

TC
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**EMG İŞARETLERİNİN İNCELENMESİ VE VERİ
MADENCİLİĞİ UYGULAMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Elektrik-Elektronik Müh. Evren ARSLAN

Enstitü Anabilim Dalı : ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜH.

Enstitü Bilim Dalı : ELEKTRONİK

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Etem KÖKLÜKAYA

Temmuz 2008

TC
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

EMG İŞARETLERİNİN İNCELENMESİ VE VERİ
MADENCİLİĞİ UYGULAMASI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Elektrik-Elektronik Müh. Evren ARSLAN

Enstitü Anabilim Dalı : ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜH.

Enstitü Bilim Dalı : ELEKTRONİK

Bu tez 22.07.2008 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Oybirliği ile kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Etem
KÖKLÜKAYA
Jüri Başkanı



Yrd. Doç. Dr. A. Yahya
TEŞNELİ
Üye



Yrd. Doç. Dr. Ahmet
ZENGİN
Üye



TEŐEKKÜR

Çalıőmalarım boyunca deęerli yardım ve katkıları ile beni yönlendiren hocam Prof. Dr. Etem KÖKLÜKAYA'ya, çalıőmamın uygulama sürecinde çok deęerli katkıları olan Yrd. Doç. Dr. Ecir Uęur KÜÇÜKSİLLE'ye, hiçbir zaman yardımını esirgemeyen, çalıőmalarından çok istifade ettięim Dr. Mehmet Recep BOZKURT'a, tezimin hazırlık sürecinde sorularıma içtenlikle cevap veren Nöroloji uzmanı Uzm. Dr. Ayőe SÖZEN'e ve maddi, manevi desteęini hiçbir zaman esirgemeyen deęerli aileme, teőekkürü bir borç bilirim.

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR.....	ii
İÇİNDEKİLER.....	iii
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ.....	vii
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	viii
ÖZET.....	x
SUMMARY.....	xi
BÖLÜM 1.	
GİRİŞ.....	1
BÖLÜM 2.	
BİYOELEKTRİK İŞARETLERİN İNCELENMESİ.....	9
2.1. İnsan – Enstrümantasyon Sistemi.....	9
2.2. Biyoelektrik İşaretlerin Oluşumu.....	10
2.2.1. Giriş.....	10
2.2.2. Hücrelerde elektriksel aktivasyon.....	11
2.2.3. Membran potansiyeli oluşumunun basit açıklanması.....	12
2.2.4. Aksiyon potansiyelinin yayılımı.....	16
2.2.5. Biyoelektrik potansiyellerin ölçülmesi.....	17
BÖLÜM 3.	
ELEKTROMİYOGRAM İŞARETİ, ÖLÇÜLMESİ.....	19
3.1. Giriş.....	19
3.2. Emg İşareti Literatürü.....	20
3.3. Kaslar.....	21
3.3.1. Kasların yapısı.....	21

3.3.2. Çizgili kaslar.....	21
3.3.3. Düz kaslar.....	22
3.3.4. Kalp kasları.....	22
3.3.5. Kas kasılması.....	22
3.3.6. Motor ünite.....	23
3.3.7. Motor hareketi.....	23
3.3.8. Kaslarda servo mekanizma.....	24
3.4. Emg Ölçümünde Kullanılan Elektrotlar.....	25
3.4.1. Yüzeysel elektrotları.....	26
3.4.2. İğne elektrotlar.....	27
3.4.3. Elektrotların elektriksel karakteristikleri.....	28
3.5. Kas Hareketi Sırasında Üretilen Gerilim.....	29
3.6. Emg İşaretlerini İnceleme Yöntemleri.....	34
3.7. Elektromiyogram Ölçme Düzeni.....	36
3.8. EMG Ölçüm İşlemi ve Çeşitleri.....	38
3.8.1. İğne EMG.....	38
3.8.2. Yüzeysel EMG.....	40
3.9. İncelemenin Süresi.....	42
3.10. EMG İstenmesinin Gerekçeleri.....	43
3.11. EMG ile Teşhis Konabilen Hastalıklar, Miyopati ve Nöropati.....	44
3.12. Nöropati.....	44
3.12.1. Nöropati terminolojisi.....	45
3.12.2. Periferik nöropati.....	46
3.12.3. Periferik nöropatinin belirtileri.....	47
3.12.4. Periferik nöropatinin teşhisi.....	47
3.12.5. Periferik nöropati'nin tedavisi.....	48
3.13. Miyopati.....	50
3.13.1. Klinik belirtiler ve fiziksel bulgular.....	51
3.13.2. Miyopati tanısında yardımcı testler.....	52
3.13.3. Miyopatilerin sınıflandırılması.....	53
3.13.4. Miyopatilerin tedavileri.....	53
3.13.5. Miyopati ve nöropati tanısında EMG'nin rolü.....	54

BÖLÜM 4.

VERİ MADENCİLİĞİ.....	60
4.1. Giriş.....	60
4.2. Veri Madenciliği Tanımı.....	60
4.3. Veri Madenciliği İşlevleri.....	62
4.4. Veri Madenciliği ve Diğer Disiplinler.....	64
4.5. Veri Madenciliği Uygulama Alanları.....	64
4.6. Tıbbi Verilerle Veri Madenciliği.....	67
4.6.1. Tıbbi verilerle veri ambarının oluşturulması.....	68
4.6.2. Tıbbi verilerin özellikleri.....	68
4.7 Veri Madenciliği Çalışması Örnek Uygulamaları.....	70
4.8. Veri Madenciliği Teknikleri.....	71
4.8.1. Tanımlama ve ayırlama.....	72
4.8.2. Birliktelik analizi.....	73
4.8.3. Sınıflandırma ve öngörü.....	73
4.8.4. Kümeleme analizi.....	75
4.8.5. Sıra dışılık analizi.....	76
4.8.6. Evrimsel analiz.....	76
4.9. Karar Ağaçları.....	77
4.10. Veri Madenciliği Sistemleri Üzerine Yapılan Çalışmalar.....	79
4.10.1. Özel amaçlı sistemler.....	79
4.10.2. Genel amaçlı sistemler.....	80
4.11. Veri Tabanlarında Bilgi Keşfi Süreci.....	85
4.12. Veri Madenciliğinin EMG Verilerine Uygulanması.....	89
4.12.1. Özellik çıkarımı,öznitelik parametrelerinin hesaplanması....	89
4.12.2. Belirleyici özelliklerin seçilmesi.....	92

BÖLÜM 5.

SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	97
5.1. Sonuçlar.....	97
5.2. Öneriler.....	97

KAYNAKLAR.....	99
EKLER.....	104
ÖZGEÇMİŞ.....	126

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

Å	: Angstrom
ATP	: Adenosine triphosphate, Adenin trifosfat
mV	: Mili volt
ms	: Mili saniye
EMG	: Elektromiyogram
MÜAP	: Motor Ünite Aksiyon Potansiyelleri
EEG	: Elektroensefalograf
EKG	: Elektrokardiyogram
Hz	: Hertz
A/D	: Analog Dijital Dönüştürücü
AC	: Alternatif Akım
ENG	: Elektronörografi

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1.	İnsan-Enstrümantasyon sisteminin blok diyagramı.....	4
Şekil 2.2.	Hücresinin şematik gösterilişi.....	5
Şekil 2.3.	Aktif transport olayının şematik gösterilişi.....	7
Şekil 2.4.	Dinlenme potansiyeli ile kutuplanmış hücre.....	8
Şekil 2.5.	Depolarize olmuş hücre.....	9
Şekil 2.6.	Aksiyon potansiyelinin dalga şekli.....	9
Şekil 2.7.	Hücresinin elektriksel modeli.....	10
Şekil 3.1	Tipik bir EMG işareti.....	13
Şekil 3.2.	Çizgili Kaslar ve band türleri.....	14
Şekil 3.3.	Kaslarda servo mekanizma.....	17
Şekil 3.4.	EMG yüzey elektrotları.....	20
Şekil 3.5.	EMG iğne elektrotları.....	20
Şekil 3.6.	Dâhili elektrotlar: a) İğne elektrot b) Tel elektrot c) Tel halka elektrot.	21
Şekil 3.7	Yüzey elektrotun elektriksel eşdeğer devre modeli.....	22
Şekil 3.8.	Sağlıklı ve hastalıklı motor ünitelerinden elde edilen EMG kayıtları...	24
Şekil 3.9.	Normal bir dorsal interosus kasının çok azdan çok kuvvetliye, kadar kasılması anlarında üretilen potansiyeller.....	24
Şekil 3.10.	Bir motor ünitesinin aktive edilip EMG işaretinin oluşması.....	25
Şekil 3.11.	EMG işaretlerinin oluşumu ve yüzey elektrotuna ulaşımı.....	26
Şekil 3.12.	Kasa uyarının gelişi ve kasın kasılması.....	27
Şekil 3.13.	EMG işaretlerinin mono polar ve bipolar deteksiyonu.....	27
Şekil 3.14.	EMG işaretlerinin elektrotlara ulaşımına kadar karşılaştığı işlemler...	28
Şekil 3.15.	Klinik EMG düzeninin basitleştirilmiş blok diyagramı.....	30
Şekil 3.16.	EMG düzeneğinin uygulanışı.....	30
Şekil 3.17.	Orta hareket ettirici sinir iletimi için bağlantı şekli.....	32
Şekil 3.18.	Kol ve bilekteki bazı uyartım ve ölçüm noktaları.....	33

Şekil 3.19.	Farklı bölgedeki elektrotların sinyal üzerine etkisi.....	35
Şekil 3.20.	Çeşitli şekillerin EMG potansiyelleri.....	48
Şekil 3.21.	Normal, Nörojenik ve Miyopatik EMG işaretleri.....	49
Şekil 3.22a.	Sağlıklı kişiye ait EMG işareti.....	50
Şekil 3.22b.	Nöropati hastası kişiye ait EMG işareti.....	50
Şekil 3.22c.	Miyopati hastası kişiye ait EMG işareti.....	50
Şekil 3.23a.	Normal kişi için MÜ – EMG ilişkisi.....	51
Şekil 3.23b.	Miyopati hastası için MÜ – EMG ilişkisi.....	52
Şekil 3.23c.	Nöropati hastası için MÜ – EMG ilişkisi.....	52
Şekil 4.1.	Veri madenciliğinin diğer disiplinlerle ilişkisi.....	64
Şekil 4.2.	Veri madenciliği süreci.....	85

ÖZET

Anahtar kelimeler: Elektromiyogram, Miyopati, Nöropati, Veri Madenciliği

Çalışmanın amacı elektromiyogram işaretleri için veri madenciliği teknikleri kullanılarak otomatik olarak veri analizinin ve miyopati ve nöropati hastalıklarının teşhisinin yapılabileceği bir metodu kapsamaktadır.

Verilerin analizinde Yeni Zelanda Waikato Üniversitesi tarafından geliştirilen ve Java tabanlı bir makina öğrenmesi paketi olan WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) veri madenciliği platformu kullanılmıştır.

Yapılan çalışmada hastalık teşhisinde % 95 oranında doğruluk elde edilmiştir.

STUDYING ON SIGNALS OF EMG AND DATA MINING APPLICATION

SUMMARY

Key Words: Electromyography, Myopathy, Neuropathy, Data mining

In the current work we propose a methodology for the automated creation of data analyzing with using data mining techniques and applied in Myopathy and Neuropathy beat classification.

A Java based machine learning pocket WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) data mining platform which is developed by University of Waikato in New Zealand, used for data analyzing

In the current work we obtained high truth (% 95) for disease identification.

BÖLÜM 1. GİRİŞ

Biyolojik işaretlerin kompleks ve karmaşık bir biçimde olması ve matematiksel bir formülasyonunun kolayca elde edilememesi, bu işaretlerin bilgisayarda modellenerek işlenebilmesini ve anlamlandırılmasını oldukça güçleştirmektedir. Ancak son yıllarda, matematiksel bir formülasyona gerek duyulmaksızın işaretlerin işlenmesine yönelik geliştirilen algoritmalar ve programlar biyolojik işaretler üzerindeki çalışmaların da giderek hızla artmasına neden olmuştur [1 - 3].

EMG(Elektromiyogram) bir tıbbi ölçüm sistemidir ve diğer tıbbi ölçüm sistemleri gibi (EKG, EEG, EOG, MR, Ultrasound, Röntgen v.b.) hekimlerin işlerini kolaylaştırabilmek amacı ile kullanılan bir biyolojik işarettir. Genel anlamda hekimlerin teşhis koymasında onlara yardımcı olmaktadır. Buradan da anlaşılacağı gibi, bazı hastalıkların teşhisinde, EMG ölçümleri gerekmektedir. Bu hastalıkların başında nöropati ve miyopati gelmektedir [1].

Rutin klinik teşhislerde dahi EMG işaretlerinin analizine duyulan ihtiyaç ise otomasyon ve bilgisayar tekniklerinin kullanımını zorunlu kılmıştır. Bu nedenle objektif bir değerlendirme yapabilmek için EMG işaretlerinin farklı yöntemlerle analiz edilmesi yoluna gidilmiştir. Son yıllarda geliştirilen bu yöntemlerin bazıları işaretlerin istatistiksel analizinin yapılmasında, diğerleri ise özel dalga şekillerinin belirlenip, ayrıştırılıp incelenmesinde kullanılmaktadır. Bu yöntemlere örnek olarak; frekans analizi, özilişki ve çapraz ilişki analizi, auto-regressive (AR) modelleme yöntemi ve dalga şekillerinin ayrıştırılması ve sınıflandırılması sayılabilir [2, 4, 5].

Spektral analiz yöntemleri; klasik (parametrik olmayan), modern (parametrik) ve alt uzay yöntemleri olmak üzere üç gruba ayrılmaktadır [2, 5]. Özellikle son beş yılda yapılmış çalışmalar incelendiğinde kullanılan analiz yöntemlerine ek olarak

özellikle yapay sinir ağları ve dalgacık (wavelet) dönüşümü kullanılan çalışmalar göze çarpmaktadır.

Yapılan uygulamada Türkiye'de ve dünyada veri madenciliği alanında çalışmaların çok yeni ve çok az oluşu, tıbbi veriler üzerindeki veri madenciliği çalışmalarının yok denecek kadar az olması bunun yanı sıra veri madenciliği süreçlerinin tıbbi veriler üzerinde yüksek doğruluk oranı içeren sonuçlar elde etmesi, etkin parametrelerin analiz sonucunda görülmesi, birçok parametrenin aynı anda analiz sürecine dâhil edilebilmesi ve analiz sürecinin kısa olması gibi birçok özelliği ile göze çarpan veri madenciliği teknikleri kullanılmıştır.

Veri Madenciliği:

Bilgi çağında üzerimize her taraftan milyonlarca veri ve bilgi yağmaktadır. Karmaşık formatlardaki bu veri yığınları içinden değerli bilgi parçaları ile anlamlı kırıntıları ayıklamak ve kullanılır hâle getirmek ancak 'veri madenciliği' denen bir usulle mümkün gözükmektedir. Bu aynı zamanda, sinyal, veri, bilgi ve bilgelik şeklinde birbirini tamamlayıcı bir değerler silsilesi olarak düşünebileceğimiz sürecin doğru ve sağlıklı yönetilmesi açısından da hayati bir önem arz etmektedir. Açarsak, veri toplanması veya üretilmesi, sinyali doğru algılamaya; bilgi üretimi, verileri doğru tasnif, analiz, formatlama ve yapılandırmaya; bilgelik ise, bilgilerin çok boyutlu münasebetlerinin ortaya konmasına ve değerlendirilmesine bağlıdır. Bundan dolayı, günümüzde gerçek bilgiye ulaşmak kadar, ulaşılan bilginin sağlıklı yorumlanması ve bilginin derinliklerinde veya perde arkasında ihtiva ettiği kalıpların farkına varılması, yani bilgi yığınının saklanmış altın bilginin çıkartılması da oldukça önem arz etmektedir. Bu yapılmadığı takdirde, insanlar bilgi kirlenmesine maruz kalacak, üretilen ve toplanan veriler de manasız bilgi yığınlarına dönüşmüş olacaktır.

Bu durumda gerekli olan şey, ihtiyaç duyulan veri ve bilgilere ulaşabilmesi ve bunları yorumlamayı mümkün kılan araç ve tekniklerin keşfedilip uygulanmasıdır.

Günümüzde teknolojinin gelişip ucuzlamasından dolayı, her çeşit verinin (ilmî, stratejik, ekonomik vb.) kaydedilmesiyle enformasyon yığınları, ilk bakışta hiçbir

şeyin anlaşılması karmaşık bilgi çöplüklerine dönüşmüştür. Bu da, verilerin manalı bir şekilde saklanıp gerektiğinde kullanılmasını hem bir ihtiyaç hâline getirmiş, hem de giderek zorlaştırmıştır. Bu noktada veri yığınlarının verimli bir şekilde okunması ve anlaşılıp kullanılabilmesine yardımcı olan veri madenciliği (Data Mining) veya daha geniş bir yaklaşımla veri yönetimi teknikleri imdada yetişmektedir.

Veri madenciliği, geleceğe yönelik tahminlerde kullanılabilecek saklı bilgilerin, birçok veriyi ihtiva eden geniş veri tabanlarından değişik tekniklerle elde edilmesi sanatıdır. Veri madenciliği teknikleri, veri tabanında ve veri ambarlarında (data warehouses) tutulan, bugüne ve geçmiş dönemlere ait verilerden sadece ihtiyacımız olan bilgileri seçip çıkarmaya yarayan yeni bir yaklaşımdır. Bu tekniklerle gelecekte oluşabilecek davranış ve hâdiseler konusunda tahmin yürütülmekte, beklenen süreçler ortaya çıkmadan kararlar alınarak süreçler yönlendirilebilmektedir. Bilginin keşfine giden yol olarak da ifade edilen veri madenciliğinde, değişik kaynaklardan veri toplanır, ön işleme tabi tutularak hatalı veriler ayıklanır, eksik-kayıp veriler tamamlanır, veriler ortak bir formata dönüştürülür, gerekli neticelerin elde edilmesi için uygun işlem basamakları (algoritmalar) uygulanır ve neticeler anlaşılır bir şekilde (grafik vb) sunulur. Bu işlemlerin ortak hedefi, eldeki verilerin incelenerek gerçeğe en yakın modele oturtulmasını sağlamaktır. Bu modeller, tahmin edici veya tanımlayıcı hususiyette olabilir. Veri madenciliği teknikleri olarak sınıflandırma, bağımlı değişkenler arasındaki münasebetlerin mahiyetini ortaya koyma (regresyon), zaman serileri analizi, özetleme, kümeleme, bağlantı kurma gibi teknikler vardır. Bu teknikler, aşağıda bazı örnekleri verilen veri madenciliği problemlerinin çözümünde tek başlarına veya birlikte kullanılabilirler.

Eğitim ve kültür sahasında projeler geliştiren kurumlar; ülkenin geleceğini sırtlayacak genç nesillerin gelişiminin nasıl olacağı sorusuna cevap ararken ve bu cevabın yıllara göre nasıl değişebileceğini tahmin etmeye çalışırken, artan nüfus, bölge farklılıkları, göç hareketleri, ekonomik seviye, sosyal konum, eğitim imkânlarından yararlanma ve dünyayı takip etme şansı, istihdam edilebilme durumu gibi değişkenlere dikkat etmek, bu konularda toplanan devasa veri ve malumat yığınlarını veri madenciliği yaklaşımıyla işe yarar duruma dönüştürmek durumundadırlar.

Veri madenciliğinde ticarî sahada önceleri, “Geride kalan 2006 yılında Ankara’da gerçekleşen toplam satışımız nedir?” sorusuna cevap alınabilmekteydi. Günümüzde ise bu, bir adım öteye taşınmıştır. Meselâ bugün, “Gelecek yıl toplam satış rakamımız ne olabilir?” sorusunun cevabı da aranmaktadır. Ayrıca, “Hangi müşteriler gelecekte yapılacak belli bir promosyona karşılık verebilir?” ve “Bu müşterilerin promosyona katılma sebepleri neler olabilir?” gibi sorulara da cevaplar aranabilir. Meselâ bir cep telefonu şirketinin yöneticisi, yeni müşteri kazanmaya yönelik bir kampanyada ilk iş olarak, kampanyayı rastgele herkese duyurmak yerine, eldeki mevcut veri ve bilgileri kullanarak, hizmet satın alma veya şirketini değiştirme ihtimali olanlara duyurmalıdır. Veya bir perakende satış mağazasının, müşterilerini en benzer olan verilerin aynı grupta toplanması için, gelir seviyesi, yerleşim birimi ve yaş-boy-kilo gibi fizikî hususiyetlerine göre belli nüfus grupları içinde kümelemesi de bazı problemlere verimli çözümler sunabilir. Böylece, gruplardaki demografik özelliklere uygun olarak hazırlanacak kataloglar, o katalogdaki ürünlere ilgi duyma potansiyeli olan kişilere gönderilecektir.

Kartlı alışverişlerde, satışa onay verip vermeme konusundaki bilgi, ‘onay ver’, ‘daha fazla bilgi iste’, ‘onay verme’, ‘onay verme ve polise başvuru’ şeklinde dört sınıfa ayrılabilir. Eğer alışveriş kartı daha önceden kayıp olarak rapor edilmiş ise, çalıntı olduğunda en son sınıfa denk geleceği açıktır. Başka bir misal de, havaalanlarında, kişilerin yüzlerinin taranıp eldeki verilerle karşılaştırılarak şüphelilerin yakalanmasıdır. Bunun için yolcuların yüzü taranır ve gözler arasındaki uzaklık, ağzın şekli ve büyüklüğü, kafanın şekli vb. özellikler eldeki mevcut suçlu verileriyle karşılaştırılır ve kişinin suçlu olup olmadığı belirlenmeye çalışılır. Bir kişinin geçmişte yaptığı tasarrufların artışı belli bir ‘doğrusal (lineer) model’e uyuyorsa, ilerideki belli bir tarihte ne kadar tasarrufa sahip olacağı o doğruda istenen zamana karşılık gelen tasarruf miktarı bulunarak belirlenebilir. Bu teknikler, muhtemel sel baskını gibi hâdiselerin tahmininde de kullanılabilir. Geçmişte yaşanmış sel baskınları sırasındaki su seviyesi, yağış miktarı, zaman, nemlilik gibi verilerle mevcut veriler karşılaştırılarak, muhtemel bir sel baskını tahmin edilmeye ve herhangi bir felâkete yol açmadan tedbirler alınabilir. Veri madenciliği tekniklerinin kullanıldığı ilginç bir çalışma da, Türkiye için ekonomik krizleri önceden haber verebileceği iddia edilen, Türkiye Ekonomik Stabilitate Endeksi (TESE) adı verilen

çalışmadır. Bu çalışmada Türkiye’de muhtemel bir ekonomik krizi en az altı ay önceden tahmin edebilen bir program geliştirilmiştir. Bu modelin karar sisteminde Türkiye’nin önemli makroekonomik değerleri veri madenciliği teknikleriyle yorumlanmaktadır. Sistem ‘ekonomik istikrar termometresi’ olarak adlandırılmıştır. Veri madenciliği teknikleri uygulamalarına, Minnesota Üniversitesi ve NASA işbirliğiyle gerçekleştirilen, küresel iklim sisteminin belirlenmesi, jeolojik faktörlerde zaman ve mekân boyutunda meydana gelen değişikliklerin, ayrıca küresel karbon devridaimindeki ve iklim sistemindeki dalgalanmaların keşfedilmesi, okyanusların iklim sınıflarının belirlenmesi gibi projeler verilebilir.

Veri madenciliğinden faydalanılarak, akciğerdeki tümörün iyi huylu olup olmadığına dair, karar destek maksatlı bir çalışma yapılmıştır. İstatistiklere göre Amerika’da yılda 160.000’den fazla akciğer kanseri vakasının olduğu ve bunların % 90’ının öldüğü belirlenmiştir. Bu noktada bu tümörün erken ve doğru teşhisi önem kazanmaktadır. Testlerle elde edilen veriler sayesinde % 40–60 nispetinde doğru teşhis konabilmektedir. İnsanlar kanser olup olmadıklarından emin olmak için biyopsi yaptırmayı tercih etmektedirler. Biyopsi gibi testlerin hem maliyeti yüksektir, hem de bunlar çeşitli riskler taşımaktadır. Farklı yerlerde ve farklı zamanlarda kliniklerde toplanan bu türden test verileri arasında yapılan veri madenciliği çalışmaları teşhiste % 100 nispetinde doğruluk sağlamıştır. Başka bir misal ise, Kore Tıbbî Sigorta Kurumu tarafından hazırlanan bir veri tabanı üzerinde yapılan yüksek tansiyon ile ilgili bir çalışmadır. Bu çalışma 1998 yılına ait 127.886 kayıt üzerinde yapılmıştır. İlk aşamada yüksek tansiyona sahip 9.103 kayıt, daha sonra aynı sayıda yüksek tansiyonu olmayan kayıtlar üzerinde çalışılmıştır. Bu örnek 13.689 kayıttan oluşan öğrenme ve 4.588 kayıttan oluşan test setine bölünerek modelin eğitimi yapılmıştır. Öğrenim algoritmasında karar ağaçları algoritmalarından CHAD, C4.5, C5.0 kullanılmıştır. Bu çalışmalar neticesinde yüksek tansiyon tahmininde dikkate alınan değerler vücut kitle indeksi (BMI), idrar proteini, kan glikozu ve kolesterol değerleridir. Hayat şartlarının (diyet, alınan tuz miktarı, sigara kullanımı vb) hiçbirinin bu tahminde rolü olmadığı, ayrıca grafiğe dökülen değerlerde de yalnızca yaşın önem arz ettiği gösterilmiştir. İnsanı ve toplumu ilgilendiren entelektüel çalışmalar önemlidir. Bunların belli bir hedefi vardır ve bu, tabiidir. Bu noktada yaş grubu, meslek, sosyal statü, eğitim ve kültür seviyesi, dünya görüşü ve çeşitli

temayüllerin dikkate alınması gerekir. Mesajın doğru verilmesi, hedef kitleye doğru şekilde ulaşılması ise, geçmiş dönemlere ait bilgilerin veri madenciliği tekniği kullanılarak analiz edilmesi ve yorumlanmasıyla mümkün olacaktır. Geleceğe dönük plânlamaların buna bağlı olarak yapılması, gereksiz zaman ve kaynak israfının da önüne geçecektir [6, 7].

Veri madenciliğinden faydalanılarak hayata geçirilen bir başka proje de IBM firmasının salgın hastalıkların yayılmasını önlemek amacıyla, Dünya Sağlık Örgütü (WHO) ve küresel çapta faaliyet gösteren diğer toplum sağlığı kuruluşlarıyla işbirliği yapması gösterilebilir. IBM, Global Salgın Hastalıklar Girişimi (Global Pandemic Initiative) grubuna sunduğu bilgi teknolojileri altyapısıyla, dünyanın değişik bölgelerindeki sağlık örgütlerinin salgın hastalıklar konusundaki bilgilerini aynı anda paylaşmalarını sağlamayı planlamaktadır. IBM, sahip olduğu süper bilgisayar Blue Gene ve ileri yazılım teknolojilerini kullanarak, salgın hastalıkların yayılma profillerini ve bunları önlemenin yöntemlerini belirlemeye çalışmaktadır. Proje kapsamında IBM, sağlık örgütlerinin birbirleriyle hızlı ve gerçek zamanlı bilgi paylaşımını sağlamak amacıyla araştırma laboratuvarını önde gelen sağlık kurumlarının kullanıma açacaktır. IBM, Çin, Hindistan, İsrail, Japonya, İsviçre ve ABD'deki 8 araştırma laboratuvarında projeye ilgili iletişim merkezleri oluşturarak dünyanın birçok noktasındaki sağlık örgütü arasında ortak bir iletişim ağı kuracaktır. Hızlı iletişim sayesinde toplanan güncel bilgi yine IBM'in geliştirdiği veri madenciliği süreçleri içeren yazılımlarla veriler işlenerek, araştırmacıların salgın hastalıklar hakkında çok yönlü bilgi elde edebilmeleri planlanmaktadır. IBM, iletişim ağı aracılığı ile toplanan bilgilerde veri madenciliği yaparak yol haritaları, kuşların göç yolları ve seyahat eğilimleri gibi verileri, sağlık kuruluşlarının salgın hastalıklarla ilgili verileriyle eşleştirecek ve salgınların coğrafi yayılışını saptama imkânını sağlayacaktır. IBM ayrıca virüslerin zaman içinde nasıl bir evrim geçirdiği hakkındaki bilgileri sağlık kurumlarına ulaştırarak, ilaç üreticileri arasındaki bilgi transferini de gerçekleştirecektir. Böylelikle ilaç üreticilerinin daha etkili aşular geliştirebilmesi ve bu aşuların potansiyel salgın bölgelerine zamanından önce gönderilebilmesi sağlanacaktır [8, 9].

Türkiye'de yapılan lisansüstü tez çalışmaları ve uluslar arası makaleler incelendiğinde veri madenciliği ile ilgili birçok çalışma bulunduğu göze çarpmaktadır. Bu çalışmaların büyük bir bölümü işletme, ekonomi, istatistik, bilgisayar bilimleri ile ilgili olduğu görülmektedir. Veri madenciliği süreçleri kullanılarak yapılan analizlerde elde edilen sonuçların doğruluk oranı, doğru modeller kullanıldığında, diğer analiz yöntemlerine göre genellikle daha yüksek olduğu görülmektedir. Bunun sebebinin veri madenciliğinin diğer yapay zekâ tekniklerini de kullanan bir süreç olduğu söylenebilir. Çalışmada veri madenciliği tekniklerinin kullanılması bu sebeple tercih edilmiştir.

Veri madenciliği süreçleri ile yapılan çalışmalarda elde edilen sonuçların doğruluk oranları diğer yöntemlere göre daha yüksek olduğunun görülmesi, veri madenciliği tekniklerinin çok sayıda sınıflama ve kümeleme algoritmalarında elde edilen sonuçların mukayese edilerek en uygun modellerin seçilmesi ve Türkiye'de tıbbi veriler ile yapılan veri madenciliği çalışmalarının sınırlı olması gibi faktörler göz önünde bulundurulduğunda, tez çalışmasında hastalıkların teşhisinde veri madenciliği süreçlerinin kullanılmasının sebebi daha iyi anlaşılmaktadır.

Çalışmamızın amacı miyopati ve nöropati hastalıkları için tıpta çok taze olan veri madenciliği teknikleri kullanılarak miyopati ve nöropati hastalıklarının teşhisini yapabilmek adına daha etkin, daha doğru ve daha hızlı bir analiz yöntemi geliştirmektir.

Bu bağlamda ikinci bölümde, genel anlamda biyoelektrik işaretler incelenmesi hakkında, üçüncü bölümde elektromiyogram işareti ve ölçülmesi hakkında ve EMG ile teşhis konulabilecek hastalıklardan başlıcaları olan Miyopati ve Nöropati hakkında açıklayıcı bilgiler verilmektedir. Sonraki bölümler de veri madenciliği hakkında ve sonrasında yapılan uygulamanın detayları hakkında bilgiler verilmektedir.

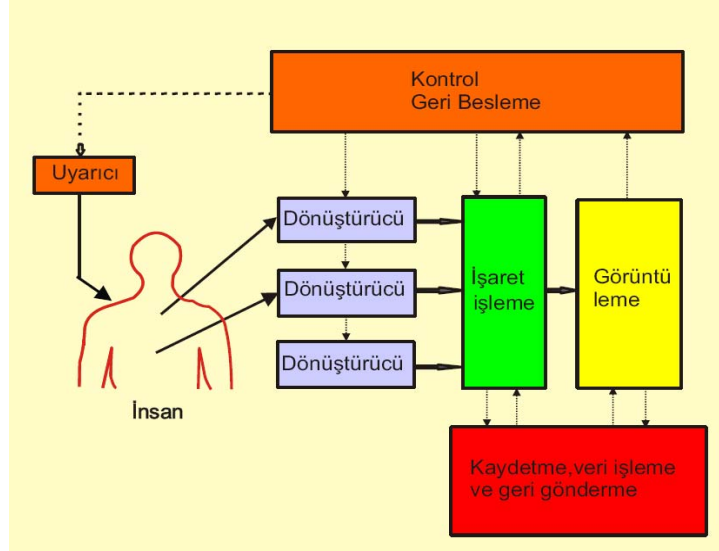
Uygulama sürecinde EMG işaretlerinin belirleyici özellikleri çıkartılmış, bu belirleyici özellikler veri madenciliği teknikleri kullanılarak analiz edilmiştir. Yapılan uygulamada %95 oranında doğruluk tespit edilmiştir. Bu yöntem işlem

yükünü çok azaltmakta ve çok hızlı sonuç vermektedir, neredeyse 1sn içerisinde analiz sonuçları alınabilmektedir. Bununla beraber başarı yüzdesi de çok yüksek çıkmaktadır.

BÖLÜM 2. BİYOELEKTRİK İŞARETLERİN İNCELENMESİ

2.1. İnsan – Enstrümantasyon Sistemi

Yaşayan organizmalarla (özellikle insanla) ilgili büyüklüklerin ölçülmesinde, ölçüm sistemiyle subje (insan) arasındaki etkileşim nedeniyle, üzerinde ölçüm yapılan insanın da ölçüm sisteminin bir parçası olarak nazara alınması gerekir. Bunun anlamı, ölçülen büyüklüklerin gerçek büyüklükleri gösterebilmesi için yaşayan organizmanın içyapısı ve özellikleri, ölçüm sisteminin tasarımı ve uygulanması sırasında nazara alınmalıdır. Üzerinde ölçüm yapılan insan organizması ve ölçümü yapan ölçü sistemi ile birlikte oluşan tüm sisteme, “İnsan-Enstrümantasyon Sistemi” adı verilir. Bir insan-enstrümantasyon sisteminin blok diyagramı Şekil 2.1'de gösterilmiştir [1].



