

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

GEOMETRİK ÖZELLİK TEMELLİ OTOMATİK YÜZ İFADESİ ANALİZİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Ceyda KARABOYACI

Anabilim Dalı : Bilgisayar Mühendisliği

Programı : Bilgisayar Mühendisliği

HAZİRAN 2009

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

GEOMETRİK ÖZELLİK TEMELLİ OTOMATİK YÜZ İFADESİ ANALİZİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Ceyda KARABOYACI
504061508

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 04 Mayıs 2009
Tezin Savunulduğu Tarih : 04 Haziran 2009

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Muhittin GÖKMEN (İTÜ)
Diğer Jüri Üyeleri : Prof. Dr. Coşkun SÖNMEZ (YTÜ)
Yrd.Doç. Dr. Mustafa KAMAŞAK (İTÜ)

HAZİRAN 2009

ÖNSÖZ

Tez çalışmam süresince, bilgisini ve deneyimlerini bana aktaran değerli hocam ve tez danışmanım Prof. Dr. Muhittin Gökmen'e teşekkür ederim.

Hayatım boyunca desteklerini hiçbir zaman eksik etmeyen, beni yüreklendiren ve bana güvenen sevgili anneme, babama ve ağabeyime çok teşekkür ederim.

Yüksek lisans eğitimimde ve tez sürecinde beni destekleyen Bilko AŞ.'deki tüm çalışma arkadaşlarıma teşekkür ederim.

Haziran 2009

Ceyda Karaboyacı

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ.....	iii
İÇİNDEKİLER.....	v
KISALTMALAR.....	vii
ÇİZELGE LİSTESİ.....	ix
ŞEKİL LİSTESİ	xi
ÖZET	xiii
SUMMARY.....	xv
1. GİRİŞ	1
1.1 Yüz İfadeleri Analizi Sisteminin Kullanım Alanları	2
1.2 Yüz İfadeleri Oluşumu ve Etkisi.....	3
2. LİTERATÜR İNCELEMESİ.....	7
2.1 İşlem Süreçleri ve Yöntemler	7
2.1.1 Kullanılan veri tabanları	12
2.1.2 Literatürde önerilen sistemler	13
3. TASARLANAN SİSTEM	17
4. YÜZ ÖZNİTELİK ÇIKARIMI VE TAKİBİ.....	19
4.1 Yüz Öznitelikleri Çıkarımı	19
4.1.1 Aktif Şekil Model (AŞM)	20
4.1.1.1 AŞM temel yapısı	21
4.1.1.2 Şekil Model	22
4.1.1.3 Profil Model	22
4.1.1.4 Çok-çözünürlüklü yaklaşım	23
4.1.2 Yığılmış Aktif Şekil Model (YAŞM) yaklaşımları	24
4.1.2.1 Yüz bulma algoritmaları	24
4.1.2.2 Nirengi noktası sayısı.....	25
4.1.2.3 Seçimli olarak 1-boyutlu yerine 2-boyutlu profil	25
4.1.2.4 İki kere AŞM	26
4.1.2.5 Kovaryans matrisini kırmak	26
4.2 Yüz Öznitelikleri Takibi	27
4.2.1 Lucas-Kanade optik akış algoritması	27
4.2.2 Ortalama kaydırma tabanlı takip algoritması.....	29
5. ÖZNİTELİK VEKTÖRÜ OLUŞTURMA	31
5.1 Yüz İfade Değişimi Analizi	33
5.2 Yüz Bileşenleri Şekil ve Konum Değişiminin Belirlenmesi	42
6. SINIFLANDIRMA	45
6.1 Yapay Sinir Ağları	45
6.1.1 YSA tanımı ve tarihsel gelişimi	46
6.1.2 YSA kullanım alanları	48
6.1.3 YSA avantaj ve dezavantajları	49
6.1.4 YSA'nın yapısı: elemanları ve mimarisi	51

6.1.5 Biyolojik sinir sistemi ve biyolojik sinir hücresi	51
6.1.5.1 Yapay sinir hücreleri ve yapay sinir sistemi	53
6.1.6 YSA'ların sınıflandırılması	58
6.1.6.1 YSA'larının mimarisine göre sınıflandırılması.....	58
6.1.6.2 YSA'ların öğrenme algoritmalarına göre sınıflandırılması	59
6.2 Geri Yayılım Yapay Sinir Ağı.....	60
7. DENEYSEL SONUÇLAR.....	65
7.1 Yüz Öznitelik Çıkarımı ve Takibi	65
7.1.1 Yüz öznitelikleri çıkarımı	65
7.1.2 Yüz öznitelikleri takibi	69
7.2 Öznitelik Vektörü Oluşturma	70
7.3 Sınıflandırma	80
8. SONUÇLAR VE ÖNERİLER.....	85
KAYNAKLAR.....	87
ÖZGEÇMİŞ.....	91

KISALTMALAR

AU	: Hareket birimi (Action Unit)
AŞM	: Aktif Şekil Model
YAŞM	: Yığılmış Aktif Şekil Model
OpenCV	: Açık Kaynak Kodlu Bilgisayarla Göru Kütüphanesi
TBA	: Temel Bileşenler Analizi
NDM	: Nokta Dağılım Modelini
YSA	: Yapay Sinir Ağları
GYA	: Geri Yayılım Ağları
CML	: Kısıtlı Yerel Model (Constrained Local Model)
AAM	: Aktif Görünüm Modeli (Active Appearance Model)

ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 7.1: 15 gizli katman kullanarak elde edilen hata matrisi	81
Çizelge 7.2: 20 gizli katman kullanarak elde edilen hata matrisi	82
Çizelge 7.3: 25 gizli katman kullanarak elde edilen hata matrisi	82
Çizelge 7.4: Rastgele öğrenme yöntemi kullanılarak elde edilen hata matrisi	83
Çizelge 7.5: 0.9 öğrenim katsayısı ile elde edilen hata matrisi	83
Çizelge 7.6: MMI veri tabanı ile elde edilen hata matrisi	84

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 1.1 : Yüz ifadeleri kaynakları	4
Şekil 1.2 : İfade şiddeti zaman grafiği	5
Şekil 2.1 : Altı temel yüz ifadesi örnekleri: kızgınlık, şaşırma, üzüntü, tikslenme, korku, mutluluk	8
Şekil 2.2 : Yüz Hareketleri Kodlama Sistemiyle tanımlanan Hareket Birimleri ve bileşimleri örneği	9
Şekil 2.3 : Yüz ifadesi tanıma sistemi iş adımları	10
Şekil 3.1 : Tasarlanan Sistem Blok Diyagramı	18
Şekil 4.1 : AŞM yüz şekli için arama algoritması	21
Şekil 4.2 : 1-boyutlu profil. Sarı çizgi şekil sınırındır. Sarı çizgiye dik gri çizgi kanaldır. Nirengi noktası sarı ve gri çizgilerin kesişim noktalarıdır. Sağ üst köşedeki küçük resim kanal boyunca resim yoğunluğunu göstermektedir.	23
Şekil 4.3 : En uygun profil arama. (a) : Model Profil, (b) : -2 ofset, (c) : -1 ofset, (d) : 0 ofset, (e) : 1 ofset, (f) : 2 ofset	24
Şekil 4.4 : 1-boyutlu ve 2-boyutlu profil örnekleri.....	25
Şekil 4.5 : 1-boyutlu profil için kovaryans matrisi elementleri mutlak değerleri	26
Şekil 5.1 : YAŞM sonucu elde edilen 68 nirengi noktası ile yüz modeli	31
Şekil 5.2 : Yüz özniteliklerini belirten nirengi noktaları	32
Şekil 5.3 : 5 temel yüz bileşeni.....	33
Şekil 5.4 : İmge dizisi boyunca 6 temel yüz ifadesinde ağız şekil değişimi.....	34
Şekil 5.5 : İmge dizisi boyunca 6 temel yüz ifadesinde çehre şekil değişimi.....	35
Şekil 5.6 : İmge dizisi boyunca 6 temel yüz ifadesinde kaş şekil değişimi	36
Şekil 5.7 : İmge dizisi boyunca 6 temel yüz ifadesinde göz şekil değişimi.....	37
Şekil 5.8 : İmge dizisi boyunca 6 temel yüz ifadesinde burun şekil değişimi	38
Şekil 5.9 : 6 temel yüz ifadesinde yüz temel bileşenlerinin hareket yönleri.....	39
Şekil 5.10 : İmge dizisi boyunca 6 temel yüz ifadesinde kaşlar arası mesafe değişimi	40
Şekil 5.11 : İmge dizisi boyunca 6 temel yüz ifadesinde kaş-göz arası mesafe değişimi.....	41
Şekil 5.12 : İmge dizisi boyunca 6 temel yüz ifadesinde ağız-burun arası mesafe değişimi.....	42
Şekil 5.13 : Gözü oluşturan nirengi noktalarının koordinatları ve ağırlık merkezleri.....	43
Şekil 6.1 : Sinir Sistemi Blok Diyagramı.....	52
Şekil 6.2 : Basit bir sinir hücresi	52
Şekil 6.3 : Yapay Sinir Ağı hücresi	54
Şekil 6.4 : Eşik aktivasyon fonksiyonu.....	56
Şekil 6.5 : Doğrusal aktivasyon fonksiyonu.....	56
Şekil 6.6 : Sigmoid aktivasyon fonksiyonu.....	56
Şekil 6.7 : Yapay Sinir Ağı Modeli	58

Şekil 6.8 : İleri Beslemeli Yapı.....	58
Şekil 6.9 : Geri beslemeli yapay sinir ağları yapısı.....	59
Şekil 6.10 : Geri Yayılım Ağları genel yapısı.....	61
Şekil 6.11 : Geri Yayılım Ağları eğitim süreci sinyal yapısı.....	61
Şekil 6.12 : Geri Yayılım Algoritması Akış Şeması	63
Şekil 7.1 : (a) Klasik ASM yöntemi ile elde edilen model. (b) STASM yöntemi ile elde edilen model.....	66
Şekil 7.2 : YAŞM her bir yaklaşımın performans değerleri	66
Şekil 7.3 : Rowley ve Viola-Jones algoritmaları karşılaştırma.....	68
Şekil 7.4 : STASM ve CLM yöntemleri karşılaştırılması	69
Şekil 7.5 : Mutluluk ifadesinde Lucas-Kanade Optik Akış kullanılarak takip edilen imge dizisi.....	70
Şekil 7.6 : Mutluluk ifadesinde Ortalama Kaydırma Tabanlı Obje Takibi kullanılarak takip edilen imge dizisi	70
Şekil 7.7 : Ağız bölgesinin imge dizisi boyunca standart sapma değişimi.....	71
Şekil 7.8 : Göz bölgesinin imge dizisi boyunca standart sapma değişimi.....	72
Şekil 7.9 : Kaş bölgesinin imge dizisi boyunca standart sapma değişimi	72
Şekil 7.10 : Burun bölgesinin imge dizisi boyunca standart sapma değişimi	73
Şekil 7.11 : Çehre bölgesinin imge dizisi boyunca standart sapma değişimi	74
Şekil 7.12 : Ağız bölgesi nirengi noktalarının 6 temel ifadede ağırlık merkezi noktasına göre (a) X yönündeki (b) Y yönündeki standart sapma değişimi	75
Şekil 7.13 : Çene bölgesi nirengi noktalarının 6 temel ifadede ağırlık merkezi noktasına göre (a) X yönündeki (b) Y yönündeki standart sapma değişimi	76
Şekil 7.14 : Burun bölgesi nirengi noktalarının 6 temel ifadede ağırlık merkezi noktasına göre (a) X yönündeki (b) Y yönündeki standart sapma değişimi	77
Şekil 7.15 : Ağız ve burun bölgeleri arası mesafenin (a) X yönündeki (b) Y yönündeki değişimi	78
Şekil 7.16 : Kaş ve göz bölgeleri arası mesafenin (a) X yönündeki (b) Y yönündeki değişimi	79
Şekil 7.17 : İki kaş arası mesafenin (a) X yönündeki (b) Y yönündeki değişimi	80

GEOMETRİK ÖZELLİK TEMELLİ OTOMATİK YÜZ İFADESİ ANALİZİ

ÖZET

Sözsüz iletişim elemanlarından yüz ifadeleri insanlar arası iletişimin en temel öğelerinden biridir. Söz ile anlatılamayan pek çok duygu yüzdeki ifadelere yansır. İnsanlar ile yakın ilişki kurabilen ve insanların ihtiyaçlarına en iyi cevap verebilecek bilgisayarlar, insanlarla en iyi iletişim kurabilenler olacaktır. Bu amaçla yüz ifadelerini analiz eden sistemler bilimsel araştırmalarda önemli bir yere sahiptir.

Bu çalışmada; mutluluk, üzüntü, kızgınlık, korku, tikslenme ve şaşırma olmak üzere 6 temel yüz ifadesinin tanınması hedeflenmiştir. Çalışma ile yüz özniteliklerinin şekil ve konum değişimlerini temel alarak kullanıcının müdahalesine gerek kalmayacak şekilde tanıma gerçekleştiren otomatik bir yapı sunulmaktadır. Yığılmış Aktif Şekil Modeli yöntemi kullanılarak elde edilen 56 nirengi noktası ile ifade edilen yüz öznitelikleri imge dizisi boyunca Lucas-Kanade Optik Akış algoritması ile takip edilmiştir. 56 nirengi noktası ile belirtilen yüz özniteliklerinin oluşturduğu ağız, gözler, kaşlar, çehre ve burundan oluşan 7 kapalı çevrimin şekil ve konum değişimleri, ağırlık merkezleri ve çevrimdeki her bir nirengi noktasının ağırlık merkezine göre standart sapması yaklaşımı ile tespit edilir. Şekil ve konum değişim bilgilerinin yer aldığı öznitelik vektörleri Geri Yayılım Yapay Sinir Ağları kullanılarak sınıflandırılır.

Önerilen yüz ifadesi analizi sisteminin eğitimi ve testinde Cohn-Kanade veri tabanı kullanılmış, 6 temel yüz ifadesi için %92.04 oranında başarı elde edilmiştir. Tasarlanan sistem, yüz üzerinden nirengi noktaları çevrelerinin incelenmesi ve paralel çalışan yapay sinir ağları sayesinde hızlı ve düşük işlem maliyetiyle çalışmaktadır. Bu sayede gerçek zamanlı ve gömülü sistemlerde çalışmak için uygundur. İleriki çalışmalarda tasarlanan sistem gerçek zamanlı gömülü sistemlere aktarılacak günlük yaşamda kullanılabilecek bir hale getirilebilir. Bu sayede bilgisayarların insanlarla günlük yaşamda iletişim içerisinde olmasını sağlayacak pek çok çalışmaya öncülük edecektir.

GEOMETRICAL FEATURE BASED AUTOMATED FACIAL EXPRESSION ANALYSIS

SUMMARY

Facial expressions from non-verbal communication means, are among the principle elements of communication between people. Numerous emotions which are not verbally expressed appear in facial expressions. Computers who can best communicate with men, will be those who are in close relation with men and who are able to satisfy people's needs. Thereby, systems who can analyze facial expressions have significant importance in scientific researches.

In this thesis, we consider the recognition of 6 principle facial expressions, happiness, sadness, anger, fear, disgust, and surprise by using Geometrical Features. We present an automated structure which can execute a user-intervention-proof recognition procedure by means of taking shape and position variations of facial features into account. Facial features represented with 56 landmarks which are extracted using Stacked Active Shape Model method, are tracked via Lucas Kanade Optical Flow algorithm. The shape and position variations of 7 cycles located on the mouth, the eyes, the eyebrows, the face border and the nose which consist of facial features defined with 56 landmarks, are detected using the standard deviation at the center of inertia of each cycle with respect to each individual landmark of the related cycle. Feature vectors containing shape and position variation data are classified using Back Propagated Artificial Neural Networks.

In the training and tests of recommended facial expression analysis system, the Cohn-Kanade database is used, and for the 6 principle facial expressions, 92.04% accuracy is obtained. With the help of the landmark tracking over the face and also with the help of artificial neural networks working in parallel, the designed system runs with speed and low processing costs. By this means, it is suitable for real time and embedded systems. This system can be adapted to real time embedded systems so that it can be used in real world at daily usage. It is supposed to lead a significant portion of scientific researches which are focused on computer enhancement in human-computer interaction at daily life.

1. GİRİŞ

İnsanlar fiziksel ve duygusal ihtiyaçları doğrultusunda birbirleriyle iletişim halinde yaşayan canlılardır. İnsanlar arası iletişim, kaynak konumundaki insanın bilinçli ya da bilinçsiz olarak iletmek istediği mesajı farklı kanallar aracılığıyla hedefe aktarma sürecidir. Aktarılan mesaj kişinin psikososyal yaşantısı ile ilgili bilgiler içerir.

İnsanlar arası iletişimde pek çok iletişim kanalı aracı olarak kullanılır. Kanal, iletişim sürecinde göndericinin amaçları doğrultusunda alıcıya gönderdiği mesajları taşıyan ortam, yöntem ve tekniklerdir. Kişiler arası iletişimde, her bir duyu organı iletişim kanalı işlevi görmektedir. Gönderici, mesajını bir araç ya da yöntem yardımı ile alıcının duyu organlarından en az birine iletmek zorundadır. Kişiler arası iletişim sürecinde mesaj, ne kadar çok duyu organı tarafından algılanırsa iletişimin etkinliği o oranda artmaktadır. Kişi farklı kanallardan gelen sinyalleri bir arada alır ve değerlendirir. Bu sayede daha esnek ve sağlam bir iletişim gerçekleştirilmiş olur. Bir kanal tarafından alınamayan bir mesaj, eş zamanlı çalışan bir başka kanal aracılığıyla telafi edilebilir.

İnsanlar arası iletişim, en genel haliyle sözlü ve sözsüz iletişim olmak üzere iki gruba ayrılır. Kelimeler ile ses tonu sözlü iletişim kanallarını oluştururken, yüz ifadeleri ve beden dili sözsüz iletişim kanallarını oluşturur. Sözlü iletişim ile düşüncelerini ifade eden birey, sözsüz iletişim ile duygularını anlatır. Bireyler arası etkileşimde sözsüz iletişim yöntemi sözlü iletişim yöntemine oranla daha etkili bir role sahiptir. Sinirli olan kişinin yüz ifadesi, sesinin tonu ve bedeni, kızgınlık dolu mesajlar gönderdiği halde sözleri bu kızgınlığı saklamaya çalışabilir. Söz ile inkâr edilen ruh halleri sözsüz mesajlar ile kolaylıkla anlaşılabilir. İnsanlar, yüz kaslarını istemli ya da istemsiz olarak iki yüz elli bin değişik şekle sokabilmeleri sayesinde pek çok duygusal değişimi kolaylıkla ifade edebilirler. Filmler ve kayıtlar adım adım incelendiğinde, birbiri ardına gelen ağlama mimiklerinin acıma, endişe, kıskançlık, kin, korku, öfke gibi duyguların; birbiri ardına gelen gülümseme mimiklerinin ise neşe, sevinç, umut ve haz duygularının temelini oluşturduğu gözlemlenmiştir. Bu

gözlem neticesinde ağlama ve gülme dışındaki diğer duyguları ifade eden mimiklerin bu temel mimiklerden oluştuğu sonucuna varılmıştır. [1]

İnsan yüzü sözsüz iletişimin en etkili aracıdır. İletişim konusunda çalışmalar yapmış olan Mehrabian [2], iletişim sürecinde, yüz ifadelerinin %55, ses tonunun %38 ve sözcüklerin %7 'lik bir önem taşıdığını ifade etmektedir. Bilgisayarların günlük hayatımızda yer edinmesi ile başlayan süreçte, insanları daha iyi anlayan ve insanlara daha iyi hizmet edecek bilgisayarlı sistemler oluşturmayı hedefleyen bilim adamları, insanlar arası iletişimi hedef model kabul etmişlerdir. Bu doğrultuda yüz ifadeleri analizi ile ilgili çalışmalar 20 yılı aşkın bir süredir devam etmektedir. Bu çalışma ile de yüz ifadelerini analiz ederek kişinin içinde bulunduğu ruh halini tespit eden bir sistem oluşturulması hedeflenmiştir.

1.1 Yüz İfadeleri Analizi Sisteminin Kullanım Alanları

Yüz, kişinin sosyal ve duygusal hayatına ait pek çok bilgiyi içinde barındırır. Bu durumun sonucu olarak farklı bilim dallarında yüzden elde edilen bilgiler ile çalışmalar hedeflenmesi hiç şaşırtıcı değildir [3]. Özellikle bilgisayar bilimleri ve teknolojileri ile geliştirilen yüz ifadesi analiz sistemleri farklı kullanım alanlarının kapılarını aralamıştır.

Bilgisayarların hayatımıza hızla yerleşmesi ile basit ve doğal bilgisayar-insan ara birimleri ihtiyacı hızla arttı. Yüz ifadesi analizi sistemi ile bireyin ihtiyaçlarını ve isteklerini algılayabilen bilgisayarlı sistemler popüler hale geldi. Örneğin klasik klavye, fare arabirimleri yerine kişilerin bakışlarını takip eden, göz, kaş ve dudaklardan alınacak komutlar ile çalışan bilgisayarlı sistemler, normal kullanıcılara kolaylık sağlaması yanında engelli kullanıcılar için de güzel bir alternatif oluşturmaktadır. Yüz ifadelerinin duyguları ifade etmenin en doğal ve en başarılı yolu olması sebebiyle, başarılı bir bilgisayar-insan ara yüzünün önemli parçası yüz ifadeleri analizi sistemidir [4, 5].

İnsanlar ile uyumlu şekilde çalışacak insansı robotlar için de yüz ifade analizi vazgeçilmez adımlardan bir tanesidir. İnsan ile konuşan ve emirleri algılayan robot, yüz ile anlatılan ifadeleri de algılamalı ve bu doğrultuda cevaplar vermelidir.

Video konferanslarda, ağ tabanlı eğitimlerde ve uzaktan bilgisayarlı özel ders seanslarında konuşmacının uzaktan dinleyicilerin reaksiyonlarını algılayabilmesi

başarı oranını arttırır. Konuşmacıya dinleyicilerin görüntülerini aktarmak gereksiz veri trafiğine neden olmanın yanında kişilerin özel hayatlarının görüntülenmesine de sebep olacaktır. Bunun yerine dinleyicilerin ifadelerini algılayan ve konuşmacıya ileten sistem sayesinde konuşmacı konferans ya da eğitimin gidişatını kontrol altında tutabilir.

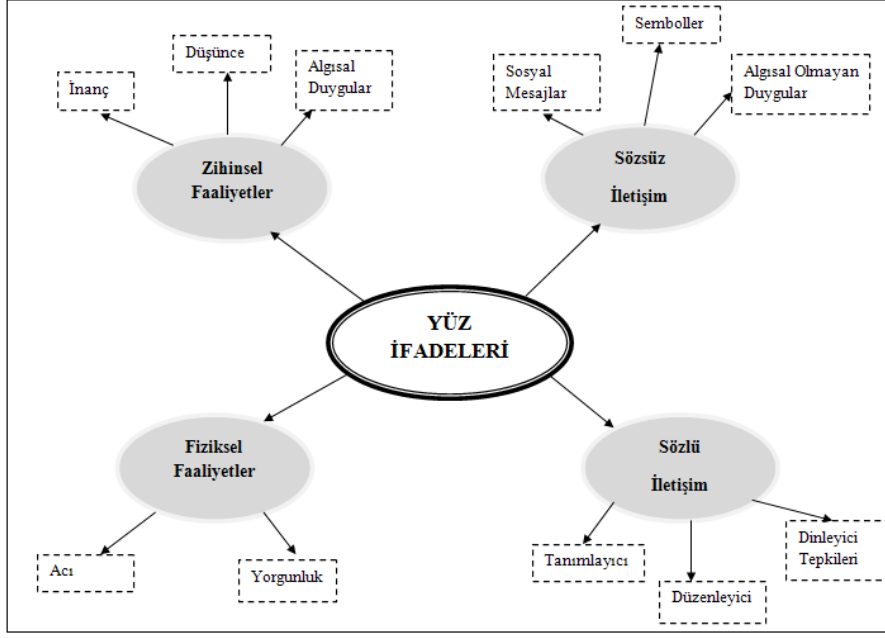
Hava aracı ya da hava trafik kontrolü, uzay uçuşu ya da nükleer tesis gözetleme veya sadece kamyon, otobüs benzeri bir uzun yol aracı kullanımı gibi uzun süre konum değişikliği olmadan yapılan işlerde, dikkatin dağılmasına sebep olan can sıkıntısı, yorgunluk ve stresin otomatik tespiti bu anlamda çok değerli olacaktır. Zamanında fark edilen bu olumsuz durumlar sayesinde önemli kazaların önüne geçilecektir. Hatta otomatik ifade analizi yapan sistemler bir adım öteye gidip bu stres, yorgunluk, can sıkıntısı gibi durumlar meydana geldiğinde sistemlere müdahale edip, alarm verilmesini sağlayabilir.

Yüzden yayılan sinyalleri izleyen ve yorumlayan sistemler, avukatların, güvenlik birimlerinin, yargı organlarının işine yaramaktadır. Potansiyel suçluların korkma, tedirginlik ve benzeri ruh hallerini, yalan söyleyip söylemediklerini anlamalarını sağlamaktadır.

Rahatsızlıklarını sözle ifade edemeyen hastalar için, hastanelerde otomatik uyarı sistemleri oluşturulabilir. Hastanın yüz ifadeleri takip edilerek acı çekip çekmediği ve sağlık durumu kontrol edilebilir.

