

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**DİLSİZLER İÇİN KONUŞMAYA YARDIMCI
SİSTEMLER**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
Ebru AKALP KUZU**

**Anabilim Dalı : ELEKTRONİK VE HABERLEŞME
MÜHENDİSLİĞİ**

Programı : BİYOMEDİKAL MÜHENDİSLİĞİ

HAZİRAN 2006

DİLSİZLER İÇİN KONUŞMAYA YARDIMCI SİSTEMLER

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Müh. Ebru AKALP KUZU
(504021414)

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 17 Temmuz 2006
Tezin Savunulduğu Tarih : 9 Haziran 2006

Tez Danışmanı : Doç.Dr. Mehmet KORÜREK
Diğer Jüri Üyeleri Prof.Dr. Tamer ÖLMEZ (İ.T.Ü.)
Doç.Dr. Hakan TEMELTAŞ (İ.T.Ü.)

HAZİRAN 2006

ÖNSÖZ

Bu çalışma değerli hocam Doç. Dr. Mehmet KORÜREK, İTÜ Mekatronik Mühendisliğinde yüksek lisans öğrenimi gören eşim Ahmet KUZU ve benim ortak çalışmamızın bir ürünüdür. Değerli hocam Mehmet KORÜREK bu çalışmanın hem donanım hem de yazılım kısmında, Ahmet KUZU ise özellikle donanım gerçekleşmesinde çok büyük katkı sağlamışlardır. Bu çalışma onlar olmadan kesinlikle gerçekleştirilemezdi. Kendilerine sonsuz saygı ve teşekkürü bir borç bilirim.

Yüksek Lisans öğrenimine başladıktan sonra özellikle işaret işleme konularında kendimi geliştirmemi sağlayan değerli İTÜ Biyomedikal Bölümü hocalarına çok teşekkür ederim.

Bu çalışmamızda bizden desteklerini esirgemeyen ve bize itici güç veren ailelerimize çok teşekkür ederim.

Ebru AKALP KUZU

2006

İÇNDEKİLER

KISALTMALAR	v
TABLO LİSTESİ	vi
ŞEKİL LİSTESİ	vii
ÖZET	viii
SUMMARY	ix
1. EMG OLUŞUMU ve ALGILANMASI	1
1.1. EMG'nin Kaynağı	1
1.1.1. Motor Birim	2
1.1.2. Aksiyon Potansiyeli	2
1.2. EMG nin Ölçülmesi	5
1.2.1. Kas İçi Elektrotlar	5
1.2.2. Yüzey Elektrotlar	5
1.2.3. Tek Kutuplu ya da Çift Kutuplu Ölçme	6
1.2.4. Hacim İletkeninin Ölçüme Etkisi	6
2. EMG İŞARETİNİN İŞLENMESİ	9
2.1. Temel İşaret İşleme Kavramları	10
2.2. EMG İşaretinin Kuvvetlendirilmesi ve Sayısallaştırılması	13
2.3. EMG İşaretinden Öznitelik Çıkarılması	13
2.3.1. AR Parametreleri Kestirimi	14
2.3.2. Cepstrum Parametreleri Kestirimi	14
3. EMG İŞARETİNİN SINIFLANDIRILMASI	16
3.1. Yapay Sinir Ağları	16
3.1.1. Yapay Sinir Ağlarının Bileşenleri	17
3.1.2. Yapay sinir Ağlarının Eğitilmesi	18
3.2. Hidden Markov Modeli	19
3.2.1. Hesaplam Sorunu ve Forward Algoritması	25
3.2.2. Kod Çözme Sorunu ve Viterbi Algoritması	26
3.2.3. Öğrenme Sorunu ve Parametre Tahmini	27
3.2.3.1. Maximum Likelihood (ML) Kriteri	27
3.2.3.2. Maximum Mutual Information (MMI) Kriteri	28
3.2.4. HMM' de Sürekli Dağılımlı Gözlem Vektörleri	28
3.2.5. Standart HMMnin Konuşma Tanımadaki Kullanılması	29
3.2.6. Dil Modelinin Tanımadaki Rolü	29
3.2.6.1. Belirli Kurallı Dil Modeli	30
3.2.6.2. Rasgele Dil Modeli	30
3.2.7. Hibrid HMM Sınıflayıcılar	31
4. GERÇEKLEŞTİRİLEN SİSTEM	34
4.1. EMG İşaretinin Alınması	38
4.2. EMG İşaretin Kuvvetlendirilmesi ve Sayısallaştırılması	38

4.3. Sayısal EMG İşaretinin İşlenmesi	40
4.3.1 İşaretin Bölütlenmesi	40
4.3.2 Öznitelik Çıkarma	41
4.4. İşaretin Sınıflandırılması	41
4.4.1. Kullanılan Kelime ve Dil Modeli	43
4.5. Cümlelerin Sestlendirilmesi	44
5. SONUÇLAR	45
KAYNAKLAR	46
ÖZGEÇMİŞ	49

KISALTMALAR

AR.....:Auto Regression
ADC.....:Analog Digital Converter
DC.....:Direct Current
EMG.....:Electro Miyography
HMM.....:Hidden Markov Model
YSA.....:Yapay Sinir Ağı

TABLO LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Tablo 1.1. İşaretlerin Sınıflandırılması.....	2
Tablo 4.1. Kullanılan Söz Dizimi	47

ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 1.1 : Aksiyon Potansiyeli.....	2
Şekil 1.2 : Hücrenin Dinlenme Potansiyeli.....	3
Şekil 1.3 : Depolarize Olmuş Hücrenin Aksiyon Potansiyeli.....	4
Şekil 1.4 : Aksiyon Potansiyelinin Zamanla değişimi.....	4
Şekil 1.5 : EMG nin tek kutuplu ve çift kutuplu algılanması.....	6
Şekil 1.6 : Hacimsel İletkenin Kalınlığıyla Ölçüm Frekansının Değişimi.....	7
Şekil 1.7 : Aynı Hareket İçin Ölçülmüş Yüzeysel ve Kas İçi EMG İşareti	8
Şekil 2.1 : Coğrafi bilgi sistemi bileşenleri	4
Şekil 2.2 : Coğrafi bilgi sistemi yazılım bileşenleri	16
Şekil 3.1 : Yapay Sinir Hücresi.....	17
Şekil 3.2 : Tek Katmanlı ve çok katmanlı YSA.....	18
Şekil 3.3 : HMM Sürecinin Akışı	20
Şekil 3.4 : HMM Yapıları	23
Şekil 4.1 : Sistemin Bütünsel Gösterilimi	34
Şekil 4.2 : Cihazın Kullanıcı Üzerine Yerleştirilmesi: Cihazın Kullanıcı	36
Şekil 4.3 : PC de çalışan programın akışı.....	37
Şekil 4.4 : EMG Kuvvetlendirici	39
Şekil 4.5 : İşaretin Zarfı.....	40
Şekil 4.6 : Bölütlenmiş İşaret.....	41
Şekil 4.7 : HHMM' nin Yapısı.....	42
Şekil 4.8 : YSA' nın Yapısı	43

DİLSİZLER İÇİN KONUŞMAYA YARDIMCI SİSTEMLER

ÖZET

Bu çalışmada, konuşma yetisi olmayan insanların sesli iletişim kurabilmelerini sağlayan bir sistem geliştirilmeye çalışılmıştır. Konuşma engelliler günlük hayatlarında işaret dili denilen el hareketlerini sıklıkla kullanmaktadır. Çoğu insan bu dili bilmediğinden iletişimde sorunlarla karşılaşmadıklarıdır. Çalışmamızda konuşma engellinin işaret dilinde olduğu gibi ancak bizim tarafımızdan tasarlanmış bazı el hareketlerini yaparak isteğini anlatması ve söylediklerinin seslendirilmesi öngörülmüştür.

Literatürde dilsizlerin konuşmasına yardımcı olmak için işaret dilinin çözülmesine yönelik pek çok çalışma bulunmaktadır. Bu çalışmalar işaret dilini algılamak amacıyla ya veri eldiveni gibi hareket algılayıcılar ya da video kamera gibi görsel yöntemler kullanmaktadır. Bunlardan özellikle video kamera kullanılan yöntemler kullanıcıyı mekan açısından oldukça sınırlandırmaktadır. Bizim sistemimizde bunlardan farklı olarak el hareketlerinin yüzeysel EMG işaretine bakılarak algılanmasını sağlayan taşınabilir bir cihaz geliştirilmesi düşünülmüştür.

Kullanıcı önceden belirlenmiş el hareketlerini yaparken oluşan EMG işaretleri, koluna bağlanan bir dizi elektrot aracılığıyla algılanarak PC ortamına aktarılacaktır. Burada oluşturduğumuz yazılım sayesinde bu EMG işaretleri sınıflandırılıp, kullanıcının hangi kelimeyi söylemek istediği anlaşılacak ilgili kelimeye karşılık düşen ses üretilecektir. Oluşturulan ses işaretleri hoparlör aracılığıyla dışarı verilecektir.

Çalışmamız sırasında öncelikle EMG işaretinin koldan alınarak PC ortamına aktarılmasını sağlayan EMG kuvvetlendiricisi tasarlanmıştır. Aktarılan bu işareti sınıflamak amacıyla YSA ve HMM nin bir arada kullanıldığı hibrid bir sistemden faydalanılmıştır.

Sistemimiz hemen hemen gerçek zamanlı çalışmaktadır. Yani hareketin yapılması ile tanınıp sese çevrilmesi arasındaki süre mümkün olduğu kadar az tutulmuştur.

Şu an için tanınabilecek sözcük sayısı 2^{14} ler civarındadır. Bu tabiki gerçek bir dili temsil etmekten uzaktır ancak günlük hayattaki pek çok ihtiyaç bu kadar kelimeyle karşılanabilir.

SUPPORT SYSTEMS FOR SPEAKING OF VERBALLY IMPAIRED PERSONS

SUMMARY

This work is aimed to supply a mean of speech communication ability to the verbally impaired persons. The verbally impaired persons generally use sign language in their daily life. But most of the persons don't understand these signs. In our work the user will try to tell what he wants to say by making some hand signs (like in sign language) and these signs will be converted to the sound by our system.

In literature there are many works about sign language recognition systems. Most of them use a data glove or video imaging system for sensing the sign language. These methods, especially the video camera dependent system are not useful in daily life. These can't be used everywhere. Instead our system is translating hand signs to spoken voice by recognising EMG signals produced from hand signals and taken from arm muscles by EMG electrodes.

While user making these hand signs, the resulting EMG signals will be captured by our device by means of electrodes, which are bounded to the user's arm. From these EMG signals, by means of the software found in our device it will be understood that what the user wants to say and the related speech will be produced. The produced speech will be given to the outside by a speaker.

In our work, firstly we design the EMG amplifier which will be used to get the EMG signals from fore arm and transferring it to the PC like system. For recognizing these EMG signals we used Neural Network and Hidden Markov Model together to make a combined Hybrid system (HMM).

Our system is operating in real time which the time between the hand sign and conversion this sign to the voice is in an acceptable time.

Now the number of words that can be recognized is approximately 2^{14} . Ofcourse a real language will have much more words compared to this system. However in daily life this number of words will not be so bad.

1. EMG OLUŞUMU VE ALGILANMASI

Hayvansal organizmalarda hareket etmeyi sağlayan yapılar kaslardır. Mekanik özelliklerinin yanı sıra kasların eylemleri bir dizi elektriksel işaret üretmeyle de ilişkilidir. Üretilen elektriksel işaretleri kas içine sokulan iğne elektrotlar ya da yüzey elektrotlarla algılamak mümkündür. Kasların çalışmaları sırasında ürettikleri biyo elektriksel işarete elektromiyografik (EMG) işaret adı verilir.

Kasların çalışma ilkeleriyle ilgili yüzyıllardır araştırmalar yapılmaktadır ancak onların elektriksel faaliyetlerinin çalışmalarındaki önemi daha geç anlaşılmıştır. Galvani (1737-1789) kas kasılmasının elektriksel olarak uyarılabileceğini göstermiştir. Duchene (1949) elektriksel uyarıyı kullanarak kasılmanın özelliklerini anlamaya çalışmıştır. 1929 yılında ise Adrian ve Bronk kasların elektriksel faaliyetlerini bir iğne elektrotla ölçmeyi başarmışlardır. Yüzeysel EMG işaretinin ölçümü ilk olarak 1849 da Raymond tarafından basit bir galvanometre kullanılarak gerçekleştirilmiştir. 1922 yılında Gasser ve Erlanger bir miyoelektrik işareti osiloskopta göstermeyi başarmıştır ve 1944 de Inmann ve arkadaşları ilk kez yüzeysel EMG işaretinden elde ettikleri verileri yayınlamışlardır [1].

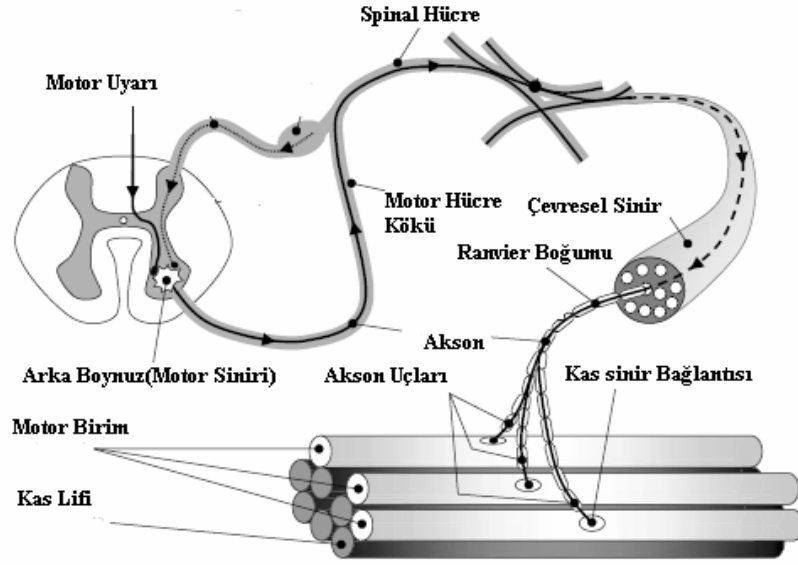
Son 10 yıl içinde EMG algılama yöntemleri oldukça gelişmiştir ve bu ölçümlerden elde edilebilecek bilgi pek çok araştırmada ve uygulamada büyük önem kazanmıştır. Bugün EMG işaretleri rehabilitasyon, ergonomi, spor ve nöro fizyoloji gibi alanlarda kullanılmaktadır.

1.1 EMG' nin Kaynağı

1.1.1 Motor Birim

İskelet kasları, kas lifi denilen ve neredeyse birbirine paralel uzanan hücrelerden oluşurlar. Her bir fiber uyarıldığı zaman boyca kısalma yani kasılma yeteneğine sahiptir. Kasın kasılması bir dizi biyokimyasal işlem sonucu gerçekleşir.

Kas lifleri, merkezi sinir sisteminin motor sinirler aracılığıyla yolladığı elektrik sinyalleri ile uyarılırlar. Bir motor siniri bir grup kas lifini uyarır ki bu en küçük işlevsel kas birimini oluşturur. Motor sinir ve bu sinirin uyardığı lif grubu “ motor birimi” oluşturur. Şekil 1.1 de motor birimin yapısı görülmektedir [2].

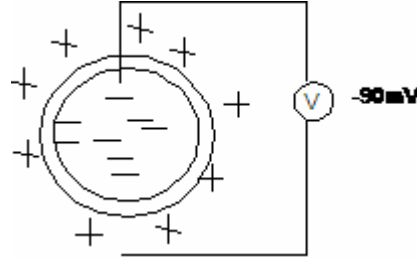


Şekil 1.1: Aksiyon Potansiyeli

1.1.2 Aksiyon Potansiyeli

Eğer bir kas hücresine bir mikro elektrot sokulursa, dinlenme anında hücre içinin hücreler arası sıvıya göre 70-90 mV kadar bir miktarda eksi potansiyele sahip olduğu görülür. Bu potansiyelin kaynağı hücre zarından geçen iyonların yarattığı dentedir [3].

Hücrenin dışında ve içinde yer alan sıvı bileşimleri arasındaki temel fark, hücre dışında sodyum (Na) ve klor (Cl) miktarının hücre içersine göre fazla, potasyum (K) miktarının ise az olmasıdır. Vücut öz sıvısındaki en önemli iyonlar bunlardır. Uyarılabilen hücrelerin zarları K ve Cl iyonlarının hücre içine geçmesine rağmen, Na iyonlarının geçişine engel olur. Sodyumun hücre içine kolayca geçememesi sonucu iki durum ortaya çıkar ; birincisi, hücre içindeki Na iyonu yoğunluğu dışarıdakinden çok azdır ve dolayısıyla Na iyonları pozitif yüklü olduğundan hücre dışı içine göre daha pozitif olacaktır; ikincisi ise elektriksel yük dengesini sağlamak için yine pozitif yüklü K iyonları hücre içine fazla miktarda geçerler. Fakat, K iyonlarının yoğunluklarındaki farklılıktan dolayı bu yük dengesi sağlanamaz. Ancak, zar etrafında iç taraf negatif dış taraf pozitif potansiyel farkı ile kararlı duruma ulaşılır. Bu zar potansiyeline dinlenme potansiyeli denir ve zar uyarılana kadar dengede kalır. Dinlenme potansiyeli ile kutuplanmış bir hücre Şekil-2.1' de gösterilmiştir [4].