Şekil 2.1. İnsan-Enstrümantasyon sisteminin blok diyagramı

- a) Subje: Üzerinde ölçüm yapılan canlı organizma. Bu genellikle insandır.

b) Uyarıcı: Bazı ölçümlerde bir dış uyarıcıya karşı gösterilen tepkinin ölçülmesi istenir. Uyarıyı üreten ve subjeye uygulanmasını sağlayan ünite bu sistemin temel parçalarından biridir. Uyarma, görsel (bir ışığın parlaması), ses veya sinir sisteminin bir kısmının elektriksel uyarılması şeklinde olabilir.

c) Dönüştürücü: Dönüştürücüler, ölçülen büyüklüğü elektriksel işarete çevirmek amacıyla kullanılır. Dönüştürülen büyüklük, sıcaklık, basınç, akış veya herhangi bir fizyolojik büyüklük olabilir. Dönüştürücü çıkışı daima elektriksel bir işarettir. Olaylar arasındaki ilişkilerin incelenmesi istendiğinde birden fazla dönüştürücü kullanılabilir.

d) İşaret İşleme: Bu üniteye işaret işlenir. Bu ünite, dönüştürücü çıkışındaki işaretin, görüntüleme ve kaydetme ünitelerine uygulanabilmesini sağlamak amacıyla işaret üzerinde yapılması gerekli işlemleri gerçekleştirir.

e) Görüntüleme Ünitesi: Bir önceki ünitenin çıkışındaki işaretin anlamlı olabilmesi için kolayca algılanabilen bir formda olması gerekmektedir. Bu ünitenin çıkışı genellikle görüntü veya ses şeklindedir. Görüntüleme ünitesinde ölçülerin sürekli saklanmasını sağlamak amacıyla bir grafik kaydedici de bulunabilir.

f) Kaydetme, veri işleme ve gönderme ünitesi: Daha sonra kullanmak veya başka bir yere göndermek amacı sağlayan ünite, sistemin en önemli ünitelerinden biridir. Bilgilerin otomatik depolanması ve/veya işlenmesinin istenmiş olduğu durumlarda veya ölçüm sisteminde bilgisayar kullanılmış olması durumunda gerçek zamanda ("on-line") çalışan bir bilgisayar bu sistemin bir parçası olabilir [1].

2.2. Biyoelektrik İşaretlerin Oluşumu

2.2.1. Giriş

Vücudu oluşturan sistemler, çeşitli fonksiyonlarını gerçekleştirirken bazı işaretler üretir. Biyolojik işaret veya biyoelektrik işaret adı verilen bu işaretler çoğu kez kolay anlaşılabilir bilgiler değildir. Vücut içindeki çeşitli olayları incelemek için bunların

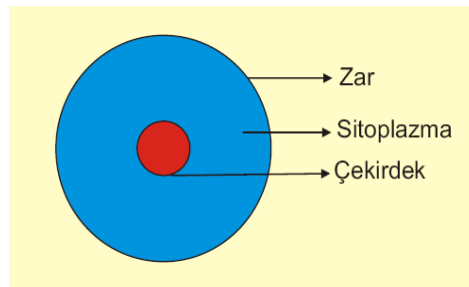
işlenmeleri ve yorumlanmalar gerekmektedir.

Biyoelektrik işaretler, sinirsel iletim, beyin, kalp, çeşitli kas hareketleri ve benzeri vücut sistemleriyle ilgilidirler. Bir kısım hücrelerdeki elektrokimyasal olayların sonucu iyonik akımlar oluşur. Bu akımlardan, elektrotlar yardımıyla algılanıp işaret işleme işlemlerinden geçirildikten sonra çeşitli hastalıklara tanı konmasında (teşhis) yararlanılmaktadır.

Vücutta elektriğin üretildiği fikri, ilk olarak 1786 yılında İtalyan Anatomi Profesörü Luigi Galvani tarafından ortaya atılmıştır. Galvani, yaptığı deneylerle bir kurbağa bacağındaki elektriksel aktiviteyi incelemeye çalışmıştır. Sonraki yüzyılda bu konuda birçok çalışma yapılmış, fakat 1903 yılında Hollandalı Fizikçi William Einthoven'in telli galvanometreyi bulmasına kadar bu elektriksel aktivitenin pratik bir uygulaması yapılamamıştır. Elektronikteki gelişmeler ve Fizyolojik alandaki çalışmalar, biyolojik işaretlerin işlenmesi ve değerlendirilmesi alanında yeni ufuklar açmıştır ve açmaya devam etmektedir [1].

2.2.2. Hücrelerde elektriksel aktivasyon

Hücre, canlıların bağımsız olarak yaşamını sürdürebilen en küçük parçasıdır. Hücre, Şekil 2.2'de görüldüğü gibi "nucleus" olarak isimlendirilen çekirdek, sitoplazma denilen hücre gövdesi ve sitoplazmayı çevreleyen bir hücre membranından (zarından) oluşur.



Şekil 2.2. Hücrenin şematik gösterilişi

Hücrelerde elektriksel işaretler, hücrenin uyarılabilme özelliği nedeniyle oluşur. Hücrenin uyarılabilme özelliği hücreden hücreye önemli ölçüde değişir. Sinir ve kas

hücreleri en büyük uyarılabilme özelliğine sahip hücrelerdir. Bu tip hücrelerin membranlarının bir kısmı eşik seviyesi olarak isimlendirilen bir değerin üzerindeki bir işaret ile uyarılacak olurlarsa bu uyarma bütün hücreye yayılır. Uyarmanın şekli elektriksel, kimyasal, optik, termal veya mekanik olabilir [1].

2.2.3. Membran potansiyeli oluşumunun basit açıklanması

Vücudumuzdaki hücrelerin tümüne yakınının zarında membran potansiyeli oluşur. Sinir ve kas hücreleri gibi hücreler ise uyarılabilme özelliğine sahiptir. Bu hücreler membranları boyunca darbe şeklinde değişen elektrokimyasal değişimleri iletebilmektedir. Bez hücreleri gibi diğer bir takım hücrelerde ise membran potansiyelinin değişimi, uyarılabilir hücrelerde görülen şekilde olmamakla beraber bu hücrelerin birçok fonksiyonlarını kontrol bakımından çok önemlidir.

Membran, ortasında lipitlerin yer aldığı 75–100 Å kalınlığında çift lipit tabakasından oluşan dinamik bir yapıdır. Çift lipit tabakasının kalınlığı kabaca 45 Å' dur. Membran içinde bazı bölgelerde 80–85 Å kalınlığında protein bölgeleri mevcuttur. Membran, hücrenin çevresini kaplayan bir duvar olarak hücrenin iç ve dış kısmını ayırır ve geçirgenlik (permeabilite) engeli olarak çalışır. Hücreye gireni, çıkmanı kontrol eder ve böylece aktif ve pasif membran iletimini gerçekleştirir. Hücreye gelen tüm kimyasal (hormonal) ve elektriksel (sinirsel) enformasyon membran yolu üzerinden hücreye ulaşır. Hormonlar membrandaki reseptörlere etki ederek etkilerini hücreye ulaştırırlar. Birçok ilaç etkilerini ancak membran ile temas ettikten sonra gösterir.

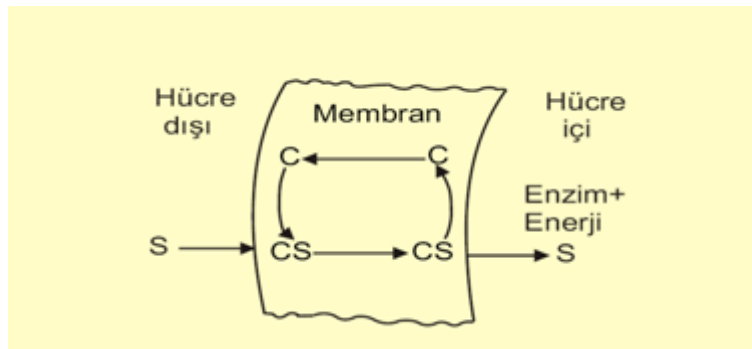
Enzimlerin çoğunun aktiviteleri membranda olmaktadır. Hücrenin davranış bozukluklarında, genellikle membranda bozulmalar olur. Örneğin kanserde tümör hücresi kontakt inhibasyon kuralına uymaz. Bu kurala göre birbiriyle fiziksel olarak temas eden hücreler birbirleriyle haberleşebilmekte, hareketi, büyümeyi ve üremeyi durdurabilmektedirler. Kanserli hücrelerde bu işlem gerçekleşmediğinden üreme devam eder.

Hücrenin elektriksel aktivitesi açısından bakıldığında hücrenin dışında ve içinde yer alan sıvı bileşimleri arasında temel fark, hücre dışında Na^+ ve Cl^- iyonları sayısının

hücre içine nazaran fazla, K^+ iyonları sayısının ise az olmasıdır. Hücre membranından çeşitli maddelerin geçmesini sağlayan iki temel mekanizma difüzyon ve aktif transport olaylarıdır.

a) Difüzyon (Pasif Geçiş - Transport) : Maddelerin yüksek konsantrasyondan alçak konsantrasyona doğru membranı geçme olayıdır. Bu olayda etkili olan sadece bahis konusu maddenin kinetik enerjisidir.

b) Aktif Taşıma (Aktif Transport): Maddelerin alçak konsantrasyondan yüksek konsantrasyona doğru membranı geçmesi olayıdır. Bu olayın olabilmesi için gerekli enerji kaynağı metabolik enerjidir. Maddeler, bir takım kimyasal reaksiyonlar yolu ile enerji tüketimi sayesinde belirli taşıyıcı maddeler tarafından taşınarak membranı geçerler. Bazı maddelerin hücre içinde daha yüksek konsantrasyonda tutulması gereklidir. Buna örnek olarak K^+ iyonlarını verebiliriz. Bazı maddelerin (örneğin Na^+) ise hücre dışındaki konsantrasyonlarının daha fazla olması gereklidir. Vücudun çeşitli bölümlerini incelediğimizde aktif transport yardımıyla hücre zarını, Na^+ , K^+ iyonlarına ilaveten Ca^{2+} , Fe^{2+} , H^+ , I^- v.b. iyonlarla çeşitli şekerler ve amino asitlerin geçtiğini görürüz. Şekil 2.3'de aktif transport olayının nasıl gerçekleştirildiği gösterilmiştir. Taşıma esnasında taşıyıcı araçlar kullanılmaktadır. S, aktif transport ile taşınacak maddeyi göstermektedir Zarın dış yüzünde C, taşıyıcı ile birleşip birlikte zarın iç yüzüne giderler. Burada S, C'den ayrılıp hücre içine geçer, C ise geri döner. Gereken enerjiyi ATP sağlamaktadır.

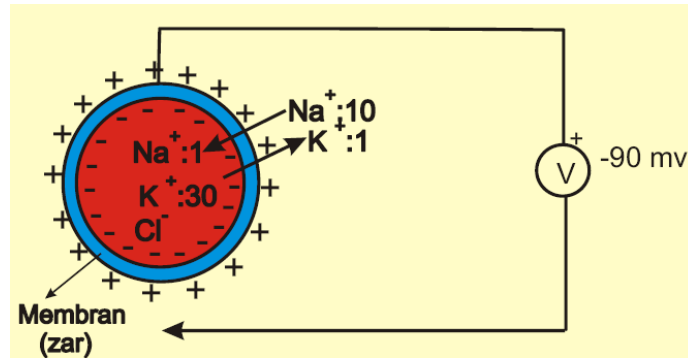


Şekil 2.3. Aktif transport olayının şematik gösterilişi

Vücut öz sıvısındaki en önemli iyonlar Sodyum (Na^+), Potasyum (K^+) ve Klor (Cl^-)

iyonlarıdır. Uyarılabilen hücrelerin membranları Potasyum ve Klor iyonlarının hücre içine geçmesine izin vermesine rağmen Sodyum iyonlarının geçişine engel olur. Sodyumun hücre içine kolay geçememesi sonucu iki durum ortaya çıkar;

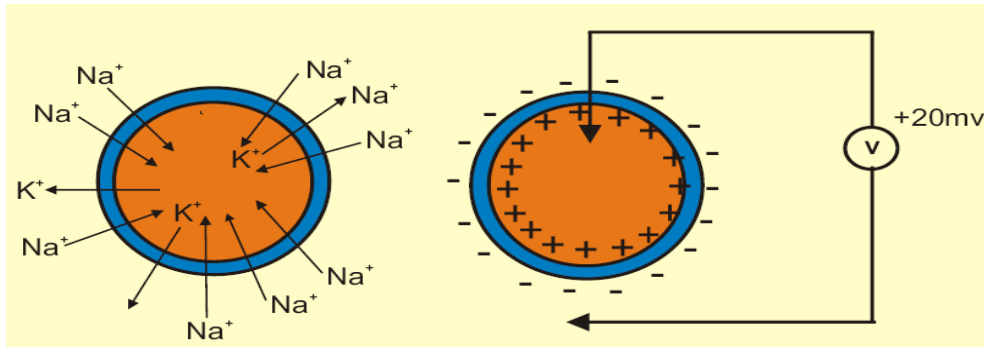
1. Hücre içindeki Sodyum iyonu yoğunluğu dışarıdakinden çok azdır ve Sodyum iyonları pozitif yüklü olduğundan hücre dışı içine göre daha pozitif olacaktır.
2. Elektriksel yük dengesini sağlamak amacıyla pozitif yüklü Potasyum iyonlarının hücre içine girmeleri hücre içi Potasyum konsantrasyonunun dışarıya göre artmasına neden olur. İyon akışı denge durumuna ulaştınca membranda Şekil 2.4'de görüldüğü gibi içi dışına göre negatif ve iyon konsantrasyon farklarıyla belirlenen bir gerilim oluşur. Bu membran potansiyeline, dinlenme potansiyeli denir ve membran uyarılana kadar sabit kalır. Mikro elektrotlarla yapılan ölçümlerde hücre dışı pozitif olmak üzere membranın içi ve dışı arasında değeri -90 mV olan ve -60 mV ila -100 mV arasında (örneğin -90 mV) değişen bir gerilim ölçülür.



Şekil 2.4. Dinlenme potansiyeli ile kutuplanmış hücre

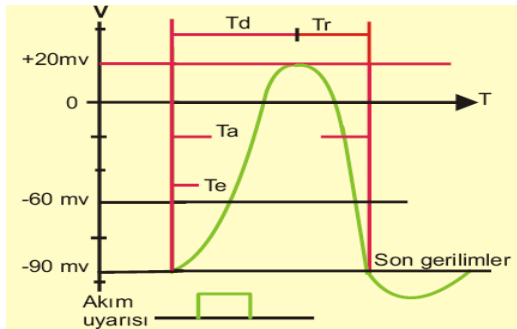
Hücre membranının bir bölümü, bir iyonik akım darbesi veya dışarıdan uygulanan enerji ile uyarıldığında membranın Na iyonlarına olan geçirgenliği artar ve sodyum iyonları hücre içine akmaya başlar. Sodyum iyonlarının hücre içine doğru akışı bir iyon akımı doğurur ve membranın sodyuma gösterdiği direnci daha da azaltır. Sodyum iyonları hücre içine akarken potasyum iyonları da dışarı çıkarlar, fakat onların hareketi sodyum iyonlarına göre oldukça yavaştır. Sonuç olarak Şekil 2.5'de görüldüğü gibi hücre içi dışına göre biraz pozitif olur (+ 20 mV kadar). Bu potansiyel değişimine aksiyon potansiyeli, hücreye depolarize hücre ve olaya da depolarizasyon

denir.



Şekil 2.5. Depolarize olmuş hücre

Yeni bir kararlı durum sağlanıp sodyum iyonlarının membrandan geçişi durduktan sonra, artık sodyuma karşı membran direncini kırarak bir iyon akımı mevcut değildir. Membran (zar), tekrar seçici iletken duruma ve Sodyum Pompası adı verilen aktif bir iyon pompası yardımıyla da hücre tekrar dinlenme durumuna döner. Bu olaya repolarizasyon adı verilir. Aktif iyon pompasının nasıl çalıştığı ise tam olarak anlaşılamamıştır. Ancak, yük ve yoğunluk gradyanları, bu işte, yüksek enerjili Fosfatların yardımı olduğunu ortaya koymaktadır.



Td: Depolarizasyon süresi

Tr: Repolarizasyon süresi

Ta: Toplam aktivasyon süresi

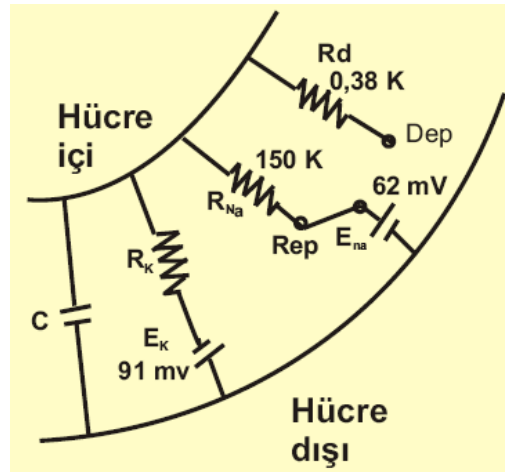
Te: Minimum uyarı süresi

Şekil 2.6. Aksiyon potansiyelinin dalga şekli

Şekil 2.6'da, tipik bir hücre aksiyon potansiyelinin şekli gösterilmiştir. Hücrenin uyarılabilmesi uyarı akımının genlik ve süresine (T) bağlıdır. Normal olarak bu süre minimum uyarı süresinin üzerinde ($T > T_e$) olmalıdır. Uyarı darbesinin süresi uzun olmadığı takdirde genliği büyük olmalıdır. Uyarı ile membran potansiyeli -90 mV 'luk dinlenme seviyesinden -60 mV civarındaki eşik seviyesine ulaştığında uyarı kesilse bile depolarizasyon devam eder. $+20 \text{ mV}$ 'luk aksiyon potansiyelinden sonra hücre tekrar dinlenme durumuna döner. Toplam aktivasyon süresi (depolarizasyon +

repolarizasyon süresi) sinir ve kas hücrelerinde 1 ms civarında olmasına karşın kalp kaslarında genellikle bu süre 150–300 ms kadardır. Eşik değerinden küçük değerli uyarılarda aksiyon potansiyeli oluşmaz. Eşik değerinde veya daha yüksek değerdeki uyarılarda ise aksiyon potansiyelinin genliği sabittir. Bu olaya, ya hep - ya hiç prensibi denir.

Bir aksiyon potansiyelinin üretilmesinden sonra kısa bir süre için hücre ikinci bir uyarıya cevap veremez. Mutlak bekleme süresi (absolute refractory period) denilen bu süre sinir hücrelerinde 1 ms kadardır. Mutlak bekleme süresinden sonra hücrenin daha kuvvetli bir uyarıya cevap verebileceği bağıl bekleme süresi (relative refractory period) vardır. Bu bekleme sürelerinin son gerilimlerden dolayı olduğu sanılmaktadır. Hücre içindeki ve dışındaki iyon yoğunlukları bilindiğine göre Nemst denklemi yardımıyla membran potansiyeli hesaplanabilir. Membranın elektriksel modeli Şekil 2.7'de gösterilmiştir. Şekil 2.7 'de gösterilen eşdeğer devre yardımıyla dinlenme durumunda hücre içinin dışına göre -90mV , depolarizasyon durumunda ise $+20\text{mV}$ olduğu hesaplanabilir.



Şekil 2.7. Hücrenin elektriksel modeli

2.2.4. Aksiyon potansiyelinin yayılımı

Bir hücre uyarılıp aksiyon potansiyeli ürettiğinde iyon akımı akmaya başlar. Bu olay komşu hücreleri de uyarabilir. Uzun aksonlu sinir hücrelerinde aksiyon potansiyeli aksonun uzunluğuna göre çok kısa bir kısmında meydana gelir

ve her iki yöne yayılır. Tabii durumda bir sinir hücresi yalnız giriş ucuna yakın bir yerden uyarılır. Aksiyon potansiyeli hücre boyunca yayılırken bekleme sürelerinden dolayı önce uyarılmış bölge yeniden uyarılmaz. Böylece yayılma tek yönlü olmuş olur.

Uyarının yayılma hızı hücrenin tipine ve sinir lifinin kalınlığına göre değişir, Sinirlerde normal hız 20–140 m/s'dir. Kalp kaslarında hız çok daha küçük olup, 0,2–0,4 m/s kadardır. Kalbin atriyumu ile ventrikülü arasındaki gecikme liflerinde (AV düğümünde) ise yayılma hızı 0,03–0,05 m/s kadar küçük olmaktadır.

Kaynaktan uzaklaştıkça aksiyon potansiyelinin genliği azalır ve yüksek frekans bileşenleri de kaybolur. Hücre dışındaki bir elektrot ile başka bir referans elektrotuna göre ölçüm yapıldığında, dinlenme durumunda 0 mV, depolarizasyon ve repolarizasyon sürelerinde ise iki fazlı bir gerilim elde edilir. Birden çok hücrenin uyarılması durumunda ise her bir hücrenin tek başına oluşturduğu gerilimlerin toplamı elde edilir

2.2.5. Biyoelektrik potansiyellerin ölçülmesi

Biyoelektrik potansiyelleri ölçebilmek için iyonik potansiyel ve akımları elektriksel potansiyel veya akıma dönüştüren dönüştürücülere ihtiyaç vardır. Böyle bir dönüştürücü iki elektrottan meydana gelir ve elektronların uygulandıkları noktalar arasındaki iyonik potansiyel farkını ölçer. Her bir hücrenin ürettiği bireysel aksiyon potansiyellerini ölçmek imkânsız değilse de bazı özel uygulamalar dışında çok zordur. Çünkü hücre içine hassas olarak elektrot yerleştirilmesi gerekmektedir. Biyopotansiyellerin en genel ölçme yöntemi, vücut yüzeyinden yapılan ölçümlerdir. Bu durumda alttaki birçok hücrenin aksiyon potansiyellerinin yüzeye gelen toplamı ölçülmektedir. Bazı ölçümlerde ise bir kasa, sinire veya beyinin belirli bölgelerine batırılan iğne elektrotlar yardımıyla ölçüm yapılır. Kullanılan elektrotlarla ilgili ileriki bölümlerde detaylı bilgiler verilmektedir.

Bir fizyolojik işaretin zamanın fonksiyonu olarak ifadesi, o dalga şeklinin ait olduğu organın Latince isminin sonuna gram sözcüğü eklenerek, bu işareti algılamak amacıyla kullanılan ölçü aleti ise graf sözcüğü eklenerek yapılır. Örneğin kasların

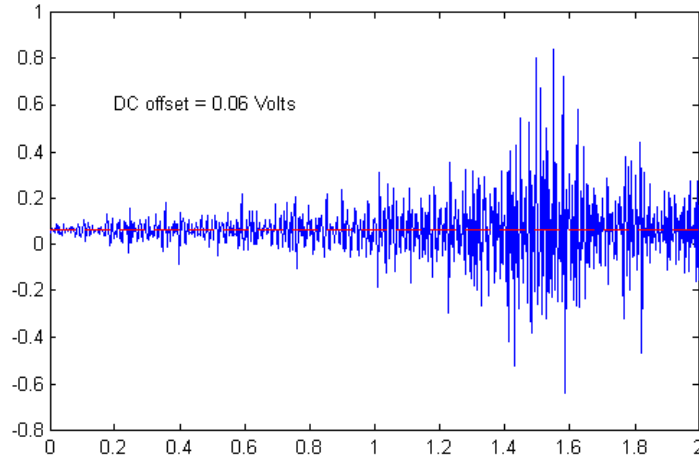
elektriksel aktivitesi sonucu ortaya çıkan dalga şekline elektromiyogram, onu ölçen alete ise elektromiyografi denir [1].

BÖLÜM 3. ELEKTROMİYOGRAF İŞARETİ, ÖLÇÜLMESİ

3.1. Giriş

Elektromiyogram (EMG), kasın kasılması sonucu ortaya çıkan biyopotansiyel işaretlerdir ve kasların dinlenme ve kasılma durumlarında üzerlerinde oluşan elektriksel aktivite olarak tanımlanır. Bu aktiviteyi kaydeden sisteme elektromiyograf ve kas fonksiyonlarının, kaslarda oluşan elektrik sinyalleri aracılığıyla incelenmesi işlemine elektromiyografi denir Beyinde oluşan aksiyon potansiyellerinin sinirlerle kasa iletilmesi sonucu istemli kas hareketleri oluşur. Kasların kasılması sinirler aracılığıyla beyinden iletilmiş olan uyarıcı potansiyellerin kaslarda oluşturduğu Motor Ünite Aksiyon Potansiyelleri (MÜAP) olarak bilinen elektriksel potansiyeller sayesinde olur. Kasılmanın miktarı MÜAP'ların sayısının ve sıklığının artması ile artar. Kasların kasılı olmadığı veya kasılı olduğu durumlarda MÜAP'ların incelenmesi, şeklinin veya sıklığının normal sınırlar içinde olup olmaması veya normalde karşılaşılmayan elektriksel aktivitelere rastlanması kaslardaki sorunları belirlemek için incelenen değişkenlerdir [1, 10].

EMG, klinik uygulamalarında hastalık teşhislerinde, kol kesilmesi v.b. olaylarda kesik yere takılan protezin hareket ettirilmesini sağlamada(kaynak işareti olarak) v.s uygulamalarda kullanılmaktadır bununla alakalı daha ayrıntılı bilgiler ileriki bölümlerde verilmektedir. Şekil 3.1'de tipik bir EMG işareti görülmektedir.



Şekil 3.1. Tipik bir EMG işareti

3.2. EMG İşareti Literatürü

Elektrik ve kas kontraksiyonu arasındaki ilişkiyi ilk olarak 1791'de Luigi Galvani gözlemlemiştir. Galvani deneylerinde, metal çubuklarla kurbağa bacağındaki kaslara dokunarak, onlar depolarize etmiştir. Onun "hayvan elektriği" kavramı bütün Avrupa'da kabul edilmiştir. Galvani'nin orijinal kitabı "De Viribus Electricitatis" 1953'de Green tarafından İngilizceye çevrilmiş ve bu büyük keşif nörofizyolojinin doğumunu, Galvani'nin de bu alanın "babası" unvanını almasını sağlamıştır. Yine H.Piper EMG işaretleri ile ilgili çalışan ilk araştırmacılardan sayılmaktadır. Bu çalışmaları 1912 yılında Almanya da bir galvanometre ile yapmıştır 1924 yılında Gasser ve Erlanger benzer bir çalışmayı osiloskop ile yapmıştır 4 yıl sonra Proebster bu işaretlerin kaslar tarafından üretildiğini bulmuş ve klinik EMG alanını açmıştır. Günümüzde de EMG çalışmaları için kullanılan iğne elektrotu yöntemini 1929 yılında Adrian ve Bronk geliştirmiştir. Denny-Brown 1949 yılında "EMG işaretlerinin gösterimini" belirlemiştir. Willison 1964 yılında EMG işaretlerinin Genlik analizini yapmıştır 1962 yılında J.V. Basmajian tarafından yazılan "Muscles Alive " kitabı bir önemli bir eserdir. 1979 yılında De Luca tarafından yazılan ve bu konuda bir ilk olan EMG içerik bilgisi ve açılması ile ilgili makalesi EMG işaretlerinin fizyolojisi ve matematiksel metotlarını birleştiren bir klasik sayılmaktadır.

Bilgisayarların kullanımı sayesinde bu işaretlerin simülasyonu ve modellerin

gelişmesi ise daha da kolaylaşmıştır.

Modelleme alanında Dimitrova ve Lindstrom başı çekmişlerdir. Bu modeller EMG işaretinin içerdiği bilgilerinin anlaşılması ve işaretin biyofiziğinin anlaşılmasında çok başarılı olmuştur. EMG işaretlerinin geçmiş ve doğal bir alanı da protez kontrolüdür. Miyoelektrik kontrol olarak adlandırılan bu saha il olarak 1940'larda başlamış ve sonraki yıllarda hızlı bir gelişme kaydetmiştir. Örüntü tanıma temelli EMG kontrolörler günümüzde güncel ve gelişen bir alandır.

1965 yılında J.V. Basmajian, S. Carlsöö, B. Johnson, M. MacConaill, J. Pauly ve L. Scheving'in yaptıkları toplantıda Uluslar arası Elektromiyografi ve Kinesoloji topluluğunu (International Society of Electromyography and Kinesiology (ISEK)) kurmayı kararlaştırdılar ve 1966 yılında ISEK'i kurdular. Ve ISEK çalışmalarına halan devam etmektedir[11].

3.3. Kaslar

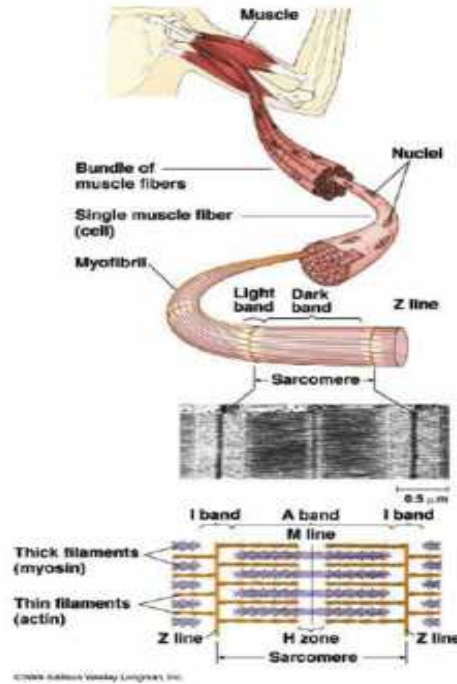
3.3.1. Kasların yapısı

İskelet kasları lif (fiber) denilen ince uzun hücrelerden meydana gelmiştir. Uzunlukları 1–50 mm ve çapları 10–100 µm arasındadır. Dış yüzeyleri sakrolemma denilen bir kılıf ile örtülmüştür. Bu lifler, bağlayıcı (kıkırdak) dokuya bağlıdır. Kasın kasılması, liflerin kısalıp şişmesi ile olur. Kaslara besin, kan damarları ile uyarı ise sinirlerle götürülür. Kaslar çizgili ("striated"), düz ("smooth") ve kalp kasları olmak üzere üç tiptir [1].

3.3.2. Çizgili kaslar

İstemli hareketi sağlayan iskelet kaslarıdır. Mikroskop altında yapılan incelemelerde açık renkli ve koyu renkli bantlar gözlenmiştir. Koyu banda A, açık banda I bandı denir. A bandının ortasında açık H bandı ve I bandının ortasında koyu Z bandı vardır, (Şekil 3.2). Z bandları arasındaki bölge kasılma anında daralır. A bandı sabit kalır H ve I bandları ise daralır Kasın proteinin actomyosinin myosin bileşeni A'da bulunur.

Actin ise Z bandında başlayıp H bandında biter.



Şekil 3.2. Çizgili Kaslar ve band türleri

3.3.3. Düz kaslar

Bu kaslar, istemsiz hareket kasları olup sindirim sistemi, idrar yolları ve kan damarları etrafında bulunurlar. Lifleri kısadır. Otonom sinir sisteminin sempatik ve parasempatik kontrolleri altındadırlar.

3.3.4. Kalp kasları

Bu kaslar çok gelişmiş istemsiz kaslardır. Kalın ve kısa liflerden meydana gelen çok yoğun bir ağ gibidir. Sinirsel uyarı olmadan kasılabilirler. Sinirsel uyarı ise kasılma zamanını etkiler.

3.3.5. Kas kasılması

Kas lifi uyarıldığında kasılır. Gerekli uyarı motor siniri ile gelir. Kas, elektrik akımı gibi bir uyarıya da cevap verir. Kasın kasılması, boyunun sabit kalıp sadece şişmesi

şeklinde statik (izometrik), veya hem boyunun kısalması hem de şişmesi şeklinde dinamik (izotonik) olabilir. Kasa bir uyarı uygulandıktan sonra bir zaman gecikmesi ("latent period") ile önce kasılma ve bundan sonra bir gevşeme oluşur. Kasın aktif olduğu zaman üretilen enerjinin bir kısmı mekanik enerjiye, bir kısmı da ısı enerjisine dönüşür. Kasın randımanı en fazla % 25'dir. Yani enerjinin en az dörtte üçü ısı enerjisi olarak kaybolur. Motor sinirlerin kas lifine ulaştığı noktaya motor uç plakaları adı verilir. Motor sinirinden motor uç plakalarına bilgi geldiğinde kas uyarılır.

3.3.6. Motor ünite

İsminden de anlaşılacağı gibi kas fonksiyonunun biyolojik ünitesidir. Bir motor ünitesi, merkezi sinir sisteminden gelip motor uç plakalarına dağılan bir motor sinirine sahiptir. Uç plakalarının her biri bir kas lifine bağlanmıştır ve onların uyarılması ile bağlı buldukları kas lifleri de uyarılır.

Motor ünitelerinin adedi vücudun muhtelif bölgelerindeki kaslar için birbirinden farklıdır. Genellikle kas büyüdükçe motor ünitelerinin adedi de artar. Motor ünitesinin büyüklüğü, yani aynı sinir lifi tarafından uyarılan kas liflerinin adedi, çeşitli kaslar için birbirinden çok farklıdır. İnsanda bir motor ünitesinde 25 ila 2000 kas lifi bulunabilir. Bir motor ünitesinde üretilen kuvvet, 0,1 – 250 gram arasında değişebilir. Aynı üniteyi oluşturan lifler bir araya toplanmış olmayıp çeşitli ünitelerin lifleri girişim (iç içe girmiş) halindedirler.

İnsan motor sistemi; iç ve dış istekler ile sınırlama durumlarının çok geniş farklılıklarıyla baş etmek zorundadır. Bu farklılıklar; dışarıya uygulanacak kuvvetin güçlü ve hassas bir şekilde ayarlanması, dik duruş ve birçok el kol hareketlerini içermektedir.

3.3.7. Motor hareketi

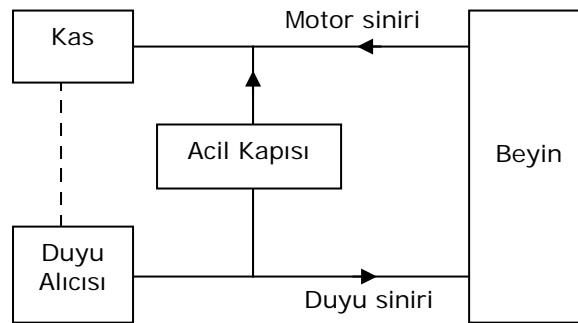
Motor sinirleri yapı itibarıyla sinir hücrelerinden meydana gelir, böylece her bir motor siniri sadece polarize veya depolarize durumunda bulunabilir ve motor uç

plakalarına iki seviyeli (var yok) bir bilgi gönderir. Böylece her bir kas lifi de ya dinlenme durumunda (gevşek) veya uyarılmış (gergin) durumdadır. Normal kas hareketinin özelliği, hareketinin yumuşaklığı, devamlılığı ve hassasiyetidir. Bu özellikler, herhangi bir kasın birçok motor ünitesinden meydana gelmesinden dolayıdır. Şayet ufak bir kas hareketi arzu edilirse, sadece bir motor ünitesi faaliyete geçer.