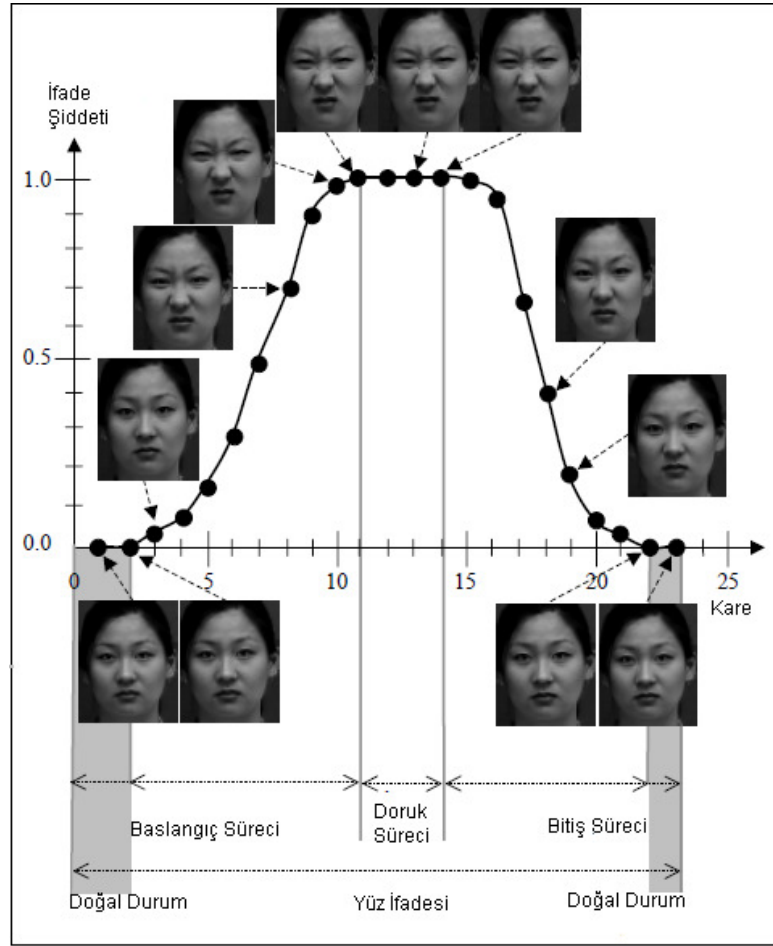
1.2 Yüz İfadeleri Oluşumu ve Etkisi

Yüz ifadeleri yüz kaslarının kasılması sonucu oluşur. Şekil 1,1'de görüldüğü gibi yüzde ifade değişikliğine neden olan pek çok kaynak vardır. [6]



Şekil 1.1 : Yüz ifadeleri kaynakları

Fizyolojik, zihinsel, sözlü ya da sözsüz iletişim kaynakları neticesinde yüz kaslarında oluşan hareket ile göz kapakları, kaşlar, burun, dudak ve deri dokusu gibi yüz özniteliklerinde deformasyon meydana gelir. Kaslarda kasılma ve gevşeme çoğunlukla 1 saniye sürer, ancak birkaç saniyeden daha uzun süren değişimlerin yanında 250 milisaniye ‘den daha kısa süren değişimler de gözlenebilir. Şekil 1,2 ifade oluşumu esnasında zamanla ifade şiddetinin değişimini göstermektedir [7].



Şekil 1.2 : İfade şiddeti zaman grafiği

Doğal durum ile başlayan yüz kasları doruk noktasına ulaşana dek kasılır. Doruk noktası ifadenin tam olarak yüzde yerleştiği andır. Bitiş sürecinde ise yüz kasları tekrar ilk durumuna gelecek şekilde gevşer. Başlangıç-doruk noktası ve doruk noktası-bitiş süreleri ifadelere, kişilerin yaş, cinsiyet gibi özelliklerine ve kültürlere göre farklılık göstermektedir.

Her bir yüz özneteliği farklı deformasyonlar ile farklı ifadelerin oluşmasını sağlar. Örneğin; kaşların 40, göz kapaklarının ise 23 ayrı ifade şeklinin olduğu bilinmektedir [8]. Birbirleriyle kombine edildiği, farklı şiddet ve sürelerde oluştuğu düşünüldüğünde çok sayıda ifade seçeneği ortaya çıkar.

Aynı duyguyu anlatan yüz ifadesi kişiden kişiye farklılık gösterebilmektedir. Özellikle farklı kültürlerde ifadelerin farklı şekillerde oluştuğu gözlemlenmiştir. Yapılan araştırmalar sonunda, farklı etnik köken ve kültüre göre değişiklik göstermeyen 6 farklı ifade tespit edilmiştir. Evrensel olduğu kabul edilen altı temel

yüz ifadesi mutluluk, üzüntü, şaşırma, korku, kızgınlık ve tiksindir [9]. Bu ifadeler belirgin olarak kaş, göz ve ağız olmak üzere üç temel yüz bölgesinde meydana gelen değişimler ile oluşurlar. Mutluluk ifadesi en iyi ağız ve gözle, kızgınlık ifadesi kaş ve dudak biçimiyle, şaşırma ifadesi ise gözle belirtilmektedir. Bu ifadeler çeşitli kombinasyonlar ile de bir araya gelebilirler. Örneğin, şaşırma, korku ve tiksinti, şaşırma ve mutluluk, korku ve hüznün bir arada ya da ardı ardına gerçekleşebilir.

İnsanlar arası yüz-yüze iletişimde birey farkında olmadan pek çok ifadeyi yorumlar. İletişim esnasında pek çok kanal aracılığıyla daha sağlam bir algılama gerçekleştirilir. Yüz ifadesinde elde edilen veri; ses tonu, vücut hareketleri, sözlü iletişim yöntemleri ve içinde bulunulan ortam bilgileri ile desteklenir. Tek başına yüz ifadesi algılama insanlar için bile kolaylıkla gerçekleştirilebilen bir durum değildir. Yapılan bir araştırmada yüz ifadesi tanınmasında deneysel sonuçlar ile program sonuçlarının benzerlik gösterdiği görülmüştür. Belirli sayıdaki gülümseyen insan resimlerini katılımcılar %53, program ise %30 oranında doğru tespit etmişlerdir [8]. Yüz ifadesi algılamanın zor bir problem olmasının yanı sıra, yüz ifadelerinin farklı bölge ve kültürlerde farklılık göstermesi sebebiyle bilgisayar ile bu işlemi gerçekleştirmek hiç de kolay değildir.

2. LİTERATÜR İNCELEMESİ

Literatür incelemesi aşamasında literatürde yaygın olarak kullanılan işlem süreçleri ve yöntemler, veri tabanları ve önemli çalışmalardan birkaçı gözden geçirilecektir.

2.1 İşlem Süreçleri ve Yöntemler

Yüz ifadesi analizi sistemlerindeki temel hedef, insan ile eşit algılama başarısına sahip, yaş, cinsiyet, etnik köken ve kültür farkı gözetmeksizin çalışabilen otomatik bir sistem geliştirmektir. Geliştirilen sistemler kaynak verinin şekline, yorumlanan bilginin tipine ve inceleme yöntemlerine göre farklılıklar gösterir.

Yüz ifadesi analizi sistemleri kaynak verinin tipine göre imge dizileri ya da tek bir imge ile çalışanlar olmak üzere iki gruba ayrılır. İmge dizileri ile çalışılan sistemlerde giriş verisi, ifadenin başlama, doruk noktası ve bitişini içeren imgelerden oluşan videolardır. Yaygın olarak kullanılan bazı veritabanlarında bu imge dizileri doruk noktasında son bulmakta, bitiş süreci gösterilmemektedir. Tek bir imge ile çalışılan sistemlerde ise başlangıç süreci, doruk noktası ve bitiş süreci aşamalarında yer alan karelerden yalnızca bir tanesi üzerinde çalışır. Tek bir imge ile çalışılması sebebiyle, başarılı bir analiz için incelenecek giriş verisinin doruk noktası olması hedeflenir. Literatürde araştırmacılar çoğunlukla imge tabanlı sistemler üzerine çalışmayı tercih etmişlerdir. Ancak, yüz ifadelerindeki değişim yüz kaslarının hareketi neticesinde meydana geldiğinden statik bir imge üzerinde gerçekleştirilen çalışma, yüzdeki bu hareketi algılayamayacaktır. Yüzde yer alan sabit kırışıklıklar ve yüz şekli farklılıkları tanıma başarısını olumsuz yönde etkileyecektir. Basilli (1979) tarafından gerçekleştirilen inceleme sonuçlarına göre insanlar ifade algılamada hareketli imgelerde statiklere göre daha başarılı analiz gerçekleştirmektedirler. Ayrıca, gerçek zamanlı bir tanıma sistemi için video tabanlı sistemler daha uygun olacaktır. Bu çalışmada, yüzdeki hareket temel alınarak video tabanlı görüntülerle çalışılmıştır [10].

Yüz ifadesi analizi sistemlerinde giriş verisi önden ya da yandan alınmış imge ya da imge dizilerinden oluşabilir. Yüz kaslarındaki hareket neticesinde alında, kaşlarda,

gözlerde, ağız ve çene kaslarında deformasyon meydana gelir. Önden alınan görüntülerde bu deformasyon daha net görülürken, yandan alınan görüntülerde ayrıntılar kaçırılabilir. Literatürde yaygın olarak önden alınan görüntüler üzerinde çalışılmıştır. Mevcut, halka açık veritabanlarında önden alınan görüntüler, yandan alınanlara göre daha fazladır. Bu çalışmada önden alınan imge dizileri giriş verisi olarak kullanılmıştır.

Yüz ifadesi analizi sistemlerinde yorumlanan bilgi tipleri mesaj yorumlama ve işaret yorumlama olmak üzere iki gruba ayrılır.

Mesaj yorumlama (*message judgment*) yönteminde amaç yüzdeki ifade değişiminden anlam çıkarmaktır. Yüz kaslarındaki deformasyon toplu olarak ele alınır ve kişinin o anki duygusal ve zihinsel hali ile ilgili anlam çıkartılır. Araştırmacılar tarafından yaygın olarak Ekman [9] tarafından tanımlanan evrensel altı yüz ifadesi kullanılmaktadır. Şekil 2.1’te gösterilen kızgınlık, şaşırma, üzüntü, tikslenme, korku, mutluluk ifadeleri evrensel kabul edilen ifadelerdir.



Şekil 2.1 : Altı temel yüz ifadesi örnekleri: kızgınlık, şaşırma, üzüntü, tikslenme, korku, mutluluk

İşaret yorumlama (*sign judgment*) yöntemindeki amaç ise yüzdeki kaslarının deformasyonunu tespit etmektir. Yüz üzerinde belirli kasların hareketleri incelenir, amaç hareketin olup olmadığını, yönü ve şiddetini tespit etmektir. Belirlenen hareketlerin gruplanarak yorumlanması ve anlam çıkarılması gerekmektedir. Ekman ve Freisen [11] tarafından oluşturulan ve Ekman ve arkadaşları [12] tarafından revize edilen Yüz Hareketleri Kodlama Sistemi (*Facial Action Coding System*), işaret yorumlama yöntemini kullanan araştırmacıların yaygın olarak kullandıkları yapıdır. Tanımlanan her bir değişim Hareket Birimi (*Action Unit, AU*) olarak adlandırılmıştır. Yüzde oluşan değişimler tek bir AU ile ifade edilebileceği gibi bileşimler halinde de ifade edilebilir. (Bakınız Şekil 2,2) [13].



Şekil 2.2 : Yüz Hareketleri Kodlama Sistemiyle tanımlanan Hareket Birimleri ve bileşimleri örneği

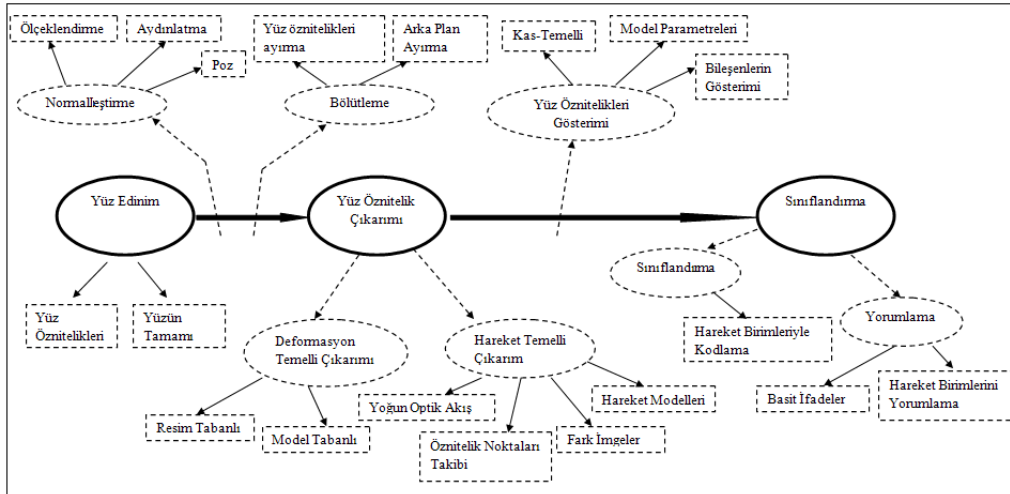
Yüz ifadesi tanıma sistemleri yüz edinimi, yüz öznitelikleri çıkarımı ve ifadelerin sınıflandırılması olmak üzere 3 temel adımda gerçekleşir. Şekil 2.3 ara adımlarla birlikte tanıma sistemi içeriğini göstermektedir.

Yüz edinimi, imge dizisi ya da tek bir imge tabanlı sistemde ifade tespiti yapılacak yüzün yerinin belirlenmesi aşamasıdır. Seçilecek öznitelik çıkarma yöntemine göre yüzün tamamı ya da belirli bölgeleri tespit edilir. Üzerinde çalışılacak verinin yapısına göre yüz normalleştirme ya da yüz bölütleme ön işlemlerinden geçirilerek başarının arttırılması sağlanır. Bir boyuta sabitleyip ölçeklendirme, aydınlatma farklılıklarına göre ve/veya duruş açısına göre normalize etme adımları uygulanabilir. Karmaşık arka planları ayırma ya da yüz özniteliklerini ayırma adımları da ihtiyaca göre uygulanır.

Yüz öznitelik çıkarma, tek bir imge ya da imge dizileri ile ifade tespitinde kullanılacak bilgilerin çıkarımı aşamasıdır. Tek bir imge tabanlı çalışmalarda yüz ve özniteliklerinin özellikleri belirlenir. İmge dizisi tabanlı çalışmalarda ise yüz ve öznitelikleri ardı ardına gelen imgelerde takip edilir ve hareket bilgisi incelenir. Yüz öznitelik çıkarma işleminde yüz şekli bölgesel ya da bütünsel olarak kullanılabilir. Bölgesel kullanımda kaş, göz, ağız gibi yüzdeki temel bölgeler üzerinde incelemeler yapılır. Bütünsel kullanımda ise yüz bir bütün olarak değerlendirilir. Yüz özniteliklerini temel olarak iki gruba ayırabiliriz: Kalıcı yüz öznitelikleri, Geçici yüz öznitelikleri.

- Kalıcı öznitelikler, ifade değişimi neticesinde oluşmayan, yüzde zaten var olan niteliklerdir. Göz kapağı, kaş, ağız gibi temel bölgelerin yanı sıra, ilerleyen yaşlarda görülen kırışıklıklar, sakal ve bıyık gibi nitelikler kalıcı

- Geçici öznitelikler ise, ifade değişim esnasında oluşan ve çok kısa sürede kaybolan niteliklerdir. Ağız ve gözü çevreleyen bölgelerde oluşan kırışıklıklar, dokuda meydana gelen bölgesel değişimler geçici öznitelikler olarak kabul edilir.



Şekil 2.3 : Yüz ifadesi tanıma sistemi iş adımları

Yüz öznitelik çıkarma işlemi temel olarak üç yaklaşımla çözülmektedir: Geometrik özellik tabanlı yaklaşım, görünüm tabanlı yaklaşım ve karma yaklaşım. Geometrik özellik tabanlı yaklaşımla yüz bileşenlerinin (ağız, burun vb.) geometrik özellikleri ve yüzdeki nirengi noktalarının pozisyonları temel alınarak çözüm üretilir. Yüzde güvenilen, ağız, göz gibi temel bileşenlerin çevrelerindeki noktalar nirengi noktaları olarak belirlenir. Görünüm tabanlı yaklaşımlarda, geometrik değişikliklerden ziyade yüz dokusundaki buruşukluklar, kırışmalar ve esnemeler temel alınır. İfade değişiminde yüz dokusunda meydana gelen değişiklikler incelenmeye çalışılır. Karma yaklaşımlarda ise hem yüz geometrisindeki değişimler hem de yüz dokusundaki değişiklikler incelenir.

Geometrik özellik tabanlı, görünüm tabanlı ya da karma yaklaşımlarda öznetelik çıkarımı için deformasyon temelli ya da hareket temelli yöntemler izlenir.

- Deformasyon temelli çıkarım yönteminde ifadeli yüz doğal haliyle ya da yüz modelleri ile karşılaştırılır ve özneteliklerdeki deformasyon tespit edilir. Yüz özneteliklerindeki deformasyon, şekil ve doku değişiklikleri ve yüz hareketini

çok iyi açığa çıkaran yüksek uzamsal gradyan oluşumuna neden olur. Hem imgede hem de uzamsal frekans alanında analiz edilebilir. Yüksek uzamsal gradyan, yüksek-geçirgen gradyan ya da Gabor dalgacık tabanlı filtreler kullanılarak ayırt edilebilir. Deformasyon temelli çıkarım yöntemi imge tabanlı ve model tabanlı olmak üzere iki çeşittir.

- İmge tabanlı yaklaşımda yüz öznitelikleri çıkarırken imge dışında herhangi bir bilgidен yararlanılmaz. İmge tabanlı yaklaşım basit ve hızlı olmasına karşın, aynı kişiye ait birden fazla farklı görüntü varsa kullanışsız ve güvenilmez bir hale gelir.
- Model tabanlı yaklaşımda ise yüz 2-boyutlu(2D) ya da 3-boyutlu(3D) modeller aracılığıyla ifade edilir. Görünüm temelli modeller ile yüzle ilgili aydınlatma, deformasyon değişiklikleri gibi farklı bilgiler birbirlerinden ayırt edilebilir. Yüze ait hem şekil hem de doku özelliklerini veren Aktif Görünüm Modeli (Active Appearance Model, AAM) ya da Nokta Dağılım Modeli (Point Distribution Model) kullanarak yüze ait boyut, şekil ve duruş bilgileri sağlayan Aktif Şekil Modeli (Active Shape Model) sıkça rastlanan 2D modeller arasındadır. Kullanılan 3D modeller kas ve hareket modelleri olmak üzere iki kategoride toplanabilir. 3D modeller çoğunlukla karmaşık eşleştirme süreçleri gerektirdiği için hesaplama maliyeti yüksektir. Model tabanlı yaklaşımların bir başka dezavantajı ise karşılaştırma yapılacak modelin oluşturulması aşamasının zahmetli ve sıkıcı olmasıdır.
- Hareket temelli çıkarım yönteminde ise, kare kare yüz hareketleri incenir ve ifade değişikliğine göre yüzdeki değişim belirler. Yoğun Optik Akış (Dense Optical Flow), Öznitelik Noktaları Takibi (Feature Point Tracking), Hareket modelleri (Motion Models), Fark İmgeler (Difference Images) yöntemlerinden herhangi biri kullanılabilir.
 - Yoğun Optik Akış yönteminde yüz bölgesel ya da bütün olarak optik akış algoritmalarından herhangi biri ile takip edilir. Takip sonucu elde edilen veri Ana Bileşen Tahlili (Principal Component Analysis)

kullanılarak sadeleştirilebilir. Sınıflandırma aşamasında kullanılacak öznitelik vektörleri elde edilir.

- Öznitelik Noktaları Takibi yönteminde, yüz üzerinde belirlenen öznitelik noktaları ile takip gerçekleştirilir. İzleme başarısını arttırmak için yüksek tezatta bölgelerden nokta seçilmeye çalışılır. Çok geniş bir alan yerine belirli noktalarda takip gerçekleştirileceği için hesaplama performansı oldukça yüksektir. Bununla birlikte hareket incelemesi sadece seçilen noktalarda gerçekleştirileceğinden yüzdeki bazı hareketler yok sayılacaktır.
- Fark İmgeler yöntemi ile imgelerin farkı alınarak değişim tespit edilir. Optik akış yönteminin aksine hareket akış yönü çıkarılamaz. Sadece imgeler arası yoğunluk farkı elde edilir.
- Hareket Modelleri yönteminde Aktif Çevrit Modeli (Active Contour Model) ile her bir imgede şekil değiştiren çevritler incelenir. Ayrıca 3D hareket modelleri aracılığıyla da hareket değişimi takip edilir. İmge üzerinde bölgesel ya da bütünsel olarak uygulanabilir.

Sınıflandırma yüz ifadesi tanıma sisteminin son aşamasıdır. Yüz edinim ve yüz öznitelik çıkarma aşamalarında elde edilen öznitelik verileri sınıflandırılarak yorumlanır ve çıktı elde edilir. Mesaj yorumlama ya da işaret yorumlama yaklaşımlarına göre çıktı tipi değişir. İşaret yorumlama tipinde Hareket Birimleri ve bileşimleri çıktı oluştururken, mesaj yorumlama tipinde algılanan ifade çıktıyı oluşturur. Sınıflandırma aşamasında Saklı Markof Modeli (Hidden Markov Model), Yapay Sinir Ağları (Neural Networks), Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine), Karar Ağacı (Decision Tree), Bayes Ağları, AdaBoost ve GentleBoost otomatik öğrenme yöntemleri yaygın olarak kullanılan yaklaşımlardır.

2.1.1 Kullanılan veri tabanları

Otomatik yüz ifadesi analizi sistemi geliştirebilmek için gerekli en temel ihtiyaçlardan birisi etiketlenmiş veridir. Doğal ifadeleri görüntülemek ve toparlamak oldukça zor bir süreçtir. Ayrıca görüntülense bile etiketleme zaman alan, hata olasılığı çok yüksek bir süreçtir. Literatürde gerçekleştirilen pek çok çalışma özel olarak hazırlanmış imge ve/veya imge dizisi veri tabanlarını kullanır. Cohn-Kanade yüz ifadeleri veri tabanı en yaygın olarak kullanılandır [14]. Bunun dışında Yin ve

arkadaşları tarafından hazırlanan BU-3DFE veri tabanı 6 temel yüz ifadesi için 3D veri sunmaktadır [15]. Gunes ve Piccardi tarafından hazırlanan veri tabanı yüz ifadelerinin yanı sıra vücut hareketlerini de içerir [16]. MMI veri tabanı hem imge hem de imge dizisi görüntüleri içeren önden/yandan alınmış kayıtları ile geniş bir kaynaktır.

Cohn-Kanade veri tabanında yaşları 18-30 arası değişen yaklaşık 100 kişiden alınan görüntülerden oluşmaktadır. Veri tabanında yer alan insanların %65'i kadın; %15'i Afrikalı-Amerikalı, %3'ü Asya ya da Latin kökenlidir. Veri tabanı ile yaşanan en temel sıkıntılar, görüntülerin doruk noktasında sonlanması ve bazı görüntülerde sol altta tarih/saat bilgisinin yer almasıdır.

MMI veri tabanında yaşları 21-45 arasında değişen 18, 9-13 arasında değişen 11 kişi bulunmaktadır. Katılan insanlardan %48'i kadın; %66'sı Kafkasyalı, %30'u Asyalı, %4'ü ise Afrikalıdır. Veri tabanında 1395 oturum işaret yorumlama yöntemi için hareket birimleri ile etiketlenmiş veri bulurken, 197 oturum mesaj yorumlama yöntemi için 6 temel ifade ile etiketlenmiştir. Ayrıca MMI veri tabanında 65 adet doğal yüz ifadesi yer almaktadır. Halka açık veri tabanları içerisinde doğal görüntüsü olan tek veritabanıdır.

2.1.2 Literatürde önerilen sistemler

Yüz ifadesi analizi üzerine 20 yılı aşkın süredir çalışmalar yapan bilim adamları pek çok yaklaşım geliştirmişlerdir. Yüz edinim, yüz öznitelik çıkarma ve sınıflandırma adımlarının her birinde önerilen yönteme göre başarı oranının farklılık göstermektedir. Yüz öznitelik çıkarma aşamasında gerçekleştirilen çalışmaları seçilen yönteme göre geometrik özellik tabanlı [17-20], görünüm tabanlı [21-23] ve karma [24-27] olmak üzere üç grupta toplayabiliriz. Ayrıca 3D model tabanlı yaklaşımlar kullanılarak başarılı sistemler geliştirilmiştir. [17, 20, 28]

Barlett ve arkadaşları geometrik tabanlı yöntemlerin görünüm tabanlı yöntemlerden daha başarılı olduğunu bildirmektedirler [13]. Tabi ki bu seçilen sınıflandırma yöntemi ve/veya öznitelikleri giriş olarak hazırlayan otomatik öğrenme yaklaşımına göre değişir. Yakın tarihte önerilen çalışmalar geometrik yöntemlerin görünüm tabanlı yöntemlerden daha başarılı olduklarını gösteren örneklerdir [29,30]. Bununla birlikte 3D model tabanlı yaklaşımlar karmaşık yapıları ve yoğun hesaplama maliyetlerine karşın literatürde en iyi sonucu veren yöntemleri oluşturmaktadır. Yüz

ifadesiyle ilgili yapılan çalışmaları inceleyen pek çok çalışma yapılmıştır [6,13, 31-33].

