fonksiyonundan türetilmiştir [199]. Bu işlem sonrasında sinyalin yaklaşım A ve detay D bileşenleri elde edilir.

ADD metodu bir sinyale uygulanmak istenirse iki önemli fonksiyon karşımıza çıkmaktadır. Bunlar ölçekleme $\phi(t)$ fonksiyonu ve dalgacık $\psi(t)$ fonksiyonudur. Ölçekleme fonksiyonu görev olarak giriş sinyali ile konvolüsyona girer ve yaklaşım katsayılarını oluşturur. Ölçekleme fonksiyonunun matematiksel ifadesi aşağıdaki eşitlik kullanılarak (Denklem 4.8) hesaplanmaktadır.

$$\phi(t) = 2^{-m/2} \phi(2^{-m}t - n) \quad (4.8)$$

Bu eşitlikte m ölçek için seviye sayısını belirtir, n ise öteleme miktarını temsil etmektedir. Bu fonksiyonun giriş sinyali ile konvolüsyona girerek oluşturduğu yaklaşım katsayılarının eşitliği aşağıdaki matematiksel formülasyon ile (Denklem 4.9) ifade edilmiştir.

$$S_{m,n} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \phi_{m,n}(t) dt \quad (4.9)$$

Bulunan yaklaşım katsayıları ölçekleme fonksiyonu ile tekrar işleme sokularak yaklaşım bileşenleri hesaplanır. Bu işlem Denklem 4.10'da verilmiştir. Detay bileşenlerinin matematiksel hesabı ise Denklem 4.11'de gösterilmiştir.

$$A(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} S_{m,n} \phi_{m,n}(t) \quad (4.10)$$

$$D(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} T_{m,n} \psi_{m,n}(t) \quad (4.11)$$

Yukarıdaki denklemlerdeki $T_{m,n}$ ifadesi detay katsayılarını, $\psi_{m,n}(t)$ ise dalgacık fonksiyonunu ifade etmektedir. Burada yaklaşım ve detay bileşenleri hesaplanırken ölçekleme fonksiyonu için ölçekleme denklemi önem kazanmaktadır. Ölçekleme denklemi $\phi(t)$ ölçekleme fonksiyonunun daralma ve kayma özelliklerini ifade eder. Matematiksel olarak aşağıdaki gibi (Denklem 4.12) gösterilir.

$$\phi(t) = \sum_k c_k \phi(2t - k) \quad (4.12)$$

Denklem 4.12'nin, $\phi(t)$ fonksiyonundan zaman ekseninde k kadar ötelenerek elde edilen $\phi(2t - k)$ fonksiyonunun, her k değerine karşılık gelen c_k ölçekleme katsayıları ile çarpılarak elde edildiği görülmektedir. Bu denklem açıkça göstermektedir ki bir önceki ölçekteki ölçekleme denklemi vasıtasıyla diğer bir ölçekleme fonksiyonu çıkarılabilir. Burada önemli olan iki ölçüt bulunmaktadır. Ortagonallığı sağlamak için ölçekleme katsayılarının karelerinin toplamı iki olmalıdır ve her bir k değerine karşılık gelen c_k ölçekleme katsayılarının toplamı yine ikiye eşit olmalıdır. Denklem 4.12'de bu iki ölçüt sağlanmalıdır.

Ölçekleme katsayıları kullanılarak dalgacık denklemi elde edilmek istenirse aşağıdaki eşitlik (Denklem 4.13) ortaya çıkmaktadır.

$$\psi(t) = \sum_k (-1)^k c_{1-k} \phi(2t-k) \quad (4.13)$$

Ayrıca bu denklem dalgacık denklemi ve ölçekleme fonksiyonu arasındaki ilişkiyi ortaya koymaktadır. Dalgacıkların sınırlı sayıda dalgacık katsayılarına N_k sahip olduğu düşünülür ve Denklem 4.13 yeniden düzenlenirse aşağıdaki matematiksel ifade (Denklem 4.14) elde edilir.

$$\psi(t) = \sum_k (-1)^k c_{N_k-1-k} \phi(2t-k) \quad (4.14)$$

Burada $(-1)^k c_{N_k-1-k}$ matematiksel ifadesi b_k dalgacık katsayıları olarak ifade edilir. Yukarıdaki eşitlikte b_k yerine konulursa, denklem aşağıdaki matematiksel formata (Denklem 4.15) dönüşür.

$$\psi(t) = \sum_k b_k \phi(2t-k) \quad (4.15)$$

Eğer Denklem 4.12'deki ölçekleme denklemi ve Denklem 4.15'deki dalgacık denklemi, $h(k)$ yüksek geçiren filtre katsayıları (YGF) ve $g(k)$ alçak geçiren filtre katsayıları (AGF) cinsinden yeniden düzenlenmek istenirse aşağıdaki eşitlikler (Denklem 4.16 ve Denklem 4.17) elde edilir [188].

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^N g(k) \phi(2t-k) \quad (4.16)$$

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^N h(k) \phi(2t-k) \quad (4.17)$$

Bu eşitliklerdeki $h(k)$ ve $g(k)$ 'nin matematiksel formları aşağıdaki denklemler ile (Denklem 4.18 ve Denklem 4.19) ifade edilmiştir [188].

$$h(k) = \frac{b_k}{\sqrt{2}} \quad (4.18)$$

$$g(k) = \frac{c_k}{\sqrt{2}} \quad (4.19)$$

Yaklaşım $A(t)$ ve detay $D(t)$ bileşenlerini bulabilmek için yaklaşım $S_{m,n}$ ve detay $T_{m,n}$ katsayılarının hesaplanması gereklidir. Bunun için rastgele ölçekli bir ölçekleme fonksiyonu ve dalgacık fonksiyonunu matematiksel olarak ifade etmek gerekir. Rastgele $m+1$ indeks ölçeği değerindeki bir ölçekleme ve dalgacık fonksiyonu bulunmak istenirse Denklem 4.8 ve Denklem 4.12 birlikte değerlendirilmelidir. Bu iki eşitliğe göre düzenleme yapılırsa aşağıdaki matematiksel form (Denklem 4.20) elde edilir.

$$2^{-(m+1)/2} \phi\left(\frac{t}{2^{m+1}} - n\right) = 2^{-m/2} 2^{-1/2} \sum_k c_k \phi\left(\frac{2t}{2^{m+1}} - 2n - k\right) \quad (4.20)$$

Bu denklem yeniden düzenlenirse aşağıdaki eşitlikte (Denklem 4.21) rastgele bir ölçek değerindeki ölçekleme fonksiyonunun, sonraki daha küçük ölçek değerlerindeki ölçekleme fonksiyonlarının ve bu fonksiyonlara karşılık gelen ölçekleme katsayıları ile çarpımlarının toplamına eşit olduğu görülmektedir.

$$\phi_{m+1,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_k c_k \phi_{m,2n+k}(t) \quad (4.21)$$

Benzer olarak rastgele ölçek değerindeki bir dalgacık fonksiyonunun matematiksel gösterimi ise aşağıdaki gibi (Denklem 4.22) açıklanabilir.

$$\psi_{m+1,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_k b_k \phi_{m,2n+k}(t) \quad (4.22)$$

Eğer $m+1$ ölçek seviyesindeki yaklaşım ve detay katsayıları bulunmak istenirse, Denklem 4.9 aşağıdaki gibi düzenlenerek yaklaşım katsayılarının yeni matematiksel formu aşağıdaki gibi (Denklem 4.23) ifade edilir.

$$S_{m+1,n} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \phi_{m+1,n}(t) dt \quad (4.23)$$

Denklem 4.21'deki $\phi_{m+1,n}(t)$ ifadesi Denklem 4.23'de yerine konulursa $S_{m+1,n}$ ifadesi aşağıdaki gibi (Denklem 4.24) gösterilir. Bu denklemin düzenlenmiş formatı ise Denklem 4.25'de gösterilmiştir.

$$S_{m+1,n} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \left[\frac{1}{\sqrt{2}} \sum_k c_k \phi_{m,2n+k}(t) \right] dt \quad (4.24)$$

$$S_{m+1,n} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_k c_k \left[\int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \phi_{m,2n+k}(t) dt \right] \quad (4.25)$$

Aşağıda bir önceki ölçek katsayılarını kullanılarak $m+1$ ölçekli yaklaşım katsayılarının elde edilmesinin matematiksel ifadeleri (Denklem 4.26 ve Denklem 4.27) görülmektedir.

$$S_{m+1,n} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_k c_k S_{m,2n+k} \quad (4.26)$$

$$S_{m+1,n} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_k c_{k-2n} S_{m,k} \quad (4.27)$$

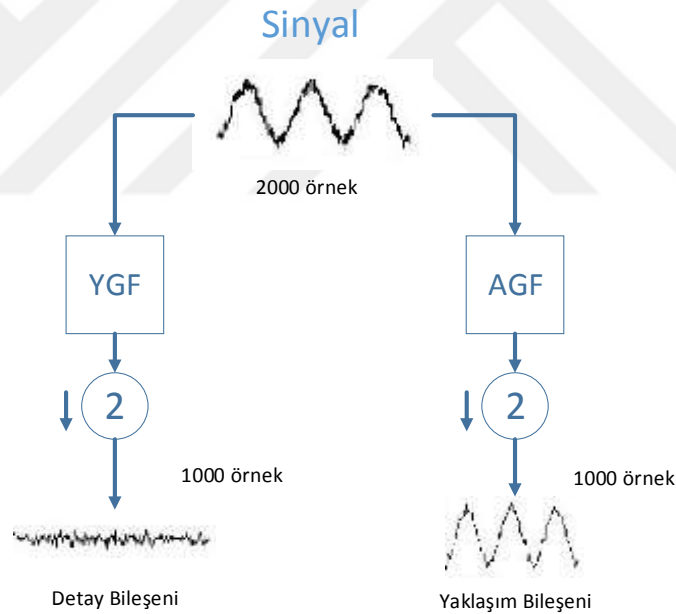
Benzer şekilde detay katsayıları ise aşağıdaki eşitlikler ile (Denklem 4.28 ve Denklem 4.29) hesaplanmaktadır.

$$T_{m+1,n} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_k b_k S_{m,2n+k} \quad (4.28)$$

$$T_{m+1,n} = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_k b_k S_{m,2n+k} \quad (4.29)$$

Yukarıdaki eşitliklerden açıkça görülmektedir ki ilk ölçekteki $S_{m,k}$ yaklaşım katsayıları bilinirse, daha sonraki yaklaşım ve detay katsayıları bulunabilmektedir. Bu şekildeki çözüme çoklu çözünürlü ayrışım algoritması (ÇÇAA) denir.

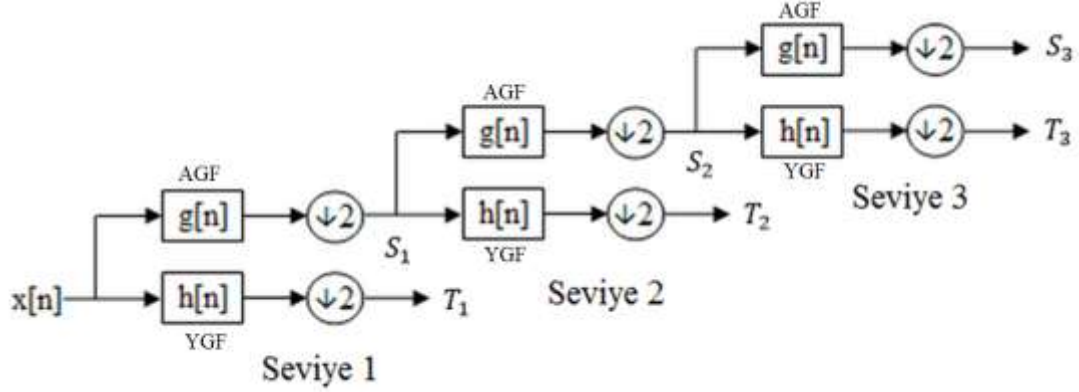
Tek seviye için AGF ve YGF'den geçirilen temsili bir sinyal ve sonucunda ortaya çıkan ayrılmış sinyaller Şekil 4.3'te gösterilmiştir.



Şekil 4.3. Temsili bir sinyale ait tek seviye için yaklaşım ve detay bileşenlerinin elde edilmesi

Gerçek zamanlı bir sinyalin yukarıda görüldüğü gibi detay ve yaklaşım katsayılarına ayrıştırılması sonucu toplamda orijinal sinyalin 2 katı sayıda örnek ortaya çıkmaktadır. Bunu önlemek için örnek indirgeme işlemi yapılmaktadır. Yani başlangıçta 2000 örneğe sahip sinyalden 1000 örnek sayısına sahip bileşenler elde edilmiştir. Şekil 4.3'de tek seviye için gösterimi yapılan işlem ardı ardına

gerçekleştirildiğinde ADD ayrışım ağacı elde edilmiş olacaktır. Üç seviyeli örnek bir ADD ayrışım ağacı Şekil 4.4’de görülmektedir.



Şekil 4.4. 3 seviyeli ADD ayrışım ağacı

Çoklu çözünürlü dalgacık ayrışımında ayrışımı yapılmış $x(t)$ sinyali, her seviyede meydana gelen detay bileşenleri ile son seviyedeki yaklaşım bileşeni toplanarak yeniden elde edilebilir. Örneğin Şekil 4.4’de ayrışımı yapılan sinyal $S_3 + T_3 + T_2 + T_1$ ifadesi ile yeniden elde edilebilir. Matematiksel gösterim olarak bir sinyalin ADD sonrası yaklaşım ve detay bileşenleri ile yeniden elde edilmesi aşağıdaki eşitlikte (Denklem 4.30) verilmiştir.

$$x(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} S_{m,n} \phi_{M,n}(t) + \sum_{m=1}^M \sum_{n=-\infty}^{\infty} T_{m,n} \psi_{m,n}(t) \quad (4.30)$$

Bu ifadede (Denklem 4.30) M seviyeye ayrılmış ve $1 < m < M$ ölçek indeksinde ADD yapılmış bir orijinal sürekli sinyalin yeniden elde edilmesi gösterilmiştir.

ADD ile gerçekleştirilen ayrışım işleminde örnekleme frekansı f_s büyük rol oynar. Nyquist örnekleme teoremine göre bir sinyale ait bütün bilginin kaybedilmeden geri alınabilmesi için f_s , sinyaldeki maksimum frekans bileşeninin iki katına eşit ya da 2 katından daha büyük olmalıdır $f_s \geq 2f_{\max}$. Çünkü f_s örnekleme oranının altında bir frekans seçimi durumunda sinyale ait frekans bilgisinde kayıplar olabilmekte ve aynı

zaman da büyük seçilmesi de gereğinden fazla örneğin elde edilmesine sebep olabilmektedir. Nyquist'e göre seçilen örnekleme frekansı ile m . seviye için üst kesim frekansı sınırı $f_{\max_kes}$ aşağıdaki eşitlik ile (Denklem 4.31) bulunabilir.

$$f_{\max_kes} = \frac{(r+1)}{2^{m+1}} \times f_s \quad (4.31)$$

Bu denklemde r detay bileşenleri üst kesim frekansını hesaplamak için “1”, yaklaşım bileşenleri üst kesim frekansını hesaplamak için “0” seçilir. Örnekleme frekansı 1024 Hz olan bir sinyal için ADD sonrası elde edilen seviyelere bağlı frekans aralıkları Tablo 4.1’de görülmektedir.

Tablo 4.3. Örnekleme frekansı 1024 Hz olan bir sinyal için ADD sonrası her bir seviyedeki frekans aralıkları

Yaklaşım ve detay bileşenleri (A_i, D_i)	Frekans aralıkları (Hertz)
D_1	256 – 512
D_2	128 – 256
D_3	64 – 128
D_4	32 – 64
D_5	16 – 32
D_6	8- 16
D_7	4 - 8
D_8	2 - 4
D_9	1 - 2
D_{10}	0,5 - 1
A_{10}	0 – 0,5

4.1.3. Dalgacık dönüşümü ayrışımalarında enerji hesabı

Bir sinyalin m . ölçek seviyesindeki dalgacık yaklaşım ve detay bileşenlerinin RMS değerleri aşağıda matematiksel olarak (Denklem 4.32 ve Denklem 4.33) hesaplanmıştır.

$$A_{RMS_m} = \sqrt{\frac{1}{Sayı_A} \sum A_m^2} \quad (4.32)$$

$$D_{RMS_m} = \sqrt{\frac{1}{Sayı_D} \sum D_m^2} \quad (4.33)$$

Yukarıdaki eşitliklerdeki $Sayı_A$ ve $Sayı_D$ sırasıyla yaklaşım ve detay bileşenleri sayısını ifade etmektedir. Eğer sinyalin toplam enerjisi hesaplanmak istenirse, en son seviyedeki alçak frekans bileşeni ile son seviyeye kadarki tüm alçak frekans bileşenlerinin toplanması gerekir. Matematiksel olarak ifade edilirse sinyalin toplam enerjisi aşağıdaki matematiksel ifade ile (Denklem 4.34) hesaplanır [200, 201].

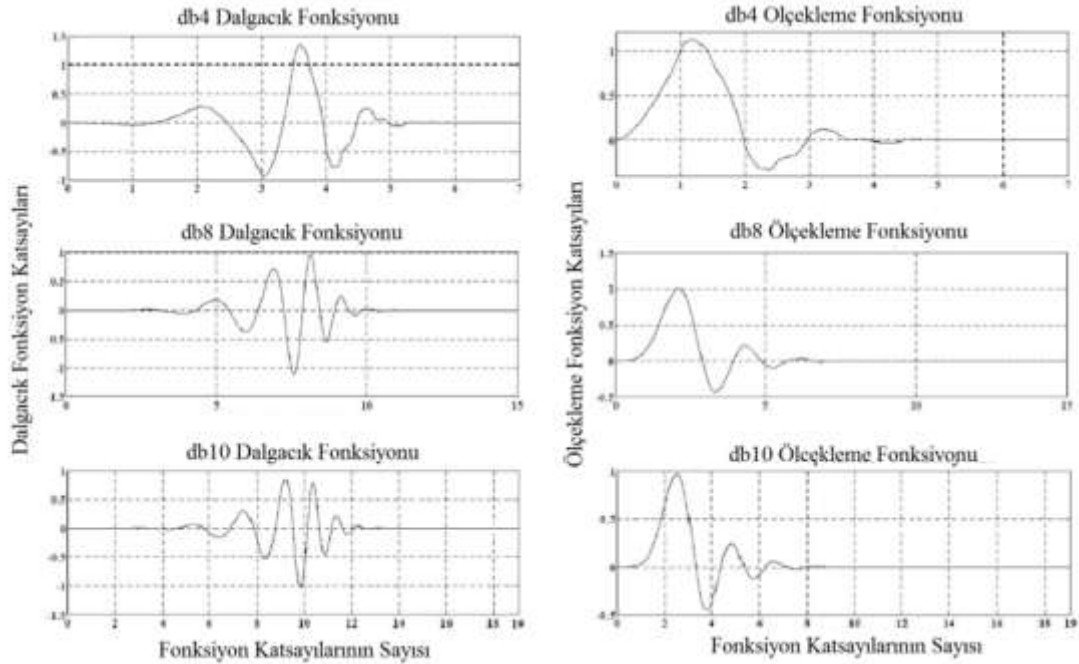
$$Sinyalin\ toplam\ enerjisi = \sum_{n=1}^{Sayı_A} |A_{RMS_m}(n)|^2 + \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{Sayı_D} |D_{RMS_m}(n)|^2 \quad (4.34)$$

Burada M , toplam dalgacık ölçek seviyesinin sayısını ifade eder. Görülmektedir ki M . seviyedeki alçak frekans bileşeni ile ayrışmada elde edilen tüm yüksek frekans bileşenlerinin enerjileri toplamı sinyalin toplam enerjisini vermektedir.

4.1.4. Daubechies dalgacı

Dalgacık araştırmalarının önemli bilim insanlarından biri olan Belçikalı Ingrid Daubechies'in önerdiği dalgacık fonksiyonları ADD'yi daha pratik hale getirmiştir. Bu dalgacıkların ortonormal özelliğe sahip olması onların orjinal sinyale geri dönüştürülebilmesine imkân sağlamaktadır.

Dalgacık tipleri arasında en basit yapıda olanı Haar dalgacıdır. Haar dalgacığında her biri bire eşit iki ölçekleme katsayısı vardır. Daubechies dalgacık ailesi seviyesine göre dbN olarak sembolize edilir. dbN ile gösterilen bir dalgacık, $2N$ adet ölçekleme katsayısına sahiptir [202]. Buna göre $db1$ ile gösterilen Haar dalgacığın iki ölçekleme katsayısına, $db2$ dalgacığın dört, $db3$ dalgacığın altı ölçekleme katsayısına sahiptir. $db4$, $db8$ ve $db10$ dalgacıklarına ait dalgacık ve ölçekleme fonksiyonları aşağıdaki Şekil 4.5'de gösterilmiştir.



Şekil 4.5. Daubechies db4, db8 ve db10 dalgacıklarına ait dalgacık ve ölçekleme fonksiyonları

Bu tez çalışmasında denemeler sonucu en başarılı sonuçlara Daubechies ailesine ait *db4* dalgacık fonksiyonu kullanılarak ulaşılmıştır. Denklem 4.12 ile ifade edilen ölçekleme fonksiyonu Daubechies'e göre uyarlanırsa 8 katsayıya sahip *db4* için ölçekleme fonksiyonu matematiksel olarak aşağıdaki gibi (Denklem 4.35) ifade edilir.

$$\begin{aligned} \phi(t) = & c_7\phi(2t-7) + c_6\phi(2t-6) + c_5\phi(2t-5) + c_4\phi(2t-4) \\ & + c_3\phi(2t-3) + c_2\phi(2t-2) + c_1\phi(2t-1) + c_0\phi(2t) \end{aligned} \quad (4.35)$$

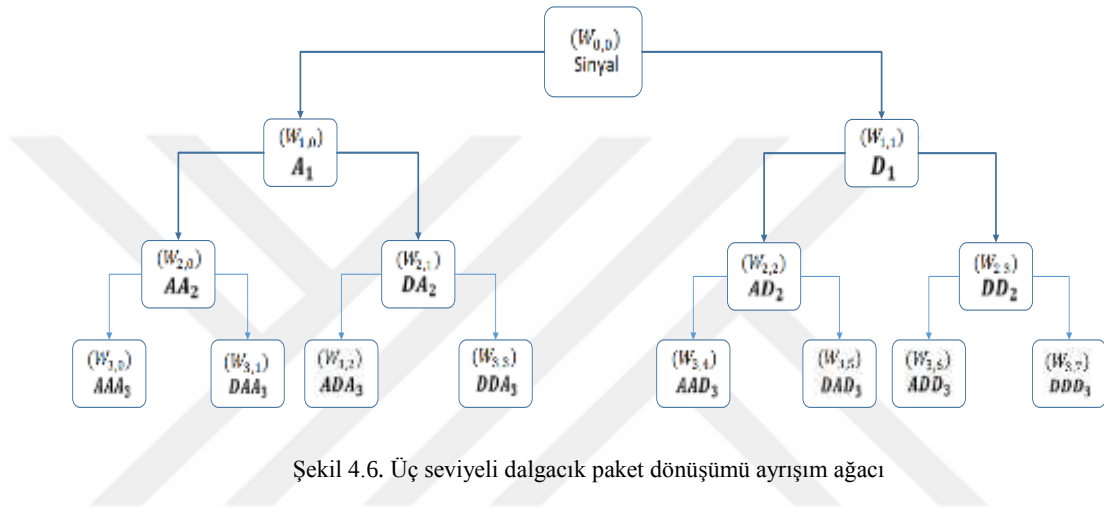
Dalgacık fonksiyonu ise aşağıdaki matematiksel form ile (Denklem 4.36) hesaplanır.

$$\begin{aligned} \psi(t) = & c_0\phi(2t-7) + c_1\phi(2t-6) + c_2\phi(2t-5) + c_3\phi(2t-4) \\ & + c_4\phi(2t-3) + c_5\phi(2t-2) + c_6\phi(2t-1) + c_7\phi(2t) \end{aligned} \quad (4.36)$$

4.1.5. Dalgacık paket dönüşümü

ADD'de dalgacık ayrıştırma ağacının daha geniş ele alınarak ayrıştırılması ve sinyalin daha detaylı incelenmesi için dalgacık paket dönüşümü (DPD) metodu

geliştirilmiştir. Daha önceden anlatıldığı gibi dalgacık analizinin temelinde sinyaller yaklaşım ve detay bileşenlerine ayrılmaktaydı. ADD’de ilk ayrışım işleminden sonra her seviyedeki sadece yaklaşım bileşeninin tekrar ayrışımı gerçekleşmektedir. Bu işlem seviyeye göre devam etmektedir. Fakat DPD metodunda ise diğer koldaki detay bileşenlerinin de ayrıştırılması durumu söz konusudur. Bu durum sinyale ait daha ayrıntılı frekans analizine olanak sağlamaktadır. 3 seviyeli DPD ayrışım ağacı Şekil 4.6’da gösterilmiştir.



Şekil 4.6. Üç seviyeli dalgacık paket dönüşümü ayrışım ağacı

$h(k)$ ve $g(k)$ $2J$ uzunluğunda sırasıyla yüksek ve alçak geçiren filtre katsayıları olmak üzere, DPD için $W_j(t)$ alçak geçiren, $W_{2j+1}(t)$ ise yüksek geçiren filtreler olarak ifade edilir. Matematiksel olarak gösterilmek istenirse aşağıdaki eşitlikler ile (Denklem 4.37 ve Denklem 4.38) ifade edilirler.

$$W_{2j}(t) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{2J-1} h(k) W_j(2t-k) \quad (4.37)$$

$$W_{2j+1}(t) = \sqrt{2} \sum_{k=0}^{2J-1} g(k) W_j(2t-k) \quad (4.38)$$

Burada $db4$ için $W_0, W_1, W_2, W_3, W_4, W_5, W_6, W_7$ oluşacaktır. W_0 , ϕ ölçekleme fonksiyonunu, W_1 ise ψ dalgacık fonksiyonunu ifade eder. $W_j(t)$ fonksiyonu üç

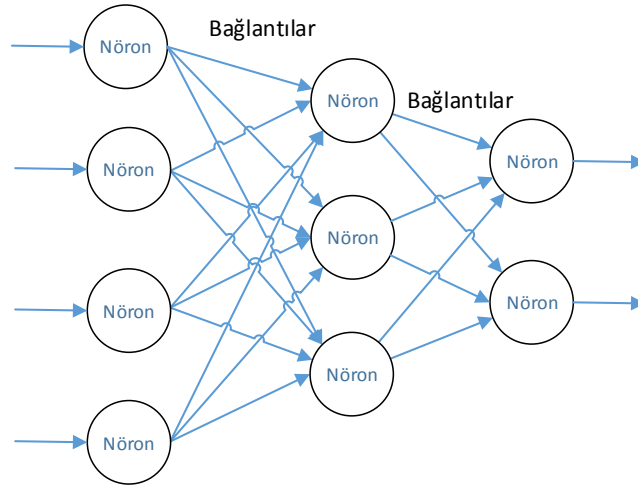
indeksli olarak düşünülürse aşağıdaki eşitlikte (Denklem 4.39), n zaman eksenindeki kaydırma parametresini, m ölçekleme parametresini ve j her bir seviyedeki düğüm indeksini gösterir.

$$W_{m,j,n}(t) = 2^{-m/2} W_j(2^{-m}t - n) \quad (4.39)$$

4.2. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA), insanoğlunun biyolojik sinir sisteminden esinlenerek geliştirdiği bir yöntemdir. İnsan 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 kullanılan matematiksel bir hesaplama yöntemidir. Öğrenebilme, genelleme yapma, ilişkilendirme, sınıflandırma, özellik belirleme ve optimizasyon gibi konularda YSA'ya sıkça başvurulmaktadır. Yapay sinir ağları, herhangi bir konu hakkında örneklerden elde ettikleri bilgilerle kendi tecrübelerini oluşturabilir ve daha sonra bu konu hakkında benzer kararlar verebilirler [203].

YSA'nın tasarlanma amacı, insan beyninin üstün yapısı ve bilim adamlarının insan gibi düşünebilme yeteneğine sahip cihazlar yapabilme isteğinden dolayı basit biyolojik sinir sisteminin çalışma şeklini bilgisayar programları ile simüle etmektir. Tasarlanan ağlar sinir hücreleri (nöronlar) içerirler ve bu nöronlar çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanarak ağı oluştururlar. Bu ağa “yapay sinir ağı” denilmektedir. Şekil 4.7 üzerinde örnek bir yapay sinir ağında nöronlar ve bağlantıları görülmektedir.



Şekil 4.7. Bir yapay sinir ağında nöronlar ve bağlantıların gösterimi

En basit olarak ele alınacak olursa YSA'nın temel görevi, kendisine gösterilen bir girdi setine karşılık gelebilecek bir çıktı setini tayin edebilmektir. Bunun gerçekleştirilebilmesi için ağ, çalışılan konunun örnekleri ile eğitilerek (öğrenme) genelleme yapabilecek kapasiteye ulaştırılması gerekmektedir.

YSA'nın tarihine bakınca, ilk yapay sinir ağı modeli 1943 yılında bir sinir hekimi olan Warren McCulloch ve bir matematikçi olan Walter Pitts tarafından ortaya çıkartılmıştır [204]. Daha sonra Kanadalı bilim adamı olan Donald Olding Hebb 1949 yılında sinir ağı teorisini ortaya atarak bu alanda tarihe geçmiştir. Hebb bu tarihte yapay hücrelerden oluşan bir yapay sinir ağının değerlerini değiştiren "hebbian" isimli bir öğrenme kuralı geliştirmiştir [205]. 1960'lı yıllara kadar birçok yapay sinir ağı çalışması üzerinde durulmuştur fakat bazı bilim adamlarının bu yıllarda özellikle yapay sinir ağlarına dayalı algılayıcıların bilimsel bir değerinin olmadığını ve doğrusal olmayan problemlere çözüm üretemediğini iddia etmeleriyle yapay sinir ağı çalışmaları duraklama devrine girmiştir. Bir yapay sinir ağı gerçekleştirmenin mümkün olmadığı görüşü yaygınlaşmış olmasına rağmen bazı bilim adamları YSA çalışmalarına devam etmişlerdir. Bu çalışmalar 1980'lerden sonra meyvelerini vermeye başlamıştır. 1982 ve 1984 yıllarında Hopfield'in çalışmalarıyla [206, 207] yapay sinir ağlarının geliştirilebileceği ve özellikle geleneksel bilgisayar programlama ile çözülmesi zor problemlere çözüm üretebileceği ortaya çıkmıştır. O yıllardan bu yana YSA ile ilgili yeni modeller ve

teknikler ortaya atılmaktadır. Günümüzde sadece teorik ve laboratuvar çalışmaları olmaktan çıkan YSA uygulamaları, günlük hayatın birçok alanında insanlara faydalı sistemler oluşturmaya devam etmektedir.

YSA kullanımının belli başlı avantajlarına bakılacak olursa: [203, 208, 209, 210]

- Geleneksel programlamalarda olduğu gibi bilgiler bir veri tabanında değil ağın tamamında yayılarak saklandığı için bir ya da birkaç bilginin eksikliği YSA'nın çalışmasını engellemez.
- YSA'ların birden fazla nöronunun devreden çıkması onun çıktı üretmesini engellemez. Bu özelliğinden dolayı hata toleransına sahiptir.
- Makine öğrenmesi gerçekleştirirler. Yani olayları öğrenerek benzer olaylar karşısında yorum yaparak karar verme yeteneğine sahiptirler.
- YSA'lar birden fazla işi aynı anda gerçekleştirebilecek sayısal güce sahip olduğundan Paralel işlem yapabilme yeteneğine sahiptir.
- Yapıları gereği daha önce hiç karşılaşmadıkları örnekler hakkında bilgi üretebilirler.
- Dereceli bozulmaya sahiptirler. Yapay sinir ağlarının hatalara karşı toleranslı olmaları bozulmalarının da dereceli olmasına neden olmaktadır. Ağlar herhangi bir problem çıktığında anında bozulmazlar.