Kas hareketinin artması ile birçok motor ünitesi faaliyete geçer ve hepsinin faal olduğu zaman, kas hareketi en üst düzeydedir. Böylece harekette bir miktar düzgünlük sağlanmış olur. İlave hareket düzgünlüğü de birim zamanda uyarılan kas liflerinin adedini modüle ederek sağlanır. Her bir motor ünitesi sadece bir kas kasılma seviyesi verebilirse de birim zamandaki kasılma sayısı (yani motor uç plakalarınca birim zamanda yapılan depolarizasyon ve repolarizasyonların adedi), kas liflerinin gücünü artıracaktır. Böylece bir kasın hareketinin düzgünlüğü, hem uyarılan motor ünitelerinin sayısı ve hem de bu motor ünitelerinin uyarılma hızı ile kontrol edilir.

3.3.8. Kaslarda servo mekanizma

Kas hareketini kontrol eden sinir sisteminin oldukça basitleştirilmiş blok şeması Şekil 3.3'de gösterilmiştir.



Şekil 3.3. Kaslarda servo mekanizma

Sistem, bir servo mekanizma kontrol sistemidir. Bir duyu alıcısı, bir hız veya konum işareti üretir. Bu işaret duyu siniri ile beyne iletilir. Beyin hafızadaki bilgi ile gelen bilgiyi karşılaştırarak bir hata (kontrol) işareti üretir. Bu işaret motor siniri ile kasa

gönderilerek onun hareketi kontrol edilir.

Bu servo sisteminin çalışması basit bir örnekle açıklanabilir, örneğin bir insan parmağını soğuk bir cisme değdirdiği zaman, parmaktaki duyu alıcıları sıcaklığı algılar ve beyine gönderir. Beyin bu işaretin soğuktan geldiğini anlar ve motor siniri ile kası harekete geçirmesi gerekmez. Şayet parmak sıcak bir cismin üzerine konmuşsa, beyin duyu sinirleri ile gelen bilgiden parmağın sıcak bir cisim üzerinde olduğunu anlar. Eğer cisim çok sıcak ise motor sinirleri ile kol kaslarına gerekli bilgiyi gönderip parmağın sıcak cismin üzerinden çekilmesini sağlar. Duyu alıcılarının sıcak cismi hissetmeleri ile parmağın kaldırılması arasında birkaç yüz ms'lik bir zaman gecikmesi vardır. Bu gecikme daha ziyade şahsın o sıcak cisme gösterdiği ilgi ile de ilgilidir. Şimdi, parmağın çok sıcak bir cisim üzerine değdirildiğini düşünelim. Bir refleks cevap ile parmak, 150 ms civarında bir sürede cismin üzerinden kaldırılır.

Refleks Cevap: Şekil 3.3'de gösterilen acil kapısı, normal durumda işe karışmaz. Acil kapısı genellikle omurilikte bulunur. Duyu alıcılarından kuvvetli bir işaret algılandığında refleks cevap ortaya çıkar. Bu durumda acil kapısı beyin yolunu köprüleyerek kasın hızlı hareket etmesini sağlar. Bu refleks cevap sayesinde vücut tehlikelere karşı korunmuş olur [1].

3.4. EMG Ölçümünde Kullanılan Elektrotlar

Biyolojik işaretlerin vücuttan ilk alınmaları sırasında ve vücut dokularına ölçüm amaçlı elektrik akımı verilirken vücut ile ölçme düzeni arasında iletişimi sağlamak amacıyla kullanılan arabirim elemanlarına elektrot denmektedir. Elektrotlar, iyon akımını elektron akımına veya tersi şekilde elektron akımını iyon akımına dönüştürerek bu işlemi gerçekleştirirler [12 - 14].

Ölçüm cihazları ne kadar iyi olursa olsun, vücuttan alacağı işareti elektrot vasıtasıyla elde eder. Elektrottan kaynaklanan bir bozulma veya işaretin yanlış alınması yanlış veya yetersiz ölçümlere sebep olabilir. Bu yüzden ölçümler için kullanılacak elektrotların çeşidi, fiziksel ölçüsü, bağlanacağı yer ve arada kullanılan jel gibi

etkenler en iyi ve doğru şekilde seçilmelidir. Bunlar haricinde elektrot seçiminde elektrotun üretildiği materyalin kimyasal yapısı, elektriksel iletkenliği ve mekanik dayanıklılığı da önemli etkenlerdir. Elektrotlarda, kimyasal tepkimeye girmemeleri, zehirli bileşenleri olmaması, iyi birer iletken olmaları sebebiyle altın, platin, gümüş, tungsten, tantal ve alüminyum gibi metaller en çok tercih edilen metallerdir. Bakır iyi bir iletken olmasına karşın, vücutla tepkimeye girdiği ve zehirli atık verebildiği için elektrotlarda kullanılmaz [1, 12, 15, 16].

EMG ölçümlerinde temel olarak yüzey elektrotları ve iğne elektrotlar olmak üzere iki tip elektrot kullanılır. Yüzey elektrotları daha çok deri yüzeyine yakın kaslar için kullanılırken, iğne elektrotlar daha hassas ölçümler için ve deri yüzeyinden uzakta kalan kaslar için kullanılırlar [1, 12, 14].

3.4.1. Yüzey elektrotları

EMG işaretlerinin deri yüzeyinden alınmasında bu tip elektrotlar kullanılırlar. Elektrot uygulanmadan önce, uygulanacak alan kir, yağ ve mümkünse kıllardan arındırılmalı, ayrıca iletkenliği artırmak amacıyla ilgili bölgeye elektrolit olarak jel uygulanmalıdır.

Yüzey elektrotlarının da kendi içinde birçok alt grubu olmakla beraber EMG ölçümleri için en çok kullanılanı “Metal plaka elektrotu” olarak isimlendirilmiş olanıdır. Bu elektrotların adından da anlaşılacağı gibi metal bir yüzeyleri vardır ve deri üzerine tutturularak uygulanırlar. Metal Plaka elektrotlar: Çok sık kullanılan bir elektrot türüdür ve özellikle EMG, EEG ve EKG işaretlerini algılamakta kullanılır. Deri ile temas eden metalik bir yüzeyi bulunur. Gerçekte, deri ile temas eden bir elektrolit pasta aracılığı ile olur. Metal plaka, düz veya uygulanacak yüzeyin şeklini alacak şekilde bir silindirik yüzey parçası biçimindedir. Bu tip elektrotlarda metal olarak genellikle Ni-Ag (nikel-gümüş) alaşımı kullanılır. Bu elektrotların temas yüzeyleri geniş olduğu için empedansları küçüktür(2–10 Kohm) [1].

Yüzey elektrotlarına diğer örnekler emici düzenli elektrotlar, gezici elektrotlar, tek kullanımlık elektrotlar, esnek elektrotlar ve kuru elektrotlardır. Ancak sayılan bu

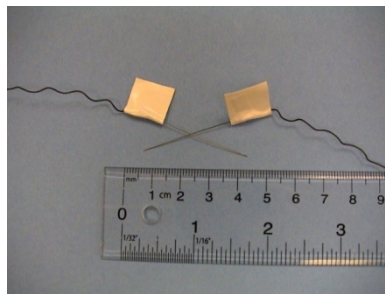
elektrotlar EMG ölçümlerinde çok tercih edilmezler. Şekil 3.4’de günümüzde kullanılmakta olan bir çeşit yüzey elektrot gösterilmiştir.



Şekil 3.4. EMG yüzey elektrotları

3.4.2. İğne elektrotlar

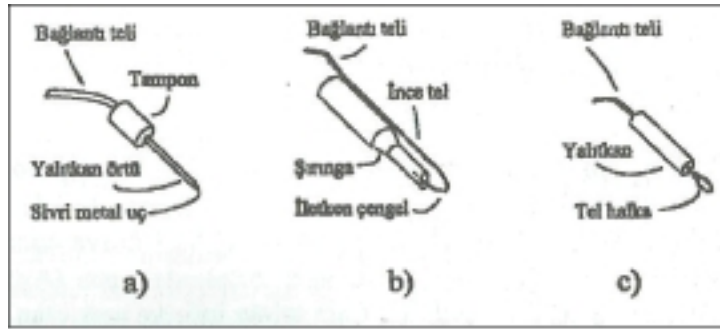
EMG ölçümlerinde kullanılan bir diğer elektrot çeşidi iğne elektrottur. Sınıflandırma olarak “dâhili elektrotlar” sınıfında olan iğne elektrotlar, kaslara batırılmak suretiyle uygulanır. Diğer bir deyişle, işaretleri vücudun yüzeyinden değil, bizzat kasın içinden alırlar. Bu yüzden elektrolit amaçlı jel kullanımına ihtiyaçları yoktur. Elektrolit görevini hücre sıvısı görür. Dâhili elektrotlar ile çok daha kararlı işaretler alınabilmesine karşın, kullanımı hastayı rahatsız ettiğinden yüzey elektrotlarının yetersiz kaldığı durumlarda kullanılırlar. Şekil 3.5’te bir çift iğne elektrot görülmektedir [2].



Şekil 3.5. EMG iğne elektrotları

Dâhili elektrotlara diğer örnekler tel ve tel halka elektrotları görülmektedir (Şekil 3.6). Tel elektrotların metal uçları kanca şeklindedir ve bu kanca sayesinde bir şırıngaya tutturularak deri altına sokulurlar ve şırınga geri çekildiğinde ise yine bu

kanca yardımıyla buldukları yere tutunurlar [2].



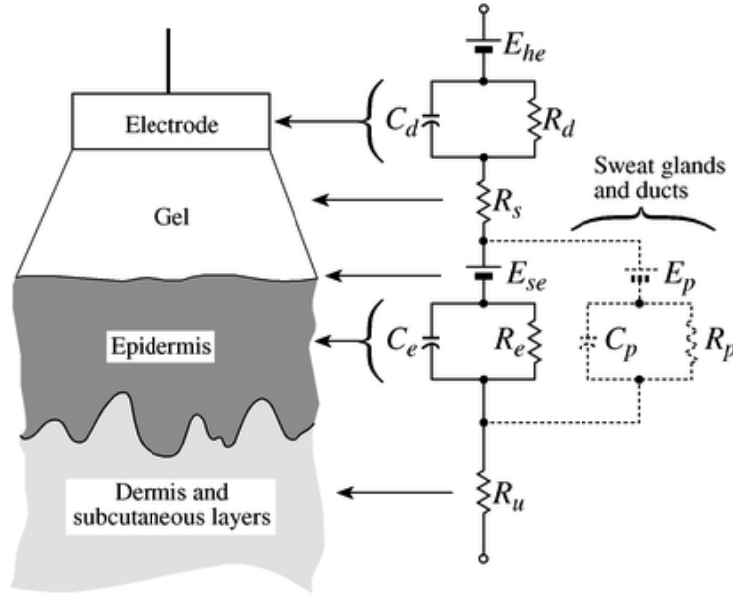
Şekil 3.6. Dâhili elektrotlar: a) İğne elektrot b) Tel elektrot c) Tel halka elektrot

Vücut içine yerleştirilen elektrotlardan biri, Şekil 3.6c'de gösterilmiştir. Bu elektrotun ucu, vücut içinde ölçme yapılacak noktaya dikilebilmesi için halka şekline getirilmiştir [1].

Özetle yüzey elektrotları ile yapılan ölçümlerde çok geniş bir alandaki elektriksel aktivite ile ilgili bilgi elde edilebilir. Özel olarak bir motor ünitesinin veya üniteler grubunun incelenmesinde, elektrotların bilgi topladıkları alttaki alan çok geniş olabilir. Ayrıca, yüzeydeki kasların faaliyeti alttan gelen bilgiyi maskeleyeceğinden yüzey elektrotlar, sadece yüzeydeki kasların incelenmesinde kullanılabilir. Tek kutuplu (mono polar), çift kutuplu (bipolar) ve çok kutuplu (multipolar) şekillerde geliştirilmiş batırma (iğne) tipi elektrotlar, genellikle derinlerdeki kasların veya tek motor ünitesinin elektromiyogramının ölçümünde kullanılırlar [2].

3.4.3. Elektrotların elektriksel karakteristikleri

Şekil 3.7'de örnek olarak bir yüzey elektrotun elektriksel eşdeğer devre modeli verilmiştir.



Şekil 3.7. Yüzey elektrotun elektriksel eşdeğer devre modeli

Burada, C_d elektrot-elektrolit ara yüzündeki yük birikiminin sebep olduğu kapasite, R_d bu kapasitenin kaçak direnci, E_{he} elektrotun yarı hücre potansiyeline karşılık gelen gerilim kaynağı, R_s ise elektrolit direncidir [2].

3.5. Kas Hareketi Sırasında Üretilen Gerilim

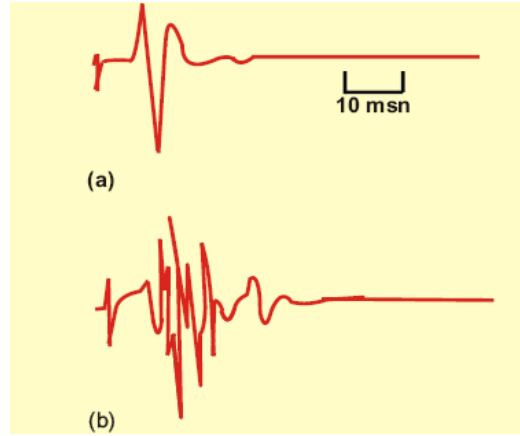
Bir duyu alıcısı uyarıldığında, duyu sinir lifi boyunca yürüyen bir depolarizasyon dalgasını (aksiyon potansiyelini) oluşturur. Bu darbe dizisi beyine ulaşır. Buna cevap olarak beyin de, motor uç plakalarının depolarizasyonuna sebep olan uyarıyı, motor sinirleri boyunca propagasyon yapan aksiyon potansiyelleri şeklinde kasa gönderir. Motor uç plakalarının depolarizasyonu kas lifi içindeki hücreleri depolarize eder ve lifler kasılır.

Kaslarla ve sinirlerle uğraşırken, mikro elektrotlarla hücre potansiyellerinin ölçümü pek nadir yapılır. Genel olarak bir motor ünitesi gibi az sayıdaki hücrelerin net potansiyel değişiminin ölçümü iğne elektrotlarla, birçok motor ünitelerinin oluşturduğu toplam potansiyelin ölçümü ise yüzey elektrotları ile yapılır. Eğer bir mikro elektrot hücrenin içine batırılarak ölçme yapılırsa hücrenin tüm faaliyetinin 1ms'den daha az olduğu görülür. Eğer, iğne elektrotlar bir hücrenin yakınına yerleştirilirse çevredeki hücrelerden gelen değişimleri de algırlar. Aynı motor

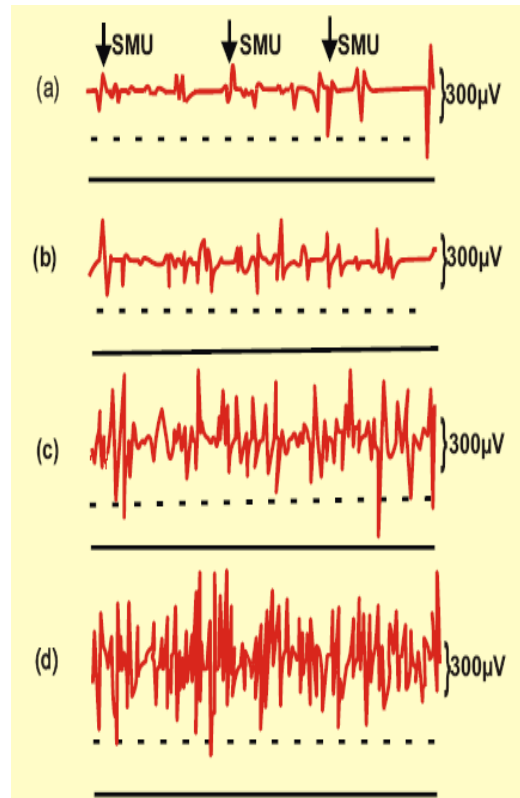
ünitesine bağlı kas lifleri, motor uç plakalarına gelen sinir dalları ile hemen hemen aynı zamanda uyarıldığı halde, hücrelerin depolarize durumda kalış sürelerindeki farklılıklar ve ayrıca kas liflerine gelen sinir dallarının uzunluk farklılıklarından dolayı (bazı kas liflerine uyarı diğerlerinden biraz daha önce ulaşmış olur) bir motor ünitesindeki değişim süreci 2 ila 5 ms arasındadır. Bu asenkron durum, kas hareketinin düzgünlüğüne katkıda bulunur, İğne veya yüzey elektrotlarla alınan, kasın hareketi esnasında oluşan elektriksel işaretler "elektromiyogram" veya kısaca EMG işaretleridir.

Tek bir motor ünitesinden elde edilen EMG işaretinin şekli, hastalık etkisiyle oldukça değişir. Periferik (çevre) nöropatilerinde (sinirlerin bozulmasında), kasın kısmen sinirsel uyarıyı alamaması söz konusu olabilir. Sinirler kendilerini yenileyebilen dokular olup bu durumdan sonra regenerasyon (düzeltme) mümkündür. Kendini yenileyen sinir liflerindeki iletim, sağlıklı sinir liflerinden daha yavaştır. Ayrıca, çoğu periferik nöropatilerde nöronların uyarılabilirliği de değişebileceğinden sinirsel iletim hızında genel bir yavaşlama görülür. Bunun bir sonucu olarak, EMG şeklinde bir dağılma ve senkronluğun bozulması ortaya çıkar. Şekil 3.8'de, konsentrik (eş merkezli) iğne elektrotlarla sağlıklı ve hastalıklı motor ünitelerinden, kas hücresinin uyarılması ile elde edilen EMG işaretleri gösterilmiştir.

Şekil 3.9'da normal bir interosseus dorsalis (elin başparmağı ile işaret parmağı arasındaki kas) kasının çeşitli kasılma sıralarında ürettiği motor ünite potansiyelleri (EMG) işaretleri görülmektedir. Hafif kasılma durumunda tek bir motor ünitesinin faaliyeti ayırt edilebildiği halde kuvvetli kasılmalarda bu mümkün değildir. Çünkü birçok motor ünitesinin faaliyeti üst üste binmiştir. Kasın kasılması kademeli olarak artarken aktif motor ünitelerinin uyarma frekansları artar ve yeni (daha önce aktif olmayan) motor üniteleri devreye girer.

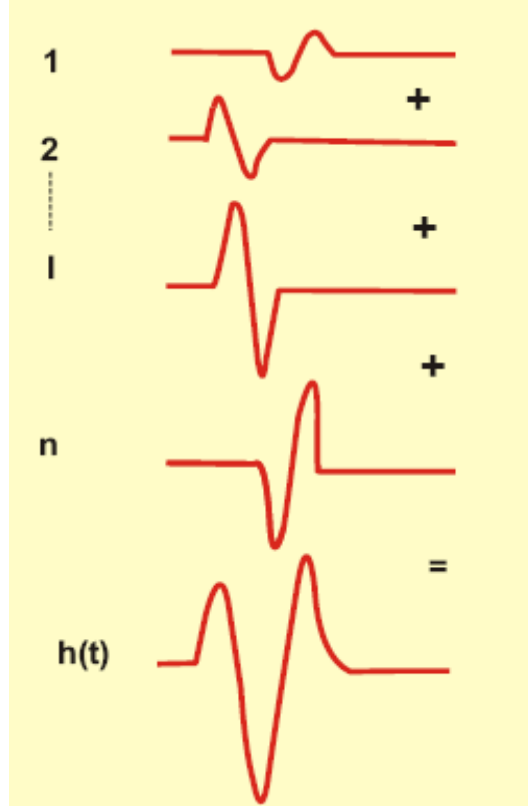


Şekil 3.8. Sağlıklı ve hastalıklı motor ünitelerinden elde edilen EMG kayıtları



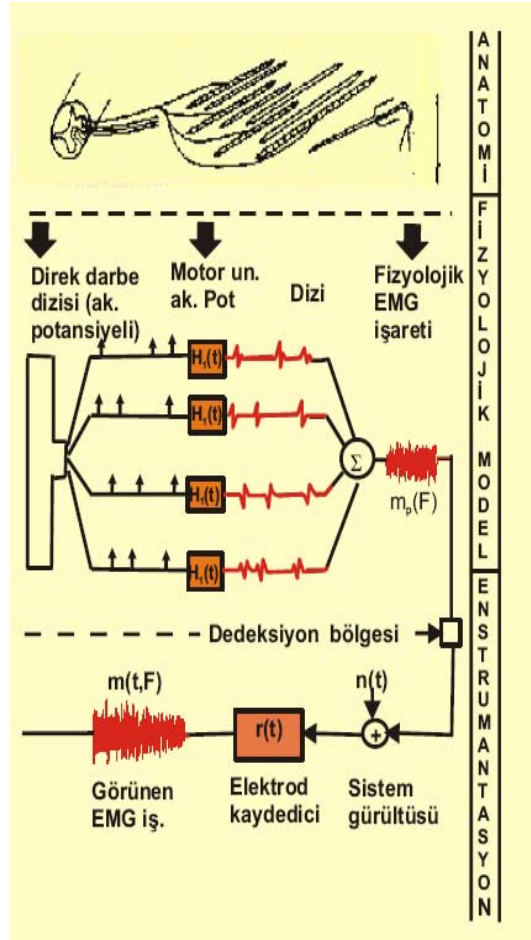
Şekil 3.9. Normal bir dorsal interosus kasının çok azdan çok kuvvetliye, kadar kasılması anlarında üretilen potansiyeller

Bilindiği gibi, bir mikro elektrot yardımıyla hücrenin içine girilmesi halinde ölçülen aksiyon potansiyelinin dalga şekli unipolardır. EMG işaretinin genliği, kas fiberinin çapına, deteksiyon noktasıyla kas fiberi arasındaki mesafeye ve elektrotların filtreleme özelliğine bağlıdır. Süresi ise kas fiberlerinin iletim hızıyla ters orantılıdır. Şekil 3.10'da bir motor ünitesinin aktive edilmesi durumunda elektrotlarda algılanan EMG işaretinin bileşenleri ve toplam olarak kendisi şematik olarak görülmektedir.



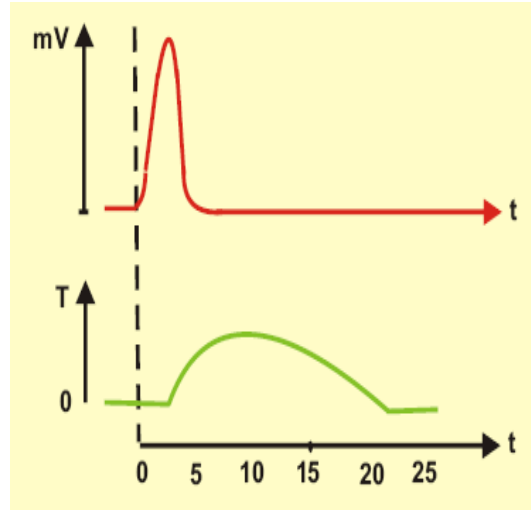
Şekil 3.10. Bir motor ünitesinin aktive edilip EMG işaretinin oluşması

Deri üzerine elektrotların yerleştirilmesi halinde, o bölgede aktif olan kas fiberlerinin oluşturduğu işaretlerin toplamı elektrotlarca algılanacaktır. Elde edilen dalga şekline "interference pattern" adı verilir. Şekil 3.11'de bir çift yüzey elektrot yardımıyla elde edilen EMG işaretleri gösterilmiştir. Aktivitenin artmasıyla daha fazla motor ünitesi faaliyete katılmaktadır. Aktivitenin artmasıyla tek motor ünitesinin faaliyeti belirlenemez duruma gelmekte ve interference pattern ortaya çıkmaktadır.



Şekil 3.11. EMG işaretlerinin oluşumu ve yüzey elektrotuna ulaşımı

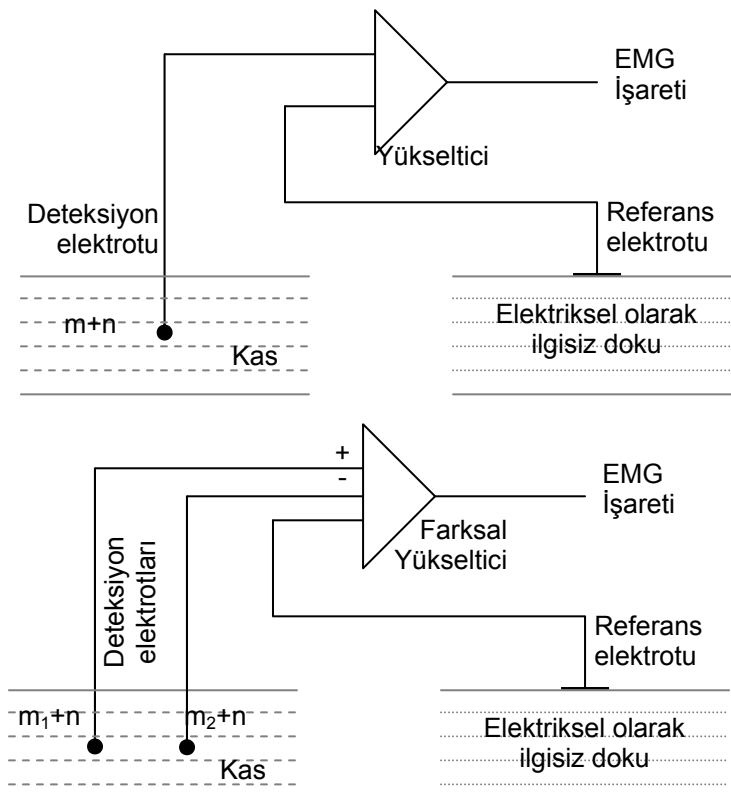
Kasa uyarının gelmesiyle kasın kasılmaya başlaması arasında gecikme süresi ("latent period") olarak isimlendirilen bir süre geçer, (Şekil 3.12). Burada T , mekanik gerilmeyi gösterir. Her kasılma fazını bir gevşeme fazı takip eder. Kasın uyarma sonucu kasılması olayına kas seğirmesi denir. Seğirme süresi kasın tipine göre değişir. Örneğin hızlı ve hassas hareketleri sağlayan "hızlı" kaslarda bu süre 7,5 ms kadar küçük bir değere inebildiği halde kaba ve kuvvetli hareketlerin yapılmasını sağlayan kaslarda 100 ms kadar olabilmektedir.



Şekil 3.12. Kasa uyarımının gelişi ve kasın kasılması

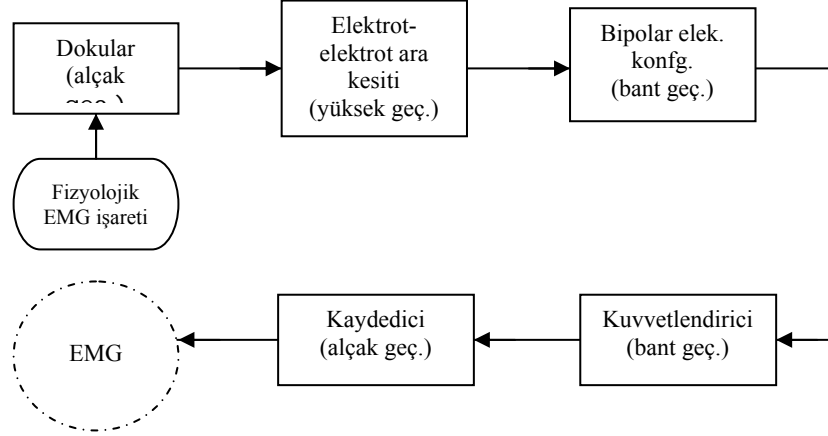
3.6. EMG İşaretlerini İnceleme Yöntemleri

Şekil 3.13'de, EMG işaretlerinin mono polar ve bipolar modda algılama yöntemi gösterilmiştir. Ortak moddaki işareti düşük tutmak mümkün olduğundan bipolar mod daha fazla kullanılmaktadır [4].



Şekil 3.13. EMG işaretlerinin mono polar ve bipolar deteksiyonu

Şekil 3.14'de EMG işaretlerinin oluşumu ve görüntülenmesi sürecinde çeşitli dokuların işaret üzerindeki filtreleme işlemleri gösterilmiştir.



Şekil 3.14. EMG işaretlerinin elektrotlara ulaşmaya kadar karşılaştığı işlemler

EMG işaretlerini, zaman domeni ve frekans domeni olmak üzere iki ayrı domende incelemek mümkündür.

EMG işaretlerinin frekans domeninde incelenmesinde en genel olarak Hızlı Fourier dönüşümü kullanılmaktadır. Bunun haricinde modern spektrum analiz yöntemleri de kullanılmaktadır.

Bir EMG işaretini zaman domeninde incelemek için ise genel olarak aşağıdaki işlemler yapılır:

Doğrultma: EMG işareti ilk işlem olarak doğrultulmalıdır. Üretilen enerjinin tamamının kullanılabilmesi amacıyla tam dalga doğrultma işlemi tercih edilir. Bu durumda doğrultulan işaret, orijinal işaretin mutlak değerini göstermektedir.

Alçak geçiren filtreden geçirme: Doğrultulmuş işarete var olan rastgele değişimlerin giderilmesi amacıyla, işaret analog veya sayısal bir alçak geçiren filtreden geçirilir. Diğer bir deyişle işarete smoothing (yumuşatma) işlemi uygulanmış olur.

Ortalama alma: Ortalama alma işlemi iki şekilde yapılabilir. Bunlardan birisi matematiksel ortalama olarak bilinen, değerlerin toplamının değer sayısına

bölünmesidir. Bir diğer ortalama şekli ise hareketli ortalama (moving average) olarak tanımlanan ve zamanla değişen ortalamadır. Hareketli ortalama yumuşatma işleminin sayısal olarak yapılması olarak da tanımlanabilir. İşaretin rastgele değişen değerlerinin ortalamasını almak yoluyla, işaretteki büyük değişimleri yok etmek mümkündür.

Entegral alma: Aslen alçak frekansları filtrelemenin özel bir yolu olması sebebiyle alçak geçiren filtrelemeye benzeyen entegral alma işlemi EMG işaretlerinde veri azaltmak için kullanılan yöntemler arasında en çok tercih edilenidir.

Etkin değer ölçülmesi: Düzenli bir şekli olan işaretlerde (örn. kare dalga veya sinüs dalgası gibi) işaretlerin genlikleri kullanılarak etkin değerleri kolaylıkla hesaplanabilir. Ancak EMG işaretleri gibi rastgele değişen işaretlerde, işaretin genliği ile etkin değeri arasında bir bağıntı oluşturulamaz. Bu yüzden, EMG işaretlerinin gücünün belirlenebilmesi için etkin değerinin hesap yoluyla bulunması gerekir.

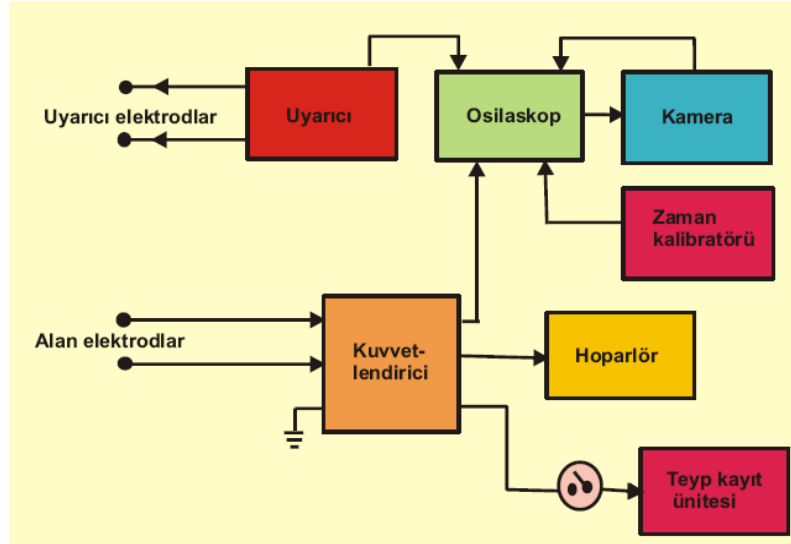
Sıfır geçişlerinin sayılması: Bu yöntemde, işaretin sıfır noktasından geçiş sayısı bulunur ve bu değer işaret hakkında bir bilgi verir. Sıfır noktası geçiş sayısı pozitif veya negatif alternansların sayılmasıyla da belirlenebilir. Düşük seviyeli kas kasılmalarında, sıfır geçiş sayısı ile Motor Ünitesi Aksiyon Potansiyeli dönüşleri arasında doğrusal bir ilişki vardır [1].

3.7. Elektromiyogram Ölçme Düzeni

Kliniklerde kullanılan EMG ölçüm düzenleri, genel olarak EMG işaretlerini algılamaya yarayan elektrotlar, uyarıcı, kuvvetlendirici, osiloskop, magnetik kaydedici ve hoparlörden oluşur, (Şekil 3.15). Araştırmaya yönelik çalışmalar için bunlara ek olarak çeşitli işaret işleme blokları, spektrum analizörleri ve bilgisayar da sisteme dâhil edilebilir. Uyarıcı ile incelenecek kasın motor siniri uyarılarak kas liflerindeki elektromiyogram işaretleri, alıcı elektrotlar yardımıyla biyopotansiyel kuvvetlendiriciye ve oradan da ilgili görüntüleme ünitesine aktarılır.

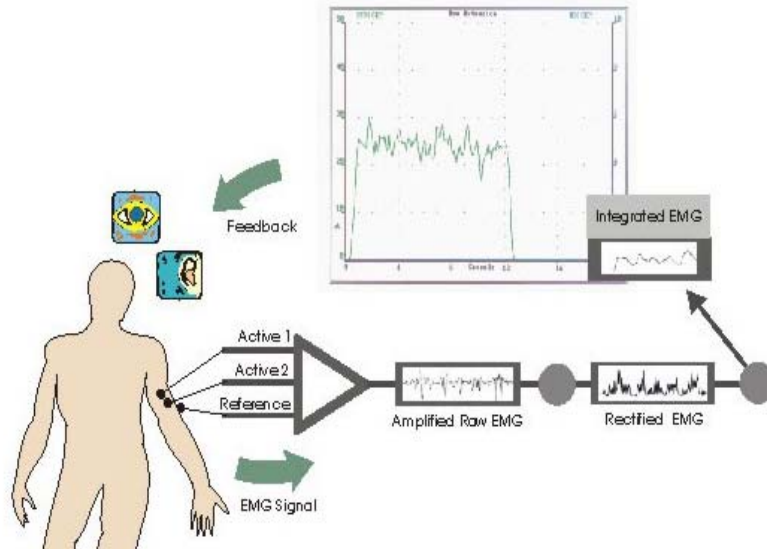
EMG düzenleri pratikte ayrı ayrı bloklar halinde değildirler. Uygulamada ve

taşımada kolaylık açısından tek bir kompakt ünite olarak ve bazen de kas işaretleri dışındaki biyopotansiyelleri de ölçebilecek nitelikte genel amaçlı olarak gerçekleştirilirler.