Pantic ve Rothkrantz [18], statik önden ve/veya yandan alınmış imgeler ile çalışmışlar ve geometrik özellik tabanlı bir yaklaşım izlemişlerdir. Yüzde belirlenen 19 nirengi noktası ile çalışmışlar, kural tabanlı bir yaklaşım ile 23 farklı AU ve farklı bileşimlerini %86 başarı oranı ile tanımışlardır.

Sebe ve arkadaşları [19], model-tabanlı takip yöntemiyle 6 temel yüz ifadesi tanıma hedeflemişlerdir. İlk karede göz ve ağız çevresi gibi öznitelikler elle işaretlenmiş ardından Bézier kıvrımları ile model çıkarılmıştır. Piecewise Bézier Volume Deformation (PBVD) algoritması kullanılarak her bir karede takip gerçekleştirmişlerdir. Bayes Ağı sınıflandırıcısı ve Karar ağacı yöntemlerini kullanarak gerçekleştirilen sınıflandırmada Cohn-Kanade veri tabanı ile 6 temel ifade için %91,3 oranında başarı elde etmişlerdir.

Pantic ve Patras [29], yandan çekilmiş görüntüler ile 27 farklı AU ve bileşenlerini tanımayı hedeflemişlerdir. Belirlenen 15 nirengi noktası parçacık süzgeci yöntemi ile (*particle filtering*) takip edilmiş, kural tabanlı yöntem kullanılarak sınıflandırılmıştır. MMI veri tabanı kullanılarak %87 oranında başarı elde edilmiştir.

Valstar ve Pantic [30], geometrik tabanlı yaklaşımla elle hiçbir müdahaleye gerek duymayan otomatik AU tanıma sistemi ve zaman analizi yapmayı hedeflemişlerdir. Gabor dalgacıklarını kullanan GentleBoost algoritması ile 20 nirengi nokta tespit etmişlerdir. Noktaların takibini *Particle Filtering with Factorized Likelihoods* algoritmasıyla gerçekleştirmişler, sınıflandırma için SVM kullanmışlardır. Cohn-Kanade veri tabanı ile 15 farklı AU ve bileşimlerinin tespitinde %90.2 başarı elde etmişlerdir.

Black ve Yacoob [34], yüz temel bileşenlerinden ağız ve göz üzerinde parametrelendirilmiş hareket modelleri üzerinden takip gerçekleştirmişlerdir. Hareketi küçük bir grup parametre ile ifade ederek hareket değişimlerini kural tabanlı yöntemlerle incelemiş 6 temel yüz ifadesi için %88 oranında başarı elde etmişlerdir.

Yeasin ve arkadaşları [35], 6 temel yüz ifadesini tanımak için zaman-uzamsal bir yaklaşım geliştirmişlerdir. Hareket vektörleri ile iki aşamalı sınıflandırma gerçekleştirilmiştir. İlk aşamada lineer sınıflandırıcı ikinci aşamada ise Saklı Markov

Model kullanmışlardır. Cohn-Kanade veri tabanı ile %90.9 oranında başarı elde etmişlerdir.

Anderson ve McOwan [22], 6 temel yüz ifadesini analiz eden gerçek zamanlı bir sistem oluşturmayı hedeflemişlerdir. Yüz bütün olarak uzamsal oran şablonu ile ifade edilmiş ve optik akış algoritması ile takip edilmiştir. Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machine - SVM) sınıflandırıcısı kullanılmış, %81.82 oranında başarı elde edilmiştir.

Whitehill ve Omlin [36], Haar dönüşümü ve Adaboost hızlandırıcı sınıflandırıcı kullanarak AU tanıma sistemi oluşturmayı hedeflemişlerdir. Cohn-Kanade veri tabanı kullanılarak %91 oranında başarı elde etmişlerdir.

Guo ve Dyer [21], statik imge üzerinde elle 34 nirengi noktası belirlemişler ve bu noktaların çevresinde Gabor dalgacıklarını kullanarak öznitelik çıkarmışlardır. Bayes Ağı, SVM ve AdaBoost sınıflandırıcıları ile %60-%90 oranında başarılar elde etmişlerdir.

Lyons ve diğ [23], 2D Gabor dalgacıkları ile öznitelik çıkarımı gerçekleştirmiş, sınıflandırmada da Lineer Fark Sınıflayıcısı (*Linear Discriminant Classifier*) kullanarak tek bir statik imgede 6 temel yüz ifadesi tanımayı hedeflemişlerdir. %75 başarı oranı elde etmişlerdir.

Tian ve arkadaşları [24], yüzde yer alan kalıcı özniteliklerin şekli (ağız, göz vb. şekil değişiklikleri) ve ifade değişimi ile oluşan geçici öznitelikleri (kırışıklıklar, esnemeler vb.) inceleyerek karma bir sistem oluşturmuşlardır. Geçici öznitelikleri Canny kenar bulma algoritması kullanarak tespit etmişlerdir. Öznitelik vektörleri yapay sinir ağları kullanılarak sınıflandırılmış, 16 farklı AU %93 başarı oranı ile tespit edilmiştir.

Zhang ve Ji [25], yüz geometrisini belirten 26 nirengi noktası ile geometrik değişimleri ve kırışıklıklar, esnemeler gibi geçici özellikler ile görünümle alakalı değişimleri göz önüne alarak karma yaklaşım önermişlerdir. Yüz takibi için, kızılötesi (Infrared, IR) aydınlatma kameraları kullanarak gözbebeği takibini referans olarak +/-30 derece kafa hareketinde çalışmışlardır. Göz bebeği takibinde Kalman Süzgeci ile birleştirilmiş Mean-Shift algoritması ile takip gerçekleştirilmiştir. Görünüm tabanlı değişikliklerin analizinde Tian ve arkadaşlarının [24] çalışmalarına

benzer bir yaklaşım izlemişlerdir. Dinamik Bayes Ağları kullanılarak sınıflandırma gerçekleştirmişlerdir.

Byun ve diğ. [27], statik imge üzerinde yüz temel bileşenleri geometrik şekli ve bölümlenmiş yüz renk istatistiği kullanarak karma yaklaşım geliştirmişlerdir.

Cohen ve diğ. [26], zamansal ipuçları kullanarak imge dizileri üzerinde 6 temel ifade analizi gerçekleştirmeyi hedeflemişlerdir. Sebe ve arkadaşları [19] tarafından önerilen çalışmaya benzer bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. İlk karede işaretlenen nirengi noktalar baz alınarak Bézier kıvrımları ile 3D model oluşturulmuştur. Model Piecewise Bézier Volume Deformation (PBVD) algoritması ile takip edilmiş, sınıflandırma için Saklı Markov Modeli kullanılmıştır. Kişi bağımsız testlerde %80 başarı elde edilirken, kişi bağımlı testlerde %88 başarı elde edilmiştir.

Gokturk ve diğ. [20], geometrik tabanlı bir yaklaşımla yüz üzerinde 19 nirengi noktası belirlemişler ve bu 19 nokta kullanarak 3D model oluşturmuşlardır. 3D model her karede takip edilerek şekil ve duruş değişimlerini incelemişler ve SVM kullanarak sınıflandırmışlardır. Doğal, ağız açık, ağız kapalı ve kaşlar kalkık durumlarını tespit etmek için önerilen çalışmada %90 oranında başarı elde etmişlerdir.

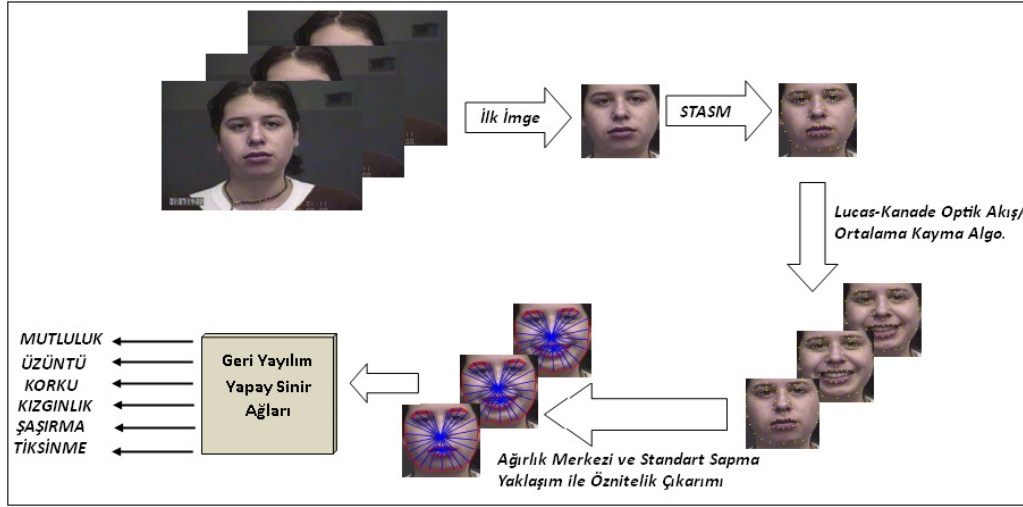
Essa ve Pentland [28], geometri, fiziksel ve hareket temelli yüz yapısını oluşturan dinamik 3D modeller ile birleştirilmiş en uygun optik akış tahmini (*optimal estimation optical flow*) yöntemi ile yüz hareketlerini incelemişlerdir. Yüz ifade tahmini yerine yüz kaslarının hareketini incelemeyi hedeflemişler ve %98 oranında bir başarı elde etmişlerdir.

Kotsia ve Pitas [17], geometrik temelli bir yaklaşım kullanarak yüze yerleştirdikleri Candide piramitleri yerleştirmişlerdir. Geometrik deformasyonu incelemişler, SVM ile sınıflandırmışlardır. 6 temel yüz ifadesini %99 oranında bir başarı tanımışlardır.

3. TASARLANAN SİSTEM

Bu çalışmada, sözsüz iletişimin en temel ögesi olan yüz ifadelerini bilgisayar destekli sistemler tarafından algılayabilmek amacıyla otomatik yüz ifadesi tanıma sistemi tasarlanmış ve gerçekleştirilmiştir. Mutluluk, üzüntü, şaşırma, korku, kızgınlık ve tikslenme olmak üzere 6 temel yüz ifadesi üzerinde çalışılmıştır.

Gerçekleştirilen sistem yüz özniteliklerin çıkarımı ve takibi, öznitelik vektörü oluşturma ve sınıflandırma olmak üzere üç temel adımdan oluşmaktadır. Geometrik özellik tabanlı bir yaklaşım izlenmiştir. Önden alınmış görüntülerden oluşan imge dizileri giriş verisi olarak kullanılmıştır. Şekil 3.1 : Tasarlanan Sistem Blok Diyagramı tasarlanan sistemin iş adımlarını göstermektedir. Şekilde görüldüğü gibi tek bir kişiye ait imge dizisi giriş verisi olarak kullanılmıştır. İmge dizisinde aynı anda tek bir ifade olduğu ve kişinin doğal durumdan ifadeli duruma geçtiği kabul edilmektedir. Cootes ve Taylor [37] tarafından önerilen Aktif Şekil Model'in (AŞM) yüz öznitelikleri bulmak için Milborrow ve Nicolls [38] tarafından özelleştirilmiş hali Yığılmış Aktif Şekil Model (YAŞM) kullanılarak imge dizisindeki ilk imge üzerinde yüz öznitelikleri tespit edilir. 56 nirengi noktası ile belirlenen öznitelikler Lucas-Kanade Optik Akış ya da Ortalama Kaydırma Tabanlı Obje Takibi yöntemleri kullanılarak imge dizisindeki tüm imgelerde takip edilir [39,40]. Takip algoritması sonucu elde edilen hareket vektörleri ağırlık merkezi ve standart sapma yaklaşımı kullanılarak sadeleştirilir. Elde edilen 36 elemanlı öznitelik vektörü Geri Yayılım Yapay Sinir Ağları kullanılarak sınıflandırılır. Sonuçta 6 temel yüz ifadesinden herhangi biri çıktı oluşturur.



Şekil 3.1 : Tasarlanan Sistem Blok Diyagramı

Sistem C++ yazılım diliyle Visual C++ 9.0 (2008) geliştirme ortamında geliştirilmiştir. Açık Kaynak Kodlu Bilgisayarla Görü Kütüphanesi (OpenCV) fonksiyonlarından faydalanılmıştır.

Tez dokümanının 4. bölümünde yüz öznitelik çıkarımı ve takibi yöntemleri, 5. bölümde öznitelik vektörü oluşturma adımları ve 6. bölümde sınıflandırmada kullanılan Yapay Sinir Ağları ve Geri Yayımlı Yapay Sinir Ağları detayları anlatılmıştır. 7. bölümde deneysel sonuçlar verilmiş, sonuç bölümünde ise çalışmanın başarısının değerlendirilmesi yapılmıştır.

4. YÜZ ÖZNİTELİK ÇIKARIMI VE TAKİBİ

Bu çalışmada geometrik özellik tabanlı öznitelik çıkarımı yaklaşımı benimsenmiştir. İmge dizileri üzerinde çalışılarak ifadenin oluşumu sürecinde çehre, ağız, göz, kaş gibi yüz temel bileşenlerinin şekil ve pozisyon değişimleri incelenmiştir. İlk imge üzerinde Milborrow ve Nicolls [38] tarafından geliştirilerek yüz öznitelikleri bulmak için özelleştirilmiş Yığılmış Aktif Şekil Modeli (YAŞM) kullanılarak 68 nirengi noktası tespit edilmiştir. YAŞM yaklaşımı ile ilk karede Viola-Jones ya da Rowley algoritmaları kullanılarak yüzün yeri belirlenmiştir [41,42]. Bulunan 68 nirengi noktası içinden seçilen 56 nirengi noktası diğer kareler boyunca Lucas-Kanade Optik Akış veya Ortalama Kaydırma Tabanlı Obje Takibi yöntemleri kullanılarak takip edilmiştir [39,40]. Her bir karede ağız, gözler, kaşlar, burun ve çehre olmak üzere 7 farklı kapalı yüz bileşenlerinin şekil ve pozisyon değişimlerini analiz eden ağırlık merkezleri ve standart sapma yaklaşımları ile öznitelik vektörleri oluşturulmuştur.

4.1 Yüz Öznitelikleri Çıkarımı

Yüz öznitelikleri çıkarımı için Milborrow ve Nicolls [38] tarafından önerilen Yığılmış Aktif Şekil Model kullanılmıştır. YAŞM, Cootes ve Taylor [37] tarafından sunulan Aktif Şekil Model yönteminin önden alınan yüz imgelerindeki öznitelikleri tespit etmek amacıyla bir dizi yaklaşım kullanılarak geliştirilmiş halidir. Bu yaklaşımları şu şekilde sıralayabiliriz.

- Yüz bulma algoritmaları ile arama alanını azaltmak
- Nirengi noktası sayısını arttırmak
- Seçimli olarak 1 yerine 2 boyutlu profil kullanmak
- ASM yöntemini iki kere ardı ardına uygulamak
- Kovaryans matrisi kırpma

Nirengi noktaları, resim üzerinde ayırt edici özelliklere sahip belirgin noktalardır. Bu noktalar, yüz üzerinde ağız, burun, kaş, göz gibi belirgin öznitelikler etrafına

yerleştirilir. Bu sayede bu noktaların tespiti aslında yüz özniteliklerinin tespiti ile eşdeğerdir. YAŞM, AŞM yönteminin sadece yüz üzerindeki nirengi noktalarını tespit edecek şekilde geliştirilmiş şeklidir. YAŞM ile öncelikle Rowley yüz ve göz bulma ya da Viola Jones yüz bulma algoritmaları kullanılarak yüz bölgesi bulunur [41,42]. Önden alınan ifadesiz yüzler üzerinde çalışılması hedeflenmiştir.

Bu bölümde öncelikle AŞM yöntemi, ardından YAŞM yöntemi ile eklenen yaklaşımlar anlatılacaktır.

4.1.1 Aktif Şekil Model (AŞM)

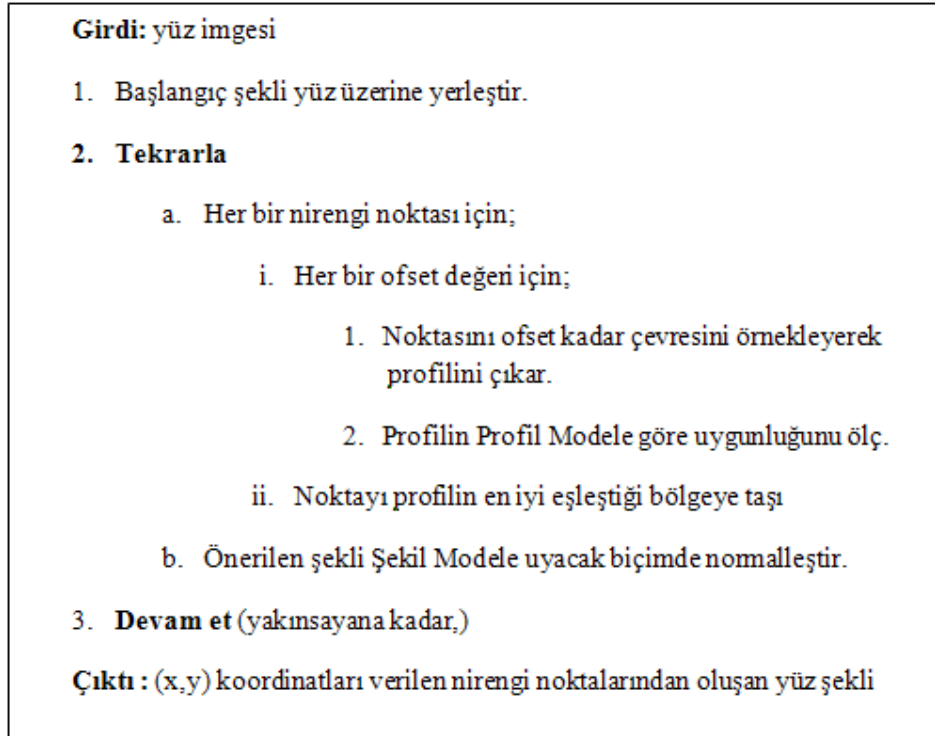
Cootes ve Taylor [37] tarafından önerilen Aktif Şekil Model, her bir nirengi noktasında 1-boyutlu profil üzerinde Mahalanobis mesafesi ve lineer nokta dağıtım modeli kullanması ile karakterize edilebilir. Modelin eğitimi aşamasında profil ve nokta dağılım modellerinin karakteristikleri belirlenir.

AŞM temel yapısını anlatmaya geçmeden önce; şekil, noktalar arası mesafe, şekiller arası mesafe gibi terimler incelenecektir. AŞM'nin temelini oluşturan şekil, bir dizi nirengi noktasının bir araya gelmesiyle oluşur. Şekli ifade etmek için, şekli oluşturan noktaların X ve Y koordinatlarından oluşan vektörler kullanılır. N noktadan oluşan bir şekil için $2N \times 1$ ölçülerinde X koordinatlarını Y koordinatlarının takip ettiği vektör kullanılır. İki şekil arası mesafe şekilleri oluşturan karşılıklı noktalar arasındaki mesafelerin toplamıdır. İki nokta arası mesafe, noktalar arasındaki öklit mesafesidir. X1 ve X2 olmak üzere iki şekil arasındaki Procrustes mesafesi ise şekil noktaları arasındaki mesafelerin kare ortalamaları kareköküdür. Herhangi bir şeklin ortalaması, $(\bar{x})$, şekli oluşturan noktaların pozisyonlarının ortalamalarıdır.

Bir şekli bir başka şekle hizalamak için öteleme, ölçeklendirme ve döndürme gibi dönüşüm fonksiyonları uygulanır. Bu sayede iki şekil noktaları arasındaki ortalama öklit uzaklığı mümkün olduğu kadar azaltılır. Şekil modeli ise uygulanabilir şekiller setidir. AŞM sabit sayıda noktadan oluşan ve noktalar arasındaki ilişkiyi gösteren matris formülüne sahip şekil modellerden oluşur. Noktalar arasındaki uygulanabilir bağlanma şeklini eğitim aşamasında öğrenen ve model oluşturmada Temel Bileşenler Analizi (TBA) kullanan Nokta Dağılım Modelini (NDM) kullanır.

4.1.1.1 AŞM temel yapısı

AŞM, şekil model ve profil model olmak üzere iki alt modelden oluşur. AŞM öncelikle nirengi noktaların elle yerleştirildiği imgeler ile eğitilir. Yüz için eğitilmiş model, yüz özniteliklerini aramak için kullanılır. Genel yöntem öncelikle her bir noktanın tek tek yerini bulması daha sonra noktaların birbirlerine göre konuları göz önüne alınarak yerleştirilmesi şeklindedir. İlk adım profil modelleri ile gerçekleştirilirken, ikinci adım şekil modelleri ile gerçekleştirilir. Profil model ile her bir nirengi noktası çevresinin karakteristiği tanımlanır. Eğitim aşamasında noktaların çevresi örneklendirilir ve arama aşamasında bu çerçeveye en uygun yere nokta yerleştirilmeye çalışılır. Şekil model ile ise noktaların birbirlerine göre konumlarını tanımlanır. Şekil model, arama esnasında profil model ile her bir nokta için önerilen pozisyonların eğitimde elde edilen yüz şekline en uygun düşecek şekilde konumlandırılmasını sağlar. AŞM ile Şekil 4.1’de gösterilen algoritmaya göre arama gerçekleştirir.



Şekil 4.1 : AŞM yüz şekli için arama algoritması

4.1.1.2 Şekil Model

Şekil Modelin görevi profil model ile her bir noktaya önerilen pozisyonlardan oluşan şekli uygulanabilir yüz şekline dönüştürmektir. Şekil modeli oluşturulurken eğitim setindeki şekiller hizalanır ve böylece şekil model ortalama bir yüz şeklini ve bu ortalama yüz şeklinin mümkün olan sapma miktarlarını öğrenir. Eşitlik 4.1 'de yer alan $\hat{x}$ üretilen şekil vektörüdür. $\bar{x}$ ise ortalama şekildir. Eğitim kümesinde yer alan N tane şeklin, x_i , ortalaması eşitlik 4.2 yardımıyla bulunur.

$$\hat{x} = \bar{x} + \phi \cdot b \quad (4.1)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (4.2)$$

ϕ ise eğitim setindeki şekillere ait nirengi noktalarının kovaryans matrislerinin, S_s , özvektörleri matrisidir. Noktaların kovaryans matrisi eşitlik 4.3 ile elde edilir.

$$S_s = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (4.3)$$

Temel bileşenler yaklaşımı kullanılarak S_s kovaryans matrisinin özdeğerleri, λ_i , düzenlenir ve ϕ içerisindeki ilgili özvektörler belirli sayıda tutulur. ϕ matrisindeki diğer sütunlar S_s matrisinin en büyük özdeğerine karşı gelen özvektörlerdir.

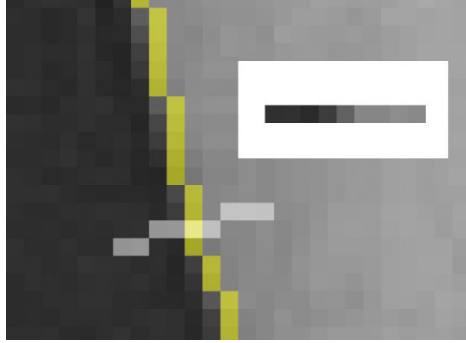
4.1.1.3 Profil Model

Profil Model ile nirengi noktaları çevresinde şablon eşleme yöntemi ile her bir nirengi noktası için en uygun konum tespit edilmeye çalışılır. Aramaya eğitim sonucu oluşturulan ortalama şeklin yüz bulma algoritması ile elde edilen çerçeveye uygulanması ile başlanır. AŞM nirengi noktasına dikgen uygulanan 1-boyutlu profil üzerinde çalışır.

Nirengi noktasına ait profil vektörünü oluşturmak için, 1-boyutlu kanal boyunca imge yoğunluğu örneklenir. Kanal, nirengi noktasında şekil kenarına dik piksellerden oluşan vektördür. (Bakınız Şekil 4.2) [38]. Profil vektörü şu şekilde oluşturulur:

1. Profil vektöründeki her bir eleman gri seviyesine (0..255) alınır.
2. Profil vektöründeki her bir eleman yoğunluk gradyanı ile değiştirilir. Bunun için, i . elemanı değiştirmek için $(i-1)$ ve i . elemanların farkı alınır.

3. Elde edilen vektördeki her bir eleman, vektör elemanlarının mutlak değerlerinin toplamına bölünür.



Şekil 4.2 : 1-boyutlu profil. Sarı çizgi şekil sınırıdır. Sarı çizgiye dik gri çizgi kanaldır. Nirengi noktası sarı ve gri çizgilerin kesişim noktalarıdır. Sağ üst köşedeki küçük resim kanal boyunca resim yoğunluğunu göstermektedir.