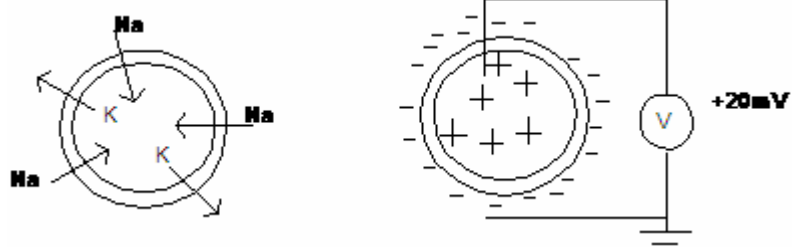


Şekil 1.2: Hücrenin Dinlenme Potansiyeli

Motor siniri boyunca yayılan elektriksel işaret kas sinir birleşme noktasına ulaşarak kas hücresi zarının uyarılmasını sağlar (ne kadar uyarılacağını belirler). Bu durumda hücre zarının bir kısmında Şekil 2.2 deki gibi bir potansiyel dağılımı oluşur. Hücre zarının uyarılmasıyla zarın özelliği değişir ve Na iyonları hücre içine geçmeye başlar. Bu esnada K iyonları da dışarıya çıkarlar. Sonuç olarak hücre içi ile dışı arasında +20 mV lık bir potansiyel farkı oluşur. Bu potansiyele aksiyon potansiyeli denir. Bu durumdaki hücreye depolarize olmuş hücre ve bu olaya da depolarizasyon adı verilir [5].

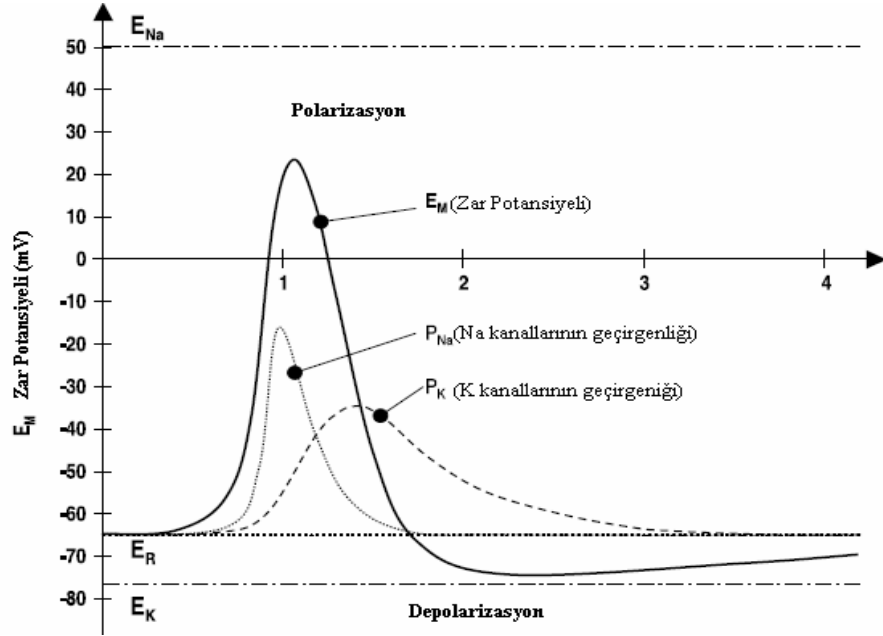
Şekil-1.3' de depolarize bir hücre ve aksiyon potansiyeli şematik olarak gösterilmiştir [5]. Oluşan yük yoğunluğu (depolarizasyon bölgesi) bu potansiyel dağılıma karşılık düşer. Eğer “çizgi kaynak modeli“ [6] üzerinden gidilirse hücre zarını geçen akım

(transmembrane current) bu potansiyelin ikinci uzaysal türevi kadar olur. Depolarizasyon bölgesi kas sinir bağlantı bölgesinden lifinin sonuna doğru yayılır. Aksiyon potansiyelinin yayılma hızı kas lifinin çapına ve tipine bağlıdır ve “iletim hızı”adını alır.



Şekil 1.3: Depolarize Olmuş Hücresin Aksiyon Potansiyeli

Kas sinir bağlantısında ve lifin sonunda sırayla hücreler arası aksiyon potansiyeli oluşur ve sonlanır. Motor birimlerin tekrar tekrar uyarılması sonucu “aksiyon potansiyel dizileri” oluşur. Bu aksiyon potansiyel dizileri birbirine eklenerek “interference EMG işaretini” oluştururlar [7].



Şekil 1.4: Aksiyon Potansiyelinin Zamanla değişimi

1.2 EMG' nin Ölçülmesi

Biyo elektrik işaret, biyolojik ortamda “iyonlar” aracılığıyla taşınır, ancak ölçüm ortamında iletim, elektronlar aracılığıyla yapıldığından çeviricilere ihtiyaç vardır [1]. Biyo elektirik işaretler çok basit çeviricilerle ölçülebirlirler.

Özel mikro elektrotlar kullanılarak tek bir hücreyle yapılan ölçümlerde biyomedikal işaret aksiyon potansiyelinin kendisidir. Daha büyük çaplı ölçümlerde, örneğin alıcı olarak “yüzey elektrotu “ kullanıldığında ölçülen şey, elektrotun yakınında bulunan pek çok hücrenin faaliyeti sonucu oluşan elektrik alandır [1].

Hücreler arası aksiyon potansiyeli, çevresel alanda bir elektrik alan oluşturur. Bir motor birim tarafından oluşturulan aksiyon potansiyeli kaynaktan uzakta olan noktalardan da ölçülebilmektedir. Ölçüm elektrotunu ve potansiyel kaynağını ayıran dokuya “hacimsel iletken (volume conductor)” adı verilir ve bu dokunun özellikleri ölçülen işareti büyük oranda etkiler. Eğer ölçüm için kas içi elektrot kullanılıyorsa, ölçüm alınan yer ve kaynak birbirine çok yakın olduğundan “hacimsel iletken” işareti çok fazla değiştirmez.

1.2.1 Kas İçi Elektrotlar

1929 da Adrian ve Bronk'un konsantre iğne elektrotları bulmasından sonra kas içi EMG işaretini ölçen pek çok sistem geliştirildi. İğne elektrotların Konsantre iğne elektrotlar iğneye takılı bir kablo aracılığıyla tek kutuplu olarak ölçer [5].

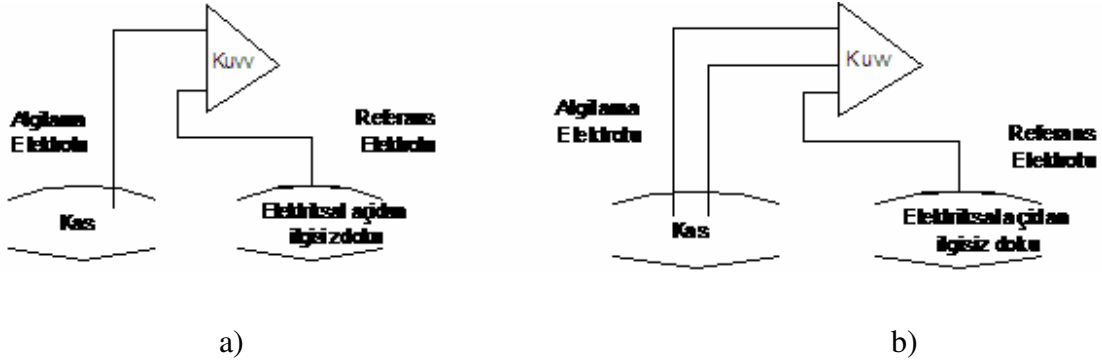
1.2.2 Yüzey Elektrotlar

Bir yüzey elektrotu, deriye elektriksel olarak tutturulmuş, belli bir şekli ve boyutu olan bir malzemeden oluşur.Elektrot üretiminde en çok kullanılan malzemeler katı gümüş ya da altın, sintered gümüş ya da gümüş klorid, karbon, veya iletken sıvının halde süngere emdirilmesiyle oluşturulmuş elektrotlardır. Katı metallerin kullanıldıkları elektrotlara iletken bir sıvı kullanmadıkları için “kuru elektrot” adı verilir.

Elektrotlar tek kutuplu (elektriksel olarak aktif olmayan bir bölgeye konmuş ilave bir referans elektrotu ile beraber) ya da çiftler halinde kullanılabilirler İkinci durumda, kullan at tipi yapışkan elektrotlar ya da çok kullanımlı ve durağan bir tutunma yüzeyi, geniş bir ölçüm alanı ve düşük temas empedansı sağlayabilmek için yüzey alanı 2 cm² olan elektrotlar tercih edilir [8].

1.2.3 Tek Kutuplu ya da Çift Kutuplu Ölçme

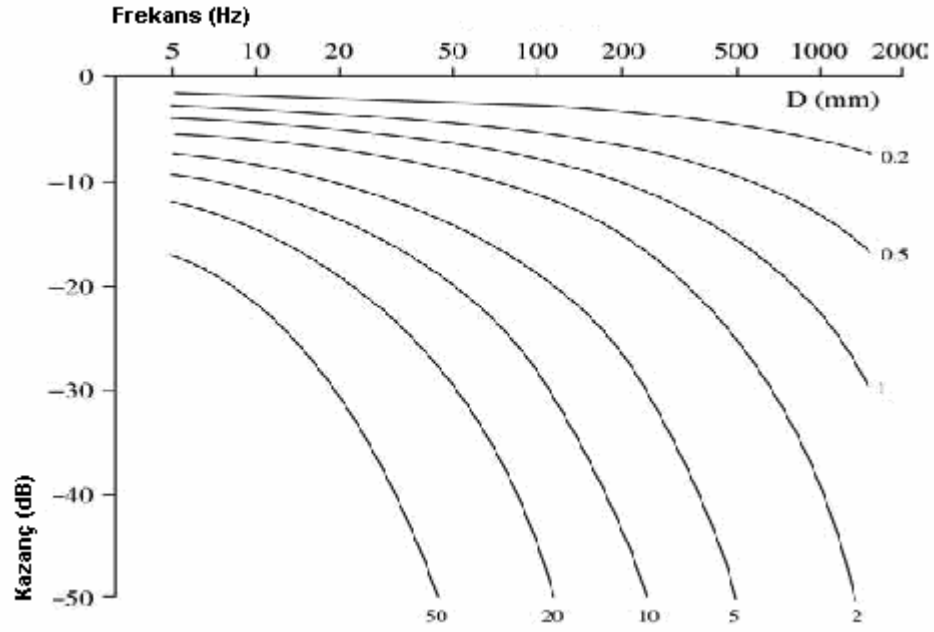
Şekil 1.5 de EMG işaretinin tek kutuplu ya da çift kutuplu olarak algılanması gösterilmiştir. Ortak moddaki işareti düşük tutmak mümkün olduğundan çift kutuplu mod daha fazla tercih edilmektedir [4]



Şekil 1.5: EMG nin Tek Kutuplu ve Çift Kutuplu Algılanması

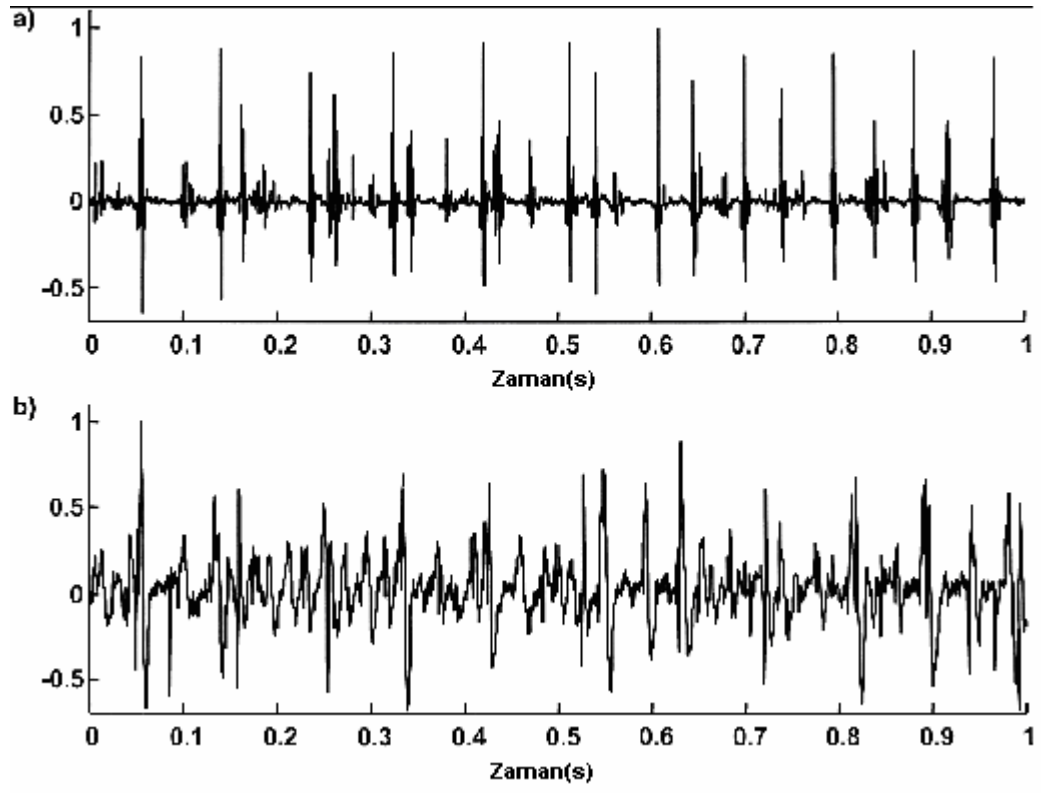
1.2.4 Hacim İletkeninin Ölçüme Etkisi

Hücreler arası sıvıda oluşan aksiyon potansiyeli belli bir bölgeden ölçülebilen bir elektrik alanı oluşturur. Bir motor birim tarafından oluşturulan potansiyel bu motor birimden kısmen uzak sayılabilecek noktalardan da algılanabilir. Potansiyel kaynağı ve ölçüm yapılan elektrotlar arasında kalan dokular “hacim iletkeni” olarak isimlendirilir ve bu dokunun karakteristiği büyük oranda ölçülen işareti etkiler [9]. Hacim iletkeni işaret üzerinde “alçak geçiren filtre” etkisi yapar ve bu filtrenin kesim frekansı kaynak ve ölçüm arasındaki uzaklıkla değişir. Uzaklık ne kadar fazlaysa alçak geçiren filtre de o kadar seçici olacaktır. Bu etki şekil 1.5 de görülmektedir.



Şekil 1.6: Hacimsel İletkenin Kalınlığıyla Ölçüm Frekansının Değişimi

Eğer ölçüm kas içi elektrotlarla yapılıyorsa bu etki çok az olacaktır. Bu durumda işaret bant genişliği 1-5 KHz arasında bir değer olacaktır. Eğer EMG işareti deri yüzeyinden ölçülürse, hacim iletkeninin etkisiyle frekans içeriği 300-400 Hz aralığına kadar düşer. Şekil 1.7 de aynı hareket için yapılmış kas içi ve yüzeysel EMG ölçümleri gösterilmiştir [10].



Şekil 1.7: Aynı Hareket İçin Ölçülmüş Yüzeysel ve Kas İçi EMG İşareti

2. EMG İŞARETİNİN İŞLENMESİ

Kas içi EMG ve yüzeysel EMG, hacimsel iletkenin ölçülen potansiyeller üzerinde farklı etkilere sahip olmasından dolayı farklı özelliklere sahiptir. Bu yüzden bu iki tür EMG işaretinin işlenmesi birbirinden farklı yaklaşımlara dayanır ve bunlardan elde edilen bilgi de birbirinden farklıdır. Bu çalışmada yüzeysel EMG işareti kullanıldığından bu türe ait işleme tekniklerinden bahsedilecektir.

Yüzeysel EMG işaretinin işlenmesinin amacı kasın kasılmaya başlaması ve sonlanması ile ilişkili biyo elektrik oluşumdan bilgi edinmeye çalışmaktır. EMG işaretinden elde edilebilecek bilgiler şu üç temel sınıfa ayrılabilir:[6]

i)EMG işareti ve anatomik olarak onunla ilgili olan hareketin zamanla değişimi.

ii)EMG işareti ve üretilen kuvvet arasındaki ilişki.

iii)EMG ve kas yorgunluğu arasındaki ilişki.