Şekil 3.15. Klinik EMG düzeninin basitleştirilmiş blok diyagramı.

Şekil 3.16’da ise EMG düzeneğinin uygulanması gösterilmiştir [2].



Şekil 3.16 EMG düzeneğinin uygulanışı

3.8. EMG Ölçüm İşlemi ve Çeşitleri

3.8.1. İğne EMG

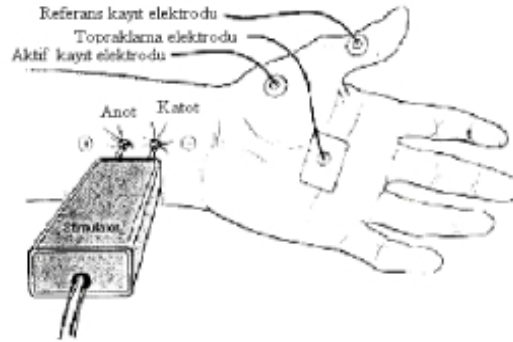
Kaslardaki sorunların tanısı için EMG incelemesinde iğne ve yüzey elektrotların kullanıldığı bahsedilmiştir. İğne elektrotlarının kullanıldığı ölçüme iğne EMG'si denilmektedir. Genellikle konsantrik iğneler kullanılır. Bu iğneler bilinen enjektör iğnelerinin içine çok ince bir tel konulması ile kayıt elektrotu haline getirilmişlerdir. Cihaza bağlı bir iğne ilk görüldüğünde elektrik verileceği korkusu uyandırır. Fakat iğne EMG incelemesinde herhangi bir elektriksel uyarı verilmez. Yalnız kaslarda normal veya anormal elektriksel aktivitenin kaydedilmesi için kullanılır. Araştırılan kasa iğnenin ucu direkt olarak yerleştirilir. İğne ucuna yakın olan kas bölgesinde o kasın kasılması için beyinden gönderilen uyarıların oluşturduğu MÜAP'lar veya diğer elektriksel aktiviteler çok özel amplifikatörler aracılığıyla büyütülürler ve cihazın ekranından izlenirler. Görsel incelemenin yanında aynı sinyaller hoparlör sayesinde işitilir hale getirilirler ve incelemeyi yapan doktorun değerlendirmesine önemli katkıları olur.

Elektrotların bağlanacağı yüzey asetonlu pamukla silinerek, deri üzerinden iletkenliği önleyecek kıl, kir vb maddeler uzaklaştırılır. Yüzey temizlendikten sonra elektrot çiftine iletken pasta sürülür ve ölçüm yapılacak bölgeye yerleştirilir. EMG işaretleri kuvvetlendirici tarafından yükseltilir. Yükseltilemeyen ham EMG işaretinden istenmeyen DC bileşenlerini önlemek için kesim frekansı 20 Hz olan bir yüksek geçiren filtre kullanılabilir. Ayrıca istenmeyen 50 Hz'lik şebeke gürültülerini engellemek için bant genişliği 2 Hz olan çentik filtre kullanılabilir. İşaretin düzgün bir şekilde AC değerinin elde edilmesi için ortalama değerinin alınması gerekir. Bunun için ilk önce işaret tam dalga doğrultucudan ve alçak geçiren filtrelerden geçirilir. Elde edilen bu işareti girişteki ham EMG işaretinin ortalama değerinin alınmış şeklidir. Artık elde edilen işaret A/D dönüştürücüden geçirilerek bilgisayar ortamında kayıt edilebilir. Klinik nörofizyolojik çalışmalarda, EMG işaretlerinin doğru, uygun ve hızlı değerlendirilmesi gerekmektedir. Uygun filtreleme ve A/D örnekleme oranı işaretin gürültüden arındırılması için gereklidir. Örnekleme teoremi prensiplerinden faydalanılarak, EMG işaretinin frekans bileşenlerini tanımlamak

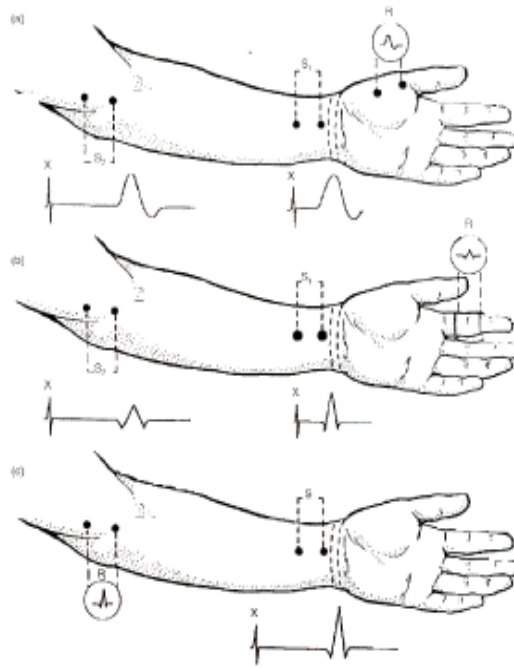
ve minimal örnekleme frekansına karar vermek gerekir. Karmaşık hesaplama teknikleri, orijinal dalga formunu yeniden yapılandırmak amacıyla kullanıldığında, işaretin en yüksek frekans bileşenin iki katının hemen üzerinde örnekleme frekansı yeterlidir. Klinik EMG çalışmalarında doğru gösterim için örnekleme frekansı işaretin frekansının en az 4 katından fazla olmalıdır [17].

Örneğin Hipotenar kaslarından elektromiyogram işaretleri alınmak istenirse yüzey elektrotun anodu beşinci metakarpın başında yer alırken, katodu abduktör digitminimi kası üzerinde yer almalıdır. Kayıt, başparmağın maksimum bükülmesi ile elde edilmektedir [17, 18].

Görüldüğü gibi bilek kısmından uygulanan uyartımlar neticesinde alınan işaretler, yüzey elektrotları ile ölçüm sonuçlarını kaydetmek üzere cihaza iletilebilmektedir. Bu bağlantı ayrıntılı olarak Şekil 3.17 ve Şekil 3.18’de gösterilmektedir [17, 19].



Şekil 3.17. Orta hareket ettirici sinir iletimi için bağlantı şekli



Şekil 3.18. Kol ve bilekteki bazı uyarım ve ölçüm noktaları

Şekilde, "R" ile ifade edilen noktalar kayıt elektrotlarının, "S" ile ifade edilenler uyarıcı elektrotların bağlanacağı noktaları ve "X" ile gösterilenler ise uyarıcı elektrotlarla oluşturulan şok etkilerini göstermektedir. Gösterilen dalga şekilleri kayıt noktasında oluşan elektriksel sinyalleri göstermektedir [17, 19].

3.8.2. Yüzeysel EMG

EMG sinyal kaydetme işlemi ilk zamanlar, ölçüm yapılacak olan kasa ince iğnelerin sokulması ve bu iğnelere bağlı kabloların sinyalleri iletmesiyle yapılmaktaydı. Elektrot kullanılan yüzeysel ölçüm yöntemine oranla daha doğru ve net sonuçlar vermesine rağmen bu yöntem, ölçüm yapılan insanlara acı vermekte ve bu özelliğiyle sinyal kayıt işlemlerini zor duruma sokmaktadır. Biyomedikal çalışmalar üzerine son yıllarda yapılan yoğun çalışmalar neticesinde, yüzey elektrotlarının kullanıldığı yüzeysel EMG sinyal ölçümlerinde elde edilen sonuçların doğruluğu neredeyse iğne kullanılanların ki kadar iyileştirilmiştir.

EMG sinyali kaydedilirken, sinyalin doğruluğunu etkileyen en önemli unsurlardan biri, sinyal/gürültü (noise), yani EMG sinyalindeki enerjinin, gürültünün enerjisine

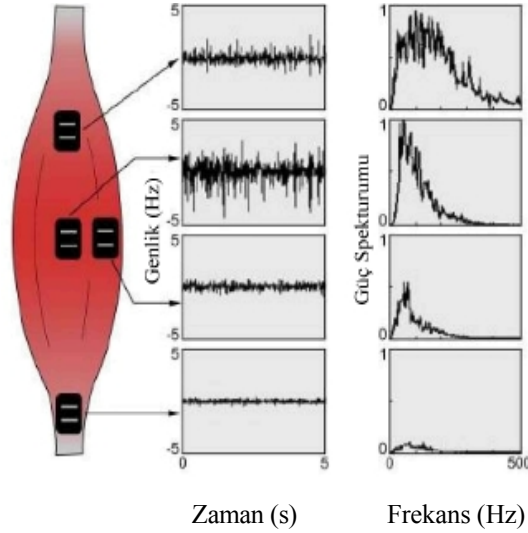
oranıdır. Genelde gürültü, EMG sinyalindeki istenmeyen elektriksel sinyal olarak tanımlanır [20, 21].

Gürültü farklı kaynaklardan oluşabilir. Örneğin her elektronik cihaz elektriksel bir gürültü oluşturur. Bu gürültünün frekansı sıfırdan birkaç bin Hz'e kadar değişebilir. Bu gürültü tamamıyla engellenemez. Ancak yüksek kalitede cihazlar, zeki devre ve ileri tasarım teknikleri kullanılarak gürültü kirliliği seviyesi düşürülebilir. Elektrik güç hatları, lambalar, televizyon vb. cihazların her biri elektromanyetik radyasyon kaynaklarıdır. Ayrıca elektrot-deri arasındaki yüzey ve elektrotları yükselticiye ulaştıran kabloların hepsi elektriksel gürültü oluşturabilirler. Gürültüyü, gerçek sinyalden ayırtırmak için kullanılacak filtreleme yöntemleri, sinyalin karakteristiğinin tam olarak belirlenmesini önleyici olabilir. Dolayısıyla EMG sinyalinin kaydedilmesi esnasında, sinyalin davranışını bozabilecek her türlü gereksiz filtreleme ve sinyal düzeltme işlemlerinden kaçınılması gerekmektedir.

Yaklaşık olarak 0–10 mV arasında değişen EMG sinyal genliği, rastgele (stochastic) bir dağılım gösterir ve Gauss dağılım formülüyle gösterilebilir. Sinyalin kullanılabilir enerji aralığı, 0–500 Hz frekans değerleri arasındadır. Kullanılabilir enerjiden kastedilen, genliği elektriksel gürültü seviyesinin yukarısında bulunan sinyallerdir. 0–150 Hz arası ise sinyal genliğinin en büyük olduğu frekans değerleridir.

EMG ölçümlerinde kullanılan elektrotların, sinyalin özelliklerini etkileme konusunda önemli rolleri vardır. EMG sinyali kaydedilirken, ölçüm yapılan kasa yakın kaslardaki elektrik aktivasyonu, gerçek sinyale karışabilir ve bundan ötürü sinyalin özelliğini bozabilir. Yan ses olarak adlandırılan bu durumun ortaya çıkmasında, büyük yüzeye sahip elektrotların da etkisi vardır. Dolayısıyla elektrot yüzeyinin olabildiğince küçük tutulması, sağlıklı EMG sinyal ölçümü için uygulanan yöntemlerden biridir. Sinyalin doğru kaydedilmesi için dikkat edilmesi gereken hususlardan bir tanesi de, kas yüzeylerine yerleştirilen elektrotların, kas yüzeyine temas yerlerinin doğru belirlenmesidir. Elektrotların, kasta oluşan elektriksel aktivasyonu tam olarak algılayabilmesi için, kasın tam orta noktalarına yerleştirilmeleri gerekir. Şekil 3.19'da, aynı kasta, farklı bölgelere yerleştirilen elektrotlardan alınan sinyallerin değişik genliklerde olduğu gözlemlenebilmektedir.

Şekilde görüleceği üzere, kasın merkezi dışına yerleştirilen bölgelerdeki elektrotlardan kaydedilen EMG sinyallerinin genlikleri, merkeze yerleştirileninkine oranla daha küçüktür. Aynı etki, frekans dağılımlarında da (spektrum) görülmektedir.



Şekil 3.19. Farklı bölgedeki elektrotların sinyal üzerine etkisi [20, 23].

3.9. İncelemenin Süresi

Her zaman için bir vücut bölgesinde birden fazla sayıda sinir ve kasın incelenmesi gerekmektedir. Yöntem uygulama şekli nedeniyle ağırlı olabildiğinden uygulayıcı bilgi ve deneyimi yardımıyla incelemeyi sınırlayarak gereksiz girişimlerden kaçınmalıdır. Bazen de sınırlı gibi görünen ve kısa sürmesi planlanan incelemeler, uygulama sırasında elde edilen verilere göre genişletilebilir. EMG’de her hasta için hastalığına uygun ayrı inceleme planları uygulandığından standart bir inceleme süresinden bahsetmek güç olmakla birlikte bu süre 30 dakikadan 2 saate kadar uzayabilmektedir. Bu süre içerisinde hastanın mümkün olduğunca doktora yardımcı olması incelemenin daha sağlıklı olmasını sağlayacak, gereksiz uzamalara engel olacaktır.

Cihaz üzerinde bulunan bilgisayar kısmı, ekrandaki işaretlerin genlik ve frekans gibi ayarlarının yapıldığı yerdir. Ekranda ayrıca yapılan ölçüm sonuçları görüntülenir. Bu daha çok yüzey elektrotları ile yapılan ölçümlerin yorumlanmasında kullanılır [24].

3.10. EMG İstenmesinin Gerekçeleri

Elektromiyogramda meydana gelen anormal deęişimlerin tanımlanması ve açıklanması, kas aksiyon potansiyellerinin karakteristik özelliklerinin, şeklinin, genliğinin, süresinin ve frekansının dikkatli incelenmesine baęlıdır.

Ertekin'e göre klinik elektromiyografi, içerięi bakımından kas, motor ve duysal sinirler, refleks'ler ve motor sistemini doğrudan ya da dolaylı olarak kapsadığından ötürü, ilgi alanı da çeşitli uzmanlık dalları arasında paylaşılmaktadır. Örneğin EMG sadece Nöroloji'nin deęil, ayrıca Nöroşirurji, Fizik Tedavi ve Rehabilitasyon, Ortopedi ve Travmatoloji, Römato­loji, Çocuk Nörolojisi gibi uzmanlık dallarının da ilgi alanına girmektedir [25, 26].

EMG ve sinir ileti incelemeleri sırasıyla omurilięin ön boynuz hücreleri, sinir kökleri, sinir aęları, uç sinirler, sinir kas kavşası ve kas hastalıklarının tanısını koymada kullanılan bir yöntemdir. Uygulanması kolay olması sebebiyle çoęu zaman tek başına veya bazen görüntüleme teknikleri, kan biyokimyası gibi dięer yardımcı yöntemlerle birlikte olası en kesin tanıya götürmek için kullanılmaktadır. Bazen de hekimi tanı için doğrudan biyopsi veya cerrahi müdahale gibi dięer yöntemlere yönlendirmektedir. Sıklıkla bel ve boyun fitıklarının, uç sinirlerin belli noktalarda sıkışmasının neden olduęu ağrılı durumlarda, his kusurlarında, nöropati ve miyopati gibi hastalıkların teşhisinde, kol ve bacak güçsüzlüklerinin görüldüęü bazı durumlarda, sınırlı veya yaygın kas erimelerinde sinir ve kasların ne kadar zarar gördüęünün ölçümünde kullanılır. Bazı durumlarda EMG işaretlerinden protez organların yönlendirilmesi ve hareketi için de faydalanılmaktadır [25, 27].

Ayrıca rehabilitasyon tıbbında, ergonomide, fizyoloji çalışmalarında, kas ve sinir hastalıklarının teşhisinde de EMG sinyallerinden yararlanılmaktadır.

Sonuç olarak EMG direkt inceleme yöntemlerinin yerini tutmasa da bu yöntemlere yol göstermekte, birçok hastalıkta ise direkt yöntemlere gerek kalmaksızın bazen tek başına bazen dięer dolaylı yöntemlerle tanı koymada yardımcı olarak tedavinin yolunu açmaktadır.

3.11. EMG İle Teşhis Konabilen Hastalıklar, Miyopati ve Nöropati

EMG bir tıbbi ölçüm sistemidir ve diğer tıbbi ölçüm sistemleri gibi (EKG, EEG, EOG, MR, Ultrasound, Röntgen v.b.) hekimlerin işlerini kolaylaştırmak amacı ile kullanılmaktadır. Genel anlamda hekimlerin teşhis koymasında onlara yardımcı olur. Buradan da anlaşılacağı gibi, bazı hastalıkların teşhisinde, EMG ölçümleri gerekmektedir. Bu hastalıkların başında nöropati ve miyopati gelmektedir.

Bu iki hastalığın semptomları (belirtileri) birbirine çok benzer olabilmektedir. Örneğin ikisinde de hasta, hastalıklı bölgedeki kaslarını hareket ettirememişlikte şikâyetinde bulunmaktadır. Ancak hastalıklar birbirinden farklıdır. Nöropatide bu hareket bozukluğu kasa giden sinirlerin bozuk olmasından kaynaklanırken, miyopatide sinirler sağlamdır fakat kasta arıza olmasından dolayı hareket bozukluğu oluşmaktadır [2].

EMG ile bu iki hastalığın birbirinden nasıl ayrıldığı çok kabaca şu şekilde özetlenebilir: EMG ölçümü sırasında hareket bozukluğu olan kasa iki uçtan elektrik akımı verilir. Bu akım sonrasında kasta kasılma oluşuyorsa, kasın kasılması için gerekli işareti taşıyan sinirler arızalıdır (nöropati), eğer bu akıma rağmen bir kasılma olmuyorsa, problem kastadır (miyopati).

3.12. Nöropati

Nöropati, en genel anlamda, sinirlerin zedelenmesi sonucunda oluşan işlev bozukluklarıdır. Nöropatinin birçok çeşidi vardır. Temelde periferik ve santral (çevresel ve merkezi) olmak üzere ikiye ayrılır. Bu çalışmada ilgilenilen nöropati çeşidi, periferik olanıdır. Periferik nöropati Söylemezoğlu tarafından kendi içinde yedi alt sınıfa ayrılmıştır. Periferik nöropatiler etiyolojik (sebepleri açısından incelenen rahatsızlıklar) olarak; Otoimmün, Metabolik, Nutrisyonel, İskemik, Toksik, Paraneoplastik, Kalıtsal nöropatiler olarak sınıflandırılır. Bu alt sınıflar da kendi içinde ayrıca sınıflandırılmıştır [2, 28].

Periferik sinir sistemi vücuttaki tüm hareketleri ve duyumları denetlemekle

görevlidir. Motor sinirleri kullanarak hareketleri ve duyu sinirlerini kullanarak duyuları denetler. Sinir sistemine beyin sapından ve omurilik üzerinde birçok noktadan bağlı olan bu sinir sistemi vücudun en uç noktalarına ulaşan bir sinir şebekesidir. Periferik nöropatinin semptomları:

- a) El ve ayaklarda uyuşma
- b) El ve ayaklarda karıncalanma hissi
- c) Denge kaybı veya koordinasyon bozukluğu
- d) El ve ayaklarda zayıflık ve ağrı

olarak özetlenebilir [2, 27, 28].

Periferik sinir sistemi, beynin, vücudun diğer kısımları ile (organlar, kaslar, damarlar ve deri) iletişimini sağlar. Bu iletişimde beynin emirleri ilgili bölgelere motor sinirleri ile iletilir ve gerekli bilgi duyum sinirleri ile beyne ulaştırılır.

Periferik sinirlerden birinin zedelenmesi vücudun o bölgesi ile beyin arasındaki iletişimi olumsuz yönde etkiler. İşte beyni ve omuriliği etkilemeden, periferik sinirlerin zedelenmesi ile oluşan nöropatiye periferik nöropati denir [2, 27].

3.12.1. Nöropati terminolojisi

Periferik nöropati daha önce de belirtildiği gibi periferik sinirlerin zarar görmesi ile oluşan bozukluklardır. Bu bozuklukların kaynağı sadece periferik sinirleri etkileyen hastalık veya durumlar olabileceği gibi, vücudun diğer bölümlerini etkileyen hastalık veya durumlar da olabilir [2, 29].

Eğer hastalığa sebep olan bozukluk sadece bir periferik sinirden kaynaklanıyorsa, buna mononöropati denir. Bu tip bozukluklara genellikle travma (sarsıntı), sıkışma veya enflamasyon (yangı) neden olur. En bilinen örnekleri arasında Carpal Tunnel sendromu (bilek ve eli etkiler) veya yüz felci (Bell's Palsy) sayılabilir [2, 30].

Eğer bozukluk farklı bölgelerdeki birden daha fazla sinir gövdesinden

kaynaklanıyorsa ve bu bozukluk diyabet gibi yaygın bir hastalığa bağlı olarak oluşmuşsa buna mononöritis múltipleks denir [2, 29].

Eğer bozukluk çok sayıda periferik nöropatiyi kapsıyorsa ve bu bozukluk yaygın ve simetrik ise bu duruma Polinöropati adı verilir. Bozukluktan etkilenen sinirler Motor ve duyu sinirleri ise sensorimotor nöropati denir. Bu nöropati genellikle vücudun uç kısımları olan el ve ayaklarda başlar.

Enfeksiyon veya bağışıklık sistemi nedeniyle sinirlerde enflamasyon oluşmasına nörit denir. Birçok sinirden oluşan yapıya pleksus denir. Eğer bu yapıda bir enflamasyon (yangı, kızarma) oluşursa, buna da pleksit adı verilir [2, 29].

3.12.2. Periferik nöropati

İnsan vücudunda sinir sistemi iki temel alt sistemden oluşur. Bunların birincisi beyin ve omurilikten oluşan Merkezi Sinir Sistemidir. İkincisi ise merkezi sinir sistemini vücuda (kaslara, iç organlara ve cilde) bağlayan sinirlerden oluşan Çevresel (Periferik) Sinir Sistemidir.

Periferik sinir sisteminin en küçük parçası sinir hücresidir. Sinir hücresine "nöron" adı verilir. Görevi, elektriksel olarak vücut üzerinde bilgi akışını sağlamaktır. Nöronlar gövde ve "akson" adı verilen bir kuyruk olmak üzere iki ana bölümden oluşur. Aksonlar, nöronun gövdesi ile kaslar, cilt ve iç organlardaki "reseptör" (alıcı) denen sinir terminalleri arasında elektrik uyarımlarını aktarırlar.

Aksonlar demetler şeklinde görev yaparlar ve bu demetler motor (hareket), sensoryel (duyusal) ve otonomik olmak üzere üçe ayrılır. İstemli hareketlerle ilgili olan motor sinirlerinde hücrelerin gövdesi omurilik içinde bulunur ve omurilikten gelen elektriksel uyarımları iskelet kaslarındaki özel reseptörlere iletirler. Dış dünyadaki cisimlerin özelliklerinin ve şekillerinin anlaşılmasını sağlayan, boşlukta organların yerlerinin bilinmesini sağlayan ve ağrıyı hisseden duyu sinirlerinde ise hücre gövdeleri duyu gangliyonları (sinir düğümü) denilen yapılar içinde bulunur. Bu sinirler vücuttaki duyu reseptörlerinden aldıkları elektriksel uyarımları merkezi sinir

sistemine iletirler. İnsan bilinci dışında çalışan ve solunum, kalp atımı, kan basıncı, sindirim sistemi ve cinsel işlevler gibi istem dışı görevleri kontrol eden otonomik sinirlerin hücrelerinin gövdeleri tüm vücuda yayılmıştır [2, 29, 30].

3.12.3. Periferik nöropatinin belirtileri

Nöropatiler aniden ortaya çıkabilecekleri gibi, gelişimleri yıllara da yayılabilir. Nöropatinin çeşidine göre hastalık belirtileri değişmekle birlikte ilk ve en temel belirtiler güçsüzlük, uyuşukluk veya ağrıdır [2, 27 - 30].

a) Kol veya bacaklarda güçsüzlük: Motor sinirlerdeki bozulmalara bağlı olan bu belirtide yürüme veya koşmada zorluk, hareketlerde ağırlaşma, çabuk yorulma, kas krampları görülebilir. Kol ve ellere bağlı olarak paket taşımada, kavanoz açmada, kapı tokmaklarını çevirmede veya saç taramada problemlerle karşılaşılabilir.

b) Uyuşukluk, acıma-yanma, ağrı: Duyu sinirlerinin bozulmasına bağlı gelişen bu belirtiler uyuşukluk, acı ve yanma hissi, soğuk, çimdikleme duyumu, batma hissi, elektrik şoku veya vızıltı gibi kendini gösterebilir. Genellikle geceleri şiddetli olur.

c) Pozisyon duyumunun kaybı: Bu durumda hasta ayaklarının konumundan emin olamadığı için yürüme ve denge sorunları görülür.

d) "Eldiven-çorap duyumu": Hasta elleri ve ayakları tümüyle çıplak olduğu halde, duyu sinirlerinin tahribatı sonucu, çorap, terlik ya da eldiven giymiş gibi hisseder.

e) Otonomik bozukluk belirtileri: Kabızlık, ishal, cinsel işlev bozukluğu, ciltte incelme, kolayca yaralanma, yaraların zor iyileşmesi gibi belirtiler gözlenir.

f) Ayaktayken baş dönmesi olabilir.

3.12.4. Periferik nöropatinin teşhisi

Periferik nöropatinin Söylemezoğlu tarafından yedi ayrı alt sınıfa ayrıldığından

bahsedilmişti. Bu türler çok genel olarak “kazanılmış” ya da “kalıtsal” olarak sınıflandırılabilir. Kalıtsal olan genler vasıtasıyla kişinin ailesinden aldığı rahatsızlıklardır. Kazanılmış nöropatiler ise nedenlerine ve belirtilerine göre sınıflandırılır. Bazı nöropatilerin nedeni belirlenememiştir, bazılarında da henüz tam bir tanım yapılamamıştır, bu tip nöropatlilere “idiyopatik nöropati” adı verilir [2, 29].

Nörolog tanı koyabilmek için öncelikle hastanın öyküsünü dikkatli bir şekilde alır ve nörolojik muayeneler yapar. Bu aşamada çeşitli laboratuvar testlerine de ihtiyaç duyabilir. Üç aşamalı araştırma yapılır. Birinci aşama araştırma olarak, idrar tahlili, tam kan sayımı, eritrosit sedimentasyon hızı, açlık kan şekeri, böbrek-karaciğer-tiroid fonksiyonları incelenmesi gibi tetkikler yapılır.

Hastaya birinci aşama testlerle tanı konulamamışsa ikinci aşamaya geçilir. Bu testler içinde en önemlisi nörofizyolojik testler, diğer bir deyişle EMG ölçümüdür. İkinci aşama testlerde EMG ölçümü haricinde biyokimya tetkikleri ve akciğer filmi istenebilir. Üçüncü aşamada ise beyin omurilik sıvısı incelemesi ve moleküler genetik testler yapılır [2, 30].

Sinirin elektriksel özelliklerinin belirlenebilmesi için elektromiyografi (EMG) ve sinir iletim çalışmaları yapılması gerekir. Bu sayede anormal sinirlerin dağılımı belirlenebilir, sorunun aksonla mı miyelin kılıfla mı ilgili olduğu anlaşılabilir. Bunlar haricinde sinir ve kas biyopsisi de nöropatinin türü ve nedeni hakkında çok değerli bilgiler sağlar. Ayrıca omurilikte de testler yapılarak enfeksiyon veya enflamasyon ayırt edilebilir [2, 29].

3.12.5. Periferik nöropati'nin tedavisi

Nöropatilerde, birçok diğer hastalıkta olduğu gibi, hastanın da kendi tedavisinde etkin bir şekilde rol alması gereklidir. Konuyla ilgili olarak doğru kaynaklardan bilgiler edinilmeli ve benzer durumdaki hastalarla iletişim kurularak bilgi paylaşımı sağlanmalıdır. Genellikle çoğu kişi bu hastalığın farkına varamadığından bu hastalığa sessiz hastalık da denmektedir [2, 29, 31].

Tedavide temel hedef hastalığın nedenini ortadan kaldırmak ve hastalık belirtilerini iyileştirmektir. Nöropatiyi oluşturan nedene bağlı olarak, tedavi nöropatiyi yavaşlatabileceği gibi, durdurması veya geriletmesi de mümkündür. Örneğin, vitamin eksikliğine bağlı durumlarda ağızdan veya enjeksiyon yöntemi ile ek vitamin desteği sağlanarak hastalığın kötüye gitmesi engellenebilir. Enfeksiyonlara bağlı durumlarda ise antibiyotik veya antiviral ilaçlarla rahatsızlığın tamamen tedavi edilebilmesi mümkündür [2, 29].

Nöropatinin en temel belirtilerinden olan ağrının giderilmesi için çeşitli ağrı kesici ilaçlardan, güçsüzlük probleminin giderilmesinde ise fizik tedavi yöntemleri ve protez tipi araçlardan yararlanılır.

Hastalığın ilerlemesi durdurulduktan sonra sinirlerin yeniden canlanması mümkündür. Sinirlerdeki hasar ne kadar azsa iyileşme de o derece iyi olacaktır. Bu yüzden nöropatilerde teşhisin mümkün olduğunca erken konulup, tedaviye de mümkün olan en kısa sürede başlanması çok önemlidir. Birçok nöropati çeşidinin ilerlemesi yıllara yayılmış olarak yavaş bir seyirde gerçekleşmesi sebebiyle ilk zamanlarda hasta bir rahatsızlık hissetmeyebilir. Ancak hasta kendisini rahatsız hissetmese de tedavi arayışına girmeli ve rahatsızlığının tedavisi için geç kalmamalıdır. Başlangıçta hafif ve geri döndürülebilir olan sinir hasarı, tedavi edilmediği takdirde yayılıp ciddi ve geri dönülmez hasarlara dönüşebilir [2, 28, 29, 31].

Ağrının tedavisi zordur. Burada amaç ağrıyı dayanılabilecek seviyeye indirmektir. Nöropatinin nedeni belirlendikten sonra en uygun tedavi seçenekleri geliştirilebilecektir.

İlaçlı tedavi: İlaçlı tedavi konusunda bir fikir birliği yoktur. Bir ilacın ne kadar etkin olduğunun belirlenmesinde kaç hastaya uygulandığı ve uygulanan doz miktarı bilgileri çok önemlidir. Genel kanı olarak en yararlı görülen ilaçlar trisiklik antidepressanlar ve antikonsülsanlardır (epilepsi ilaçları) [2, 29, 30].

Antidepressan kullanımı ağrıyı ve depresif belirtileri azaltır. Diğer bir avantajı da

sersemlik hali oluşturarak hastanın uyumasını sağlamasıdır.

Nöropatik ağrıda ortaya çıkan nöronların aşırı uyarılabilir hassasiyete gelmesi hali, moleküler değişikliklerle de uyumlu olarak, epilepsi hastalığıyla benzer özelliklere sahip olduğu için, bu tür ağrıların tedavisinde epilepsi ilaçları (antikonvülsan) da yaygın olarak tercih edilmektedir.

Bunlar haricinde diğer ilaçlarla tedaviye cevap alınmadığında opioid kullanımı, bazı nöropatilerde cilde sürülen ağrı kesicilerin tercih edilmesi, incinmeye bağlı nöropatilerde kortikosteroid kullanımı tercih edilebilen ilaç çeşitleridir [2, 29, 30].

Eğer hasta ilaç tedavisine ve fizik tedaviye cevap vermiyorsa, bu gibi durumlarda bölgesel anestezi uygulanabilir. Bölgesel anestezi kullanımında amaç ağrıyı gidermek ve tedaviyi kolaylaştırmaktır [2, 29, 31].

Başka bir tedavi şekli ise Nöromodülasyon olarak adlandırılır. Bu yöntemde Merkezi sinir aksisine elektriksel veya kimyasal bir uyarı verilerek, merkezi ağrı yollarının etkilenmesi veya değiştirilmesi hedeflenir. Bu yöntem umut verici olmakla birlikte, çok zor bir uygulama olduğundan diğer tekniklerin başarılı olmadığı durumlarda tercih edilmektedirler [2, 29, 30].

3.13. Miyopati

Miyopatiler primer kas hastalıklarıdır. Klinik belirtileri içinde kas güçsüzlüğü, atrofi, psödohipertrofi, refleks kaybı, hipotoni, bazen de kontraktür, kas spazmları veya myotonik reaksiyonlar sayılabilir. Miyopatilerde en önemli tanı testleri serum kas enzim konsantrasyonları ölçümleri, elektromiyografi (EMG), elektronörografi, kas biyopsisi ve genom analizleridir. Miyopatinin etiyolojisi distrofik, enfeksiyöz, enflamatuar, metabolik veya myotonik olabilir. Ayrıca sistemik hastalıklar, ilaçlar, dışarıdan alınan maddeler veya vücudun herhangi bir yerinden kaynaklanan tümoral süreçler de miyopati sebebi olabilir. Nöromusküler ileti bozuklukları da – en yaygını myastenia gravis hastalığıdır- miyopati tipleri arasında değerlendirilir. Miyopatiler sebebine göre tedavi edilir [2, 32].

Miyopatilerin primer kas hastalıkları olduğu belirtilmişti. Her ne kadar bazı miyopatilerin diğer organ sistemlerinde de ilave belirtileri olsa da miyopatilerin en önde gelen özelliği kas tutulumudur [2, 32].

3.13.1. Klinik belirtiler ve fiziksel bulgular

Kas güçsüzlüğü: Miyopatideki kas güçsüzlüğü genellikle simetriktir, kök kaslarını uç kaslardan daha çok etkiler ve yüz, ense ve boyun kaslarını da tutabilir. Nadiren asimetrik bazı kas grupları veya uç kaslar da etkilenebilir. Güçsüzlük, duruş anormalliklerine neden olabilir. Merdiven çıkmak, sandalye üzerine çıkmak, oturur ya da yatar pozisyonda iken ayağa kalkmak, bir nesneyi kaldırmak, kolları uzatıp beklemek veya saç taramak bu kişiler için zor olabilir. Ciddi güçsüzlük durumlarında hasta, başkalarının yardımına bağımlı olarak yaşamını sürdürmek durumundadır. Miyopatilerin birçok tipinde kas güçsüzlüğü sürekli, bazı miyopatilerde ise ataklar şeklinde gelen, egzersizle ortaya çıkabilen veya gün içinde aktiviteye bağılı olarak ağırlaşabilen kas güçsüzlükleri görülebilir. Ayırıcı tanıda kas güçsüzlüğünün başlangıç yaşı ve ilerleme hızı önemlidir [2, 32].