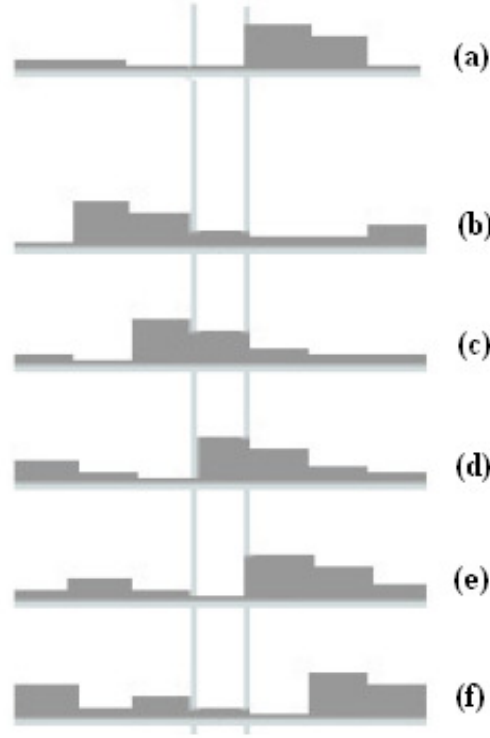
Eğitim esnasında, eğitim kümesindeki tüm imgelerin kovaryans matrisleri, S_s , ve ortalama profilleri, $\bar{g}$, tanımlanarak her bir nirengi noktası için bir model oluşturulur. Profillerin yaklaşık olarak çok değişkenli Gauss ile dağıldığı tahmin edilir. Bu tahminden yola çıkılarak profillerin ortalama ve kovaryans matrisi ile ifade edilebileceği kabul edilir.

Arama esnasında, nirengi noktasının komşuları boyunca belirli sayıda ofset ile farklı profiller tespit edilir. Şekil 4.3 farklı ofset değerleri elde edilen profilleri ve model profili göstermektedir [38]. Şekilde +1 ofsette yer alan profil modele en yakın değerlere sahiptir. Profillerin model ile aralarında benzerlik Mahalanobis mesafesi ile ölçülür. Nirengi noktası alternatif profillerden en düşük mesafeye sahip olana taşınır. Mahalanobis mesafesi eşitlik 4.4 ile hesaplanır.

$$Mesafe = (g - \bar{g})^T S_g^{-1} (g - \bar{g}) \quad (4.4)$$

4.1.1.4 Çok-çözünürlüklü yaklaşım

Uydurulmaya çalışılan yüz şeklinin lokal en iyilerde takılmasını engellemek için çok-çözünürlüklü yaklaşım uygulanır: İmge piramidindeki her bir basamak için ayrı bir AŞM eğitilir ve aramaya en az çözünürlüklü olandan başlanır. Bu basamakta bulunan en iyi şekil, bir sonraki basamağın başlangıcı olur ve bu biçimde devam edilerek her basamağın sonunda nihai şekle daha çok yaklaşılr.



Şekil 4.3 : En uygun profil arama. (a) : Model Profil, (b) : -2 ofset, (c) : -1 ofset, (d) : 0 ofset, (e) : 1 ofset, (f) : 2 ofset

4.1.2 Yığılmış Aktif Şekil Model (YAŞM) yaklaşımları

4.1.2.1 Yüz bulma algoritmaları

AŞM yüze model oturtmak için aramaya bir başlangıç şekli ile başlar. Başlangıç şekli, eğitim esnasında oluşturulan ortalama şekildir. Başlangıç şekli imge boyutuna ve şeklin boyutuna göre yerleştirilir. Başlangıç şeklinin yüz bulma algoritmaları ile elde edilen çerçeve üzerine uygulanması modelin şekle yakınsamasını kolaylaştırır. YAŞM yönteminde Viola Jones ve Rowley olmak üzere iki yüz bulma algoritması kullanılmıştır [41,42].

Rowley yüz bulma yöntemi yapay sinir ağlarını kullanarak yüz ve göz bölgelerini tespit eder. Viola Jones yüz bulma yöntemi ise her biri farklı basit öznitelikleri arayan zayıf pek çok sınıflandırıcının sonuçlarını birleştirerek çalışır. Rowley algoritması Viola Jones yöntemine göre yüz bulma başarısı daha düşük olmasına rağmen, nirengi noktalarının yerleştirilmesinde daha başarılı olmuştur [38]. Rowley ve Viola Jones algoritmalarına ait karşılaştırmalar bölüm 7.1.1’ de yer almaktadır.

4.1.2.2 Nirengi noktası sayısı

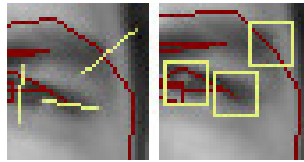
Modelin yüze başarılı bir şekilde oturmasını sağlamanın basit yollarından bir tanesi nirengi noktası sayısını arttırmaktır. Bu sayede şekil modelin hassasiyeti artacaktır. Yerleştirilen bir nirengi noktası diğerlerinin yerleşmesine yardımcı olma eğiliminde olduğundan nokta sayısını arttırmak yerleşme başarısını arttırmaktadır. Hata oranı, nirengi noktası sayısı artışının karesiyle orantılı olarak azalır.

Nirengi nokta sayısını arttırmak çalışma süresini de arttırır. Ancak bu artış nirengi sayısı artışıyla doğrusal orantılıdır.

4.1.2.3 Seçimli olarak 1-boyutlu yerine 2-boyutlu profil

AŞM yöntemi nirengi noktalarında 1-boyutlu profil kullanmaktadır. (Bakınız Şekil 4.2). YAŞM yönteminde 1-boyutlu profile ek olarak, nokta etrafına yerleştirilen kare ile elde edilen 2-boyutlu profil de kullanılmıştır. 2-boyutlu profilin X doğrultusu, nirengi noktasındaki şekil kenarına dikgen iken, Y doğrultusu şekil kenarının tanjantıdır. 2-boyutlu profil ile nokta etrafındaki daha geniş bir alan örneklendiği için, nokta ile ilgili daha geniş bilgi içerir. 2-boyutlu profillerde noktaların yerleştirilme başarısı artarken, hesaplama süresi de artar. Arama esnasında örnekleme bölgesi hem x hem de y doğrultusunda değiştirilir. 2-boyutlu profillerin kovaryans matrisi oluşturulurken, bu profiller satırların birbiri ardına eklendiği uzun bir vektör olarak ifade edilir. Şekil 4.4 1-boyutlu ve 2-boyutlu profilleri göstermektedir.

YAŞM yönteminde en uygun sonucu elde etmek için her nirengi noktasında 2-boyutlu profil kullanmak yerine, 2-boyutlu ve 1-boyutlu profilleri karışık kullanmak önerilmiştir. Bu sayede zamandan ve hesaplama maliyetinde tasarruf edilmesi hedeflenmiştir. Yapılan testlerde çok-çözünürlüklü yaklaşımın 0 ve 1. piramitlerde ağız çevresi haricinde içerde kalan nirengi noktalarının 2-boyutlu profil ile, diğer noktaların 1-boyutlu profil ile modellenmesinin en iyi sonuçları verdiği görülmüştür. [38].



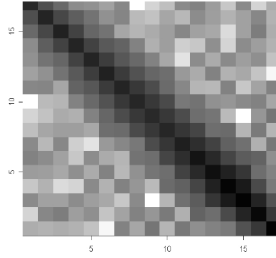
Şekil 4.4 : 1-boyutlu ve 2-boyutlu profil örnekleri

4.1.2.4 İki kere AŞM

Başlangıç şeklinin doğru konumlanması kritik bir öneme sahiptir. Başlangıç şeklinde gerçek konumlarından çok uzak olan nirengi noktaları maksimum tekrar sonunda çoğunlukla gerçek pozisyonlarına ulaşamazlar. YAŞM yönteminde daha iyi bir konumlandırma için iki AŞM yöntemi ardı ardına uygulanmıştır. İlk AŞM yöntemi imge üzerinde eğitimde elde edilen ortalama şekil başlangıç şekli olacak şekilde uygulanmış, ardından ikinci AŞM, ilk adımdan elde edilen şekil başlangıç şekli olacak şekilde uygulanmıştır.

4.1.2.5 Kovaryans matrisini kırpma

Profil modelde birbirine yakın iki piksel arasındaki kovaryans uzak olanlara göre daha büyük olacaktır. Bunun anlamı 1-boyutlu profillerde kovaryans matrisinde köşegenden uzaklaştıkça elementlerin mutlak değerleri küçülür. (Bakınız Şekil 4.5) [38].



Şekil 4.5 : 1-boyutlu profil için kovaryans matrisi elementleri mutlak değerleri

Kovaryans matrisinde elementlerin köşegenden uzaklaştıkça değerlerinin küçülmesi yaklaşımından hareketle, köşegenden belirli mesafe uzaktaki piksellerin kovaryans matris değerleri sıfıra eşitlenerek hesap zamanının azaltılması hedeflenmiştir. Kovaryans matris değerlerinin sıfırlanması kırpma olarak isimlendirilmiştir.

2-boyutlu profillerde pikseller arasındaki mesafe köşegenden uzaklaşma mesafesi kadar kolay değildir. Bu durumda pikseller arası mesafe için hesaplama yapılması gerekmektedir.

Kırpma işleminin avantajı arama işlemini hızlandırmasıdır. Yapılan testlerde 1-boyutlu profillerde elde edilen kazancın ihmal edilecek düzeyde olduğu görülmüştür. 2-boyutlu profillerde ise önemli bir hız kazancı elde edilmiştir. 13 piksel uzunluğundaki 1-boyutlu profil ile kırpma işleminden sonra kovaryans matrisi %48 oranında sıfırlanırken, 13x13 2-boyutlu bir profil ile %94 oranında sıfırlanmıştır.

YAŞM yönteminde anlatılan geliştirme yaklaşımlarının yanı sıra test setine gürültü eklemek, profil model oluşturulması esnasında tanımlı kanal yönü kullanmak, imge ölçeklendirme gibi yöntemler uygulanmıştır.

4.2 Yüz Öznitelikleri Takibi

Yüz üzerinde belirlenen 56 nirengi noktasının imge dizileri boyunca takip edilmesi amacıyla Lucas-Kanade Optik Akış ve Ortalama Kaydırma Tabanlı Obje Takibi yöntemleri kullanılmıştır.

4.2.1 Lucas-Kanade optik akış algoritması

Optik Akış, 3 boyutlu sahnede gözlemci hareket ettiğinde, görüntüde meydana gelen gözle görünür harekete denir. Optik akış, görüntüdeki hareketin yön ve hızını tanımlar. Bu yöntem hedef izleme, model tanıma ve diğer görüntü işleme uygulamalarında kullanılmaktadır. Lucas-Kanade yöntemi, optik akış tahmini olarak da adlandırılan hız tahmininde kullanılan en yaygın farksal tekniklerinden biridir.

Lucas-Kanade optik akış yöntemi, t ve $t + \delta t$ anlarında alınan iki görüntü çerçevesi arasındaki hareketi her piksel konumunda hesaplamaya çalışmaktadır. Bu yöntem görüntü işaretinin yerel Taylor serileri yaklaşımına dayandığı için farksal olarak adlandırılırlar; diğer bir anlamda uzaysal ve zamansal koordinatlara göre kısmi türevleri kullanırlar. $I(x,y,t)$ parlaklığına sahip (x,y,t) konumundaki bir piksel, iki çerçeve arasında δx , δy ve δt ile hareket ederse, aşağıdaki “görüntü kısıtlama denklemi” yazılabilir:

$$I(x,y,t) = I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \quad (4.5)$$

Hareketin küçük olduğu varsayılırsa, $I(x,y,t)$ ’deki görüntü bileşeni *Taylor serileri* ile aşağıdaki denklemle genişletilebilir:

$$I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \delta t + YDT \quad (4.6)$$

Eşitlik 4.6’da yer alan *YDT*, yüksek dereceden terimler anlamına gelmektedir ve bu terimler ihmal edilebilecek kadar küçüktür. Bu eşitliklerin devamında aşağıdaki sonuçlar elde edilmektedir:

$$\frac{\partial I}{\partial x} dx + \frac{\partial I}{\partial y} dy + \frac{\partial I}{\partial t} dt = 0 \quad (4.7)$$

veya

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial I}{\partial t} \frac{dt}{dt} = 0 \quad (4.8)$$

Bunun sonucu olarak hız bileşenlerini içeren denklem elde edilir:

$$\frac{\partial I}{\partial x} v_x + \frac{\partial I}{\partial y} v_y + \frac{\partial I}{\partial t} \frac{dt}{dt} = 0 \quad (4.9)$$

Burada v_x ve v_y ; $I(x,y,t)$ 'nin optik akışı veya hızın x ve y bileşenleridir. Ve $\frac{\partial I}{\partial x}$, $\frac{\partial I}{\partial y}$ ve $\frac{\partial I}{\partial t}$; (x,y,t) pikselindeki görüntünün ilgili yönlerdeki türevleridir. Eşitlik 4.9'daki türevler yerine I_x , I_y ve I_t bileşenleri yazılabilir.

$$I_x v_x + I_y v_y = -I_t \quad (4.10)$$

Ya da;

$$\nabla I \cdot \vec{v} + I_t = 0 \quad (4.11)$$

Bu eşitlik iki bilinmeyenlidir ve bu şekilde çözülemez. Bu durum optik akış algoritmalarının açıklık problemi olarak bilinmektedir. Optik akışı bulabilmek için bazı ek bileşenler veren başka bir eşitlik seti gerekmektedir. Lucas ve Kanade tarafından elde edilen çözüm, yerel olarak sabit bir akış kabulü yapan yinelemesiz bir yöntemdir.

$(m \times m)$ boyutundaki küçük bir pencere içerisinde $(m > 1)$, merkezi (x, y) pikselinde yer alan akışın (v_x, v_y) sabit olduğu kabulü ile bir denklem seti bulunabilir:

$$\begin{aligned} I_{x1} v_x + I_{y1} v_y &= -I_{t1} \\ I_{x2} v_x + I_{y2} v_y &= -I_{t2} \\ &\vdots \\ I_{xm} v_x + I_{ym} v_y &= -I_{tm} \end{aligned} \quad (4.12)$$

İki bilinmeyen için iki denklemden daha fazla denklem bulunduğundan sistem aşırı karardır. Bu nedenle aşağıdaki ifade yazılabilir:

$$\begin{bmatrix} I_{x1} I_{y1} \\ I_{x2} I_{y2} \\ \vdots \\ I_{xm} I_{yn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -I_{t1} \\ -I_{t2} \\ \vdots \\ -I_{tm} \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

Ya da;

$$A\vec{v} = b \quad (4.14)$$

Aşırı kararlı sistemin denklemlerini çözmek için, Lucas ve Kanade optik akış tahmininde *En Küçük Kareler* yöntemi kullanılır:

$$A^T A \vec{v} = A^T (-b) \quad (4.15)$$

veya

$$\vec{v} = (A^T A)^{-1} A^T (-b) \quad (4.16)$$

Eşitlik 4.16 'da aşağıdaki gibi ifade edersek;

$$\begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_1^n I_{xi}^2 & \sum_1^n I_{xi} I_{yi} \\ \sum_1^n I_{xi} I_{yi} & \sum_1^n I_{yi}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\sum_1^n I_{xi} I_{ti} \\ -\sum_1^n I_{yi} I_{ti} \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

Sonuç olarak eşitlik 4.17 kullanılarak (x,y) konumundaki bir pikselin t 'den $t + \delta t$ 'e geçişinde x ve y doğrultularındaki v_x, v_y hız değişimleri elde edilir.

4.2.2 Ortalama kaydırma tabanlı takip algoritması

Ortalama Kaydırma tabanlı takip algoritması, nesnenin (veya hedefin) istatistiksel renk dağılımını kullanarak, parametrik olmayan bir yöntemle takip işlemini gerçekleştiren bir algoritmadır. Takip edilen nesneler renk dağılımları ile karakterize edilir. Bu nedenle obje takibindeki temel işlem histogram kestirimidir. Amaç iki histogram arasındaki ilintiyi maksimuma çıkarmaktır. Bu algoritma ile imge dizisinde mevcut imgede yer alan objeyi çevreleyen çerçevenin histogramı, sonraki imgede, aday çerçeveler ile karşılaştırılarak takip gerçekleştirilir [40].

İmgeyi x ile ifade edersek, imgeyi oluşturan piksel kümesi Z^2 şu şekilde ifade edilir: $x: Z^2 \rightarrow \{0,1,2, \dots N-1\}$, N : piksel değerleri dinamik erimidir. O , takip edilecek

objenin Z^2 alt kümesi olan tanım alanı, y_o ise bu tanım alanının kütle merkezidir. İmge dizisinde n . imgede O objesinin histogramı eşitlik 4.18 yardımıyla hesaplanır.

$$h_o(\ell) = \sum_{(n_1, n_2) \in O} (\delta(x(n_1, n_2) - \ell)) \quad (4.18)$$

Eşitlikte $x(n_1, n_2)$, imgenin (n_1, n_2) . pikselindeki değeridir. $\delta(.)$ ise ayrık *Birim Dürtü Farkı (Dirac-delta)* fonksiyonudur ve $\ell = 0, 1, 2, \dots, N-1$ değerlerini alabilir. Histogram alçak geçirgen sonlu dürtü tepkili süzgeç (finite impulse response) filtresi ile yumuşatılır.

Bu algoritmada, mevcut imgedeki takip çerçevesinin histogram değeri, alternatif çerçevelerin histogram değerleri ile *Bhattacharya* katsayısı kullanılarak karşılaştırılır.

$$\rho(h_o, h) = \sum_{\ell} \sqrt{h_o(\ell)h(\ell)} \quad (4.19)$$

Bir sonraki imgede, aynı çerçeveye ait histogram hesaplanır ve bu imgede O bölgesi içerisinde her bir piksel için $w(n_1, n_2)$ ağırlıkları eşitlik 4.20 ile hesaplanır.

$$w(n_1, n_2) = \sum_{\ell=0}^{N-1} \sqrt{\frac{h_o(\ell)}{h(\ell)}} (\delta(x(n_1, n_2) - \ell)) \quad (4.20)$$

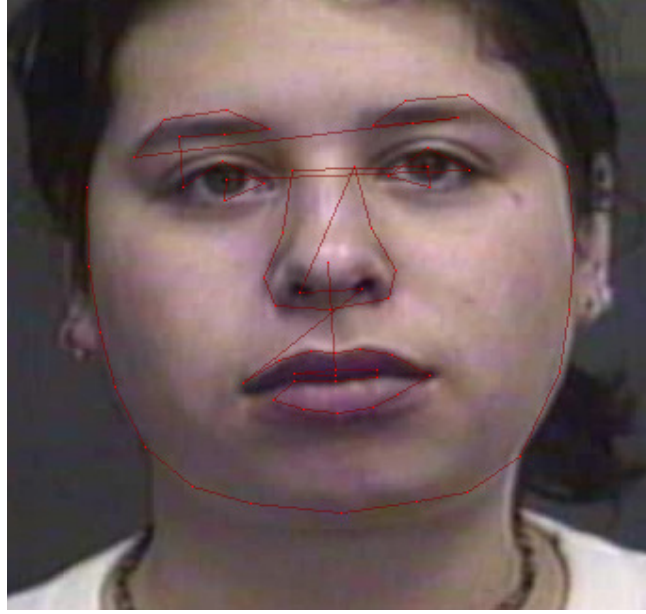
Eşitlikte $h(\ell)$, $(n+1)$. imgede O bölgesinin histogramını göstermektedir. Bu adımdan sonra ağırlıkların kitle merkezi, y_t , eşitlik 4.21 ile hesaplanır.

$$y_t = \frac{\sum_{n_1, n_2} x(n_1, n_2) w(n_1, n_2)}{\sum_{n_1, n_2} w(n_1, n_2)} \quad (4.21)$$

Merkezi y_t olan bölgenin histogramı *Bhattacharya* katsayısı kullanılarak ilk histogram ile karşılaştırılır. Eğer $\rho(h_o, h_{y_0})$ değeri, $\rho(h_o, h_{y_1})$ değerinden küçük ise $(n+1)$. imgede ilk aday çerçeve merkezi $(y_0 + y_1)/2$ olacak şekilde belirlenmiş olur. Bu işlem adımları, yeterli yakınsama seviyesine ulaşıncaya dek devam eder.

5. ÖZİNİTELİK VEKTÖRÜ OLUŞTURMA

Rowley ya da Viola-Jones tanıma algoritmalarından herhangi biri ile imge dizisindeki ilk imge üzerinde yeri tespit edilen yüzün, YAŞM yaklaşımı uygulanarak şekli modellenerek öznitelikleri ortaya çıkarılır. YAŞM yöntemi sonucunda 68 noktadan oluşan yüz modeli elde edilir. (Bakınız Şekil 5.1)



Şekil 5.1 : YAŞM sonucu elde edilen 68 nirengi noktası ile yüz modeli

Bu çalışmada YAŞM sonucu kullanılarak göz, kaş, ağız, çene ve burun özniteliklerini belirten toplam 56 nirengi noktası kullanılmıştır. Gözler 4'er, kaşlar 6'şar, burun 9, ağız 12 ve çene 15 nirengi noktası ile belirlenmiştir. (Bakınız Şekil 5.2)

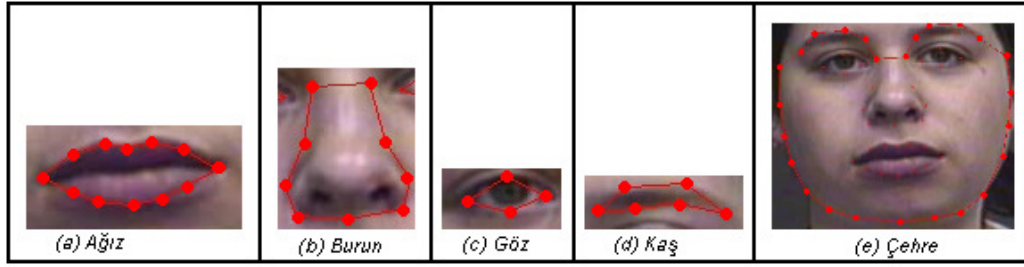


Şekil 5.2 : Yüz özniteliklerini belirten nirengi noktaları

Yüz özniteliklerini belirleyen nirengi noktaları imge dizisi boyunca Lucas-Kanade Optik Akış ve Ortalama Kaydırma Tabanlı Obje Takibi yöntemleri kullanılarak takip edilir. Her bir nokta 53x53 boyutunda bir akış-penceresinin orta noktasıdır. 53x53 boyutundaki pencereler takip edilerek her bir nokta için hareket vektörleri oluşturulur.

Yüz temel bileşenleri ifade oluşumu esnasında şekil ve konum değişimleri ile ifade türü hakkında ipuçları verirler. Bu hareketler kişiden kişiye ve kişinin kendi hareketleri içinde bile farklılık göstermesine karşın ifadelere göre bir genelleme yapmak mümkündür.

Şekil 5.2’de yer alan 56 farklı nirengi noktası yardımıyla yüz ifade analizlerinde kullanılacak ağız, çehre, göz, kaş ve burun olmak üzere toplam 5 farklı temel yüz bileşeni tespit edilmiştir. Bu bileşenlerin her biri Şekil 5.3’de gösterildiği gibi kapalı birer çevrim oluşturur.



Şekil 5.3 : 5 temel yüz bileşeni

5 temel yüz bileşeni çalışma sırasında kullanılan 6 farklı yüz ifadesi bağlamında değerlendirildiğinde, bu bileşenlerin her birinin imge dizileri boyunca farklı şekil ve konum hareketlerinde karakteristiksel değişiklikler gösterdiği gözlenmiştir.

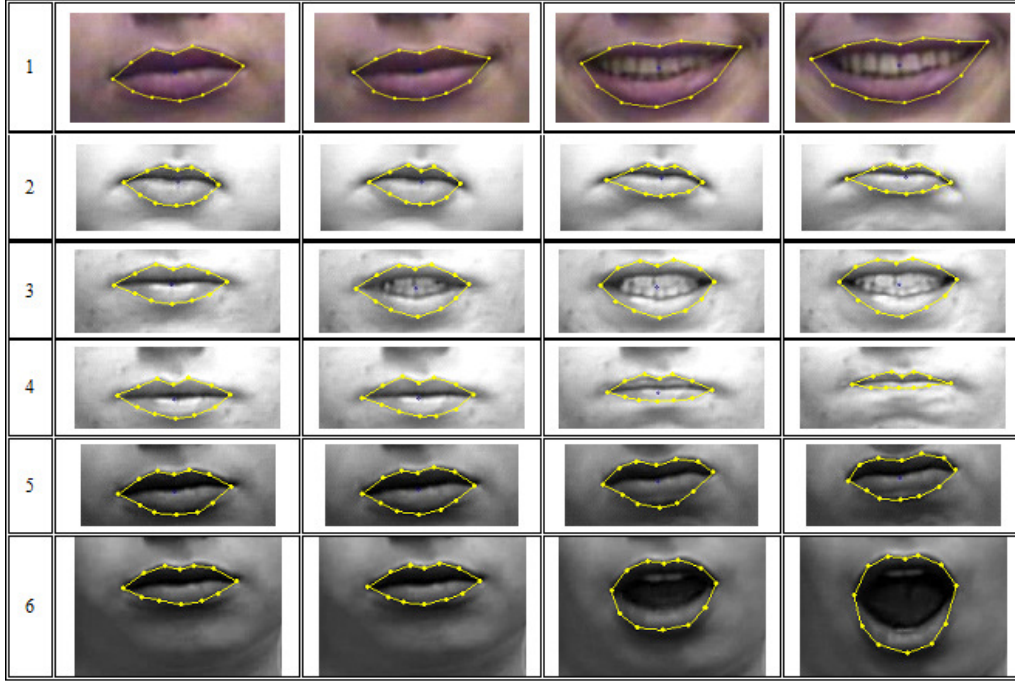
5.1 Yüz İfade Değişimi Analizi

İnsan yüzünde ifade değişikliği iki farklı yaklaşım ile analiz edilebilir. Bunlardan birincisi, 5 temel yüz bileşeninin 6 farklı yüz ifadesinde gösterdiği şekil değişimi iken ikincisi 5 temel yüz bileşenin 6 farklı yüz ifadelerinde birbirlerine göre nasıl bir konum değişimi gösterdikleridir.