Yukarıda verilen yapay sinir ağlarının avantajlarının yanı sıra dezavantajları da bulunmaktadır [203, 209]. Bunlar aşağıdaki gibi sıralanabilir;

- Yapay sinir ağları sadece nümerik bilgiler ile çalışmaktadır. Herhangi bir olayın başarılı şekilde nümerik bilgiye çevrilmesi kullanıcının kabiliyetine

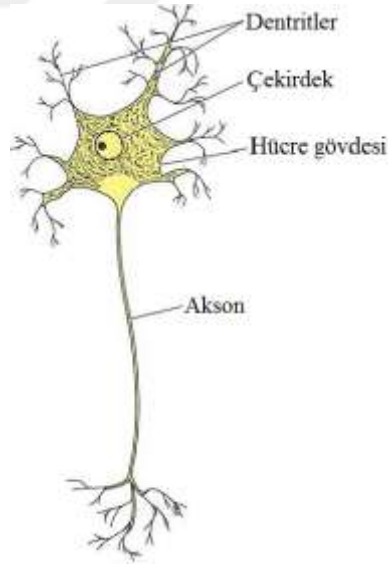
bağlıdır. Uygun bir gösterimin kurulamamış olması problemin çözümünü engelleyebilir veya düşük performansla çalışmasına sebep olabilir.

- Genellikle çalışmada hangi ağ yapısının kullanılacağı deneme yanılma yoluyla belirlenir. Eğer problem için uygun bir ağ yapısı seçilemezse bu durum problemin çözülememesi ya da düşük performanslı çözümlerin ortaya çıkması söz konusu olabilir.
- Ağın davranışı net olarak açıklanamamaktadır. Herhangi bir olaya çözüm üretildiği zaman bunun nasıl ve neden üretildiği konusunda bir bilgi sunmak mümkün değildir.
- Ağ eğitiminin ne zaman sonlanması gerektiği konusunda geliştirilmiş bir yöntem yoktur. Ağın örnekler üzerindeki hatasının belirli bir değerin altına indirilmesi eğitimin tamamlanması için yeterli görülmektedir.
- Ağın öğrenme katsayısı, her katmanda olması gereken nöron sayısı, katman sayısı gibi parametre değerlerinin belirlenmesinde herhangi bir kural olmaması iyi bir çözüm için kullanıcıyı zor durumda bırakmaktadır.
- Yapay sinir ağları yapıları gereği paralel işlem gücüne sahip olduklarından bu işlemi gerçekleştirebilecek donanıma ihtiyaç duymaktadırlar.

YSA'ların yukarıda belirtilen dezavantajları olmasına rağmen birçok problem türünün çözümünde başarılı olmaktadır. İyi bir çözüm için ağ yapısı oluşturulurken kullanıcının bu işlemi titizlikle gerçekleştirmesi gereklidir. Kullanıcının yeterli bilgi birikimi ve tecrübeye sahip olması problem çözümünde kesinlik sağlamasa da başarılı sonuçlar elde etmede önemli faktörlerdendir [203].

4.2.1. Yapay sinir hücresinin yapısı ve temel elemanları

Yapay sinir ağları insan beyninden esinlenerek geliştirilmiş, ağırlıklı bağlantılar aracılığıyla birbirine bağlanan ve her biri kendi belleğine sahip işlem elemanlarından oluşan paralel ve dağıtılmış bilgi işleme yapılarıdır. Yapay sinir ağları, bir başka deyişle, biyolojik sinir ağlarını taklit eden bilgisayar programlarıdır [209]. İnsan beyninin temel birimi olan küçük yapıda ve büyük öneme sahip nöronlar birbirleri ile bağlanarak bir sinir ağı oluşturur ve fonksiyonlarını yerine getirirler. Bir sinir ağında milyarlarca sinir hücresi bulunabilmektedir. Çok hızlı çalışabilen insan beyni, hatırlama, düşünme, karar verebilme, problem çözme gibi yeteneklerine sahip vücudumuzun duyum ve bilinç (şuur) merkezidir. Beynimizde 10^{10} adet sinir hücresi olduğu ve bunların 6×10^{13} 'den fazla sayıda bağlantı ile birbirine bağlı olduğu bilinir. Bir sinir hücresinde Şekil 4.8'de görüldüğü gibi dentrit ve akson isimli uzantılar bulunmaktadır. Dentritler çok sayıda olmasına karşın akson bir tanedir. Dentritler gelen uyarıları alır ve aksonlara iletirler, aksonlar da aldıkları uyarıları başka bir sinir hücresine iletirler.

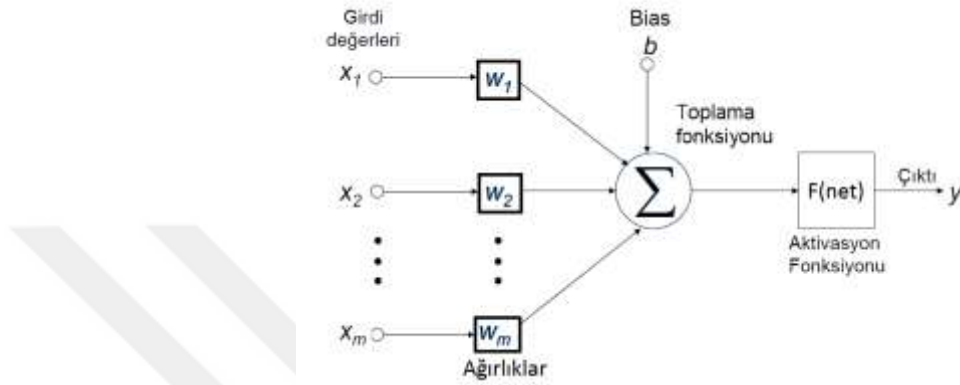


Şekil 4.8. Bir sinir hücresinin temsili görüntüsü [147]

Yukarıda tanıtılan biyolojik sinir ağlarının hücreleri olduğu gibi yapay sinir ağlarının da yapay sinir hücreleri vardır. Yapay nöronlar da aralarında bağ kurarak yapay sinir ağlarını oluştururlar. Yapay nöronların biyolojik nöronlara benzer şekilde bir sinyali

aldıkları, işledikleri ve çıktıları ilettikleri kısımları vardır. Bir yapay nöronda 5 temel eleman vardır. Bu elemanlar, girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıktılarıdır.

Bir yapay sinir hücresinde bulunan yukarıdaki bölümler Şekil 4.9’da görülmektedir.



Şekil 4.9.Yapay sinir hücresinin yapısı

Girdi olarak adlandırılan kısım dış dünyadan nöronlara gelen verilerdir. Yapay sinir hücresine bu bilgiler dış dünyadan gelebileceği gibi, farklı hücrelerden veya geri besleme ile kendisinden de gelebilir [203, 208, 209, 210]. Girdilerden gelen veriler biyolojik sinir hücrelerinde olduğu gibi toplanmak üzere nöron çekirdeğine gönderilir.

Yapay sinir hücresine gelen giriş verileri toplama fonksiyonun ulaşmadan önce, bağlantıların ağırlıkları ile çarpılırlar. Bu işlem girdilerin çıktı üzerindeki etkisini şekillendirmektedir. Ağırlık değerleri pozitif veya negatif olabileceği gibi sıfır değerini de alabilmektedir. Ağırlığın sıfır olması herhangi bir etkinin olmadığını gösterir [203, 208, 209, 210].

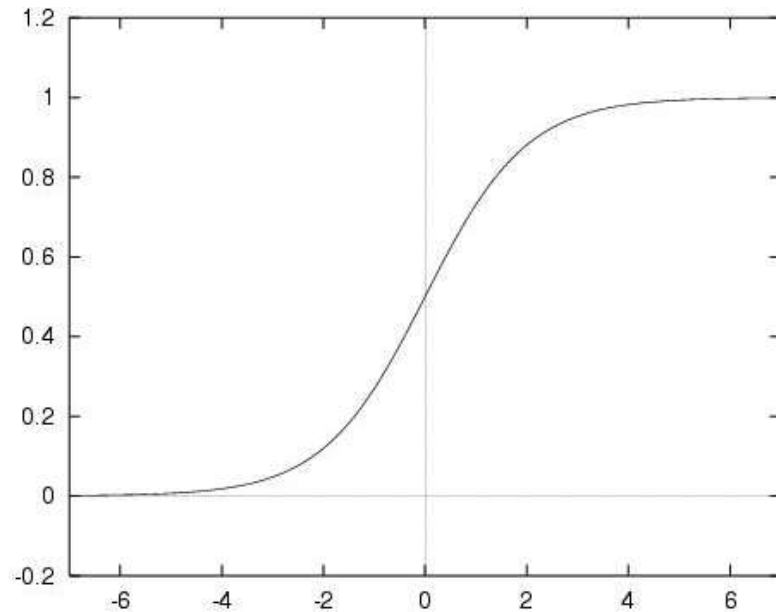
Toplama fonksiyonu bir yapay sinir hücresine ağırlıklarla çarpılarak gelen girdileri toplayarak o hücrenin net girdisini hesaplayan bir fonksiyondur. Bir problemin çözümünü gerçekleştirmek için çeşitli toplama fonksiyonları bulunmaktadır. Bu fonksiyonların seçiminde genelleştirilmiş bir yöntem yoktur ve genelde deneme yanılma-yoluyla belirlenir. En bilinen toplama fonksiyonu aşağıda formülize

(Denklem 4.40) edilmiştir. Burada G girdileri, A ağırlıkları, n ise yapay sinir hücresine gelen toplam girdi sayısını ifade etmektedir.

$$NET = \sum_i^n G_i A_i \quad (4.40)$$

Aktivasyon fonksiyonu nörona gelen net girdiyi işleyerek bu girdi grubuna karşılık gelecek çıktıyı belirler. En basit haliyle nöronun çıkışındaki genliği kısıtlamak için kullanılır diyebiliriz. YSA'nın genel özelliği doğrusal olmamasıdır ve bu özellikten dolayı aktivasyon fonksiyonunun tercihinde doğrusal olmayan fonksiyonlar seçilmektedir. Aktivasyon fonksiyonu seçilirken dikkat edilmesi gereken bir diğer nokta ise fonksiyonun türevinin kolay hesaplanabilir olmasıdır [203, 208, 209, 210]. Günümüzde yaygın olarak kullanılan “Çok katmanlı algılayıcı” modelinde genel olarak sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılır. Aşağıdaki eşitlikte (Denklem 4.41) toplama fonksiyonundan gelen net değere karşılık sigmoid fonksiyonunun matematiksel ifadesi ve Şekil 4.10'da bu fonksiyonun grafiği gösterilmiştir.

$$F(NET) = \frac{1}{1 + e^{-NET}} \quad (4.41)$$



Şekil 4.10. Sigmoid fonksiyonu

Sigmoid fonksiyona alternatif olarak kullanılacak diğer aktivasyon fonksiyonlarının formülasyonları ve açıklamaları Tablo 4.2’de verilmiştir.

Tablo 4.4. Örnek aktivasyon fonksiyonları [211]

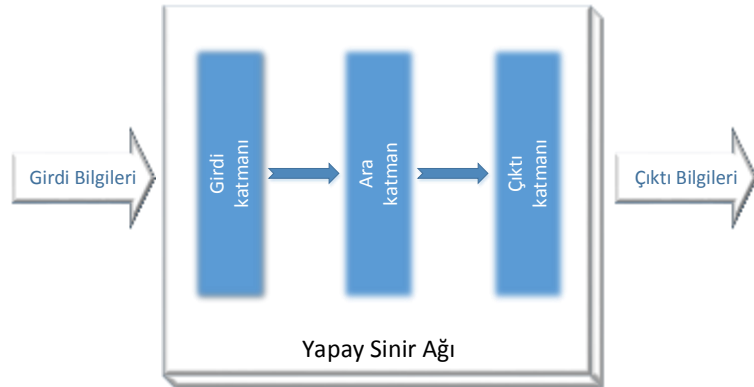
Aktivasyon Fonksiyonu	Açıklama
<u>Lineer fonksiyon</u> $F(NE T) = NE T$	Eğer doğrusal problemler çözülmek isteniyorsa bu fonksiyon kullanılabilir. Toplama fonksiyonundan çıkan sonuç belli bir katsayı ile çarpılarak hücrenin çıktısı olarak hesaplanır.
<u>Step fonksiyonu</u> $F(NE T) = \begin{cases} 1 & \text{eğer } NE T > \text{eşik değeri} \\ 0 & \text{eğer } NE T \leq \text{eşik değeri} \end{cases}$	Gelen NE T girdi değerinin belirlenen bir eşik değerinin altında veya üzerinde olmasına göre hücrenin çıktısı 1 veya 0 değerlerini alır.
<u>Sinüs fonksiyonu</u> $F(NE T) = \sin(NE T)$	Öğrenilmesi düşünülen olayların sinüs fonksiyonuna uygun dağılım gösterdiği durumlarda kullanılır.
<u>Eşik değeri fonksiyonu</u> $F(NE T) = \begin{cases} 0 & \text{eğer } NE T \leq 0 \\ NE T & \text{eğer } 0 < NE T < 1 \\ 1 & \text{eğer } NE T \geq 1 \end{cases}$	Gelen verilerin 0 ya da 1’den büyük veya küçük olmasına göre bir değeri alır. 0 ve 1 arasında değerler alabilmektedir. Bunların dışında değerler alamaz.
<u>Hiperbolik tanjant fonksiyonu</u> $F(NE T) = \frac{(e^{NE T} - e^{-NE T})}{(e^{NE T} + e^{-NE T})}$	Bu fonksiyon sigmoid fonksiyona benzer. Gelen NE T girdi değerinin tanjant fonksiyonundan geçirilmesi ile hesaplanır. Sigmoid fonksiyonunun çıktı aralığı 0 ve 1 iken, hiperbolik tanjant fonksiyonunun çıktısı -1 ve 1 aralığındadır.

Yapay sinir hücresinin son kısmı ise çıktı kısmıdır. Aktivasyon fonksiyonu tarafından belirlenen çıktı dış dünyaya, başka bir hücreye ya da kendisine girdi olarak gönderilebilir. Her hücrenin birden fazla girdisi olmasına rağmen bir tek çıktısı olmaktadır. Bu çıktı istenilen sayıda hücreye bağlanabilir.

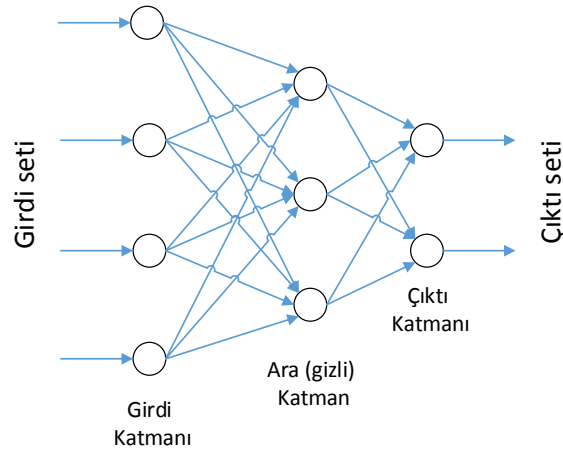
4.2.2. Yapay sinir ağının yapısı

YSA yapısı genel hatlarıyla giriş katmanı, ara (gizli) katman, çıkış katmanı olarak 3 bölümden oluşur ve yapay sinir hücrelerinin paralel şekilde birbirine bağlanması ile oluşurlar.

Giriş katmanı, YSA'ya dış dünyadan gelen verilerin genellikle herhangi bir işleme uğramadan ara katmanlara iletildiği bölümdür. Giriş katmanından bilgiler ara katmana gelir. Bazı ağ tasarımlarında ara katman olmadığı gibi bazılarında ise ara katman sayısı birden çok olabilir ve bunun seçimi tasarımcıya bağlıdır. Ara katmanların ve bu katmanlardaki nöronların miktarının artması, hesap süresini ve karmaşıklığını artırmasına rağmen daha karmaşık problemlerin çözümünde fayda sağlamaktadır. Çıktı katmanındaki sinir hücreleri ara katmandan gelen verileri işleyerek girdi katmanından alınan girdi seti için üretmesi gereken çıktıyı üretir ve dış dünyaya gönderirler. Şekil 4.11'de bir yapay sinir ağındaki katmanların birbirleri ile ilişkisini gösteren blok şema ve bu blok şemadaki yapay sinir ağı Şekil 4.12'de açık şekilde gösterilmiştir.



Şekil 4.11. Bir YSA'da bulunan katmanların birbiri ile ilişkisi



Şekil 4.12. Bir yapay sinir ağındaki katmanların gösterimi

4.2.3. Yapay sinir ağının eğitilmesi ve test edilmesi

İnsanoğlunun beyni anne karnında başlayan yaşam süreci boyunca duyu organları ile algıladığı bilgileri hafızasında depolar, yorumlayarak geliştirir ve tecrübelenir. Beyin bu gelişimi sayesinde olaylar karşısında nasıl tepki göstereceğini bilir fakat hiç karşılaşmadığı olaylar karşısında yine de tecrübesiz kalabilmektedir. Bu duruma benzer olarak yapay sinir ağlarında da eğitilme ve test edilme süreci vardır. YSA’da yapay sinir hücrelerinin bağlantılarının ağırlık değerlerinin belirlenmesine “ağın eğitilmesi” denir [203]. Ağ eğitilmeden önce dış dünyadan alınan bilgiler alınır ve ilk başta rastgele seçilen ağ değerleri ile işleme sokulur. Daha sonra aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek üretilen çıkış ile tecrübeye verilen çıkış karşılaştırılır ve hata değeri bulunur. Bu hata değeri her ağ eğitilmesinde farklı değerler gösterir. Bu hata değeri en aza indirildiğinde gerçek çıkış değerine o kadar yaklaşılmış demektir. Dış dünyadan elde edilen giriş örnekleri ile ağ defalarca eğitilerek en uygun hata ve ağırlık değerleri tespit edilmeye çalışılır. Ağın doğru ağırlık değerlerine ulaşması demek karşılaşacağı olaylar karşısında bir genelleme yapabilme kabiliyetine kavuşması demektir. Ağ bu genelleme işlemini yapabilecek seviyeye geldiğinde ağ öğrenmiştir denir. Ağ öğrenmesi tamamlandığında elde edilen ağın performansının değerlendirilmesi için yapılan denemelere ağın test edilmesi denir. Bu işlem için ağa uygulanacak örnekler ile ağın daha önce hiç karşılaşmamış olması gerekir. Ağ öğrenmesi bittiğinde artık ağırlık değerleri sabittir ve ağın daha önce görmediği örnekler bu ağırlık değerlerine uygulanır ve buna göre çıktılar üretirler.

YSA'nın eğitilmesine matematiksel olarak bakacak olursak, ürettiği çıktılar ($\text{Çık}_1, \text{Çık}_2, \dots$) ile ağı beklenen çıktıları ($\text{Bek}_1, \text{Bek}_2, \dots$) birlikte değerlendirilir ve bunların arasındaki fark hata ($H_1, H_2, \dots$) olarak kabul edilir. Bu hata değerinin en aza indirilmesi amaçlanır. Çıktı katmanındaki m . proses elemanı için hata H_m değerinin matematiksel formu aşağıda (Denklem 4.42) hesaplanmıştır.

$$H_m = \text{Bek}_m - \text{Çık}_m \quad (4.42)$$

Yukarıdaki eşitlik (Denklem 4.42) katmandaki bir adet proses için geçerli olan hatadır. Çıktı katmanındaki toplam hata değeri hesaplanmak istenirse, bazı hata değerleri negatif değer alacağından toplam hatanın sıfır olması ihtimali ortaya çıkmaktadır. Bu durumu engelleyerek toplam hatayı (TopH) bulabilmek için aşağıdaki matematiksel ifade (Denklem 4.43) kullanılmaktadır.

$$\text{TopH} = \frac{1}{2} \sum_m H_m^2 \quad (4.43)$$

Toplam hata değerini en aza indirebilmek için ağırlık değerlerinin değiştirilmesi gerekir. Bunun için iki durum söz konusudur. Bunlardan ilki çıktı katmanı ve ara katman arası ağırlıkların değiştirilmesi, ikincisi ise ara katmanlar arası ağırlıkların değiştirilmesidir.

4.2.3.1. Çıktı katmanı ve ara katman arası ağırlıkların değiştirilmesi

Ara katman üzerindeki j . proses elemanı ve çıktı katmanındaki üzerindeki m . proses elemanına bağlayan bağlantının ağırlık değerinin değişim miktarı $\Delta A_{j,m}^a$ olarak gösterilirse, herhangi bir t zamanında (t . iterasyonda) bu değişim miktarı aşağıdaki matematiksel ifade ile (Denklem 4.44) hesaplanır.

$$\Delta A\check{g}_m^a(t) = \lambda \delta_m \zeta k_j^a + \alpha \Delta A\check{g}_{jm}^a(t-1) \quad (4.44)$$

Buradaki α momentum katsayısını, λ öğrenme katsayısını, δ_m ise m . çıktı ünitesinin hatasını ifade etmektedir. Öğrenme katsayısı ağırlıkların değişim miktarını belirli oranda ayarlamaktadır. Momentum katsayısı ise ağırlık öğrenmesi esnasında yerel bir optimum noktaya takılıp kalmaması için ağırlık değişim değerinin belirli bir oranda bir sonraki değişime eklenmesini sağlar. m . çıktı ünitesinin hatası ise aşağıdaki matematiksel form ile (Denklem 4.45) ifade edilir.

$$\delta_m = f'(NET).H_m \quad (4.45)$$

Buradaki $f'(NET)$ aktivasyon fonksiyonunun türevini ifade etmektedir. Ağırlıkların değişim miktarı Denklem 4.44 ile hesaplandıktan sonra ağırlıkların t . iterasyondaki yeni değeri aşağıdaki gibi (Denklem 4.46) hesaplanabilir.

$$A\check{g}_{jm}^a(t) = A\check{g}_{jm}^a(t-1) + \Delta A\check{g}_{jm}^a(t) \quad (4.46)$$

4.2.3.2. Ara katmanlar arası ağırlık değerlerinin değiştirilmesi

Ara katman ile çıktı katmanı arasındaki ağırlık değişimi hesabında her ağırlık için sadece çıktı katmanındaki bir proses elemanının hatası dikkate alınmıştır. Bu hataların oluşmasında girdi katmanı ve ara katmanın payı bulunmaktadır. En son ara katmana gelen bütün bilgiler girdi katmanı ve önceki ara katmandan gelmektedir. Bu sebeple girdi katmanı ve ara katman arasındaki (veya iki katman arasındaki) ağırlık değişim hesabında çıktı katmanındaki proses elemanlarının hepsinin hatasından payını alması gerekir. Bu değişim aşağıdaki matematiksel form ile (Denklem 4.47) ifade edilmiştir.

$$\Delta A\check{g}_{kj}^i(t) = \lambda \delta_j^a \zeta k_k^i + \alpha \Delta A\check{g}_{kj}^i(t-1) \quad (4.47)$$

Buradaki hata terimi δ^a ise aşağıdaki gibi (Denklem 4.48) hesaplanır.

$$\delta_j^a = f'(NET) \sum_m \delta_m A\check{g}_{jm}^a \quad (4.48)$$

Hata değeri hesaplandıktan sonra yeni ağırlık değerleri ise aşağıdaki eşitlik ile (Denklem 4.49) bulunur.

$$A\check{g}_{kj}^i(t) = A\check{g}_{kj}^i(t-1) + \Delta A\check{g}_{kj}^i(t) \quad (4.49)$$

4.2.4. Yapay sinir ağlarının sınıflandırılması

YSA'lar amaç olarak aynı hedefe yönelmelerine rağmen tasarım ve işleyiş olarak farklılık gösterebilirler. Yapay sinir ağları yapılarına göre, öğrenme algoritmalarına göre sınıflandırılabilirler. Yapılarına göre YSA'lar ileri beslemeli (feedforward) ve geri beslemeli (Recurrent) ağlar olarak ikiye ayrılabilir.

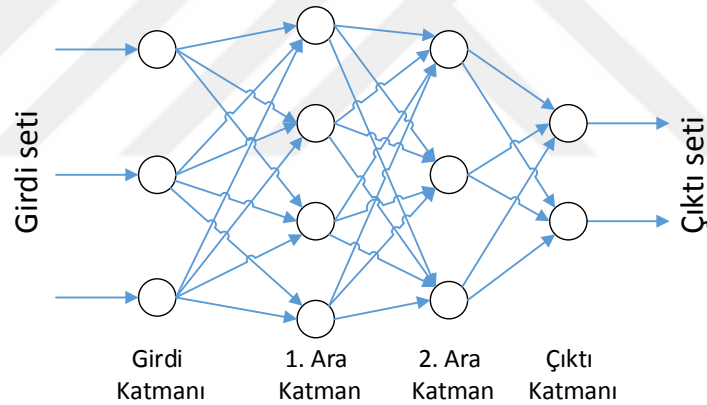
4.2.4.1. Ağ yapılarına göre sınıflandırma

4.2.4.1.1. İleri beslemeli yapay sinir ağları

Bu tür ağlarda bir katmandan sadece kendinden sonraki katmana ağ bulunmaktadır. Bilgi sinyali, işlemci elemanlar boyunca giriş katmanı, ara katman ve çıkış katmanı boyunca ileri yönlü olarak aktarılır ve çıktı cevabı üretilir. Herhangi bir katman atlaması ya da geri besleme yoktur. Ağ yapısı ve hesap karmaşıklığı yönünden en basit olanıdır. İleri beslemeli ağlara örnek olarak tek katmanlı algılayıcı (SLP, Single Layer Perceptron), çok katmanlı algılayıcı (MLP, Multi Layer Perceptron) ve öğrenmeli vektör kuantalama (LVQ, Learning Vector Quantization) yapıları örnek verilebilir [210, 212, 213].

4.2.4.1.1 Çok katmanlı algılayıcı yapay sinir ağları (ÇKAYSA)

İleri beslemeli YSA modellerinden biri olan çok katmanlı algılayıcı yapay sinir ağları (ÇKAYSA) (Multi layer perceptron neural network), sınıflandırma çalışmalarında en çok tercih edilen yapılardan birisidir [210, 213]. ÇKAYSA, işlem süresi olarak diğerlerine göre daha kısa ve veri işleme olarak daha etkili bir modeldir. Yapı olarak veriler üzerinde herhangi bir işlem yapmadan ara katmana ulaştıran giriş katmanı, bir veya daha fazla katmandan oluşan ve işlemlerin yapıldığı ara katman, sonuçları dış dünyaya ileten çıkış katmanından oluşmaktadır. Katman sayısı ve her bir katmandaki işlemci eleman sayısı uygulamanın türüne göre değişiklik gösterebilir. Şekil 4.13’de iki ara katmana sahip örnek bir ÇKAYSA’nın yapısı gösterilmiştir. Bu tez çalışmasında deneysel çalışmalar sonucu elde edilen yüksek sınıflandırma başarısı ve basit yapısı nedeniyle ÇKAYSA kullanılmıştır.



Şekil 4.13. İki ara katmana sahip örnek bir ÇKAYSA yapısı

Bu ağ yapısına işlemsel olarak bakılacak olursa, giriş verileri ağırlık değerleri ile çarpılarak birinci ara katmandaki işlemci elemanlara gönderilir. Birinci ara katman kendi çıkışını üretirken ağırlıklandırılmış giriş verileri ile her bir işlemci eleman için tanımlı bias değerlerini toplar ve bu sinaptik toplamı uygun bir aktivasyon fonksiyonundan geçirir. Birinci ara katmanın ürettiği bu çıkışlar bir sonraki ara katman için girişler olacaktır. Bu girişler tekrar ağırlıklandırılarak bias değerleri ile toplanacak ve bu sinaptik cevaplar tekrar bir transfer fonksiyonundan geçirilerek bir sonraki katman için girişler veya ağırlıklandırılmış çıkışları haline gelecektir. Gizli katmanlar ve

bu katmanlardaki işlemci eleman sayıları genellikle deneme yanılma yoluyla bulunur. Makul bir hata ile yüksek doğrulukta bir öğrenmenin sağlandığı durumlar denenerek ağ yapısı belirlenir. Çıkış katmanındaki işlemci eleman sayıları ise problemin türüne göre belirlenebilir [210, 213].

4.2.4.1.2. Geri beslemeli yapay sinir ağları

İleri beslemeli olanların aksine bu ağ yapılarında bir hücrenin çıktısı sadece kendinden sonra gelen hücrenin katmanına girdi olarak verilmez. Kendinden önceki katmanda veya kendi katmanında bulunan herhangi bir hücreye de girdi olarakta bağlanabilir. Herhangi bir andaki çıkış değeri o andaki ve daha önceki giriş değerlerine göre belirlenir. Geri beslemeli YSA'lar dinamik yapıya sahip olmaları sebebiyle tahminde bulunma çalışmalarında etkili olarak kullanılırlar [214]. Daha önceki giriş örneklerinin saklanması, ağın dahili bir hafıza oluşturmalarını ve ağ girişlerine uygulanan veri örneklerinin bu hafıza ile yorumlanmasını sağlar. Geri beslemeli YSA'lara örnek olarak Kohonen, Hopfield, Elman ve Jordan ağları verilebilir [215, 216].

4.2.4.2. Öğrenme algoritmalarına göre sınıflandırma

Yapay sinir ağlarının verilen girdilere göre çıktı üretebilmesinin yolu ağın öğrenebilmesidir. Bu öğrenme işleminin de birden fazla yöntemi vardır. Yapay sinir ağları öğrenme algoritmalarına göre danışmanlı, danışmansız ve takviyeli öğrenme olarak üçe ayrılır.

4.2.4.2.1. Danışmanlı öğrenme

Bu öğrenme metodunda ağın öğrenmesi için giriş verileri ve bu giriş verilerine karşılık gelen çıkış verileri birlikte ağa verilir. Ağın cevabı çıkış veri setiyle tanımlanan değerlere yaklaştırılarak ağın güncellemesi sağlanır. Hata payı hesaplanırken ağın bütün çıktıları ile beklenen çıktıları arasındaki fark hesaplanır ve bu farka göre her hücreye düşen hata payı bulunur. Ağırlıkların güncellenmesi ve

eğitimin tamamlanması için bir öğrenme kuralı seçilerek, ağın cevabı arzu edilen sonuçlara yaklaştırılır ve eğitim tamamlanır.

4.2.4.2.2. Danışmansız öğrenme

Danışmanlı öğrenmeden farklı olarak, danışmansız öğrenmede ağı eğitmek için giriş veri seti ağa uygulandığı halde çıkış veri seti uygulanmaz. Yani ağa herhangi bir beklenen çıktı verisi verilmez. Ağ kendi içerisinde her bir örneği kendi içerisinde sınıflandıracak şekilde kurallar oluşturur. Ağ her bir sınıftan girişleri ayırt edebilecek şekilde hesaplanır ve öğrenme işlemini tamamlar.

4.2.4.2.3. Takviyeli öğrenme

Takviyeli öğrenme metodu danışmanlı öğrenme metoduna benzer bir yöntemdir. Fakat bu yöntemde öğrenme işleminde, arzu edilen çıkışların bilinmesine gerek yoktur. Bu öğrenme yaklaşımında ağın her iterasyonu sonucunda elde ettiği sonucun iyi veya kötü olup olmadığına dair bir bilgi verilir. Ağ bu bilgilere göre kendini yeniden düzenler. Bu sayede ağ herhangi bir girdi dizisiyle hem öğrenerek hem de sonuç çıkararak işlemeye devam eder.