Kas atrofi: Kas hacminde azalma, kasın hacimce zayıflaması anlamına gelir. Miyopatilerde çoğu zaman kas atrofi vardır. Eğer kasın kaybettiği hacmi yağ doku veya bağ doku doldurduysa kas atrofi fark edilemeyebilir.

Psödohipertrofi: Yalancı hacim artışı demektir. Kas hacminin artmış gibi görünmesi anlamına gelir. Besleme yetersizliğine bağılı kas dejenerasyonlarında kaybedilen kasların yerini fazladan yağ ve bağ dokunun alması ile olur. Daha çok omuz ve baldır kaslarında görülür.

Gerçek kas hipertrofisi: Kas liflerinin kendiliğinden sürekli aktivitesi ile giden miyopatilerde görülür.

Kas tonusu: Kasın kasılma gerginliği demektir. Miyopatilerde normal veya azalmış olabilir.

Refleksler: Kas güçsüzlüğü ile paralel olarak refleksler azalmış veya tamamen kaybedilmiş olabilir.

Ağrı: Sadece birkaç miyopati tipinde ağrı görülür. Bunlar enfeksiyöz, iskemik veya metabolik kaynaklı ağrılar olabilir.

Miyotonik reaksiyon: Miyotonilerin birçok formunda vardır. İskelet kaslarının bir kasılma sonrasında hemen gevşeyememesi şeklinde tarif edilebilir.

Kontraktür: Bir kasın kısalması demektir. Eklem hastalıklarına benzer. Pasif hareketi sınırlar. Kontrakte olmuş kas elektromiyografik aktivite göstermez.

Kas spazmları: Bir veya daha fazla kasın ağrılı kasılmasıdır. Kendiliğinden veya hareket sırasında oluşabilir. Elektromiyografide çok sayıda kas lifinde yüksek frekanslı deşarjlar görülür. Kas spazmları miyopatilere spesifik değildir [2, 32].

3.13.2. Miyopati tanısında yardımcı testler

Miyopati gösterilebilmesi ve nörolojik bozukluklardan ayırt edilebilmesi için aşağıdaki yardımcı testlerden yararlanılabilir:

Elektromiyografi (EMG) ve elektronörografi (ENG): Miyopati ve diğer nörolojik bozuklukları ayırt etmede en faydalı yardımcıdır. Bu işlemler, primer kas hastalıklarını göstermede kullanılan, noninvazif veya minimal invazif yollardır. Myotonik ve nöromusküler ileti bozukluklarının tanısında da önemlidirler [2, 32].

Kas biyopsisi: Myojen veya nörojen süreçlerin ayırt edilmesinde ve spesifik tanıların konulmasında yardımcıdır.

Bunların yanında:

- a) Serum kas enzimleri
- b) Serum immun çalışmaları

- c) Dolaşımdaki antikorların gösterilmesi
- d) Serum elektrolitleri
- e) Beyin omurilik sıvısı çalışmaları
- f) Bilgisayarlı tomografi ve manyetik rezonans görüntüleme
- g) Genetik analiz

tetkikleri de tanıda yararlanılan yardımcı testler içindedir [2, 32].

3.13.3. Miyopatilerin sınıflandırılması

- a) Müsküler distrofiler
- b) Spinal müsküler atrofi ve diğer motor nöron hastalıkları
- c) Myotoniler ve periodik paraliziler
- d) Metabolik miyopatiler
- e) Mitokondrial miyopatiler ve ensefalomiyopatiler
- f) Konjenital miyopatiler
- g) Enflamatuvar miyopatiler
- h) Endokrin hastalıklarda görülen miyopatiler
- i) Toksik ve ilaca bağlı ortaya çıkan miyopatiler
- j) Nöromüsküler ileti bozuklukları
- k) Tümörler
- l) Travma
- m) İskemi

3.13.4. Miyopatilerin tedavileri

Miyopatiler geniş bir hastalık grubu olup her bir sınıf içinde çok sayıda ayrı hastalık bulunmaktadır. Tedaviler hastalıklara göre değişir. Asıl tedaviler nedeni ortadan kaldırmaya yöneliktir. Metabolik bozukluklara bağlı miyopatilerde metabolizmayı düzeltmek, endokrin problemlerde altta yatan endokrin hastalığın tedavisini sağlamak, tümöre bağlı miyopatilerde tümörle mücadele etmek buna örnek olarak gösterilebilir. Nedenin ortadan kaldırılması mümkün olmayan durumlarda ise hedef; hastalığın ilerlemesini yavaşlatmak, hastanın daha az zarar görmesini sağlamak, daha

uzun süre başkasının yardımına muhtaç olmadan yaşamasını sağlamaktır.

Bunun için:

- a) İlaç tedavileri
- b) Fizik tedavi
- c) Egzersizler
- d) Ortopedik araçlar
- e) Cerrahi düzeltme operasyonlar

gibi tedavi yöntemleri uygulanabilir [2, 32].

Kök hücre transferi ve gen tedavileri de halen araştırma safhasında olan tedavi yöntemleri arasındadır [2, 32].

3.13.5. Miyopati ve nöropati tanısında EMG'nin rolü

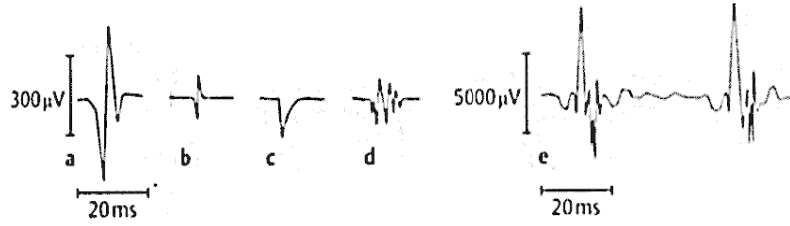
Miyopati ve nöropati hastalıklarının ayırt edilmesinde EMG en kullanışlı yardımcı testtir. Bu amaçla yapılan EMG, etkilenen kas içine uygulanan iğne elektrotlarla istirahat ve kasılma sırasında yapılır. Kaydedilen elektrik potansiyelleri ekranda grafik şeklinde gösterilir ve eş zamanlı olarak hoparlörden ses olarak işitilir [2, 32]

İstirahat esnasında kas normalde elektriksel olarak sessizdir. Her türlü spontan aktivite patolojiktir. Gevşemiş bir kasa iğne elektrot sokulduğunda geçici olarak birkaç keskin pozitif dalga veya fibrilasyon görülebilir ancak bundan sonraki her aktivite anormaldir.

Spontan aktivite: Spontan aktivite tipleri; fibrilasyon potansiyelleri, pozitif keskin dalgalar, fasikülasyonlar ve kompleks tekrarlayıcı deşarjlardır.

Motor Ünite: Kas kasılması –kasım gücüne ve kasılma gücüne göre değişen–değişken sayıda motor ünite tarafından oluşturulur. Tek bir ön boynuz hücresi tarafından innerve edilen bütün kas lifleri bir motor üniteyi oluşturur. Hafif kas

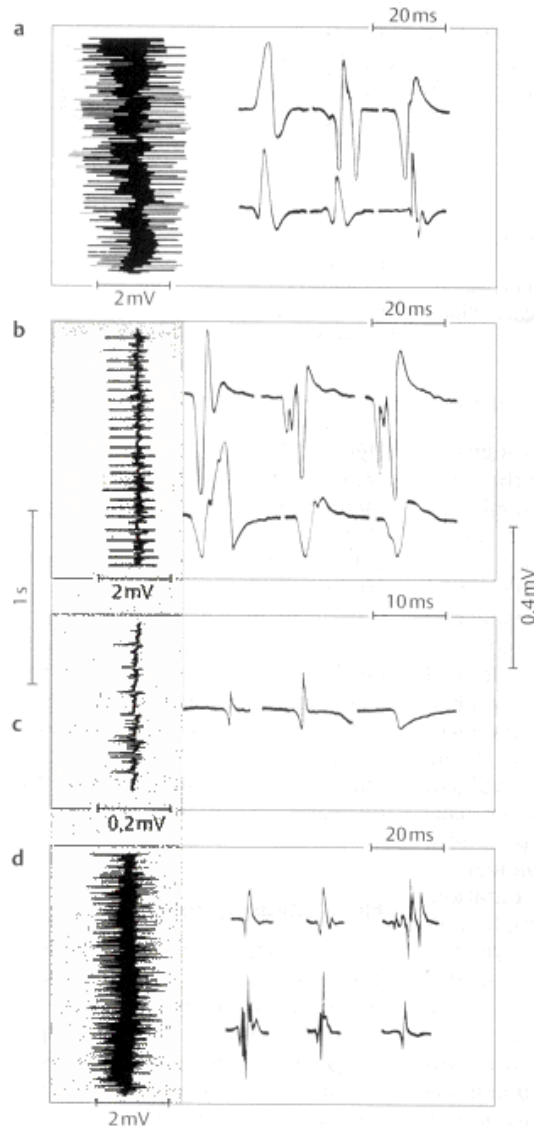
kasılmasında tek tük potansiyeller görülebilir. Ama daha güçlü veya maksimal kasılmada bu potansiyeller “interferens patterni” (interferens: girişim/ karışım) oluşturmak üzere kaynaşır/ birleşirler. Tek bir motor üniteden elde edilen potansiyelin genlik ve şekli büyük ölçüde elektrot pozisyonunun fonksiyonudur. Normal genlikler genellikle birkaç yüz μV (mikro volt) ile birkaç mV (mili volt) arasındadır ve genellikle bir motor ünite potansiyeli 4 fazdan daha fazla değildir. Ortalama potansiyel süresinin uzaması, normalden daha yüksek genlik ve artmış sayıda polifazik potansiyel nörojenik süreç göstergeleridir. Ortalama potansiyel süresinin kısalması, normalden düşük genlik ve artmış sayıda polifazik potansiyel kas hastalığını (miyopati) gösterir. Periferik sinir hasarı sonrası reinnervasyon (sinirin yeniden ileti yapması) geçici olarak kısa, düşük genlikli polifazik potansiyellerle gösterilebilir, zamanla normale döner.



Şekil 3.20. Çeşitli şekillerin EMG potansiyelleri [2, 32].

- a) Normal MUP
- b) Denervasyon sebebiyle oluşan fibrilasyon potansiyeli
- c) Denervasyon sebebiyle oluşan pozitif keskin dalga
- d) Reinervasyon'da görüldüğü gibi, düşük genliğin, parçalı-çok fazlı olma potansiyeli
- e) Kronikleşmiş boynuz oluşumundan (horn process) dolayı anormal olarak uzun süredir devam eden yüksek-genlik potansiyeli (dev-potansiyel)

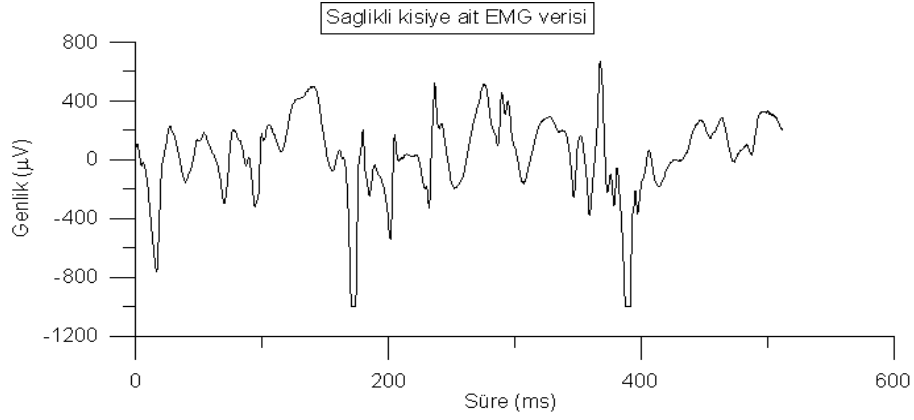
Şekil 3.20'de spontan aktivite ve anormal motor ünite potansiyelleri, Şekil 3.21'de ise normal ve anormal EMG patternleri ile bunlara uyan interferens patternleri gösterilmiştir.



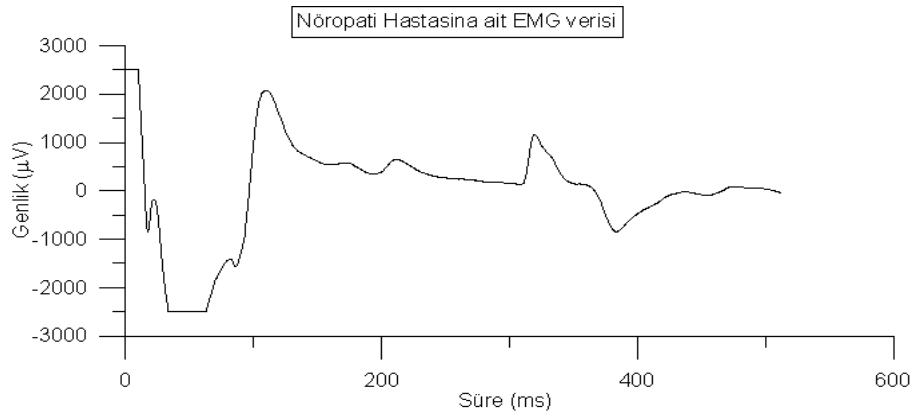
Şekil 3.21. Normal, Nörojenik ve Miyopatik EMG işaretleri [2, 32].

- a) Normal: Tam ara yüz deseni
- b) Periferel bir sinir deformasyonu ertesindeki reinnervasyon: Kişisel salınımlar
- c) Toplam denervasyon: fibrilasyon potansiyelleri ve pozitif keskin dalgalar
- d) Miyopati: güçsüzlüğe (zayıflığa) rağmen ara yüz deseni tam. Durumu oluşturan her bir potansiyelin genliği düşük ve kısmen çok fazlı ve parçalı.

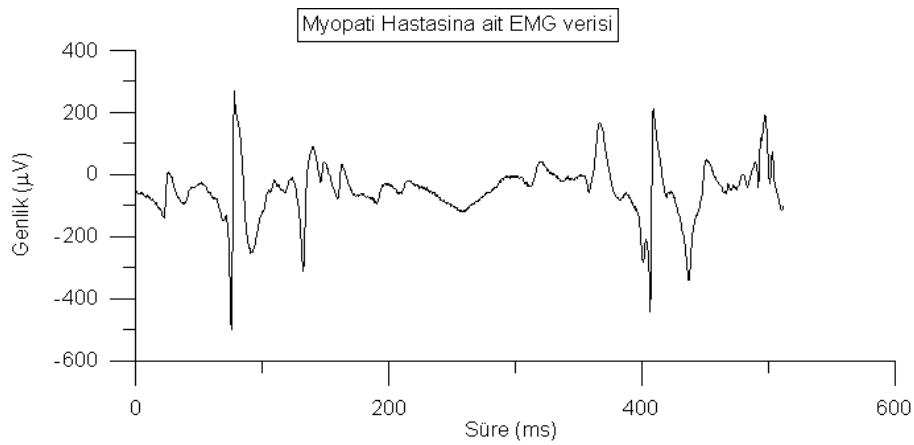
Yine Şekil 3.22’de çeşitli EMG işaretleri verilmektedir.



Şekil 3.22a. Sağlıklı kişiye ait EMG işareti



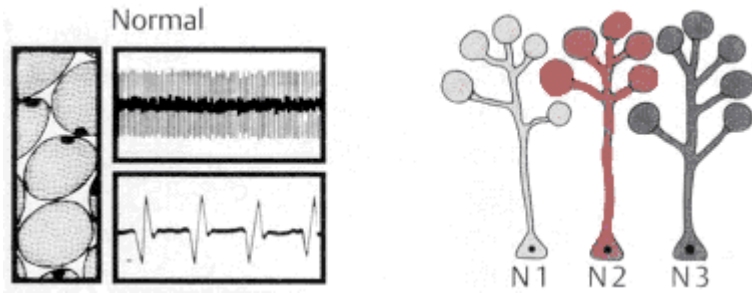
Şekil 3.22b. Nöropati hastasına ait EMG işareti



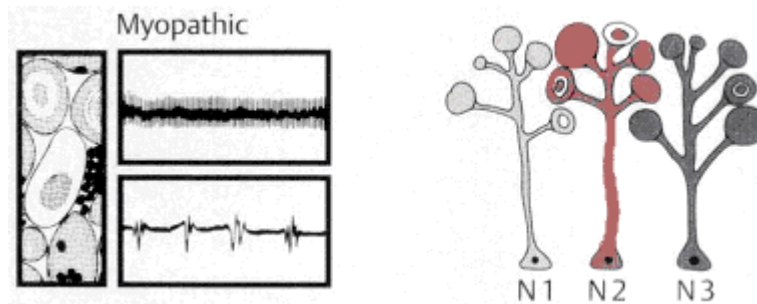
Şekil 3.22c. Miyopati hastasına ait EMG işareti

Nörojenik süreçlerde motor ünite ortadan kalkmış ve akson kaybı süreçlerinden dolayı interferens patterni çok çok seyrekleşmiştir. Diğer yandan miyopatik süreçlerde genlik düşmekle birlikte interferens patternleri yoğun olarak devam eder.

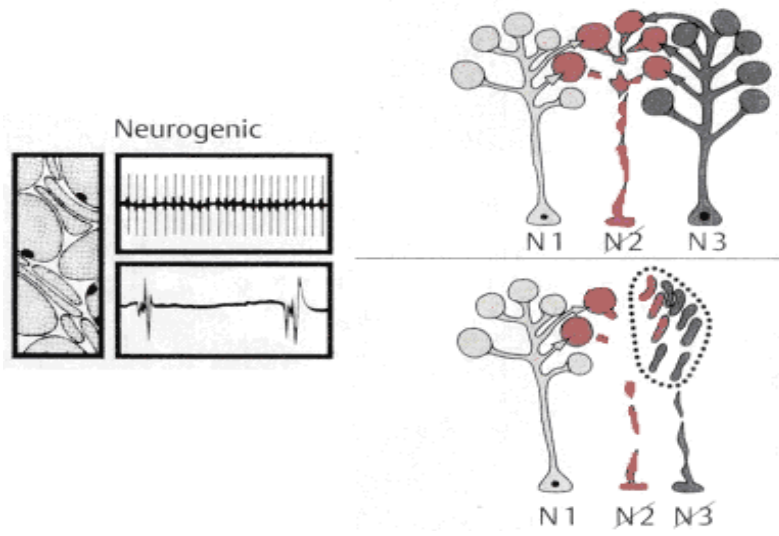
Şekil 3.23’de ise motor üniteleri ile EMG arasındaki ilişki görülmektedir [2, 32]. Bu şekillerde üç adet motor ünite üzerinden anlatım yapılmıştır. Şekil 3.23a’da sağlıklı biri için motor ünite – EMG ilişkisini göstermektedir. Şekilde de görüleceği gibi normalde kas liflerinin hepsi aynı kalibrededir. Bu şekildeki EMG işaretini incelendiğinde tam ara yüz deseni, her biri normal olarak biçimlendirilmiş motor ünite potansiyelleri görülür. Şekil 3.23b’de miyopati hastası bir kişi için söz konusu ilişkiyi göstermektedir. Burada farklı motor ünitelere ait fiberler birbirinden bağımsız olarak farklı derecelerde değişime uğramıştır. Bu şekildeki EMG işaretinde tam ara yüz deseni halen mevcut olmakla beraber, genliğin düşmüş olduğu ve motor ünite potansiyelleri daha küçük olup, şekillerinin de bozulduğu görülebilir. Şekil 3.23c’de ise nöropati hastası için motor ünite – EMG ilişkisini göstermektedir. Nörojenik yaralar motor gangliyon hücrelerini veya periferik sinir aksonunu etkiler. İlgili motor ünitesine bağlı kas lifleri denerve olmuş; bazıları komşu motor üniteleri tarafından reinnervate edilmiştir. Eğer bir komşu ünite de kayıp olmuş ise aynı sertlikte atropik kas lifleri oluşur. Bu şekildeki EMG işaretinde maksimal gönüllü inervasyonda ve genişletilmiş bozuk şekilli motor ünite potansiyellerinde seyrek ara yüz deseni görülebilir [2, 32].



Şekil 3.23a. Normal kişi için MÜ – EMG ilişkisi



Şekil 3.23b. Miyopati hastası için MÜ – EMG ilişkisi



Şekil 3.23c Nöropati hastası için MÜ – EMG ilişkisi

BÖLÜM 4. VERİ MADENCİLİĞİ

4.1. Giriş

Teknoloji devrimi ile birlikte verilerin dijital ortamda saklanmaya başlanması nedeniyle, yeryüzündeki bilgi miktarının sürekli arttığı günümüzde veri tabanlarının sayısı da benzer, hatta daha yüksek oranda artmaktadır. Daha yüksek kapasite ve işlem gücüne sahip donanımların geliştirilmesi ile birlikte veri saklama hem daha kolay, hem de daha güvenli hale gelmiştir.

Veri tabanı sistemlerinin artan kullanımı ve veri depolama ünitelerinin hacimlerindeki olağanüstü artış geleneksel sorgulama ve raporlama araçlarının dev veri yığınları karşısında etkisiz kalmasına yol açmıştır. Bunun sonucunda veri tabanlarında bilgi keşfi (VTBK) (KDD-Knowledge Discovery in Databases) adı altında yeni arayışlar ortaya çıkmıştır.

VTBK süreci içerisinde büyük önemi bulunan modelin kurulması ve değerlendirilmesi aşamalarına genel olarak veri madenciliği adı verilmektedir [33, 34].

4.2. Veri Madenciliği Tanımı

Veri madenciliği, büyük miktarlardaki verinin içinden geleceği tahmin edilmesinde yardımcı olacak anlamlı ve yararlı bağlantı ve kuralların bilgisayar programlarının aracılığıyla aranması ve analizidir. Ayrıca veri madenciliği, çok büyük miktardaki verilerin içindeki ilişkileri inceleyerek aralarındaki bağlantıyı bulmaya yardımcı olan veri analizi tekniğidir [35].

Gartner Grup tarafından yapılan tanımda ise veri madenciliği, istatistik ve

matematik tekniklerle birlikte ilişki tanıma teknolojilerini kullanarak, depolama ortamlarında saklanmış bulunan veri yığınlarının elenmesi ile anlamlı yeni ilişki ve eğilimlerin keşfedilmesi sürecidir [35 - 39].

Veri madenciliği, temel olarak bilgisayar destekli bir bilgi çözümleme işlemidir [40].

Veri madenciliği, ayrı sorgular vererek büyük miktarda olan veriden yararlı bilgi, desenler ve eğilimler çıkarabilmektir [38].

Veri madenciliği, verinin sahibine anlamlı ve yararlı olacak şekilde veri kümesinin içinde şüphe uyandırmayan ilişkileri bulmak ve veriyi yeni bir şekilde özetlemek için veri kümelerinin incelenmesidir [39, 41].

Neticede veri madenciliği aracılığıyla, büyük veri kümelerinden oluşan veritabanı sistemleri içerisinde gizli kalmış bilgilerin çekilmesi sağlanır. Bu işlem, istatistik, matematik disiplinleri, modelleme teknikleri, veritabanı teknolojisi ve çeşitli bilgisayar programları kullanılarak yapılır [36].

Yani veri işlenerek amaçlanan bilgi elde edilir.

Veri madenciliği biyotıp, gen fonksiyonları ve DNA sıralama desenlerinin veri analizlerinde, hastalık tanısında, perakende satış verilerinde, telekomünikasyon endüstrisinde, satış tahmini, finans analizi, bankacılık, sigorta, astronomi ve birçok alanda uygulanmaktadır [38].

Örneğin bir tıbbi teşhis sisteminde kullanılan standart yazılımlar verinin dağınık olması, kontrol edilememesi, çok farklı çeşitlerinin kullanılması, örnekleri karşılaştırma, kritik farkları tespit etme, veritabanları üzerindeki sistematik ve tutarlı analizler yapılamaması gibi nedenlerle sorunlu olup, doktorlar tarafından eksik görülmektedir. Bu bağlamda hem sayısal parametrelere hem de morfolojilere ilişkin eğrilerin bir uzman bilgi sistemi ile temel analizini sağlayan, gerekli bilgileri depolayan, işleyen, yöneten ve karar için referans gibi son derece

yararlı bir yapıyı içeren veri madenciliği devreye girmiştir. Ayrıca veri madenciliği ve teknikleri uzman doktorlara kolaylık sağlaması nedeniyle tıp alanında kabul görmüştür [42, 43]. Veri madenciliği aslında tıp ve diğer alanlarda bilgi keşfi sürecinin bir parçası olarak değerlendirilmektedir [42, 44].

Veri tabanlarındaki veriden anlamlı bilgiler çıkarılırken öncelikle veri yığınları arasından gereken veriler alınır, sınıflandırılır ve daha sonrada işlenir. Sınıflandırma, örüntü tanıma gibi birkaç araştırma alanında çalışan veri madenciliği ve makine öğrenmesinde bir hastanın durumunu kaydetme, tüm hastaların laboratuvar test sonuçları, bulgular ve sinyaller gibi verilerinin niteliğini önceden söyleyebilme önemli bir problemdir [45]. Veri madenciliğinde sınıflama metotları, büyük verilerde ilginç nesnelerin otomatik tanımlanmasında ve mali piyasalardaki eğilimin sınıflamalarını içeren uygulamalarda bilgi keşfi için kullanılır [46]. Bu verileri sınıflandırırken kullanılan çeşitli yöntemler mevcuttur. Bu yöntemler içerisinde tahmin edici ve tanımlayıcı özelliklere sahip olan karar ağaçları, veri madenciliğinde;

- a) Kuruluşlarının ucuz olması,
- b) Yorumlanmalarının kolay olması,
- c) Veri tabanı sistemleri ile kolayca entegre edilebilmeleri,
- d) Güvenilirliklerinin daha iyi olması

nedenleri ile sınıflama modelleri içerisinde yaygın kullanıma sahiptir [47, 48].

Kullanılan teknikler ve yöntemlerle ilgili bilgiler ilerleyen konularda ayrı bir başlık altında verilmektedir.

4.3. Veri Madenciliği İşlevleri

Veri madenciliğine işlevleri açısından bakılacak olursa, veri madenciliği aktiviteleri üç sınıf altında toplanmıştır: Keşif (Discovery), tahmini modelleme (Predictive modeling) ve adli analiz (Forensic analysis).

Keşif, ne olabileceği konusunda önceden belirlenmiş bir fikir ya da hipotez olmadan, veri tabanı içerisinde gizli desenleri arama işlemidir. Geniş veri tabanlarında kullanıcının pratik olarak aklına gelmeyecek ve bulmak için gerekli doğru soruları bile düşünemeyeceği birçok gizli desen olabilir. Buradaki asıl amaç, bulunacak desenlerin zenginliği ve bunlardan çıkarılacak bilginin kalitesidir.

Basit bir örnek vermek gerekirse, bir ülkenin nüfus kayıtlarını düşünelim. Kullanıcı, eldeki bu veri tabanına “Bankacıların yaş ortalaması nedir?” şeklinde bir ilk soru sorabilir. Sistemin bu soruya 47 olarak cevap verdiğini varsayalım. Kullanıcı, artık “yaş”la ilgili daha ilginç veriler bulma yoluna gidebilir. Sistem, bu andan itibaren, bir analist gibi hareket edecek ve kurallar çıkarmaya çalışacaktır. Örneğin “Eğer Meslek=Sporcu ise, Yaşı %71 kesinlikle 30’dan küçüktür.” kuralının anlamı, eğer veri tabanından 100 adet Sporcu seçilirse, bunların 71 adedinin yaşı, 30’dan küçüktür demektir. Benzer olarak sistem, “Eğer Meslek=Sporcu ise, Yaşı %97 kesinlikle 60’dan küçüktür” sonucunu da çıkarabilir. Bu da 100 sporcudan en az 97’sinin 60 yaşından küçük olduğunu belirtir.

Tahmini modellemede, veri tabanından çıkarılan desenler, geleceği tahmin için kullanılır. Bu model, kullanıcının bazı alan bilgilerini bilmeseye izin vermez. Sistem, bu boşlukları, önceki kayıtlara bakarak tahmin yoluyla doldurur. Keşif, verideki desenleri bulmaya yönelirken, tahmini modelleme, bu desenleri yeni veri nesnelerini bulmak için uygundur.

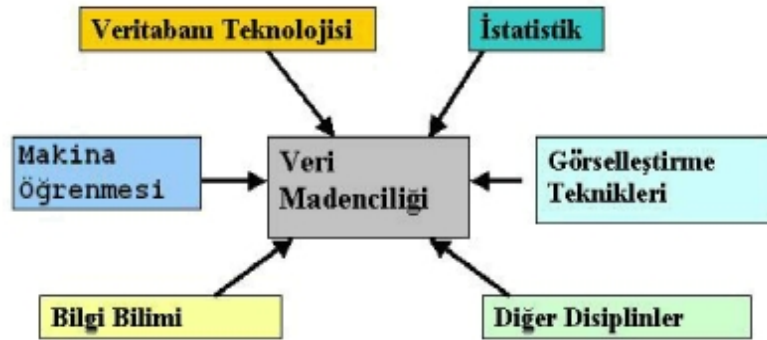
Az önceki örneği baz alırsak, artık mesleği sporcu olan birinin yaşını yaklaşık olarak tahmin edebilmekteyiz. Kayıtlar arasında yaşı bilinmeyen fakat mesleği sporcu olan birini bize söylediklerinde, yaşının %71 kesinlik oranıyla 30’dan küçük, hatta %97 kesinlikle de 60’dan küçük olduğunu tahmin edebiliriz. Burada keşif, genel bilgiyi bulmamıza yardımcı olur ama tahmini modelleme, daha spesifik bilgileri tahmin etmekte kullanılır.

Adli analiz, normal olmayan ya da sıra dışı veri elemanlarını bulmak için, çıkarılmış desenleri uygulama işlemidir. Sıra dışı olanı bulmak için ilk önce sıradan kısmı tespit etmek gerekir. Örneğimize göre 60 yaşından sonra hala spor yapan %3’lük bir

kesimin olduğunu biliyoruz ancak sebebini bilmiyoruz. Bunlar sıra dışı eleman olarak kabul edilmektedirler. Kimisi normalin dışında sağlıklı olabilir ya da yaş ile ilgisi olmayan sporlarla (örneğin golf) uğraşarak olabilirler. Ya da bu veri tabanındaki bilginin yanlış olabileceğini de gösteriyor olabilir. Görüldüğü gibi adli analiz, keşifte aranan genel bilginin tersine, sıra dışı ve özel durumları araştırır.

4.4. Veri Madenciliği ve Diğer Disiplinler

Veri madenciliği, makina öğrenmesi, örüntü tanıma, veritabanı teknolojileri, istatistik, bilgi bilimi, yapay zekâ, uzman sistemler, veri görselleştirme (data visualization) alanlarının bir kesişim noktası olarak doğmuş ve bu bağlamda gelişmesini sürdürmektedir.



Şekil 4.1 Veri madenciliğinin diğer disiplinlerle ilişkisi

Makina öğrenmesi, örüntü tanıma ve istatistik alanları, veri madenciliğinde örüntü keşfetme aşamasında; yapay zekâ teknolojileri, bulunan örüntüleri yorumlama aşamasında; veritabanı teknolojileri, eldeki verileri depolama, süzme, temizleme, sorgulama işlemi aşamasında; veri görselleştirme ise, raporlama ve insan beyni için anlamlı sembollere çevirme aşamasında yardımcı olmaktadır.

4.5. Veri Madenciliği Uygulama Alanları

Veri madenciliği her geçen gün yeni ve farklı alanlarda kullanılmaya başlamakla birlikte günümüzde yaygın olarak kullanıldığı alanlar birkaç kategoride toplanabilir:

a) Pazarlama

Müşterilerin satın alma örüntüleri, kampanya ürünleri belirleme, mevcut müşterileri kaybetmeden yeni müşteriler kazanma, pazar sepeti analizi (Market Basket Analysis), müşteri ilişkileri yönetimi (CRM - Customer Relations Management) ve satış tahmini alanları en yaygın veri madenciliği uygulama alanlarıdır.

b) Banka ve Sigortacılık

Farklı finansal göstergeler arasında korelasyon tespiti, kredi kartı dolandırıcılıklarının tespiti, kredi taleplerinin değerlendirilmesi, kredi kartı harcamalarına göre müşteri profili belirlenmesinde, sigorta dolandırıcılıklarının tespitinde, yeni poliçe talep edecek müşterilerin tahmininde yoğun olarak kullanılmaktadır.

c) Biyoloji, Tıp ve Genetik

Bitki türleri ıslahı, gen haritasının analizi ve genetik hastalıkların tespiti, test sonuçlarının tahmini, tıbbi teşhis, tedavi sürecinin belirlenmesi, kanserli hücrelerin tespiti, yeni virüs türlerinin keşfi ve sınıflandırılması, fizyolojik parametrelerin analizi ve değerlendirilmesinde v.s kullanılmaktadır.

d) Kimya

Yeni kimyasal moleküllerin keşfi ve sınıflandırılması, yeni ilaç türlerinin keşfinde kullanılmaktadır.

e) Yüzey Analizi ve Coğrafi Bilgi Sistemleri

Bölgelerin coğrafi özelliklerine göre sınıflandırılması, kentlerde yerleşim yerleri belirleme, kentlerde suç oranı, zenginlik-yoksulluk, köken belirleme, kentlere yerleştirilecek posta kutusu, otomatik para makinaları, otobüs durakları gibi

hizmetlerin konumlarının tespitinde kullanılmaktadır.

f) Görüntü Tanıma ve Robot Görüş Sistemleri

Çeşitli algılayıcılar aracılığı ile tespit edilen görüntülerden yola çıkarak engel tanıma, yol tanıma, yüz tanıma, parmak izi tanıma gibi tekniklerde kullanılmaktadır.

g) Uzay Bilimleri ve Teknolojisi

Gezegen yüzey şekillerinin ve gezegen yerleşimleri, yeni galaksilerin keşfi, yıldızların konumlarına göre gruplandırılmasında kullanılmaktadır.

h) Meteoroloji ve Atmosfer Bilimleri

Bölgesel iklim, yağış haritaları oluşturma, hava tahminleri, ozon tabası deliklerinin tespiti, çeşitli okyanus hareketlerinin belirlenmesinde kullanılmaktadır.

i) Sosyal bilimler ve Davranış bilimleri

Kamuoyu yoklamaları inceleme, genel eğilim belirleme, seçim öngörülerini oluşturmada kullanılmaktadır.

j) Metin Madenciliği (Text Mining)

Çok büyük ve anlamsız metin yığınları arasından anlamlı ilişkiler elde etmekte kullanılmaktadır.

k) İnternet Madenciliği (Web Mining)

İnternet üzerindeki veriler hem hacim hem de karmaşıklık olarak hızla artmaktadır. Sadece düz metin ve resimden başka, akan (streaming) ve sayısal veriler de web verileri arasında yer almaktadır. İnternetin belirli kategorilere ayrılarak veriye ulaşım süresinin azaltılması web madenciliğinin temel hedefidir.