Temel yüz bileşenlerinin farklı yüz ifadelerinde gösterdikleri şekil değişimleri aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

Ağız, bazı ifadelerde ilk şekline göre şiddetli bir değişiklik gösterirken bazı ifadelerde hafif değişiklikler gösterir. Mutluluk durumunda, sol ve sağdan iki yana açılarak geniş bir elips halini alır. Elipsin boyutu gülme şiddetine göre değişir. Gülümseme esnasında hafif bir aralık oluşurken, kahkaha atma durumunda geniş bir açılma yaşanır. Üzülmeye durumunda alt dudak yukarıya doğru hareket ederken, üs dudak kenarları aşağıya yönelir ve ağız hilale yakın bir şekil alır. Şaşırma esnasında alt dudak aşağıya doğru hareket eder ve ağız geniş bir elips oluşturur. Gülmeden farklı olarak sol ve sağ kenarlar açılmadığı için y-ekseni boyunca genişleyen bir elips oluşur. Kızgınlık durumunda sol ve sağ yandan dudak kenarları içe ve yukarıya doğru hareket eder, ağız genişliği azalır. Tiksiniye durumunda ağız şeklinde çok şiddetli bir değişim yaşanmaz. Korku anında ise ağız, sol ve sağdan yanlara doğru açılırken sol alt ve sağ alttan da aşağıya doğru yönelir. Korku anında da şaşırma ve gülme durumlarındaki gibi ağız şekli genişler. Ancak genişlik şiddeti şaşırma ve gülmeye oranla daha azdır. Ayrıca gülme anında yukarıya yönelerek genişlerken, korku anında aşağıya doğru yönelme vardır. Mutluluk, şaşırma ve korku esnasında

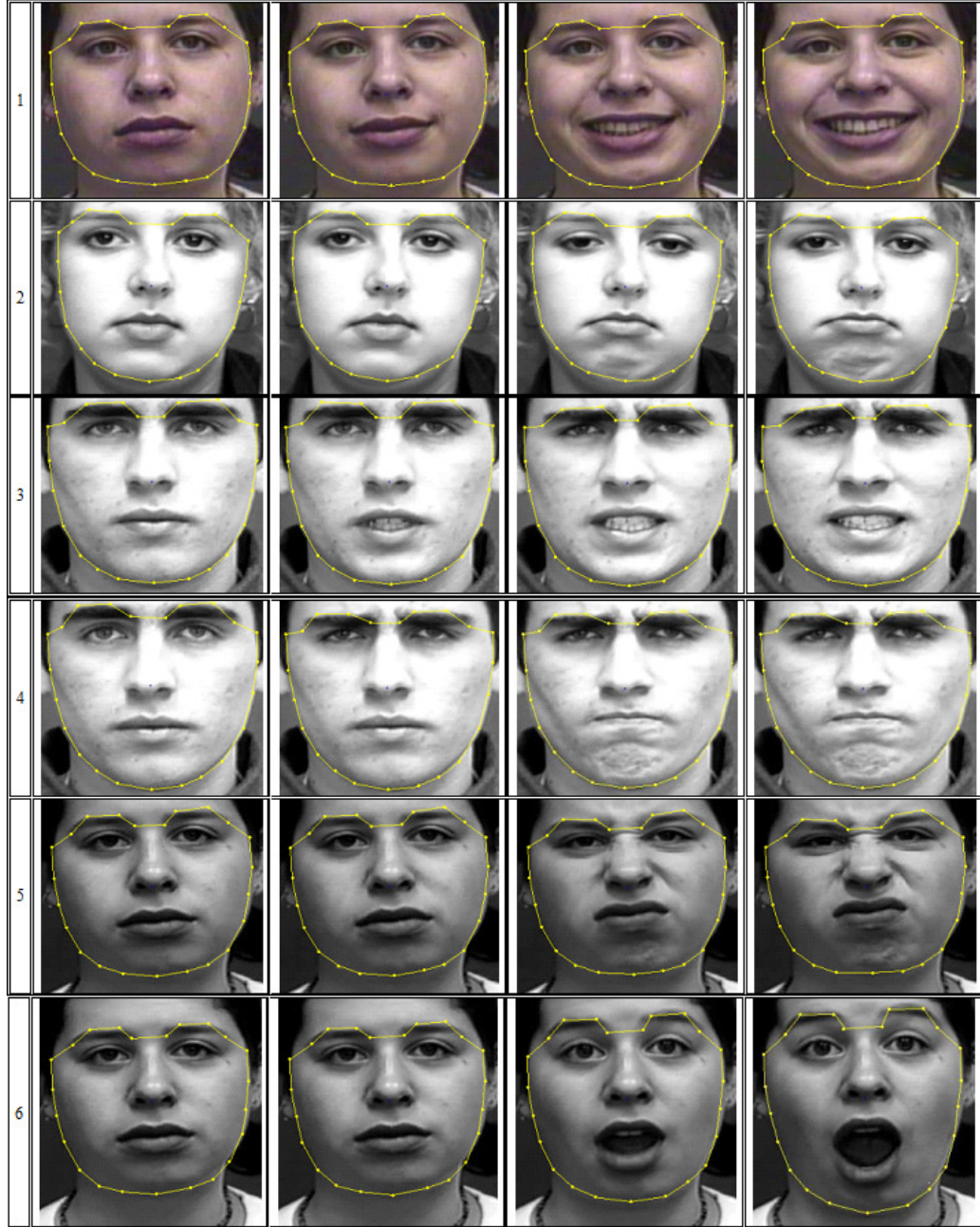
ağız şekli genişlerken; kızgınlık, üzülmeye esnasında daralır. Tiksiniş de ise çok belirgin bir şekil deęiřimi gözlemlenmez. Şekil 5.4, 6 farklı ifade esnasında ağız şekil deęiřimlerini göstermektedir. Şekilde; 1: mutluluk, 2: üzüntü, 3: korku, 4: kızgınlık, 5: tiksiniş, 6: şaşırma ifadesini göstermektedir.



Şekil 5.4 : İmge dizisi boyunca 6 temel yüz ifadesinde ağız şekil deęiřimi

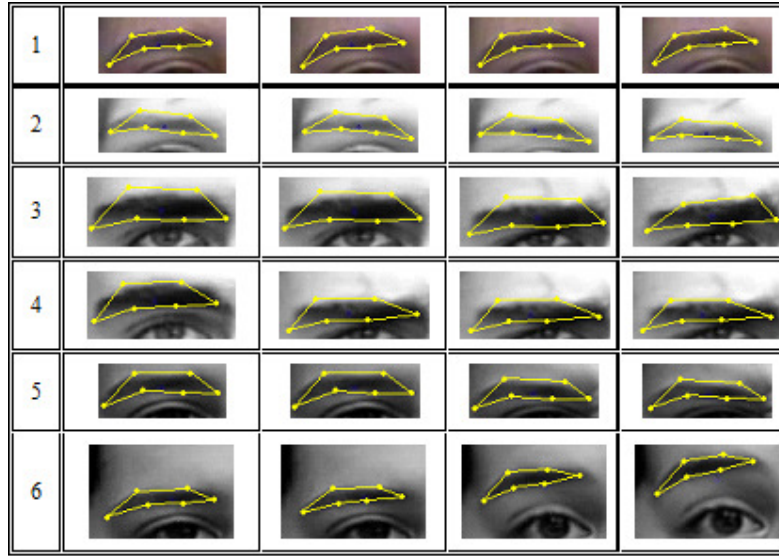
Sol kulak yanından çene alt noktası, saę kulak yanı ve kařlarla tamamlanan alan yüz çehresini oluřturur. Bazı ifadelerde řiddetli bir deęiřim yařanırken bazılarında çehre yerine iç bileřenlerde deęiřimler yařanır. Mutluluk ařamasında çehrede çok büyük bir deęiřiklik gözlemlenmez. Sol ve saę dudak kıyılarından yanlara doęru hafif bir esneme görülür. Üzüntü ifadesinde kařlar ařaęıya alt çene ise yukarıya doęru hareket eder. Bu hareket neticesinde çehre ilk pozisyonuna göre küçülür. Şaşırma esnasında üzüntünün aksine kařlar yukarı çene ařaęıya doęru yönelir. Çehre y eksenini boyunca genişleyerek elips şeklini alır. Kızgınlık ifadesinde de üzüntü ifadesine benzer şekilde kařlar ařaęıya doęru yönelir. Ayrıca kařlar birbirlerine doęru da hareket ederler. Çene üzüntüye nazaran daha az hareketlidir. Çehre kařların içe yönelmesi sebebiyle küçülür. Tiksiniş ifadesinde mutluluęa benzer şekilde yüzde řiddetli bir deęiřim gözlemlenmez. Kařlar gözle ve burun bitiş noktasına doęru yönelir ve çehrede hafif bir daralma görülür. Korku ifadesinde kařlar yukarıya, dudaklar sol, saę ve ařaęıya yönelir. Ancak şaşırma ifadesindeki kadar řiddetli bir hareket yoktur.

Çehre az miktarda genişler. Mutluluk ve tiksiniş esnasında çehrede belirgin bir değişiklik yaşanmazken; şaşırma ve korkuda genişler, üzüntü ve kızgınlık esnasında daralır. Şekil 5.5 çehrenin 6 temel ifade boyunca değişimini göstermektedir. Şekilde; 1: mutluluk, 2: üzüntü, 3: korku, 4: kızgınlık, 5: tiksiniş, 6: şaşırma ifadesini göstermektedir.



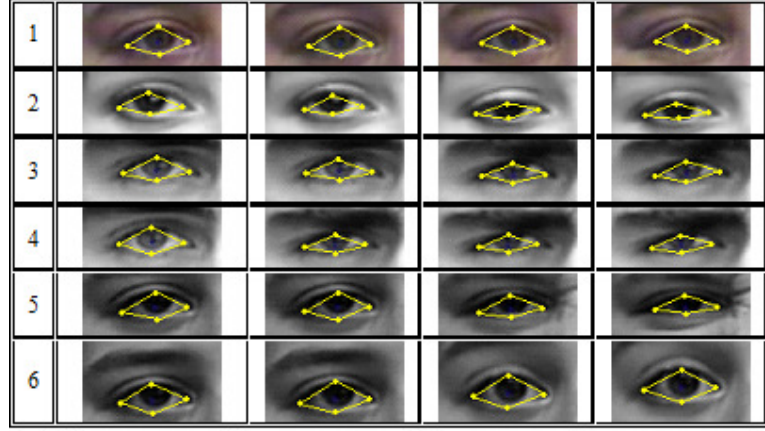
Şekil 5.5 : İmge dizisi boyunca 6 temel yüz ifadesinde çehre şekil değişimi

Kaşlar yapıları itibariyle şekil olarak çok belirgin değişiklik gösteremezler. Daralıp genişleyerek az miktarda değişiklikler gösterirler. Mutluluk ifadesinde çok belirgin bir şekil değişimi görülmez. Üzüntü ifadesinde aşağı doğru yönelip göz kapaklarına yaslanarak ilk hallerine göre incelerler. Kızgınlık ifadesinde kaşlar birbirine ve gözlere yaklaşarak ilk hallerine göre daralırlar. Tiksınme esnasında buruna bakan kaş uçları birbirine yaklaşarak sıkışık bir hal alırlar. Şaşırma esnasında kaş yukarıya kalkarken esneme yaparak ilk haline göre genişler. Korku ifadesinde ise kaşlar gözlere yaklaşırken, buruna bakan kaş uçları yukarıya doğru yönelir. 6 temel yüz ifadesinde kaş şekil değişimi Şekil 5.6 'de örneklenmiştir. Şekilde; 1: mutluluk, 2: üzüntü, 3: korku, 4: kızgınlık, 5: tiksınme, 6: şaşırma ifadesini göstermektedir.



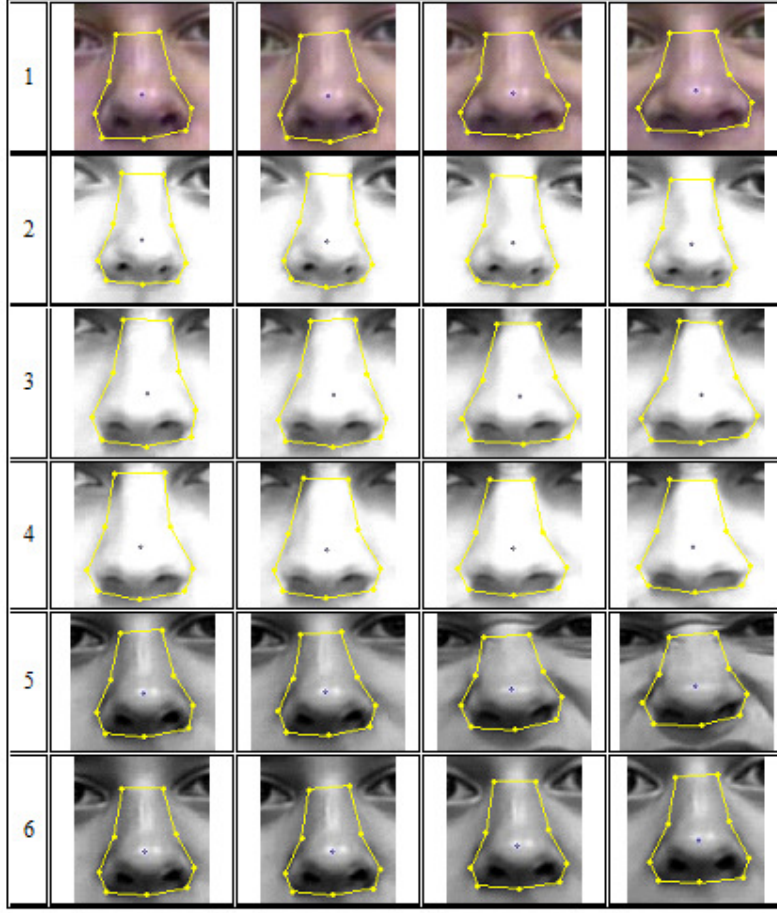
Şekil 5.6 : İmge dizisi boyunca 6 temel yüz ifadesinde kaş şekil değişimi

Gözlerde kaşlar gibi yapı itibariyle şiddetli şekil farkları gösteremezler. Her ikisinde de değişim çok küçük boyutlardadır. Mutluluk esnasında göz belirgin bir değişiklik göstermez. Üzüntü ifadesinde göz y ekseni boyunca daralarak ilk haline göre küçülür. Kızgınlık aşamasında da üzüntüdekine benzer şekilde y ekseni boyunca daralır. Ancak üzüntü ifadesine göre daha şiddetli bir değişim vardır. Tiksınme ifadesinde de y ekseni boyunca daralma görülür. Şaşırma ifadesinde göz açılarak büyür. Korku ifadesinde de göz açılır ve şekli genişler. Korku ifadesi şaşırma ile benzerlik göstermekle birlikte şiddetleri farklıdır. Şekil 5.7, 6 farklı yüz ifadesinde göz şekil değişimini göstermektedir. Şekilde; 1: mutluluk, 2: üzüntü, 3: korku, 4: kızgınlık, 5: tiksınme, 6: şaşırma ifadesini göstermektedir.



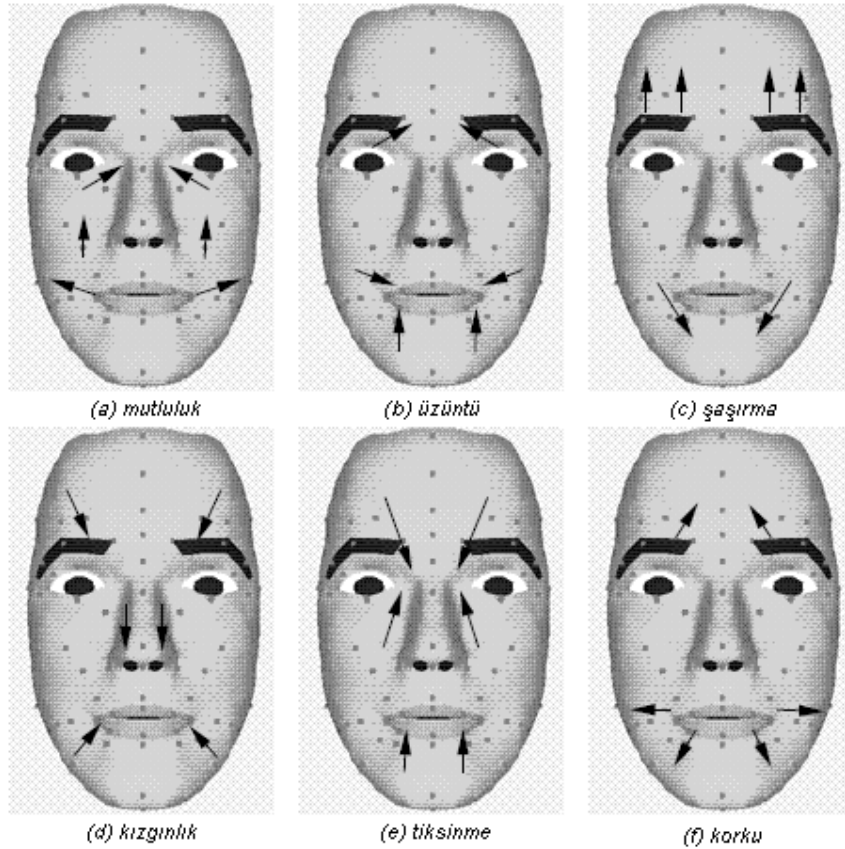
Şekil 5.7 : İmge dizisi boyunca 6 temel yüz ifadesinde göz şekil değişimi

5 temel yüz bileşenlerinden sonuncusu olan burun da 6 farklı yüz ifadesinde farklı şekil değişimleri gösterir. Mutluluk ifadesinde burun delikleri çevresindeki alt noktalarından sola ve sağ genişler. Üzüntü ifadesinde burun şeklinde belirgin bir farklılık gözlemlenmez. Kızgınlık ifadesinde burun deliklerinden yanlara doğru burun açılır ancak şiddeti mutluluk kadar değildir. Tiksiniye ifadesinde burun göz uçlarına doğru sıkışarak daralır. Şaşıırma ifadesinde burun yukarıya doğru hareket ederken şeklinde belirgin bir farklılık gözlenmez. Korku ifadesinde de kızgınlık ve mutluluk ifadelerine benzer şekilde burun deliklerinden yanlara doğru genişleme görülür. Ancak şiddetleri birbirlerinden farklıdır. Şekil 5.8, 6 farklı yüz ifadesinde burun şekil değişimini göstermektedir. Şekilde; 1: mutluluk, 2: üzüntü, 3: korku, 4: kızgınlık, 5: tiksiniye, 6: şaşıırma ifadesini göstermektedir.



Şekil 5.8 : İmge dizisi boyunca 6 temel yüz ifadesinde burun şekil değişimi

İfade değişikliği analizinde kullanılan ikinci yaklaşım 5 temel yüz bileşenin farklı yüz ifadelerinde birbirlerine göre nasıl bir konum değişimi gösterdiğidir. Yukarıda ifade edilen birinci yaklaşım içerisinde de görülebileceği gibi bazı yüz bileşenleri bazı ifadelerde birbirlerine benzer şekil değişikliği gözlemlenmezken bazı durumlarda belirgin farklılıklar görülmektedir. Bu durumun meydana getirdiği eksikliği gidermenin çözümü ise yüz bileşenlerinin birbirlerine göre gösterdikleri konum değişimlerinin incelenmesidir. Temel yüz bileşenlerinin farklı ifadelerdeki bağlı pozisyon değişiklikleri Şekil 5.9’de bir arada gösterilmektedir [43].



Şekil 5.9 : 6 temel yüz ifadesinde yüz temel bileşenlerinin hareket yönleri

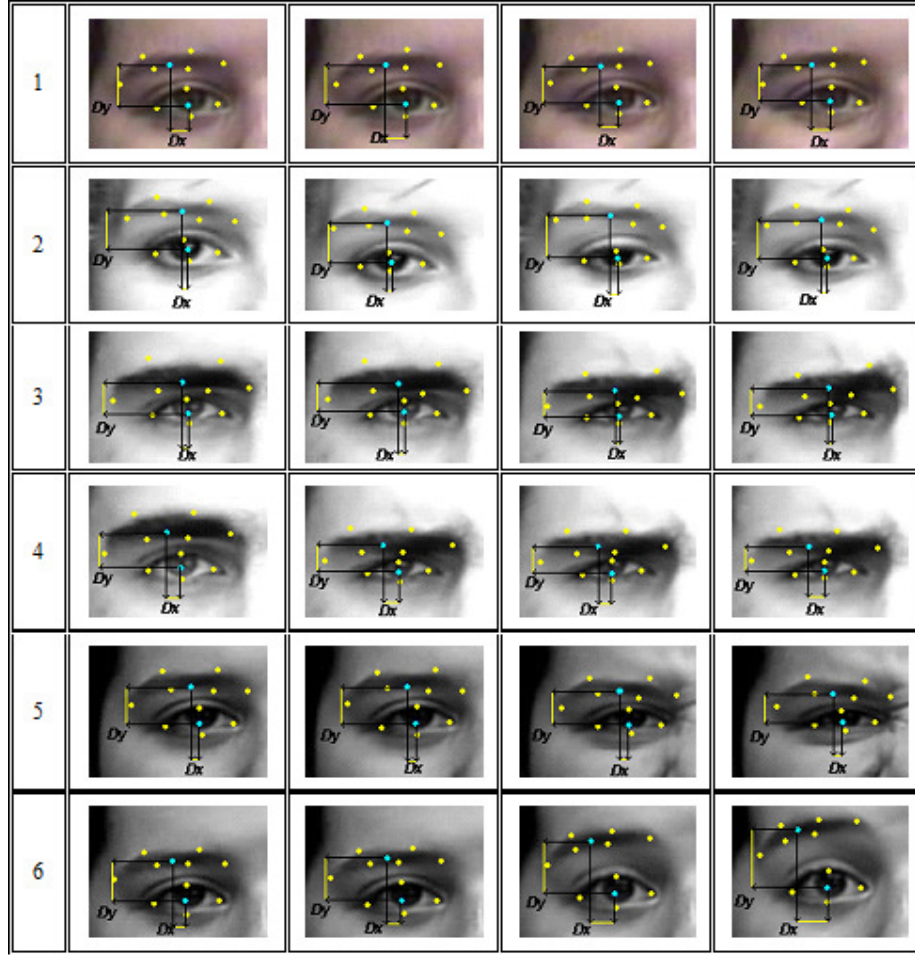
Yüz bileşenlerinden kaş, göz, ağız ve buruna ilişkin olarak meydana gelen bağıl pozisyon değişiklikleri 6 farklı ifade bazında şu şekilde incelenebilir.

Kaşlar arasındaki x ve y doğrultusundaki mesafe, farklı 6 temel yüz ifadesi bağlamında değişiklik gösterir. Mutluluk ve üzüntü ifadelerinde kaş pozisyonları değişirken birbirlerine göre olan konumlarında belirgin bir farklılık olmaz. Kızgınlık, tiksınme ve korku ifadesinde kaşlar birbirlerine doğru yönelerek yaklaşrlar. Şiddetleri her üç ifade için farklılık gösterir. Şaşırma esnasında kaşlar yukarı kalkarak birbirlerinden uzaklaşırlar. 6 temel yüz ifadesinde kaşlar arası mesafe değişimi Şekil 5.10 'da gösterilmektedir. Şekilde; 1: mutluluk, 2: üzüntü, 3: korku, 4: kızgınlık, 5: tiksınme, 6: şaşırma ifadesini göstermektedir.