4.3. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Algoritmaları

Yapay sinir ağlarının eğitimi için birçok yapıda ağ ve bu ağlarla birlikte kullanılan öğrenme algoritması bulunmaktadır. Bu ağlar içerisinde en çok tercih edileni geri yayılım algoritması ve bu algoritmanın geliştirilmesi ile meydana gelen Levenberg & Marquardt (LM) algoritmasıdır [210, 217]. Delta Bar Delta (DBD), Quasi Newton (QN) gibi daha çok sayıda algoritma çalışmalarda kullanılmaktadır.

4.3.1. Geri yayılım (BP, Back Propagation) algoritması

Gerçekleştirilen bu tez çalışmasında bir geri yayımlı algoritma olan LM kullanılmıştır. LM algoritmasının iyi anlaşılabilmesi için geri yayılımın anlatılması gerekir.

Geri yayılım algoritması ağırlıkların çıkış katmanından geriye, giriş katmanına doğru değiştirilmesinden dolayı bu ismi almıştır. Geri yayılım algoritması ileri beslemeli ve çok katmanlı bir ağ mimarisini gerektirmektedir. Geri yayılım algoritması, ÇKAYSA'ların eğitiminde en çok tercih edilen öğrenme algoritması olarak göze çarpmaktadır [210, 217, 218, 219].

4.3.1.1. Levenberg-Marquardt (LM) algoritması

Bu öğrenme algoritması türü geri yayılım algoritmasının farklılaşmış bir türüdür. Geri yayılım algoritması birinci dereceden türev bilgisi gerektirir ve bu algoritmanın düşük yakınsama hızı ve düşük eğitim verimi gibi dezavantajları olabilmektedir [220]. Bu dezavantajı ortadan kaldırmak için Gauss&Newton (GN), Gradient Descent (GD) ve LM gibi algoritmalar geliştirilmiştir [221]. Bu algoritmalar ikinci dereceden türev gerektirir ve öğrenme hızını belirgin bir şekilde artırır. LM algoritması diğer metotların kısıtlamalarını ortadan kaldırarak bu algoritmaların iyi özelliklerinin birleşiminden oluşmuştur ve günümüzde ağ eğitiminde etkili olarak kullanılmaktadır. [222, 223, 224].

Bu tez çalışmasında ağ eğitimi, GN ve GD algoritmalarının kısıtlarını ortadan kaldırıp en uygun çözümü sunduğu için LM algoritması kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

LM algoritmasında, hedef performans fonksiyonunun ağırlıklara göre ikinci türevinin alınması ile oluşturulan Hessian matrisini elde etmektir. Hessian matrisi aşağıda gösterilen matematiksel form ile (Denklem 4.50) ifade edilir.

$$H(n) = J^T(n)J(n) + \mu_m I \quad (4.50)$$

Bu denklemde, H Hessian matrisi, μ_m Marquardt parametresi, I ise birim matrisini ifade etmektedir. J ise, Jakobian matrisi olarak ağ hatalarının ağırlıklara göre birinci türevini belirtir. Jakobian matris Denklem 4.51'de gösterilmiştir.

$$J(n) = \frac{\partial e(n)}{\partial w(n-1)} \quad (4.51)$$

Yukarıdaki eşitlikteki $e(n)$, ağ hataları vektörüdür. $w(n)$, ağırlıkları sembolize etmektedir. Hessian matrisinin türevinin hesaplanmasında ise aşağıdaki yaklaşım (Denklem 4.52) kullanılır.

$$g(n) = J^T(n)e(n) \quad (4.52)$$

Parametrelerin yakınsanmasında ise aşağıdaki matematiksel ifade (Denklem 4.53) kullanılır.

$$w(n+1) = w(n) - [H(n)]^{-1} g(n) \quad (4.53)$$

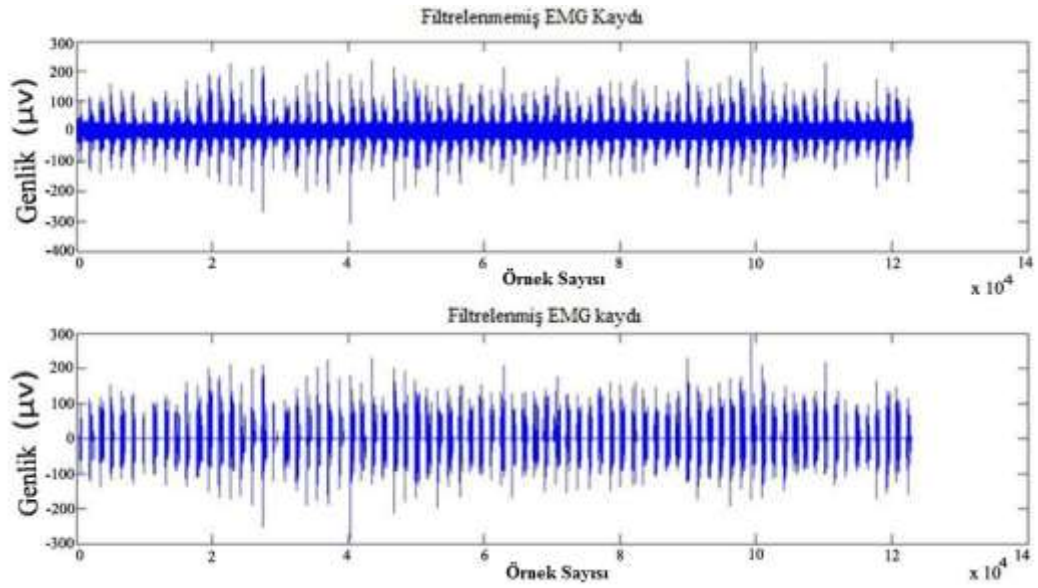
En uygun hata değerini hesaplamak için, her başarılı adımdan sonra μ_m değeri azaltılır. Bu işlemin amacı performans fonksiyonunu minimum yapacak ağırlık değerlerini bulmaktır [210, 225].

BÖLÜM 5. ANALİZLER

5.1. Analizler İçin Yapılan Ön İşlemler

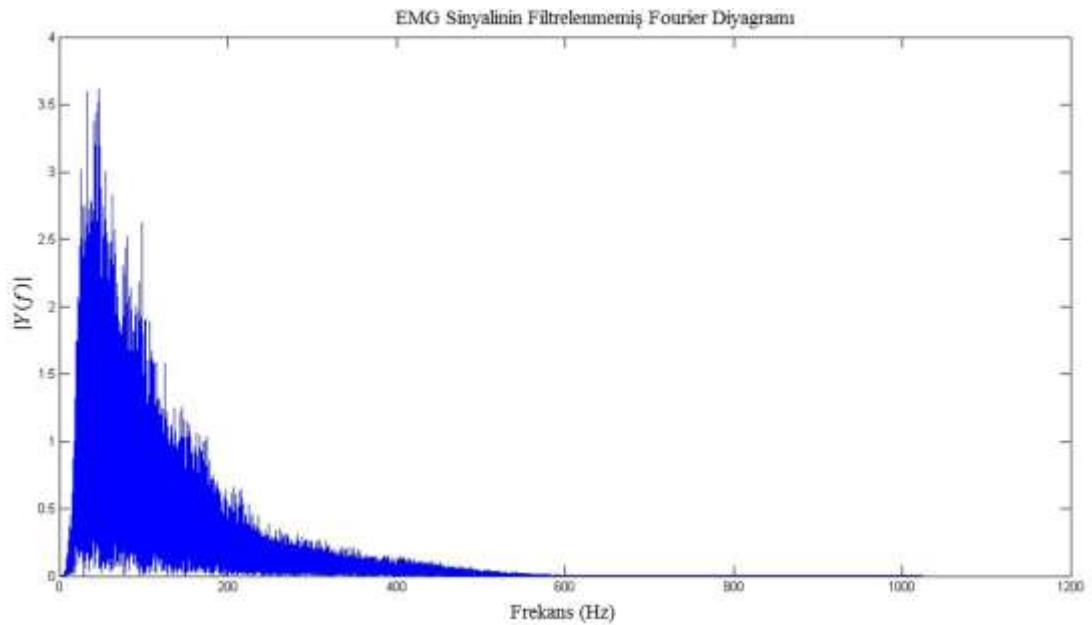
Analizler yapılmadan önce dikkat edilmesi gereken en önemli husus sinyal kayıtları alınırken güvenilirliğini arttırmaktır. Sinyal güvenilirliğini arttırmak için çalışmaya katılan gönüllülerin deri yüzeylerinin hazırlanması, elektrot seçimi ve yerleşimi, gürültüsüz ortamın hazırlanması gibi hususlar bir hayli dikkate alınmıştır. Fakat yine de EMG kayıtları alınırken sinyal doğruluğunu etkileyen en önemli etkenlerden olan istenmeyen gürültüler, analizler yapılmadan önce göz önünde bulundurulmalıdır. İstenmeyen gürültüler, deri ile elektrot arası elektrostatik alan, hareket sırasında kablo, amplifikatör ve elektrotun yerinden oynaması gibi sebeplerle oluşan hareket artifaktı, ölçülmek istenen kasa komşu olan diğer kas gruplarından gelen aksiyon potansiyelleri, kasın yüzey alanına bağlı kullanılan elektrot büyüklüğü ve ölçüm yapılacak kasa ait yüzey alanına uygun yerleşimi gibi nedenlerle oluşabilmektedir.

EMG sinyallerine gürültü binmesi sonucu, sinyaller var oldukları genlik ve frekans değerlerinden sapma gösterirler. Bu durum daha sağlıklı analiz yapılmasını engellemektedir. Çünkü EMG sinyalleri, birçok sinyale göre düşük genliklidir ve gürültülerden etkilenebilmektedirler. EMG sinyallerinin anlamlı yapıya ulaşabilmesi için gürültü karakteristiği iyi analiz edilmeli ve gürültüden arındırılmalıdır. Bu çalışmada, analizler öncesi 2 kHz örnekleme frekansında alınan EMG kayıtları ilk olarak 50 Hz Notch filtreden geçirilerek 14. Harmoniğe kadar tüm harmonikler filtrelenmiştir. Daha sonra 3-500 Hz bandında frekans aralığı sağlayan bant geçiren filtre kullanılmıştır. Şekil 5.1'de gürültüye sahip ham EMG kaydının görüntüsü ve filtreleme işleminden sonraki EMG görüntüsü bulunmaktadır.

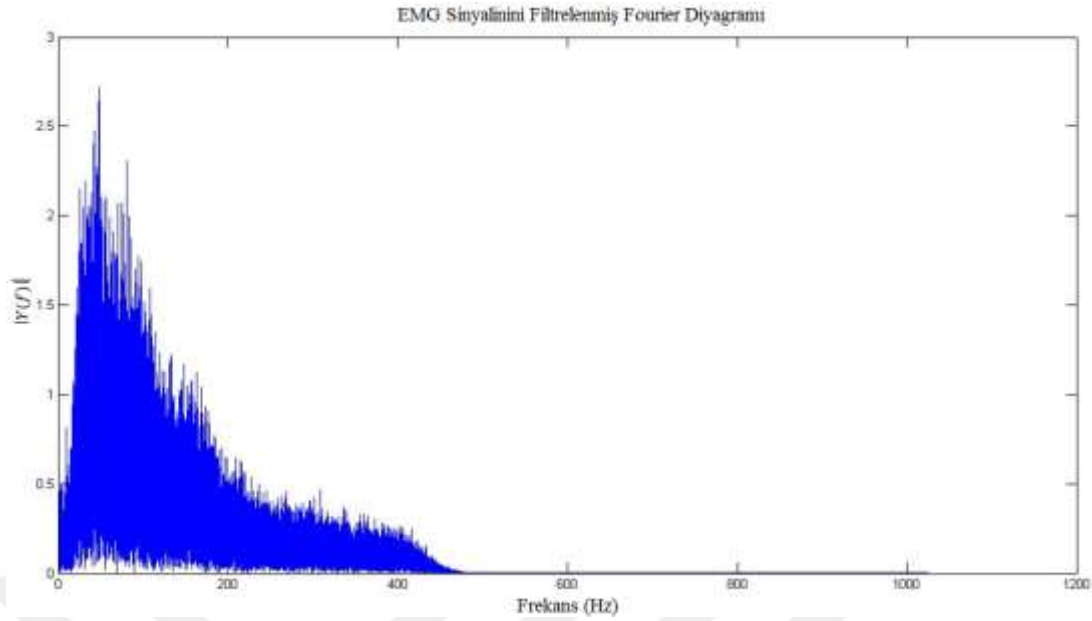


Şekil 5.1. Filtreden geçirilmemiş ham EMG sinyali ve filtrelenmiş EMG sinyalinin görüntüsü

Çalışmada kullanılan 100 m sprint performans testi sonrası alınan bir başka EMG sinyalinin filtreden geçirilmeden önceki FFT (Fast Fourier Transform) diyagramı Şekil 5.2’de gösterilmiştir. Bu sinyalin filtreleme işlemi sonrası oluşan FFT diyagramının görüntüsü ise Şekil 5.3’te gösterilmiştir.



Şekil 5.2. EMG sinyalinin filtreden geçirilmeden önceki FFT (Fast Fourier Transform) diyagramı



Şekil 5.3. EMG sinyalinin filtreden geçirildikten sonraki FFT (Fast Fourier Transform) diyagramı

Analiz kolaylığı açısından, 1kHz’de örneklenen MMG sinyalleri ile 2 kHz’de örneklenen EMG sinyallerinin data sayısını eşitleyebilmek için MMG kayıtları 2 kHz’e yeniden örneklenmiştir. Yeniden örnekleme işlemi kübik spline interpolasyon kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Filtreleme işlemlerinden sonra yapılan incelemelerde gürültüden arındırılmayan kayıtların çıkarılması ve çalışmaya devam edemeyen gönüllüler olması sebebiyle EMG ve MMG kayıtlarının sayılarında farklılıklar oluşmuştur. Sonuçta analizlerde kullanılmak üzere 8 hafta süren eğitim antrenmanları öncesi dönemdeki Bruce protokolü öncesi ve sonrası 33 gönüllüye ait MMG, 31 gönüllüye ait EMG, 100 m sprint performans testi öncesi ve sonrası 34 gönüllüye ait MMG, 14 gönüllüye ait EMG kaydı elde edilmiştir. Eğitim antrenmanları sonrası antrene gönüllülerden ise Bruce protokolü öncesi ve sonrası 24 gönüllüye ait MMG, 26 gönüllüye ait EMG, 100 m sprint performans testi öncesi ve sonrası 30 gönüllüye ait MMG, 29 gönüllüye ait EMG kaydı elde edilmiştir. Çalışmalara katılan gönüllü sayıları Tablo 5.1’ de gösterilmiştir.

Tablo 5. 1. Çalışmaya Katılan Gönüllü Sayısı

Eğim Antrenmanları Öncesi (8 Hafta Önce)								
<i>Bruce Protokolü</i>					<i>100 m Sprint Performans</i>			
Kişi Sayısı	<u>Önce</u>		<u>Sonra</u>		<u>Önce</u>		<u>Sonra</u>	
	MMG	EMG	MMG	EMG	MMG	EMG	MMG	EMG
	33	31	33	31	34	14	34	14
Eğim Antrenmanları Sonrası (8 Hafta Sonra)								
<i>Bruce Protokolü</i>					<i>100 m Sprint Performans</i>			
Kişi Sayısı	<u>Önce</u>		<u>Sonra</u>		<u>Önce</u>		<u>Sonra</u>	
	MMG	EMG	MMG	EMG	MMG	EMG	MMG	EMG
	24	26	24	26	30	29	30	29

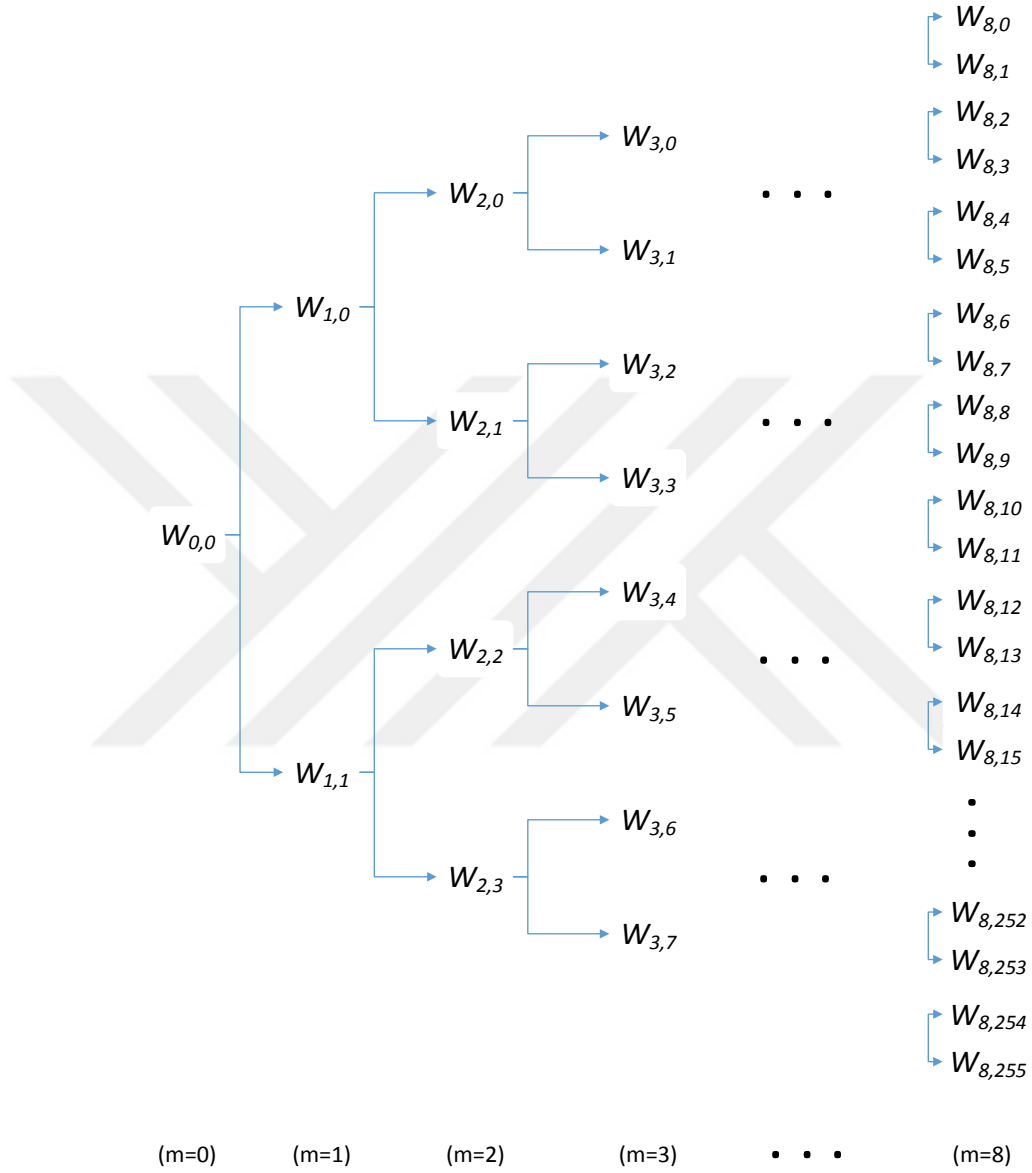
5.2. Dalgacık Paket Dönüşümü Kullanılarak MMG ve EMG Kayıtlarının Özniteliklerinin Çıkarımı

İlk olarak, çalışmaya katılan gönüllülerden alınan MMG ve EMG kayıtlarını analizlere hazır hale getirmek için çeşitli filtreleme işlemleri sinyallere uygulanmıştır. Tez çalışmasının bu bölümünde ise filtreleme işlemi tamamlanmış MMG ve EMG sinyallerinin analizleri yer almaktadır.

Deneyisel çalışmalar sonunda analizler için Dalgacık paket dönüşümü (DPD) kullanımına karar verilmiş ve en iyi performansı gösterdiği için Daubechies dalgacık fonksiyonu kullanımı uygun görülmüştür. Çalışmadaki tüm ayrışımarda Daubechies ailesinin “db4” dalgacı kullanılmıştır.

Kaydedilen sinyallere DPD ayrışımı 8 seviyede uygulanmıştır. Son seviyede (8. Seviye) ayrışım sonunda 256 adet düğüm elde edilmiştir. Bu da 256 farklı frekans bandına karşılık gelmiştir. Son seviyedeki oluşacak düğümlerin sayısı 2^m formülasyonu ile bulunabilir. Buradaki m , sinyale kaç seviyede dalgacık paket ayrışımı yapılacağını belirtir. Bu çalışmada $m=8$ seçildiği için son seviyede $2^m = 256$ adet düğüm oluşmuştur. Şekil 5.4’te 8 seviyede DPD dönüşümü ağacı ve düğümlerin gösterimi verilmiştir. Bu figürde ayrıştırılan frekans bantları, 8. Seviyedeki 1. düğümdeki dalgacık paketi $w_{8,1}$, 8. Seviyedeki 255. düğümdeki

dalgacık paketi $w_{8,255}$ şeklinde kodlanmıştır. Kısaca dalgacık paketinin altındaki birinci indeks ayrıştırma seviyesini, ikinci indeks ise düğüm sayısını göstermektedir.



Şekil 5.4. Tez çalışmasında 8 seviyede yapılan ayrışımın DPD ağacı

Çalışmaya katılan tüm gönüllülerin MMG ve EMG kayıtlarına 8 seviyede DPD ayrışımı uygulanarak son seviyede her biri için 256 düğüm oluşturulmuştur. Tablo 5.2’de son seviyede oluşan 256 düğüm içerisinde, 10. düğümünden 115. düğüme kadar olan frekans bant aralıkları gösterilmiştir. 115. düğüme kadar uygulanma

sebebi ise, EMG sinyallerinin baskın olduğu frekans aralığının “50-150 Hz” olması ve kullanılabilir frekans aralığının ise “0-500 Hz” ile sınırlı olmasıdır [226].

Tablo 5.2. 8. Seviyede oluşan 10. ile 115. Düzgümler arasındaki düğümlere karşılık gelen frekans aralıkları

Düzgüm - Frekans Tablosu			
Düzgüm	Frekans Aralığı	Düzgüm	Frekans Aralığı
10.	35.15 - 39.06 Hz	65.	250.00 - 253.91 Hz
15.	54.68 - 58.59 Hz	70.	269.53 - 273.44 Hz
20.	74.21 - 78.12 Hz	75.	289.06 - 292.97 Hz
25.	93.75 - 97.66 Hz	80.	308.59 - 312.50 Hz
30.	113.28 - 117.19 Hz	85.	328.12 - 332.03 Hz
35.	132.81 - 136.72 Hz	90.	347.65 - 351.56 Hz
40.	152.34 - 156.25 Hz	95.	367.18 - 371.09 Hz
45.	171.87 - 175.78 Hz	100.	386.71 - 390.62 Hz
50.	191.40 - 195.31 Hz	105.	406.25 - 410.15 Hz
55.	210.93 - 214.84 Hz	110.	425.78 - 429.69 Hz
60.	230.46 - 234.37 Hz	115.	445.31 - 449.22 Hz

Daha sonra yapay sinir ağlarında öznetelik olarak kullanılmak üzere oluşan 256 düğümün her biri için enerji değeri hesaplanmıştır. Yapay sinir ağlarında sınır şartlarını belirlemek için, oluşan bu düğümlerin enerji değerleri her gönüllü için kendi içerisinde en yüksek enerji değerine oranlanarak normalize edilmiştir. ÇKAYSA kullanarak kaslardaki yorgunluğun kararını verebilmek için, eğitim antrenmanları öncesi dönemde (gönüllüler antrene değil iken) Bruce protokolü öncesi ve sonrası için $[33 \times 256]$ boyutlu MMG, $[31 \times 256]$ boyutlu EMG normalize enerji matrisi, 100 m sprint performans testi öncesi ve sonrası için $[34 \times 256]$ boyutlu MMG, $[14 \times 256]$ boyutlu EMG normalize enerji matrisi oluşturulmuştur. Eğitim antrenmanları sonrası dönemde ise (gönüllüler antrene durumda iken) Bruce protokolü öncesi ve sonrası için $[24 \times 256]$ boyutlu MMG, $[26 \times 256]$ boyutlu EMG normalize enerji matrisi, 100 m sprint performans testi öncesi ve sonrası için $[30 \times 256]$ boyutlu MMG, $[29 \times 256]$ boyutlu EMG normalize enerji matrisi

oluşturulmuştur. Daha sonra her gönüllü için 256 normalize enerji değerine sahip bu matrisler üzerinde 15 adet düğüm içeren kayan pencereler oluşturulmuş ve bu pencereler içerisinde kalan düğümlerin enerjilerinin ortalamaları hesaplanmıştır. Örneğin bu işlem 256 düğümden ilk 15 ini kapsayan bir pencere genişliği seçilip, eğitim antrenmanları öncesi dönemde 100 m sprint performans testi öncesi MMG kayıtlarına uygulandığında (yorgunluk meydana gelmeden) $[1 \times 34]$ boyutlu bir matris, 100 m sprint performans testi sonrası MMG kayıtlarına uygulandığında ise yine (yorgunluk meydana geldiğinde) $[1 \times 34]$ boyutlu bir matris elde edilmiştir. Bu matris 34 gönüllünün 256 normalize enerji değerinden her birinin ilk 15 normalize enerji değerinin ortalamasının alındığını ifade etmektedir. Bu işlem ilk düğümden 115. düğüme kadar 5'er düğüm kaydırılarak yani 500 Hz'e kadar uygulanmıştır. 15 düğüm içeren ve 5 düğüm kayma adımına sahip kaymalı pencerenin tüm sinyal üzerine uygulanması sonucu oluşturulan matrisler ÇKAYSA'ya uygulanmak üzere kaydedilmiştir. Şekil 5.5'te oluşturulan pencerenin düğümler üzerinde kaydırılması gösterilmektedir.

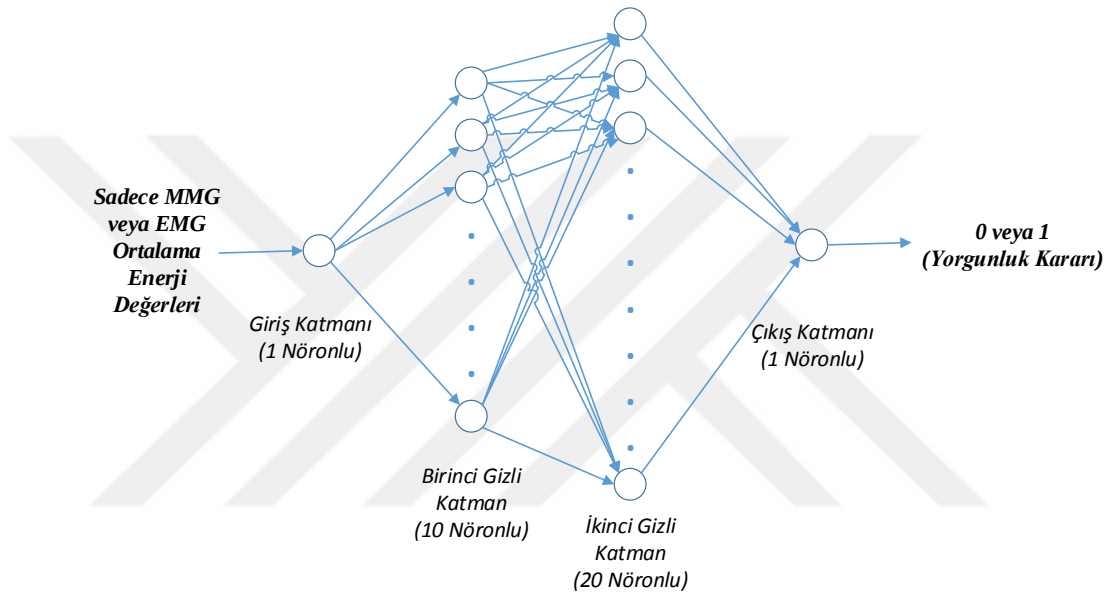


Şekil 5.5. Düğümler üzerinde 15 adet düğüm içeren ve 5 düğüm kaymalı pencerenin hareketi

5.3. DPD Sonrası Oluşan Sadece EMG veya MMG Özniteliklerinin ÇKAYSA Kullanılarak Değerlendirilmesi

Gerçekleştirilen çalışmada yorgunluğun kararını verebilmek için DPD sonrası meydana gelen öznitelikleri giriş kabul eden ÇKAYSA tasarlanmıştır. Bu tasarlanan

ağın girişi MMG veya EMG sinyallerinin öznitelikleri olan belirli düğümler arası ortalaması alınmış normalize enerji değerleri, çıkışı ise yorgun olmayan “0” (Bruce protokolü veya 100 m sprint performansı testi öncesi) ve yorgun halde “1” (Bruce protokolü veya 100 m sprint performansı testi sonrası) olarak belirlenmiştir. Bu çalışmadaki yorgunluk kararını verebilecek ÇKAYSA, 1 nöronlu giriş katmanı, 10 nöronlu birinci gizli katman, 20 nöronlu ikinci gizli katman ve 1 nöronlu çıkış katmanında oluşmaktadır. Tasarlanan ağın mimarisi Şekil 5.6’da gösterilmiştir.