1) Devlet Uygulamaları

Kamu yöneticileri günümüzde verinin ve bilginin önemini kavramışlardır. Müşteriye özel hizmet sunan ticari kuruluşlarda olduğu gibi devlet kurumları da vatandaşlarının ihtiyaçlarına özel hizmet sunabilmenin önemini kavramışlardır. Kamu yöneticileri için en önemli uygulamalar kaynakların doğru olarak kullanımını sağlamak ve planlama; kamu güvenliğini sağlama amacı ile güvenlik problemlerini önceden tahmin etmek, rastlantısal olaylardaki sorunların çözümüne dair izleri keşfetmek ve olası güvenlik sorunlarını eş zamanlı olarak tespit edebilmek ve çözüm üretebilmek; vergi ile ilgili yolsuzlukları ve izlerini belirlemek, yolsuzlukları eş zamanlı olarak belirlemek, sağlık ödemeleri, programların uygulanması vb. konularda şüpheli durumların tespiti, suiistimal ve israfları belirlemek ve milyonlarca dolarlık zararı engellemektir v.s. Kamuda enformasyon ve bilgi ihtiyacı sonsuzdur. Emniyet birimleri için suç istatistiklerine dair online raporlama, hangi profildeki insanların ne tür suçlara meyilli olduklarını belirleme, eş zamanlı suç engelleme politikaları oluşturmak ancak ileri analitik uygulamalar ile mümkündür. Günümüzde e-devlet kavramı oldukça kritiktir. E-devlet uzmanlarının en önemli hedefi bilgiye eş zamanlı olarak ulaşmak ve daha iyi hizmet vermektir. E-devlet uygulaması gerçekleştirilen ülkelerde kamu kuruluşları ziyaretçilerin sayfalarını nasıl kullandığı, ihtiyaç duyulan formlara kolayca ulaşıp ulaşılamadığı, web sayfa tasarımının nasıl en iyi kullanılabilir hale getirilebileceği, hangi sayfaların hangi sıra ile ziyaret edildiğinin anlaşılması, geçmişteki ziyaretçi davranışlarına göre kurumun web sayfasını vatandaşın ihtiyacına daha iyi yanıt verecek şekilde yeniden düzenlemek mümkündür [33].

4.6. Tıbbi Verilerle Veri Madenciliği

Tıp alanında bilginin kullanım şeklinde meydana gelen değişiklikler sağlık bakım hizmetini verenleri etkilemiştir, sağlık bakım hizmetinin verilmesinde bilgisayar kullanımı, bilginin paylaşım-ekip yaklaşımını, veri ve bilgi temelli uygulama gibi kavramlar yaygınlaşmaya başlamıştır. Bilgisayarlar hasta bakım hizmetlerinin destekleme, sağlık bakım hizmetlerinin kalitesinin değerlendirilmesi gibi doğrudan sağlık bakım hizmetlerinin sunulmasında kullanılmasının yanı sıra, teşhis koyma, tedavi süreçleri, yönetim, planlama ve tıbbi araştırmalar gibi yönetsel ve

akademik fonksiyonların yerine getirilmesinde daha fazla kullanılmaya başlanılmıştır [8, 49].

Tıp alanında bulunan mevcut veri oldukça fazla ve hayati öneme sahiptir. Hastane bilgi sistemleri sayesinde bu veriler düzenli olarak tutulmaktadır. Hayati öneme sahip olan bu verilerden daha fazla yararlanmak mümkündür. Hastane Bilgi sistemlerinden veya diğer tıbbi veri toplayan sistemlerden alınan veriler üzerinde yapılan veri madenciliği çalışmaları hem uzmanlar için hem hastane yönetimi için hem de hastaların daha kaliteli bir hizmet almalarında etkin rol oynamaktadır [8, 49].

4.6.1. Tıbbi verilerle veri ambarının oluşturulması

Tıbbi veriler üzerinde çalışma yapmak bu verileri iyi tanımakla mümkündür. Tıbbi verilerin yorumlanmasında uzmanların önemli bir rolü vardır. Bu nedenle uzman görüşleri ile işlemler arasındaki bağlantı iyi kurulmalıdır. Tıp alanında belirli bir standardın olmayışı ve var olan standartlar arasında tam bir uyumun olmaması nedeniyle, bu alanında bir veri ambarının oluşturulması oldukça zor bir işlemdir. Bu nedenle veri ambarı oluştururken farklı kaynaklardan toplanan veriler arasındaki standart uyumu da göz önüne alınmalıdır [8, 49].

Bunu yanı sıra tıp alanındaki terimlerin hem karışık hem de birbirine yaklaşık olması da veri ambarı oluşumunu negatif yönde etkilemektedir. Tıp alanındaki veri genellikle farklı kaynaklarda toplanmaktadır. Örneğin hastanın laboratuvar ile ilgili verileri ile hastanın teşhis bilgileri farklı kaynaklarda ve farklı şekillerde tutulmaktadır [8, 49].

4.6.2. Tıbbi verilerin özellikleri

Tıbbi verilerin veri madenciliğinde etkin olarak kullanılabilmesi için bu verilerin özelliklerinin çok iyi bilinmesi ve yapılan işlemlerin bu özellikleri dikkate alınarak yapılması gerekmektedir. Bunlar [8, 50, 51]:

1. Çok sayıda yordam, görüntülemeyi bir tanı aracı olarak kullanmaktadır. Bu nedenle, görüntülerden oluşan veri tabanlarında etkin bir veri madenciliği gerçekleştirebilmek için yöntemler geliştirmek gerekmektedir. Bu da sayısal veritabanlarındaki veri madenciliğinden hem daha farklı, hem de daha zordur.

2. Tıbbi veritabanları, her zaman heterojendir. Örneğin, bir organa ait görüntü, her zaman, hekimin yorumu (klinik izlenim, tanı) gibi, başka klinik bilgilerle bir aradadır.

Bu ise, bu tür verilerin çözümü için yeni araçlar ve yüksek kapasiteli veri depolama aygıtları gerektirir.

3. Hekimler, görüntüler, sinyaller ya da diğer klinik bilgilerle ilgili yorumlarını, standartlaştırılması çok güç olan serbest metinler olarak yazmaktadır. Örneğin aynı hastalık açıklanırken bile farklı adlar kullanılmaktadır. Tıbbi kavramlar arasındaki ilişkileri açıklamak için de farklı dilbilgisi yapıları kullanılmaktadır.

4. Verinin sahibi kimdir? Her yıl milyarlarca baytlık tıbbi veri üretilmekte, bu veriler, heterojen veritabanlarında saklanmakta ve sağlık kurumları tarafından ortak bir biçim ya da ilkeye göre düzenlenmeden yayılmaktadır. Hastaya ait bilgilerin sahibinin kim olduğu sorusu hâlâ yanıtlanmamıştır. Hastalar mı, hekimler mi, sigorta kurumları mı?

5. Hekimlere ya da sağlık hizmeti veren diğer kişilere yönelik davalardır. Örneğin, hekimler gereksiz testler yüzünden dava konusu olabilmektedir. Böyle bir ortamda da hekimler ya da sağlık hizmeti veren diğer kişiler, verilerini bu veriler üzerinde çalışacak olan kişi ya da kurumlara aktarmakta gönülsüz davranmaktadır.

6. Gizlilik, güvenlik ve hasta mahremiyetiyle ilgili vb konular. Veri internet üzerinden elektronik olarak aktarıldığından, güvenli değildir. Bu nedenle veri bir kurum içinde bir birimden diğerine aktarılacak olsa da dikkatli bir biçimde şifrelenmelidir.

7. Tıptaki temel veri yapıları, fiziksel bilimlerin birçok alanıyla karşılaştırıldığında, matematiksel olarak karakterize edilmeye pek uygun değildir. Veri madencisinin bilgiyi düzenleyebileceği, kümeleme, gerileme modelleri ya da dizi çözümlenmeleri gibi karşılaştırılabilir yapılar yoktur.

8. Tıp öncelikle insan sağlığıyla ilgili bir etkinlik, ikincil olarak bir araştırma kaynağıdır. Genel olarak tıp alanında bilgi toplama ya da bazı bilgilerin toplanmasını reddetme, hasta yararı içindir [8, 50, 51].

4.7. Veri Madenciliği Çalışması Örnek Uygulamaları

Bağıntı: “Çocuk bezi alan müşterilerin %30’u bira da satın alır.”

Sepet analizinde (basket analysis) müşterilerin beraber satın aldığı malların analizi yapılır. Buradaki amaç mallar arasındaki pozitif veya negatif korelasyonları bulmaktır. Çocuk bezi alan müşterilerin mama da satın alacağını veya bira satın alanların cips de alacağını tahmin edebiliriz ama ancak otomatik bir analiz bütün olasılıkları göz önüne alır ve kolay düşünülemez, örneğin çocuk bezi ve bira arasındaki bağıntıları da bulur.

Sınıflandırma: “Genç kadınlar küçük araba satın alır, yaşlı, zengin erkekler büyük, lüks araba satın alır.”

Amaç bir malın özellikleri ile müşteri özelliklerini eşlemektir. Böylece bir müşteri için ideal ürün veya bir ürün için ideal müşteri profili çıkarılabilir. Örneğin bir otomobil satıcısı şirket geçmiş müşteri hareketlerinin analizi ile yukarıdaki gibi iki kural bulursa genç kadınların okuduğu bir dergiye reklam verirken küçük modelinin reklamını verir.

Regresyon: “Ev sahibi olan, evli, aynı iş yerinde beş yıldan fazladır çalışan, geçmiş kredilerinde geç ödemesi bir ayı geçmemiş bir erkeğin kredi skoru 825’dir.”

Başvuru skorlamada (application scoring) bir finans kurumuna kredi için başvuran kişi ile ilgili finansal güvenilirliğini notlayan örneğin 0 ile 1000 arasında bir skor hesaplanır. Bu skor kişinin özellikleri ve geçmiş kredi hareketlerine dayanılarak

hesaplanır.

Zaman içinde sıralı örüntüler: “İlk üç taksitinden iki veya daha fazlasını geç ödemiş olan müşteriler %60 olasılıkla kanuni takibe gidiyor.”

Davranış skoru (behavioral score), başvuru skorundan farklı olarak kredi almış ve taksitleri ödeyen bir kişinin sonraki taksitlerini ödeme/geciktirme davranışını notlamayı amaçlar.

Benzer zaman sıraları:“X şirketinin hisse fiyatları ile Y şirketinin hisse fiyatları benzer hareket ediyor.” Amaç zaman içindeki iki hareket serisi arasında bağıntı kurmaktır. Bunlar örneğin iki malın zaman içindeki satış miktarları olabilir. Örneğin dondurma satışları ile kola satışları arasında pozitif, dondurma satışları ile salep satışları arasında negatif bir bağıntı beklenebilir.

İstisnalar (fark saptanması):“Normalden farklı davranış gösteren müşterilerim var mı?” Amaç önceki uygulamaların aksine kural bulmak değil, kurala uymayan istisnai hareketleri bulmaktır. Bu da örneğin olası sahtekârlıkların saptanmasını (fraud detection) sağlar. Örneğin Visa kredi kartı için yapılan CRIS sisteminde bir yapay sinir ağı kredi kartı hareketlerini takip ederek müşterinin normal davranışına uymayan hareketler için müşterinin bankası ile temasa geçerek müşteri onayı istenmesini sağlar.

Doküman madenciliği:“Arşivimde (veya internet üzerinde) bu dokümana benzer hangi dokümanlar var?” Amaç dokümanlar arasında ayrıca elle bir tasnif gerekmeden benzerlik hesaplayabilmektir (text mining). Bu genelde otomatik olarak çıkarılan anahtar sözcüklerin tekrar sayısı sayesinde yapılır.

4.8. Veri Madenciliği Teknikleri

Veri madenciliği teknikleri eldeki veri türüne ve elde edilen sonuçların kullanım amacına göre farklılıklar gösterir. Temelde veri madenciliği iki kategoride incelenir.[33, 52]:

1) Tanımlayıcı (Descriptive)

2) Öngörüsöl (Predictive)

Tanımlayıcı veri madenciliđi, veritabanındaki verinin genel karakterini, mevcut durumu ortaya ıkarmaya yönelik yöntemleri ön plana ıkarır. Öngörüsöl veri madenciliđi ise verileri geleceđe yönelik tahminler yapma, sonuç ıkarma amaçlı işlemlerde kullanır. Veri madenciliđi teknikleri kullanıldıkları veri yapılarına ve keşfedebildikleri örüntü biçimlerine göre kategorilere ayrılır. Birok kaynak veri madenciliđi teknikleri için farklı gruplandırmalar yapmıştır. Bunlardan en yaygın kabul göreni J.Han'ın ortaya sürdüđu kategorilerdir. J.Han kategorilerini kullanan kaynaklar bile, hangi algoritmanın hangi kategoriye ait olduđu konusunda net görüş birliđine sahip deđildir. Bu kategorileri aşıđıdaki gibidir:

- a) Tanımlama ve Ayrımrama (Characterization and Discrimination)
- b) Birliktelik Analizi (Association Analysis)
- c) Sınıflandırma ve Öngörü (Classification and Prediction)
- d) Kümeleme Analizi (Cluster Analysis)
- e) Sıra dışılık (İstisna) Analizi (Outlier Analysis)
- f) Evrimsel Analiz (Evolution Analysis)

4.8.1. Tanımlama ve ayrımrama

Veriler gösterdikleri ortak özelliklere göre genelleştirilmiş sınıflara ayrılabilirler. Bir firma müşteri portföyünü alışveriş ortalaması belirli bir miktardan daha yüksek olan müşterileri "zengin", diđerlerini ise "orta halli" ya da "fakir" olarak tanımlayabilir. Bu tür genellemeler veri kümesinin elemanlarının ortak özellikleri ya da veri kümesinin diđer veri kümeleri ile olan farklılıklarını yansıtacak şekilde yapılabilmektedir.

a) Tanımlama (Characterization)

Bir veri kümesinin elemanlarının genel özelliklerini özetlemek amaçlı kullanılır.

Örneğin bir alışveriş merkezinde “bu yıl satışı oranı %25'in üzerinde artan mallar” ifadesi bir tanımlama işlemidir.

b) Ayrımlama (Discrimination)

Bir veri kümesinin diğer bir veri kümesinden farklarını ortaya çıkarma işlemidir. Örneğin bu yıl satış oranı %10 artan mallar ile satış oranı %15 azalan malların karşılaştırılması ayrımlama tabanlı veri madenciliğidir.

Her iki tür veri madenciliği yöntemi birbirine çok benzer yöntemler kullanırlar. Ayrıca her iki yöntemle elde edilen sonuçlar pasta grafiği, sütun grafiği, eğriler ve çok boyutlu küpler ile sunulurlar.

4.8.2. Birliktelik analizi

Birliktelik analizi bir veri kümesinde kendiliğinden, sıklıkla gerçekleşen, birlikte ya da aynı süre içinde alınma, yapılma, oluşma gibi etkileri keşfetme temeline dayanır. Bu yöntem bankacılık işlemlerinin analizinde ya da pazar sepeti analizi yönteminde yaygın olarak kullanılır. Pazar sepeti analizi, bir alışveriş sırasında veya birbirini izleyen alışverişlerde müşterinin hangi mal veya hizmetleri satın alma eğiliminde olduğunun belirlenmesiyle müşteriye daha fazla ürün satılması yollarından biridir(daha önce bahsedilmişti).

Birliktelik analizi yalnızca mal ve hizmetlerin birlikte satın alınması için değil aynı zamanda hangi koşulları sağlayan müşterilerin hangi ürünleri alacağı hakkında da çözümler getirmektedir. Örneğin bir banka kredi kartı kayıtları incelendiğinde yaşları 20 ile 29 arasında değişen müşterilerden, gelirleri 700 milyon ile 900 milyon TL arasında değişen müşterilerin bilgisayar satın aldıkları görülmüştür.

4.8.3. Sınıflandırma ve öngörü

Sınıflandırma işlemi insan düşünce yapısına en uygun veri madenciliği yöntemidir. İnsanoğlu çevresindeki nesnelere ve olayları daha iyi anlamak ve başkalarına

anlatabilmek için hemen her şeyi sınıflandırma eğilimindedir. Örneğin, insanları davranışlarına göre, hayvanları türlerine göre, evleri görünüşlerine göre sınıflandırmaktadır.

Veri madenciliğinde sınıflandırma, eldeki mevcut verileri önceden belirlenen bir özelliğe göre sınıflara ayırmak ve yeni eklenecek verilerin hangi sınıfa dâhil olacağını tayin etme işlemidir. Diğer bir deyişle, yeni karşılaşılan bir girdinin hangi sınıfa dâhil olacağına karar verme işlemidir.

Sınıflandırma işlemine, bankaların kredi başvurularını düşük, orta ve yüksek riskli olarak sınıflandırması, bir okulda yeni gelen öğrencilerin hangi sınıfta eğitim görmesi gerektiğinin belirlenmesi örnek olarak verilebilir.

Öngörü işlemi sınıflandırma işlemine çok benzer. Ancak öngörü işleminde sınıflandırma, gelecek için tahmin edilen belirli bir davranışa ya da belirli bir değere göre yapılır [33, 52].

Öngörü işlemine örnek olarak deprem tahmini, bir turizm şirketi müşterilerinden hangilerinin bu yaz yurtdışında tatil yapmak isteyeceğinin belirlenmesi verilebilir.

Sınıflandırma ve Öngörü işleminde Karar Ağaçları (Decision Tree), Yapay Sinir Ağları (Neural Networks), K-en yakın komşu (K-Nearest Neighbour), Genetik algoritmalar, Naive Bayesian sınıflama, Bellek Tabanlı Nedenleme (Memory Based Reasoning) yöntemleri kullanılır.

Yapay sinir ağları:

1980'lerden sonra yaygınlaşan yapay sinir ağlarında (artificial neural networks) amaç fonksiyon birbirine bağlı basit işlemci ünitelerinden oluşan bir ağ üzerine dağıtılmıştır (Bishop, 1996). Yapay sinir ağlarında kullanılan öğrenme algoritmaları veriden üniteler arasındaki bağlantı ağırlıklarını hesaplar. YSA istatistiksel yöntemler gibi veri hakkında parametrik bir model varsaymaz yani uygulama alanı daha geniştir ve bellek tabanlı yöntemler kadar yüksek işlem ve bellek gerektirmez.

Karar ağaçları:

İstatistiksel yöntemlerde veya yapay sinir ağlarında veriden bir fonksiyon öğrenildikten sonra bu fonksiyonun insanlar tarafından anlaşılabilir bir kural olarak yorumlanması zordur. Karar ağaçları ise veriden oluşturulduktan sonra yukarıdaki örnekte de olduğu gibi ağaç kökten yaprığa doğru inilerek kurallar (IF-THEN rules) yazılabilir (Mitchell, 1997). Bu şekilde kural çıkarma (rule extraction), veri madenciliği çalışmasının sonucunun geçerlenmesini sağlar. Bu kurallar uygulama konusunda uzman bir kişiye gösterilerek sonucun anlamlı olup olmadığı denetlenebilir. Sonradan başka bir teknik kullanılacak bile olsa karar ağacı ile önce bir kısa çalışma yapmak, önemli değişkenler ve yaklaşık kurallar konusunda bize bilgi verir ve tavsiye edilir.

4.8.4. Kümeleme analizi

Kümeleme işlemi sınıflandırma ve öngörü işleminin aksine, veri kümesini önceden sınıflara ayırmaz, bunun yerine veriler dağılımlarına göre irdelenerek doğal sınıflandırmalar oluşturur. Kümeleme işleminin sınıflandırma işleminden en önemli farkı önceden belirlenmiş sınıflar ya da sınıf tanımları (etiketleri) olmamasıdır. Bu yüzden kümeleme işlemi gözetimsiz (unsupervised) veri madenciliği yöntemidir. Kümeleme işlemi sonunda elde edilen kümeler kullanılan yöntemin giriş parametrelerine bağımlı olsa da, giriş parametrelerinden bağımsız kümeleme teknikleri geliştirme çalışmaları sürmektedir [33, 53].

Kümeleme işleminde temel prensip, sınıf içi benzerliği maksimum, sınıflar arası benzerliği minimum yapmaktır [33, 52]. Bir kümeleme yönteminin kalitesi bu prensibi sağlaması ile doğru orantılıdır.

Kümeleme analizi sadece veri madenciliğinde değil, örüntü tanıma, görüntü işleme, coğrafi bilgi sistemleri gibi birçok alanda yoğun olarak kullanılmaktadır.

4.8.5. Sıra dışılık analizi

Bir veri kümesinde verilerin genel davranışından veya veri dağılım modelinden farklılık gösteren nesnelere sıra dışı (Outlier) denir. Birçok veri madenciliği yöntemi istisnaları gürültü veya aşırı durumlar olarak görür, bu yüzden dikkate almaz. Fakat bazı durumlarda istisna noktalar diğerlerine göre çok daha fazla bilgi içerir. Örneğin kredi kartı veya sigorta sahtekârlıklarının tespitinde, tıp biliminde yeni bir hastalığın başlangıcını tespit etmede istisnalar analiz edilir. İstisna analizinde iki yöntem söz konusudur [33, 52]:

a) İstatistik tabanlı yöntem:

Dağılım analizi ya da standart sapma hesabı gibi istatistik yöntemlerle istisna olabilecek noktalar tespit edilir, fakat çok büyük veri yığınlarında yoğun hesaplama gücü gerektirdikleri için performansları sınırlıdır.

b) Yoğunluk tabanlı yöntem:

Bu yöntemde her noktanın çevresindeki komşuları ile olan yakınlığı hesaplanır. Yakınlık hesaplamada genelde Öklid uzaklığı kullanılsa da veri türüne göre yakınlık hesaplama yöntemi farklılık gösterebilir. Bu yöntemin temel prensibi "yeterince komşusu olmayan noktaları" tespit etmektir.

4.8.6. Evrimsel analiz

Evrimsel analiz, zamanla davranışları değişen nesnelere düzenlilik (regularity) ya da eğilimlerini (trends) ortaya çıkarmayı amaçlar [33, 52]. Evrimsel analiz tanımlama, ayırlama, birliktelik analizi, sınıflama ve kümeleme metotlarını içerse de asıl amacı verinin zaman ile olan ilişkisini ortaya çıkarmaktır. Bunun için zaman serileri (time series), ardışıklık ve periyodiklik örüntüsü bulma, benzerlik analizi gibi metotları kullanır.

Evrimsel analiz J. Han tarafından veri madenciliği kategorileri içine dâhil edilse de

birçok kaynakta bağımsız bir kategori olarak yer almaktadır. Evrimsel analizin kullandığı her bir yöntem evrimsel analiz adı altında değil, kendi başına bağımsız bir teknik olarak kabul görmektedir.

4.9. Karar Ağaçları

Karar ağacı, ağaç yapısında olan bir akış şeması şeklindedir. Her düğüm, bir nitelik üzerindeki test işlemini temsil eder. Her dallanma test işleminin sonucunu temsil eder ve sonuç olarak ağaç sınıflar ile son bulur. Karar ağaçları kolayca sınıflandırma kurallarına dönüştürülebilirler. Karar ağaçları, üç bölümden oluşan bir modeldir:

1. Tanımdaki gibi bir karar ağacı
2. Ağacı oluşturacak bir algoritma
3. Ağacı veriye uygulayacak ve söz konusu sorunu çözecek bir algoritma

Karar ağaçları, eğitici örnekteki veriyi sınavan bir algoritma aracılığıyla gerçekleştirilir ya da alanın bir uzmanı tarafından oluşturulur. Karar ağacı tekniklerinin çoğu, birbirlerinden ağacın nasıl oluşturulduğuyla ayrılır [42, 54].

Karar ağaçlarında, veriler oluşturulduktan sonra ağaca kökten yaprağa doğru inilerek kurallar (IF-THEN rules) yazılabilir. Bu şekilde kural çıkarma, veri madenciliği çalışmasının sonucunun geçerli olmasını sağlar. Bu kurallar uygulama konusunda uzman bir kişiye gösterilerek sonucun anlamlı olup olmadığı denetlenebilir [42, 55]. Karar ağaçlarının kullanıldığı analizler genellikle, çeşitli vakaların yüksek, orta, düşük risk grupları gibi çeşitli kategorilere ayrılması, gelecekteki olayların tahmin edilebilmesi için kurallar oluşturulmasında, belirli alt gruplara özgü olan ilişkilerin tanımlanması, kategorilerin birleştirilmesi, tıbbi gözlem verilerinden yararlanarak en etkin kararların verilmesi gibi uygulamalarda kullanılmaktadır [42, 56, 57].

Tahmin edici ve tanımlayıcı özelliklere sahip olan karar ağaçları, veri madenciliğinde

- a) Kuruluşlarının ucuz olması,
- b) Yorumlanmalarının kolay olması,
- c) Veri tabanı sistemleri ile kolayca entegre edilebilmeleri,
- d) Güvenilirliklerinin daha iyi olması

nedenleri ile sınıflama modelleri içerisinde en yaygın kullanıma sahiptir.

Karar ağacı temelli analizlerin yaygın olarak kullanıldığı sahalara,

- a) Belirli bir sınıfın muhtemel üyesi olacak elemanların belirlenmesi,
- b) Çeşitli vakaların yüksek, orta, düşük risk grupları gibi çeşitli kategorilere ayrılması,
- c) Gelecekteki olayların tahmin edilebilmesi için kurallar oluşturulması,
- d) Parametrik modellerin kurulmasında kullanılmak üzere çok miktardaki değişken ve veri kümesinden faydalı olacakların seçilmesi,
- e) Sadece belirli alt gruplara özgü olan ilişkilerin tanımlanması,
- f) Kategorilerin birleştirilmesi ve sürekli değişkenlerin kesikliye dönüştürülmesidir.

Karar ağacı temelli tipik uygulamalar ise:

- a) Hangi demografik grupların mektupla yapılan pazarlama uygulamalarında yüksek cevap oranına sahip olduğunun belirlenmesi,
- b) Bireylerin kredi geçmişlerini kullanarak kredi kararlarının verilmesi,
- c) Geçmişte işletmeye en faydalı olan bireylerin özelliklerini kullanarak işe alma süreçlerinin belirlenmesi,
- d) Tıbbi gözlem verilerinden yararlanarak en etkin kararların verilmesi,
- e) Hangi değişkenlerin satışları etkilediğinin belirlenmesi,
- f) Üretim verilerini inceleyerek ürün hatalarına yol açan değişkenlerin belirlenmesidir.

Gerçek dünyanın sosyal ve ekonomik olaylarını daha güvenilir bir şekilde gösterebilmek için standart istatistik tekniklerin dışında yeni analiz tekniklerinin

geliştirilmesi ile ilgilenen Morgan ve Sonquist tarafından University of Michigan'da 1970'li yılların başlarında kullanıma alınan Automatic Interaction Detector - AID (Otomatik etkileşimli belirleyici) karar ağacı temelli ilk algoritma ve yazılımdır. AID tekniği en kuvvetli ve en iyi tahmini gerçekleştirebilmek için bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki mümkün bütün ilişkilerin incelenmesine dayanmaktadır. En kuvvetli ilişkiye sahip bağımsız değişken bulunduğu anda, veri kümesi bu bağımsız değişken değerlerine göre ikiye ayrılmakta ve süreç mümkün bölünmeler tamamlanıncaya kadar devam etmektedir. Karar ağacı tekniğinin sağladığı kuruluş ve yorumlama kolaylıkları, AID yazılımının başlangıçta istatistikçi ve veri analistleri tarafından büyük coşku ile karşılanmasına neden olmuştur.

Ancak AID'in bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkilerin tanımlanmasında aşırı saldırgan davrandığı ve bunun sonucunda anlamlı ve anlamsız ilişkileri ayırt edemediği yönünde Einhorn başta olmak üzere birçok araştırmacı tarafından yayınlar yapılmıştır.

İlk temelleri AID yöntemi ile atılan karar ağacı modelleri, çeşitli algoritmalar ile sürdürülmüştür. Geliştirilen bu algoritmalar içerisinde CHAID, C&RT, ID3, Exhaustive CHAID, C4.5, MARS, QUEST, C5.0, SLIQ, SPRINT başlıcalarıdır [42, 55].

4.10. Veri Madenciliği Sistemleri Üzerine Yapılan Çalışmalar

Veri madenciliği tekniklerinin birçok alanda gerekli olan bilgiye erişmek için uygulanabilir olması veri madenciliği teknikleriyle hem genel hem de özel amaçlı birçok uygulamanın geliştirilmesi sağlanmıştır [42, 58].

4.10.1. Özel amaçlı sistemler

Veri madenciliği algoritmalarının belirli problem çözümleri için kullanılmasıdır. Bu uygulamaların çıkış amacı Veri Madenciliği'nin kullanıcıdan bağımsız bir şekilde çalıştırılarak kullanıcının istediği bilgilerin keşfedilmesi ve/veya keşfedilen bilgilerin gömülü bir uygulama içinde doğrudan karar alınmasında faydalanılmasını

sağlamaktır.

Veri madenciliği algoritmalarının özel amaçlı uygulandığı yerlerden ilk göze çarpanlar: astronomi, işletmelerdeki satış analizleri, pazarlama, borsa, sigorta vb. alanlardır [42, 58].

4.10.2. Genel Amaçlı Sistemler

Bu tür sistemlerde amaçlanan veri madenciliği sorgularının probleminden bağımsız olarak tanımlanması ve bu özelliğinden dolayı istenen problemde bu sorguların kullanılabilmesidir [42, 58].

Analysis Manager

Analysis Manager Microsoft firmasının veri madenciliği için üretmiş olduğu ürünüdür. Kümeleme analizi ve karar ağaçları için hazırlanmıştır. Analysis Manager'ın güçlü olduğu taraf kullanıcı-dostu bir ara yüze sahip olması ve uygulama kolaylığıdır. Aracın SQL ile bütünleşik çalışabilmesi bu aracı etkin hale getirmektedir. Analysis Manager'ın bir veri madenciliği sorgusu için farklı algoritmaları desteklememesi en büyük eksikliğidir. Kaynak kodun açık olmaması uygulama geliştiriciler için büyük zorluklar oluşturmaktadır. Kaynak kod yerine, Microsoft kümeleme ve karar ağacı için COM desteği sunsa da bu destek birçok gömülü sistem uygulamalarında geliştiriciler için eksik bir hizmet olarak görülmektedir. Analysis Manager, üretilen sonuçları farklı birçok gösterim şekliyle kullanıcıya sunulabilmektedir. Mesela karar ağaçları için, karar ağacını gösterebildiği gibi sonuçları kural tabloları şeklinde yorumlama imkânı vermektedir [42, 58].

Darwin

Darwin Oracle firmasının veri madenciliği aracıdır. Darwin regresyon ağaçları, karar ağaçları, kümeleme, yapay sinir ağları, Bayesian öğrenme, k-yakınlığında komşuluk gibi birçok algoritmayı destekleyen bir veri madenciliği aracıdır. Paralel sunucular

için geliştirilmiş bir veri madenciliği sistemidir. Darwin kullanımı kolay bir ara yüze sahiptir. Darwin veri madenciliği algoritmalarından CART, StarTree, StarNet ve StarMatch'i kullanır [42, 58].

Clementine

Clementine SPSS firmasının veri madenciliği için geliştirmiş olduğu bir modüldür. SPSS istatistiksel bir araçtır. Clementine'nin SPSS içinde bir modül olarak kullanılması kullanıcıların SPSS'in istatistiksel fonksiyonlarından faydalanmasına imkân verir. Yapay sinir ağları ve kural tümevarım yöntemlerini kullanır. Clementine müşteri hizmetleri yönetimi, kimya sektöründe maddelerin aşındırıcılık tahmininde ve bankacılık alanında kredi kartı dolandırıcılıkları gibi konularda kendine uygulama alanı bulmuştur [42, 58].

DBMiner

Kanada Simon Fraser Üniversitesi tarafından geliştirilen bir sistemdir. DBMiner sınıflama, kümeleme, eşleştirme ve sıra örüntüleri sorgularını yapabilecek veri madenciliği algoritmalarını kullanır. DBMiner çevrimiçi analitik işleme özelliğiyle veri madenciliği algoritmalarının bütünleşik çalışabilme özelliği sayesinde ön plana çıkmaktadır. Bu özellik OLAM (Online Analytical Mining) olarak anılır. DBMiner kullanıcının kolay kullanabileceği bir ara yüze sahiptir. Bu ara yüz sayesinde elde edilen sonuçlar çok yönlü bir soyutlama kullanılarak gösterilebilmektedir [42, 58].

DBMiner verilerini ilişkisel veri tabanından ve/veya veri ambarından alarak veri küpleriyle bütünleştirerek çok boyutlu veri tabanına aktarır. Bu aktarım kaynaktan, ya verilerin bir bütün olarak çekilmesiyle ya da belli bir bölümünün çekilmesiyle gerçekleşir.

DBMiner'ın diğer sistemlere göre en büyük avantajı geliştirilen DMQL'i (data mining query language) kullanmasıdır. DMQL, SQL benzeri bir veri madenciliği sorgu dilidir. DMQL sayesinde çevrimiçi sorgular OLAM veya OLAP modülüne

yönlendirilerek işlenir.

DBMiner ürettiği sonuçları farklı birçok şekilde gösterebilme imkânına sahiptir. Mesela karar ağaçları için, karar ağacı şeklinde, kural tabloları şeklinde eşleştirme sorgusu için kural tablosu ve grafikleri üretebilmektedir.

DBMiner ne kadar genel amaçlı bir sistemse de DBMiner'ı kullanarak ortaya çıkarılan özel amaçlı sistemler de mevcuttur. Bunlar arasında MultiMediaMiner, GeoMiner ve WeblogMiner sayılabilir [42, 58].

Data Logic/R

DataLogic/R kümeleme ve sınıflama analizi için kullanılan ticari bir veri madenciliği aracıdır. DataLogic/R artık nitelik ve verilerin temizlenmesi işlemlerini yapabilmektedir. Sistemin en güçlü olduğu taraf, üretilen kuralların öğrenme-test geçerliliği ve güvenlik gibi kriterlerde değerler üretmesidir. Bu değerler üretilen kuralların kalitesini belirlemek için kullanılabilir. Bu araç, kimya ve ticaret sektöründeki çeşitli uygulamalarda kullanılmaktadır [42, 58].