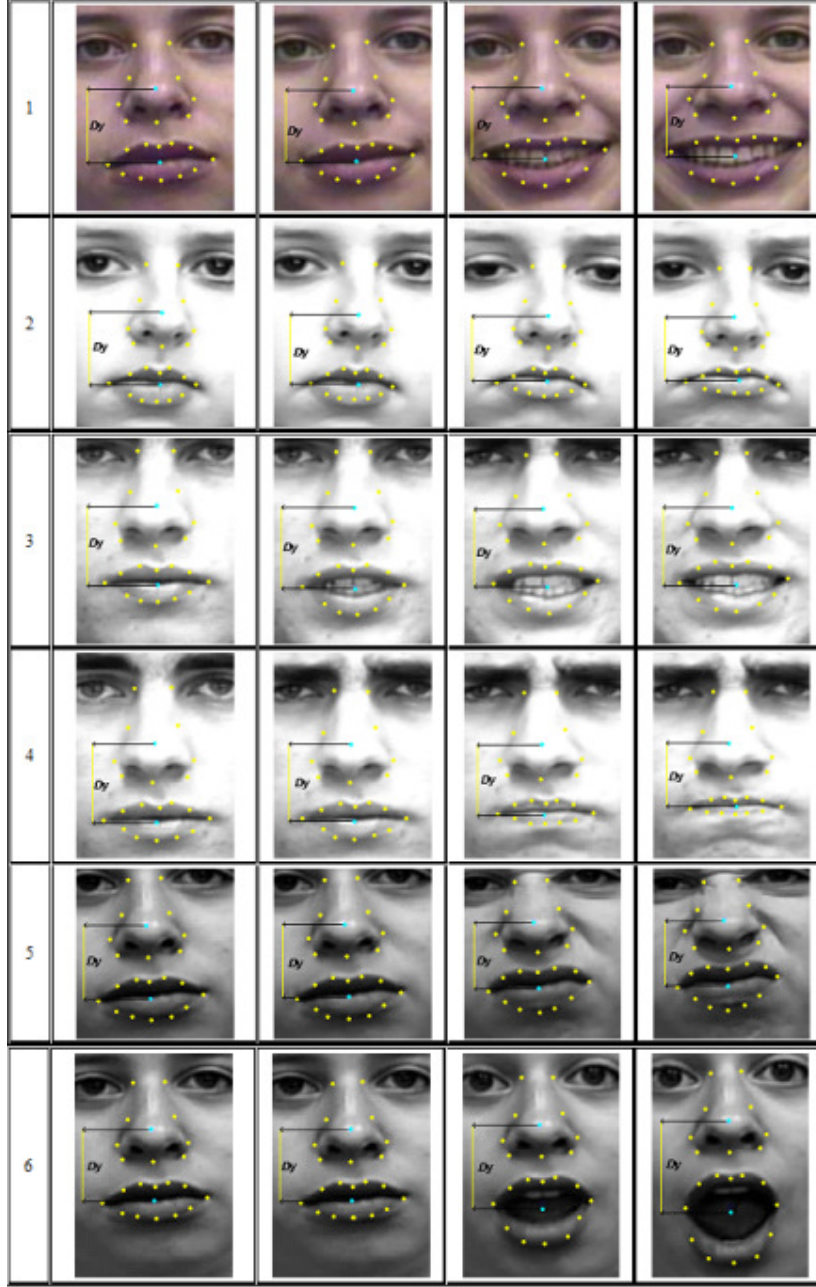
Şekil 5.10 : İmge dizisi boyunca 6 temel yüz ifadesinde kaşlar arası mesafe değişimi

Kaş ve göz arasındaki mesafeler de 6 temel ifade de farklılık gösterir. Mutluluk ifadesinde kaş ve göz arası mesafede belirgin bir farklılık gözlemlenmez. Üzüntü esnasında göz aşağı doğru hareket eder ve aradaki mesafe genişler. Kızgınlık, tikslenme ve korku ifadelerinde kaşlar gözlere yaslanır ve aradaki mesafe daralır. Ancak şiddetleri birbirlerinden farklıdır. Şaşırma esnasında kaşlar yukarıya kalkar ve mesafe genişler. Kaş ve göz arası mesafe değişimi Şekil 5.11 'de gösterilmektedir. Şekilde; 1: mutluluk, 2: üzüntü, 3: korku, 4: kızgınlık, 5: tikslenme, 6: şaşırma ifadesini göstermektedir.



Şekil 5.11 : İmge dizisi boyunca 6 temel yüz ifadesinde kaş-göz arası mesafe değişimi

Ağız ve burun arasındaki mesafede farklı ifadelerde farklı değişimler gösterir. Mutluluk, üzüntü, kızgınlık ve tikslenme ifadelerinde ağız yukarıya doğru hareket eder ve mesafe daralır. Korku esnasında ağız ve burun arasındaki mesafede çok belirgin bir farklılık gözlemlenmez. Şaşırma ifadesinde ise ağız aşağıya doğru hareket eder ve mesafe genişler. Ağız ve burun arasındaki mesafe değişimleri Şekil 5.12 'de gösterilmektedir. Şekilde; 1: mutluluk, 2: üzüntü, 3: korku, 4: kızgınlık, 5: tikslenme, 6: şaşırma ifadesini göstermektedir.



Şekil 5.12 : İmge dizisi boyunca 6 temel yüz ifadesinde ağız-burun arası mesafe değişimi

5.2 Yüz Bileşenleri Şekil ve Konum Değişiminin Belirlenmesi

Yüz ifade analizini özetleyen iki yaklaşım da göze alındığında görülmektedir ki; yüzde ifade oluşumunda 5 temel yüz bileşeninin şekil değişimlerinin yanı sıra mutlak ve bağıl pozisyon değişimleri de yüz ifade analizi sisteminin temelini oluşturmaktadır. Bağıl ve mutlak pozisyon değişimleri tespiti için 7 kapalı çevrimin

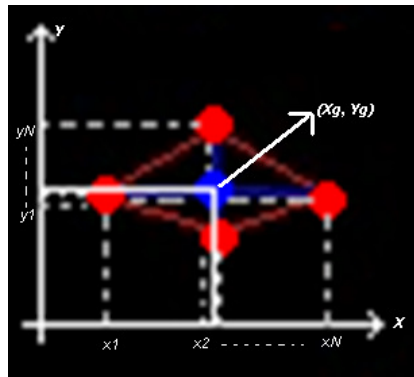
ağırlık merkezi göz önüne alınmış, şekil değişimleri için ise çevrim üzerindeki noktaların ağırlık merkezine göre standart sapma değişimleri incelenmiştir. Bu sayede noktaların tek tek takibi ile elde edilen verilerden anlamlı sonuçlar çıkarılmış, öznitelik vektörü oluşturulmuştur.

Ağırlık merkezi, bir cismi oluşturan her bir moleküle etki eden yerçekimi kuvvetlerinin bileşkesidir. Ağırlık merkezi hesabında, homojen yapı ve simetrik cisimlerde simetri eksenlerinin kesişme noktası kullanılır. Basit geometrik şekillere bölünebilen cisimlerde çizim yolu ile kolaylıkla ağırlık merkezi hesaplanabilir. Parça sayısı n olan, homojen düzlemsel bir cisimde X-Y eksenleri doğrultusunda ağırlık merkezi hesabında eşitlik 5.1 kullanılır.

$$X_0 = \frac{\sum_{i=1}^n F_i \cdot x_i}{\sum F} \quad Y_0 = \frac{\sum_{i=1}^n F_i \cdot y_i}{\sum F} \quad (5.1)$$

Eşitlik 5.1’de; F_i cismi oluşturan her bir parçanın alanı, x_i parçanın x koordinatı, y_i parçanın y koordinatıdır.

Bu çalışmada, Şekil 5.3’te gösterilen her biri eş ağırlıkta olan nirengi noktalarından oluşan kapalı çevrimlerin ağırlık merkezleri eşitlik 5.1 kullanılarak hesaplanmaktadır. Şekil 5.13 göz bileşenini oluşturan nirengi noktalarına ait koordinat düzlemini ve ağırlık merkezini göstermektedir. Benzer şekilde her bir yüz bileşeni için hesaplamalar yapılır.



Şekil 5.13 : Gözü oluşturan nirengi noktalarının koordinatları ve ağırlık merkezleri

Standart sapma, olasılık kuramı ve istatistik bilim dallarında, bir ana kütle veya bir örneklem veya bir olasılık dağılımı veya bir rassal değişken için veri değerlerinin yayılımının özetlenmesidir. Standart sapma, dağılımın yaygınlığını ölçmek için

kullanılan en önemli ölçüdür. Dağılımdaki her bir değerin ortalamaya göre ne uzaklıkta olduğunu, bir başka ifadeyle dağılımın ne yaygınlıkta olduğunu gösterir. Standart sapma büyüdükçe dağılımı oluşturan elemanlar birbirlerinden uzaklaşırken, küçüldükçe yaklaşır. Dağılımı oluşturan elemanlar birbirlerinin ıptatıp aynı ise standart sapma değeri sıfırdır. Standart sapma veri değerlerinin ortalamadan farklarının karelerinin toplamının ortalamasının kareköküdür, yani verilerin ortalamadan sapmalarının kareler ortalamasının karekökü olarak tanımlanır. Standart sapma hesaplamasında eşitlik 5.2 kullanılır. Denklemdaki N dağılımdaki eleman sayısı, x_i her bir elemanın değeri, $\bar{x}$ ise elemanların ortalamalarıdır.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (5.2)$$

Çalışmamızda, 7 temel yüz bileşenini oluşturan nirengi noktalarının ağırlık merkezinden ne kadar uzakta oldukları ağırlık merkezi koordinatlarına göre standart sapma değişimleri ile takip edilmektedir. X ve Y yönünde ayrı ayrı olmak üzere, her bir nirengi noktasının X yönündeki ve Y yönündeki koordinatlarının, ağırlık merkezinin X ve Y koordinatlarına göre imge dizisindeki her bir imgede nasıl bir dağılım gösterdikleri incelenir. İlk halini göre genişleyen şekillerde X ve Y yönündeki standart sapma değerleri büyürken, daralan şekillerde küçülür.

Ağırlık merkezi ve standart sapma yaklaşımı kullanılarak Geri Yayılım Yapay Sinir Ağlarına aktarılacak 36 elemanlı öznitelik vektörleri oluşturulur. İmge dizisi boyunca nirengi noktaları yardımıyla takip edilen ağız, burun, kaş, göz ve çehre öznitelikleri için her bir imgede ağırlık merkezi koordinatları X-Y değerleri ve ağırlık merkezine göre her bir noktanın X-Y yönündeki standart sapma değerleri kaydedilir. İmge dizileri tamamlandığında her bir öznitelik için ağırlık merkezi koordinatları ve standart sapma değerleri farkı maksimum olan ikililer tespit edilip değişim miktarları belirlenir. Ağız, kaşlar, gözler, burun ve çehreden oluşan 7 eleman için ağırlık merkezi X-Y yönündeki değişimler ve standart sapma X-Y yönündeki değişimlerden oluşan 28 elemanlı değişim vektörü elde edilir. Ayrıca, ifade oluşumunda etkili olan kaş-kaş mesafesi, kaşlar ve gözler arası mesafe ve ağız-burun mesafesi değişimleri maksimum değeri, ağırlık merkezleri X-Y koordinatları farkı ile bulunarak 8 elemanlı değişim vektörü elde edilir. Bu iki değişim vektörleri birleştirilerek sınıflandırıcıya gönderilecek 36 elemanlı öznitelik vektörü oluşturulmuş olur.

6. SINIFLANDIRMA

Ağırlık merkezi ve standart sapma yaklaşımı ile hazırlanan öznitelik vektörleri Geri Yayılım yapay sinir ağları kullanılarak sınıflandırılır. Bu bölümde yapay sinir ağları detayları ve çalışmada kullanılan Geri Yayılım yapay sinir ağları anlatılmıştır. Geri Yayılım yapay sinir ağları ile elde edilen sonuçlar Deneysel Sonuçlar bölümünde yer almaktadır.

6.1 Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA), insan beynindeki sinirlerin çalışması temel alarak bilgisayarlara öğrenme, genelleme yapma, hatırlama gibi yetenekleri kazandırmayı amaçlayan bilgi işlem teknolojisidir. Yapay Zekâ tekniklerinden biri olan YSA, araştırmacıların yoğun ilgi gösterdikleri bir araştırma ve kullanım alanıdır.

Yapay Zekâ, insanın düşünme yapısını anlayarak benzeri bir sistemi bilgisayarlarla gerçekleştirmek; bir başka ifadeyle düşünebilen programlanmış bilgisayarlar geliştirmeye çalışmaktır. İnsan zekâsına özgü bilgi edinme, algılama, görme, düşünme ve karar verme yetenekleri ile donatılmış bilgisayarlar geliştirmek temel amaçlardandır. İnsan beyninin fonksiyonlarını modellemek, insanın zihinsel yeteneklerini, bilgi edinme, öğrenme ve buluş yapmada uyguladıkları strateji ve metotları taklit ederek biçimsel bir hale getirmek yapay zekânın çalışma alanlarındandır. Gelecek hedefleri arasında öğrenebilen ve insan zekâsından bağımsız olarak gelişebilecek sistemler geliştirmek vardır. Bu sayede, insanlara evreni ve doğayı anlama girişimlerinde yardımcı olacak insanlardan daha zeki insan ötesi sistemler geliştirmek bir hayal olmaktan çıkacaktır. Yapay sinir ağları, uzman sistemler, bulanık mantık, sezgisel algoritmalar yapay zekâda kullanılan tekniklerden bazılarıdır.

Yapay sinir ağlarının bu bölümde temel ve teorik özellikleri incelenecektir. Yapay sinir ağlarının tanımı ve tarihsel gelişimi, kullanım alanları, avantajları ve dezavantajları, mimarisi ve temel elemanları, yapılarına göre sınıfları, eğitilmesi ve tez çalışmasında kullanılan Geri Yayılım algoritması anlatılacaktır.

6.1.1 YSA tanımı ve tarihsel gelişimi

Yapay sinir ağı, her hangi bir yardım almadan otomatik olarak insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yeteneklerini gerçekleştirmek için geliştirilen bilgisayar sistemleridir. Yapay sinir ağlarının işlevini anlatan bir başka tanım Caudill [44] tarafından şu şekilde yapılmıştır. “Yapay sinir ağları birbirleriyle bağlantılı basit elemanlar yardımıyla dışarıdan gelen girdilere dinamik olarak yanıt oluşturan ve böylelikle bilgi işleyen bilgi işlem sistemidir.” [45]. Haykin [46] tarafından daha kapsamlı ve kabul gören bir tanım yapılmıştır. “Bir sinir ağı, deneyimsel bilgileri biriktirmeye eğilimli, biriktirilen bilgilerin kullanılmasını sağlayacak yoğun paralel dağıtılmış işlemcilerden oluşan, basit işlem birimlerinin bir araya geldiği yapıdır. Bu yapı beynin iki özelliği ile benzerlik göstermektedir. Birincisi; çevreden gözlemlenen bilgi ağ tarafından öğrenme süreci için toplanır. İkincisi ise çevreden toplanan bilgileri biriktirmek için nöronlar arasındaki sinaptik ağırlıklar olarak da bilinen bağlantı güçleri kullanılır.” [47].

Geleneksek programlama yöntemleri ile insan zekâsının sahip olduğu yetenekleri gerçekleştirmek oldukça zordur hatta bazı durumlar için mümkün değildir [48]. Bu doğrultuda, yapay sinir ağlarının, bilgi işleme ile ilgilenen, programlanması çok zor ve belki mümkün olmayan durumlar için geliştirilmiş bir bilgisayar bilim dalı olduğu söylenebilir. YSA’lar bilgi edinme safhasında olayların örneklerine bakmakta, örnekler içerisinden ilgili olay hakkında genellemeler yaparak öğrenmekte ve daha sonra hiç görmediği örnekler üzerinde öğrendiği bilgileri kullanarak tahmin yürütmekte ve karar vermektedir.

Beynin üstün özelliklerini kopyalamak isteyen bilim adamları, beynin nörofiziksel yapısından esinlenmiş ve bu yapıyı matematiksel model olarak ifade etmeye çalışmışlardır. Beynin matematiksel olarak modellenmesinde fiziksel özellikleri modelleyerek başlanması gerektiğini düşünerek, düşünme, algılama, öğrenme yeteneklerini gerçekleştiren biyolojik sinir hücrelerini ve bu hücrelerin bir araya gelmesiyle oluşan ağ yapısını örnek almışlardır. Biyolojik sinir hücresine karşılık yapay sinir hücresi tanımlamışlar ve bu yapay sinir hücrelerinin tıpkı biyolojik yapıda olduğu gibi birbirlerine bilgi aktararak ve paralel çalışmasını sağlayarak yapay sinir ağlarını oluşturmuşlardır.

20. yüzyılın ilk yarısında başlayan YSA ile ilgili çalışmalar günümüze kadar hızını kaybetmeden devam etmiştir. Yapılan çalışmaları 1970 öncesi ve sonrası olarak iki parçaya ayırmak doğru olacaktır. 1960'ların sonlarına doğru YSA'daki eksiklikleri anlatan çalışma sebebiyle araştırmacılar bir süre ara vermiş ancak 1970'lerle birlikte tekrar hız kazanmıştır.

Yapay sinir ağlarının temelleri 1940'larda çalışmaya başlayan W.S. McCulloch ve W.A. Pitts tarafından 1943 yılında yayınlanan makale ile atılmıştır. Sinir hekimi olan McCulloch ve matematikçi Pitts, insan beyninin hesaplama yeteneğini baz alarak elektrik devreleriyle basit bir sinir ağı modellemiştir. Sinirlerin çalışması ve davranış özelliklerine değinen "Cybernetics" adlı kitabında değinen Wiener (1948)'in ardından Hebb (1949) öğrenme ile ilgili temel teoriyi "Organization of Behavior" adlı kitabında açıklamıştır. Hebb öğrenebilen ve uyum sağlayabilen sinir ağları modelinde temel oluşturan Hebb Kuralı'nı ortaya atmış, sinir ağları değiştirildiğinde öğrenilebileceğini savunmuştur. 1954 yılında B.G. Farley ve W.A. Clark ağ içerisinde uyarılara tepki veren ve adapte olabilen sistemler geliştirilmiştir. Perseptron 1957'de Frank Rosenblatt tarafından geliştirilmiştir. Beynin işlevlerini modellemek için ortaya atılan perseptron, tek katmanlı ve tek çıkışa sahip olan eğitilebilen bir ağ modelidir. Perseptron geliştirilmesiyle YSA ile ilgili yapılan çalışmalar hız kazanmıştır. Bernard Widrow ve Marcian Hoff tarafından 1959 yılında Rosenblatt'ın Perseptron'u öğrenme algoritması geliştirilerek Uyarlamalı Doğrusal Nöron (Adaptive Linear Neuron) geliştirilmiş ve mühendislik uygulamaları için başlangıç kabul edilmiştir. Bu model uzun mesafe telefon hatlarındaki gürültüleri ve yankıları yok eden uyarlamalı filtre olarak kullanılmıştır. Gerçek dünya problemlerine uygulanan ilk YSA olan bu yöntem günümüzde de aynı amaçla kullanılmaktadır. 1960'ların sonlarına doğru Minsky ve Pappert tarafından yazılan "Perceptrons" adlı kitap nedeniyle çalışmalar bir süre durma noktasına gelmiştir. Bu çalışmada YSA'ların doğrusal olmayan problemleri çözemediği XOR problemi ile ispatlanmıştır. Bu arada Anderson, Amari, Cooper, Kohonen ve Hopfield gibi bilim adamları çalışmalarını sürdürmüşlerdir. 1972'de Kohonen ve Anderson tarafından yayınlanan ilişkisel bellek ile ilgili benzer çalışmalar yayınlamışlardır. Daha sonraki yıllarda Kohonen (1982) Kendi Kendine Öğrenme Nitelik Haritaları (Self Organizing Feature Maps, SOM) yöntemini yayınlamıştır. 1960'ların sonlarına doğru Adaptif Rezonans Teorisi (ART), Grosberg Carpenter tarafından yayınlanmıştır. 1970'lerin

sonlarına doğru model şekil ve örüntü tanımada kullanım amaçlanarak Fukushima tarafından Neocognition geliştirilmiştir. Hopfield 1982-1984 yıllarında gerçekleştirdiği çalışmalar ile YSA'ların genelleştirilebileceği, zor problemlere çözüm üretilebileceğini göstermiştir. 1988 yılında Broomhead ve Lowe özellikle filtreleme konusunda başarılı sonuçlar veren Radyal Tabanlı Fonksiyonlar Modeli (Radial Basis Functions-RBF) geliştirmişlerdir. Daha sonra Spect (1991), Probabilistik ağlar (PNN) ve Genel Regresyon Ağlarını (GRNN) ile bu ağların daha gelişmiş şeklini geliştirmiştir. Günümüze kadar uzanan çalışmalarla birlikte YSA'ların yaygınlığı oldukça artmış ve bu alanda yapılan araştırmalar yoğunluk kazanmıştır [48].

6.1.2 YSA kullanım alanları

İnsan beyin işlevselliğine benzer bir yapı oluşturan YSA'lar çözümü güç ve karmaşık problemler için ideal bir yöntemdir. Günümüzde tıptan, savunma sanayisine, üretim optimizasyonundan ekonomik tahminlere kadar pek çok alanda kullanılmaktadırlar. Çok değişkenli problem uzayına sahip, giriş değerlerinin çok boyutlu, gürültülü, karmaşık, kesin olmayan, eksik, kusurlu, hata olasılığı yüksek olan verilerden oluştuğu, probleme ilişkin değişkenler arasında karmaşık etkileşimin yer aldığı, çözüme ilişkin herhangi bir matematiksel modelin ve algoritmaların bulunmadığı, çözüm uzayının tespit edilemediği ya da çok sayıda çözüm uzayı bulunduğu problemlerde YSA'lar uygun çözüm oluştururlar.

Gelişmiş ağlar genel olarak muhtemel fonksiyon kestirimleri, sınıflandırma, modelleme, genelleme, tahmin, ilişkilendirme veya örüntü eşleştirme, zaman serileri analizleri, sinyal filtreleme, veri sıkıştırma, örüntü tanıma, doğrusal olmayan sinyal işleme, doğrusal olmayan sistem modelleme, optimizasyon ve kontrol alanlarında yaygın olarak kullanılmaktadırlar. YSA'lar gerçek hayatta pek çok sektörde uygulama alanı bulmuştur. Bunlardan bazılarını şu şekilde sıralayabiliriz: [45,47]

Arıza Analizi ve Tespiti

Sistemin, cihazın ya da cihazdaki herhangi bir bileşenin başarılı çalışma şeklini öğrenen YSA'lar hata analizi ve tespitinde kullanılmaktadırlar.

Otomasyon ve Kontrol

Uçuş simülasyonları ve uçaklarda otomatik pilot uygulamaları, robot sistemlerinin kontrolü, ulaşım araçlarında otomatik yol bulma ve gösterme gibi alanlarda kullanılmaktadır.

Tıp Alanında

ECG, EEG, MR gibi tıbbi sinyallerin, ilaç etkileri, kan analizi gibi uygulamalarda kullanılmaktadır.

Haberleşme

Görüntü ve veri karşılaştırma ve sıkıştırma, gerçek zamanlı konuşma çevirileri, gürültü filtreleme, ses ve görüntü işleme, trafik yoğunluğu kontrolü ve anahtarlama gibi uygulamalarda kullanılmaktadır.

Güvenlik

Parmak izi, retina tanıma, yüz eşleştirme, kredi kartı hileleri saptama gibi alanlarda kullanılır.

Savunma Sanayi

Otomatik silahların otomasyonu, hedef izleme, nesneleri ve görüntüleri izleme ve tanıma, gürültü önleme gibi alanlarda kullanılmaktadır.

Bankacılık

Makroekonomik tahminler, bütçe ve yatırım tahminleri Kredi uygulamaları geliştirilmesi, müşteri analizi ve kredi müracaat değerlendirilmesi gibi uygulamalarda kullanılmaktadır.

Verilen örnekleri genişletmek mümkündür. Görüldüğü üzere, YSA'lar günlük yaşamımızda farkına varmadığımız pek çok alanda kullanılmaktadır.

6.1.3 YSA avantaj ve dezavantajları

Pek çok bilim dalında kullanılan ve insan beyin işlevselliği modellenmesini hedefleyen yapay sinir ağları geleneksel algoritmalar ile çözülemeyen pek çok probleme en uygun çözümleri üretmektedir. Başlıca kullanım avantajlarını şu şekilde sıralayabiliriz:

Doğrusal Olmama

Yapay sinir ağlarının çıkış noktasını oluşturan sinir hücreleri doğrusal değildirler. Farklı bağlantı şekilleri ve ağırlıkları ile birbirlerine bağlanan yapay sinir hücreleri bu özellikleri sayesinde karmaşık, doğrusal olmayan problemler için çözüm üretebilirler.

Öğrenebilirlik

Geleneksel algoritmalar ile çözülen problemlerde karşılaşılma ihtimali olan tüm durumlar için program yoluyla hesaplama yapılır. Program içerisinde tanımlanmayan bir durum ile karşılaşıldığında çözüm üretilemez. YSA'nın ise temel işlevi bilgisayar öğrenmesini sağlamaktır. Eğitim aşamasında verilen örnekler ile YSA çözülecek probleme göre öğretilmiş olur. Hücreler arası bağlantılar ve bağlantıların ağırlıkları eğitim aşamasında probleme özel ayarlanır. Eğitim aşamasında görülen örnekler doğrultusunda genelleme yapan YSA, görülmeyen örnekler için de çözüm üretir.

Uyarlanabilirlik

Eğitim aşamasından sonra probleme özgü ayarlanmış YSA, problemdeki değişikliklere göre kendini adapte edebilir. Problemdeki değişimlere göre tekrar eğitilebilir ya da değişimler devamlı ise gerçek zamanlı olarak da eğitime devam edilebilir. Ayrıca eğitimden sonra karşılaşılan örneklerde eksik bilgi olması durumunda da çıktı üretilir. Burada performans kaybı eksik bilginin önem derecesine göre değişir.

Paralellik

Ağı oluşturan yapay sinirler paralel çalışarak hız ve güvenilirlik kazandırır. Ağı oluşturan sinirlerin her biri ayrı ayrı paralel çalıştırıldığı için herhangi birindeki bir hata ya da yavaşlık sistemin tamamını çok az seviyede etkiler.

Hata Toleransı

Ağ, eksik bilgilerle çalışabilmesi ve paralel yapısı sayesinde yüksek hata toleransına sahiptir. Paralel yapısı sayesinde eğitilmiş bir YSA'nın bazı bağlantılarının hatta bazı hücrelerinin etkisiz hale gelmesi ağdaki doğru bilgi üretimini önemli ölçüde etkilemez.