Şekil 5.6. Yorgunluk kararı için sadece MMG veya EMG özniteliklerinin uygulandığı ÇKAYSA yapısı

Her bir pencereleme sonucu oluşan ortalaması alınmış normalize enerji değerleri kendi içerisinde farklı sayılarda eğitim ve test verisi olarak ayrılmıştır. İlk olarak 8 hafta süren eğitim antrenmanları öncesi dönemdeki MMG veya EMG özniteliklerinin ÇKAYSA’ya uygulaması gerçekleştirilmiştir. Bu uygulama için Bruce protokolü öncesi oluşan $[1 \times 33]$ ve sonrası oluşan $[1 \times 33]$ boyutundaki 2 MMG matrisi kendi içerisinde 20’si eğitim 13’ü test olmak üzere ayrılmıştır. Yine Bruce protokolü öncesi oluşan $[1 \times 31]$ ve sonrası oluşan $[1 \times 31]$ boyutundaki 2 EMG matrisi ise kendi içerisinde 20’si eğitim 11’i test olmak üzere ayrılmıştır. 100 m sprint performans testi öncesi oluşan $[1 \times 34]$ ve sonrası oluşan $[1 \times 34]$ boyutundaki 2 MMG matrisi kendi içerisinde 20’si eğitim 14’ü test olmak üzere ayrılmıştır. Yine 100 m sprint performans testi öncesi oluşan $[1 \times 14]$ ve sonrası oluşan $[1 \times 14]$

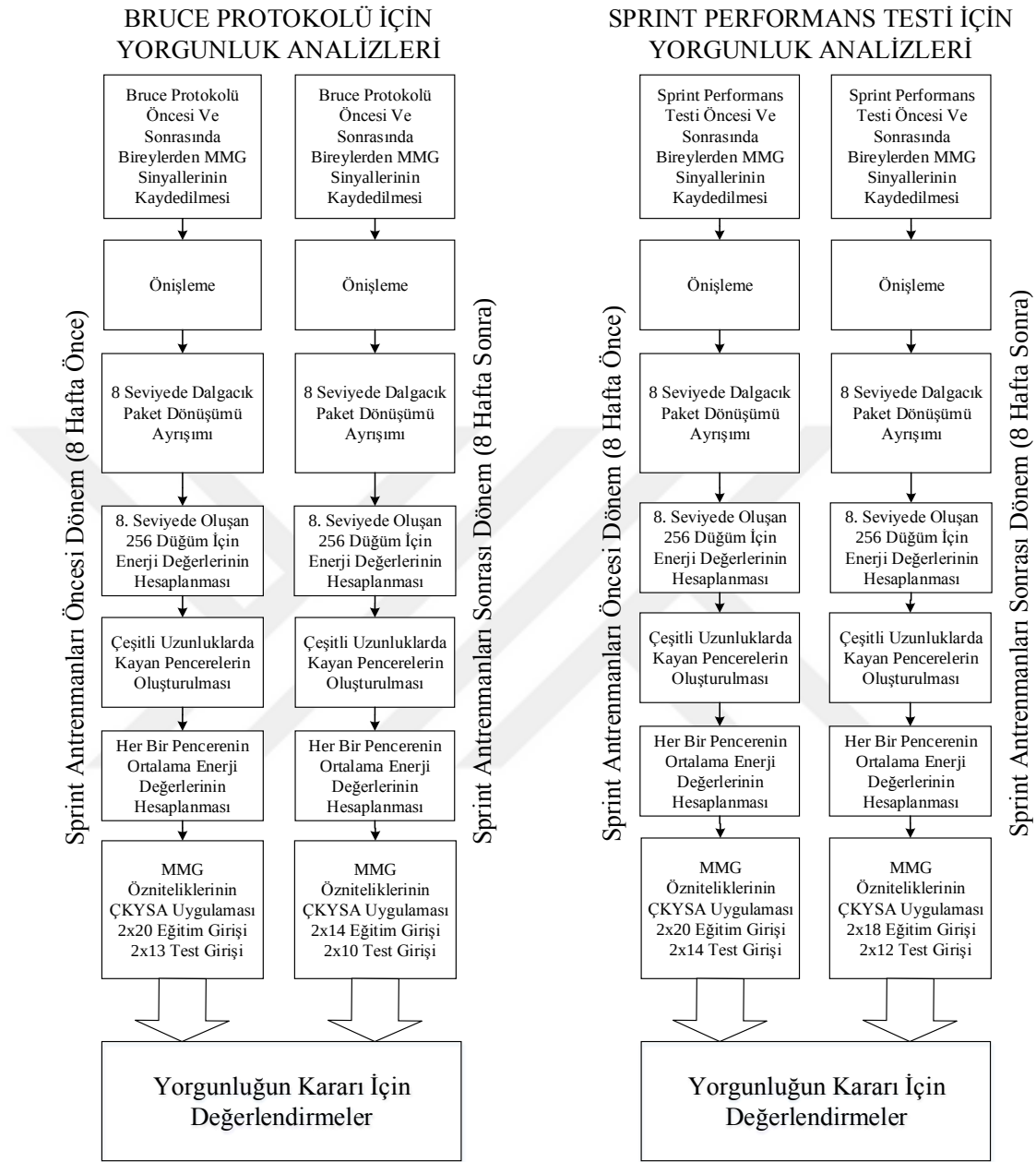
boyutundaki 2 EMG matrisi ise kendi içerisinde 8'i eğitim 6'sı test olmak üzere ayrılmıştır.

8 hafta süren eğitim antrenmanları sonrası dönemdeki MMG ve EMG özniteliklerinin ÇKAYSA'ya uygulamasında; Bruce protokolü öncesi oluşan $[1 \times 24]$ ve sonrası oluşan $[1 \times 24]$ boyutundaki 2 MMG matrisi kendi içerisinde 14'ü eğitim 10'u test olmak üzere ayrılmıştır. Yine Bruce protokolü öncesi oluşan $[1 \times 26]$ ve sonrası oluşan $[1 \times 26]$ boyutundaki 2 EMG matrisi ise kendi içerisinde 16'sı eğitim 10'u test olmak üzere ayrılmıştır. 100 m sprint performans testi öncesi oluşan $[1 \times 30]$ ve sonrası oluşan $[1 \times 30]$ boyutundaki 2 MMG matrisi kendi içerisinde 18'i eğitim 12'si test olmak üzere ayrılmıştır. Yine 100 m sprint performans testi öncesi oluşan $[1 \times 29]$ ve sonrası oluşan $[1 \times 29]$ boyutundaki 2 EMG matrisi ise kendi içerisinde 18'i eğitim 11'i test olmak üzere ayrılmıştır.

Ayırma işleminden sonra bu verilerin ağ girişine uygulamasına bir örnek olarak 8 hafta süren eğitim antrenmanları öncesi dönemdeki Bruce protokolü öncesi ve sonrası $[1 \times 33]$ boyutunda MMG öznitelik matrislerinin uygulaması verilebilir. Ağ uygulamadan önce son olarak bu matrisler kendi içerisinde 20'si eğitim ve 13'ü test verisi olacak şekilde ayrılmıştı. Ağ eğitimi için iki matristen gelen 20 Bruce protokolünden önce (yorgunluk meydana gelmeden) ve 20 Bruce protokolünden sonra (yorgunluk meydana geldiğinde) veri ardı ardına sıralanıp $[1 \times 40]$ matrisi oluşturulmuş ve ağ girişine uygulanmıştır. Ağ eğitiminde hedef olarak ise aynı boyutta yorgun olmayanlar için "0" ve yorgun olanlar için "1" olacak şekilde sıfırlar ve birlerden oluşan $[1 \times 40]$ boyutlu bir matris oluşturulup ağa uygulanmıştır. Daha sonra, eğitilen ağlarda test verilerini değerlendirmek üzere 13 Bruce protokolü öncesi (yorgunluk meydana gelmeden) ve 13 Bruce protokolü sonrası (yorgunluk meydana geldiğinde) veri ardı ardına sıralanarak $[1 \times 26]$ boyutlu matris oluşturulmuştur. Bu matrisin ağa uygulanması sonucu oluşan test başarı değerleri yorgunluğun kararı için değerlendirilmiştir.

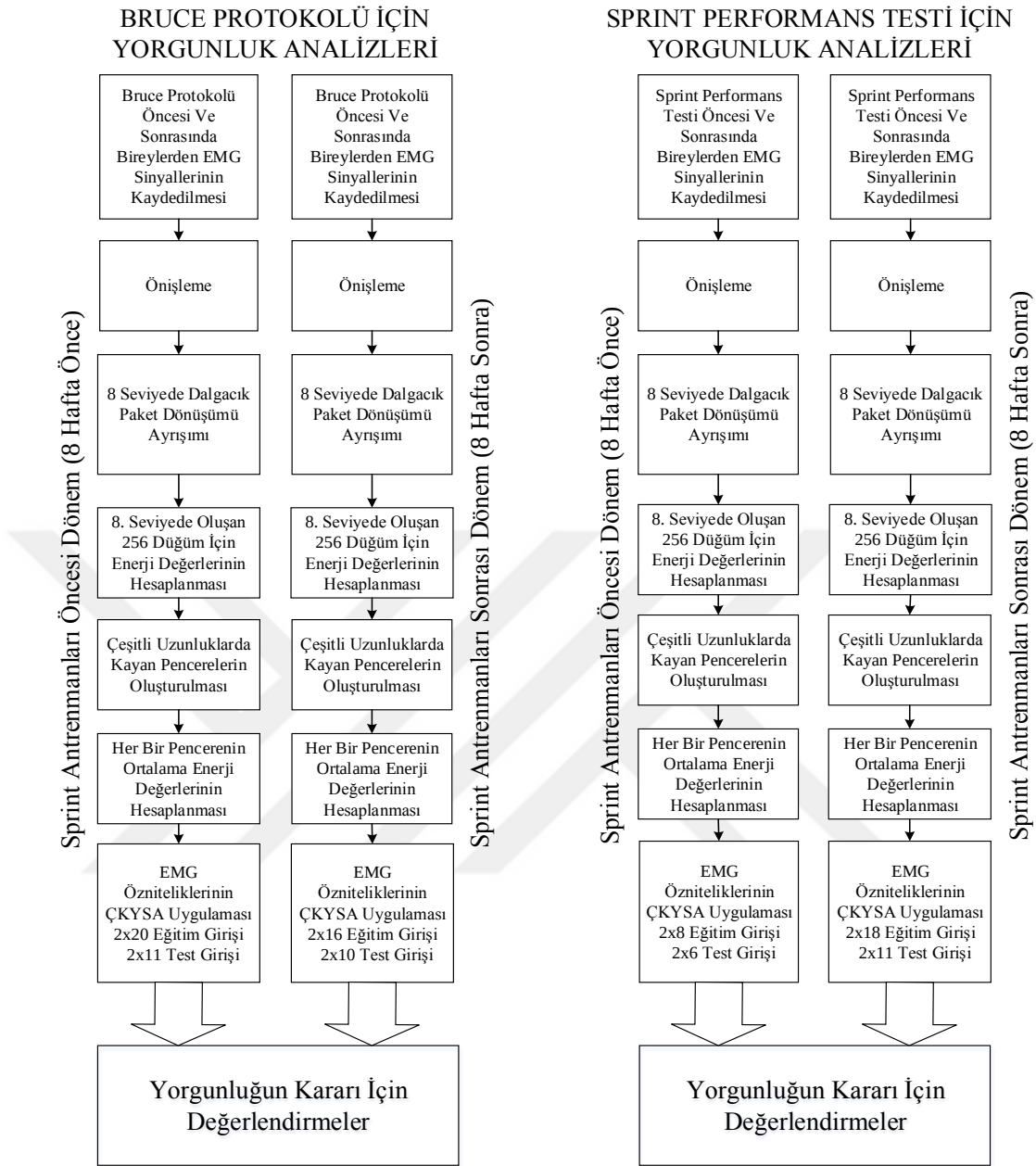
Gerçekleştirilmiş olan bu çalışmada sadece MMG öznitelikleri kullanarak kaslardaki yorgunluğun kararını verebilmek için uygulanan yöntemin, sinyalin kaydından

yorgunluk kararına kadar olan bölümlerinin blok şema gösterimi Şekil 5.7’de verilmiştir.



Şekil 5.7. Sadece MMG öznitelikleri kullanarak kas yorgunluk kararı için uygulanan yöntemin blok şeması

Sadece EMG öznitelikleri kullanarak kas yorgunluğunun kararını verebilmek için uygulanan yöntemin, sinyalin kaydından yorgunluk kararına kadar olan bölümlerinin blok şema ile gösterimi ise Şekil 5.8’de verilmiştir.

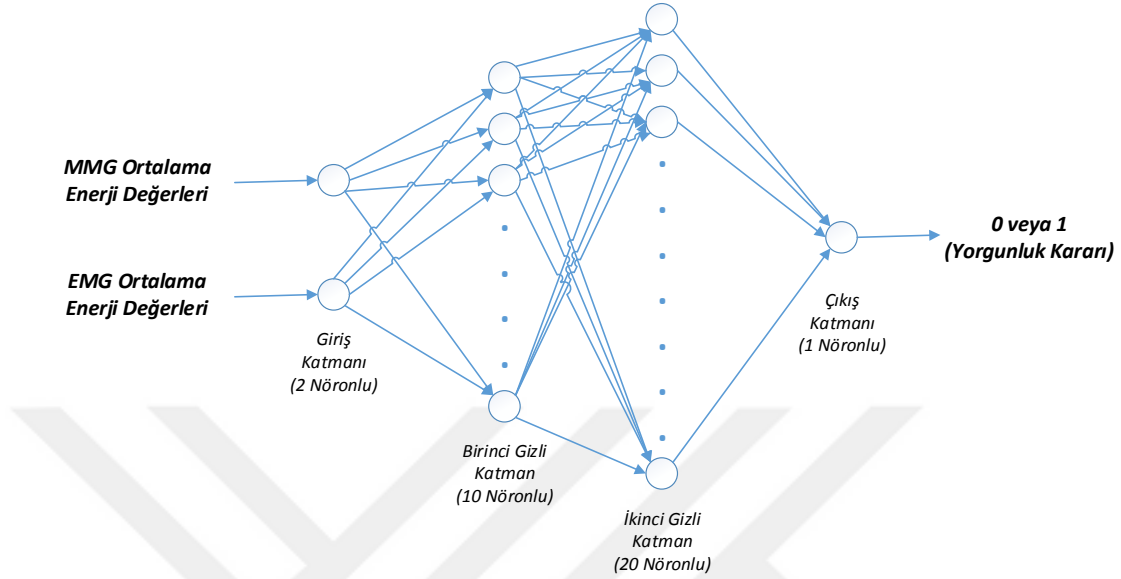


Şekil 5.8.Sadece EMG öznitelikleri kullanarak kas yorgunluk kararı için uygulanan yöntemin blok şeması

5.4. DPD Sonrası Oluşan EMG ve MMG Özniteliklerinin Kombine Olarak YSA'ya Uygulanması İle Kas Yorgunluğunun Değerlendirilmesi

Bu bölümde sadece MMG veya EMG öznitelikleri kullanılarak yapılan analizlerden farklı olarak yorgunluğun kararını verebilmek için DPD kullanılarak çıkarılan MMG ve EMG öznitelikleri tasarlanan ağ girişine birlikte uygulanmıştır. Bunun için, 2 nörona sahip giriş katmanı, 10 nörona sahip birinci gizli katman, 20 nöronlu ikinci

gizli katman ve 1 nöronlu çıkış katmanına sahip ÇKAYSA tasarlanmıştır. Tasarlanan ağın mimarisi Şekil 5.9’da gösterilmiştir.



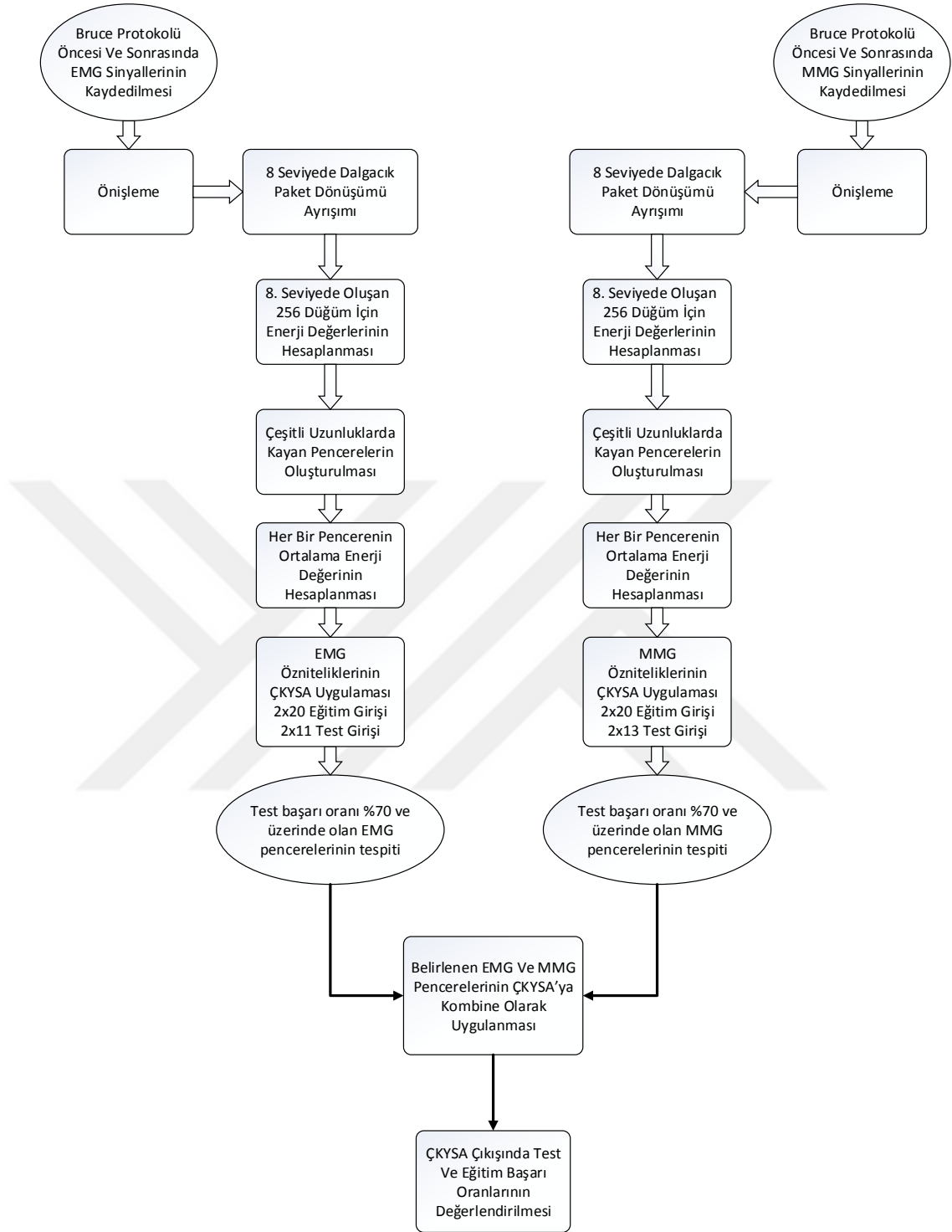
Şekil 5.9. Yorgunluk kararı için EMG ve MMG özniteliklerinin kombine uygulandığı ÇKAYSA yapısı

Bir önceki bölümde yorgunluğun kararını verebilmek için sadece EMG veya MMG özniteliklerinin ÇKAYSA’ya uygulanması sonucu test başarı değerlerinin değerlendirmesi yapılmıştı. Bu bölümde ise EMG ve MMG özniteliklerinin ÇKAYSA’ya birlikte uygulanması için, bir önceki bölümde test başarı değeri %70 ve üzerinde olan EMG veya MMG pencerelerinin çaprazlama kombinasyonları kullanılmıştır.

Sadece EMG veya MMG öznitelikleri kullanılarak yapılan çalışmada verilen örnekte tek satırlı matrise yorgun olmayan ve yorgun olan öznitelikler yan yana yerleştirilmiş, ağ eğitimi için $[1 \times 40]$ ve test için $[1 \times 26]$ boyutlu matrisler oluşturulmuştu. Çalışmanın bu bölümünde EMG ve MMG öznitelikleri birlikte ağa uygulandığı için 2 satırlı matrisler oluşturularak ÇKAYSA’ya uygulanmıştır. Örneğin 8 hafta süren eğitim antrenmanları öncesi dönemdeki Bruce protokolü öncesi ve sonrası EMG, MMG özniteliklerinin birlikte ağa uygulanması verilebilir. Bu durumda ağ eğitimi için $[1 \times 40]$ boyutunda MMG öznitelik matrisi ve $[1 \times 40]$ boyutunda EMG öznitelik matrisi aynı sütunda alt alta yerleştirilirse $[2 \times 40]$ EMG ve

MMG özniteliklerini barındıran bir matris oluşturularak ağ eğitimi gerçekleştirilmiştir. Test verilerini değerlendirmek için, $[1 \times 11]$ boyutunda MMG matrisi ve $[1 \times 11]$ boyutunda EMG matrisi aynı sütunda alt alta yerleştirilerek $[2 \times 11]$ boyutunda bir matris oluşturulmuş ve eğitilen ağa uygulanarak sonuçları değerlendirilmiştir.

Şekil 5.10'da 8 hafta süren eğitim antrenmanları öncesi dönemde, antrene olmayan gönüllülere ait EMG ve MMG öznitelikleri kullanarak Bruce protokolü ile oluşturulan yorgunluğun tespitine yönelik akış diyagramı verilmiştir. Aynı işlemler 8 hafta sonra antrene gönüllülerde Bruce protokolü kullanılarak tekrarlanmış ve ayrıca antrenmanlar öncesi ile sonrası dönemde 100 m sprint performans testi kullanılarak bu işlemler tekrarlanarak kas yorgunluğu değerlendirmeleri yapılmıştır.



Şekil 5.10. Kas yorgunluk kararını için EMG ve MMG öznitelik kombinasyonlarının ÇKYSA'ya uygulanması

BÖLÜM 6. ARAŞTIRMA BULGULARI

Bölüm 5’te detaylı şekilde izah edilen metodolojiler kullanılarak gerçekleştirilen çalışmada sonuçlar, eğitim antrenmanları öncesi ve eğitim antrenmanları sonrası ana başlıklarında, Bruce protokolü ve 100 m sprint performans testleri için, sadece MMG, sadece EMG ve EMG-MMG kombinasyonları ile değerlendirilmiştir.

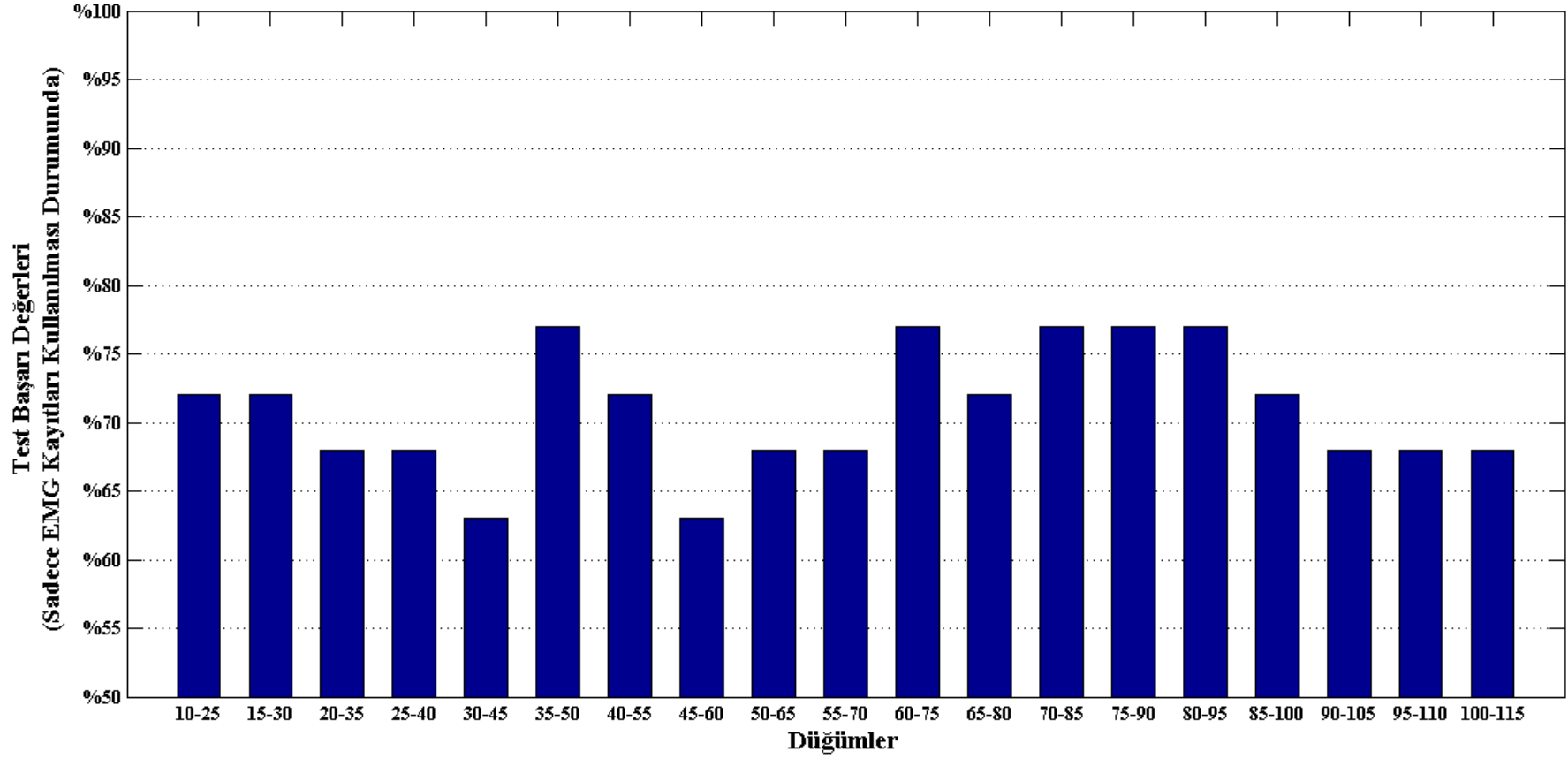
6.1. Eğitim Antrenmanları Öncesi Sonuçlar

6.1.1. Bruce protokolü ile oluşturulmuş kas yorgunluğunun analizleri

Bu bölümde çalışmaya katılan gönüllülerin antrenmansız kaslara sahip iken alınan EMG ve MMG kayıtları kullanılarak Bruce protokolü ile katılımcılarda oluşturulan yorgunluğun tespitine yönelik analizler yapılmıştır.

6.1.1.1. Sadece EMG kayıtları kullanılarak yapılan analizler

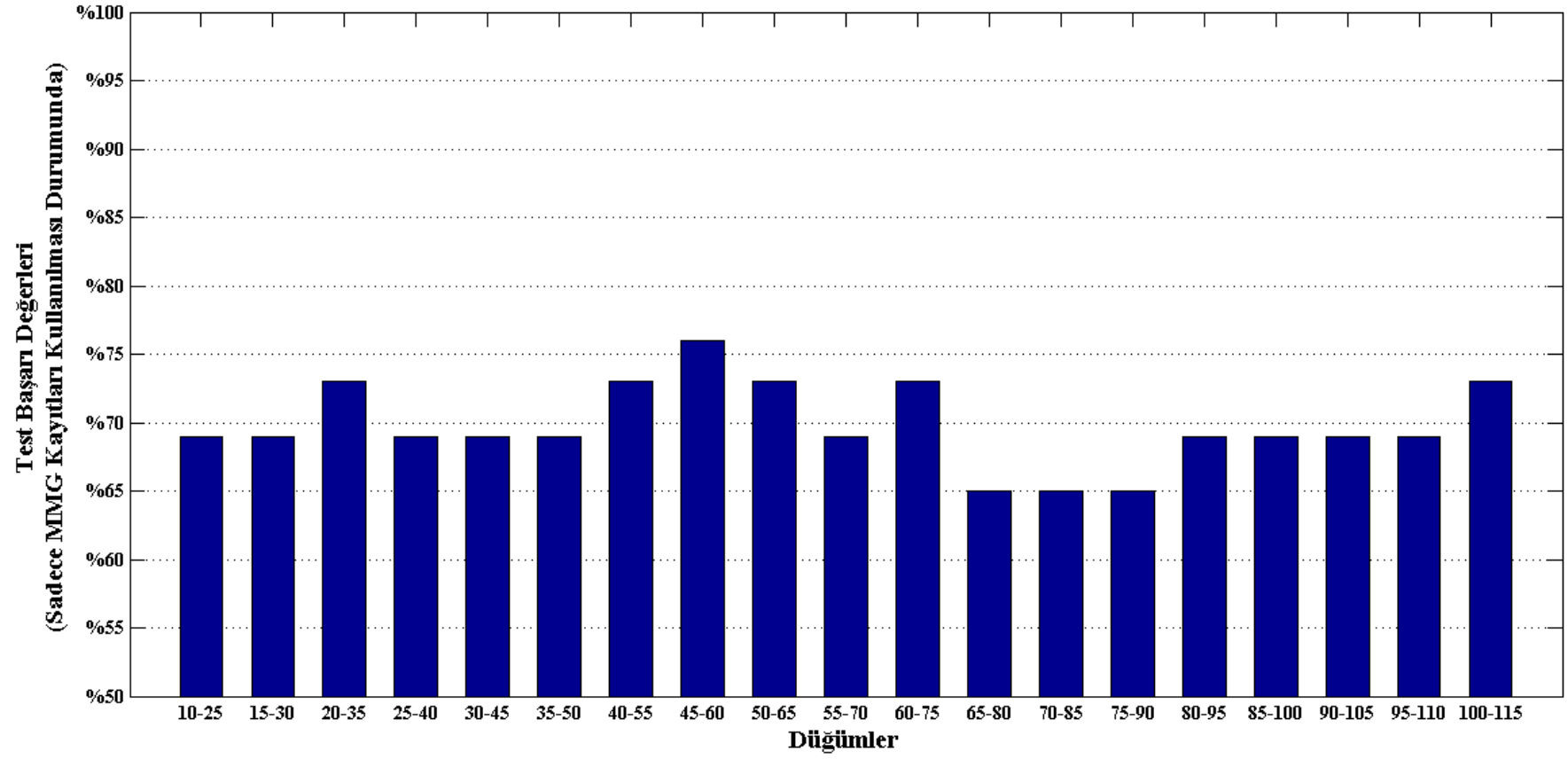
8 hafta süren antrenman dönemi öncesinde Bruce protokolü kullanılarak oluşturulan kas yorgunluğunun EMG kayıtları kullanılarak belirlenmesine yönelik analizlerin sonuçları Şekil 6.1’de görülmektedir. 132.81-195.31 Hz, 230.46-292.97 Hz, 269.53-332.03 Hz, 289.06-351.56 Hz ve 308.59-371.09 Hz (35.-50., 60.-75., 70.-85., 75.-90. ve 80.-95. Düşüm aralıkları) frekans aralıklarında kas yorgunluğunun tespiti için test başarı değerleri %77 olarak tespit edilmiştir. Bu analizlerde elde edilen en düşük test başarı değeri ise %63’tür ve 113.28-175.78 Hz, 171.87-234.37 Hz (30.-45., 45.-60. Düşüm aralıkları) frekans aralıklarında görülmüştür. Özellikle 230.46-371.09 Hz (60.-95. Düşüm aralığı) frekans aralığındaki kümelenmiş haldeki yüksek başarı değerleri dikkat çekmektedir



Şekil 6.1. Eğitim antrenmanları öncesi, gönüllülerin sadece EMG Kayıtları kullanılması durumunda test başarı değerleri (Bruce protokolü kullanılarak)

6.1.1.2. Sadece MMG kayıtları kullanılarak yapılan analizler

Çalışmaya katılan gönüllülerin kasları antrenmansız halde iken yalnızca EMG kayıtları ile eşzamanlı olarak kaydı alınan MMG kayıtları kullanılarak yapılan analizlerin sonuçları Şekil 6.2’de gösterilmiştir. Bu analiz sonuçlarına bakıldığında en yüksek test başarı değeri %76 ile 171.87-234.37 Hz (45.-60. Düşüm aralığı) frekans aralığında elde edilmiştir. Bir sonraki en yüksek değere 74.21-136.72 Hz, 152.34-214.84 Hz, 191.40-253.91 Hz, 230.46-292.97 Hz ve 386.71-449.22 Hz (20.-35., 40.-55., 50.-65., 60.-75. ve 100.-115. Düşüm aralıkları) frekans aralıklarında ulaşılmıştır ve test başarı değeri %73’tür. En düşük test başarı değeri ise %65 oranına sahiptir ve 250.00-351.56 Hz (65.-90. Düşüm aralığı) frekans aralığında elde edilmiştir. 152.34-253.91 Hz (40.-65. Düşüm aralığı) frekans aralığındaki kümelenmiş yükseliş yüksek test başarı değeri ile ön plana çıkmaktadır. 300 Hz’den sonraki frekans aralıklarının başarı oranının düşük olması 250-351 Hz bandındaki test başarı değerinin de azalmasına neden olmuştur.



Şekil 6.2. Eğitim antrenmanları öncesi, gönüllülerin sadece MMG Kayıtları kullanılması durumunda test başarı değerleri (Bruce protokolü kullanılarak)

6.1.1.3. EMG-MMG kombinasyonları kullanılarak yapılan analizler

Önceki bölümlerde antrenman öncesi dönemde gönüllülerin kasları antrenmansız halde iken eşzamanlı alınan EMG veya MMG kayıtları ile ayrı ayrı yapılan kas yorgunluğu analizlerinin sonuçları Şekil 6.1 ve Şekil 6.2’de gösterilmiştir. Bu bölümde sadece EMG kayıtları kullanılarak yapılan analizlerden test başarı değeri %70 ve üzeri olan frekans aralıkları ile sadece MMG kayıtları kullanılarak yapılan analizlerden test başarı değeri %70 ve üzeri olan frekans aralıklarının her biri kombine olarak tasarlanan kas yorgunluğu tespit sistemine uygulanıp test başarı değerleri incelenmiştir. Bu frekans aralıkları EMG için 35.15-97.66 Hz, 54.68-117.19 Hz, 132.81-195.31 Hz, 152.34-214.84 Hz, 230.46-292.97 Hz, 250.00-312.50 Hz, 269.53-332.03 Hz, 289.06-351.56 Hz, 308.59-371.09 Hz ve 328.12-390.62 Hz (10.-25., 15.-30., 35.-50., 40.-55., 60.-75., 65.-80., 70.-85., 75.-90., 80.-95. ve 85.-100. Düşüm aralıkları), MMG için ise 74.21-136.72 Hz, 152.34-214.84 Hz, 171.87-234.37 Hz, 191.40-253.91 Hz, 230.46-292.97 Hz ve 386.71-449.22 Hz (20.-35., 40.-55., 45.-60., 50.-65., 60.-75. ve 100.-115. Düşüm aralıkları) dir.