INLEN

İlişkisel veri tabanından aldığı verileri makine öğrenimi teknikleriyle işledikten sonra ortaya çıkan sonuçları veri tabanına yazmaktadır. Üretilen bilgi kesimi, basit ya da bileşik olabilmektedir [42, 58].

INLEN aracında dört işleç vardır:

1. Veri tabanı yönetim işleci: Veri tabanı sorgularını yazmak için geliştirilen bir işleçtir.
2. Bilgi yönetim işleci: Üretilen bilgiyi yönetmek için kullanılır.
3. Bilgi üretim işleci: Veri tabanından bilgi almak ve makine öğrenimi

algoritmalarını çağırarak için kullanılır.

4. Makrolar: INLEN işleçlerini bir sırada tanımlamayı ve tek bir işleç gibi kullanabilmeyi sağlar.

KDW (Knowledge Discovery Workbench)

Knowledge discovery workbench; kümeleme, sınıflama, bağımlılık analizi algoritmalarını kullanan bir araçtır. Etkileşimli veri analizine imkân vermektedir. INLEN sistemiyle birçok ortak özelliği bulunmaktadır [42, 58].

SKICAT (Sky Image Classification & Archiving Tool)

Sky image classification & archiving tool, özel amaçlı bir veri madenciliği sistemidir. Özelleştiği konu astronomidir. Bu araç astronomik verileri indirgemek ve karar ağacı analizi için ID3, GID3, O-Tree algoritmalarını kullanmaktadır.

SKICAT adından da anlaşılacağı gibi gökyüzü fotoğraflarındaki gök cisimlerini tanımlamak, bunları sınıflandırmak, kataloglamak için kullanılan bir araçtır.

Sayısal gökyüzü fotoğraflarındaki gök cisimlerinin parlaklık, alan, çekirdek büyüklüğü gibi özelliklerini kullanarak sınıflandırma sorgusunu gerçekleştirmektedir.

SKICAT'ın deneysel testlerle fotoğraftan cisimleri tanıma ve sınıflandırma performansı %94 olarak saptanmıştır [42, 58].

R-MINI

R-MINI, SKICAT gibi özel amaçlı bir veri madenciliği sistemidir. Finansal konularda özelleşen R-MINI sınıflama ve sapma tespiti yapmak için kullanılır. R-MINI Veri tabanından çektiği gürültü içerikli verileri kullanarak tamlık ve tutarlılık kriterlerini sağlayan en küçük kural kümesini bulur [42, 58].

TASA (Telecommunication Network Alarm Sequence Analyzer)

Telecommunication network alarm sequence analyzer, telekomünikasyonda kullanılan özel amaçlı bir veri madenciliği sistemidir. Telekomünikasyon hatlarında oluşabilecek bir hatanın önceden tahmini için kullanılır. Zaman serileri arası bağımlılıklarda kullanılan veri madenciliği algoritmaları, hata tahmini için kullanılmaktadır. Hatlarda olağandışı bir olay meydana geldiğinde bu sistem tetiklenir. Tetikleme sayısının, kontrol edilebilecek sayının çok üzerinde olması böyle bir sisteme ihtiyaç doğurur [42, 58].

GCLUTO (Graphical CLUstering TOolkit)

Graphical CLUstering TOolkit Minnesota Üniversitesi tarafından gerçekleştirilmiş bir araçtır. Bu araç kümeleme algoritmaları için geliştirilmiştir. Girdi kütüğünden aldığı verileri istenen kümeleme algoritmasına göre işleyip sonuçları çıktı kütüğüne yazmaktadır. Kolay kullanılabilir ara yüze sahip olması ve görüntüleme problemlerinin iyi çözülmüş olması, üretilen sonuçların farklı gösterimleri ile GCLUTO kümeleme analizi için güçlü bir araçtır [42, 58].

Enterprise Miner

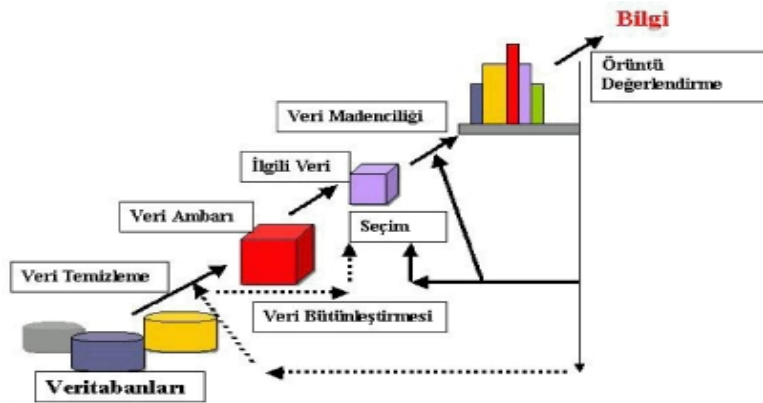
SAS firmasının veri madenciliği aracıdır, SAS'ın veri ambarı ve ÇAI (çevrimiçi analitik işleme) araçlarıyla bütünleşik çalışabilmektedir. Enterprise Miner karar ağaçları, yapay sinir ağları, regresyon analizi, 2-aşama modelleri (two-stage models), kümeleme, zaman serileri, ilişkilendirme, vb. veri madenciliği sorgularını ele alabilmektedir. Grafiksel ara yüzü sayesinde kullanım kolaylığı sağlar ve kullanıcılar uygulamanın karmaşıklığından habersiz bir şekilde sadece girdi ve çıktılara yoğunlaşabilirler. 2 katmanlı mimariyi kullanır.

4.11. Veri Tabanlarında Bilgi Keşfi Süreci

Üzerinde inceleme yapılan işin ve verilerin özelliklerinin bilinmemesi durumunda hiç bir veri madenciliği algoritmasının fayda sağlaması mümkün değildir. Bu sebeple, veri madenciliği sürecine girilmeden önce, başarının ilk şartı, iş ve veri özelliklerinin detaylı analiz edilmesidir. Ancak bundan sonra aşağıdaki adımlar izlenirse optimum bir çalışma ortaya çıkabilir.

Veri madenciliği sürecinde genelde aşağıdaki adımlar izlenir: [35, 59].

- a) Problemin Tanımlanması ve Hipotezin Açıklanması,
- b) Verilerin Toplanması
- c) Verilerin Hazırlanması
- d) Modelin Belirlenmesi
- e) Modelin Kurulması ve Değerlendirilmesi
- f) Modelin Kullanılması
- g) Modelin İzlenmesi



Şekil 4.2 Veri madenciliği süreci

Problemin tanımlanması ve hipotezin açıklanması

Veri Madenciliğinde başarılı olmanın en önemli şartı, projenin hangi kurum için yapılacağını tanımlanmasıdır. Elde edilecek sonuçların başarı düzeylerinin nasıl ölçüleceği tanımlanmalıdır. Ayrıca kazanılacak faydalara ilişkin tahminlere de

bu aşamada yer verilmelidir [35, 36].

İş probleminin nasıl bir sonuç üretilmesi durumunda çözüleceğinin, üretilecek olan sonucun fayda-maliyet analizinin kurum için değerinin doğru analiz edilmesi gerekmektedir. Analizin proje için yeterlilik düzeyinin ve kurum konusu hakkındaki iş süreçlerinin de iyi analiz edilmesi gerekmektedir [35, 36].

Toplama

Tanımlanan problem için gerekli olan verilerin ve veri kaynaklarının belirlenmesi adıdır. Verilerin toplanmasında, nüfus sayımı, hava durumu, merkez bankası kara listesi gibi veri pazarlayan kuruluşların veri tabanlarından faydalanılabilir [35, 36].

Birleştirme ve temizleme:

Toplanan verilerdeki farklılıklar giderilir. Analizin yanlış yönlenmesine sebep olabilecek veriler temizlenir. Genellikle yanlış veri girişinden kaynaklanan veriler kontrol edildikten sonra veri kümesinden atılır. Basit yöntemlerle sorun giderme işlemlerinin, büyük sorunların kaynağı olacağı unutulmamalıdır [35, 36].

Verilerin hazırlanması

Verinin hazırlanması veri madenciliğinin toplam zaman ve enerjisinin %50-%75'ini harcamasına neden olmaktadır. Bu aşamada kurumun mevcut bilgi sistemleri sayısal bilginin, veriler ile iş problemi arasındaki ilişki unutulmamalıdır. Proje kapsamında kullanılacak sayısal verilerin, hangi iş süreçleri ile yaratıldığı da analiz edilmelidir.

Verileri hazırlama aşaması toplama, birleştirme, temizleme ve dönüştürme adımlarından meydana gelmektedir [35, 36].

Dönüştürme:

Gösterim şeklinde kullanılacak model ve algoritma verileri tanımlama. Örneğin kredi riski uygulamasında iş tiplerinin, gelir seviyesi ve yaş gibi değişkenlerin kodlanarak gruplanması faydalı olacaktır [35, 36].

Modelin kurulması ve değerlendirilmesi

Tanımlanan problem için en uygun modelin bulunabilmesi, olabildiğince çok sayıda modelin kurularak denenmesi ile mümkündür. Bu nedenle veri hazırlama ve model kurma aşamaları, en iyi olduğu düşünülen modele varılıncaya kadar yinelenen bir süreçtir. Model kuruluş süreci denetimli ve denetimsiz öğrenimin kullanıldığı modellere göre farklılık göstermektedir. Örnekten öğrenme olarak da isimlendirilen denetimli öğrenimde, bir denetçi tarafından ilgili sınıflar önceden belirlenen bir kritere göre ayrılarak, her sınıf için çeşitli örnekler verilir. Sistemin amacı verilen örneklerden hareket ederek her bir sınıfa ilişkin özelliklerin bulunması ve bu özelliklerin kural cümleleri ile ifade edilmesidir.

Öğrenme süreci tamamlandığında, tanımlanan kural cümleleri verilen yeni örneklerle uygulanır ve yeni örneklerin hangi sınıfa ait olduğu kurulan model tarafından belirlenir.

Denetimsiz öğrenmede, kümeleme analizinde olduğu gibi ilgili örneklerin gözlenmesi ve bu örneklerin özellikleri arasındaki benzerliklerden hareket ederek sınıfların tanımlanması amaçlanmaktadır.

Denetimli öğrenimde seçilen algoritmaya uygun olarak ilgili veriler hazırlandıktan sonra, ilk aşamada verinin bir kısmı modelin öğrenimi, diğer kısmı ise modelin geçerliliğinin test edilmesi için ayrılır. Modelin öğrenimi öğrenim kümesi kullanılarak gerçekleştirildikten sonra, test kümesi ile modelin doğruluk derecesi belirlenir.

Bir modelin doğruluğunun test edilmesinde kullanılan en basit yöntem basit

geçerlilik testidir. Bu yöntemde tipik olarak verilerin % 5 ile % 33 arasındaki bir kısmı test verileri olarak ayrılır ve kalan kısım üzerinde modelin öğrenimi gerçekleştirildikten sonra, bu veriler üzerinde test işlemi yapılır. Bir sınıflama modelinde yanlış olarak sınıflanan olay sayısının, tüm olay sayısına bölünmesi ile hata oranı, doğru olarak sınıflanan olay sayısının tüm olay sayısına bölünmesi ile doğruluk oranı hesaplanır.

Sınırlı miktarda veriye sahip olması durumunda, kullanılacak diğer bir yöntem çapraz geçerlilik testidir. Bu yöntemde veri kümesi tesadüfî olarak iki eşit parçaya (a,b) ayrılır. İlk aşamada 'a' parçası üzerinde model eğitimi ve 'b' parçası üzerinde test işlemi; ikinci aşamada ise 'b' parçası üzerinde model eğitimi ve 'a' parçası üzerinde test işlemi yapılarak elde edilen hata oranlarının ortalaması kullanılır.

Model kuruluşu çalışmalarının sonucuna bağlı olarak, aynı teknikle farklı parametrelerin kullanıldığı veya başka algoritma ve araçların denendiği değişik modeller kurulabilir. Model kuruluş çalışmalarına başlamadan önce, imkânsız olmasa da hangi tekniğin en uygun olduğuna karar verebilmek güçtür. Bu nedenle farklı modeller kurarak, doğruluk derecelerine göre en uygun modeli bulmak üzere sayısız deneme yapılmasında yarar bulunmaktadır.

Özellikle sınıflama problemleri için kurulan modellerin doğruluk derecelerinin değerlendirilmesinde basit ancak faydalı bir araç olan risk matrisi kullanılmaktadır.

Önemli diğer bir değerlendirme kriteri modelin anlaşılabilirliğidir. Bazı uygulamalarda doğruluk oranlarındaki küçük artışlar çok önemli olsa da, birçok işletme uygulamasında ilgili kararın niçin verildiğinin yorumlanabilmesi çok daha büyük önem taşıyabilir. Çok ender olarak yorumlanamayacak kadar karmaşıksalar da, genel olarak karar ağacı ve kural temelli sistemler model tahmininin altında yatan nedenleri çok iyi ortaya koyabilmektedir.

Kurulan modelin değerinin belirlenmesinde kullanılan diğer bir ölçü, model tarafından önerilen uygulamadan elde edilecek kazancın bu uygulamanın gerçekleştirilmesi için katlanılacak maliyete bölünmesi ile elde edilecek olan

yatırımın geri dönüş oranıdır.

Kurulan modelin doğruluk derecesi ne denli yüksek olursa olsun, gerçek dünyayı tam anlamı ile modellediğini garanti edebilmek mümkün değildir. Yapılan testler sonucunda geçerli bir modelin doğru olmamasındaki başlıca nedenler, model kuruluşunda kabul edilen varsayımlar ve modelde kullanılan verilerin doğru olmamasıdır [42, 55].

Modelin kullanılması ve izlenmesi

Kurulan ve geçerliliği kabul edilen model doğrudan bir uygulama olabileceği gibi, bir başka uygulamanın alt parçası olarak kullanılabilir. Kurulan modeller risk analizi, kredi değerlendirme, dolandırıcılık tespiti gibi işletme uygulamalarında doğrudan kullanılabilir gibi, promosyon planlaması simülasyonuna entegre edilebilir veya tahmin edilen envanter düzeyleri yeniden sipariş noktasının altına düştüğünde, otomatik olarak sipariş verilmesini sağlayacak bir uygulamanın içine gömülebilir [42, 55].

Zaman içerisinde bütün sistemlerin özelliklerinde ve dolayısıyla ürettikleri verilerde ortaya çıkan değişiklikler, kurulan modellerin sürekli olarak izlenmesini ve gerekiyorsa yeniden düzenlenmesini gerektirecektir. Tahmin edilen ve gözlenen değişkenler arasındaki farklılığı gösteren grafikler model sonuçlarının izlenmesinde kullanılan yararlı bir yöntemdir [42, 55].

4.12. Veri Madenciliğinin EMG Verilerine Uygulanması

4.12.1. Özellik çıkarımı, öznitelik parametlerinin hesaplanması

Özellik çıkarımı (Feature Extraction) metodu ve verilerden çıkarılan bu özelliklerin kullanımı biyomedikal verilerin incelenmesinde başvurulan bir yöntemdir.

EKG gibi bazı biyomedikal işaretler periyodik ve şekli belli bir çıktı verirken, EMG gibi işaretlerde ise tam belli bir şekil veya periyodik tekrar eden formlar yoktur. Bu

tip işaretlere rastgele işaretler denmektedir ve bunların incelenmesinde istatistiksel hesaplamalar da söz konusu olmaktadır [1, 2, 60].

İstatistiksel hesaplamalarda daha çok ortalama değer ve varyans kullanılmaktadır. Varyans kısaca "beklenen değerden sapma" olarak tanımlanabilir. Varyans ne kadar küçükse, sonuç da o kadar güvenilir olmaktadır. Örnek sayısı arttıkça, varyans düşmektedir [2, 60].

Özellikle zamanla düzensiz değişen işaretler olmak üzere, biyomedikal işaretler üzerinde istatistiksel incelemeler yapılmakta ve kullanılmaktadır. Ancak bu tip incelemeler bir sınıflandırma amacından daha çok, belli kurallar koyabilme veya bazı değişkenlerin etkilerini inceleyebilmek için yapılmaktadır. Örneğin deneklerin belli bir uyarıcıya karşı tepki süreleri ölçülür. Bu ölçümler aynı denek için bir çok kez tekrarlanır. Daha sonra elde edilen verilerle oluşturulan veritabanında istatistiksel incelemelerle deneğe ait ortalama tepki süresi, standart sapması gibi bilgiler elde edilir. Sonrasında örneğin bir ilaç verilerek denek bu ilacı aldıktan sonraki tepki süreleri ölçülür ve bunların değerlendirilmesi de yine istatistiksel incelemelerle yapılır. Aynı şekilde başka deneklerle yapılan çalışmalardan elde edilen verilerle de belli kurallar koymak mümkündür.

Sınıflandırma amaçlı, veri madenciliği ile yada yapay zeka ile birlikte uygulanan istatistiksel incelemelerde ise, basit istatistiksel özellikler yerine daha karmaşık ve hesap yükü daha ağır istatistiksel incelemeler söz konusudur [2, 61]. Ayrıca bu tip çalışmalarda sadece elde edilen sayısal veriler değil, genellikle hastanın hikayesi, ailenin medikal geçmişi gibi bilgilerle birlikte değerlendirme yapılmaktadır[1].

EMG işaretlerinin sınıflandırılması probleminde şimdiye kadar bir çok yöntem denenmiş ve çeşitli oranlarda başarılar elde edilmiştir [2, 61 - 71]. Bu yöntemler özellikle dalgacık analizi ve yapay sinir ağları üzerinde yoğunlaşmıştır [2, 61, 63 - 65, 67, 68]. Bu tez çalışmasında uygulaması yapılan veri madenciliği yöntemi ise biyomedikal anlamda henüz çok taze fakat diğer alanlarda kullanılabilirliğini ve doğruluğu yapılan çalışmalar ve uygulamalarla kanıtlamış bir yöntemdir.

EMG işareti önce doğrultulmakta ve daha sonra doğrultulmuş bu işaret üzerinde

alçak geçiren filtreleme, ortalama alma, entegrasyon, etkin değerinin ölçülmesi ve sıfır geçiş ve dönüşlerinin sayılması gibi işlemler uygulanmaktadır [2, 60]. Bu çalışmada, zaman uzayında yapılan incelemelerde kullanılan değerler hesaplanmaktadır, bunlara işaretin belirleyici özelliklerini ortaya koyan yeni değerler katılmakta ve elde edilen bu değerler kümesi veri madenciliği teknikleri ile EMG işaretlerinin sınıflandırılmasında kullanılmaktadır.

EMG işaretlerinin analizinde genel olarak frekans uzayında incelemelerin tercih edilmesi yanında, Jiang ve arkadaşları tarafından yapılan bir çalışmada [2, 68], EMG işaretlerinin sınıflandırılmasında işaretin dalgacık analizine ilişkin maksimum değer, minimum değer, ortalama değer ve mutlak değer gibi bilgiler kullanılmıştır. Ancak dalgacık değerlerinin maksimum, minimum, ortalama ve mutlaklığını gösteren bu değerler, doğrudan EMG işaretinden hesaplanan değerlerden elbette ki farklıdır.

Tüm bu bilgilerle birlikte, nörologlarla yapılan görüşmelerde, pratikte bir işaretin değerlendirilmesinde özellikle genlik ve frekans gibi bilgilerin ayırt edici olarak kullanıldığı öğrenilmiştir. İşaretin minimum ve maksimum değerleri, genliği ile doğrudan alakalı olduğu gibi, sıfır geçiş sayısı da işaretin frekansı ile ilgilidir.

EMG işaretlerinde, işarete ait sayısal değerlerden elde edilen belirleyici özelliklere ait değerler tek başlarına uzman elinde sınıflandırmaya yardımcı olurken, aynı zamanda veri madenciliği, yapay zeka v.b yöntemler ile de sınıflandırma yapılırken başarılı sonuçlar vermesi beklenebilir. Bu noktadan hareketle, bu çalışmada öncelikle EMG işaretlerine ait çeşitli özellik değerleri çıkartılmış, bu özellik değerleri ile veri madenciliği teknikleri uygulanarak hesaplamalar yapılmıştır. Eğitim verilerine ait belirleyici özellikler tespit edilip, bunlara ait değerler hesaplandıktan sonra, bu değerler veri madenciliği teknikleri kullanılarak eğitime tabi tutulmuştur. Sonrasında test verileri için aynı değerler hesaplanmış ve eğitilen ağ bu verilerle test edilerek sistemin başarı performansı hesaplanmıştır. Tüm bu uygulamalar sonunda, ortaya konan yeni yaklaşımın hızlı ve başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

4.12.2. Belirleyici özelliklerin seçilmesi

Öncelikle mevcut EMG verilerine ait çeşitli belirleyici özelliklerin değerleri hesaplanmıştır. Hesaplanan değerler, ortalama değer, karesel ortalama, sıfır geçiş sayısı, maksimum değer, minimum değer, standart sapma, medyan (sıralanmış dizinin orta elemanı), varyans ve moddur. Veri Madenciliğin en önemli artlarından birisi bu değerlerin tümünün bir arada değerlendirilebilmesi ve etkin özelliklerin kullanılan bilgisayar programı aracılığıyla size verilmesidir. Bu belirleyici özellikler sayesinde hem hesap olarak çok daha basit ve anlaşılır işlemlerle uğraşmakta, hem de büyük veri kümeleri göz önüne alındığında işlem yükü ve performans açısından daha verimli bir çalışma yapılmış olmaktadır.

Ortalama olarak alınan değer, veriyi oluşturan sayısal değerlerin aritmetik ortalamasıdır ve tüm değerlerin toplanarak eleman sayısına bölünmesi ile bulunur [2, 72, 73]. Ortalama değer bize işaretin hangi bölgeye kaydığını, daha çok hangi bölgede değerler verdiğini gösterir.

Karesel ortalama ise değerlerin kareleri toplamının, değer sayısına bölümünün karekökünün alınması ile elde edilir [2, 72], Bir EMG işareti için veriyi oluşturan değerler, işaretin genlik değerleridir. Bu durumda sıfır eksenine göre simetrik giden işaretlerin aritmetik ortalaması, değerlerin işareti sebebiyle sıfıra yakın bir değer alır. Ayrıca genlik sıfır ekseninin iki tarafında birden büyük tepeler yapsa da, bunu ortalama değerden anlayabilmek mümkün değildir. Karesel ortalama ise veriyi oluşturan değerlerin kareleri alındığından, bir nevi tüm işaret pozitif alternansa taşınmış olur. Karesel ortalama bize veriyi oluşturan değerlerin hangi seviyede seyrettiğini vermesi açısından önemlidir.

Sıfır geçiş sayısı daha büyük olan işaret artı-eksi yönde daha fazla değişim göstermiş demektir. Sıfır geçişleri sayılırken teorik olarak veriyi oluşturan değer dizisinde değerlerin her polarite değiştirmesi +1 sayılarak sıfır geçiş sayısı bulunur. Ancak bu şekilde yapılan bir hesapta, sıfır noktası civarında oluşan bir parazit sıfır geçiş sayısını anormal büyüttüğünden bir hassasiyet ayarı yapmak gerekmektedir. Bu ayar, İşaretin değiştiği noktada, iki değer arasındaki fark belli bir

büyükliğe ulaşmadan tekrar işaret değişiyorsa, bu değişimi saymamak şeklinde özetlenebilir.

Maksimum değer, veriyi oluşturan sayısal değerler dizisi içindeki en büyük değerlikli elemanıdır. Minimum değer de benzer şekilde negatif yönde en büyük değerlikli elemanı vermektedir. Aritmetik ortalama işaretin hangi bölge yoğunluklu olduğunu, karesel ortalama ise işaretin genlik ortalamasını vermektedir. Buna karşılık maksimum ve minimum değerler, artı ve eksi yönlerde denekten alınan en büyük değerleri göstermektedirler. Bu da bir nevi işaretin genlik sınırı olarak kabul edilebilmektedir.

Standart sapma, veriyi oluşturan değerler dizisindeki değerlerin, o diziye ait ortalama etrafındaki yoğunluklarını göstermektedir. Her değer için ayrı ayrı aritmetik ortalama ile farkları alınır. Bu farkların kareleri alınarak toplanır ve dizideki eleman sayısına bölünür. Çıkan bu değer varyanstır. Bu değer için karekökü ise standart sapmayı vermektedir.[2, 72,73].

Medyan, veriyi oluşturan değerler büyüklük sırasına dizildiklerinde, başa ve sona eşit uzaklıkta olan elemandır [2, 72, 73]. Dizideki eleman sayısı çift ise, bu durumda başa ve sona eşit mesafede iki eleman olur, bu durumda medyan bu ikisinin ortalamasıdır. Dizi içinde bazı uç değerler varsa, medyan ortalamaya göre daha anlamlı bilgi verebilmektedir.

Varyans standart sapma konusundan da anlaşılacağı gibi, standart sapmanın karesidir.

Mod ise biz dizide en çok tekrarlanan elemandır [2, 72, 73]. Ancak bir EMG verisi içinde mod bilgisi bir anlam ifade etmemektedir. Ancak yine de mod değerleri hesaplanmış, eğitim ve testte de kullanılmıştır.

Uygulamada kullanılan veri setlerinin yukarıda sayılan öznelik parametreleri çıkarıldıktan sonra, veri madenciliği süreci ile analizlerine ve farklı algoritmalar ile yapılmış analizlerin mukayesesine geçilmiştir. Verilerin analizinde WEKA (Waikato

Environment for Knowledge Analysis) veri madenciliği platformu kullanılmıştır. WEKA platformu Java tabanlı bir makina öğrenmesi paketi olup Yeni Zelanda Waikato Üniversitesi tarafından geliştirilmiştir. WEKA platformu'nun en önemli özelliklerinden birisi açık kaynak kodlu olmasıdır. Bunun yanında, WEKA'nın bugüne kadar geliştirilmiş tüm sürümleri WEKA'nın sitesinden ücretsiz olarak edinilebilmektedir [74]. WEKA ticari olarak geliştirilen diğer birçok platformdan daha fazla öğrenme algoritmasını bünyesinde barındırmaktadır. WEKA platformunun çalışmamızdaki analizlerde kullanılmak amacı ile seçilmiş olmasının nedenleri arasında bilgi işlem maliyetinin yanında bu platformun diğer ticari yapay zekâ platformlarına göre gelişim açısından daha dinamik bir yapı sergilemesi, ve daha sonraki süreçte arayüz oluşturulması ve sistemin bu arayüzde kullanılabilir olması için otomatikleştirilebilir olması da önemli bir etken olmuştur. WEKA'nın en güçlü özelliklerinden biri de birçok sınıflandırma tekniğini içermesidir. Diğer bir özelliği de uygulamaların komut girilerek gerçekleştirilmesine imkân tanınmasıdır.

WEKA'da; Preprocess (önişleme). Classify (sınıflama). Cluster (kümeleme), Associate (birliktelik kuralları), Select Attribute (nitelik seçme) ve Visualize(görselleştirme) panelleri bulunmaktadır.

a) Ön işleme paneli

Bilgi keşfinin başlangıç noktasıdır. Veri dosyaları bu panelden yüklenir. WEKA'ya Excel ve Access ortamından veya herhangi bir web ortamından veri aktarmak mümkündür.

b) Sınıflandırma paneli

Veri kümesi üzerinde WEKA'nın sınıflandırma algoritmalarının çalıştırıldığı paneldir. Sınıflandırma paneli, karar ağaçlarından kurallara; fonksiyonlardan Bayes ağlarına birçok sınıflandırma algoritmasını içermektedir [29].

Yapılan uygulamada, Matlab'da yapılan ön işlem sonucu elde edilen öznitelik parametreleri aşağıda belirtilen veri madenciliği süreçlerine tabi tutulmuştur.

Analiz sırasında kullanılacak her bir model için öznitelik parametreleri sistem tarafından otomatik olarak seçilmektedir ve hangi parametrelerin etkin olduğu, hangi parametrelere göre çıkarımın yapıldığı ve algoritmaları WEKA tarafından yazdırılmaktadır.

- 1) Linear Regression Model
- 2) Multi Layer Perceptron
- 3) Pace Regression Model
- 4) Radial basis function network (Linear regression applied to K-means clusters asbasis functions):
- 5) SMOreg
- 6) KStar Beta
- 7) Additive Regression (ZeroR Model)
- 8) Decision Stump
- 9) M5 pruned model tree: (using smoothed linear models)
- 10) Decision Table
- 11) M5 pruned model rules (using smoothed linear models) :

Yaptığımız uygulamada sağlıklı, miyopati hastası ve nöropati hastası olmak üzere 3 ayrı sınıfta toplam 1200 kişiye ait EMG verileri kullanılmıştır. Her bir veri 1024 satırdan oluşmaktadır, bu verilerden 900 tanesi-300 normal, 300 miyopati hastası, 300 nöropati hastası olmak üzere- eğitim için, kalan 300 tanesi ise-100 sağlıklı, 100 miyopati hastası, 100 nöropati hastası olmak üzere-test için kullanılmıştır. Ancak test ve eğitim verilerini bizim belirlediğimiz ön şartlarda olmak üzere-%80 eğitim için %20 test için- WEKA'nın belirlediği algoritmalarla daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Veri madenciliği süreçleri sonucunda analizde kullanılan algoritmalar ve uygulama neticesinde değişik sonuçların elde edildiği modellere ait sonuç çıktıları ve belirleyici özelliklerin, öznitelik parametrelerinin hesaplandığı Matlab program kodları Ek 1 ve Ek 2'de verilmiştir.

Aşağıda ise en yüksek doğrulukta analiz sonucunu aldığımız M5 modeline ait analiz

sonuçlarının özeti bulunmaktadır, ayrıntıları Ek 2’de verilmiştir.

M5 pruned model rules

(using smoothed linear models) :

Number of Rules : 7

Time taken to build model: 1.13 seconds

==== Evaluation on test set ====

==== Summary ====

Correlation coefficient	0.9487
Mean absolute error	0.0945
Root mean squared error	0.261
Relative absolute error	14.1817 %
Root relative squared error	31.9606 %
Total Number of Instances	300

BÖLÜM 5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

5.1. Sonuçlar

EMG işaretlerinin açılımı ve sınıflandırmasını içeren bu uygulama ile, eşzamanlı alınan EMG işaretlerinden kullanışlı klinik veriler çıkartılabileceği gösterilmiştir. EMG verileri üzerinde, nöromasküler rahatsızlıklardan miyopati ve nöropatinin veri madenciliği süreçleri kapsamında sınıflama ve kümeleme algoritmaları kullanılarak tespit edilmesi ve bu algoritmalarından elde edilen sonuçlarının mukayese edilmesi ve en yüksek doğruluk oranını sağlayan algoritmanın tespiti sağlanmıştır. En yüksek doğruluk oranını sağlayan algoritmanın MSP karar ağaçlarıyla oluşturulan algoritma olduğu tespit edilmiştir. Veri madenciliği sürecinde kullanılmak üzere öznitelik parametreler elde edilmiş ve bu parametreler kullanılarak veri madenciliği algoritması üzerinde veriler işlenmiştir. Veri madenciliği sürecinde elde edilen sonuçlara bakıldığında kullanılan algoritmanın %95 doğruluk oranı ile sonuç verdiği görülmektedir. Daha önce uygulanan farklı sınıflandırma ve analiz yöntemleriyle kıyaslandığında %95 doğrulukla miyopati ve nöropati teşhisinin konulabilecek olmasına dikkat edilmelidir. Bunun yanı sıra seçilen bazı algoritmaların düşük doğruluk oranı ile sonuç verdiği ortaya çıkmıştır. Düşük çıkan sonuçlar, kullanılacak veri türüne göre uygun algoritma seçiminin önemini ortaya koymuştur.

5.2. Öneriler

Bu uygulama, EMG işaretlerinin değerlendirilmesine bir objektiflik getirmiş ve otomatik bir sistem olarak tasarlanmış olması ile ilerideki klinik kullanımlarında büyük kolaylıklar sağlama yolunu açmıştır. Bunun yanında, uzman teşhis sisteminin gerçek zamanlı kullanımının mümkün olması sayesinde parametrelerin sayısı ve çeşitliliği artırılarak teşhislerin daha doğru koyulabilmesi sağlanabilir. Bu uygulamanın veri madenciliği ile yapılmış olması parametrelerin artırılmasına hatta

daha karmaşık parametrelerin işleme dahil edilmesine imkan sağlamakta ve çalışmanın değerini daha da arttırmaktadır. Bu çalışma sonucunda sınıflandırılan verilerin oluşturulacak bir arayüzle doğrudan nörofizyolojistlerin kullanımına sunulması çalışmanın ikinci ayağını oluşturabilecektir. Bir uzman doktor oluşturulacak bir arayüz aracılığıyla kişilere ait verileri gözle inceleyip karar vermek yada ek bir yöntemle başvurmak zorunda kalmayacak doğrudan bilgisayar ekranından yada alınan çıktıdan kişinin miyopati, nöropati hastası olup olmadığını görebilecektir.

Sonuç olarak, bu çalışmada bahsedilen desen sınıflandırma teknikleri, EMG işaretlerinin tam otomatik olarak, kolayca, hızlı ve klinik ortamlarda kullanımına olanak sağlayacak güvenilirlikte doğru analizini mümkün kılacak bir sistemin geliştirilmesine ışık tutmaktadır.