Algılanan EMG işareti sadece anatomik, fizyolojik ve nörolojik değil EMG işaretinde bozulmaya sebep olan pek çok diğer faktörün de etkisini içerir. Tabii ki her çalışmada amaç EMG nin içerdiği tüm bu bilgileri değil sadece ilgilenilen bilgiyi elde etmektir [8].

EMG işaretinden elde edilebilecek en temel bilgi belli bir zaman aralığında ya da belli bir hareket süresince ilgilenilen bir kasın aktif olup olmadığıdır. EMG işareti rasgele ya da istatistiksel olarak belirlenmiş belli bir eşik ya da ölçüm yapan cihazın gürültü eşiklerinin üzerindeyse ilgili kas aktiftir. Kasın aktif olmadığını söylemek aktif olduğunu söylemeye göre biraz daha zordur çünkü kas daha az sıklıkla tam bir rahatlama içerisinde olur. Bu yüzden konulacak eşik yanlış yönlendirmeyi engelleyecek şekilde yüksek tutulması gerekir. Zamansal ölçümde hedeflenen kasın hareketi sırasında toplanan veride mümkün olduğu kadar yüksek duyarlılığı yakalamaktır.

EMG ölçümlerinde en fazla kullanılan verilerden biri de elde edilen EMG verisi ile o EMG yi üreten kasın üretmiş olduğu kuvvet arasındaki ilişkidir. Bu verinin kullanım alanlarına örnek olarak ergonomi çalışmaları gösterilebilir. Burada elde edilen EMG ye bakılarak belli bir cihaz kullanırken kullanıcının duruşuna göre uygulanan kuvvet belirlenip iş kazaları engellenebilmektedir. EMG-Kuvvet ilişkisini araştıran ölçümlerle belli bir kasın kasılmasına katkısı olan motor birimlerin ortalama sayısı, ve kasılma oranı ile elde edilen kuvvet arasındaki ilişki belirlenmeye çalışılır.

Yüzeysel EMG analizinde kullanılan çoğu teknik elde edilen işaretle pek çok motor birimin etkisi olduğunu göz önünde bulundurur.

Yüzeysel EMG de işaretlerin konumsal ayrımını yapmak daha zordur. Belli bir kas hareket ettirildiğinde oluşan işaret hacim iletkeninin etkisi ile onun yakınındaki kasların üzerinden de ölçülebilmektedir. Aktif olmayan bir kas üzerinden aktif olan kasa ait işaretin bulunmasına “girişim” denir ve yüzeysel EMG için ciddi bir sorun teşkil eder.

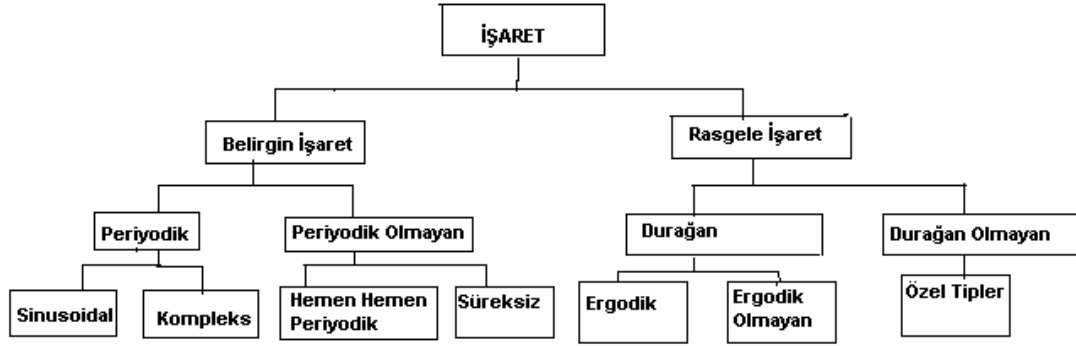
Yüzeysel ölçümlerde genelde birkaç farklı bölgeye elektrot yerleştirilerek belli bir hareket için farklı bölgelerin potansiyeli ölçülür. Yapılan işaret işlemede birkaç kanal dan gelen bilgi kullanıldığından kasılmanın konumuna ait bilgi netleştirilir yani uzaysal ayrım daha iyi yapılabilir.

2.1 Temel İşaret İşleme Kavramları

Biyolojik ve fiziksel sistemlerden elde edilen işaretlerin çeşitli özellikleri vardır. Uygun işaret işleme yönteminin uygulanabilmesi için işaretlerin genel özelliklerinin bilinmesi gerekir. İşaretleri belirgin ve rasgele olmak üzere iki temel gruba ayırmak mümkündür.

Tablo 2.1 de işaretlerin genel sınıflandırılması gösterilmiştir [8].

Tablo 2.1: İşaretlerin Sınıflandırılması



Belirgin işaretler matematiksel olarak ya da grafiksel olarak tamamen belirlenebilen işaretlerdir. Eğer bir işaret belirginse ve onun matematiksel ya da grafiksel ifadesi verilmişse bu işaret hiçbir bilgi içermiyor demektir. Belirgin işaretler iki alt gruba ayrılır; periyodik olan ve olmayan işaretler. Periyodik işaretler T periyod olmak üzere her t için $X(t)=X(t+T)$ bağıntısını sağlayan işaretlerdir. Frekans uzayında, periyodik işaretler Fourier serileri ile temsil edilir. Bu uzayda temel frekans ve harmonik bileşenler mevcuttur. Periyodik olmayan işaretler de hemen hemen periyodik ve süreksiz işaretler olarak ikiye ayrılabilir. Hemen hemen periyodik işaretler birbirinden bağımsız ve periyotları farklı işaretlerin bileşimi sonucu oluşurlar. Süreksiz işaretler ise zaman içinde kısa bir süre ortaya çıkan ve periyodik olmayan işaretlerdir. Bu sınıflama açısından EMG işareti rasgele işaretler grubuna girmektedir [8].

Gerçek dünyada işaretler çoğunlukla rasgeledir. Genel de işarete eklenmiş tahmin edilemeyen ve kaynağı tam bilinmeyen bir gürültü ya da önceden tahmin edilemeyen bir takım değişiklikler mevcuttur. Fakat bu tür işaretlere belirgin fonksiyonlar aracılığıyla yaklaşıklık sağlanabilir ya da bir model oluşturulabilir. Bir rasgele işaret rastlantısal bir sürecin bir örnek fonksiyonudur. Yani her örnek fonksiyon bir diğerinden bazı bakımlardan farklılık gösterir ancak hepsi aynı olasılık dağılımlarını paylaşırlar. Rasgele işaretler tamamıyla tanımlanamazlar ancak örnek uzay boyunca hesaplanmış bulunan olasılık dağılımlarıyla ifade edilirler[8].

Rasgele işaretler durağan ve durağan olmayan işaretler olarak ikiye ayrılır. Durağan işaretin istatistiksel özellikleri zamanla değişmez. Bu gruba giren rasgele bir işaret ergodik işaret adını alır. Durağan olmayan işaretler işlenmesi en zor işaretlerdir. Hatalı olsa da bu işlem ergodik işlem olarak varsayılır. Örneğin EMG işaretini işlerken elimizde tüm topluluk olmayıp sadece bir örnek fonksiyon bulunabilir. Bundan dolayı ergodiklik varsayımı yapılarak gerekli istatistik özellikler, bu örnek fonksiyonun zaman içindeki değişiminden elde edilme yoluna gidilir. Durağan olmayan işaretler için işaret işlem yöntemleri pek etkili olmadıklarından bu tür işaretler durağan kabul edilen bölütlere ayrılarak işlenirler. Dilimlerin uzunlukları işaretin yapısına bağlıdır [8].

İşaret işleme açısından işaretlerin diğer bir sınıflaması da sürekli ve ayrık olarak sınıflandırmadır. Genel olarak sürekli işaretler zaman içinde herhangi bir anda tanımlanabilirler. Bu işaretlere uygulanan işaret işleme yöntemleri Fourier ve Laplace dönüşümleri ve diğer analog yöntemlerdir. Ayrık işaretler ise ancak belli anlarda tanımlıdır. Genellikle bu işaretler genlik olarak da örneklenirler. Bu yüzden ayrık işaretler, sürekli işaretlerin zaman içinde örneklenmiş ve genlik olarak da kuantalanmış şekilleridir. Bununla beraber doğası gereği ayrık olan işaretler de vardır. Bu işaretlere, z-dönüşümü ve ayrık fourier dönüşümü (DFT-Discrete Fourier Transformation) gibi ayrık işaret işleme yöntemleri uygulanır. Donanım açısından ayrık işaretler sayısal bilgileri içeren sayısal sistemlerle işlenir. Sayısal işaret işleme teknikleri günümüzde son derece büyük ilerleme kaydetmiştir. Bu nedenle sürekli işaretler, analog/sayısal çeviriciler (ADC) yardımıyla bilgisayarlara aktararak sayısal işaret işleme teknikleriyle işlenebilmektedir.

İşaret işlemede en önemli noktaların başında süzme gelmektedir. Genelde işlenmek istenen bir işarete sonradan eklenmiş gürültü gibi bozucu etkiler, başka işaretlerden karışmış bilgiler veya kullanılan donanıma uygun olmayan alanlar bulunur. İşarete istenilen bilgiye ulaşmak için bu alanlardan kurtulmak gerekir. Bu ise donanımsal ya da yazılımsal süzme işlemleriyle gerçekleştirilir. Süzme zaman uzayından çok frekans uzayında yapılır. Frekans uzayında süzme işlemi, belirgin işaretler için olduğu kadar, rasgele işaretler için de etkilidir.

2.2 EMG İşaretinin Kuvvetlendirilmesi ve Sayısallaştırılması

Yüzey elektrotlarıyla algılanan EMG işaretinin genliği 5-6 mV lar mertebesinde değişmektedir. Eğer EMG işareti, onu etkileyen gürültülerden daha düşük bir seviyede kalırsa algılanması mümkün olmayacaktır. Bu yüzden tasarlanacak EMG kuvvetlendiricisi ve özellikle onun ön kuvvetlendirme katının tasarımı elde edilecek işaret kalitesinde önemli rol oynayacaktır [7]. Ön kuvvetlendirme katının gürültüsü mümkün olduğunca düşük tutulmaya çalışılır çünkü onun çıkışı diğer katlar tarafından da kuvvetlendirilecektir. Ön kuvvetlendirici elektrotlara doğrudan bağlanmalıdır ki (seri bir kapasite bağlanmadan) en uygun düşük frekans cevabı elde edilebilsin ve eşleştirme kapasiteleri üzerinde yüklenme etkisi oluşmasın. Eşleştirme kapasitesi olmamasına rağmen yine de elektrotlar üzerinde yüklenme etkisi görülmekte ve bu da kuvvetlendiricinin girişinde büyük dc ofsetinin oluşmasına sebep olmaktadır. Bu yüzden ön kuvvetlendiricilerin kazancı görece olarak düşük tutulmaktadır. Dikkat edilmesi gereken bir diğer nokta ise ön kuvvetlendiricinin giriş empedansının mümkün olduğunca yüksek tutulmasıdır kuvvetlendirici elektrotlar üzerinde yük oluşturmaktadır. Tipik olarak ön kuvvetlendirme katında düşük gürültülü ve bant genişliği 20 –500 Hz ler civarında olan bir enstürmantasyon kuvvetlendiricisi kullanılır [1]. İlave bir kat yardımıyla gerekli kazanç ve uygun frekans bandı sağlanır. Bu ikinci katta bir diferansiyel kuvvetlendirici kullanılır [4].

EMG işareti kuvvetlendirildikten sonra sayısal yöntemlerle işleneceği ortama aktarılabilmesi için sayısallaştırılır. Bu işlem için analog dan sayısala çevirici devreler kullanılır. Sayısallaştırmada kullanılan örnekleme işlemi işaretin frekans spektrumunda girişime sebep olabilir. Girişimin önlenmesi için örnekleme hızı işaretin bant genişliğinin en az iki katı düzeyinde olmalıdır.

2.3 EMG İşaretinden Öznitelik Çıkarımı

Öznitelik çıkarma sayısal işaret işlemenin vazgeçilmez evrelerinden biridir. Elde bulunan işlenmemiş veri örnekleri sınıflanmak yani bir birinden ayırt edilmek

isteniyorsa verinin içerdği bilgidan en ayırt edici olanlar kullanılıp diğeri atılmaya çalışılır. Bu sayede sınıflamada göz önünde bulundurulacak veri boyutu da azaltılmış olur. Bunun yanı sıra eldeki veri içinde en ayırt edici özellikler zaman uzayından başka bir uzayda örneğin frekans uzayında bulunuyor olabilir. O zaman işaret zaman uzayından frekans uzayına dönüştürülecek ve bu yeni uzayda da çeşitli dönüşümlere sokularak kendine özgü nitelikler bulunmaya çalışılacaktır. Aşağıda bu iş için kullanılabilecek çeşitli yöntemlere değinilmiştir.

2.3.1 AR Parametreleri Kestirimi

Çoğu sistem geçmişteki çıkışlarının, o andaki ve geçmişteki girişlerinin lineer kombinasyonları ile temsil edilebilmektedir. Bu şekilde sistemin doğrusal zaman serileri modellemesi, doğrusal tahmin (lineer prediction) olarak da adlandırılır [11,12]. Eğer sistemin şu andaki çıkışını tahmin etmek için sadece k tane geçmiş değeri kullanılıyorsa bu sistemin AR modeli ile modellenmesi demektir. Durağan (stasyonere) zaman serilerinin AR (Autoregressive) modeli ile temsil edilebilmesi mümkündür . EMG işareti her ne kadar durağan değilse de, yeterince küçük zaman aralıklarında durağan sayılabilmektedir [4 yazgan]. Bir sistem veya işaret modelinin parametrelerini elde etmek, diğeri bir ifadeyle parametre kestirimi, zaman serileri analizinde önemli bir konudur. AR modelinin fark denklemiyle ifadesi aşağıdaki gibi olacaktır.

$$Y_k = - \sum_{i=1}^M a_i Y_{k-i} + b_0 X_k \quad (2.1)$$

EMG sınıflamada AR katsayılarının öznelik olarak kullanılması oldukça yaygındır.

AR katsayıları kestirilirken öz ilişki yöntemi ya da Levinson ve Durbin tarafından geliştirilen Parkor yöntemi kullanılabilir.

2.3.2 Cepstrum Katsayılarının Kestirimi

Cepstrum kavramı ilk olarak 1963’de Bogert, Healy ve Tukey tarafından kullanılmıştır. Sözcük olarak spektrumdan türetilmiştir. Cepstrum, homomorfik sinyal işleme teknikleri içinde yer alır. Homomorfik sistemler doğrusal olmayan sistemlerin bir sınıfı olarak

kabul edilirler. Cepstrum yöntemi işlenen veri hakkında herhangi bir kabul yapmadığından doğrusal kestirim yöntemlerine bir alternatif olarak görülmektedir [12].Cepstrum, logaritmik güç spektrumunun ters furya dönüşümüdür. Böylece cepstrum katsayıları logaritmik güç spektrumunun harmoniklerini ifade ederler [13]. Yani cepstral katsayılar işaretin spektrumu hakkında tam bir bilgi verirler.

Bununla beraber ilk cepstral katsayısı aslında AR modelinin ilk katsayısı a_1 e eşittir ve kimileri tarafından yüzeysel EMG sınıflamada birincil önemde görülmektedir. Cepstrum katsayıları AR yani LPC katsayıları kullanılarak aşağıdaki yöntemle elde edilebilirler [12].

$$c_1 = -a_1, c_n = -\sum_{k=1}^{n-1} (1 - k/n) a_k c_{n-k} - a_n \quad 1 \leq n \leq p(1) \quad (2.2)$$

Burada $a_i \quad 1 \leq i \leq p$ olmak üzere AR katsayıları, c_i ler ise cepstrum katsayılarıdır. P parametresi ise modelin derecesidir.

Ses işlemede cepstral katsayılar en etkili modelleme yöntemi olarak görülmektedir. Bunun sebebi bu katsayılar arasındaki öklit mesafesinin AR parametrelerine kıyasla örüntüler arasındaki mesafeyi daha iyi temsil etmeleridir. EMG sınıflamada da pek çok yerde AR katsayılarından daha kullanışlı bulunmuşlardır. Biz de sistemimizde cepstrum katsayılarından faydalandık .