Yerel Bilgi İşleme

Ağdaki her bir işlem birimi problemin tamamı ile ilgilenmez. Problemdaki sorumlu olduğu parçayı işler. Her bir hücre tek başına basit bir yapıya sahip olmasına karşın bir araya geldiklerinde görev paylaşımı sayesinde çok karmaşık problemler çözülmektedir.

YSA'ların temel birkaç tanesi bahsedilen avantajları yanı sıra dezavantajları da vardır.

Uygun ağ yapısının belirlenmesi

Uygun ağ yapısının belirlenmesinde belli bir kural yoktur. En uygun ağ yapısını tespit etmek için deneyim ve deneme yanılma yöntemleri kullanılır. Bu da problemin çözümünde araştırmacıyı yavaşlatır.

Ağın parametre değerlerinin belirlenmesi

Öğrenme katsayısı, hücre ve katman sayısı gibi parametrelerin belirlenmesinde tanımlanmış bir kural yoktur. Ayrıca her problem için farklı bir yaklaşım gerekmektedir. Bu değerlerin belirlenmesinde de deneyim ve deneme yanılma yöntemleri kullanılır.

Öğrenilecek problemin ağa gösterimi

Nümerik bilgiler ile çalışan YSA'larla problem çözümünde problemin nümerik değerlere dönüştürülmesi gerekmektedir. Burada seçilen yöntem ağın performansını doğrudan etkiler. Bu noktada geliştiricinin yeteneği çok önemlidir.

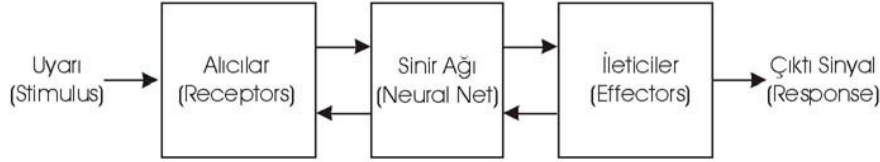
Ayrıca yüksek performanslı bir ağ geliştirebilmek için bol miktarda farklı özellikte örnek ile eğitmek gerekmektedir. Bu işlem de oldukça yoğun ve zaman alıcıdır.

6.1.4 YSA'nın yapısı: elemanları ve mimarisi

6.1.5 Biyolojik sinir sistemi ve biyolojik sinir hücresi

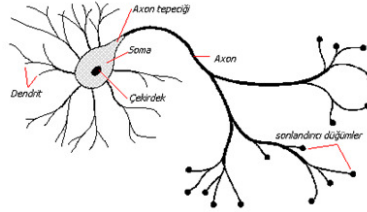
Yapay sinir ağları, insan beyni işlevselliğini sağlayabilmek amacıyla, beyin nörofiziksel yapısı gerçekleştirilerek oluşturulmuştur. Bu yüzden YSA'nın yapısını anlamak için öncelikle biyolojik sinir sistemi yapısını anlamak gerekmektedir. Merkezde sürekli olarak bilgileri toplayan, yorumlayıp uygun kararlar üreten beynin bulunduğu üç katmanlı yapı biyolojik sinir sistemini oluşturur. Biyolojik sinir sistemi elemanlarını en basit haliyle gösteren, Haykin (1999) tarafından kullanılan diyagram

Şekil 6.1’de gösterilmiştir [47]. Diyagramda gösterilen Sinir Ağı, biyolojik sinir sisteminin temelini oluşturan beyindir. Beyne dış ortamdaki bilgileri Alıcı Sinirler (Receptors) elektriksel sinyallerle iletir. Beyin içerisinde işlemde geçirilen elektriksel sinyaller de İletici Sinirler (Effectors) yardımıyla ilgili yerlere gönderilir.



Şekil 6.1 : Sinir Sistemi Blok Diyagramı

Biyolojik sinir sisteminin temeli durumundaki beynin temel yapı taşları ise nöron olarak adlandırılan sinir hücreleridir. Nöronlar sinir sistemindeki temel işlem birimleridir. Şekil 6.2’de şematik diyagramı gösterilen tipik bir sinir hücresi dentrit



Şekil 6.2 : Basit bir sinir hücresi

(Dendrite), hücre gövdesi (Soma), akson (Axon) ve sinaps (Synapse) olmak üzere dört temel bölümden oluşur.

Dentrit: Nöron gövdesi etrafında uzun çalılara benzer bir görünüme sahip olan dentritler, hücreye girdilerin alınmasından görevlidirler.

Hücre Gövdesi: Soma, *nucleus* adı verilen hücre çekirdeğini barındıran gövdedir. Hücrenin yaşamasını sağlayan işlevleri gerçekleştirir. Dentritlere getirilen elektriksel sinyaller çekirdek içerisinde işlendikten sonra akson üzerinden geçirilerek elektriksel çıktı oluşturulur. Çıktının oluşup oluşmayacağı, oluşacak ise elektriksel yoğunluğu hücreye gelen tüm girdilerin toplam değeri tarafından belirlenmektedir. Hücre gövdesine gelen girdilerin ağırlıklı toplamının akson üzerinden çıktı oluşturacak seviyesine “eşik değeri” adı verilmekte ve eşik değere gelmiş nöron için “ateşlendi (fired)” ifadesi kullanılmaktadır. Bu şekilde girdiler hücre gövdesinde değerlendirilerek çıktı oluşturulur.

Akson: Hücre çıktılarının gönderilmesinden sorumlu, hücre gövdesinin uzantısıdır. Her bir hücre gövdesinin tek bir uzantısı vardır. Ancak bu uzantıdan çıkan çok sayıda uzantı ve uçlarında sinapstikler vardır.

Sinaps: Sinir hücrelerindeki aksonların diğer sinir hücreleri ve/veya onların dentritlerine bağlanmasını sağlayan yapılardır. Bu bağlantı birimlerinin temel görevi aksondaki elektriksel iletiyi diğer hücelere aktarmaktır. Nöronlar arasında elektrokimyasal bağlantıyı sağlamaktadırlar. Sinapslar bağlandıkları dentrite bölgesel olarak elektrik kuvvetini pozitif veya negatif yönde etkileyerek nöronun diğerine ulaşmasını sağlarlar.

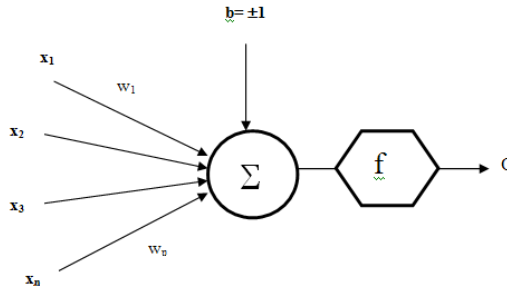
Sinir hücresi çalışması esnasında, diğer sinir hücrelerinden gelen elektriksel sinyalleri sinapslar aracılığıyla dentritlere iletilir. Sinapslar iletimle birlikte aynı zamanda sinyallerin güçlendirilmesi ya da zayıflatılması işleminden de sorumludurlar. Dentritlere ulaşan sinyaller, dentritler tarafından hücre gövdesine iletilir. Hücre gövdesi birbirlerini kuvvetlendirme ve zayıflatma etkilerine göre topladığı sinyalleri işler. Sonuçta sinyaller belirli bir eşik değerini aşmış ise aksona iletilir. Aksona sinyal iletildiğinde sinir aktif hale gelir, iletilmez ise pasif durumda kalır. Sinyal akson uçlarındaki sinapslar ile diğer nöronlara aktarılır. İnsan beyinde yaklaşık 10 milyar nöron ve 60 trilyon synaps bulunduğu tahmin edilmektedir. Beyin son derece kompleks, doğrusal olmayan ve paralel bir bilgisayardır. Beynin nöronları organize etme yeteneği böylece kesin hesaplamaları gerçekleştirmesi (örüntü tanıma, algılama gibi) bugünün gelişmiş sistemlerinden kat kat hızlıdır. Bu nedenle insan beyni; öğrenme, birleştirme, uyarılma ve genelleştirme yeteneği nedeniyle son derece karmaşık, doğrusal olmayan ve paralel dağılmış bir bilgi işleme sistemi olarak tanımlanabilir.

6.1.5.1 Yapay sinir hücreleri ve yapay sinir sistemi

Yapay Sinir Ağları, beyinden esinlenerek oluşturulmuş benzer yapılara sahiptirler. Beyin temel yapı taşları olan nöronlar yapay sinir hücreleri ile modellenmiş ve matematiksel sonuç çıkarılmıştır. Bu aşamada göz ardı edilmemesi gereken bir nokta; günümüz teknolojisi ile oluşturulan sistemler beyin yoğun bağlantılı, karışık yapısına yakınsamaktan çok uzak olduğudur. Yapay sinir hücreleri beyindekilerle kıyaslandığında hala çok ilkel kalmaktadırlar. Ancak yapay sinir hücreleri genel yapı

olarak tutarlıdır. Daha genel bir ifade ile; YSA'lar karışık, çok yönlü ve güçlü bir organizma olan beynin sadece en temel elemanlarını kopyalamaya çalışmaktadır.

Yapay sinir hücreleri en genel haliyle biyolojik nöronlarda yer alan temel birimler modellemeye çalışmaktadırlar. Yapay sinir ağı hücresinde temel olarak dış ortamdan ya da diğer sinir hücresinden alınan veriler yani girişler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıkışlar bulunmaktadır. Dış ortamdan alınan veri ağırlıklar aracılığıyla sinir hücresi çekirdeğine bağlanır ve bu ağırlıklar ilgili girişin etkisini belirler. Toplama fonksiyonu her bir girişi ağırlığı ile çarpar ve o an çekirdeğe bağlı tüm girişler için bu çarpımları toplar. Aktivasyon fonksiyonu işlem süresince net çıkışı hesaplar ve bu işlem aynı zamanda yapay sinir hücresi çıkışı verir. Genelde aktivasyon fonksiyonu doğrusal olmayan (nonlinear) bir fonksiyondur. Şekil 6.3 bir yapay sinir hücresinin elemanlarını göstermektedir. Şekilde görülen b bir sabittir, bias veya aktivasyon fonksiyonunun eşik değeri olarak adlandırılır.



Şekil 6.3 : Yapay Sinir Ağı hücresi

Yapay sinir hücrelerinin matematiksel modeli ise şu şekildedir:

$$O = f(W.X + b) \quad (6.1)$$

Eşitlik 6.1'de gösterilen denklem ile sinir ağı hücresinin çıkışı hesaplanır. Buradaki W ağırlıklar matrisi, X ise girdiler matrisidir. n giriş sayısı olmak üzere; ağırlık matrisi ve girdiler matrisi eşitlik 6.2 ve 6.3'te gösterildiği gibi ifade edilebilir.

$$W = w_1, w_2, w_3, \dots, w_n \quad (6.2)$$

$$X = x_1, x_2, x_3, \dots, x_n \quad (6.3)$$

(6.1) ile (6.2) ve (6.3) denklemlerini birleştirirsek;

$$net = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \quad (6.4)$$

Bu durumda ağ çıkışı 6.5 ve 6.6 eşitlikleri ile ifade edilebilir.

$$o = f(net) \quad (6.5)$$

$$o = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) \quad (6.6)$$

Şekil 6.3’de de görüldüğü gibi basit bir yapay sinir hücresi girdiler ($x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$), ağırlıklar ($w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$), birleştirme fonksiyonu ($\sum$), aktivasyon fonksiyonu (f) ve çıktı olmak üzere 5 bileşenden oluşur.

Girdiler: Diğer hücrelerden ya da dış ortamdan hücreye ulaşan bilgilerdir.

Ağırlıklar: Hücreye ulaşan her bir bilginin bir ağırlığı vardır. Bu ağırlıklar ilgili girişin hücre üzerindeki etkisini gösterir.

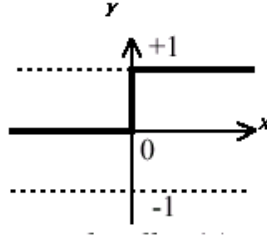
Birleştirme Fonksiyonu: Bir hücreye gelen bilgilerden net bilgiyi hesaplayan fonksiyondur. Genellikle net girdi, girişler ile ağırlıkların çarpımlarının toplamıdır. Birleştirme fonksiyonu, bu basit çarpımların toplamına ek olarak, minimum, maksimum, mod, çarpım ya da çeşitli normalleştirme işlemlerinden birisi olabilir. Girdileri birleştirecek olan bu algoritma genellikle seçilen ağ mimarisine göre değişir. En yaygın birleştirme fonksiyonu olarak kullanılan çarpımların toplamı işleminin matematiksel gösterimi eşitlik 6.4 ile gösterilmiştir.

Aktivasyon Fonksiyonu: Birleştirme fonksiyonu sonucunda elde edilen net veri aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek çıktı elde edilir. Transfer fonksiyonu olarak da adlandırılır. Genellikle doğrusal olmayan fonksiyonlar kullanılır. Aktivasyon fonksiyonları sabit parametrelili ya da uyarlanabilir parametrelili olarak seçilebilirler. Hangi aktivasyon fonksiyonunun kullanılacağı büyük ölçüde yapay sinir ağının verilerine ve öğretilmek istenen veri grubuna bağlıdır. Sigmoid ve Hiperbolik Tanjant fonksiyonları yaygın olarak kullanılan doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonlarıdır. Aktivasyon fonksiyonu yapay sinir hücresinin çıktı değerini belirli aralıklarda sınırlar. Yaygın olarak kullanılan çeşitli aktivasyon fonksiyonları şu şekildedir:

- Eşik ve Signum Aktivasyon Fonksiyonları

Eşik aktivasyon fonksiyonunda net değer sıfırdan küçükse sıfır, sıfırdan daha büyük bir değer ise net çıkışında +1 değeri verir. Eşik aktivasyon fonksiyonunun -1 ile +1 arasında değişeni ise signum aktivasyon fonksiyonu olarak adlandırılır. Signum

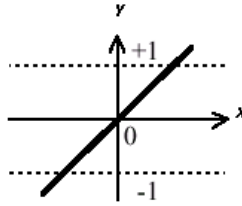
aktivasyon fonksiyonu, net giriş değeri sıfırdan büyükse +1, sıfırdan küçükse -1, sıfıra eşitse sıfır değerini verir. Şekil 6.4 eşik aktivasyon fonksiyonunu göstermektedir.



Şekil 6.4 : Eşik aktivasyon fonksiyonu

- Doğrusal Aktivasyon Fonksiyon

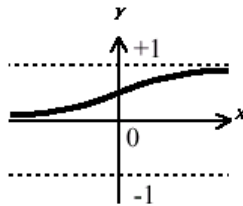
Doğrusal aktivasyon fonksiyonunun çıkışı girişine eşittir. $f(x) = x$ şeklinde ifade edilir. Şekil 6.5 doğrusal aktivasyon fonksiyonunu göstermektedir.



Şekil 6.5 : Doğrusal aktivasyon fonksiyonu

- Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu

Lojistik fonksiyon olarak da adlandırılmaktadır. Bu fonksiyonunun doğrusal olmamasından dolayı türevi alınabilmektedir böylece geri yayımlı ağlarda kullanmak mümkün olabilmektedir. Şekil 6.6 sigmoid fonksiyonunu göstermektedir.



Şekil 6.6 : Sigmoid aktivasyon fonksiyonu

Lojistik fonksiyonu,

$$f(x) = \text{lojistik}(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta x)} \quad (6.7)$$

şeklinde ifade edilir. Buradaki β eğim sabiti olup genelde bir olarak seçilmektedir.

- Hiperbolik Tanjant Aktivasyon Fonksiyonu

Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu da doğrusal olmayan türevi alınabilir bir fonksiyondur. +1 ile -1 arasında çıkış değerleri üreten bu fonksiyon lojistik fonksiyona benzemektedir. Denklemi aşağıda görüldüğü gibidir.

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (6.8)$$

Bu aktivasyon fonksiyonlarından başka fonksiyonlar da vardır. Yapay sinir ağında hangi aktivasyon fonksiyonunun kullanılacağı probleme bağlı olarak değişmektedir.

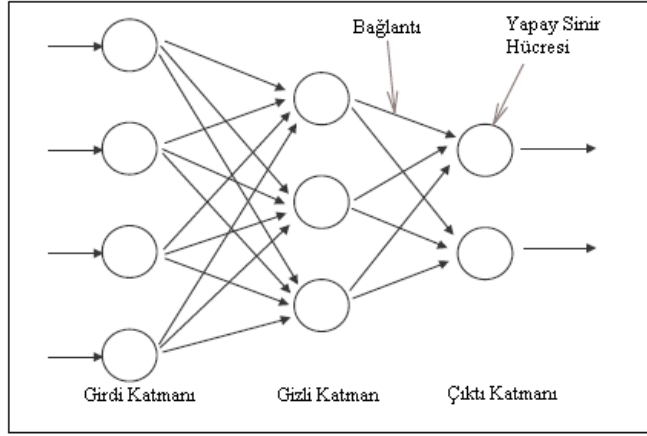
Çıktı: Aktivasyon fonksiyonundan geçtikten sonra elde edilen değer çıktı değeridir.

Yapay sinir hücreleri bir araya gelerek ağ yapısı oluştururlar. Yapay sinir hücrelerinin bağlantılar aracılığıyla bir araya gelmeleri ile yapay sinir ağları oluşmaktadır. Yapay sinir ağı hücrelerinin aynı doğrultuda bir araya gelmeleri ile katmanlar oluşur. Katmanların değişik şekillerde bir birleriyle bağlanmaları sonucunda değişik ağ mimarileri meydana gelir. YSA temel olarak üç katmandan oluşur. Bu katmanlar; Girdi, Ara ve Çıktı katmanlarıdır.

Girdi katmanında her bir eleman dış dünyadan bilgileri alarak ara katmanlara transfer ederler. Bazı ağlarda girdi katmanında herhangi bir bilgi işleme gerçekleşmez.

Ara katman, gizli katman olarak da adlandırılır. Girdi katmanından gelen bilgiler işlenerek çıktı katmanına iletilir. Bir ağ içerisinde birden fazla ara katman yer alabilir.

Çıktı katmanında ise ara katmandan alınan veriler işlenerek sonuçlar üretilir. Üretilen çıktı dış dünyaya iletilir. Şekil 6.7 basit bir yapay sinir ağı modelini göstermektedir.



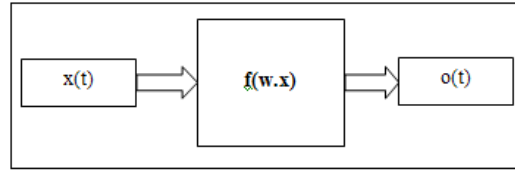
Şekil 6.7 : Yapay Sinir Ağı Modeli

6.1.6 YSA'ların sınıflandırılması

YSA'lar mimarisi ve öğrenme yöntemi yapısı farklılıklarına göre çeşitli gruplara ayrılır.

6.1.6.1 YSA'larının mimarisine göre sınıflandırılması

Mimarisine göre YSA'ları ileri beslemeli ve geri beslemeli olmak üzere iki gruba ayırabiliriz. İleri beslemeli yapay sinir ağlarında işlem adımları girişlerden çıkışlara doğrudur. Herhangi bir gecikme yaşanmaz. Çıkış değerleri öğreticiden alınan, istenen çıkış değeriyle karşılaştırılır, bir hata sinyali elde edilerek ağ ağırlıkları güncellenir. Şekil 6.8 ileri beslemeli YSA yapısını göstermektedir.

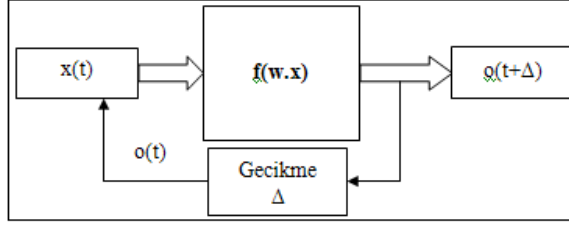


Şekil 6.8 : İleri Beslemeli Yapı

Geri beslemeli yapay sinir ağlarında ise tıpkı kontrol uygulamalarında olduğu gibi çıkışta elde edilen sinyal ile giriş kontrol edilir ve bir miktar gecikme söz konusudur. Geri beslemeli ağda, çıkışlar girişlere bağlanarak ileri doğru beslenir. Ağın t anındaki çıkışı $o(t)$ ise, $t + \Delta$ anındaki çıkışı ise $o(t + \Delta)$ 'dır. Buradaki Δ sabiti sembolik anlamda gecikme süresidir. İleri beslemeli yapay sinir ağları gösterimi kullanılarak $o(t + \Delta)$ şöyle yazılabilir.

$$o(t + \Delta) = f[W.o(t)] \quad (6.9)$$

bu formül aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir. Dikkat edilmesi gereken nokta başlangıç anında $x(t)$ 'ye ihtiyaç duyulmasıdır. Başlangıç anında $o(0) = x(0)$ 'dır. Şekil 6.9 geri beslemeli yapay sinir ağı modelini göstermektedir.



Şekil 6.9 : Geri beslemeli yapay sinir ağı yapısı

6.1.6.2 YSA'ların öğrenme algoritmalarına göre sınıflandırılması

Geniş bir araştırma geçmişine sahip YSA'lar için günümüze kadar pek çok öğrenme algoritması geliştirilmiştir. Bu öğrenme algoritmaları temel olarak üç grupta toplanmaktadır. Eğitici öğrenme, eğitici öğrenme ve takviyeli öğrenme algoritmaları.

Eğitici (*supervised*) öğrenmede, eğitim aşamasında her bir örnekleme için gerçek çıkış değerleri sisteme dışarıdan verilir. Arzu edilen çıkış ile sinir ağı çıkışı arasındaki fark hatayı gösterir ve bu hata değerlerine göre sinir ağı parametreleri ayarlanır. Bu öğrenme modelinde giriş ve çıkış örnekleri kümesi eğitim kümesi olarak adlandırılır.

Eğitici öğrenmede, eğitici öğrenmedeki gibi örneklere ait gerçek çıkış değerleri bilinmemektedir. Bu yüzden kesin bir hata bilgisini ağı davranışını değiştirmekte kullanmak mümkün değildir. Girişlerin verdiği cevaplar gözlemlenerek başarıya ulaşılmaya çalışılır.

Takviyeli öğrenmede ise, ağı davranışının uygun olup olmadığını belirten bir öz yetenek bilgisine ihtiyaç duyulur. Bu bilgiye göre ağırlıklar ayarlanır. Gerçek zamanda öğrenme yöntemi olup deneme-yanılma esasına göre sinir ağı eğitilmektedir.

Öğrenme algoritmalarında en popüler olanları Geri Yayılım Algoritması ve Levenberg-Marquardt algoritmasıdır.

Geri Yayılım Ağları, Radyal Tabanlı Fonksiyonlar, Hopfield, ve Kohonen gibi yöntemler geniş YSA çeşitleri yelpazesinde en çok bilinen ve kullanılan ağlar

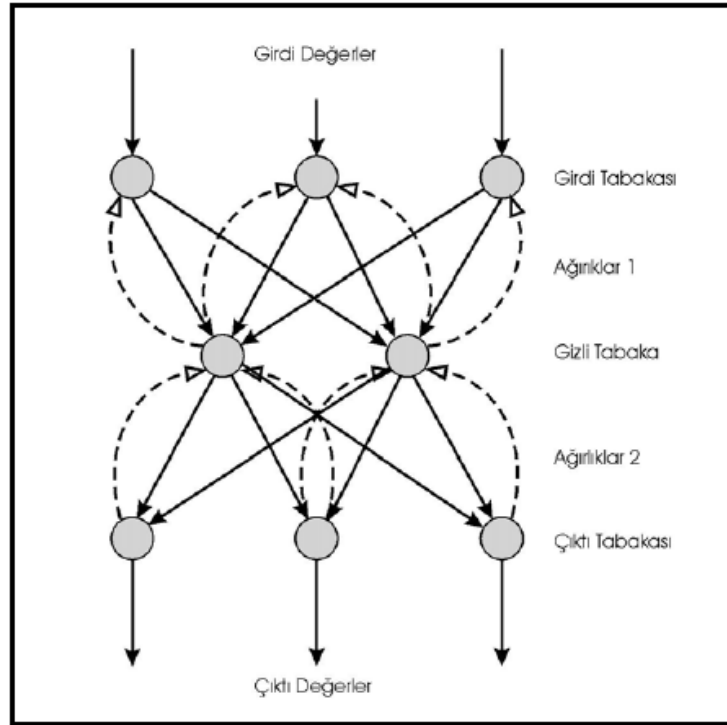
arasındadırlar. Bu ağlar öğrenme algoritması olarak yaygın şekilde ileri beslemeli ve geri yayılım algoritması ile eğitilmektedirler. Çalışmamızda, Geri Yayılım Ağları (GYA) kullanılmaktadır.

6.2 Geri Yayılım Yapay Sinir Ağı

Karmaşık verilerin sınıflandırılmasında kullanılan etkin YSA modellerinden birisi olan Geri Yayılım Ağları; 1970’li yıllarda geliştirilmeye başlanmıştır. Birbirlerinde bağımsız olarak birkaç araştırmacı bu mimarinin gelişmesine katkı sağlamıştır. Temel yapı Rumelhart ve arkadaşları [50] tarafından oluşturulmuştur. GYA günümüzde yaygın olarak kullanılan uygulaması kolay ve etkin sonuçlar veren bir YSA modelidir. Çok farklı uygulama alanlarında kullanılmakta ve doğrusal olmayan problemlerde etkili sonuçlar üretmektedir.