KAYNAKLAR

- [1] YAZGAN, E. ve KORÜREK, M., Tıp Elektroniği, İstanbul Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Fakültesi Ofset Baskı Atölyesi, 1996
- [2] BOZKURT, M.,R., "EMG İşaretlerinin Modern Yöntemlerle Önışlemesi ve Sınıflandırılması", Sakarya Üni. , Fen Bilimleri Ens. , Doktora Tezi, Sakarya, 2007
- [3] HUDSON, D.,L., COHEN, M.,E., "Neural Networks and Artificial Intelligence for Biomedical Engineering", IEEE Pres, 2000
- [4] KULIKOWSKI, C.,A., "Pattern Recognition Approach to Medical Diagnosis", IEEE Trans. Sys. Sci. Cyber SS6(3), 173-178, 1979
- [5] GREENES, R.,A., PAPPALARDO, A.,N., NARBLE, C.,W., BARNETT, G., "Design and Implemetation of a Clinical Data Management System", Computers and Biomedical Research 2: 469-485, 1969
- [6] DUNHAM, M.,H., "Data Mining Introductory and Advenced Topics"
- [7] <http://www.cs.umn.edu/old-ahpcrc/nasa-umn/publication.html#a> "Data Mining Techniques and Global Warming", Mart 2007
- [8] ALBAYRAK, M., "EEG Sinyalleri Kullanılarak Epileptiform Aktivitenin Veri Madenciliği Süreci İle Tespiti", Sakarya Üni., Fen Bilimleri Ens., Doktora Tezi, Sakarya, 2008
- [9] IBM Haber Bülteni, <http://www.ibm.com/news/tr/tr/2007/05/who.html> 25.06.2007
- [10] www.tip2000.com/doktorlar/emg.html, 04.04.2008
- [11] www.isek-online.org, 07.04.2008
- [12] MERLETTI, R., CONTE, L.,L., "Advances in processing surface of surface myoelectric signals. Part 1 ", Med. Biol. Eng. Comp. 33, 362-72, 1997
- [13] MERLETTI, R., ve PARKER, P., A., "Electromyography Phsiology, Engineering and Noninvasive Applications", Wiley – Interscience, 2004

- [14] MARANZANA, M., FABBRO, M., "Autoregressive description of EMG signals", ISEK Far East Regional Meeting, 1998
- [15] STEGEMAN, D.,J., BLOK, J.,H., HERMENS, H.,J., ROELEVELD, K., "Surface EMG models: Properties and Applications", J Electromyography Kinesiol 10, 313-326, 2000
- [16] TSUJI, T., FUKUDA, O., KANEKO, M., and ITO K., " Pattern classification of time-series EMG signals using neural networks", International Journal Of Adaptive Control And Signal Processing, 14:829-848, 2000
- [17] ATALAY, A., "Emg Sinyallerinin Kisa Zamanli Fourier Dönüşümü ve Dalgacık Dönüşümü Kullanarak Analiz Edilmesi", Y. Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Ankara, 2007
- [18] PEHLİVAN, F., "Biyofizik", Hacettepe Taş Kitapçılık, İstanbul, 104-174, 1997
- [19] ISLEY, M.R. , KRAUSS, G. L. , "Electromyography Electroencephalography", Medical Electronics Publications, New York, 87 - 113, 1997
- [20] ARSLAN, Y.,Z., "İnsanın İki Kolunun Ortak Hareketi Esnasında Oluşan Eklem Momentlerinin Elektromyografi Sinyalleri Yardimiyla Analizi", Y. Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi, İstanbul, 2005
- [21] DORFMAN, L.,J., MCGILL, K.,C., "AAEE Minimonograph Automatic Quantitative Electromyography", Muscle and Nerve, 11 : 804-818, 1998
- [22] DE LUCA, C.,J., "The Use Of Surface Electromyography İn Biomechanics,Journal Of Applied Biomechanics", 13 (2), 135-163, 1997
- [23] CHRISTODOULOU, C.,I., PATTICHIS, C.,S., "Unsupervised Pattern Recognition For The Classification Of EMG Signals", IEEE Trans Biomed Eng, 46(2):169-78, 1999
- [24] PATTICHIS, C.,S., PATTICHIS M.,S., "Time-Scale Analysis Of Motor Unit Action Potentials", IEEE Trans Biomed Eng, 46(11): 1320-9, 1999
- [25] DE LUCA, C.,J., "Surface Electromyography: Detection And Recording, Delsys Tutorialis", Boston, 2002
- [26] ERTEKİN, C., "Klinik Elektromyografi", Ege Üniversitesi Tıp Fakültesi Yayınları, İzmir, No:118, 1977
- [27] USLU T., "Periferik Nöropatiler", <http://romatizmatuorxonu/jl/index.php?option=comcontent&task=view&id=251&item id=45>, Kasım 2007

- [28] http://www.hastaokulu.org/hastaokulu/diyabet_sinir.asp, Kasım 2007
- [29] ÇELİKER, A., "Periferik Nöropati", <http://www.farma.hacettepe.edu.tr/hizbim/perifnoro.shtml>, Kasım 2007
- [30] HUGHES, R.,A.,C., "Peripheral Neuropathy", 324: 466 - 69, BMJ. 2002.
- [31] <http://www.neuropathy.org/>, Kasım 2007
- [32] MUMENTHALER, M., MATTLE, H., "Neurology", Thieme Medical Publishers, 2002
- [33] DİNÇER, E., "Veri Madenciliğinde K-Means Algoritması Ve Tıp Alanında Uygulaması", Kocaeli Üni. , Fen Bilimleri Ens., Yüksek Lisans Tezi, Kocaeli, 2006
- [34] AKPINAR, H., "Veri Tabanlarında Bilgi Keşfi Ve Veri Madenciliği", İşletme Fakültesi Dergisi, Sayı : 1, 1 - 22. , Nisan 2000
- [35] KALIKOV, A., "Veri Madenciliği Ve Bir E-Ticaret Uygulaması", Gazi Üni., Fen Bilimleri Ens., Yüksek Lisans Tezi, Ankara, 2006
- [36] EKER, H., "Veri Madenciliği Veya Bilgi Keşfi". http://www.bilgiyonetimi.org/cm/pages/mkl_gos.php?nt=538, 2002
- [37] AKPINAR, H., "Veri Tabanlarında Bilgi Keşfi Ve Veri Madenciliği". <http://www.isletme.istanbul.edu.tr/dergi/nisan2000/1.htm>, 2000
- [38] THUARISINGHAM, B.,M., "Web Data Mining And Applications İn Business Intelligence And Counter Terrorism". Auerbach Publishers, Incorporated, Boca Raton,FL,USA, 35, 2003
- [39] NAZİFE, B., "Veri Tabanı Ve Veri Madenciliği" Sunumu, Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Ankara, Ekim, 25, 2003
- [40] LAROSE, D.,T., "Discovering Knowledge In Data: An Introduction To Data Mining", John Wiley & Sons Inc., 42-70, 2005
- [41] AKKUŞ, E., "Designing A Customer Relationship Management Model For Aninsurance Company.", Yüksek Lisans Tezi, 10-25, İstanbul, 2002
- [42] DOĞAN, Ş., "Veri Madenciliği Kullanılarak Biyokimya Verilerinden Hastalık Teşhisi", Fırat Üni., Fen Bilimleri Ens., Yüksek Lisans Tezi, Elazığ, 2007
- [43] ALONSO, F., Caraça-Valente, J.,P., "Combining Expert Knowledge And Data Mining In A Medical Diagnosis Domain, Expert Systems With Applications" 23, 367-375, 2002

- [44] TÜRKÖĞLU, İ., ARSLAN, A., ve İLKAY, E., "An Intelligent System For Diagnosis Of Heart Valve Diseases With Wavelet Packet Neural Networks", Computer In Biology And Medicine, 33(4), 319-331 , 2003
- [45] ALONSO, F., CARAÇA VALENTE, J.,P., "Combining Expert Knowledge And Data Mining In A Medical Diagnosis Domain, Expert Systems With Applications", 23, 367-375 , 2002
- [46] BOJARCZUK, C.,C., LOPES, H.,S., "A Constrained-Syntax Genetic Programming System For Discovering Classification Rules: Application To Medical Data Sets", Artificial Intelligence In Medicine 30, 27-48, 2004
- [47] AGRAWAL, R., MEHTA, M., "The Quest Data Mining System", IBM Almaden Research Center San Jose 6s California, U.S.A. , 1996
- [48] "Information Discovery In Databases And Data Mining", I. U. The School Of Business Administration Magazine, C:29, S: 1, 2000
- [49] KAYA, E., BULUN, M., ARSLAN, A., "Tıpta Veri Ambarları Oluşturma Ve Veri Madenciliği Uygulamaları", Akademik Bilişim 2003, <http://ab.org.tr/ab03/abstracts/96.html> , Mart 2006
- [50] BAYKAL, N., "Tıp Bilişimi Güz Okulu", www.metutech.metu.edu.tr/download/file/tr/3-sunu-nazife_baykal.pdf, Nisan 2004
- [51] TORRENCE, C., COMPO, P.,C., A "Practical Guide To Wavelet Analysis. Bulletin Of American Meteorological Society", 79(L): 61 – 78, 1998
- [52] HAN, J., KAMBER, M., "Data Mining Concepts And Techniques", Morgan Kaufmann Publishers Inc. , 2001
- [53] BERKHIN, P., "Survey Of Clustering Data Mining Techniques", Accrue Software Inc., San Jose, California, USA, 2002
- [54] İşletme Fakültesi Dergisi,
<http://www.isletme.istanbul.edu.tr/dergi/nisan2000/1.htm>, Ocak 2006
- [55] Information Management, Data Mining And Information Discovery,
http://www.bilgiyonetimi.org/cm/pages/mkl_gos.php?nt=538, 2000
- [56] Spss Inc. Answertree 2.0 User's Guide, 1998, Isbn 1-56827-254-5, 1998
- [57] BISHOP, C. M. , "Neural Networks For Pattern Recognition", Clarendon Press, Oxford, 1996

- [58] AYDOĞAN, F., "E-Ticarete Veri Madenciliği Yaklaşımlarıyla Müşteriye Hizmet Sunan Akıllı Modüllerin Tasarımı Ve Gerçekleştirimi", Hacettepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, 2003
- [59] KOHONEN, T., "Correlation Matrix Memories", *Ieee Transaction On Comp.*, C-21(4), 353-359, 1972
- [60] JARMEY, C., "The Concise Book Of Muscles", Lotus Publishing, Berkeley: CA, 2003
- [61] CHRISTODOULOU, C.,I., PATTICHIS C.,S., "Unsupervised Pattern Recognition For The Classification Of EMG Signals", *IEEE Trans Biomed Eng.*, 46(2):169-78, 1999
- [62] STALBERG, E., ANDREASSEN, S., FALCK, B., LANG, H., ROSENFALCK, A., TROJABORG, W., "Quantitative Analysis Of Individual Motor Unit Potentials: A Proposition For Standardized Terminology And Criteria For Measurement", *J Clin Neurophysiol*;3(4): 313 - 48, 1986
- [63] GUO, X., YANG, P., CHEN, L., WANG, X., "Study Of The Control Mechanism Of Robot-Prosthesis Based-On The Emg Processed", *World Congress On Intelligent Control And Automation*, 2006
- [64] DIAB, O.,M., MARQUE, C., KHALIL, M.,A., "Unsupervised Classification In Uterine Electromyograph Signal: Toward The Detection Of Preterm Birth", *Engineering In Medicine And Biology 27th Annual Conference*, 2005
- [65] SALVADOR, J., BRUIN, H., "The Use Of The Wavelet Transform In Emg M-Wave Pattern Classification", *Embs Annual International Conference*, 2006
- [66] Su, Y., FISHER, M.,H., WOLCZOWSKI, A., BELL, G.,D., BRN, D.,J., GAO, R.,X., "Towards An Emg-Controlled Prosthetic Hand Using A 3-D Electromagnetic Positioning System", *Ieee Trans. On Instrument. And Measurement*, 1:178 - 186, 2007
- [67] WANG, J.,Z., WANG, R.,C., JIANG, M.,W., JIN, D.,W., "Emg Signal Classification For Myoelectric Teleoperating A Dexterous Robot Hand", *Engineering In Medicine And Biology 27th Annual Conference*, 2005
- [68] 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", *Engineering In Medicine And Biology 27th Annual Conference*, 2005
- [69] CAI, L., WANG, Z., ZHANG, H., "An Emg Classification Method Based On Wavelet Transform", *Serving Humanity Advancing Technology*, 1999

- [70] NAZARPOUR, K., "Surface Emg Signals Pattern Recognition Utilizing An Adaptive Crosstalk Suppression Preprocessor", Ieee, Icsc Congress, 2005
- [71] CHAN, F.,H.,Y., YANG, Y.,S., LAM, F.,K., ZHANG, Y.,T., PARKER, P.,A., "Fuzzy EMG Classification For Prosthesis Control", IEEE Trans. Rehab. Eng., 8:395-311, 2000
- [72] SERPER, Ö., "Uygulamalı İstatistik I", Ezgi Kitabevi, Bursa, 2000
- [73] KOKSAL, B.,A., "İstatistik Analiz Metodları", Çağlayan Kitabevi, İstanbul, 1995
- [74] WEKA Web Sitesi: www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka/, Mart 2008

EKLER

Ek 1. Belirleyici Özelliklerin Hesaplandığı Matlab Kodları

```
for i=1:300
    %Sütun Ortalaması
    Tr_neu_genel(i,1)=mean(tr_neu(:,i));

    % Karesel Ortalama
    toplamkareler=0;
    for k=1:1024
        toplamkareler=toplamkareler+((tr_neu(k,i))^2);
    end
    % karesel ortalama
    Tr_neu_genel(i,2)=sqrt(toplamkareler/1024);

    %max ve min
    Tr_neu_genel(i,3)=max(tr_neu(:,i));
    Tr_neu_genel(i,4)=min(tr_neu(:,i));
    %standart sapma
    Tr_neu_genel(i,5)=std(tr_neu(:,i));
    %varyansı
    Tr_neu_genel(i,6)=var(tr_neu(:,i));
    %medyan
    Tr_neu_genel(i,7)=median(tr_neu(:,i));
end

sifirgecis=zeros(300,1); % 1 x 300 lük sıfır geçiş oluşturuldu.
for i=1:300
    if(tr_neu(1,i)<0)
        ekside=true;% eksi bölgesinde
    else
        ekside=false;
    end

    for k=1:1024
        if (ekside==true) % şu an eksi sayılar bölgesinde
            if(tr_neu(k,i)>0) % artı sayılara geçtimi ? testi?
                sifirgecis(i,1)=sifirgecis(i,1)+1; % eksi sayıdan artı sayıya geçtiyse bu satıra
                gecer ve deger 1 arttırılır.
                ekside=false; % artık artı bölgesini taryacak
            end
        else
            if(tr_neu(k,i)<0)
                sifirgecis(i,1)=sifirgecis(i,1)+1;
                ekside=true;
            end
        end
    end
end
end
end
```

```
% Mod Hesabi
i=0;k=0;m=0;z=0;p=0;
veriler=tr_neu;
dizixx=zeros(1024,300);
for i=1:300
    dizixx(1,i)=1;
    for k=2:1024
        for m=1:(k-1)
            if (veriler(k,i)==veriler(m,i))
                dizixx(m,i)=dizixx(m,i)+1;
                break;
            else
                if (m==(k-1))
                    dizixx((m+1),i)=1;
                end
            end
        end
    end
end
end

for i=1:300
    maksimumdeger=max(dizixx(:,i)); % en cok tekrarlanan sayı kaz kez tekrarlanmış
    for k=1:1024
        if dizixx(k,i)==maksimumdeger
            sonuc(i,1)=veriler(k,i); % en cok tekrarlanan sayı ne?
        end
    end
end
end
```

Ek 2. WEKA'dan Alınan Çeşitli Algoritmalar ve Analiz Sonuçları

Linear regression model

SONUC =

$$\begin{aligned}
 &0.0035 * \text{ORTALAMA} + \\
 &0.0037 * \text{KARESEL_ORT} + \\
 &-0.0004 * \text{MAX} + \\
 &-0.0008 * \text{MİN} + \\
 &0 * \text{VARYANS} + \\
 &-0.002 * \text{MEDYAN} + \\
 &-0.0003 * \text{MOD} + \\
 &0.9714
 \end{aligned}$$

Time taken to build model: 0.09 seconds

==== Evaluation on test set ====

==== Summary ====

Correlation coefficient	0.6269
Mean absolute error	0.5941
Root mean squared error	0.7093
Relative absolute error	89.1131 %
Root relative squared error	86.874 %
Total Number of Instances	300

YSA

Time taken to build model: 5.27 seconds

==== Evaluation on test set ====

==== Summary ====

Correlation coefficient	0.502
Mean absolute error	0.5398
Root mean squared error	0.955
Relative absolute error	80.9756 %
Root relative squared error	116.9646 %
Total Number of Instances	300

Pace regression model

SONUC =

$$\begin{aligned}
 &0.6551 + \\
 &0.0024 * \text{ORTALAMA} + \\
 &0.002 * \text{KARESEL_ORT} + \\
 &-0.0008 * \text{MAX} + \\
 &-0.0004 * \text{MIN} + \\
 &0.0067 * \text{STANDART_SAPMA} + \\
 &0 * \text{VARYANS} + \\
 &-0.0016 * \text{MEDYAN} + \\
 &-0.0002 * \text{MOD}
 \end{aligned}$$

Time taken to build model: 0.06 seconds

==== Evaluation on test set ====

==== Summary ====

Correlation coefficient	0.7696
Mean absolute error	0.4179
Root mean squared error	0.5685
Relative absolute error	62.6901 %
Root relative squared error	69.6287 %
Total Number of Instances	300

Radial basis function network

(Linear regression applied to K-means clusters as basis functions):

Linear Regression Model

SONUC =

$$0.0567 * pCluster_0_0 + \\ -0.0569 * pCluster_0_1 + \\ 2.0295$$

Time taken to build model: 0.19 seconds

==== Evaluation on test set ====

==== Summary ====

Correlation coefficient	0
Mean absolute error	0.6872
Root mean squared error	0.8178
Relative absolute error	103.0772 %
Root relative squared error	100.1545 %
Total Number of Instances	300

SMOreg

Kernel used :

Linear Kernel : $K(x,y) = \langle x,y \rangle$

Machine Linear: showing attribute weights, not support vectors.

(normalized) SONUC =

1.3889 * (normalized) ORTALAMA
 + 1.6953 * (normalized) KARESEL_ORT
 + -1.0136 * (normalized) MAX
 + -0.1864 * (normalized) MİN
 + 3.7399 * (normalized) STANDART_SAPMA
 + -4.2582 * (normalized) VARYANS
 + -0.6426 * (normalized) MEDYAN
 + 0.1233 * (normalized) SIFIR_GEÇİŞ
 + -0.3959 * (normalized) MOD
 - 0.0822

Number of kernel evaluations: 405450 (100 % cached)

Time taken to build model: 2.08 seconds

==== Evaluation on test set ====

==== Summary ====

Correlation coefficient	0.7728
Mean absolute error	0.3934
Root mean squared error	0.5374
Relative absolute error	59.0165 %
Root relative squared error	65.8127 %
Total Number of Instances	300

KStar Beta Verion (0.1b).

Copyright (c) 1995-97 by Len Trigg (trigg@cs.waikato.ac.nz).

Java port to Weka by Abdelaziz Mahoui (am14@cs.waikato.ac.nz).

KStar options : -B 20 -M a

Time taken to build model: 0 seconds

==== Evaluation on test set ====

==== Summary ====

Correlation coefficient	0.7728
Mean absolute error	0.2926
Root mean squared error	0.5588
Relative absolute error	43.8872 %
Root relative squared error	68.4377 %
Total Number of Instances	300

Additive Regression ZeroR model ZeroR predicts class value: 2.0

Base classifier weka.classifiers.trees.DecisionStump

10 models generated.

Model number 0

Decision Stump

Classifications

KARESEL_OR_T <= 173.346590892249 : -0.9278350515463918

KARESEL_OR_T > 173.346590892249 : 0.4433497536945813

KARESEL_OR_T is missing : 0.0

Model number 1

Decision Stump

Classifications

MAX <= 1025.0 : 0.18685717553447923

MAX > 1025.0 : -0.37937668972151956

MAX is missing : -3.5354435428618873E-16

Model number 2

Decision Stump

Classifications

MIN <= -456.0 : 0.13704755391579718

MİN > -456.0 : -0.24364009585030644

MİN is missing : -1.2089095157029481E-16

Model number 3

Decision Stump

Classifications

SIFIR_GEÇİŞ <= 13.5 : -0.11613580754970432

SIFIR_GEÇİŞ > 13.5 : 0.07706609040729122

SIFIR_GEÇİŞ is missing : 7.806718234822559E-16

Model number 4

Decision Stump

Classifications

MEDYAN <= -74.25 : 0.11851820076512287

MEDYAN > -74.25 : -0.05634471839653419

MEDYAN is missing : -2.4646951146678477E-16

Model number 5

Decision Stump

Classifications

MEDYAN <= 106.0 : -0.020630365247885304

MEDYAN > 106.0 : 0.36618898314996345

MEDYAN is missing : -3.6267285471088446E-17

Model number 6

Decision Stump

Classifications

MİN ≤ -2495.5 : 0.24413502403213813

MİN > -2495.5 : -0.010466970902884204

MİN is missing : 4.8175198398404796E-17

Model number 7

Decision Stump

Classifications

MAX ≤ 1025.0 : 0.03521704717720506

MAX > 1025.0 : -0.07150127760220447

MAX is missing : -8.943463253924872E-17

Model number 8

Decision Stump

Classifications

MİN ≤ -887.5 : 0.0378734589505881

MİN > -887.5 : -0.039244443889975736

MİN is missing : 8.429985105035737E-17

Model number 9

Decision Stump

Classifications

KARESEL_ORT <= 175.33969086461502 : 0.06371492077153314
 KARESEL_ORT > 175.33969086461502 : -0.030755307720031783
 KARESEL_ORT is missing : -9.523246389006898E-17

Time taken to build model: 0.11 seconds

==== Evaluation on test set ====

==== Summary ====

Correlation coefficient	0.9117
Mean absolute error	0.3004
Root mean squared error	0.3892
Relative absolute error	45.0657 %
Root relative squared error	47.6681 %
Total Number of Instances	300

M5 pruned model tree

(using smoothed linear models)

```

KARESEL_ORT <= 136.357 : LM1 (234/0%)
KARESEL_ORT > 136.357 :
| MAX <= 1061 :
| | MOD <= 240 :
| | | MOD <= -506 : LM2 (47/0%)
| | | MOD > -506 :
| | | | MIN <= -493 : LM3 (87/65.474%)
| | | | MIN > -493 :
| | | | | SIFIR_GEÇİŞ <= 25.5 :
| | | | | | MIN <= -267.5 :
| | | | | | | SIFIR_GEÇİŞ <= 12.5 : LM4 (14/87.918%)
| | | | | | | SIFIR_GEÇİŞ > 12.5 :
| | | | | | | | MEDYAN <= -73 :
```

| | | | | | | | | KARESEL_ORT <= 188.686 :
 | | | | | | | | | KARESEL_ORT <= 156.721 : LM5 (3/0%)
 | | | | | | | | | KARESEL_ORT > 156.721 : LM6 (4/0%)
 | | | | | | | | | KARESEL_ORT > 188.686 : LM7 (4/0%)
 | | | | | | | | | MEDYAN > -73 : LM8 (24/84.9%)
 | | | | | | | | | MİN > -267.5 : LM9 (15/30.551%)
 | | | | | SIFIR_GEÇİŞ > 25.5 : LM10 (21/0%)
 | | MOD > 240 : LM11 (151/0%)
 | MAX > 1061 :
 | | SIFIR_GEÇİŞ <= 12.5 : LM12 (229/0%)
 | | SIFIR_GEÇİŞ > 12.5 :
 | | | SIFIR_GEÇİŞ <= 20.5 : LM13 (50/32.535%)
 | | | SIFIR_GEÇİŞ > 20.5 : LM14 (17/0%)

LM num: 1

SONUC =

0.0002 * ORTALAMA
 + 0.0001 * KARESEL_ORT
 - 0 * MAX
 - 0 * MİN
 + 0.0001 * STANDART_SAPMA
 - 0.0001 * MEDYAN
 - 0.0007 * SIFIR_GEÇİŞ
 - 0 * MOD
 + 1.0321

LM num: 2

SONUC =

-0.0004 * ORTALAMA
 - 0.0002 * KARESEL_ORT
 + 0.0002 * MAX
 - 0.0004 * MİN
 - 0.0001 * STANDART_SAPMA

$$\begin{aligned}
 & - 0.0001 * \text{MEDYAN} \\
 & - 0.0038 * \text{SIFIR_GEÇİŞ} \\
 & - 0 * \text{MOD} \\
 & + 2.4525
 \end{aligned}$$

LM num: 3

SONUC =

$$\begin{aligned}
 & -0.0012 * \text{ORTALAMA} \\
 & - 0.0002 * \text{KARESEL_ORT} \\
 & + 0.001 * \text{MAX} \\
 & - 0.0007 * \text{MİN} \\
 & - 0.0028 * \text{STANDART_SAPMA} \\
 & - 0.0005 * \text{MEDYAN} \\
 & + 0.0043 * \text{SIFIR_GEÇİŞ} \\
 & + 0.0002 * \text{MOD} \\
 & + 1.9265
 \end{aligned}$$

LM num: 4

SONUC =

$$\begin{aligned}
 & 0.0003 * \text{ORTALAMA} \\
 & + 0.0034 * \text{KARESEL_ORT} \\
 & + 0.0002 * \text{MAX} \\
 & - 0.0004 * \text{MİN} \\
 & - 0.0001 * \text{STANDART_SAPMA} \\
 & - 0.0026 * \text{MEDYAN} \\
 & - 0.0071 * \text{SIFIR_GEÇİŞ} \\
 & + 0.0014 * \text{MOD} \\
 & + 1.1829
 \end{aligned}$$

LM num: 5

SONUC =

$$\begin{aligned}
 & -0.0001 * \text{ORTALAMA} \\
 & + 0.0026 * \text{KARESEL_ORT}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&+ 0.0002 * \text{MAX} \\
&- 0.0004 * \text{MİN} \\
&- 0.0001 * \text{STANDART_SAPMA} \\
&- 0.0027 * \text{MEDYAN} \\
&- 0.0071 * \text{SIFIR_GEÇİŞ} \\
&+ 0.0016 * \text{MOD} \\
&+ 1.2003
\end{aligned}$$

LM num: 6

SONUC =

$$\begin{aligned}
&-0.0001 * \text{ORTALAMA} \\
&+ 0.0027 * \text{KARESEL_ORT} \\
&+ 0.0002 * \text{MAX} \\
&- 0.0004 * \text{MİN} \\
&- 0.0001 * \text{STANDART_SAPMA} \\
&- 0.0027 * \text{MEDYAN} \\
&- 0.0071 * \text{SIFIR_GEÇİŞ} \\
&+ 0.0016 * \text{MOD} \\
&+ 1.1704
\end{aligned}$$

LM num: 7

SONUC =

$$\begin{aligned}
&-0.0001 * \text{ORTALAMA} \\
&+ 0.0044 * \text{KARESEL_ORT} \\
&+ 0.0002 * \text{MAX} \\
&- 0.0004 * \text{MİN} \\
&- 0.0001 * \text{STANDART_SAPMA} \\
&- 0.0027 * \text{MEDYAN} \\
&- 0.0071 * \text{SIFIR_GEÇİŞ} \\
&+ 0.0016 * \text{MOD} \\
&+ 0.9434
\end{aligned}$$

LM num: 8

SONUC =

$$\begin{aligned}
 & -0.0001 * \text{ORTALAMA} \\
 & + 0.0039 * \text{KARESEL_ORT} \\
 & + 0.0002 * \text{MAX} \\
 & - 0.0004 * \text{MİN} \\
 & - 0.0001 * \text{STANDART_SAPMA} \\
 & - 0.0024 * \text{MEDYAN} \\
 & - 0.0071 * \text{SIFIR_GEÇİŞ} \\
 & + 0.0021 * \text{MOD} \\
 & + 0.9292
 \end{aligned}$$

LM num: 9

SONUC =

$$\begin{aligned}
 & -0.0006 * \text{ORTALAMA} \\
 & + 0.0033 * \text{KARESEL_ORT} \\
 & + 0.0002 * \text{MAX} \\
 & - 0.0004 * \text{MİN} \\
 & - 0.0001 * \text{STANDART_SAPMA} \\
 & - 0.0016 * \text{MEDYAN} \\
 & - 0.0071 * \text{SIFIR_GEÇİŞ} \\
 & + 0.0012 * \text{MOD} \\
 & + 0.8549
 \end{aligned}$$

LM num: 10

SONUC =

$$\begin{aligned}
 & -0.0011 * \text{ORTALAMA} \\
 & + 0.0019 * \text{KARESEL_ORT} \\
 & + 0.0002 * \text{MAX} \\
 & - 0.0004 * \text{MİN} \\
 & - 0.0001 * \text{STANDART_SAPMA} \\
 & - 0.0005 * \text{MEDYAN} \\
 & - 0.0112 * \text{SIFIR_GEÇİŞ} \\
 & + 0.0007 * \text{MOD}
 \end{aligned}$$

+ 1.0749

LM num: 11

SONUC =

0.0002 * ORTALAMA
 + 0.0002 * KARESEL_ORT
 + 0 * MAX
 - 0.0001 * MİN
 - 0.0001 * STANDART_SAPMA
 - 0.0001 * MEDYAN
 - 0.0014 * SIFIR_GEÇİŞ
 - 0 * MOD
 + 2.7807

LM num: 12

SONUC =

0.0002 * ORTALAMA
 + 0.0001 * KARESEL_ORT
 - 0 * MAX
 - 0 * MİN
 + 0 * STANDART_SAPMA
 - 0.0002 * MEDYAN
 + 0.0019 * SIFIR_GEÇİŞ
 - 0 * MOD
 + 1.9746

LM num: 13

SONUC =

0.0013 * ORTALAMA
 + 0.0001 * KARESEL_ORT
 - 0 * MAX
 - 0 * MİN
 + 0 * STANDART_SAPMA

- 0.0024 * MEDYAN
 + 0.0149 * SIFIR_GEÇİŞ
 - 0 * MOD
 + 1.7772

LM num: 14

SONUC =

0.0007 * ORTALAMA
 + 0.0001 * KARESEL_ORT
 - 0 * MAX
 - 0 * MİN
 + 0 * STANDART_SAPMA
 - 0.0011 * MEDYAN
 + 0.0238 * SIFIR_GEÇİŞ
 - 0 * MOD
 + 2.0756

Number of Rules : 14

Time taken to build model: 0.34 seconds

==== Evaluation on test set ====

==== Summary ====

Correlation coefficient	0.9382
Mean absolute error	0.1516
Root mean squared error	0.2848
Relative absolute error	22.7344 %
Root relative squared error	34.8749 %
Total Number of Instances	300

M5 pruned model rules

(using smoothed linear models)

Number of Rules : 7

Rule: 1

IF

KARESEL_ORT <= 136.357

THEN

SONUC =

0.0002 * ORTALAMA
+ 0.0001 * KARESEL_ORT
- 0 * MAX
- 0 * MİN
+ 0.0001 * STANDART_SAPMA
- 0.0001 * MEDYAN
- 0.0007 * SIFIR_GEÇİŞ
- 0 * MOD
+ 1.0321 [234/0%]

Rule: 2

IF

MAX > 1061

SIFIR_GEÇİŞ <= 12.5

THEN

SONUC =

0.0002 * ORTALAMA
+ 0.0001 * KARESEL_ORT
- 0 * MAX
- 0 * MİN

+ 0 * STANDART_SAPMA
- 0.0001 * MEDYAN
+ 0.0023 * SIFIR_GEÇİŞ
- 0 * MOD
+ 1.9846 [229/0%]

Rule: 3

IF

MİN <= -632

SIFIR_GEÇİŞ > 18.5

THEN

SONUC =

0.0003 * ORTALAMA
+ 0.0001 * KARESEL_ORT
- 0.0001 * MAX
- 0 * MİN
+ 0.0001 * STANDART_SAPMA
- 0.0002 * MEDYAN
+ 0.0015 * SIFIR_GEÇİŞ
- 0 * MOD
+ 2.928 [131/0%]

Rule: 4

IF

KARESEL_ORT > 228.843

MAX <= 1036

MAX > 967.5

THEN

SONUC =

0.0002 * ORTALAMA
 - 0 * MAX
 + 0 * MİN
 + 0.0002 * STANDART_SAPMA
 - 0.0002 * MEDYAN
 - 0.0019 * SIFIR_GEÇİŞ
 + 0 * MOD
 + 2.9096 [88/0%]

Rule: 5

IF

KARESEL_ORT > 187.399
 MEDYAN > -106.25
 STANDART_SAPMA > 346.615

THEN

SONUC =

0.0006 * ORTALAMA
 - 0.0001 * KARESEL_ORT
 - 0.0001 * MİN
 - 0.0003 * STANDART_SAPMA
 - 0.0007 * MEDYAN
 - 0.014 * SIFIR_GEÇİŞ
 + 0 * MOD
 + 2.3486 [41/0%]

Rule: 6

IF

KARESEL_ORT > 187.399
 MEDYAN <= -90.5
 MOD > -506
 KARESEL_ORT <= 266.478

THEN

SONUC =

$$\begin{aligned}
 &0.002 * \text{ORTALAMA} \\
 &- 0.0002 * \text{KARESEL_ORT} \\
 &- 0.0001 * \text{MİN} \\
 &- 0.0018 * \text{MEDYAN} \\
 &- 0.0096 * \text{SIFIR_GEÇİŞ} \\
 &- 0.0001 * \text{MOD} \\
 &+ 2.8474 [27/20.813\%]
 \end{aligned}$$

Rule: 7

SONUC =

$$\begin{aligned}
 &0.0029 * \text{ORTALAMA} \\
 &+ 0.0013 * \text{KARESEL_ORT} \\
 &- 0.0005 * \text{MİN} \\
 &- 0.0017 * \text{MEDYAN} \\
 &- 0.0351 * \text{SIFIR_GEÇİŞ} \\
 &- 0.0005 * \text{MOD} \\
 &+ 1.8207 [150/76.415\%]
 \end{aligned}$$

Time taken to build model: 1.13 seconds

=== Evaluation on test set ===

=== Summary ===

Correlation coefficient	0.9487
Mean absolute error	0.0945
Root mean squared error	0.261
Relative absolute error	14.1817 %
Root relative squared error	31.9606 %
Total Number of Instances	300

Decision table

Number of training instances: 900

Number of Rules : 105

Non matches covered by Majority class.

Best first search for feature set,
terminated after 5 non improving subsets.

Evaluation (for feature selection): CV (leave one out)

Feature set: 3,4,5,10

Time taken to build model: 0.3 seconds

==== Evaluation on test set ====

==== Summary ====

Correlation coefficient	0.863
Mean absolute error	0.2727
Root mean squared error	0.4812
Relative absolute error	40.9065 %
Root relative squared error	58.9393 %
Total Number of Instances	300

ÖZGEÇMİŞ

Evren ARSLAN, 1982 yılında Akşehir’de doğdu. İlkokul, ortaokul ve lise eğitimini Afyonkarahisar’da tamamladı. Ortaokul ve lise eğitimini Afyonkarahisar, Dinar Anadolu Lisesinde, lisans eğitimini Sakarya Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik Elektronik Bölümünde tamamladı. 2005 yılında Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik Elektronik ABD’de yüksek lisans eğitimine başladı. Aynı yıl Sakarya Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik Elektronik Bölümünde araştırma görevlisi olarak göreve başladı, halen bu bölümde araştırma görevlisi olarak görevine devam etmektedir.