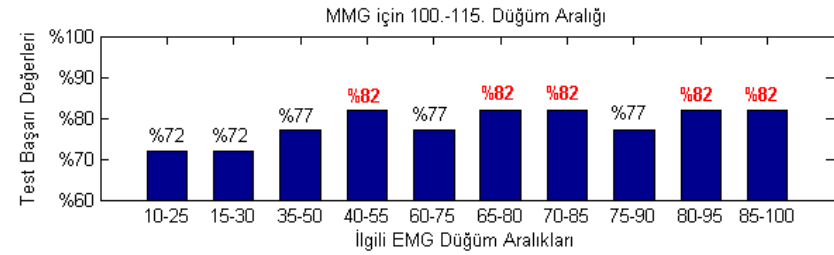
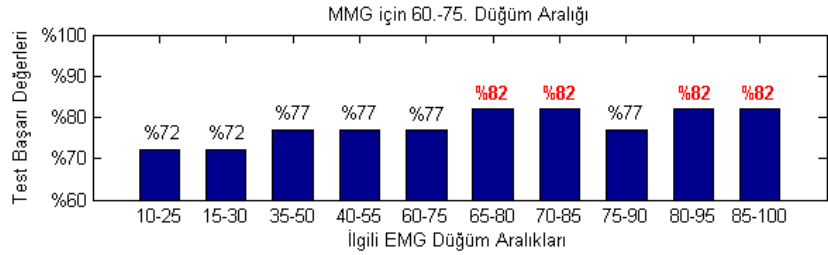
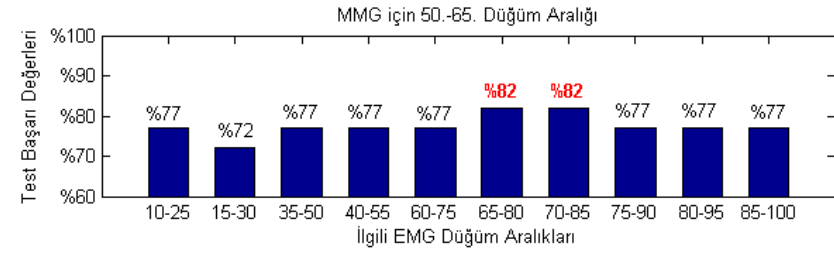
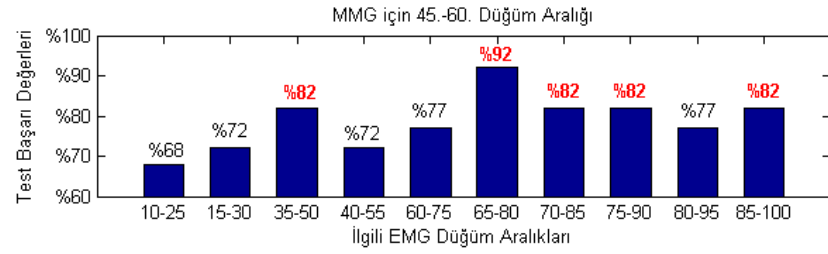
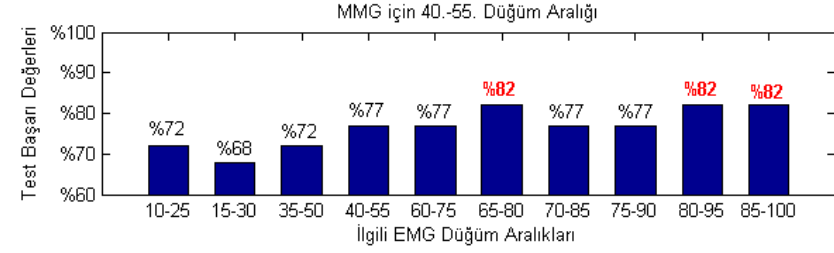
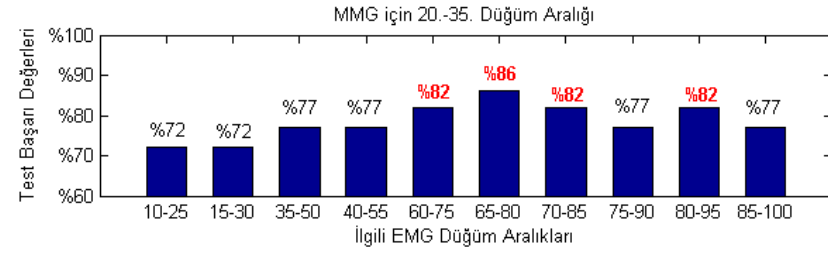
Bruce protokolü ile gönüllülerde oluşturulan kas yorgunluğunun tek başına yapılan EMG veya MMG değerlendirmelerinde elde edilen %70 ve üzeri EMG ile %70 ve üzeri MMG frekans aralıklarının tüm ikili kombinasyonlarının sisteme girilmesi sonucu oluşan test başarı değerleri grafik halinde Şekil 6.3’te gösterilmiştir ve en yüksek test başarı değeri ise %92 olarak dikkat çekmektedir. Bu başarı değeri EMG’nin 250.00-312.50 Hz (65.-80. Düşüm aralığı) ve MMG’nin 171.87-234.37 Hz (45.-60. Düşüm aralığı) olduğu frekans aralıklarının sisteme girilmesi ile elde edilmiştir. Bir sonraki en yüksek test başarı değeri ise %86’dır ve EMG’nin 250.00-312.50 Hz (65.-80. Düşüm aralığı) ile MMG’nin 74.21-136.72 Hz (20.-35. Düşüm aralığı) frekans aralıklarının sisteme birlikte girilmesi ile elde edilmiştir. Ayrıca çalışmanın bu bölümünde EMG’nin 250.00-312.50 Hz (65.-80. Düşüm aralığı) frekans aralığının, MMG’nin tüm alt frekans bantları ile kombinasyonlarının %82-%92 arasındaki en yüksek skorlara ulaştığı görülmüştür. Bu sayede EMG’nin 250.00-312.50 Hz (65.-80. Düşüm aralığı) frekans aralığının tasarlanan sistem ile kas yorgunluğu belirlemede seçici bir özelliğe sahip olduğu kanaatine varılmıştır. En

başarısız sonuçların ise %68-%72 değerleri ile tüm MMG frekans aralıklarına karşılık EMG'nin özellikle 35.15-117.19 Hz (10.-30. Düşüm aralığı) frekans aralığının sisteme uygulanması sonucu ortaya çıktığı görülmektedir. Bu yüzden EMG'nin 35.15-117.19 Hz (10.-30. Düşüm aralığı) bandının bu tasarlanan sistemde yorgunluğu belirleyici alt frekans olmadığı sonucuna ulaşılmıştır.

%70 ve üzeri EMG ile %70 ve üzeri MMG frekans aralıklarının tüm ikili kombinasyonlarının sisteme girilmesi ile elde edilen analiz sonuçlarının tamamı Tablo 6.1'de listelenmiştir.

Tablo 6.1. Eğitim antrenmanları öncesi, gönüllülerin EMG-MMG Kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test başarı değerleri (Bruce protokolü kullanılarak)

		% 70 Test Başarı Değerinin Üzerindeki EMG Frekans Aralıkları (Hz)									
		35.15-97.66	54.68-117.19	132.81-195.31	152.34-214.84	230.46-292.97	250.00-312.50	269.53-332.03	289.06-351.56	308.59-371.09	328.12-390.62
% 70 Test Başarı Değerinin Üzerindeki MMG Frekans Aralıkları (Hz)	74.21-136.72	%72	%72	%77	%77	%82	%86	%82	%77	%82	%77
	152.34-214.84	%72	%68	%72	%77	%77	%82	%77	%77	%82	%82
	171.87-234.37	%68	%72	%82	%72	%77	%92	%82	%82	%77	%82
	191.40-253.91	%77	%72	%77	%77	%77	%82	%82	%77	%77	%77
	230.46-292.97	%72	%72	%77	%77	%77	%82	%82	%77	%82	%82
	386.71-449.22	%72	%72	%77	%82	%77	%82	%82	%77	%82	%82



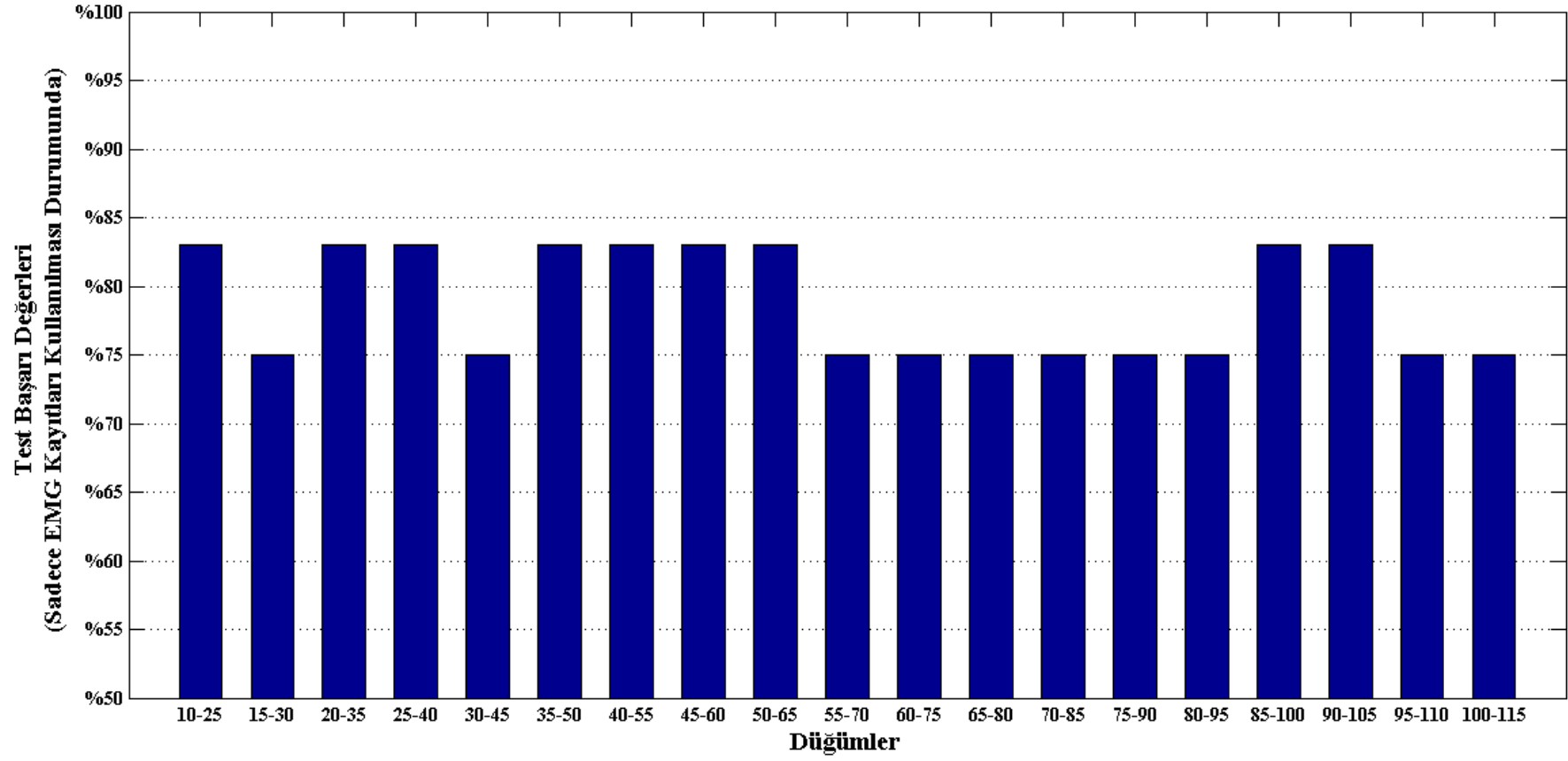
Şekil 6.3. Eğitim antrenmanları öncesi, gönüllülerin EMG-MMG Kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test başarı değerleri (Bruce protokolü kullanılarak)

6.1.2. 100 m sprint performans testi ile oluşturulmuş kas yorgunluğunun analizleri

Bu bölümde Bruce protokolü ile oluşturulan yorgunluğun analiz sonuçlarından farklı olarak antrenmansız gönüllülerin üzerlerinde 100 m sprint performans testi ile oluşturulan yorgunluğun tespitine yönelik analizlerin sonuçları verilmiştir.

6.1.2.1. Sadece EMG kayıtları kullanılarak yapılan analizler

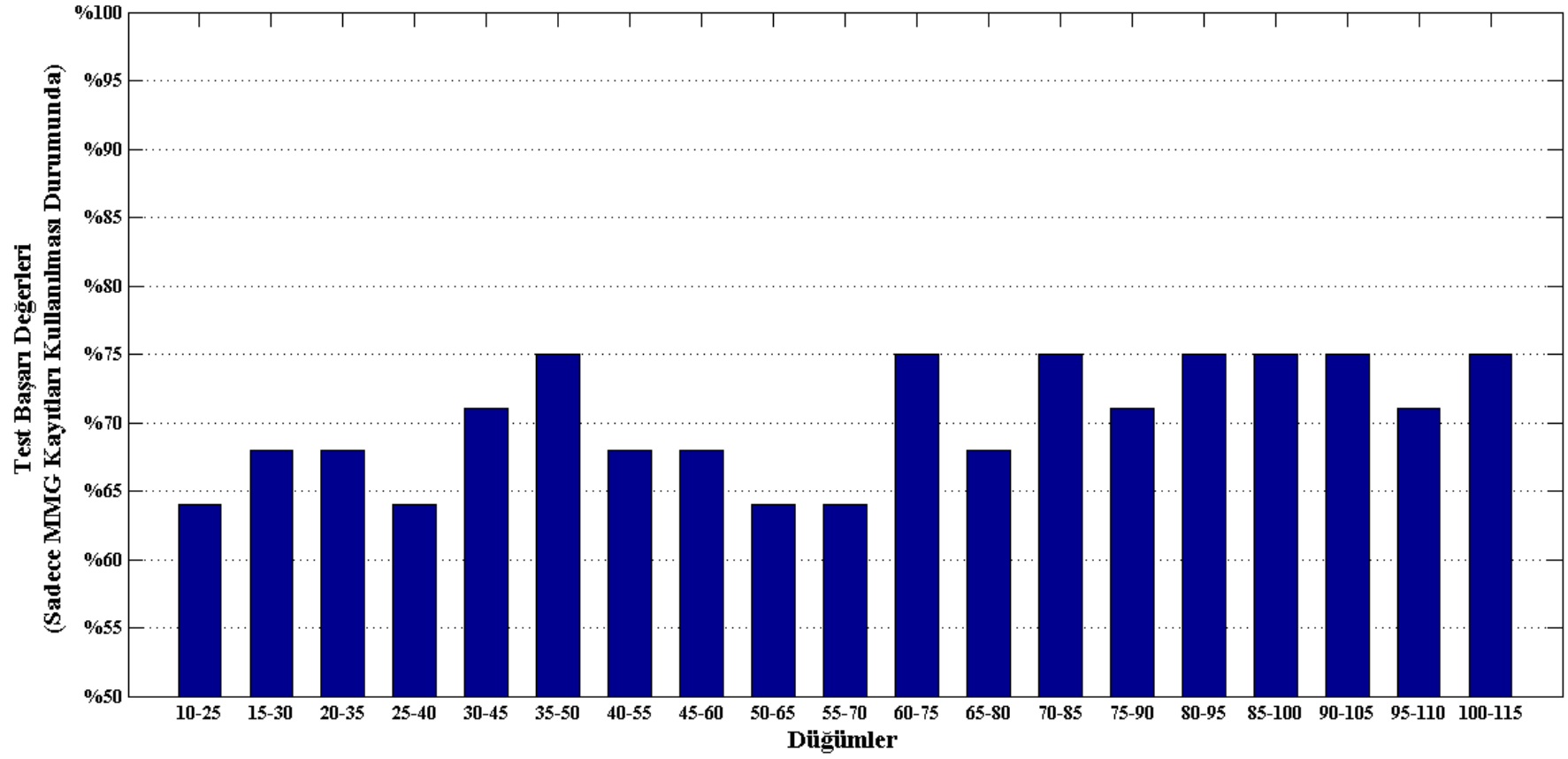
Sadece EMG kayıtları kullanılarak 100 m sprint performans testi ile oluşturulan yorgunluğun tespitine yönelik analizlerin sonuçları Şekil 6.4'te verilmiştir. Bu analiz sonuçlarına göre 35.15-93.75 Hz, 74.21-136.72 Hz, 93.75-156.25 Hz, 132.81-195.31 Hz, 152.34-214.84 Hz, 171.87-234.37 Hz, 191.40-253.91 Hz, 328.12-390.62 Hz ve 347.65-410.15 Hz (10.-25., 20.-35., 25.-40., 35.-50., 40.-55., 45.-60., 50.-65., 85.-100. ve 90.-105. Düğüm aralıkları) frekans aralıklarında %83 test başarı değeri ile en yükseğe ulaşmıştır. 132.81-253.91 Hz (35.-65. Düğüm aralığı) frekans aralığındaki yüksek test başarı değeri dikkat çekmektedir.



Şekil 6.4. Eğitim antrenmanları öncesi, gönüllülerin sadece EMG Kayıtları kullanılması durumunda test başarı değerleri (100 m sprint performans testi kullanılarak)

6.1.2.2. Sadece MMG kayıtları kullanılarak yapılan analizler

8 hafta süren antrenman programına katılmadan, gönüllülerin kasları antrenmansız halde iken alınan MMG kayıtları kullanılarak 100 m sprint performans testi ile oluşturulan yorgunluğun tespitine yönelik analizlerin sonuçları Şekil 6.5'te gösterilmiştir. En yüksek test başarı değeri %75 olarak 132.81-195.31 Hz, 230.46-292.97 Hz, 269.53-332.03 Hz, 308.59-371.09 Hz, 328.12-390.62 Hz, 347.65-410.15 Hz ve 386.71-449.22 Hz (35.-50., 60.-75., 70.-85., 80.-95., 85.-100., 90.-105. ve 100.-115. Düğüm aralıkları) frekans aralıklarında bulunmuştur. En düşük test başarı değeri ise %64 oranına sahiptir ve 35.15- 97.66 Hz, 93.75-156.25 Hz, 191.40-253.91 Hz ve 210.93-273.44 Hz (10.-25., 25.-40., 50.-65. ve 55.-70. Düğüm aralıkları) frekans aralıklarında elde edilmiştir. 269.53-449.22 Hz (70.-115. Düğüm aralığı) frekans aralığındaki kümelenmiş %70-%75 arasında değişen yüksek test başarı değerleri açıkça görülmektedir.

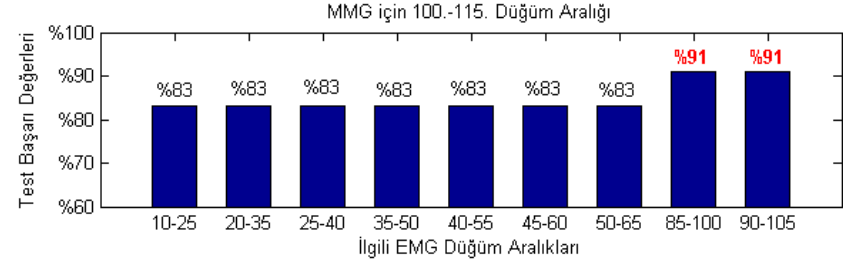
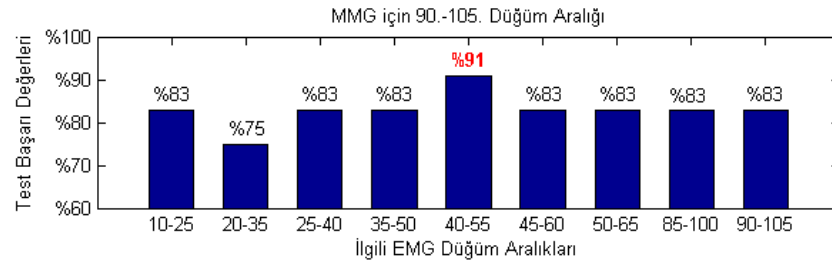
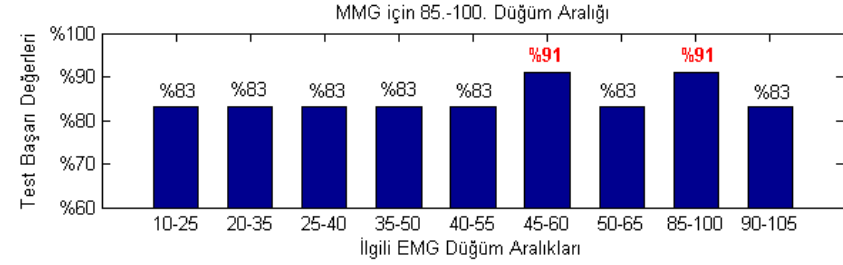
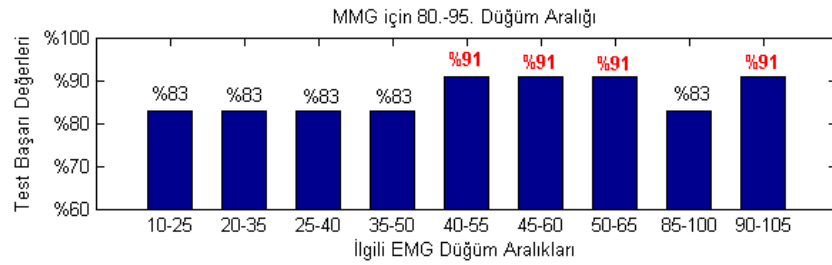
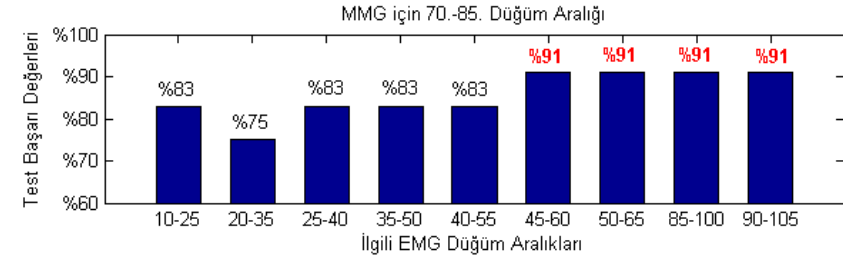
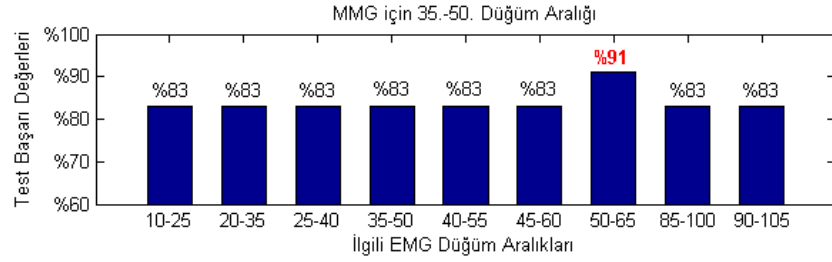


Şekil 6.5. Eğitim antrenmanları öncesi, gönüllülerin sadece MMG Kayıtları kullanılması durumunda test başarı değerleri (100 m sprint performans testi kullanılarak)

6.1.2.3. EMG-MMG kombinasyonları kullanılarak yapılan analizler

Antrenmansız kaslara sahip gönüllülerden eşzamanlı alınan sadece EMG veya sadece MMG kayıtları kullanılarak 100 m sprint performans testi ile oluşturulan yorgunluğun tespitine yönelik analizi sonuçları Şekil 6.4 ve Şekil 6.5'te gösterilmiştir. Bu bölümde sadece EMG kayıtları kullanılarak yapılan analizlerden test başarı değeri %80 ve üzeri olan frekans aralıkları ile sadece MMG kayıtları kullanılarak yapılan analizlerden test başarı değeri %75 ve üzeri olan frekans aralıklarının her biri kombine olarak sisteme uygulanıp test başarı değerleri incelenmiştir. Bu frekans aralıkları EMG için 35.15-97.66 Hz, 74.21-136.72 Hz, 93.75-156.25 Hz, 132.81-195.31 Hz, 152.34-214.84 Hz, 171.87-234.37 Hz, 191.40-253.91 Hz, 328.12-390.62 Hz ve 347.65-410.15 Hz (10.-25., 20.-35., 25.-40., 35.-50., 40.-55., 45.-60., 50.-65., 85.-100. ve 90.-105. Düşüm aralıkları), MMG için ise 132.81-195.31 Hz, 269.53-332.03 Hz, 308.59-371.09 Hz, 328.12-390.62 Hz, 347.65-410.15 Hz ve 386.71-449.22 Hz (35.-50., 70.-85., 80.-95., 85.-100., 90.-105. ve 100.-115. Düşüm aralıkları) dir.

100 m sprint performans testi ile gönüllülerde oluşturulan kas yorgunluğunun tek başına yapılan EMG veya MMG değerlendirmelerinde elde edilen %83 ve üzeri EMG ile %75 ve üzeri MMG frekans aralıklarının tüm ikili kombinasyonlarının sisteme girilmesi sonucu en yüksek test başarı değeri %91 olarak elde edilmiştir. MMG'nin 132.81-195.31 Hz, 328.12-390.62 Hz, 347.65-410.15 Hz ve 386.71-449.22 Hz (35.-50., 85.-100. ve 100.-115. Düşüm aralıkları) frekans aralıklarının EMG frekans aralıkları ile girdiği kombinasyonlarda %91 değerlerine ulaşan büyük bir frekans aralığı bulunmamaktadır. Fakat özellikle MMG'nin 269.53-371.09 Hz (70.-95. Düşüm aralığı) frekans aralığı ile EMG'nin 152.34-410.15 Hz (40.- 105. Düşüm aralığı) frekans aralığı sisteme kombine olarak girdiğinde kas yorgunluğunu belirlemek için test başarı değerinin %91 seviyelerinde olduğu Şekil 6.6'da görülmektedir ve bu frekans bantlarının kombine uygulaması kas yorgunluğu tespitinde kullanılabileceği gerçeğini ortaya çıkarmaktadır.



Şekil 6.6. Eğitim antrenmanları öncesi, gönüllülerin EMG-MMG Kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test başarı değerleri (100 m sprint performans testi kullanılarak)

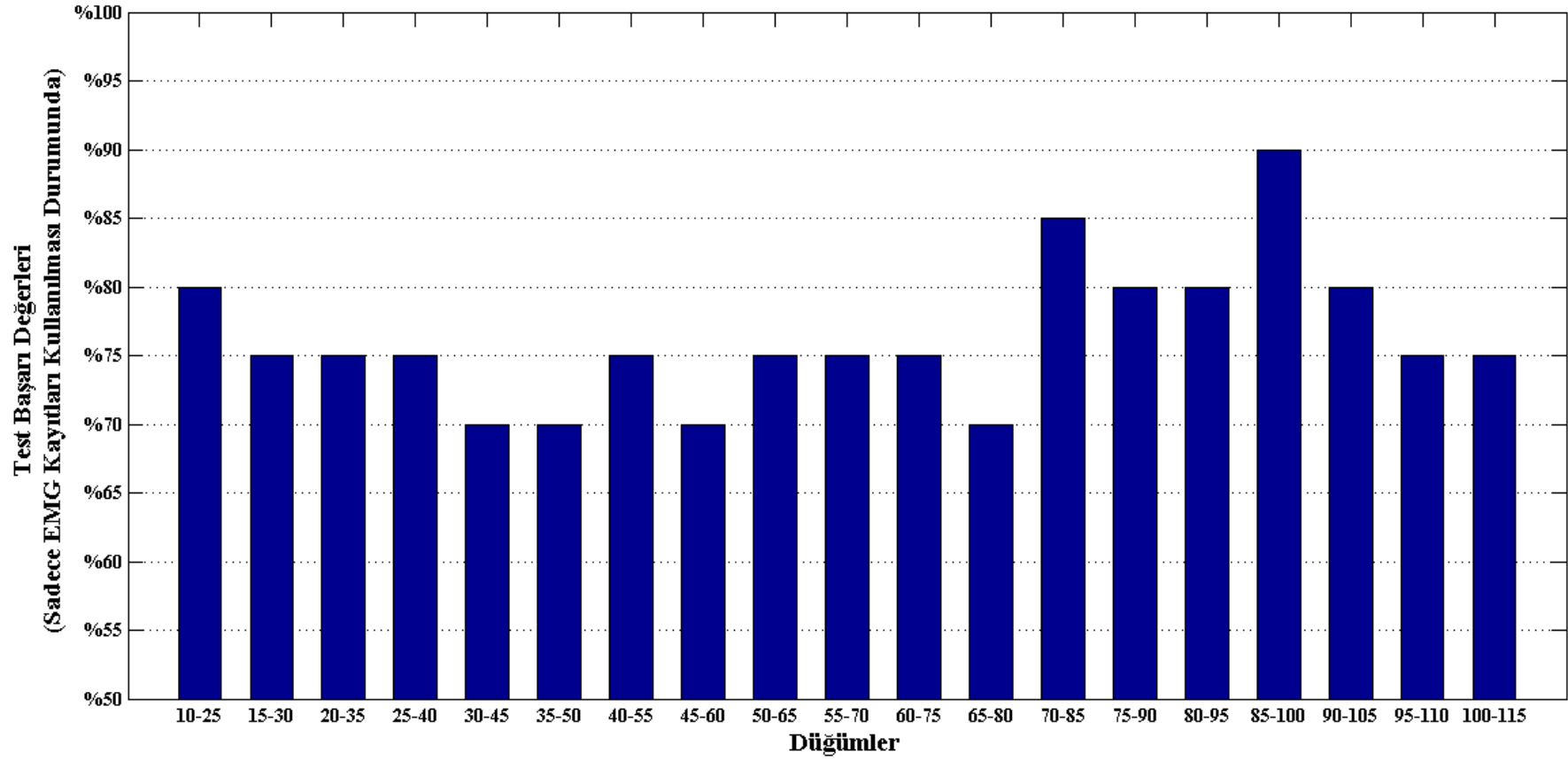
6.2. Eğitim Antrenmanları Sonrası Sonuçlar

6.2.1. Bruce protokolü ile oluşturulmuş kas yorgunluğunun analizleri

Bu bölümde çalışmaya katılan antrene gönüllülerden alınan EMG ve MMG kayıtları kullanılarak Bruce protokolü ile oluşturulan kas yorgunluğunun tespitine yönelik analizler yapılmıştır.