3. EMG İŞARETİNİN SINIFLANDIRILMASI

EMG işaretlerinin sınıflandırılmasında YSA (Yapay Sinir Ağı) kullanımı oldukça yaygındır ve pek çok kaynak EMG işaretlerinin, ayrılması zor karmaşık kümeler oluşturduğu ve dinamik özelliklerinin çok önemli olmadığı uygulamalarda YSA kullanımının uygun bir yöntem olduğunu belirtmiştir [13]. Çoğu uygulamada EMG işaretinin dinamik özellikleri önemlidir ve çeşitli zamansal uzunluktaki EMG nin YSA tarafından sınıflandırılması zor olmaktadır. HMM nin zamanla değişen işaretleri sınıflamada başarılı olduğu gösterilmiştir [14]. Buna karşın çok katmalı ileri beslemeli yapay sinir ağları durağan örüntüleri sınıflamada başarılıdır. Bu gerçekler göz önünde bulundurularak sistemimizde HMM nin ve YSA nın bir arada kullanıldığı bir sistem geliştirilmeye çalışılmıştır.

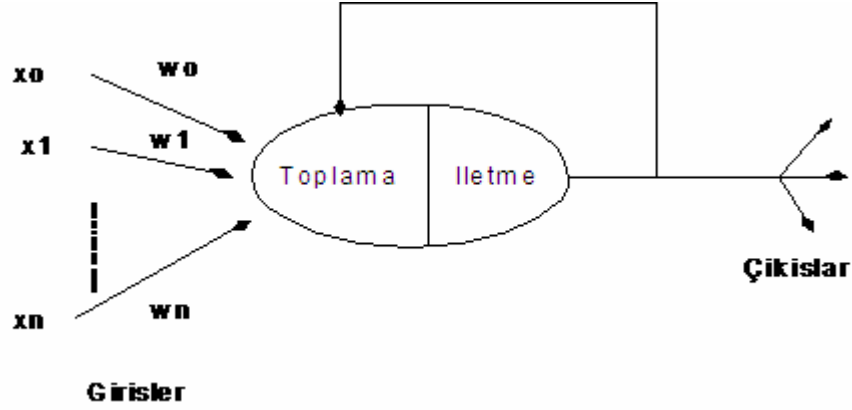
3.1 Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları karmaşık problemleri insan beyninin çalışma mantığına benzer bir şekilde çözmek amacıyla geliştirilmiş bir çeşit istatistiksel bilgisayar programlarıdır. İnsan beyni, sinir sisteminin merkezini oluşturan temel elemandır. En basit şekilde, sürekli olarak iletilen bilgiyi alır, işler ve uygun kararları vererek gerekli yerlere iletir.

Biyolojik sistemlerde öğrenme, sinir hücreleri arasındaki sinaptik (synaptic) bağlantıların ayarlanması ile olur. Bu durum YSA için de geçerlidir. Tıpkı beyinde olduğu gibi YSA da da pek çok basit sinir hücresi (neuron) birbirine bağlanarak onların etkileşimi sonucu karmaşık hesaplama işlemleri gerçekleştirmeye çalışılmaktadır. YSA bazı karmaşık sınıflandırma sorunlarında oldukça yararlı olmaktadır.

3.1.1 Yapay Sinir Ağlarının Bileşenleri

Bir YSA birbirine bağlı pek çok basit işlem biriminden oluşmaktadır. Her birim tıpkı gerçek hücredeki gibi sayısal bir uyarma seviyesine sahiptir. Tek bir birimin yapabildiği hesaplama, bağlı olduğu diğer birimlere dayanarak sahip olduğu yeni uyarma seviyesini hesaplamaktır. Birimler arasındaki bağlantıların belli bir ağırlık oranı vardır ve yeni uyarılma seviyesi diğer birimlerden gelen girişlerin ağırlıklı toplamının bir fonksiyonudur. Şekil 3.2 de YSA işlem birimi (sinir hücresi) işlevsel olarak gösterilmiştir [15].

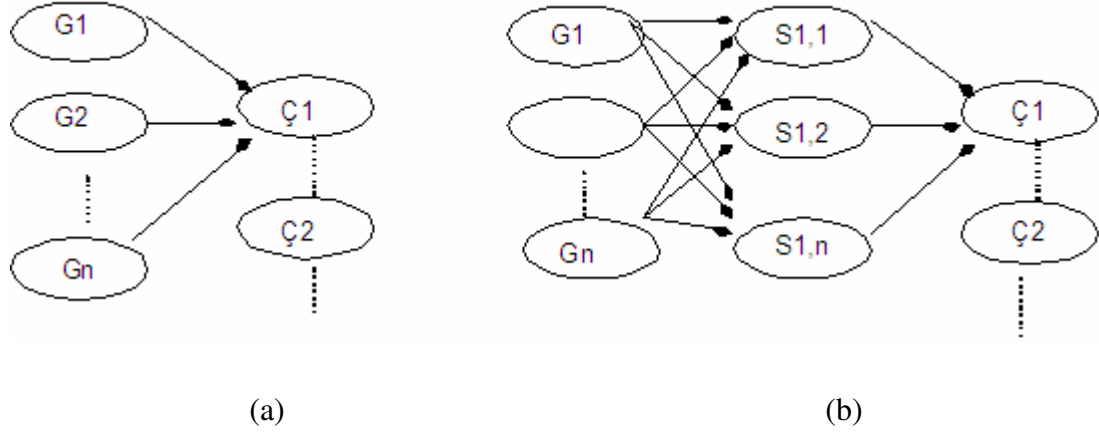


Şekil 3.1: Yapay Sinir Hücresi

McCullogh ve Pitts (1943) tarafından tanımlanan yapay sinir birimi, biyolojik sinir hücresinin basit bir matematiksel modelinin gösterimi olarak da düşünülebilir [16]. McCullogh-Pitts modeli incelendiğinde, toplama fonksiyonu olarak doğrusal bir fonksiyon ve transfer fonksiyonu olarak birim adım fonksiyonu kullanılmış olduğu görülmektedir. Temelde biyolojik sinire benzer bir şekilde, işlem elemanı toplama fonksiyonu sonucunun belirli bir eşik değerinin altında veya üstünde olmasına göre çıktısını iki olasılık arasından seçerek oluşturmaktadır.

Yapay sinir ağlarının kullanım alanlarından birisi örüntü tanımadır. Basit bir yapay sinir ağı bir dizi giriş biriminin tek bir çıkış birimine bağlayarak oluşturulabilir. Eğer bağlı birimlerin ağırlık katsayıları uygun bir şekilde ayarlanırsa, girişe istenilen örüntü geldiği zaman çıkışta yüksek bir uyarılma, eğer başka bir örüntü verilirse düşük bir uyarılma

oluşturulması ayarlanabilir [15]. Buradaki temel sorun bu sonuca ulaşabilmek için uygun ağırlık katsayıları bileşimini bulmaktır. Bu sorun bir HMM modelini eğitmekten farklı değildir. Burada da bu katsayıları analitik olarak hesaplayacak bir yöntem yoktur ancak yinelemeli yöntemler kullanılarak uygun katsayılar tahmin edilebilir.



Şekil 3.2: Tek Katmanlı ve çok katmanlı YSA

Şekil 3.5(a) daki gibi girişlerin doğrudan çıkışa bağlandığı basit bir ağ pek çok örüntü tanıma işleminde yetersiz kalacaktır. Sadece bir katmanla sınıflama yapılan problemler “doğrusal olarak ayrılabilen durumlardır [17]. Genelde çoğu örüntü tanıma doğrusal olmayan yöntemlerle sınıflandırılabilir. Bu sorunu çözmek için giriş ile çıkış arasına fazladan bir veya daha fazla saklı katman yerleştirilir. Bu işlem yapılarak sistemin serbestlik derecesi artırılmaktadır. Temel olarak, tüm YSA’lar benzer bir yapıya sahiptirler. Böyle bir genel yapı Şekil 3.5 (b) de gösterilmektedir. Bu yapıda bazı birimler giriş katmanında bazıları çıkış katmanında yer alarak dış ortama açılırlar. Geri kalan tüm birimler ise saklı katmandadırlar, yani sadece ağ içinde bağlantıları vardır.

3.1.2 Yapay Sinir Ağlarının Eğitilmesi

Yapay sinir ağları için çok çeşitli öğrenme kuralları mevcuttur. Öğrenme algoritmaları kullanılan yönteme göre aşağıdaki gibi sınıflandırılabilir [15].

a) Salt Eylemci Ağ: İç yapı çevre ile etkileşim altında değişmez

b)Öğrenen Ağ:

b.1)Denetimsiz Öğrenme

b.2)Denetimli Öğrenme

b.2.1)Eğitici doğru sonucu söyler

b.2.2)Eğitici sadece ödül-ceza verir.

Denetimsiz öğrenme yönteminde ağ, sınıfların öznitelik uzayındaki dağılımını inceleyerek kendi parametrelerini değiştirir. Bu yöntemde arzu edilen çıkış yoktur veya eğitim algoritmasında ulanılmaz, eğitimde kullanılan denklemler içinde görünmez.

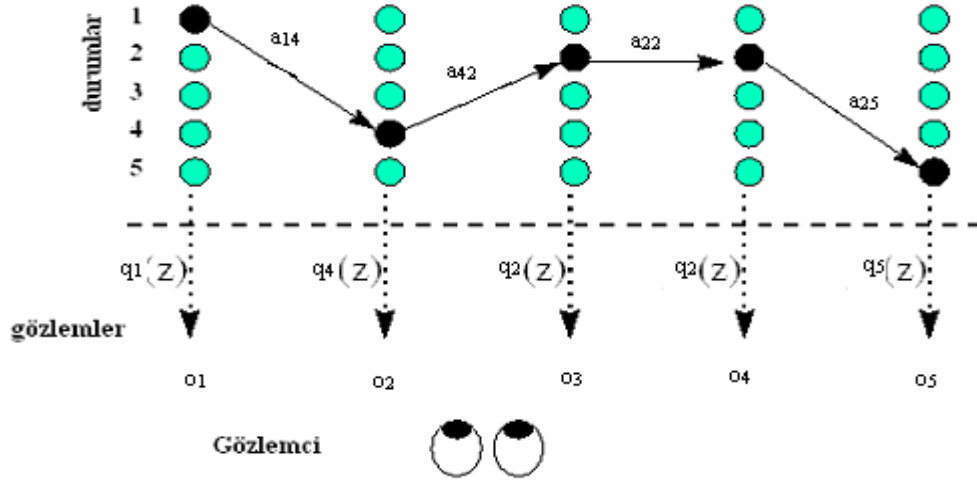
Denetimli öğrenme yönteminde ağ bir çıkış ürettikten sonra çıkış “arzu edilen çıkışla” yani bir hedef vektörle karşılaştırılır. Karşılaştırma sonucu, ağa geri besleme olarak verilir ve ağdaki ağırlık katsayılarında, kullanılan öğrenme kuralına göre değişiklikler yapılır.

Yapay Sinir Ağlarında çok sayıda öğrenme kuralı kullanılmaktadır. Bu öğrenme kurallarının büyük çoğunluğu en eski ve en çok bilinen öğrenme kuralı olan Hebb Kuralının bir versiyonudur. Kullanılmakta olan bazı önemli öğrenme kuralları arasında Hebb Kuralı, Hopfield Kuralı, Delta Kuralı, Eğimli Değişim (Gradient Descent) Kuralı ve Kohonen Öğrenme Kuralı sayılabilir [15].

3.2 Hidden Markov Modeli

HMM (Hidden Markov Model) ya da Saklı Markov Modeli genelde sesli konuşma tanımada çok yaygın bir kullanım alanına sahiptir ve tanınacak sistemi bir çeşit sonlu durum makinesi gibi modellemektedir [18]. Bizim sistemimizde de EMG işaretleri belli olasılıklara uygun olarak peş peşe gerçekleştirilen bir durumlar dizisi gibi görülebilir. Kullandığımız sistemde tıpkı konuşmada olduğu gibi bir dil kuralı takip edilerek EMG üreten el hareketleri yapılmaktadır. Yaptığımız uygulamada HMM modeli cümle düzeyinde bir model olarak ve dil modelinden faydalanılmak amacıyla kullanılmıştır.

Saklı Markov Modeli birbirine olasılık dağılımlarıyla bağlı sonlu sayıda durumdan oluşan istatistiksel bir modelleme yöntemidir. Bir durumdan diğerine geçiş “durum geçiş olasılıkları” adı verilen dağılıma göre gerçekleşir [18]. Belli bir durum içinde bulunulduğunda bu durumun oluşturacağı çıkış ya da gözlem, o durumla ilintili “çıkış olasılık dağılımlarına” göre oluşmaktadır. Dışardan bakan bir gözlemci, hangi durum içinde bulunduğunu bilmemekte sadece o durumun oluşturduğu “çıkışları” ya da gözlemleri görebilmektedir. Yöntemin adındaki saklılık buradan gelmektedir. Şekil 3.1 de bir HMM sürecinin akışı görülmektedir.



Şekil 3.3: HMM Sürecinin Akışı

Bir HMM modelinin tam olarak belirlenmiş olması için şu bileşenlerin belirlenmiş olması gerekir [18].

-Modeldeki durum sayısı, N .

-Gözlenebilecek sembollerin sayısı, M . Eğer gözlem uzayı “sürekli” ise M sonsuz sayıda olacaktır.

-Durum geçiş olasılıklarının oluşturduğu set, $A = \{ a_{ij} \}$.

$$a_{ij} = P\{q_{t+1} = j \mid q_t = i\}, \quad 1 \leq i, j \leq N, \quad (3.1)$$

burada q_t içinde bulunulan durumu göstermektedir. Durum geçiş olasılıklarının aşağıda belirtilen normal istatistik kısıtlamaları sağlaması gerekmektedir.

$$\sum_j a_{ij} = 1, \quad 1 \leq i \leq N, \quad a_{ij} \geq 0, \quad 1 \leq i, j \leq N \quad (3.2)$$

-Her durum için bir çıkış olasılık dağılımı,

$$B = \{ b_j(k) \}. b_j(k) = p(o_t = v_k \mid q_t = j), \quad 1 \leq j \leq N, \quad 1 \leq k \leq M \quad (3.3)$$

burada v_k alfabede bulunan k inci gözlem sembolünü, o_t ise elimizdeki parametre vektörünü temsil etmektedir. Aşağıdaki istatistiksel kısıtlamalar sağlanmalıdır:

$$b_j(k) \geq 0, \quad 1 \leq j \leq N, \quad 1 \leq k \leq M \quad (3.4)$$

$$\sum_{k=1}^M b_j(k) = 1, \quad 1 \leq j \leq N \quad (3.5)$$

Eğer gözlemler sürekli ise B için ayrık olasılık dağılımları yerine sürekli bir olasılık dağılım fonksiyonu kullanılacaktır. Genel olarak olasılık dağılımları M tane Gaussian dağılımı N 'nin ,ağırlıklı toplamı sonucu elde edilir.

$$b_j(k) = \sum_{m=1}^M c_{jm} N(\mu_{jm}, \Sigma_{jm}, o_t) \quad (3.6)$$

Burada

c_{jm} =ağırlık katsayıları

μ_{jm} =ortalama vektörü

Σ_{jm} =kovaryans matrisi

Ve C_{jm} şu istatistiksel kısıtlamaları sağlamalıdır.

$$c_{jm} \geq 0, 1 \leq j \leq N, 1 \leq m \leq M, \sum_{k=1}^M c_{jm} = 1, 1 \leq j \leq N \quad (3.7)$$

-Başlangıç durum dağılımı,

$$\Pi = \{\Pi_i\}, \Pi_i = P\{q_i = i\}, 1 \leq i \leq N \quad (3.8)$$

Bununla beraber SMM için parametrelerini topluca gösteren şu gösterilim kullanılmaktadır:

Ayrık dağılım için toplu gösterilim şekli:

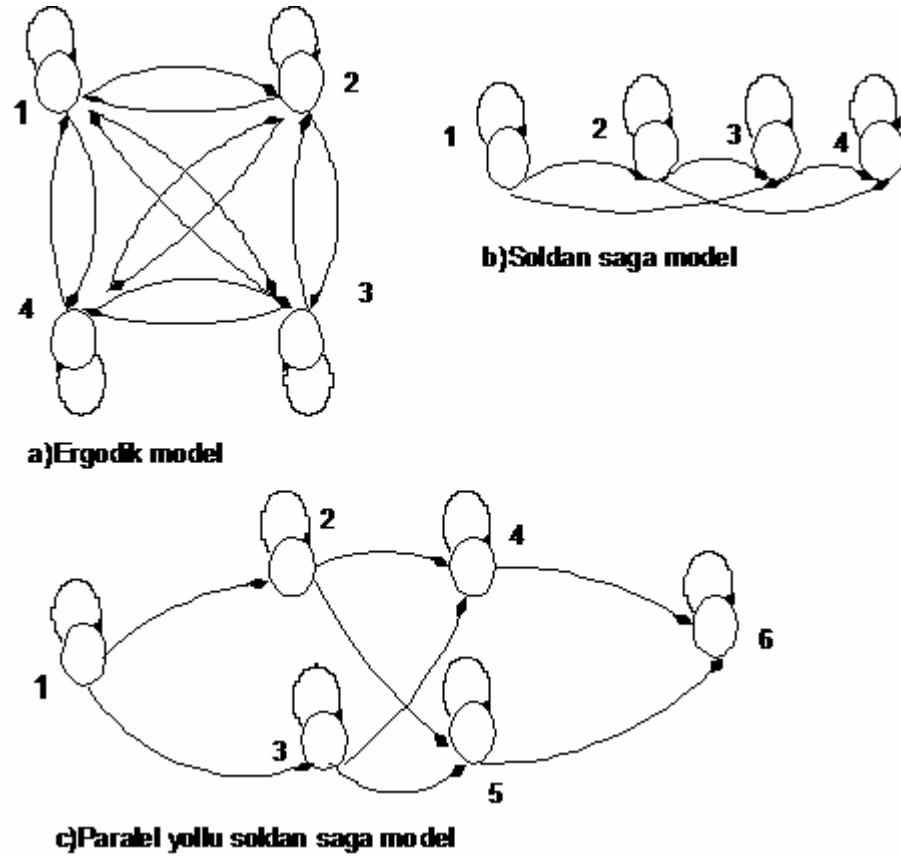
$$\lambda = (A, B, \pi) \quad (3.9)$$

Sürekli dağılım için:

$$\lambda = (A, c_{jm}, \mu_{jm}, \Sigma_{jm}, \Pi) \quad (3.10)$$

Şekil 3.4 durumlar arasında izin verilen geçişe göre çeşitli HMM yapıları görülmektedir. Bu yapılar sırasıyla doğrusal, bakis, soldan sağa, ergodik ve seçimli yollu HMM yapıları olarak adlandırılır.