6.2.1.1. Sadece EMG kayıtları kullanılarak yapılan analizler

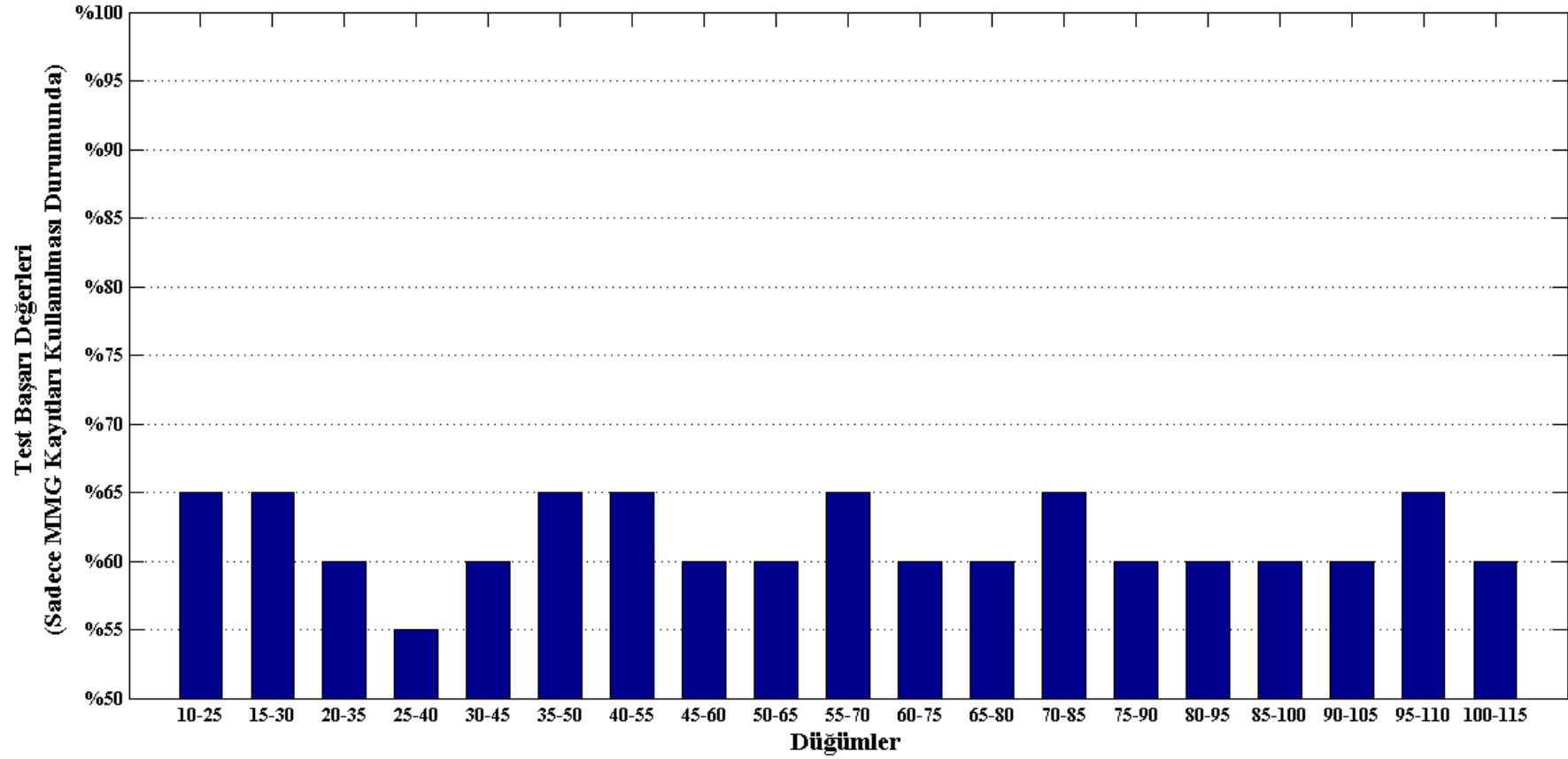
8 hafta süren antrenman programına dâhil olmuş ve antrene kaslara sahip gönüllülerde, Bruce protokolü kullanılarak oluşturulan kas yorgunluğunun EMG kayıtları kullanılarak belirlenmesine yönelik analizlerin sonuçları Şekil 6.7’de gösterilmiştir. Burada 35.15-97.66 Hz, 269.53-332.03 Hz, 289.06-351.56 Hz, 308.59-371.09 Hz, 328.12-390.62 Hz ve 347.65-410.15 Hz (10.-25., 70.-85., 75.-90., 80.-95., 85.-100. ve 90.-105. Düşüm aralıkları) frekans aralıklarında kas yorgunluğunun tespiti için test başarı değerleri %80 ile %90 olarak en yüksek değerlerine ulaşmıştır. 328.12-390.62 Hz frekans aralığında test başarı değeri %90 ile zirvededir. Bu analizlerde elde edilen en düşük test başarı değeri ise %70’tir ve 113.28-175.78 Hz, 132.81-195.31 Hz, 171.87-234.37 Hz ve 250.00-312.50 Hz (30.-45., 35.-50., 45.-60. ve 65.-80. Düşüm aralıkları) frekans aralıklarında görülmüştür. Özellikle 269.53-410.15 Hz (70.-105. Düşüm aralığı) frekans aralığında kümelenmiş haldeki %80 ve üzerindeki yüksek başarı değerleri dikkat çekmektedir.



Şekil 6.7. Eğitim antrenmanları sonrası, gönüllülerin sadece EMG Kayıtları kullanılması durumunda test başarı değerleri (Bruce protokolü kullanılarak)

6.2.1.2. Sadece MMG kayıtları kullanılarak yapılan analizler

Çalışmaya katılan gönüllülerin kasları antrene halde iken alınan MMG kayıtları kullanılarak Bruce protokolü ile oluşturulan yorgunluğun tespitine yönelik analizlerin sonuçları Şekil 6.8’de gösterilmiştir. En yüksek test başarı değeri %65 olarak 35.15-97.66 Hz, 54.68-117.19 Hz, 132.81-195.31 Hz, 152.34-214.84 Hz, 210.93-273.44 Hz, 269.53-332.03 Hz ve 367.18-429.69 Hz (10.-25., 15.-30., 35.-50., 40.-55., 55.-70., 70.-85. ve 95.-110. Düğüm aralıkları) frekans aralıklarında bulunmuştur. Ayrıca %65 en yüksek test başarı değeri frekans spektrumuna dağılmış halde farklı alt frekans bantlarında bulunmaktadır. En düşük test başarı değeri ise %55 oranına sahiptir ve 93.75- 156.25 Hz (25.-40. Düğüm aralığı) frekans aralığında elde edilmiştir. Bu analizlerde belli bir frekans seçiciliği tespit edilememiş ve test başarı değeri % 65 değerini aşamamıştır.



Şekil 6.8. Eğitim antrenmanları sonrası, gönüllülerin sadece MMG Kayıtları kullanılması durumunda test başarı değerleri (Bruce protokolü kullanılarak)

6.2.1.3. EMG-MMG kombinasyonları kullanılarak yapılan analizler

Önceki bölümlerde antrenman sonrası dönem için gönüllülerin kasları antrene halde iken alınan EMG ve MMG kayıtları ile ayrı ayrı yapılan kas yorgunluğu analizlerinin sonuçları Şekil 6.7 ve Şekil 6.8’de gösterilmişti. Bu bölümde sadece EMG kayıtları kullanılarak yapılan analizlerden test başarı değeri %80 ve üzeri olan frekans aralıkları ile sadece MMG kayıtları kullanılarak yapılan analizlerden test başarı değeri %65 ve üzeri olan frekans aralıklarının her biri kombine olarak tasarlanan kas yorgunluğu tespit sistemine uygulanıp test başarı değerleri incelenmiştir. Bu frekans aralıkları EMG için 35.15-97.66 Hz, 269.53-332.03 Hz, 289.06-351.56 Hz, 308.59-371.09 Hz, 328.12-390.62 Hz ve 347.65-410.15 Hz (10.-25., 70.-85., 75.-90., 80.-95., 85.-100. ve 90.-105. Düğüm aralıkları), MMG için ise 35.15-97.66 Hz, 54.68-117.19 Hz, 132.81-195.31 Hz, 152.34-214.84 Hz, 210.93-273.44 Hz ve 269.53-332.03 Hz, (10.-25., 15.-30., 35.-50., 40.-55., 55.-70. ve 70.-85. Düğüm aralıkları) dir.

Bruce protokolü ile gönüllülerde oluşturulan kas yorgunluğunun tek başına yapılan EMG veya MMG değerlendirmelerinde elde edilen %80 ve üzeri EMG ile %65 ve üzeri MMG frekans aralıklarının tüm ikili kombinasyonlarının sisteme girilmesi sonucu en yüksek test başarı değeri %80’dir. Fakat burada dikkat edilmesi gereken husus yalnız EMG sonuçlarının %90’lara varan skorlarının, yalnız MMG’nin %65’lere ulaşabilen düşük test başarılarına sahip frekans aralıkları ile kombine olarak sisteme girmesi sonucu MMG’nin, EMG’nin yalnız başına ulaştığı yüksek skorları %80 civarlarına düşürmesidir.

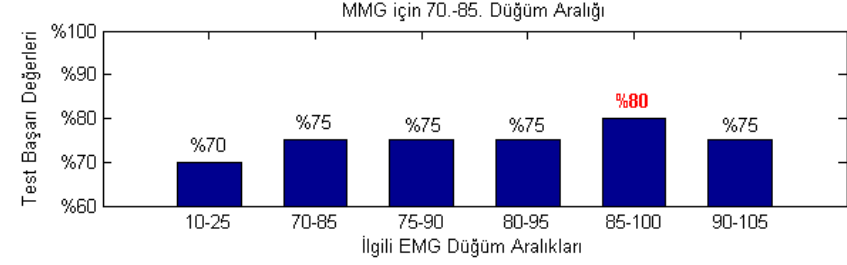
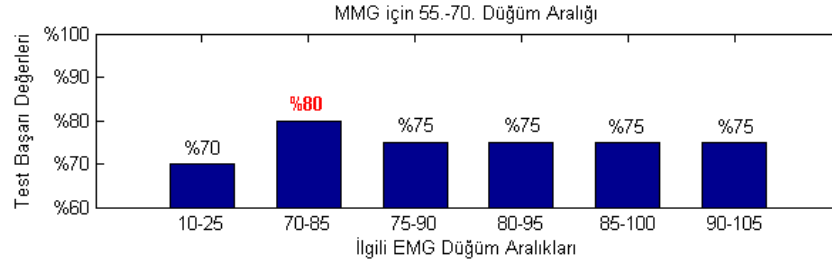
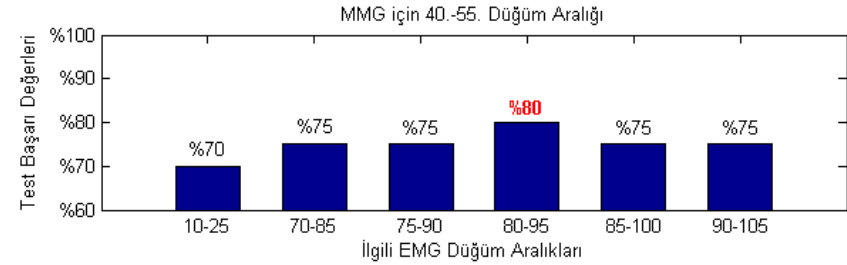
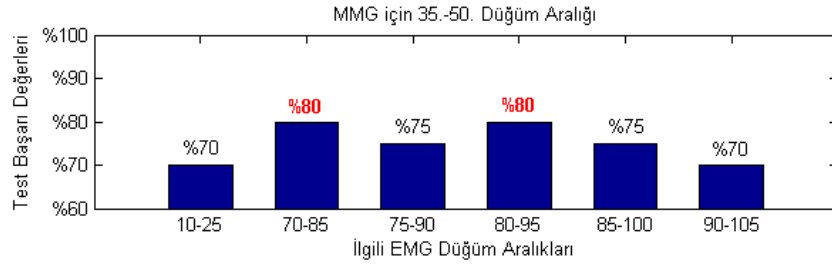
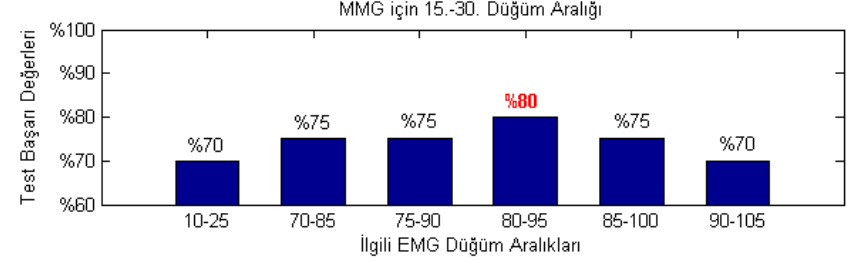
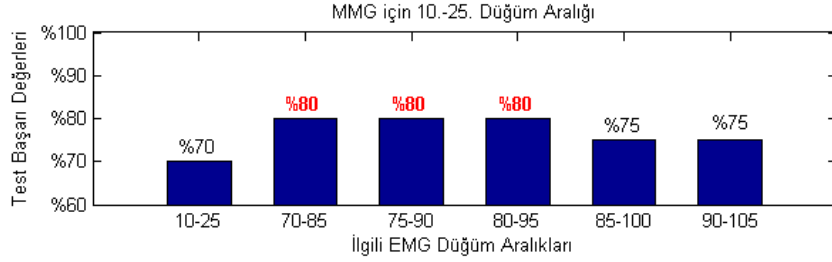
Şekil 6.9’a bakılırsa %80 test başarı değerine ulaşabilen geniş bir frekans aralığı EMG’nin 269.53-371.09 Hz (70.-95. Düğüm aralığı) ile MMG’nin 35.15-97.66 Hz (10.-25. Düğüm aralığı) frekans aralıkları sisteme kombine olarak girildiğinde elde edilmiştir. Diğer kombinasyonların sonuçlarında %80 başarı elde edilse dahi bu değerler geniş frekans aralıklarında değil, daha dar frekans aralıklarındadır. EMG’nin 35.15-97.66 Hz (10.-25. Düğüm aralığı) frekans aralığı ile tüm %65 test başarı

değerini aşan MMG frekans aralıklarının kombine olarak tasarlanan sisteme uygulanması sonucu test başarı değeri %70 değerini aşamamıştır.

%80 ve üzeri EMG ile %65 ve üzeri MMG frekans aralıklarının tüm ikili kombinasyonlarının sisteme girilmesi ile elde edilen analiz sonuçlarının tamamı Tablo 6.3'te listelenmiştir.

Tablo 6.3. Eğitim antrenmanları sonrası, gönüllülerin EMG-MMG Kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test başarı değerleri (Bruce protokolü kullanılarak)

		% 80 Test Başarı Değerinin Üzerindeki EMG Frekans Aralıkları (Hz)					
		35.15-97.66	269.53-332.03	289.06-351.56	308.59-371.09	328.12-390.62	347.65-410.15
% 65 Test Başarı Değerinin Üzerindeki MMG Frekans Aralıkları (Hz)	35.15-97.66	%70	%80	%80	%80	%75	%75
	54.68-117.19	%70	%75	%75	%80	%75	%70
	132.81-195.31	%70	%80	%75	%80	%75	%70
	152.34-214.84	%70	%75	%75	%80	%75	%75
	210.93-273.44	%70	%80	%75	%75	%75	%75
	269.53-332.03	%70	%75	%75	%75	%80	%75



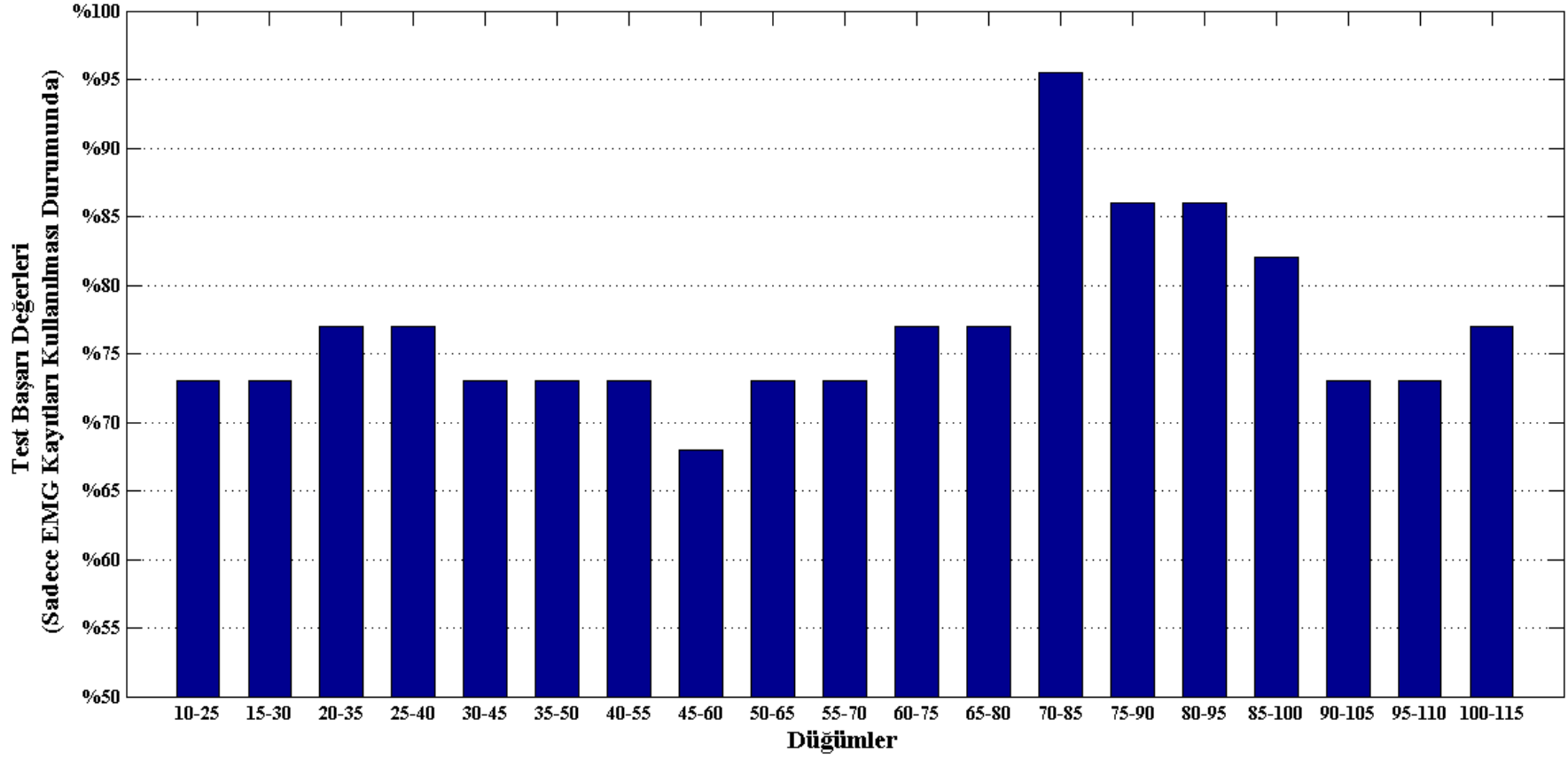
Şekil 6.9. Eğitim antrenmanları sonrası, gönüllülerin EMG-MMG Kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test başarı değerleri (Bruce protokolü kullanılarak)

6.2.2. 100 m sprint performans testi ile oluşturulmuş kas yorgunluğunun analizleri

Bu bölümde Bruce protokolü ile oluşturulan yorgunluğun analiz sonuçlarından farklı olarak antrene gönüllülerde, 100 m sprint performans testi ile oluşturulan yorgunluğun tespitine yönelik analizlerin sonuçları verilmiştir.

6.2.2.1. Sadece EMG kayıtları kullanılarak yapılan analizler

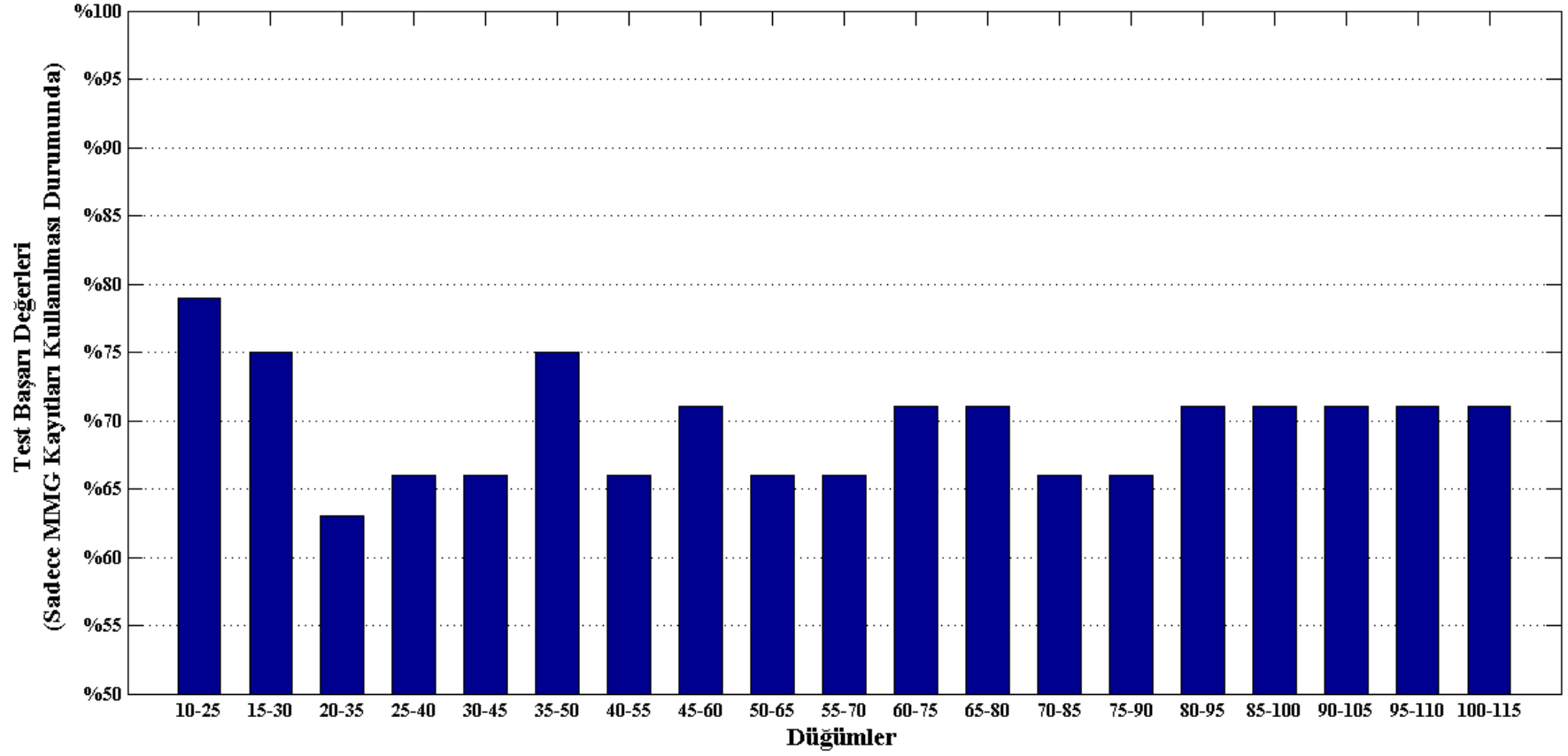
Antrene gönüllülerde, sadece EMG kayıtları kullanılarak 100 m sprint performans testi ile oluşturulan yorgunluğun tespitine yönelik analizlerin sonuçları Şekil 6.10'da gösterilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre 269.53-332.03 Hz (70.-85. Düşüm aralığı) frekans aralığında en yüksek test başarı değeri olan %96 oranına ulaşılmıştır. Bir sonraki en yüksek test başarı değeri ise %86'dır. Bu değer 289.06-351.56 Hz (75.-90. Düşüm aralığı) ve 308.59-371.09 Hz (80.-95. Düşüm aralığı) frekans aralıklarında görülmüştür. Ayrıca 269.53-390.62 Hz (70.-100. Düşüm aralığı) arası geniş frekans bandındaki %80 ve üzerindeki yüksek test başarı değerleri bu frekans bandının kas yorgunluğunun tespitinde seçiciliğini ön plana çıkarmaktadır. Çalışmanın bu bölümündeki en düşük test başarı değerine ise 171.87-234.37 Hz (45.-60. Düşüm aralığı) frekans aralığında ulaşılmıştır.



Şekil 6.10. Eğitim antrenmanları sonrası, gönüllülerin sadece EMG Kayıtları kullanılması durumunda test başarı değerleri (100 m sprint performans testi kullanılarak)

6.2.2.2. Sadece MMG kayıtları kullanılarak yapılan analizler

Bu bölümde, gönüllülerin kasları antrene halde iken alınan MMG kayıtları kullanılarak 100 m sprint performans testi ile oluşturulan yorgunluğun tespitine yönelik analizlerin sonuçları Şekil 6.11’de gösterilmiştir. En yüksek test başarı değeri %78 olarak 35.15- 97.66 Hz (10.-25. Düşüm aralığı) frekans aralığında elde edilmiştir. Bir sonraki en yüksek test başarı değeri ise %75’tir. Bu değer 54.68- 117.19 Hz (15.-30. Düşüm aralığı) ve 132.81-195.31 Hz (35.-50. Düşüm aralığı) frekans aralıklarında görülmüştür. 308.59-449.22 Hz (80.-115. Düşüm aralığı) frekans aralığındaki kümelenmiş %71 test başarı değeri açıkça görülmektedir. En düşük test başarı değeri ise 74.21-136.72 Hz (20.-35. Düşüm aralığı) frekans aralığında % 63 olarak tespit edilmiştir.



Şekil 6.11. Eğitim antrenmanları sonrası, gönüllülerin sadece MMG Kayıtları kullanılması durumunda test başarı değerleri (100 m sprint performans testi kullanılarak)

6.2.2.3. EMG-MMG kombinasyonları kullanılarak yapılan analizler

Bu bölümde 100 m sprint performans testi ile oluşturulan yorgunluğun tespiti için, sadece EMG kayıtları kullanılarak yapılan analizlerden test başarı değeri %75 ve üzeri olan frekans aralıkları ile sadece MMG kayıtları kullanılarak yapılan analizlerden test başarı değeri %70 ve üzeri olan frekans aralıklarının her biri kombine olarak kas yorgunluğu tespit algoritmasına uygulanmıştır. Bu frekans aralıkları EMG için 74.21-136.72 Hz, 93.75-156.25 Hz, 230.46-292.97 Hz, 250.00-312.50 Hz, 269.53-332.03 Hz, 289.06-351.56 Hz, 308.59-371.09 Hz, 328.12-390.62 Hz ve 386.71-449.22 Hz (20.-35., 25.-40., 60.-75., 65.-80., 70.-85., 75.-90., 80.-95., 85.-100. ve 100.-115. Düşüm aralıkları), MMG için ise 35.15-97.66 Hz, 54.68-117.19 Hz, 132.81-195.31 Hz, 171.87-234.37 Hz, 230.46-292.97 Hz, 250.00-312.50 Hz, 308.59-371.09 Hz, 328.12-390.62 Hz, 347.65-410.15 Hz, 367.18-429.69 Hz ve 386.71-449.22 Hz (10.-25., 15.-30., 35.-50., 45.-60., 60.-75., 65.-80., 80.-95., 85.-100., 90.-105., 95.-110. ve 100.-115. Düşüm aralıkları)'dir.

100 m sprint performans testi ile gönüllülerde oluşturulan kas yorgunluğunun tek başına yapılan EMG veya MMG değerlendirmelerinde elde edilen %75 ve üzeri EMG ile %70 ve üzeri MMG frekans aralıklarının tüm ikili kombinasyonlarının sisteme girilmesi sonucu en yüksek test başarı değeri %86'dir. Bu değer EMG'nin 328.12-390.62 Hz (85.-100. Düşüm aralığı) ve MMG'nin 308.59-371.09 Hz (80.-95. Düşüm aralığı) frekans aralıklarının kombine olarak sisteme girilmesi sonucu elde edilmiştir. Şekil 6.12 ve Şekil 6.13'teki sonuçlara bakıldığında, yalnız MMG'nin %65-%76'lara ulaşabilen frekans aralıkları ile yalnız EMG'nin %85-%96'lara varan test başarı değerine sahip frekans aralıklarının kombine olarak sisteme girilmesi sonucu MMG'nin, EMG'nin yalnız başına ulaştığı yüksek skorları düşürdüğü görülmektedir.

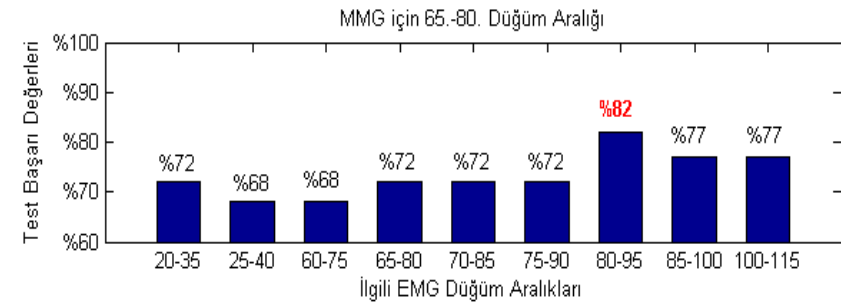
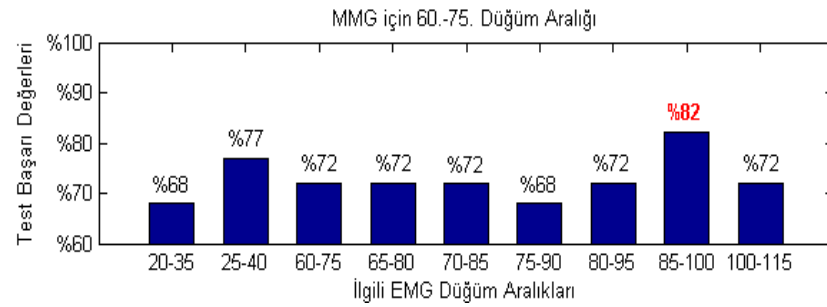
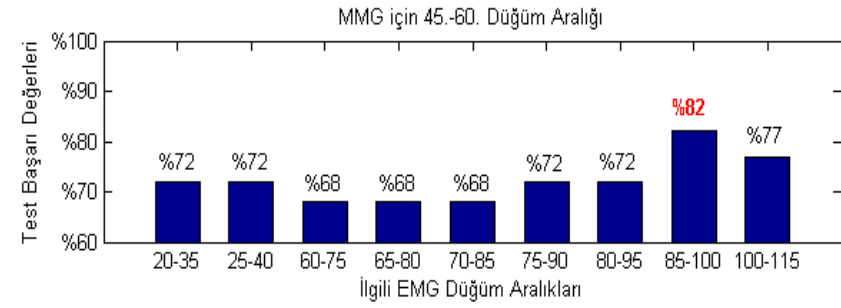
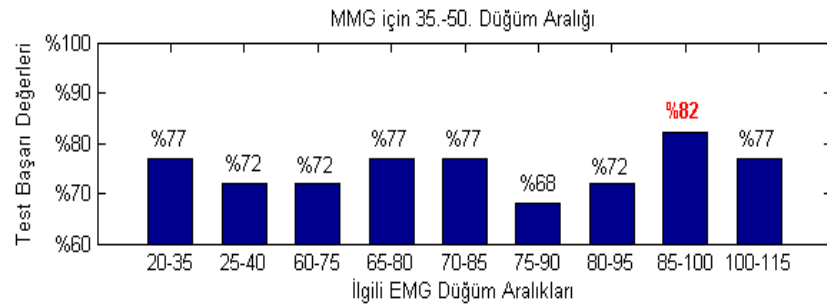
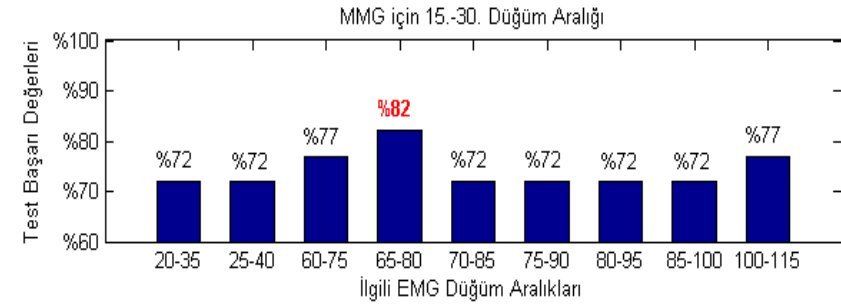
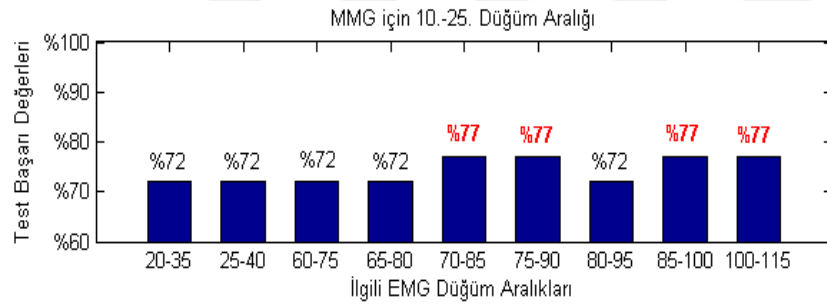
Şekil 6.12 ve Şekil 6.13 incelendiğinde %80 test başarı değerini aşabilen çok az frekans aralığı bulunduğu göze çarpmaktadır. Fakat bu değer geniş frekans aralıkları değil daha dar frekans aralıklarında elde edilmiştir. Ayrıca EMG'nin 328.12-390.62 Hz (85.-100. Düşüm aralığı) frekans bandı ile MMG'nin frekans aralıklarının

kombinasyonları sonucu genellikle yüksek test başarı değerleri elde edildiği dikkat çekmektedir.