Matematiksel hesaplamayı kolaylaştırmak açısından Markov modelinde aşağıda açıklamaları verilen üç varsayım mevcuttur. Bunlar markoviyanlık, durağanlık ve çıkışların bağımsızlığıdır.:



Şekil 3.4: HMM Yapıları

Yukarıda da belirtildiği gibi durum geçiş olasılıkları aşağıdaki gibi açıklanmıştır:

$$a_{ij} = p\{q_{t+1}=j | q_t=i\} \quad (3.11)$$

Diğer bir deyişle bir sonraki durum sadece ve sadece o an içinde bulunan duruma bağlıdır. Bu Markov varsayımı olarak adlandırılır ve bu kabule dayanan model “Birinci derece Markov modeli” olarak adlandırılır.

Bununla beraber genelde bir sonraki durum geçmişte içinde bulunan k tane duruma bağlıdır ve bunu kapsayan k. dereceden Markov modelleri de aşağıdaki gibi hesaplanabilir:

$$a_{i_1 i_2 \dots i_k j} = p\{q_{t+1}=j | q_t=i_1, q_{t-1}=i_2, \dots, q_{t-k+1}=i_k\}, 1 \leq i_1, i_2, \dots, i_k, j \leq N \quad (3.12)$$

Görüldüğü gibi daha yüksek dereceli Markov süreçlerinde işlem yükü oldukça artmaktadır ve genelde 1. derece Markov modeli kullanılmaktadır.

Durağanlık varsayımındaki kabul durum geçiş olasılıklarının, geçişin gerçekleştiği zamandan bağımsız olduğudur. Bu matematiksel olarak şöyle ifade edilebilir. Tüm t_1 ve t_2 ler için

$$P\{q_{t_1+1}=j | q_{t_1}=i\} = P\{q_{t_2+1}=j | q_{t_2}=i\} \quad (3.13)$$

Çıkışların bağımsızlığı varsayımına göre içinde bulunulan durumda meydana gelen çıkışların (gözlemlerin) istatistiksel olarak daha önce elde edilen gözlemlerden bağımsız olduğu kabul edilmektedir. Bunu matematiksel olarak ifade etmek için elimizde bir O gözlem serisinin olduğunu düşünelim $O=o_1, o_2, o_3, \dots, o_T$. Bu varsayıma göre verilmiş bir λ için

$$P\{O | q_1, q_2, \dots, q_T, \lambda\} = \prod_{t=1}^T p(o_t | q_t, \lambda) \quad (3.14)$$

Bu varsayımın aslında geniş bir geçerliliği yoktur ve HMM nin en zayıf tarafını oluşturmaktadır.

HMM modelinin gerçek uygulamalarda çözüm sağlayabilmesi için üç tane çözmesi gereken sorun vardır. Bunlar hesaplama sorunu, kod çözme sorunu ve öğrenme sorunudur [18].

Hesaplama sorunu, bir HMM lambda modeli ve $O=o_1, o_2, o_3, \dots, o_T$ gözlem dizisi verildiğinde, bu gözlemlerin bu λ modeli tarafından oluşturulmuş olma olasılığı $P(O|\lambda)$ nedir sorusuna cevap arar.

Kod Çözme Sorunu verilmiş bir λ modeli ve $O=o_1, o_2, o_3, \dots, o_T$ gözlem serisi için, bu gözlem dizisini oluşturan en olası durum dizisini bulmaya çalışır.

Öğrenme Sorunu ise verilmiş bir λ modeli ve $O=o_1, o_2, o_3, \dots, o_T$ gözlem serisi için, $P(O|\lambda)$ yu en yüksek yapacak model parametreleri $\{A, B, \pi\}$ nin nasıl ayarlanacağıyla ilgilenir.

Burada hesaplama problemi ayrık kelime tanıma için kullanılabilir. Kod çözme sorunu sürekli tanıma ve bölütleme işleri için kullanılabilir. İlgilenilen tanıma işlerinin iyi yapılabilmesi için de HMM nin öğrenme sorunun çözülmesi gerekir.

3.2.1 Hesaplama Sorunu ve Forward Algoritması

Elimizde bir $\lambda = (A, B, \Pi)$ modeli ve $O = o_1, o_2, o_3, \dots, o_T$ gözlem dizisi varken $P(O|\lambda)$ olasılığı nasıl hesaplanır? Bu sorun basit olasılık hesabı kullanılarak çözülebilir ancak bu çözüm N^T derecesinde bir hesaplama gerektirir. Burada T çok uzun olmasa bile fazla bir işlem yükü olacaktır. Bu orunu çözecek daha kestirme bir yöntem bulunmaktadır. Bu yöntemde “ileri değişkeni (forward variable)” adı verilen bir $\alpha_t(i)$ yardımcı değişken kullanılmaktadır ve bu yüzden yöntemin adı da “ileri yöntemidir”. İleri değişkeni α_t i. Durumla biten bir $O = o_1, o_2, o_3, \dots, o_t$ gözlem serisinin oluşma olasılığını hesaplar. Matematiksel ifade olarak ifadesi ise şöyledir.

$$\alpha_t(i) = P(o_1, o_2, o_3, \dots, o_t, q_{t=i} | \lambda) \quad (3.15)$$

O halde aşağıdaki yinelemeli ilişkinin olduğunu söylemek yanlış olmayacaktır.

$$\alpha_{t+1}(j) = b_j(a_{t+1}) \sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij}, \quad 1 \leq j \leq N, \quad 1 \leq t \leq T-1 \quad (3.16)$$

$$\alpha_{t+1}(j) = \pi_j b_j(o_1), \quad 1 \leq j \leq N \quad (3.17)$$

Ve bu yinelemeli ilişki kullanılarak $\alpha_{T+1}(i)$ hesaplanır. O halde ilgilendiğimiz olasılık aşağıdaki gibi olacaktır.

$$P\{O|\lambda\} = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \quad (3.18)$$

Bu yöntemin hesaplama gereksinimi N^2T dir yani T ile doğru orantılıdır. Oysa doğrudan hesaplama yapılmaya çalışılırsa işlem gereksinimi T ile üstel olarak değişmektedir.

Aynı şekilde “geri değişkeni (backward variable)” olarak bilinen bir $\beta_t(i)$ değişkeni de tanımlanabilir. Bu değişken içinde olduğumuz durum $q_t=i$ iken bir $o_t, o_{t+1}, o_{t+2}, \dots, o_T$ gözlem dizisinin meydana gelme olasılığı olarak açıklanır. Matematiksel olarak ifadesi

$$\beta_t(i) = P(o_t, o_{t+1}, o_{t+2}, \dots, o_T | q_t = i, \lambda) \quad (3.19)$$

Tıpkı $\alpha_t(i)$ hesaplanırken yapıldığı gibi $\beta_t(i)$ de yinelemeli yöntemler kullanılarak verimli bir şekilde hesaplanabilmektedir.

$$\beta_t(i) = \sum_j \beta_{t+1}(j) a_{ij} b_j(o_{t+1}), \quad 1 \leq i \leq N, \quad 1 \leq t \leq T-1 \quad (3.20)$$

Bununla beraber gösterilebilir ki

$$\alpha_t(i) \beta_t(i) = P\{O, q_t = i | \lambda\} \quad 1 \leq i \leq N, \quad 1 \leq t \leq T \quad (3.21)$$

Yukarıdaki eşitlikler yardımıyla $P(O|\lambda)$ yi hesaplamak için ileri ve geri değişkenlerinin kullanıldığı bir yöntem geliştirilmiştir. Eşitlik 1.7 özellikle gradyan tabanlı eğitim algoritmaları için oldukça kullanışlıdır.

$$\alpha_t(i) \beta_t(i) = P\{O, q_t = i | \lambda\} \quad 1 \leq i \leq N, \quad 1 \leq t \leq T \quad (3.22)$$

$$P\{O|\lambda\} = \sum_{i=1}^N P\{O, q_t = i | \lambda\} = \sum_{i=1}^N \alpha_t(i) \beta_t(i) \quad (3.23)$$

3.2.2 Kod Çözme Sorunu ve Viterbi Algoritması

Burada temel sorun belli bir $O = o_1, o_2, o_3, \dots, o_T$ ve $\lambda = (A, B, \Pi)$ modeli verilmişken en olası durum dizisini bulmaktır. Bu sorunu “en olası durum dizisiyle” ne kast edildiğine bağlı olarak değişen farklı çözümleri olabilmektedir. Bu soruna bir yaklaşım her t anı için en olası q_t leri bulup bunları bir birine eklemektir. Fakat bu yöntem her zaman fiziksel olarak gerçekleştirilebilir bir durum dizisini vermez. Bu sorun bu tip bir eksikliği olmayan ve “viterbi algoritması” adı verilen bir yöntemle çözülebilmektedir. Bu yöntemde bütünsel olarak en olası durum dizisi bulunmaya çalışılmaktadır. Bu hesabı yapabilmek için aşağıda tanımı verilen bir yardımcı değişken gerekmektedir.

$$\delta_t(i) = \max_{q_1 q_2 \dots q_{t-1}} P\{ q_1, q_2, \dots, q_{t-1}, q_t=i, o_1, o_2, o_3, \dots, o_{t-1} \mid \lambda \} \quad (3.24)$$

Yukarıdaki eşitlikle, şimdiki durum yani $t=t$ anındaki durum i iken bu t anına kadar geçen sürede gerçekleşmiş kısmi gözlem dizisinin ve durum dizisinin sahip olabileceği en yüksek olasılık bulunmaktadır. Buna dayanarak aşağıdaki yinelemeli bağıntının doğruluğu kolayca gösterilebilir.

$$\delta_{t+1}(j) = b_j(o_{t+1}) \left[\max_{1 \leq i \leq N} \delta_t(i) a_{ij} \right], \quad 1 \leq i \leq N, \quad 1 \leq t \leq T-1, \quad \delta_1(j) = \pi_j b_j(o_1), \quad 1 \leq i \leq N \quad (3.25)$$

İterasyona devam edilerek $t=T$ anındaki en olası durum j^* bulunabilir

$$j^* = \max_{1 \leq i \leq N} \delta_T(i) \quad (3.26)$$

Bu T anından geriye doğru gidilerek sırayla hep bir önceki andaki j^* lar, yani kazanan durumlar bulunup bir yere kaydedilirse, bu şekilde en olası durum dizisi bulunmuş olur

3.2.3 Öğrenme Sorunu ve Parametre Tahmini

Öğrenme sorunu, ilgilendiğimiz uygulamada, elimizde bulunan çıkışları (gözlemleri) üretmiş olan λ modelinde sorunumuzu çözecek en iyi model parametrelerini bulmaya dayanmaktadır. En iyileme kriteri elimizdeki uygulamaya göre farklılık gösterebilmektedir. İki temel en iyileme yöntemi “Maximum Likelihood” (ML) ve “Maximum Mutual Information” (MMI) dir.

3.2.3.1 Maximum Likelihood (ML) Kriteri

ML yönteminde belli bir w sınıfına ait λ_w modelinin, bu sınıfa ait gözlem dizisi O^w yi oluşturmuş olma olasılığı en iyilenmeye çalışılmaktadır. Bu olasılık gözlem dizisinin toplam olasılığıdır ve matematiksel olarak şöyle ifadeedilebilir.

$$L_{tot} = P\{O^w \mid \lambda_w\} \quad (3.27)$$

Burada aslında ilgilendiğimiz tek bir sınıfın parametreleridir ve sınıf belirteci w yi kullanmaya gerek yoktur. Yani ML kriteri aşağıdaki gibi verilebilir.

$$L_{tot} = P\{O|\lambda\} \quad (3.28)$$

Ancak analitik olarak L_{tot} en iyileyecek $\lambda = (A, B, \Pi)$ yi bulan bir yöntem mevcut değildir. Fakat yinelemeli bir yöntem kullanarak model parametrelerini yerel olarak en iyileyen yöntemler mevcuttur. Bunlar arasında Baum-Welch veya gradyan tabanlı yöntemler sayılabilir.

3.2.3.2 Maximum Mutual Information (MMI) Kriteri

ML yönteminde bir kerede sadece bir HMM modelinin parametreleri en iyilenmeye çalışılmakta ve diğer modellere dokunulmamaktadır. Bu yaklaşım sınıflandırma yapmada önemli bir kavram olan “sınıfları ayırma” kavramı ile bağdaşmamaktadır. Bu sebeple ML yöntemi HMM sisteminin sınıfları ayırma yeteneğini azaltmaktadır.

Buna karşın MMI kriteri, eğitim sırasında tüm sınıflara ait HMM modellerini göz önünde bulundurarak işlem yapar. Bu yöntemde gerçek sınıfın parametreleri eldeki gözlemleri oluşturmuş olma olasılığı artırılacak şekilde, diğer sınıfın parametreleri de bu olasılığı azaltacak şekilde değiştirilmektedir. Bu yaklaşım MMI kriterine sınıflar arası ayrımı artırma özelliği vermektedir.

3.2.4 HMM’ de Sürekli Dağılımlı Gözlem Vektörleri

Yukarıda bahsettiğimiz parametre tahmini yöntemleri sürekli dağılımlı HMM için geçerlidir. Gözlem uzayının ayrık olduğu durumda kullanılacak olasılık yoğunluk fonksiyonlarının belli koşulları sağlaması gerekir ki parametreleri uygun bir şekilde yeniden tahmin edilebilsin. Olasılık yoğunluk fonksiyonu en yaygın ve yeniden tahmin etmeye uygun olarak sonlu sayıda dağılımın karışımı şeklinde temsil edilmektedir.

$$B_j(o) = \sum c_{jk} N(o, m_{jk}, U_{jk}), \quad 1 \leq j \leq N \quad (3.29)$$

Bu eşitlikte o modellenecek gözlem vektörü, c_{jk} k inci dağılım için ağırlık katsayısı ve N de logaritmik iç bükey ya da elipsel olarak simetrik bir dağılımdır. Genelde gauss dağılımı kullanılmaktadır. Burada m_{jk} ve U_{jk} sırasıyla k inci karışımın j durumundaki ortalama değeri ve kovaryans matrisidir.

3.2.5 Standart HMMnin Konuşma Tanımadaki Kullanılması

Ayrık tanıma, konuşmanın ayrık birimler halinde, örneğin kelime kelime ya da hece hece tanınmaya çalışılmasıdır. Daha sonra bu tanınan birimler birleştirilerek sürekli konuşma tanıma için kullanılabilir [19]. Basit bir ayrık kelime tanıma işinde tanınacak N tane ayrık birim olduğu varsayılır. Her bir ayrık birim için bir tane HMM

$\lambda = (A, B, \Pi)$ modeli oluşturulur. Ayrık birimler eğer birer kelimeyi oluşturuyorsa bu kelimeleri birleştirip cümle yapmak için işin içine “dil modelinin” katılması gerekmektedir.

3.2.6 Dil Modelinin Tanımadaki Rolü

Yukarıda da belirtildiği gibi HMM kelimedenden daha alt düzey bir örüntü (bizim çalışmamız için “belli bir parmak hareketi” ki bunun bir heceye karşılık düştüğünü söyleyebiliriz) tanıyıcı olarak değil de kelime ya da cümle tanıma için kullanılacaksa alt birimler için yapılmış HMM modellerinin birleştirilmesi yani birbiri ardına eklenmesi gerekmektedir. Kelimelerin birleştirilerek cümle yapılabilmesi için tanıyıcının o dilde belli bir kelimedenden sonra hangi kelimenin ne olasılıkla gelebileceği bilgisine sahip olması gerekmektedir ki bunu yapmak da dil modelinin ödevidir.