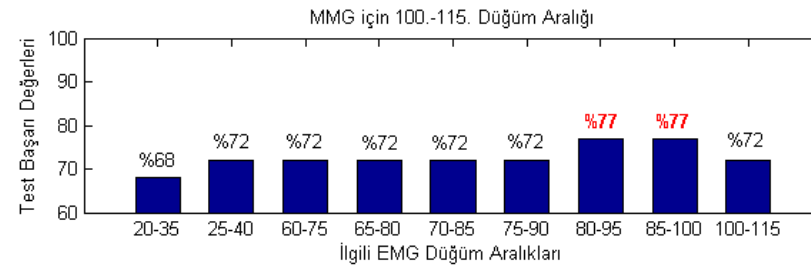
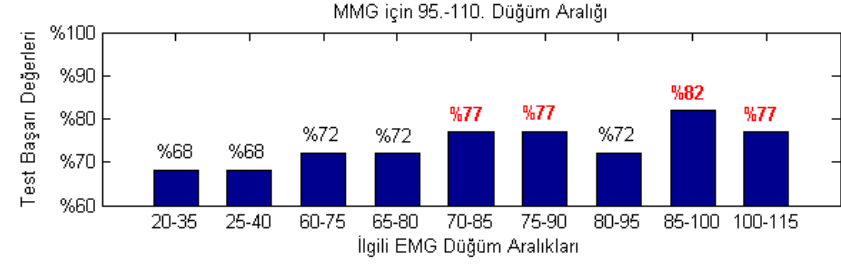
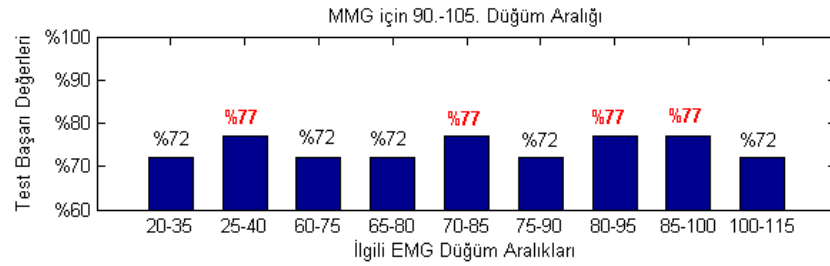
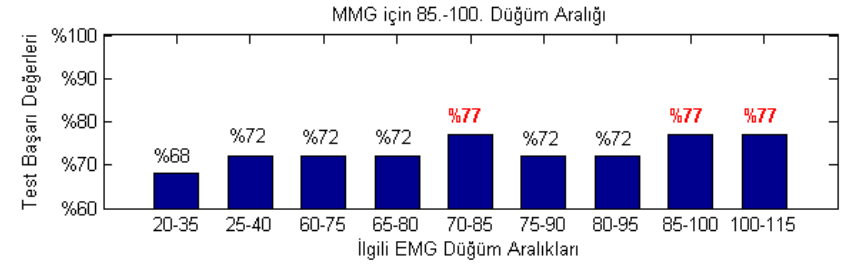
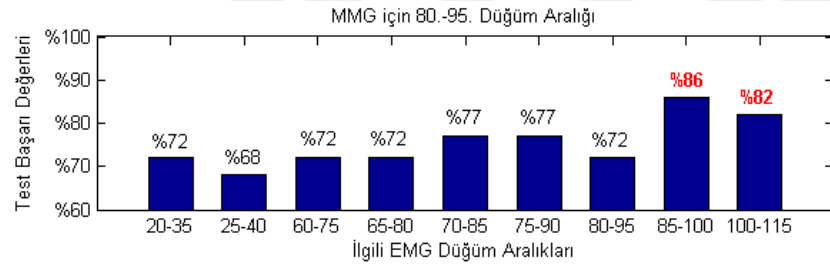
%75 ve üzeri EMG ile %70 ve üzeri MMG frekans aralıklarının tüm ikili kombinasyonlarının sisteme girilmesi ile elde edilen analiz sonuçlarının tamamı Tablo 6.4'te listelenmiştir.

Tablo 6.4. Eğitim antrenmanları sonrası, gönüllülerin EMG-MMG Kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test başarı değerleri (Bruce protokolü kullanılarak)

		% 75 Test Başarı Değerinin Üzerindeki EMG Frekans Aralıkları (Hz)								
		74.21-136.72	93.75-156.25	230.46-292.97	250.00-312.50	269.53-332.03	289.06-351.56	308.59-371.09	328.12-390.62	386.71-449.22
% 70 Test Başarı Değerinin Üzerindeki MMG Frekans Aralıkları (Hz)	35.15-97.66	%72	%72	%72	%72	%77	%77	%72	%77	%77
	54.68-117.19	%72	%72	%77	%82	%72	%72	%72	%72	%77
	132.81-195.31	%77	%72	%72	%77	%77	%68	%72	%82	%77
	171.87-234.37	%72	%72	%68	%68	%68	%72	%72	%82	%77
	230.46-292.97	%68	%77	%72	%72	%72	%68	%72	%82	%72
	250.00-312.50	%72	%68	%68	%72	%72	%72	%82	%77	%77
	308.59-371.09	%72	%68	%72	%72	%77	%77	%72	%86	%82
	328.12-390.62	%68	%72	%72	%72	%77	%72	%72	%77	%77
	347.65-410.15	%72	%77	%72	%72	%77	%72	%77	%77	%72
	367.18-429.69	%68	%68	%72	%72	%77	%77	%72	%82	%77
	386.71-449.22	%68	%72	%72	%72	%72	%72	%77	%77	%72



Şekil 6.12. Eğitim antrenmanları sonrası, gönüllülerin EMG-MMG Kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test başarı değerleri (100 m sprint performans testi kullanılarak) (MMG için 10.-80. Düşüm)



Şekil 6.13. Eğitim antrenmanları sonrası, gönüllülerin EMG-MMG Kayıtlarının kombine kullanılması durumunda test başarı değerleri (100 m sprint performans testi kullanılarak) (MMG için 80.-115. Düşüm)

BÖLÜM 7. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bu çalışmada kas yorgunluğu, Bruce protokolü, 100 m sprint performans testi ve 8 haftalık eğitim antrenmanı programının etkisini tanımlayacak şekilde EMG ve MMG kayıtları kullanılarak detaylı olarak değerlendirilmiştir. Literatürde tanımlı çalışmaların birçoğu yorgunluk oluşturmak için gerçekleştirilen aktivite esnasında yapılmakta ve değerlendirmeler sonrası alçak frekans bölgesine spektrum kayması ile sonuçlanmaktadır. Bu tür kas yorgunluğu değerlendirmelerinin kişilerin antrenman düzeyleri hakkında bilgi vermemesi, sadece EMG tabanlı olması, uygulanan yorucu aktiviteler sırasında kayıtların alınması, yorucu aktivitelerin öncesi ve sonrası hakkında bir detay oluşturamaması nedeniyle bu konu farklı bir bakış açısıyla ele alınmıştır.

Antrene olmayan gönüllülerde, Bruce protokolü ile oluşturulan kas yorgunluğunun tespiti için, EMG kayıtları ile yapılan analiz çalışmalarında %77'in üzerinde elde edilen test başarı değeri, sadece MMG kayıtları kullanılması durumunda %75'ler düzeyindedir. Bu çalışmada tasarlanan algoritma ile EMG-MMG kombinasyonunun değerlendirilmesi sonucunda %90'ların üzerinde bir test başarı değeri ile kas yorgunluğunu tespit etmek mümkün olmuştur.

Yine antrene olmayan gönüllülerde 100 m sprint performans testi ile oluşturulan kas yorgunluğunun tespitinde, test başarı değerleri EMG kayıtları için %83 ile geniş bir frekans bandına yayılmış durumda iken MMG kayıtları için %75 maksimum değerindedir. MMG kayıtları kullanılarak elde edilen bu test başarı değeri 308.59-449.22 Hz (70.-115. Düşüm aralığı) frekans aralığındadır. 100 m sprint performans testinde EMG-MMG kombinasyonu kullanılarak yapılan kas yorgunluğu değerlendirmeleri yine test başarı değerini %91'in üzerine çıkarmıştır.

Dolayısıyla antrene olmayan gönüllülerde uygulanan yorucu aktivitelerin yarattığı dinamik kas yorgunluğunu belirlemek için, tasarlanan algoritmaya EMG-MMG kombinasyonunun uygulanması ile daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

8 hafta süren eğitim antrenmanları sonrasında antrene olan gönüllülerde, Bruce protokolü ile oluşturulan kas yorgunluğunun belirlenmesinde sadece EMG kayıtları ile yapılan analiz çalışmaları sonrası test başarı değeri en yüksek %90 olarak tespit edilmiştir. Ayrıca 308.59-410.15 Hz (70.-105. Düşüm aralığı) frekans aralığında test başarı değerleri %80 ve üzerindedir. Hem kas yorgunluğunun tanımını sağlayacak etkin bir frekans aralığı tespit etmek mümkün olmuştur hem de %90 test başarı değerlerine ulaşılmıştır.

Aynı protokol uygulanarak çalışmaya katılan gönüllülerde oluşturulan kas yorgunluğunun tespitinde MMG kayıtlarının kullanılması ile maksimum %65 test başarı değerleri elde edilmiştir. Ayrıca bu maksimum test başarı değerleri %60-%65 ile tüm bantlara dağılmıştır. Böylece kas yorgunluğunu belirlemek için, aktif seçici bir bant tespit etmek mümkün olmamıştır.

Antrene gönüllülerde, EMG-MMG kombinasyonu ile yapılan yorgunluk değerlendirmelerinde, %80 test başarı değeri aşılamamıştır. Bu grupta MMG kayıtlarının EMG ile birlikte kombine olarak sisteme dâhil edilmesi, EMG kayıtları ile tek başına yapılan analizlerin yüksek sonuçlarını ve frekans seçiciliğini azaltıcı bir etki yapmıştır.

Yine antrene gönüllülerde 100 m sprint performans testi ile oluşturulan kas yorgunluğunun tespitine yönelik analizlerde sadece EMG kayıtları kullanılması durumunda maksimum %96 başarı elde edilmiştir. Ayrıca 269.53-390.62 Hz (70.-100. Düşüm aralığı) frekans bandında %83 ve üzeri test başarı değerlerine ulaşılmıştır. Yüksek test başarı değerleriyle frekans seçiciliği de sağlayan EMG kayıtlarına nazaran sadece MMG kayıtları ile yapılan analizlerde maksimum test başarı değeri %78 değerindedir ve frekans seçiciliği daha düşüktür.

100 m sprint performans testi ile oluşturulan kas yorgunluğunu, tasarlanan algoritmaya EMG-MMG kombinasyonu uygulanması sonucu, antrene gönüllülerde maksimum %86 test başarı değeri ile tespit etmek mümkün olmuştur. MMG kayıtları, test başarı değerini azaltıcı bir etki yaratsa da bu algoritmanın 100 m sprint performans testi ile elde edilen kas yorgunluğunun değerlendirilmesinde başarılı olduğu söylenebilir.

Antrene olmayan gönüllüler için elde edilen sonuçların özeti Tablo 7.1’de, antrene gönüllüler için elde edilen sonuçların özeti ise Tablo 7.2’de sunulmuştur.

MMG kayıtları hem Bruce protokolü hem de 100 m sprint performans testi için antrene olmayan gönüllülerde benzer performanslar sergilemiş ve %75 test başarı değerine ulaşabilmiştir. Ancak antrene gönüllülerin kayıtları ile yapılan analizlerin test başarı değerlerinde azalma meydana gelmiştir. Özellikle Bruce protokolü ile oluşturulan yorgunluğun tespitinde MMG kayıtlarının seçiciliği ortadan kalkmıştır. 100 m sprint performans testi ile oluşturulan yorgunluğun analizinde antrene olmayan gönüllülere göre azalsa da MMG kayıtları ile kas yorgunluğunu tespit edebilmek %78 test başarısıyla mümkün olmuştur.

Antrene olmayan gönüllülerde Bruce protokolüne bağlı oluşan kas yorgunluğunun EMG kayıtları ile yapılan analiz sonuçları %77 test başarı değerini geçememiştir. 100 m sprint performans testi ile oluşturulan yorgunluğun EMG kayıtları ile yapılan analizlerinde ise test başarı değeri %83’lere ulaşmıştır. Dolayısıyla antrene olmayan gönüllülerde, Bruce protokolü ve 100 m sprint performans testi ile oluşturulan kas yorgunluğunun tespitinde önerilen en etkin yol, %90 ve üzerideki test başarı değerleri ve frekans seçiciliği göz önüne alındığında, önerilen algorithmada EMG-MMG kombine kullanımı için gerçekleştirilmesidir.

8 hafta süren eğitim antrenmanları sonrası antrene olan gönüllülerin EMG kayıtlarının kullanımı durumunda test başarı değeri her iki yorgunluk protokolü için de oldukça yüksek olup %90 ve üzerinde test başarı değerlerine ulaşmıştır. MMG kayıtları ise Bruce protokolü ile oluşturulan yorgunluğun tespitinde seçiciliğini tamamen

yitirmiştir. Ancak MMG kayıtları 100 m sprint performans testi ile yapılan yorgunluk değerlendirmesinde %78 değerine ulaşmıştır. Bu sonuçlar da Bruce protokolü ile oluşturulan yorgunluğun analizinde MMG kayıtlarının kullanılamayacağını ancak 100 m sprint performans testi ile oluşturulan yorgunluğun değerlendirmelerinde tercih edilebileceği sonucunu ortaya koymaktadır.

Bu çalışmada dinamik kas yorgunluğunun belirlenmesinde kullanılacak parametrelerin sadece kendi başına değerlendirilemeyeceği, EMG ve MMG kayıtlarının alındığı gönüllülerin antrene düzeyi, yaptığı aktivite ya da sporun EMG ve MMG'nin kas yorgunluğu belirlemedeki etkinliğini tamamen değiştirdiği açıkça ortaya konulmuştur. MMG kayıtlarının antrene olmayan gönüllülerde bir kas yorgunluğu belirleme aracı olarak kullanılmasının mümkün olduğu ancak antrene gönüllülerde bunun yapılan yorgunluk oluşturma aktivitesi ile birlikte değişeceği sonucuna varılmıştır. Önerilen EMG-MMG kombinasyonu antrene olmayan gönüllülerin kayıtları ile %90 ve üzeri, antrene olan gönüllülerin kayıtlarıyla ise %80 ve üzeri test başarı değerleriyle kas yorgunluğu tespitine katkı sağladığı belirlenmiştir.

Kas yorgunluğunun tespit edilebilmesi için uygulanan bu algoritma farklı yorgunluk oluşturma aktivite tiplerinde ve farklı profesyonel spor branşlarında kullanılması ile analizlere katılanların antrene düzeylerinin tespitinde, yorgunluğa bağlı adaptif bir antrenman programı oluşturulmasında değerlendirilebilir. $VO_2\text{max}$, kan değerleri vb. fizyolojik parametrelerle ilişkilendirilerek spor aktivitelerine katılanlar hakkında yorum yapmak ve kas yaralanmalarını minimize etmek mümkün olacaktır.

Tablo 7. 3. Antrene olmayan gönüllüler için sonuçların özet tablosu

Antrene Olmayan Gönüllülerde (8 Hafta Önce)						
En Yüksek Test Başarı Değerleri (%)	<u>Bruce Protokolü</u> ile oluşturulan yorgunluğun			<u>100 m Sprint Performans Testi</u> ile oluşturulan yorgunluğun		
	<u>EMG</u> ile	<u>MMG</u> ile	<u>EMG-MMG</u> <u>Kombine</u>	<u>EMG</u> ile	<u>MMG</u> ile	<u>EMG-MMG</u> <u>Kombine</u>
	analizlerinde	analizlerinde	ile analizlerinde	analizlerinde	analizlerinde	ile analizlerinde
	77	76	92	83	75	91

Tablo 7. 4. Antrene gönüllüler için sonuçların özet tablosu

Antrene Gönüllülerde (8 Hafta Sonra)						
En Yüksek Test Başarı Değerleri (%)	<u>Bruce Protokolü</u> ile oluşturulan yorgunluğun			<u>100 m Sprint Performans Testi</u> ile oluşturulan yorgunluğun		
	<u>EMG</u> ile	<u>MMG</u> ile	<u>EMG-MMG</u> <u>Kombine</u>	<u>EMG</u> ile	<u>MMG</u> ile	<u>EMG-MMG</u> <u>Kombine</u>
	analizlerinde	analizlerinde	ile analizlerinde	analizlerinde	analizlerinde	ile analizlerinde
	90	65	80	96	78	82

KAYNAKLAR

- [1] Juel, C. Lactate/proton co-transport in skeletal muscle: regulation and importance for pH homeostasis. *Acta. Physiologica. Scandinavica.*, 156(3), 369-374, 1996.
- [2] Juel, C. Lactate-proton co-transport in skeletal muscle. *Physiological Reviews*, 77(2), 321-358, 1997.
- [3] Hogan, M. C., Welch, H. G. Effect of varied lactate levels on bicycle ergometer performance. *Journal of Applied Physiology*, 57(2), 507-513, 1984.
- [4] Fitts, R. H. Cellular mechanisms of muscle fatigue. *Physiological reviews*, 74(1), 49-94, 1994.
- [5] Erdoğan, Ş., Kurdak, S. S. Laktat ve Yorgunluk. *Türkiye Klinikleri Journal of Medical Sciences*, 19(6), 366-369, 1999.
- [6] Karakoç, B., Hazır, T., Hazır, S., Şahin, Z., Arslan, E., Cinemre, A. Futbolcularda supramaksimal bacak egzersizlerinde farklı yüklerin güç ve zirve laktat konsantrasyonuna etkisi. *Spor Bilimleri Dergisi: Hacettepe Üniversitesi*, 17(4), 184-191, 2006.
- [7] Atabek, H. Ç. Kuvvet antrenmanlarına bağlı akut laktat üretimi. *Spormetre Beden Eğitimi ve Spor Bilimleri Dergisi*, 7(1), 29-36, 2009.
- [8] Tabata, I., Nishimura, K., Kouzaki, M., Hirai, Y., Ogita, F., Miyachi, M., Yamamoto, K. Effects of moderate-intensity endurance and high-intensity intermittent training on anaerobic capacity and VO₂max. *Medicine and science in sports and exercise*, 28(10), 1327-1330, 1996.
- [9] Rotstein, A., Dotan, R., Bar-Or, O., Tenenbaum, G. Effect of training on anaerobic threshold, maximal aerobic power and anaerobic performance of preadolescent boys. *Int. J. Sports Med.*, 7(5), 281-6, 1986.
- [10] Davis, J. A., Vodak, P., Wilmore, J. H., Vodak, J., Kurtz, P. Anaerobic threshold and maximal aerobic power for three modes of exercise. *Journal of Applied Physiology*, 41(4), 544-550, 1976.

- [11] Edwards, A. M., Clark, N., Macfadyen, A. M. Lactate and ventilatory thresholds reflect the training status of professional soccer players where maximum aerobic power is unchanged. *Journal of Sports Science and Medicine*, 2, 23-29, 2003.
- [12] Criswell, E. Cram's introduction to surface electromyography. Jones & Bartlett Publishers, 2010.
- [13] Garcia, G. A., Okuno, R., Azakawa, K. A decomposition algorithm for surface electrode-array electromyogram. *Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE*, 24(4), 63-72, 2005.
- [14] Rau, G., Disselhorst-Klug, C. Principles of high-spatial-resolution surface EMG (HSR-EMG): single motor unit detection and application in the diagnosis of neuromuscular disorders. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 7(4), 233-239, 1997.
- [15] Hermens, H. J., Freriks, B., Merletti, R., Stegeman, D., Blok, J., Rau, G., Hägg, G. European recommendations for surface electromyography. *Roessingh Research and Development*, 8(2), 13-54, 1999.
- [16] Yoshitake, Y., Shinohara, M., Ue, H., Moritani, T. Characteristics of surface mechanomyogram are dependent on development of fusion of motor units in humans. *Journal of Applied Physiology*, 93(5), 1744-1752, 2002.
- [17] Shinohara, M., Kouzaki, M., Yoshihisa, T., Fukunaga, T. Mechanomyogram from the different heads of the quadriceps muscle during incremental knee extension. *European journal of applied physiology and occupational physiology*, 78(4), 289-295, 1998.
- [18] Jaskólska, A., Brzenczek, W., Kisiel-Sajewicz, K., Kawczyński, A., Marusiak, J., Jaskólski, A. The effect of skinfold on frequency of human muscle mechanomyogram. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 14(2), 217-225, 2004.
- [19] Grattan-Guinness, I., Fourier, J. B. J., Ravetz, J. R. Joseph Fourier, 1768-1830, 1972.
- [20] Stein, E. M., Weiss, G. L. Introduction to Fourier analysis on Euclidean spaces (Vol. 1). Princeton university press, 1971.
- [21] Takeda, M., Ina, H., Kobayashi, S. Fourier-transform method of fringe-pattern analysis for computer-based topography and interferometry. *JosA*, 72(1), 156-160, 1982.
- [22] Sneddon, I. N. Fourier transforms. Courier Corporation, 1995.

- [23] Boyd, J. P. Chebyshev and Fourier spectral methods. Courier Corporation, 2001.
- [24] Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G., Poggi, J. M. Wavelet Toolbox for use with MATLAB, User's Guide, The Mathworks Inc., 1997-2002.
- [25] Rumelhart, D. E., Maclelland, J. L. Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, vol. I, MIT Press, Cambridge, MA, 1986.
- [26] Al-Imari, A. A., Rashid, K. A., Al-Egaidy, N. H. Design and implementation of a surface electromyogram for sport field application. Proceedings of the 3rd IEEE International Workshop on System-on-Chip for Real-Time Applications. IEEE, 357-361, 2003.
- [27] Ergen, E., Yorgunluk ve Başa Çıkma Yolları, Nobel Yayınevi, Ankara, 2002.
- [28] Ergen, E., Kassel egzersizde yorgunluk. Spor Bilimleri Ulusal Sempozyumu, Ankara, 1990.
- [29] Günay, M., Cicioğlu, G. Spor Fizyolojisi. Gazi Kitabevi, Ankara, 44-449, 2001.
- [30] Conwit, R. A., Stashuk, D., Suzuki, H., Schrager, M., Metter, E. J. Fatigue effects on motor unit activity during submaximal contractions. Arch. Phys. Med. Rehabil., 81(9), 1211-1216, 2000.
- [31] Vollestad, N. K. Measurement of human muscle fatigue. J. Neurosci. Meth., 74, 219-227, 1997.
- [32] Asmussen, E. Muscle fatigue. Medicine and Science in Sports, 11, 313-321, 1979.
- [33] Edwards, R. H. T. Biochemical basis of fatigue in exercise performance: Catastrophe theory of muscular fatigue. Biochemistry of Exercise, 13, 3-28, 1983.
- [34] Hultman, E., Sjoholm, J. Biochemical causes of fatigue. Human Muscle Power, 215-238, 1986.
- [35] Kirkendall, D. T. Mechanisms of peripheral fatigue. Med. Sci. Sports Exerc., 22(4), 444-449, 1990.
- [36] Fox, L. E., Bowers, R. W., Foss, M. L. The Physiological Basis of Physical Education and Athletics. Fourth Edition, William C. Brown Pub., 85, 1989.

- [37] Kamaruddin, N. A., Khalid, P. I., Shaameri, A. Z. The use of surface electromyography in muscle fatigue assessments—a review. *Jurnal Teknologi*, 74, 6, 2015.
- [38] Castelein, B., Cools, A., Bostyn, E., Delemarre, J., Lemahieu, T., Cagnie, B. Analysis of scapular muscle emg activity in patients with idiopathic neck pain: A systematic review. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 25(2), 371-386, 2015.
- [39] Cè, E., Rampichini, S., Esposito, F. Novel insights into skeletal muscle function by mechanomyography: From the laboratory to the field. *Sport Sciences for Health*, 11(1), 1-28, 2015.
- [40] Hill, M. W., Oxford, S. W., Duncan, M. J., Price, M. J. The effects of arm crank ergometry, cycle ergometry and treadmill walking on postural sway in healthy older females. *Gait & posture*, 41(1), 252-257, 2015.
- [41] Hu, B., Ning, X. The changes of trunk motion rhythm and spinal loading during trunk flexion and extension motions caused by lumbar muscle fatigue. *Annals of biomedical engineering*, 43(9), 2112-2119, 2015.
- [42] Octavia, J. R., Feys, P., Coninx, K. Development of activity-related muscle fatigue during robot-mediated upper limb rehabilitation training in persons with multiple sclerosis: A pilot trial. *Multiple Sclerosis International*, 2015.
- [43] Papa, E. V., Garg, H., Dibble, L. E. Acute effects of muscle fatigue on anticipatory and reactive postural control in older individuals: A systematic review of the evidence. *Journal of Geriatric Physical Therapy*, 38(1), 40-48, 2015.
- [44] Yoon, T., De-Lap, B. S., Griffith, E. E., Hunter, S.K. Age-related muscle fatigue after a low-force fatiguing contraction is explained by central fatigue. *Muscl & Nerve* 2008, 37(4), 457–466, 2008.
- [45] Demura, S., Nakada, M., Nagasawa, Y. Gender difference in subjective muscle-fatigue sensation during sustained muscle force exertion. *Tohoku J. Exp. Med.*, 215(3), 287–294, 2008.
- [46] Wüst, R. C., Morse, C. I., De Haan, A., Rittweger, J., Jones, D. A., Degens, H. Skeletal muscle properties and fatigue resistance in relation to smoking history. *Eur. J. Appl. Physiol.*, 104(1), 103–110, 2008.
- [47] Maffiuletti, N. A., Jubeau, M., Munzinger, U., Bizzini, M., Agosti, F., De Col, A., LaFortuna, C.L., Sartorio, A. Differences in quadriceps muscle strength and fatigue between lean and obese subjects. *Eur. J. Appl. Physiol.*, 101(1), 51–59, 2007.
- [48] Comi, G., Leocani, L., Rossi, P., Colombo, B. Physiopathology and treatment of fatigue in multiple sclerosis. *J. Neurol.*, 248(3), 174-179, 2001.

- [49] Latash, M. L., Yee, M. J., Orpett, C., Slingo, A., Nicholas, J. J. Combining electrical muscle stimulation with voluntary contraction for studying muscle fatigue. *Arch. Phys. Med. Rehabil.*, 75(1), 29-35, 1994.
- [50] Chaudhuri, A., Behan, P. O. Fatigue and basal ganglia. *Journal of the Neurological Sciences*, 179(1), 34-42, 2000.
- [51] Chaudhuri, A., Behan, P. O. Fatigue in neurological disorders. *The Lancet*, 363(9413), 978-988, 2004.
- [52] Gerdle, B., Larsson, B., Karlsson, S. Criterion Validation of surface EMG variables as fatigue indicators using peak torque a study of repetitive maximum isokinetic knee extensions. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 10(4), 225-232, 2000.
- [53] Mathur, S., Eng, J. J., MacIntyre, D. L. Relability of surface EMG during sustained contractions of the quadriceps. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 15(1), 102-110, 2005.
- [54] Glenmark, B., Hedberg, G., Jansson, E. Changes in muscle fiber type from adolescence to adulthood in women and men. *Acta Physiol. Scand.*, 146(2), 251-259, 1992.
- [55] Lowery, M., Nolan, P., O'Malley M. Electromyogram median frequency, spectral compression and muscle fiber conduction velocity during sustained sub-maximal contraction of the brachioradialis muscle. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 12(2), 111-118, 2002.
- [56] Singh, V. P., Kumar, D. K., Djuwari, D., Polus, B., Fraser, S., Hawley, J., Guidice, S. L. Strategies to identify muscle fatigue from SEMG during cycling. In *Proceedings of the Intelligent sensors, Sensors Networks and Information Processing Conference, IEEE*, 547-551, 2004.
- [57] Zedka, M., Kumar, S., Narayan, Y. Comparison of surface EMG signals between electrode types, inter-electrode distance and electrode orientations in isometric exercise of the erector spinae muscle. *Electromyogr. Clin. Neuophysiol.*, 37(7), 439-447, 1997.
- [58] Konrad, P. *The ABC of EMG. A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography*, 1, 2005.
- [59] Basmajian, J. V., De Luca, C. J. *Muscles alive. Their functions revealed by electromyography*. Los Angeles, 278, 126, 1985.
- [60] Farina, D., Gazzoni, M., Merletti, R. Assessment of low back muscle fatigue by surface emg signal: Methodological aspects. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 13(4), 319-332, 2003.

- [61] Georgakis, A., Stergioulas, L. K., Giakas, G. Fatigue analysis of the surface EMG signal in isometric constant force contractions using the average instantaneous frequency. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 50(2), 262-265, 2003.
- [62] Hagberg, M. Work load and fatigue in repetitive arm elevations. *Ergonomics*, 24(7), 543-555, 1981.
- [63] Petrofsky, J. S., Glaser, R. M., Phillips, C. A., Lind, A. R., Williams, C. Evaluation of amplitude and frequency components of the surface EMG as an index of muscle fatigue. *Ergonomics*, 25(3), 213-223, 1982.
- [64] Strimpakos, N., Georgios, G., Eleni, K., Vasilios, K., Jacqueline, O. Issues in relation to the repeatability of and correlation between EMG and Borg scale assessments of neck muscle fatigue. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 15(5), 452-465, 2005.
- [65] Ravier, P., Buttelli, O., Jennane, R., Couratier, P. An EMG fractal indicator having different sensitivities to changes in force and muscle fatigue during voluntary static muscle contractions. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 15(2), 210-221, 2005.
- [66] De Luca, C. J. The use of surface electromyography in biomechanics. *J. Appl. Biomech.*, 13, 135-163, 1997.
- [67] Lindstrom, L., Kadefors, R., Petersen, I. An electromyographic index for localized muscle fatigue. *J. Appl. Physiol.*, 43(4), 750-754, 1977.
- [68] Marras, W. S. Industrial electromyography (EMG). *Int. J. Ind. Ergon.* 6(1), 89-74, 1990.
- [69] Sakurai, T., Toda, M., Sakurazawa, S., Akita, J., Kondo, K., Nakamura, Y. Detection of muscle fatigue by the surface electromyogram and its application. In *Computer and Information Sciences (ICIS)*, 9th IEEE/ACIS international conference on computer and information science, 43-47, 2010.
- [70] Farina, D., Merletti, R. Comparison of algorithms for estimation of EMG variables during voluntary isometric contractions. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 10(5), 337-349, 2000.
- [71] Masuda, K., Masuda, T., Sadoyama, T., Inaki, M., Katsuta, S. Changes in surface EMG parameters during static and dynamic fatiguing contractions. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 9(1), 39-46, 1999.
- [72] Masuda, T., Sadoyama, T., Shiraishi, M. Dependence of average muscle fiber conduction velocity on voluntary contraction force. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 6(4), 267-276, 1996.