Belli bir örüntünün tanınması için kullanılan $P(M|V)$ aşağıdaki Bayes kuralına göre hesaplanmaktaydı:

$$P(M|V) = P(V|M) * P(M) / P(V) \quad (3.30)$$

Buradaki $P(M)$ bileşeni sisteme verilen giriş vektöründen bağımsızdır. Kullanılacak dildeki hangi kelimenin ne olasılıkla peş peşe geldiği ile ilgilidir ve dil modelinden hesaplanmalıdır. Kelime modelleri birleştirilerek cümle modelinin çıkarıldığı uygulamalarda dil modeli bir kelimedenden diğerine geçiş olasılığını vermektedir. Çok kelime kapasiteli tanıyıcılarda bütün dil için bu ağaçsal yapı önceden belirlenmez ancak belli bir arama süreci sonucunda oluşturulur. Burada dil modelinin görevi arama yolunun bütünsel olarak olasılığı hakkında bilgi vermektir. Dil modelinin temel faydası belli bir kelime dizisi verilmişken bir sonraki kelimenin olasılığını bulmaktır.

$$P(w_n|w_1, w_2, w_3 \dots w_{n-1}) \quad (3.31)$$

Bu büyüklük viterbi aramasında en olası durumlar dizisinin (yolun) hesaplanmasında kullanılabilir. Ancak gerçek bir dilde bir cümle istenildiği kasdar kelimeden oluşabileceğinden bu olasılığı tam olarak kestirmek zordur. Bu kestirimi kolaylaştırmak amacıyla farklı kabüller yapan farklı dil modelleri geliştirilmiştir. Aşağıda temel iki kategori anlatılmıştır.

3.2.6.1 Belirli Kurallı Dil Modeli

Dilde tanınacak cümle sayısı göreceli olarak oldukça az ve belirli bir dilbilgisi kuralının takip edildiği durum en basit dil modelini oluşturmaktadır. Belirli kurallı dil modelinde belli bir kelimeden sonra gelebilecek kelimelerin olasılıkları önceden belirlenmiştir ve 0 ile 1 arasında bir değer alırlar. Belirli kurallı gramerin farklı bir türü de birden fazla gramer kuralının belli olasılıklarla ortaya çıkabildiği dil modelidir. Böylece her kelime dizisinin ne olasılıkla ortaya çıkabileceği belirlenmiş olmaktadır ve bu olasılık HMM deki arama kriterinde kullanılabilecektir [19].

3.2.6.2 Rasgele Dil Modeli

Kurallı dil modeli basit ve anlaşılır olmasına rağmen çok geniş kelimenin kullanıldığı dillerde yetersiz kalmaktadır. Bunun yerine belli bir kelimenin gelme olasılığı kendinden önce gelen bir veya daha fazla kelimeye bakılarak bulunabilen (bi-gram, tri-gram...) modeller tercih edilebilir [20]. Örneğin bi-gram dil modeli için

$$P(w_n|w_1, w_2, w_3 \dots w_{n-1}) = P(w_n|w_{n-1}) \quad (3.32)$$

olur. Bu olasılığın hesaplanabilmesi için dilde hangi kelimelerin ne sıklıkta yanyana geldiği belirlenir. Tri-gram dil modelinde ise

$$P(w_n|w_1, w_2, w_3 \dots w_{n-1}) = P(w_n|w_{n-2}, w_{n-1}) \quad (3.33)$$

Olmaktadır. Bu olasılığı hesaplamak için (w_{n-2}, w_{n-1}, w_n) üçlüsünün yanyana gelme sıklığı sayılır ve (w_{n-2}, w_{n-1}) ikilisinin yanyana gelme olasılığına bölünür. Buradaki temel sorun

ise modelleme için kullanılacak dil metninde pek çok üçlünün yanyana gelme sıklığı az olacağından bu olasılığı doğru hesaplamak da oldukça zor olacaktır.

Bu sorunun üstesinden gelmek için yumuşatma tekniği (smoothing) kullanılır. Bu teknikde üçlül grupların olasılığı tekli ve ikili grupların olasılığı yardımıyla hesaplanır.

$$P(w_n|w_{n-2}, w_{n-1}) = k_1 * f(w_n|w_{n-2}, w_{n-1}) + k_2 * f(w_n|w_{n-1}) + k_3 * f(w_n) \quad (3.34)$$

Burada $f()$ fonksiyonları yumuşatılma yapılmamış üçlü (trigram), ikili ve birli kelime olasılıklarıdır ve dilde kullanılan her kelime için bu sıfırdan büyük bir değer olacaktır. Buradaki $k_1, k_2, \dots$ lerin tahmini de ayrı bir en iyileme sorunudur.

3.2.7 Hibrid HMM Sınıflayıcılar

Standart HMM sınıflayıcılar hesaplama kolaylığı ve model bütünlüğü açısından şu varsayım üzerine dayanarak işlem yapmaktadır. Bu üç varsayım:

Durum dizilerinin birinci derecede markov süreci olduğu, yani bir durum sadece kendinden bir önce gelen duruma bağımlı olduğu.

Çıkışların birbirinden bağımsız olduğu varsayımı. Yani belli bir durumda iken belli bir vektörün gözlenme olasılığının daha önce veya sonra gelmiş gözlem vektörlerinden bağımsız olduğu. Burada kullanılan gauss modeli vektörlerin sadece tek bir zamandaki dağılımına bakmaktadır ve çıkış olasılıkları tek yada birkaç gauss dağılımının karışımı olarak hesaplanmaktadır.

HMM yöntemi, temelinde oluşturulmuş bir öznitelik vektörü V nin “posterior olasılığını” yani V nin bir M modeli tarafından oluşturulmuş olma olasılığını ($P(M|V)$) hesaplamaktadır. HMM modellerinin eğitimi sırasında modelin serbest parametreleri, ($P(M|V)$) en iyileyecek şekilde güncellenmektedir. Bu yöntem Maksimum A Posteriori (MAP) kriteri olarak bilinir. Ancak çıkış olasılıklarının hesaplanmasında kullanılan Gauss yöntemi $P(V|M)$ yi hesapladığından, ($P(M|V)$) yi bulmak için Bayes kuralı uygulanır [13].

$$P(M|V) = P(V|M) * P(M) / P(V) \quad (3.35)$$

Buradaki $P(V|M)$ M modeli verilmişken V vektörünün gözlenme olasılığıdır. Bayes kuralı için gerekli $P(M)$ modelin meydana gelme sıklığına ilişkin ön bilgidir (prior probability). Kullanılan uygulamaya göre bütün modellerin meydana gelme olasılığı eşit kabul edilebileceği gibi aslında $P(M)$ dil modeline dayanarak hesaplanmalıdır ve belli bir hece ya da kelime dizisinin gelme olasılığını veren bir değerdir. [17]. $P(V)$ ise belli bir vektör dizisinin gelme olasılığıdır ve standart HMM yaklaşımında sabit olarak kabul edilmelidir.

HMM yapısında gauss modelini kullanmak MAP kriteri yerine daha zayıf olan MLE (Maksimum Likelihood Estimation) kriterini kullanmak anlamına gelmektedir. Bunun sebebi gauss parametreleri sürekli $P(V|M)$ yi en iyileyecek şekilde ayarlanmasıdır.

Bu yaklaşıma bir alternatif $P(M|V)$ yi doğrudan hesaplamak ve eğitim boyunca da bu oranı en iyilemeye çalışmaktır. Bu yaklaşım için kullanılması gerekli bir kısıtlama her bir vektör dizisinin tüm modeller için olasılığının toplamda 1 olmasıdır. Bu kısıtlama sayesinde model parametreleri uygun olmayan vektör dizilerinin olasılığını düşürüp doğru vektör dizilerinin olasılığını artırmaktadır. Bu yaklaşım ile sisteme sınıflar arası ayırım yapabilme yeteneği kazandırılmış olmaktadır. İşte bu noktada için içine YSA sokularak YSA'nın sınıflar arası ayırım yapabilme, tüm örüntü üzerinden parametrik olmayan tahmin yapma ve az parametre ile çalışma, tanıma zamanının daha etkili kullanılması ve elverişli donanımsal uygulama yapmaya izin vermesi gibi özelliklerinden faydalanılabilir [19, 21, 22].

Standart HMM sistemlerinin oturmuş bir yapısı olmasına rağmen HHMM sistemlerinin literatürde pek çok farklı yapılarda uygulaması mevcuttur. Bu uygulamaları kullanan HMM nin tipine, YSA'nın sistemdeki rolüne ya da tanıma işleminin doğasına göre farklı tiplere ayırmak mümkündür. Aşağıda bahsedilen dört temel yapı en çok uygulama alanı olanlardır [23].

İlk nesil yaklaşımlarda YSA yapıları ile HMM modeli taklit edilmeye (simüle edilmeye) çalışılmıştır. Bunların bir kısmı bu iş için dinamik programlama kullanmıştır [24]. Bu yaklaşımlar YSA'nın konuşma tanımada etkili bir şekilde kullanılabileceğini, ancak HMM nin doğrudan taklit edilmesiyle bazı kısıtlamaların aşılamayacağını göstermiştir.

İkinci nesil yaklaşımlarda, YSA'nın çıkışının HMM'deki durumların “posterior olasılıklarının” hesaplanmasına dayanmaktadır. Borland ve arkadaşları tarafından öngörülen yaklaşımda YSA çıkışları bir çeşit olasılık hesabı olarak değerlendirilmiştir [25, 26]. YSA'nın her çıkışı, belli bir gözlem vektörü verilmişken bu vektörün belli bir duruma ait olma olasılığını vermektedir. Bu yaklaşım aslında HHMM'nin en temel grubunu oluşturmaktadır ve diğer HHMM yöntemleri üzerinde oldukça etkisi olmuştur.

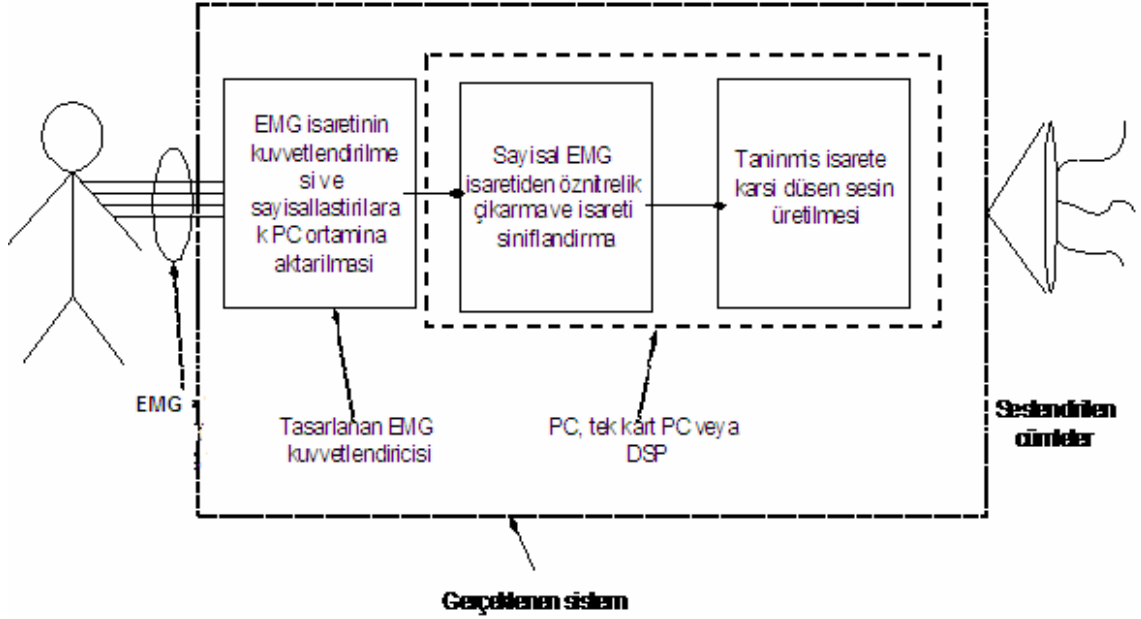
Diğer bir yaklaşım evrensel en iyileme yöntemidir. Bu yöntemde YSA ve HMM ayrı ayrı eğitilmektedir. Burada YSA'nın görevi HMM'ye verilecek sürekli uzay gözlem vektörlerini “belli bir evrensel kritere göre” değiştirip HMM'ye daha uygun vektörler haline getirmektir [27].

Bir başka yaklaşım grubu ise YSA'nın gözlem vektörlerini kuantalayarak ayrık HMM'ye aktardığı yöntemlerdir. Bu yaklaşımda gözlem vektörlerini ayrıklaştırıp ayrık HMM'ye vermek için k-ortalamlar gibi öbekleme algoritmaları yerine YSA kullanılmaktadır [28, 29].

Bu bahsedilenler dışında bu gruplardan herhangi birine girmeyen belli bir uygulamaya özgü yaklaşımlar da mevcuttur.

4. GERÇEKLEŞTİRİLEN SİSTEM

Sistemimizi bir bütün olarak oluşturan birimler şekil 4.1 de görülmektedir.



Şekil 4.1: Sistemin Bütünsel Gösterilimi

Şekilden görülebileceği gibi sistem girdi olarak 4 çift elektrot aracılığıyla EMG işareti almakta ve çıktı olarak ta tanınmış cümlelere karşılık düşen sesleri üretmektedir. Sistemin iç yapısında üç temel bileşeni bulunmaktadır ki bunlardan ilki, EMG işaretini kullanıcının kolundan alarak gerekli olan analog kuvvetlendirme ve filtreleme işlemlerini yapıp işareti sayısal hale getiren bloktur. İkinci bileşen, gelen bu sayısal işareten öznitelik çıkaran ve sınıflama yapan bloktur. Sistemimizde geliştirme aşamasında bu blokta Matlab programı kullanılmıştır. Sınıflama yapıldıktan sonra çıktı olarak tanınan işarete karşılık düşen ses üretilmektedir. Bu ses üretme alt birimine gönderilip oradan ses olarak dış ortama verilecektir. Sistemimizde ses üretme bloğunda GVZ firmasına ait metinden sese dönüştürücü yazılım kullanılmıştır. Sistemin

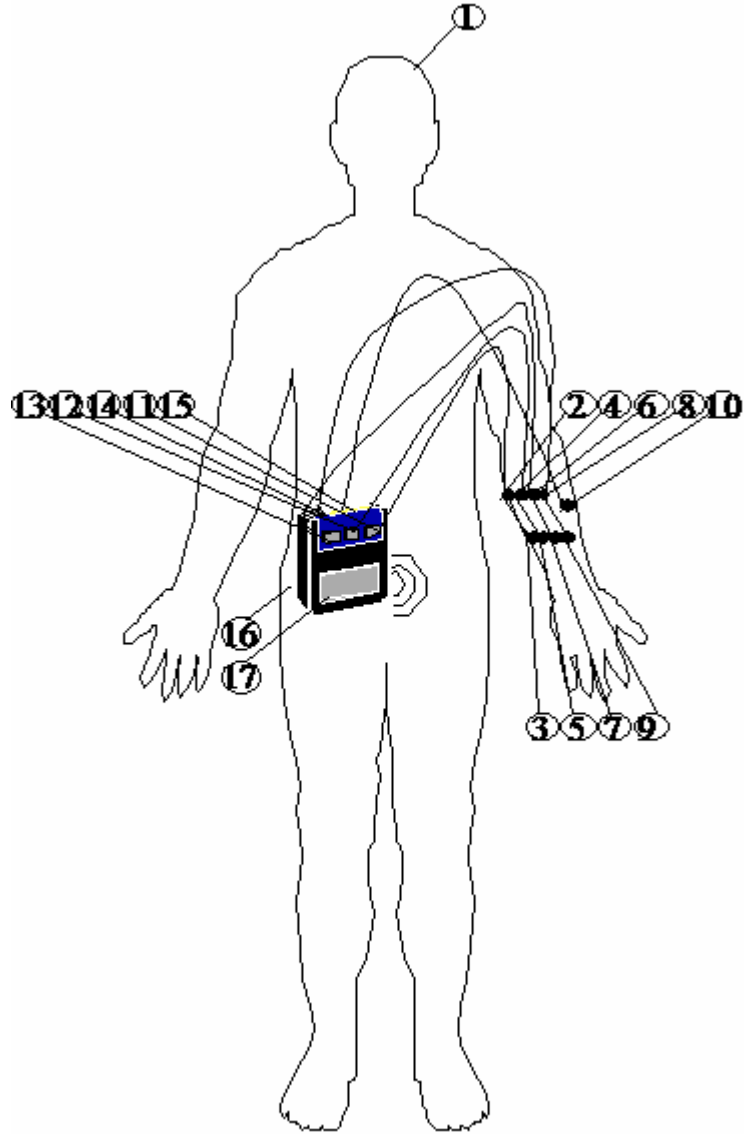
sayısal işaret işleme ve ses üretme alt birimleri, geliştirme aşamasında PC üzerinde gerçekleştirilmiştir. Ancak bu birimler son halinde üzerinde.Windows CE gömülü işletim sistemi koşan bir tek kart PC üzerinde ve C++ yazılımı ile gerçekleştirilecektir.

Sistem küçük boyutlardaki tek kart PC üzerinde gerçekleştirildikten ve kuvvetlendirici ile beraber kutulandıktan sonra taşınabilir hale gelecek ve kullanıcı üzerine şekil 4.2 de görüldüğü gibi yerleştirilecektir.Bu şekilde görülen bölümler sıra numarasıyla aşağıdaki gibidir:

- (1) Hasta
- (2) 1. EMG Elektrod Çiftinin 1. Elektrodu
- (3) 1. EMG Elektrod Çiftinin 2. Elektrodu
- (4) 2. EMG Elektrod Çiftinin 1. Elektrodu
- (5) 2. EMG Elektrod Çiftinin 2. Elektrodu
- (6) 3. EMG Elektrod Çiftinin 1. Elektrodu
- (7) 3. EMG Elektrod Çiftinin 2. Elektrodu
- (8) 4. EMG Elektrod Çiftinin 1. Elektrodu
- (9) 4. EMG Elektrod Çiftinin 2. Elektrodu
- (10) EMG Elektrodları için Referans Elektrodu
- (11) 1. EMG Elektrod Çiftinin Konnektörü
- (12) 2. EMG Elektrod Çiftinin Konnektörü
- (13) 3. EMG Elektrod Çiftinin Konnektörü
- (14) 4. EMG Elektrod Çiftinin Konnektörü
- (15) Referans Elektrodunun Konnektörü

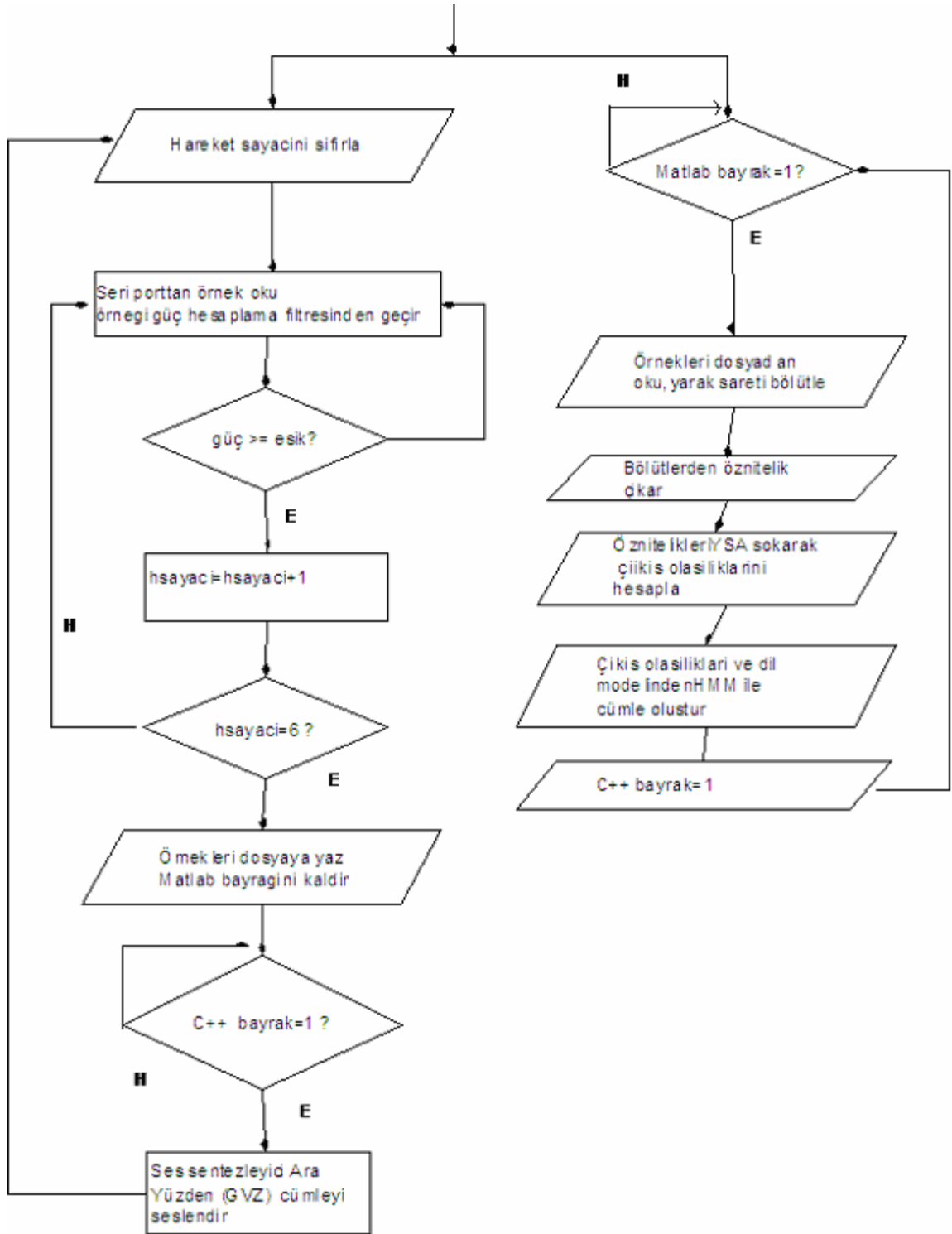
(16) Dilsizlerin Konuşmasını Sağlamak İçin EMG Sinyalleri Üzerine Kodlanmış Kelimeleri Sese Çeviren Konuşma Cihazı

(17) Hoparlör



Şekil 4.2: Cihazın Kullanıcı Üzerine Yerleştirilmesi

Sisteminn PC ortamında çalışarak sayısal işaret işleme ve ses sentezleme yapan bölümündeki program akışı Şekil 4.3 de verilmiştir. Aşağıda bu bölümlerin ayrıntıları verilmiştir.



Şekil 4.3: PC de Çalışan Programın Akışı

4.1 EMG İşaretinin Alınması

EMG işaretinin alınması için 4 çift kullan at tipi elektrot kullanılmıştır. Bu elektrotların yarısı içe bükme hareketini algılayabilmek için alt kolun iç tarafına, yarısı da dış tarafına yerleştirilmiştir. Bir çift elektrot belli bir kasın üzerinde arasında 10 cm mesafe olacak şekilde konumlandırılmıştır.

4 çift elektrottan alınan işaret dört kanal aracılığıyla kuvvetlendirme birimine aktarılmıştır.

4.2 EMG İşaretin Kuvvetlendirilmesi ve Sayısallaştırılması

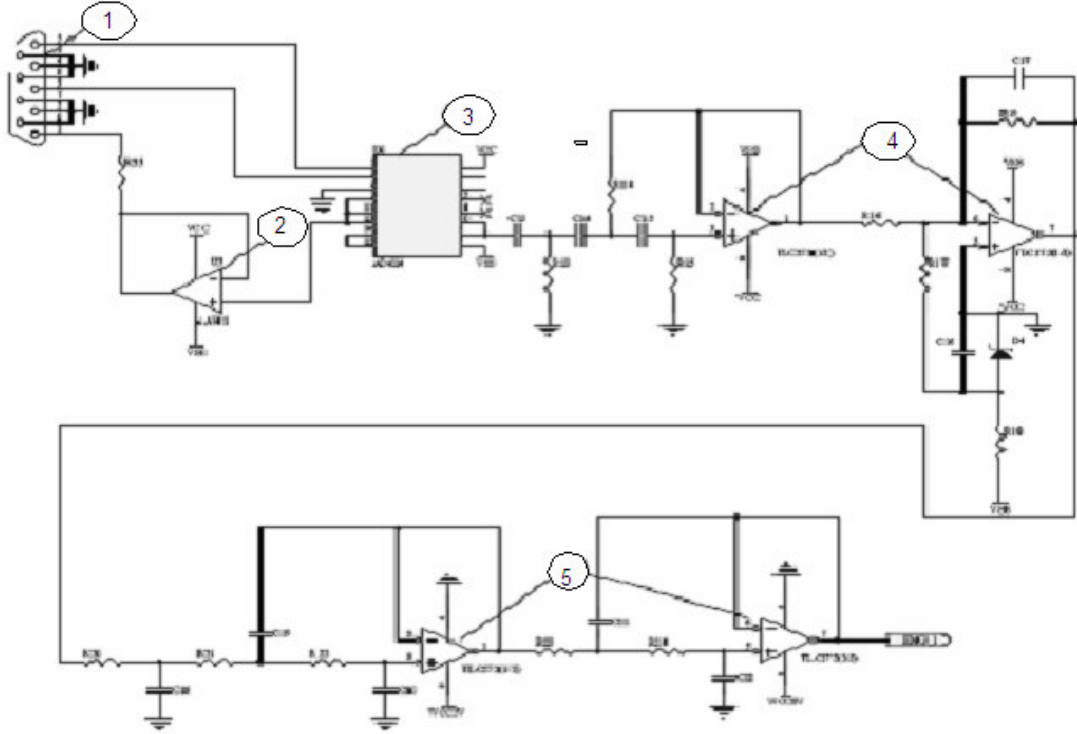
İşaret önce şekilde şeması verilen enstürmantasyon kuvvetlendiricisiyle kuvvetlendirilmiştir.

Kuvvetlendirilmiş işaret kesim frekansı 500 Hz olan üst geçiren filtre ile süzölmüştür. Yüzeysel EMG işaretinin bandı 400-500m Hz ler mertebesinde olduğundan işaret kesim frekansı 500 Hz olan bant geçiren filtre ile süzölmüştür.

İşarete girşim olmaması (antialiasing) için bant genişliğinin 3 katı olan 1000 Hz le örneklenmiştir. Örneklenmiş işareti PC ye aktarmada kullanılan seri portun hızının kısıtlı olması ve bir kerede 4 kanal bilgisinin aynı hattan iletilmesi sebebiyle örnekleme frekansı daha yüksek tutulamamıştır.

Hastanın koluna 4 çift EMG elektrodu ve bir referans elektrotu takılır. Daha sonra elektrodların çıkış kuvvetlendirme katındaki konnektörlere takılır. Sistem bu şekilde başka hiçbir şey yapmaya gerek kalmadan çalışmaya hazırdır. Entrümanstrasyon Kuvvetlendiriciler tarafından kuvvetlendirilen işaretlerin ofseti bir yüksek geçiren filtreden geçirilerek giderildikten sonra örtüşme önleyici filtrelerden geçirilip Analog Dijital çeviriciye gönderilirler. Sayısal İşaret İşleyici Analog Dijital Çeviriciyle bir senkron haberleşme türü olan SPI haberleşme protokolüyle haberleşir. Tüm bu önlemlere karşı yine de beyaz gürültü ve 50/60Hz gürültüsü oluşabileceği

düşünülmüştür. Bunun için bir adaptif filtre algoritması kullanılarak gürültü daha da azaltılmıştır.



Şekil 4.4: EMG Kuvvetlendirici

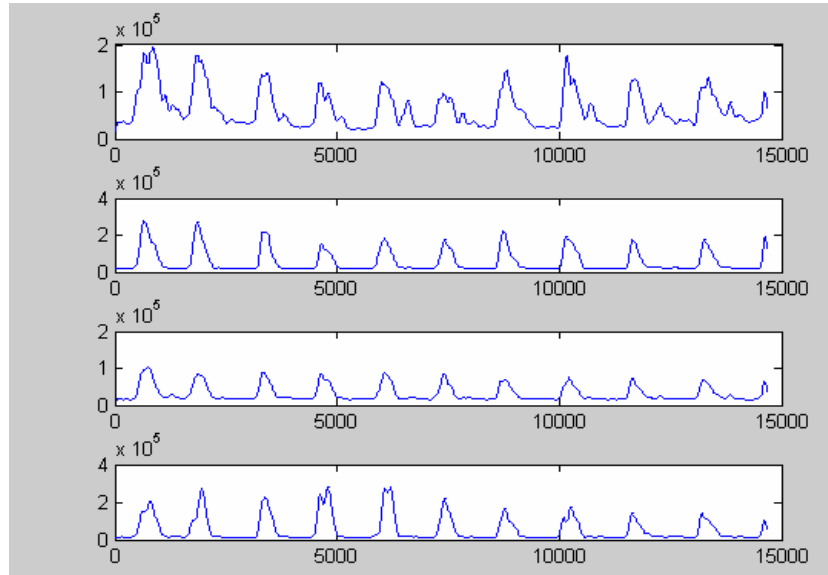
- (1) EMG Elektrod çiftinin ekran sürücüsünde kullanılan İşlemsel Kuvvetlendirici Çipi
- (2) EMG Elektrot Çiftinden gelen EMG İşaretini Kuvvetlendirmek için kullanılan Enstrümantasyon Kuvvetlendirici Çipi
- (3) EMG Elektrot Çiftinden gelen EMG İşaretininin Ofsetini yok eden Yüksek Geçiren Filtre yapımında kullanılan İşlemsel Kuvvetlendirici Çipi
- (4) EMG Elektrot Çiftinden gelen EMG İşareti için Örtüşme Önleyici Filtre yapımında kullanılan İşlemsel Kuvvetlendirici Çipi
- (5) EMG Elektrod çiftinin ekran sürücüsünde kullanılan İşlemsel Kuvvetlendirici Çipi (uA741) İşaretininin Ofsetini yok eden Yüksek Geçiren Filtre yapımında kullanılan İşlemsel Kuvvetlendirici Çipi

4.3 Sayısal EMG İşaretinin İşlenmesi

İşaret sayısal işaret işleme birimine geldiğinde içerisinde üç kelimeye karşılık düşen altı ve peşpeşe gerçekleştirilmiş altı ayrı hareketten işaret örnekleri mevcuttur. İşarete öncelikle bu hareket birimleri birbirinden ayrılmalı yani işaret bölütlenmelidir. Daha sonra işaretten daha fazla bilgi elde etmek ve daha ayırt edici özelliklerini ön plana çıkarmak amacıyla öznitelik çıkarma işlemleri gerçekleştirilmelidir.

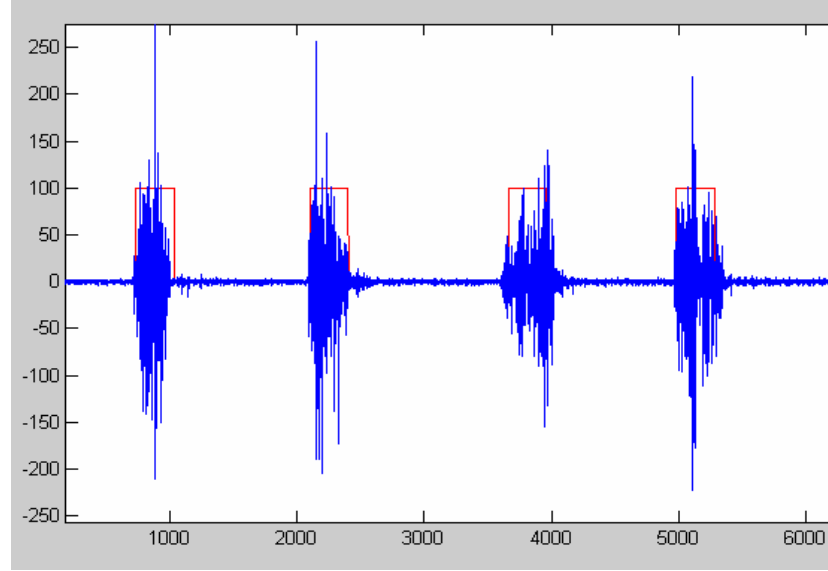
4.3.1 İşaretin Bölütlenmesi

İşareti bölütlemek amacıyla alçak geçiren sayısal filtre ile önce işaretin zarfı çıkarılmış ve bu zarf belli bir eşik değeriyle karşılaştırarak bu eşiği aşan zaman dilimi hareketin yapıldığı alan olarak kabul edilmiştir. Şekil 4.3 depeş peşe gerçekleştirilmiş 10 hareketin pozitif bölgeye alındıktan sonra zarf filtresinden çıkışı gösterilmiştir.



Şekil 4.5: İşaretin Zarfı

İşarete hareket olan bölgeleri tespit etmek için işaretin zarfından faydalanılmıştır. İşaretin zarfı belli bir eşik değeriyle karşılaştırılarak bu değerin üstünde olan bölgeler hareketin yapıldığı bölgeler olarak değerlendirilmiştir. Şekil 4.4 de işaretin bölütlenmiş hali görülmektedir. Kırmızı kare içerisinde kalan bölgeler tespit edilen hareket bölgeleridir.