- [73] Sakamoto, K., Mito, K. Muscle fiber conduction velocity isometric contraction and recovery period. *Electromyogr. Clin. Neurophysiol.*, 40(3), 151-161, 2000.
- [74] Sparto, P. J., Parnianpour, M., Barria, E. A., Jagadeesh, J. M. Wavelet analysis of electromyography for back muscle fatigue detection during isokinetic constant-torque exertions. *Spine*, 24(17), 1791-1798, 1999.
- [75] Soo, Y., Sugi, M., Nishino, M., Yokoi, H., Arai, T., Kato, R., Nakamura, T., Ota, J. Quantative estimation of muscle fatigue using surface electromyography during static muscle contraction. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 31st annual international conference of the IEEE EMBC*, 2975-2978, 2009.
- [76] Oka, H. Estimation of muscle fatigue by using EMG and muscle stiffness. In *Engineering in Medicine and Biology Society, Bridging Disciplines for Biomedicine, Proceedings of the 18th Annual International Conference of the IEEE*, Amsterdam, 4, 1449-1450, 1996.
- [77] Rezaeimanesh, D., Farsani, P. A. The effect of a 6 week isotonic training period on lower body muscle EMG changes in volleyball players. *Procedia-Social and Behavioral sciences*, 30, 2129-2133, 2011.
- [78] Rezaimanesh, D., Amiri-Farsani, P., Saidian, S. The effect of a 4 week plyometric training period on lower body muscle EMG changes in futsal players. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 15, 3138-3142, 2011.
- [79] Biedermann, H. J., Shanks, G. L., Forrest, W. J., Inglis, J. Power spectrum analyses of electromyographic activity: Discriminators in the differential assessment of patients with chronic low-back pain. *Spine*, 16(10), 1179-1184, 1991.
- [80] Klein, A. B., Snyder-Mackler, L., Roy, S. H., De Luca, C. J. Comparison of spinal mobility and isometric trunk extensor forces with electromyographic spectral analysis in identifying low back pain. *Physical Therapy*, 71(6), 445-454, 1991.
- [81] Cooper, R. G., Stokes, M. J., Sweet, C., Taylor, R. J., Jayson, M. I. Increased central drive during fatiguing contractions of the paraspinal muscles in patients with chronic low back pain. *Spine*, 18(5), 610-616, 1993.
- [82] Roy, S. H., De Luca, C. J., Emley, M., Buijs, R. J. Spectral electromyographic assessment of back muscles in patients with low back muscles in patients with low back pain undergoing rehabilitation. *Spine*, 20(1), 38-48, 1995.
- [83] Islam, M. A., Sundaraj, K., Ahmad, R. B., Ahamed, N. U. Mechanomyogram for muscle function assessment: A review. *PloS one*, 8(3), e58902, 2013.

- [84] Orizio, C., Perini, R., Veicsteinas, A. Muscular sound and force relationship during isometric contraction in man. *Eur. J. Appl. Physiol.*, 58(5), 528-533, 1989.
- [85] Akataki, K., Mita, K., Watakabe, M., Itoh, K. Mechanomyogram and force relationship during voluntary isometric ramp contractions of the biceps brachii muscle. *Eur. J. Appl. Physiol.*, 84(1-2), 19-25, 2001.
- [86] Stokes, M. J., Cooper, R. G. Muscle sounds during voluntary and stimulated contractions of the human adductor pollicis muscle. *J. Appl. Physiol.*, 72(5), 1908-1913, 1992.
- [87] Madeleine, P., Ge, H. Y., Jaskólska, A., Farina, D., Jaskólski, A., Arendt-Nielsen, L. Spectral moments of mechanomyographic signals recorded with accelerometer and microphone during sustained fatiguing contractions. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 44(4), 290-297, 2006.
- [88] Uchiyama, T., Shinohara, K. Comparison of displacement and acceleration transducers for the characterization of mechanics of muscle and subcutaneous tissues by system identification of a mechanomyogram. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 51(1-2), 165-173, 2013.
- [89] Han, H., Jo, S., Kim, J. Comparative study of a muscle stiffness sensor and electromyography and mechanomyography under fatigue conditions. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 53(7), 577-588, 2015.
- [90] Ouamer, M., Boiteux, M., Petitjean, M., Travens, L. Sales A: Acoustic myography during voluntary isometric contraction reveals non-propagative lateral vibration. *J. Appl. Biomech.* 32(12), 1279-1285, 1999.
- [91] Cescon, C., Farina, D., Gobbo, M., Merletti, R., Orizio, C. Effect of accelerometer location on mechanomyogram variables during voluntary, constant-force contractions in three human muscles. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 42(1), 121-127, 2004.
- [92] Orizio, C., Gobbo, M., Diemont, B., Esposito, F., Veicsteinas, A. The surface mechanomyogram as a tool to describe the influence of fatigue on biceps brachii motor unit activation strategy. Historical basis and novel evidence. *Eur. J. Appl. Physiol.*, 90(3-4), 326-36, 2003.
- [93] Shinohara, M., Sogaard, K. Mechanomyography for studying force fluctuations and muscle fatigue. *Exercise and sport sciences reviews*, 34(2), 59-64, 2006.
- [94] Madeleine, P., Jorgensen, L. V., Sogaard, K., Arendt-Nielsen, L., Sjogaard, G. Development of muscle fatigue as assessed by electromyography and mechanomyography during continuous and intermittent low-force

contractions effects of the feedback mode. *Eur. J. Appl. Physiol.*, 87(1), 28–37, 2002.

- [95] Madeleine, P., Arendt-Nielsen, L. Experimental muscle pain increases mechanomyographic signal activity during sub-maximal isometric contractions. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 15(1), 27-36, 2005.
- [96] Martin, M. Y. E. MMG sensor for muscle activity detection-low cost design, implementation and experimentation [Master's Dissertation]. Massey University, Auckland, 2009.
- [97] Xie, H. B., Zheng, Y. P., Guo, J. Y. Classification of the mechanomyogram signal using a wavelet packet transform and singular value decomposition for multifunction prosthesis control. *Physiological measurement*, 30(5), 441, 2009.
- [98] Alves, N., Chau, T. Stationarity distributions of mechanomyogram signals from isometric contractions of extrinsic hand muscles during functional grasping. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 18(3), 509-515, 2008.
- [99] Cescon, C., Madeleine, P., Farina, D. Longitudinal and transverse propagation of surface mechanomyographic waves generated by single motor unit activity. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 46(9), 871-877, 2008.
- [100] Tarata, M. T. Mechanomyography versus electromyography, in monitoring the muscular fatigue. *Biomed. Eng. Online*, 2(3), 2003.
- [101] Iaizzo, P., Pozos, R. S. Analysis of multiple EMG and acceleration signals of various record lengths as a means to study pathological and physiological oscillations. *Electromyography and clinical neurophysiology*, 32(7-8), 359-367, 1991.
- [102] Comby, B., Chevalier, G., Bouchoucha, M. A new method for the measurement of tremor at rest. *Archives Of Physiology And Biochemistry*, 100(1), 73-78, 1992.
- [103] Itoh, Y., Akataki, K., Mita, K., Watakabe, M., Itoh, K. Time-frequency analysis of mechanomyogram during sustained contractions with muscle fatigue. *Syst. Comput. Japan*, 35(1), 26– 36, 2004.
- [104] Madeleine, P., Farina, D., Merletti, R., Arendt-Nielsen, L. Upper trapezius muscle mechanomyographic and electromyographic activity in humans during low force fatiguing and nonfatiguing contractions. *Eur. J. Appl. Physiol.*, 87(4–5), 327–336, 2002.
- [105] Orizio, C. Muscle sound: Bases for the introduction of a mechanomyographic signal in muscle studies. *Crit. Rev. Biomed. Eng.*, 21(3), 201–243, 1993.

- [106] Sogaard, K., Blangsted, A. K., Jorgensen, L. V., Madeleine, P., Sjogaard, G. Evidence of long term muscle fatigue following prolonged intermittent contractions based on mechano-and electromyograms. *J. Electromyogr. Kinesiol.* 13(5), 441–450, 2003.
- [107] Yang, Z. F., Kumar, D. K., Arjunan, S. P. Mechanomyogram for identifying muscle activity and fatigue. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2009. EMBC 2009. Annual International Conference of the IEEE*, 408-411, 2009.
- [108] Shinohara, M., Kouzaki, M., Yoshihisa, T., Fukunaga, T. Mechanomyography of the human quadriceps muscle during incremental cycle ergometry. *Eur. J. Appl. Physiol. Occup. Physiol.*, 76(4), 314–319, 1997.
- [109] Barry, D. T., Leonard Jr, J. A., Gitter, A. J., Ball, R. D. Acoustic myography as a control signal for an externally powered prosthesis. *Archives of physical medicine and rehabilitation*, 67(4), 267-269, 1986.
- [110] Faller, L., Neto, G. N. N., Button, V. L., Nohama, P. Muscle fatigue assessment by mechanomyography during application of NMES protocol. *Brazilian Journal of Physical Therapy*, 13(5), 422–429, 2009.
- [111] Kimura, T., Fujibayashi, M., Tanaka, S., Moritani, T. Mechanomyographic responses in quadriceps muscles during fatigue by continuous cycle exercise. *Eur. J. Appl. Physiol.* 104, 651–656, 2008.
- [112] Beck, T. W., Tschanner, V. V., Housh, T. J., Cramer, J. T., Weir, J. P., Malek, M. H., Mielke, M. Time/frequency events of surface mechanomyographic signals resolved by nonlinearly scaled wavelets. *Biomedical signal processing and control* Volume, 3(3), 255-266, 2008.
- [113] Marusiak, J., Jaskolska, A., Kisiel-Sajewicz, K., Yue, G. H., Jaskolski, A. EMG and MMG activities of agonist and antagonist muscles in Parkinson's disease patients during absolute submaximal load holding. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 19(5), 903-914, 2009.
- [114] Perry-Rana, S. R., Housh, T. J., Johnson, G. O., Bull, A. J., Berning, J. M., Cramer, J. T. MMG and EMG responses during fatiguing isokinetic muscle contractions at different velocities. *Muscle & Nerve*, 26, 367–373, 2002.
- [115] Beck, T. W., Housh, T. J., Johnson, G. O., Weir, J. P., Cramer, J. T., Coburn, J. W., Malek, M. H. Mechanomyographic and electromyographic amplitude and frequency responses during fatiguing isokinetic muscle actions of the biceps brachii. *Electromyograph. Clin. Neurophysiol.*, 44, 431–441, 2004.

- [116] Qi, L., Wakeling, J. M., Green, A., Lambrecht, K., Ferguson-Pell, M. Spectral properties of electromyographic signals during isometric ramp and step contractions in biceps brachii. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 21(1), 128-135, 2011.
- [117] Gregori, B., Galie, E., Accornero, N. Surface electromyography and mechanomyography recording: A new differential composite probe. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 41(6), 665-669, 2003.
- [118] Youn, W., Kim, J. Estimation of elbow flexion force during isometric muscle contraction from mechanomyography and electromyography. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 48(11), 1149-1157, 2010.
- [119] Ryan, E. D., Cramer, J. T., Egan, A. D., Hartman, M. J., Herda, T. J. Time and frequency domain responses of the mechanomyogram and electromyogram during isometric ramp contractions: A comparison of the short-time Fourier and continuous wavelet transforms. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 18(1), 54-67, 2008.
- [120] Karlsson, S., Gerdle, B. Mean frequency and signal amplitude of the surface EMG of the quadriceps muscles increase with increasing torque—a study using the continuous wavelet transform. *J. Electromyogr. Kinesiol.*, 11(2), 131-140, 2001.
- [121] Wei, G., Tian, F., Tang, G., Wang, C. A wavelet-based method to predict muscle forces from surface electromyography signals in weightlifting. *Journal of Bionic Engineering*, 9(1), 48-58, 2012.
- [122] Liyu, C., Zhizhong, W., Haihong, Z. An EMG classification method based on wavelet transform. In *Proceedings of the 21st Joint BMESEMBS Conference*, 13-16, 1999.
- [123] Bozkurt, M. R. EMG İşaretlerinin Modern Yöntemlerle Önışlemesi ve Sınıflandırılması. Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, 2007.
- [124] Guo, X., Yang, P., Chen, L., Wang, X., Li, L. Study of the control mechanism of robot-prothesis based-on the emg processed. In *Intelligent Control and Automation. WCICA 2006. The Sixth World World Congress On*, 2, 9490-9493, 2006.
- [125] Salvador, J., De Bruin, H. The use of the wavelet transform in EMG M-Wave pattern classification. In *Engineering in Medicine and Biology Society. EMBS 2006. 28th Annual International Conference of the IEEE*, 2304-2307, 2006.

- [126] Wang, J. Z., Wang, R. C., Jiang, M. W., Jin, D. W. Emg signal classification for myoelectric teleoperating a dexterous robot hand. In Engineering In Medicine And Biology Society. IEEE-EMBS 2005. 27th Annual International Conference of the IEEE, 5931-5933, 2006.
- [127] Hu, X., Wang, Z., Ren, X. Classification of surface EMG signal using relative wavelet packet energy. Computer methods and programs in biomedicine, 79(3), 189-195, 2005.
- [128] Subasi, A., Yilmaz, M., Ozcalik, H. R. Classification of EMG signals using wavelet neural network. Journal of neuroscience methods, 156(1), 360-367, 2006.
- [129] Ismail, A. R., Asfour, S. S. Continuous wavelet transform application to EMG signals during human gait. In Signals, Systems & Computers, 1998. Conference Record of the Thirty-Second Asilomar Conference on, IEEE, 1, 325-329, 1998.
- [130] Jiang, M. W., Wang, R. C., Wang, J. Z., Jin, D. W. A method of recognizing finger motion using wavelet transform of surface EMG signal. In Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE-EMBS 2005. 27th Annual International Conference of the IEEE, 2672-2674, 2006.
- [131] Liyu, C., Zhizhong, W., Haihong, Z. An EMG classification method based on wavelet transform. In Proceedings of the 21st Joint BMESEMBBS Conference, 13-16, 1999.
- [132] Hardalaç, F., Poyraz, M. Yapay sinir ağıları kullanılarak EMG sinyallerinin sınıflandırılması ve Neuropathy kas hastalığının teşhisi. Politeknik Dergisi, 5(1), 2002.
- [133] Şayli, Ö., Akın, A. Elektromiyografi (EMG) analizinde ortalama anlık frekans parametresinin ortalama ve medyan frekansla beraber kullanımının araştırılması. Investigation of the usage of averaged instantaneous frequency parameter along with mean and median frequency in Electromyogram (EMG) analysis.
- [134] Bolayır, G., Demir, H., Soygun, A. G. K., Bolayır, E. Bruksizimli bireylerin ağırlı masseter kaslarının farklı fonksiyonlardaki aktivitelerinin Elektromyografi (EMG) ile değerlendirilmesi. Cumhuriyet Üniversitesi, Dış Hekimliği Fakültesi Dergisi, 11(2), 2008.
- [135] Özmen, G., Özbay, Y., Ekmekci, A. H. EMG sinyallerinde kas yorgunluğunun YSA ile sınıflandırılması. Muscle fatigue classification with ANN in EMG signals. Tıp Teknolojileri Ulusal Kongresi, 2014.

- [136] Aydın, K., Sözbir, K., Karli, Ü., Yüктаşır, B., Yalçın, H. B., Yıldız, N., Raziye Gül Tiryaki, Sönmez Dikey sıçrama sırasında kısa mesafe koşucuları ve futbolcuların diz ekstensör kaslarına ait EMG aktivitelerinin karşılaştırılması. *Beden Eğitimi ve Spor Bilimleri Dergisi*, 5(3), 2011.
- [137] Şimşek, D., Katırcı, H. Pilates egzersizlerinin postural stabilite ve spor performansı üzerine etkileri: Sistematik bir literatür incelemesi. *Beden Eğitimi ve Spor Bilimleri Dergisi*, 5(2), 2011.
- [138] Bronzino, J. D. *The Biomedical Engineering Handbook, Second Edition, Volume I*, CRC Press LLC, 2000.
- [139] Bronzino, J. D. *Biomedical Engineering Fundamentals*, CRC Press, 2006.
- [140] Webster, J. G. *Medical Instrumentation*, 3rd Ed., John Wiley & Sons, 1998.
- [141] Kadefors, R., Kaiser, E., Petersen, I. Dynamic spectrum analysis of myopotentials and with special reference to muscle fatigue. *Electromyography*, 8(1), 39, 1968.
- [142] Berne, R. M., Levy M. N., Koeppen, B. M., Stanton, B. A. *Berne & Levy Principles of Physiology*. Mosby, 2006.
- [143] Hall, J. E. *Guyton and Hall Text Book of Medical Physiology*. Elsevier Health Sciences, 2015.
- [144] Worrell, T. W., Perrin, D. H., Gansneder, B. M., Gieck, J. H. Comparison of isokinetic strength and flexibility measures between hamstring injured and noninjured athletes. *Journal of Orthopaedic & Sports Physical Therapy*, 13(3), 118-125, 1991.
- [145] Akgün, N. *Egzersiz ve Spor Fizyolojisi 1*. Ege Üniversitesi Basımevi, 6. Baskı, İzmir, 1996.
- [146] Demirel, H. A., Koşar N. Ş. *İnsan Anatomisi ve Kinesiyoloji: Nobel Yayın Dağıtım*, 2002.
- [147] Snell, R. S. *Clinical Neuroanatomy*. Lippincott Williams & Wilkins, 7th Edition, 2010.
- [148] Burke, R. E, Tsairis, P. Anatomy and innervation ratios in motor units of cat Gastrocnemius. *J. Physiol.*, 234(3), 749-765, 1973.
- [149] Mountcastle, V. B., *Medical Physiology*, 14th ed. St. Louis, C.V. Mosby, 1980.
- [150] Ergen, E. *Egzersiz Fizyolojisi Nobel Yayınları* Ankara, 2002.

- [151] Nalçakan R., G. Voleybolcuların izokinetik kas kuvvetleri ile dikey sıçrama yükseklikleri arasındaki ilişki düzeyi. Ege Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi. İzmir, 2001.
- [152] Carr, J. J., Brown, J. M. Introduction to Biomedical Equipment Technology, Prentice Hall, 1993.
- [153] Yazgan, E., Korürek, M. Tıp Elektroniği, İTÜ Rektörlüğü Yayınları, İstanbul, 1996.
- [154] Kimura, J. Electrodiagnosis in Disease of Nerve and Muscle: Principles and Practice. Oxford University Press, 1983.
- [155] Oster, G., Jaffe, J. S. Low frequency sounds from sustained contraction of human skeletal muscle. Biophysical journal, 30(1), 119-127, 1980.
- [156] Luciani, L., Fisiologia dell'uomo, Vol. 3, Società Editrice Libreria, Milan, 1923.
- [157] Jorgensen, F., Lammert, O. Accelerometermyography (AMG) II: Contribution of the motor unit. Biomechanics VA. University Park Press, Baltimore, 159, 1976.
- [158] Akataki, K., Mita, K., Watakabe, M., Itoh, K. Age related change in motor unit activation strategy in force production: A mechanomyographic investigation. Muscle & Nerve, 25(4), 505-512, 2002.
- [159] Barry, D. T. Vibrations and sounds from evoked muscle twitches. Electromyogr. Clin. Neurophysiol., 32(1-2), 35-40, 1992.
- [160] Barry, D. T., Hill, T., Im, D. Muscle fatigue measured with evoked muscle vibrations. Muscle & Nerve, 15(3), 303-309, 1992.
- [161] Herzog, W., Zhang, Y. T., Vaz, M. A., Guimaraes, A., Janssen, C. Assesement of muscular fatigue using vibromyography. Muscle & Nerve, 17(10), 1156-1161, 1994.
- [162] Orizio, C., Baratta, V. A., Zhou, B. H., Solomonow, H., Veicsteinas, A. Force and surface mechanomyogram relationship in cat gastrocnemius. J. Electromyogr. Kinesiol., 9(2), 131-140, 1999.
- [163] Orizio, C., Liberati, D., Locatelli, C., De Grandis, D., Veicsteinas, A. Surface mechanomyogram reflects muscle fibres twitches summation. J. Biomech., 29(4), 475-481, 1996.
- [164] Vaz, M. A., Herzog, W., Zhang, Y. T., Leonard, T. R., Nguyen, H. The effect of muscle length on electrically elicited muscle vibrations in the in-situ cat soleus muscle. J. Electromyogr. Kinesiol., 7(2), 113-121, 1997.

- [165] Zhang, Y. T., Frank, C. B., Rangayyan, R. M., Bell, G. D. A Comparative study of simultaneous vibromyography and electromyography with active human quadriceps. *Biomedical Engineering. IEEE Transactions on*, 39(10), 1045–1052, 1992.
- [166] Martin, M. Y. E. MMG sensor for muscle activity detection-low cost design, implementation and experimentation [Master's Dissertation]. Massey University, Auckland, 2009.
- [167] Xie, H. B., Zheng, Y. P., Guo, J. Y. Classification of the mechanomyogram signal using a wavelet packet transform and singular value decomposition for multifunction prosthesis control. *Physiological measurement*, 30(5), 441, 2009.
- [168] Stulen, F. B., De Luca, C. J. Frequency parameters of the myoelectric signal as a measure of muscle conduction velocity. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, (7), 515-523, 1981.
- [169] Dengier, R., KossevfEds, A. Sensorimotor interactions within the context of muscular fatigue. *Sensorimotor Control*, 326, 84, 2001.
- [170] Watakabe, M., Itoh, Y., Mita, K., Akataki, K. Technical aspects of mechanomyography recording with piezoelectric contact sensor. *Medical and Biological engineering and computing*, 36(5), 557-561, 1998.
- [171] Watakabe, M., Mita, K., Akataki, K., Itoh, Y. Mechanical behavior of condenser microphone in mechanomyography. *Medical and Biological engineering and computing*, 39(2), 195-201, 2001).
- [172] Bolton, C. F., Parkes, A., Thompson, T. R., Clark, M. R., Sterne, C. J. Recording sound from human skeletal muscle: Technical and physiological aspects. *Muscle & Nerve*, 12(2), 126-134, 1989.
- [173] Smith, T. G., Stokes, M. J. Technical aspects of acoustic myography (AMG) of human skeletal muscle: Contact pressure and force/AMG relationships. *Journal of neuroscience methods*, 47(1-2), 85-92, 1993.
- [174] Watakabe, M., Mita, K., Akataki, K., Ito, K. Reliability of the mechanomyogram detected with an accelerometer during voluntary contractions. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 41(2), 198-202, 2003.
- [175] Henry, C. *The Principles of Mechanics*. BiblioBazaar, LLC, 43, 2008.
- [176] Bondi, H. *Relativity and Common Sense*. Courier Dover Publications, 3, 1980.
- [177] Lehrman, R. L. *Physics the Easy Way*. Barron's Educational Series, 27, 1998.

- [178] Bruce, R. A. Multi-stage treadmill test of submaximal and maximal exercise. Exercise Testing and training of apparently healthy individuals: A handbook for physicians, New York, 32-34, 1972.
- [179] Öztürk, L., Aktan, Z. A., Varol, T. Alt Ekstremitte Kasları, İşlevsel Anatomi. Saray Kitabevleri, İzmir, 192-194, 1997.
- [180] Stein, J. Y. Digital Signal Processing: A Computer Science Perspective. John Wiley & Sons, New York, 870s, 2000.
- [181] Meyer, Y. Wavelets algorithms and application. Wavelets-Algorithms and Applications Society for Industrial and Applied Mathematics Translation, 142, 1, Philadelphia, 1993.
- [182] Baskakov, S. I. Signals and Circuits: Problem Solving Guide. Mir Publishers, 1990.
- [183] Briggs, W. L., Henson, V. E. The DFT: An Owner's Manual. SIAM Press, Philadelphia, 1995.
- [184] Ayaz, E. Dalgacıklar ve Elektrik Mühendisliğindeki Uygulamaları. İ.T.Ü., Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul, Türkiye, (1997).
- [185] Papoulis, A. The Fourier Integral and Its Applications. Mc Graw Hill, New York, 1962.
- [186] Goswami J. C., Chan A. K. Fundamentals of Wavelets Theory, Algorithm and Applications, John Wiley & Sons, 2011.
- [187] Cardoso, J. C. S., Ruano, M. G., Fish, P. J. Nonstationarity broadening reduction in pulsed doppler spectrum measurements using time-frequency estimators. Biomedical Engineering, IEEE Transaction on, 43(12), 1176–1186, 1996.
- [188] Strang, G., Nguyen, T. Wavelets and filter banks. SIAM, 1996.
- [189] Parameswariah, C. B. Understanding Wavelet Analysis and Filters for Engineering Applications. Louisiana Tech. University, College of Engineering and Science, PhD., 2003.
- [190] Burrus, C. S., Gopinath, R. A., Guo, H. Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms. Texas, Prentice Hall, 1998.
- [191] Vetterli, M., Herley, C. Wavelets and filter banks: Theory and design. Signal Processing, IEEE Transactions on, 40(9), 2207-2232, 1992.
- [192] Akıncı, T. Ç. Dalgacık (Wavelet) Tabanlı Dağıtım Sistemleri Koruma Algoritması. Marmara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul, Türkiye, 2005.

- [193] Haar, A. Zur Theorie der orthogonalen funktionensysteme. *Mathematische Annalen*, 69(3), 331-371, 1910.
- [194] Mallat, S. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 11(7), 674–693, 1989.
- [195] Mahmoodabadi, S. Z., Ahmadian, A., Abolhasani, M. D., Eslami, M., Bidgoli, J. H. ECG feature extraction based on multiresolution wavelet transform. In *Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE-EMBS 2005, 27th Annual International Conference of the. IEEE*, 3902-3905, 2005.
- [196] Anant, K. S., Dowla F. U. Wavelet Transform Methods for Phase Identification in Three Component Seismograms. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 87(6), 1598-1612, 1997.
- [197] Iyama, J., Kuwamura, H. Application of wavelets to analysis and simulation of earthquake motions. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, 28(3), 255-272, 1999.
- [198] Addison, P. S. *The illustrated wavelet transform handbook: introductory theory and applications in science, engineering, medicine and finance*. CRC press, 2002.
- [199] Busch, C. Wavelet based texture segmentation of multi-modal tomographic images. *Computers & Graphics*, 21(3), 347-358, 1997.
- [200] Angrisani, L., Daponte, M., D’apuzzo, M., Testa, A. A measurement method based on The Wavelet Transform for Power Quality Analysis, *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol.13, No.4, October 1998.
- [201] Lyons, R. G. *Understanding Digital Signal Processing*, Addison Wesley Longman Inc., 1999.
- [202] Daubechies, I. *Ten Lectures on Wavelets*, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, Pennsylvania, 1992.
- [203] Öztemel, E. *Yapay Sinir Ağları*. Papatya Yayıncılık, İstanbul, 2003.
- [204] McCulloch, W. S., Pitts, W. A. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Buttetin of Mathematical Biophysics*, 5(4), 115-133, 1943.
- [205] Hebb, D. O. *The first stage of perception: Growth of the assembly. The organization of behaviour*, 60-78, 1949.

- [206] Hopfield, J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 79(8), 2554-2558, 1982.
- [207] Hopfield, J. J. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 81(10), 3099-3092, 1982.
- [208] Efe, M. Ö., Kaynak, O. *Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları*. Boğaziçi Üniversitesi Yayınevi, İstanbul, 2000.
- [209] Elmas, Ç. *Yapay Sinir Ağları*. Seçkin Yayıncılık, İstanbul, 2003.
- [210] Haykin, S., *Network, N. A Comprehensive foundation*. Prentice Hall, Neural Networks, 2, 2004.
- [211] Demuth, H., Beale, M., Hagan, M. *Neural Network Toolbox User's Guide for use with MATLAB®*, MathWorks, Inc., 2007.
- [212] Graupe, D. *Principles of Artificial Neural Networks*. World Scientific, 7, 2013.
- [213] Chennakesava, R. *Fuzzy Logic and Neural Networks, Basic Concepts and Application*. New Age International Publishers, 2008.
- [214] Graves, A., Liwicki, M., Fernandez, S., Bertolami, R., Bunke, H., Schmidhuber, J. A Novel connectionist system for unconstrained handwriting recognition. *Pattern Analysis and Machine Intelligence. IEEE Transactions on*, 31(5), 855-868, 2009.
- [215] Kohonen, T. *Self-Organization and associative memory*. Springer-Verlag, 1984.
- [216] Zurada, J. M. *Introduction to Artificial Neural Systems*. St. Paul: West publishing company, 8, 1992.
- [217] Man, Z., Wu, H. R., Liu, S., Yu, X. A new adaptive backpropagation algorithm based on Lyapunov stability theory for Neural Networks. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 17(6), 1580-1591, 2006.
- [218] Fine, T. L. *Feedforward Neural Network Methodology*. Springer Science & Business Media, 2006.
- [219] Bishop, C. M. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press, 1995.
- [220] Wilamowski, B. M., Yu, H. Improved computation for Levenberg–Marquardt training. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 21(6), 930-937, 2010.

- [221] Bolat, S., Kalenderli, Ö. Levenberg-Marquardt algoritması kullanılan yapay sinir ağı ile elektrot biçim optimizasyonu. In International XII. Turkish Symposium on Artificial Intelligence and Neural Networks – TAINN, 2003.
- [222] Wilamowski, B. M., Chen, Y. Efficient algorithm for training neural networks with one hidden layer. In IJCNN. Proc. International Joint Conference, 3, 1725- 1728, 1999.
- [223] Dohnal, J. Using of Levenberg-Marquardt method in identification by neural networks. Student EEICT 2004, 361 - 365, 2004.
- [224] Khosravi, Z. M. H., Barghinia, S., Ansarimehr, P. New momentum adjustment technique for Levenberg-Marquardt neural network used in short term load forecasting. In International Power System Conference, 1782-1788, 2006.
- [225] Ngia, L. S., Sjoberg, j. Efficient training of neural nets for nonlinear adaptive filtering using a recursive Levenberg-Marquardt algorithm. Signal Processing, IEEE Transections on, 48(7), 1915-1927, 2000.
- [226] De Luca, C. J. Surface electromyography: Detection and recording. DelSys Incorporated,10, 2002.

ÖZGEÇMİŞ

Gürkan BİLGİN, 23.06.1984' de Burdur' da doğmuştur. İlk, orta ve lise eğitimini Burdur' da tamamlamıştır. 2003 yılında Sakarya Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü' ne girerek 2007 yılında mezun olmuştur. Yüksek Lisans Eğitimini Sakarya Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümün' de 2009 yılında tamamlamıştır. Devamında, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü' nde Doktora programına başlamıştır. Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulunda halen öğretim görevlisi olarak görev yapmaktadır.