Şekil 4.6: Bölütlenmiş İşaret

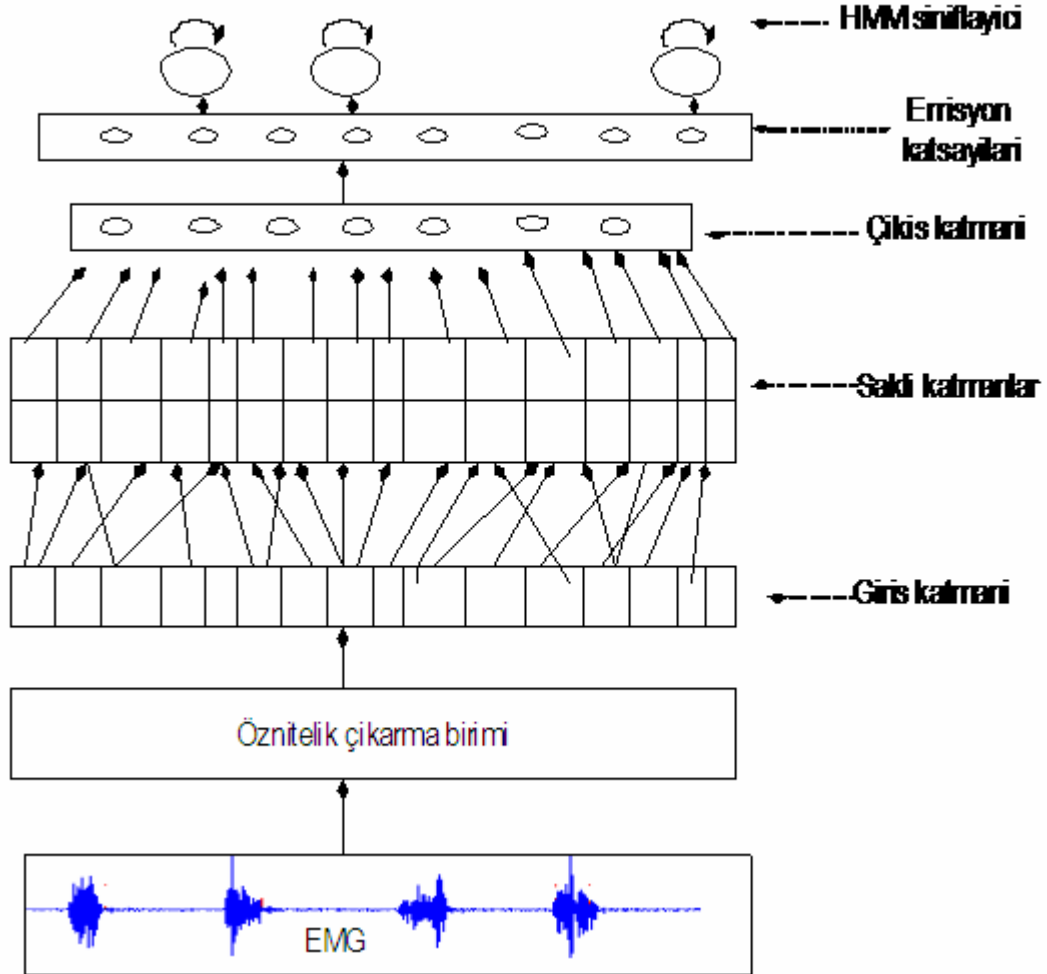
4.3.2 Öznitelik Çıkarma

Bölütlenmiş her bir işaret yaklaşık 100 örneklilik %50 kayma oranlı “Hanning” penceresinden geçirilmiş ve kullanılacak öznitelikler bu pencere çıkışlarından elde edilmiştir. Bölütlenmiş işaret yaklaşık 300 ms sürdüğünden her hareketten toplam 5 tane pencere oluşmuştur. Her bir kanaldan gelen bu pencerelerden elde edilen ilk 2 cepstrum katsayısı, AR parametresinin gerçek işarettten çıkarılmasıyla elde edilen ilk iki hata terimi ve işaretin güç spektrumu öz nitelik olarak kullanılmıştır. Burada her kanaldan gelen öz nitelikler peş peşe eklenerek pencere başına 20 boyutlu öz nitelik vektörleri elde edilmiştir.

4.4 İşaretin Sınıflandırılması

Sınıflandırma işlemi PC ortamında ve Matlab yazılımı ile gerçekleştirilmiştir ancak taşınabilir bir cihaz geliştirilmesi bakımından üzerinde Windows CE koşan tek kart bir bilgisayar üzerinde ve C programlama dili ile gerçekleştirilmesi tasarlanmaktadır.

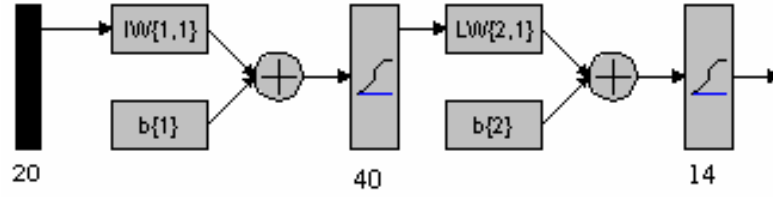
Sınıflandırma için HMM ve YSA bir arada kullanılmıştır yani sistem bir çeşit HHMM dir. Aşağıda genel şekli verilen sınıflayıcıda YSA nın görevi HMM için gereken “gözlem olasılık yoğunluğunu” yani belli bir vektör dizisinin (gözlem dizisi) belli bir duruma ait olma olasılığını bularak bunu HMM nin kullanımına sunmaktır. HMM ise dil modelini temsil etmektedir. Kullanılan her kelime HMM modelinde bir duruma karşılık düşer. Kelimelerin bir biri ardına eklenmesiyle oluşan 5 durumlu soldan sağa HMM modeli ise cümleye karşılık düşmektedir. Yani HMMde her 10 vektörde bir, bir sonraki duruma geçilmektedir. HMM soldan sağa olduğundan tekrar aynı duruma dönülemeyecektir yani kelime tekrarına izin verilmemiştir.



Şekil 4.7: HHMM' nin Yapısı

HMM için gereken diğer parametre olan A matrisi ise kullandığımız kısıtlı gramer kuralından faydalanarak oluşturulmuştur. En uygun kelime (durum) dizisini yani cümleyi oluşturmak için “viterbi ” algoritması kullanılmıştır.

Belli bir vektör grubunun bir duruma ait olma olasılığını bulmak amacıyla kullanılan YSA da 20 giriş nodu 14 çıkış nodu ve boyutu ve saklı katmanında 40 nod içeren bir çok katmanlı ağıdır. Bu yapı aşağıdaki şekilde kabaca görülmektedir.



Şekil 4.8: YSA’ nın Yapısı

Her hareketin ayrı bir bölüt olarak alındığını belirtmiştik. YSA ya giriş olarak bir bölütün tamamından alınan tek bir öznitelik vektörü yerine bu bölütte ait pencerelerden elde edilmiş öznitelik vektörleri kullanılmıştır. YSA nın uzun örüntüleri ayırma yeteneği az olduğundan öz niteliklerin bu şekilde çıkarılması ve her sınıfın 5 öznitelik vektörüyle temsil edilmesi daha uygun bulunmuştur. YSA eğitilirken hedef vektör olarak ilgili sınıfın çıkış nodu her 5 pencere için 1 yapılmıştır ve diğer çıkışlar 0 yapılmıştır. İlgili çıkış nodu peşpeşe gelecek 5 vektör için de (aynı kelimeye ait olduklarından) 1 çıkışını vermelidir. YSA nın ilgili nodunun her 5 vektör için çıkışta verdiği değerlerin ortalama değeri alınıp diğer çıkışlardan elde edilen değerlerle normalize edilerek HMM ye verilir. Bu değer HMM de gözlem olasılık yoğunluğunu yani bu vektör grubu verilmişken en olası kelimenin hangisi olduğunu vermektedir. Buradaki normalizasyonun sebebi belli bir t anında Bti lerin toplamının 1 olması zorunluluğudur

4.4.1 Kullanılan Kelime ve Dil Modeli

Sistemimizde kullanıcı her bir kelime için iki hareket yapmaktadır. Kullanıcının yapacağı hareket sayısı şu an için 14 tanedir ve her farklı ikili bir kelime yapacağından söylenebilecek kelime sayısı 2^{14} adettir.

Dil modeli olarak ise sabit kelime sayılı (3 kelime) kısıtlı bir gramer kullanılmıştır. Üç kelimelik her cümle için kelime dizimi aşağıdaki şekilde gösterilen sırada olacaktır:

Tablo 4.1: Kullanılan Söz Dizimi

Özne	Nesne	Yüklem
------	-------	--------

Kullanılabilecek kelime sayısı kısıtlı olduğundan günlük hayatta en sık kullanılacak kelimeler sözlüğümüze alınmıştır.

4.5 Cümlelerin Seslendirilmesi

İşaretler sınıflandırılıp cümle çözüldükten sonra sonuç metin halinde seslendirme programına aktarılır. Metni sese çevirmek amacıyla GVZ firmasına ait Türkçe Metinden Sese Dönüştürme programı kullanılmıştır. Üretilen ses bir hoperlör aracılığıyla dış ortama verilmektedir.

5. SONUÇLAR

Dilsizlerin konuşmasına yardımcı olmak amacıyla gerçekleştirmeye çalıştığımız bu sistem, el hareketlerini tanıyarak sese çeviren sistemler arasında, el hareketini algılamak için EMG kullanıyor olması bakımından özgün bir çalışmadır. Şu an için tanınan hareket sayısı 14 ve tanınan kelime sayısı 2^{14} tür. Tanımadaki başarımlar ise %80 ler civarındadır. Ancak gerçek bir konuşma aracı olarak düşünüldüğünde kelime sayısı bakımından yetersiz kalacaktır. Bununla beraber daha ileri sınıflama yöntemleri ve daha fazla kanallı EMG kuvvetlendiricisi kullanılarak tanınan hareket sayısı ve tanıma başarımları, dolayısıyla kullanılacak kelime sayısı artırılabilir. Sistemdeki diğer bir zayıf nokta ise işimizi kolaylaştırmak bakımından tercih etmiş olduğumuz kısıtlı kurallı dil modelidir. Kullanıcı her cümleyi sadece üç kelimeyle söyleyecek şekilde kısıtlanmaktadır. Bu kısıtlama da yine daha uygun programlama yöntemleri ile aşılabilecektir. Tasarlanan sistem konuşmacıya bağımlı olarak çalışmaktadır. Yani sistemi başka bir kişi kullanacağı zaman sınıflayıcıların bu kişiye göre eğitilmesi gerekmektedir.

KAYNAKLAR

- [1] **Pozzo, M., Farina, D., Merletti, R.,** 2004. *Electromyography: Detection, Processing, and Applications*, Mc Graw Hill, Newyork
- [2] **Basmajian, J. V., De Luca C. J.,** 1985. *Muscles Alive: Their Functions Revealed by Electromyography*, Eds. William&Wilkins, Newyork
- [3] **Dimitrov, G. V.,** 1987. Changes In The Extracellular Potentials Produced By Unmyelinated Nerve Fibre Resulting From Alteration In The Propagation Velocity Or Duration Of The Action Potential Electromyogramy, *Clin Neurophysiolgy*, **27**, pp 243-249
- [4] **Yazgan, E.,Korürek, M.,** 1996, *Tıp Elektroniği*, İTÜ Ofset Baskı Atölyesi, İstanbul
- [5] **Henneberg, K.,** 2000. *Priciples of Electromyography*, The Biomedical Engineering Handbook: Second Edition, pp 1-11, Enginetbase, New York
- [6] **Cohen, A.,** 1989. *Biomedical Signals: Origin and Dynamic Characteristics; Frequency-Domain Analysis*,The Biomedical Engineering Hand Book: Second Edition, pp 111-222, Ed. Joseph D.,
- [7] **Johannsen, G.,** 1986. Line source models for active fibers, *Biol. Cybern.*, **54**, 151–158,
- [8] **Webster, John G.,** 1998, *Medical Insurmantation Aplication and Design*,Willey, Newyork
- [9] **Polonsey, R.,** 1997. Action Potential Sources and Their Volume Conductor Fields, *IEEE Transaction of Biomedical Engineering*, **56**, 601-611
- [10] **Farina D.,** 2001. *Changes Advances in Myoelectric Signal Detection, Processing and Interpretation in Motor Control Studies*, *Ph.D.thesis*, Politecnico di Torino and Ecole Centrale de Nantes, Torino
- [11] **Kay SM.** 1988. *Modern Spectral Estimation: Theory and Application*. Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall., New York
- [12] **Akay M.,** 1994. *Biomedikal Signal Processing*, Academic Press, New Jersey
- [13] **Kang W.J., Shiu J. R., Cheng C.K et al.,** 1995. *IEEE Transaction On Biomedical Engineering*, **42**, 8-9

- [14] **Kwon, J., Shin C., Lee E., Han Y., Hong S.,** 1996. Hybrid HMM-MLP Classifier For Prosthetic Arm Control Purpose, IEEE Tencon-Digital Signal Processing Applications, **18**, 21-25.
- [15] **Gerlman, G. D.,** 1992. Selected Topics In Surface Electromyography for Use In Occupational Setting: Expert Perspectives. U.S. Department of Health and Human Services, 44-45
- [16] **Dokur, Z.,** 1999. Yapay Sinir Ağları ve Genetik Algoritmalar Kullanılarak EKG Vurularının Sınıflandırılması, *Doktora Tezi*, İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul
- [17] **Yurtoğlu, H.,** 2005, Yapay Sinir Ağları ile Öngörü Modellemesi, *DPT Uzmanlık Tezi*, <http://ekutup.dpt.gov.tr>, Ekonomik Modeller ve Stratejik Araştırmalar Genel Müdürlüğü, Ankara
- [18] **Cassidy,S.,** 2002, COMP449:SpeechRecognition, www.ics.mq.edu.au/~cassidy, Department of Computing, Macquar .Univercity, Sydney
- [19] **Rabiner, L., Juang, B. H.,** Fundamentals of Speech Recognition,1993,Ed. Gettman,.K, pp 321-370
- [20] **Warakoda, D. N,1992.** A hybrid ANN-HMM ASR system with NN based adaptive preprocessing, *M Sc. Thesis*, Tekniske Hogskole Institutt for Teleteknikk Transmisjonsteknikk, Norges
- [21] **Silverman, R. and Jenden, D.,** A novel high performance preamplifier for biological applications, IEEE Trans. Biomed. Eng., **430**, pp 1145 – 1146
- [22] **Hudgins B, Parker P., Scot N. R.,** Januvary 1993, A New Strategy for Multifunction Myoelectric Control, JEEE Trans on Biomedical Engineering **40**, 78-85
- [23] **Salim Roukos** Survey of the State of the Art in Human Language Technology, IBM T. J. Watson Research Center, Yorktown Heights, New York,
- [24] **Trentin, E., Gori, M., 1999b,** A Tutorial on Connectionist and Hybrid HMM/Connectionist System for Speech Recognition. Ed. Kasabov, N., IJCNN99 Tutorials Track 8 (Book on CD ROM)
- [25] **Bridle, J.,** 1990, Alphanets: A Reccurent Neural Network Architecture With A Hidden Markov Model Interpretation. Speech Communication. **9(1)**, 8392-8399
- [26] **Bourland, H., Morgan, N.** 1994a, Connectionist Speech Recognition, A Hybrid approach, Kluwer International Series, **247**, 20-24, Boston
- [27] **Bourland, H., Morgan, N.** 1994b, Connectionist Speech Recognition, A Hybrid approach, Volume, *Kluwer academic Series Publisher*, Boston

- [28] **Bengio, Y.**, Simard, P., Flammia, G., Kompe, R., 1992b, Global Optimisation of Neural Networks-Hidden Markov Model Hybrid. IEEE Transaction on Neural Networks, **3(2)**, 252-259
- [29] **Kimber, D.**, Bush, M. A ., Tajchman, G. N., 1990, Speaker Independent Vowel Classification Using Hidden Markov Model and LVQ2. *In International Conference onAcoustics, Speech and Signal Processing*, Albuquerque, NM , pp 497-500 ,Torino
- [30] **Iwamida, H.**, Katagari, S., McDermott, E., 1991, Speaker Independent Vowel Classification Using Hidden Markov Model and LVQ2. *In International Conference onAcoustics, Speech and Signal Processing*, pp 553-556, Torino

ÖZGEÇMİŞ

Ebru Akalp Kuzu ilk, orta ve lise eğitimini Erzurum’da bitirmiştir. 2001 yılında İTÜ Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği’nden mezun olmuştur. 2002 yılında İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Biyomedikal Programında yüksek lisansa başlamıştır. Evlidir.