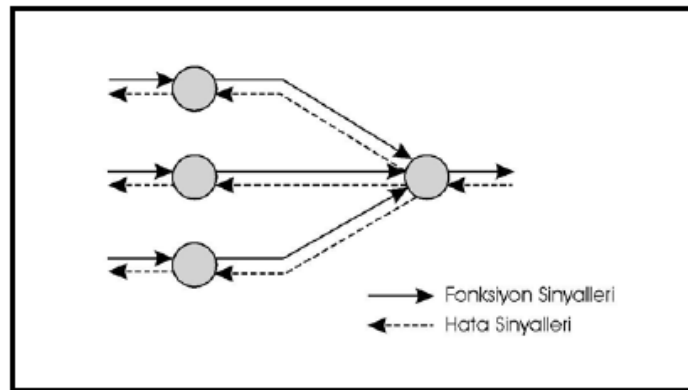
GYA, yayınma ve uyum gösterme (Propagate - Adapt) olmak üzere iki aşamalı bir işlem adımıdır. Katmanlar arasında tam bir bağlantının bulunduğu çok katmanlı, ileri beslemeli ve eğitici olarak eğitilen ve çoğunlukla Geri Yayılım öğrenme kuralının kullanıldığı bir YSA modelidir. GYA ile ileri beslemeli ağda bulunan hata miktarı gizli katmanda bulunan sinir hücrelerine aktararak eğitim başarısının artırılması hedeflenir. Hataları geriye doğru çıkıştan girişe azaltmaya çalışmasından dolayı geri yayılım ismini almıştır. Geri yayımlı öğrenme kuralı ağ çıkışındaki mevcut hata düzeyine göre her bir tabakadaki ağırlıkları yeniden hesaplamak için kullanılmaktadır. Bir geri yayımlı ağ modelinde giriş, gizli ve çıktı olmak üzere 3 katman bulunmakla birlikte, problemin özelliklerine göre gizli katman sayısını artırabilmek mümkündür.

GYA’larının genel yapısı Şekil 6.10’da gösterilmektedir. Şekilde girdi, ara ve çıktı katmanları olmak üzere üç katmandan oluşan bir geri yayılma ağ yapısı örneklenmektedir. Katmanlar içerisinde yer alan her bir daire yapay sinir hücrelerini göstermektedir. Girdi katmanında 3, ara katmanda 2 ve çıktı katmanında 3 yapay sinir hücresi bulunmaktadır. Girdiden ara katmana iletilen sinyaller “Ağırlıklar 1” ağırlıkları ile, ara katmandan çıktı katmanına ise “Ağırlıklar 2” ağırlıkları ile iletim gerçekleşmektedir [47].



Şekil 6.10 : Geri Yayılım Ağları genel yapısı

Ağ üzerinde kalın oklar hatırlama aşamasında kullanılır. Eğitim aşamasında ise hem kalın hem de çizgili oklar kullanılır. Hatırlama aşamasında geri yayılım kullanılmaz. Parker (1987) tarafından da belirtildiği gibi, ağı eğitim sürecinde iki çeşit sinyal tanımlamak mümkündür: hata sinyalleri ve fonksiyon sinyalleri. Şekil 6.11 'da ağı küçük bir bölümünde bu sinyaller gösterilmiştir [47].



Şekil 6.11 : Geri Yayılım Ağları eğitim süreci sinyal yapısı

Fonksiyon sinyali, ağı girdi katmanından girip ara ve sonra çıktı katmanına ulaşan ileri doğru hareket eden sinyaldir. Bu sinyal ile ağı çıktısı için gerekli fonksiyonlar uygulanır. Hata sinyali ise, fonksiyon sinyalinin aksine çıktı katmanından ara

katmana ve oradan da girdi katmanına ulaşır. Amaç hata miktarını azaltarak girdi katmanına ulaşmaktır.

GYA’larda kullanılan Geri Yayılım Algoritması uygulamada en çok kullanılan öğrenme algoritmasıdır. Bu algoritmada hata, ağırlıkların bir fonksiyonu olarak görülür ve hataların kareleri ortalaması dereceli azaltma (*gradient descent*) yaklaşımı kullanılarak minimize edilmeye çalışılır. Eğitim için hazırlanan örnekler ağa verilir, her bir örnek için ağ çıkış değeri ile gerçek çıkış değeri karşılaştırılır. Hata, bu iki değer arasındaki farktır. Hata değeri ağa geri besleme olarak tekrar verilir. Geri Yayılım Algoritması çalışmasını gösteren akış şeması Şekil 6.12’de gösterilmiştir.

Geri Yayılım öğrenme algoritmasında iki parametre önem kazanmaktadır. Bu parametreler *öğrenme katsayısı* (η) ve *momentum* (α) ‘dur. Bu yöntemde i ve j işlem birimleri arasındaki bağlantı ağırlıkları değişimi ($\Delta w_{ij}(t)$) eşitlik 6.10 ile hesaplanır.

$$\Delta w_{ij}(t) = \eta \cdot \delta_j \cdot x_i + \alpha \Delta w_{ij}(t-1) \quad (6.10)$$

Öğrenme katsayısı (η) bir sonraki adımda ağırlıkların hangi oranla değiştirileceğini göstermektedir. Yaygın olarak 0.01 ile 0,9 arasında değişen değerler kullanılmaktadır. Küçük değerler ağın sonlanmasını yavaşlatmakta ancak dip noktalara ulaşmasını sağlamaktadır. Yüksek değerlerde ise sonuca daha hızlı ulaşmakla beraber hesaplamada büyük salınımlar meydana gelmektedir.

Momentum (α) parametresi ağdaki salınımları engellemeyi ve hata yüzeyindeki bölgesel minimum noktalardan kaçarak, daha dip noktalara ulaşılmasını sağlamak için kullanılır. Büyük ölçüde deneyim ve deneme ile uygun değere ulaşılır.

δ_j : Ara ve çıktı katmanındaki herhangi bir yapay sinir hücresine ait hata faktörü değeridir.

$$\delta_j = \frac{\partial f}{\partial net_j} (y_j^{(t)} - y_j) \quad (6.11)$$

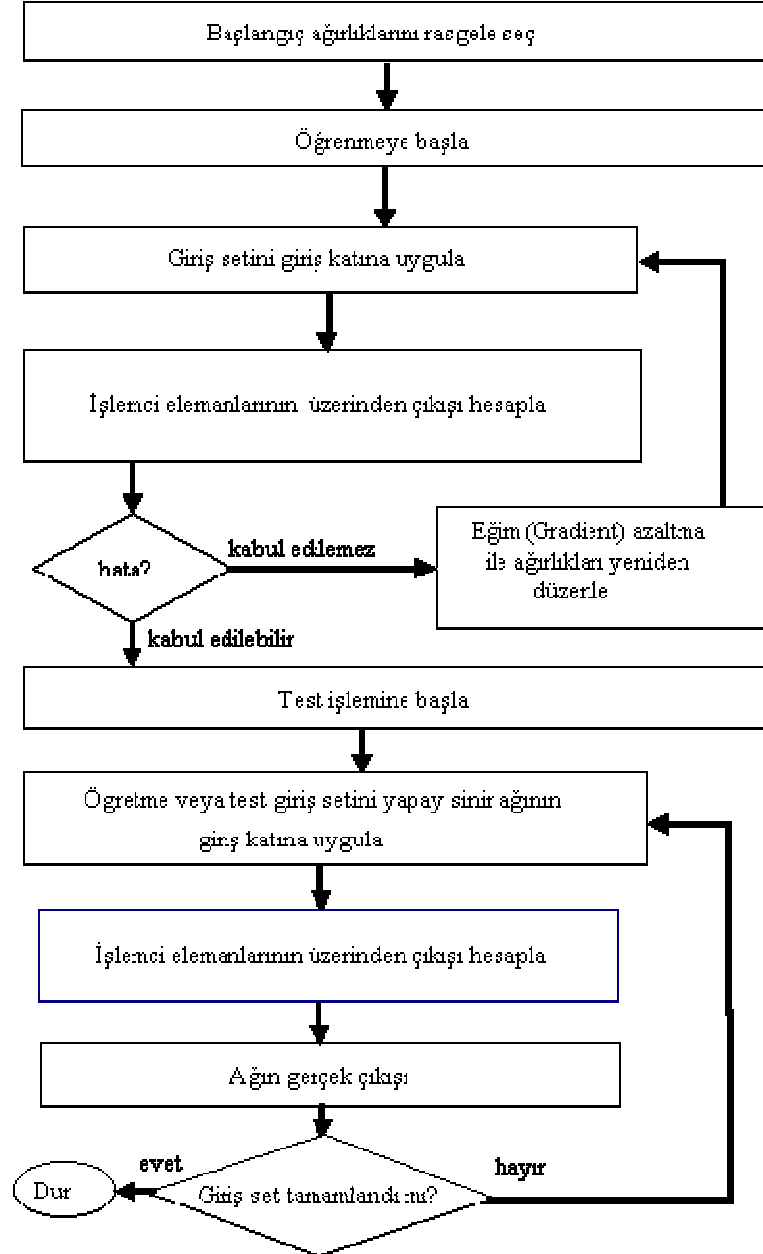
Eşitlik 6.11 de yer alan $y_j^{(t)}$ değeri j . yapay sinir hücresine ait gerçek çıkıştır. net_j ifadesi eşitlik 6.11a ‘de gösterilmektedir.

$$net_j = \sum x_j w_{ji} \quad (6.11a)$$

Ara katmanlarda gerçek çıkış değeri olmadığı için hata faktörü eşitlik (6.12) ile gösterilmiştir.

$$\delta_j = \frac{\partial f}{\partial net_j} \sum w_{ij} \delta_i \quad (6.12)$$

Çıkış katından itibaren hesaplanmaya başlayan hata faktörü bütün katmanlardaki yapay sinir hücrelerinde hesaplanır. Ardından eşitlik 6.11 kullanılarak bütün bağlantılar için ağırlıklar güncelleştirilir.



Şekil 6.12 : Geri Yayılm Algoritması Akış Şeması

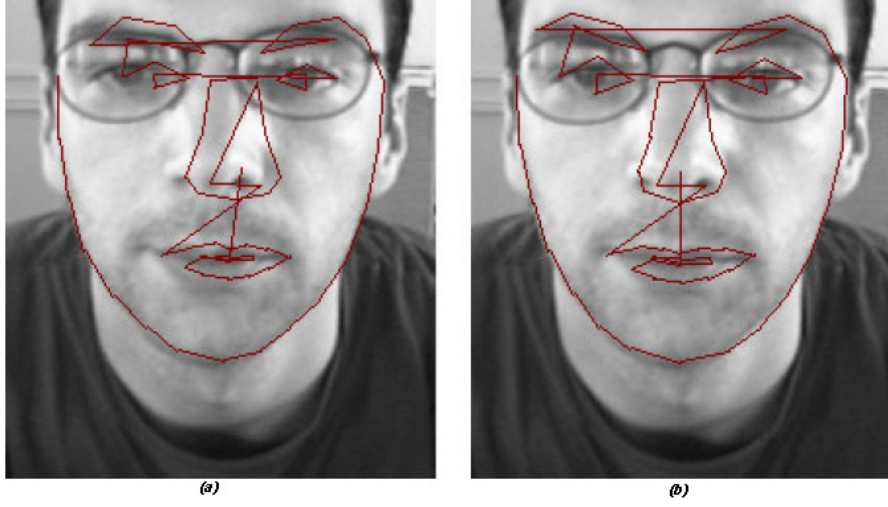
7. DENEYSEL SONUÇLAR

Bu çalışmada, sözsüz iletişimin en etkili yöntemi olan yüz ifadelerini analiz edecek sistem gerçekleştirilmiştir. Tasarlanan sistem, önden alınmış, imge dizileri üzerinde çalışmaktadır. Giriş imge dizilerinin doğal durumdan başlayarak ifadeli duruma geçeceği kabul edilmiş, aynı anda tek bir ifade değeri çıktı olarak elde edilmiştir. Çalışmada, yüzdeki özniteliklerin çıkarımı için Millborrow ve Nicolls [38] tarafından önerilen Yığılmış Aktif Şekil Model kullanılmıştır. YAŞM ile elde edilen yüz öznitelikleri Lucas-Kanade Optik Akış ve Ortalama Kaydırma Tabanlı Obje Takibi yöntemleri kullanılarak imge dizileri boyunca takip edilmiştir [39,40]. Özniteliklerden elde edilen öznitelik vektörleri Geri yayılım yapay sinir ağları ile sınıflandırılmış ve 6 temel yüz ifadesi işlem çıktısı olarak elde edilmiştir. Çalışma Cohn-Kanade ve MMI veritabanları kullanılarak eğitilmiş ve test edilmiştir. Kullanılan veri tabanı özellikleri bölüm 2.1.1’de anlatılmıştır. Gerçekleştirilen her bir adımda gözlemlenen sonuçlar ve performanslar bu bölümde incelenmektedir.

7.1 Yüz Öznitelik Çıkarımı ve Takibi

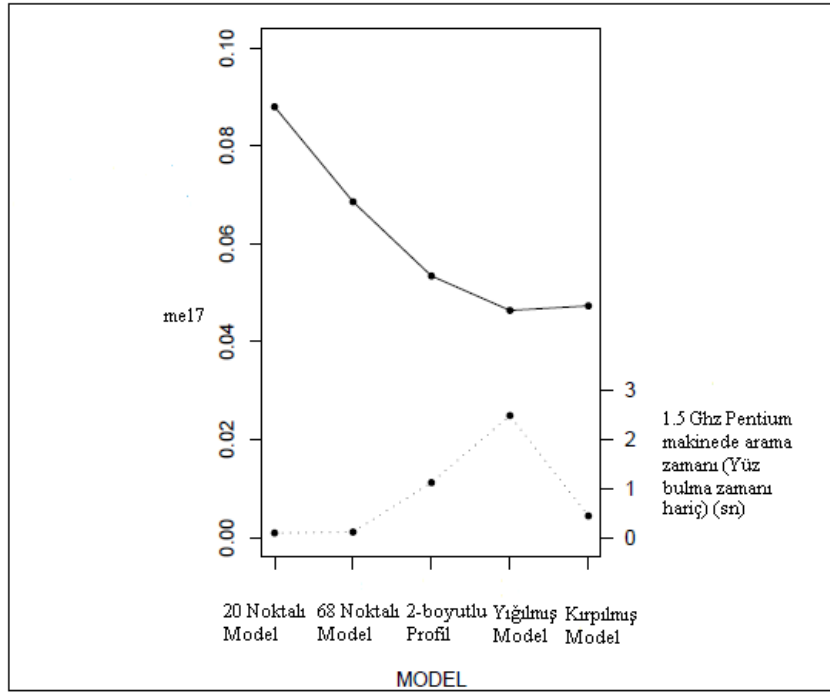
7.1.1 Yüz öznitelikleri çıkarımı

Yüz öznitelik çıkarımı adımı ASM yönteminin geliştirilmiş hali olan Yığılmış Aktif Şekil Model kullanılmıştır. YAŞM yönteminde; AŞM yöntemi bir dizi yaklaşım eklenerek yüz öznitelikleri tespit edece şekilde özelleştirilmiştir. Şekil 7.1 aynı imgeye ait AŞM ve YAŞM sonuçlarını göstermektedir [38].



Şekil 7.1 : (a) Klasik ASM yöntemi ile elde edilen model. (b) STASM yöntemi ile elde edilen model

AŞM yöntemi ile elde edilen modelde Şekil 7.1’de görüldüğü gibi burun çevresi ve gözde tam olarak yerleşmeyen model, YAŞM ile daha iyi yerleşmektedir. YAŞM yönteminde AR yüz veritabanı, BioId yüz veritabanı ve Surrey Üniversitesi XM2VTS veritabanı kullanılarak eğitim ve test işlemleri gerçekleştirilmiştir [51-53]. YAŞM yönteminde uygulanan eklemeler adım adım incelendiğinde her bir adımın başarısı Şekil 7.2’de görülmektedir [38].

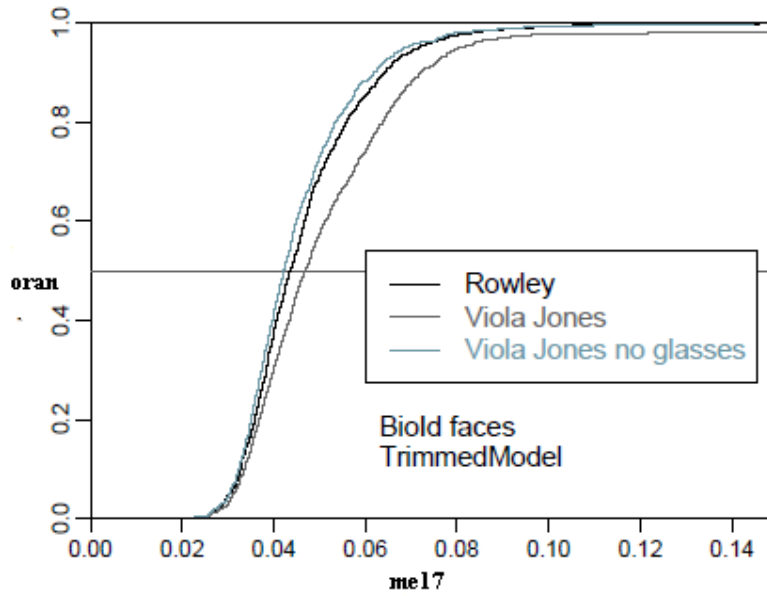


Şekil 7.2 : YAŞM her bir yaklaşımın performans değerleri

Şekil 7.2’de gösterilen performans grafiği BioId yüz veritabanı içerisinde rastgele seçilen 200 imge ile yapılan çalışma sonucunu göstermektedir. Ölçüm kıstası olarak Millborrow ve Nicolls [38] tarafından *me17* kullanılmıştır. Bu ölçüm yönteminde, *me17* değeri önerilen şekil üzerindeki 17 nokta ile bu noktalara karşı gelen model noktaları arasındaki öklit mesafesinin ortalamasının göz bebekleri arasındaki mesafeye bölünmesidir. Birden fazla imge olması durumunda imgelerin *me17* değerlerinin ortalaması alınır. Ölçümde seçilen imgeler gözlük, sakal, bıyık, yüz ifadesi gibi özellik barındırmayan doğal yüzlerden oluşmaktadır. İncelenen 5 model 1’den başlayarak birbirlerine eklenerek ilerlemektedir. Her bir model bir önce uygulanan yöntemi içermekte ve ayrıca başka yeni özellikler eklenmektedir. Her bir modele eklenen özellikleri şu şekilde sıralayabiliriz. 1 numara ile gösterilen *20 noktalı model* 1 boyutlu profilin kullanıldığı, 20 nirengi noktalı modelden oluşan klasik AŞM yöntemidir. XM2VTS veri tabanı ile eğitilmiş, testte de BioId veri tabanındaki 20 nokta ile karşılaştırılmıştır. 2 numaradaki *68 noktalı model* nokta sayısı 68’e çıkarılmış AŞM yöntemidir. XM2VTS veritabanı kullanılmıştır. Grafikteki *me17* hesabında 68 nokta içerisinde BioID veritabanı ile eşleşen 17 tanesi hesaplama katılmıştır. 3 numarada yer alan *2-Boyutlu Profil* yönteminde tanımlanan nirengi noktalarında 2 boyutlu profil kullanılmıştır. Profiller 13x13 boyutundaki nirengi noktalarını çevreleyen çerçevelerden oluşmaktadır. Ayrıca 2-Boyutlu Profil yönteminde başlangıç şekli yüz karesi ile birlikte gözlerinde belirlendiği Rowley algoritması kullanılarak tespit edilmiştir. Model oluşturulması aşamasında nirengi noktaları etrafına gürültü eklenmiştir. 4 numarada yer alan *Yığılmış Model* ile nokta sayısı göz çevrelerine 16 daha eklenerek 86’ya çıkarılmıştır. Bu adımda ASM yöntemi ardı arda iki kere uygulanmış, ilkinde elde edilen şekil ikincide başlangıç şekli olarak kullanılmıştır. İlk adımda 1-boyutlu profil ile ASM gerçekleştirilmiş, ikinci adımda 2-boyutlu profil kullanılmıştır. 5 numarada yer alan *Kırpılmış Model* ile 3 adım ötedeki pikseller kovaryans matrisinde sıfırlanarak yok göz ardı edilmiştir. Grafikten görüleceği üzere nirengi sayısı arttıkça işlem süresi artarken hata miktarı azalmıştır. 1 numaradan 2 numaraya geçerken eklenen ekstra nirengi noktaları başarıyı önemli ölçüde arttırmıştır. 2 numaradan 3 numaraya geçerken eklenen 2 boyutlu profil, Rowley yüz tanıma algoritması ve diğer özellikler başarı oranını önemli ölçüde artırırken işlem zamanını da önemli miktarda arttırmıştır. 4 numarada eklenen iki kat AŞM hatayı azaltırken işlem süresini önemli

ölçüde arttırır. 5 numarada uygulanan kovaryans matrislerindeki kırpma başarıyı çok az etkilerken işlem süresi büyük ölçüde azaltmıştır.

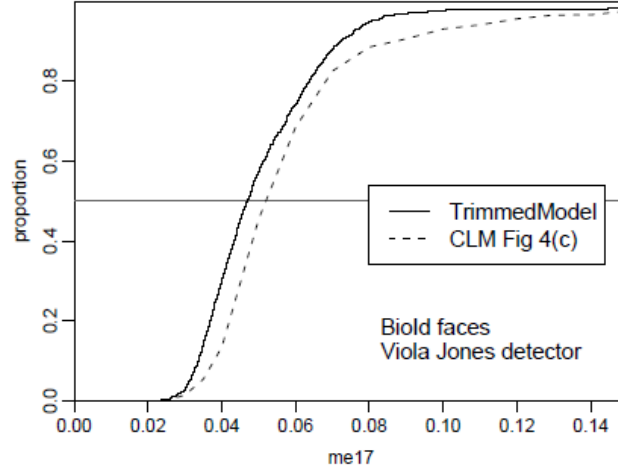
YAŞM yöntemi ile öznitelik çıkarımı aşamasında ASM'ye gönderilecek imge içerisindeki yüz Rowley ve Viola-Jones yüz tanıma algoritmalarından biri kullanılarak bulunmaktadır. Rowley algoritmasında yüz çerçevesi ile birlikte gözler de bulunmaktadır. BioId veritabanındaki resimler kullanılarak Rowley ve Viola-Jones algoritmalarının nirengi noktası tespitindeki performansları karşılaştırıldığında Rowley daha başarılı sonuçlar vermektedir. Şekil 7.3 karşılaştırma grafiğini göstermektedir. Ancak Rowley algoritması gözlük, sakal, bıyık, ifade gibi özellikleri olmayan temiz yüzlerde başarılıdır. Bu açıdan karşılaştırmada adaletsiz bir avantajı vardır. Ayrıca Rowley algoritması Viola-Jones'a oranla daha yavaş çalışmaktadır. Örneğin AR veritabanında, 1.5 GHz Pentium hızında bir bilgisayar ile Viola-Jones algoritmasının ortalama çalışma süresi 120ms iken Rowley algoritmasının çalışma süresi 3600ms'dir [38].



Şekil 7.3 : Rowley ve Viola-Jones algoritmaları karşılaştırma

Milborrow ve Nicolls (2008), YAŞM yöntemini yüz öznitelik çıkarımı yöntemini aynı veri tabanı ve aynı başarı ölçüm kriterini kullanması açısından Kısıtlı Yerel Model (CLM - Constrained Local Model) ile kıyaslamışlardır. CLM, AAM'in geliştirilmiş halidir. AAM'de kullanılan doku yapısı, yüzün tamamı yerine yüz temel öznitelikleri çevresine indirgenerek yerel doku bilgisi dikkate alınmıştır. AAM'den daha doğru ve sağlam sonuçlar vermektedir. CLM yöntemi ile STASM

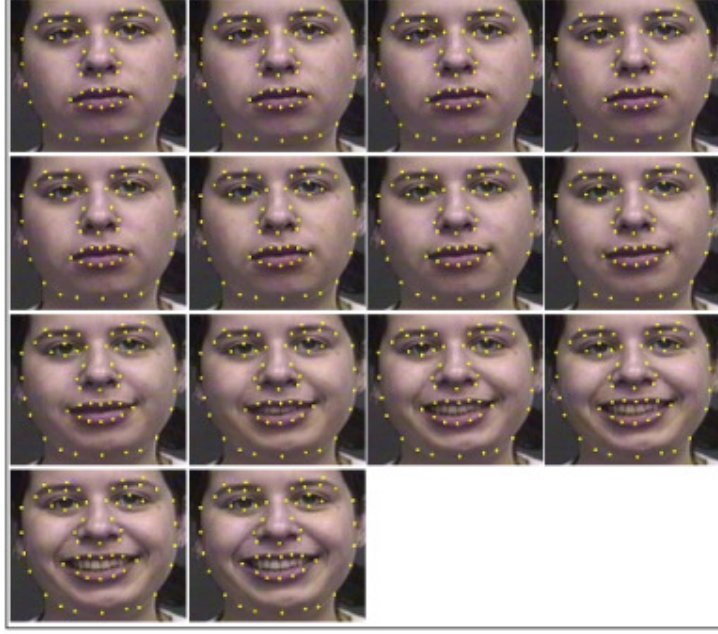
karşılaştırılması Şekil 7.4'deki grafikte yer almaktadır. Şekilden de görüleceği gibi YAŞM daha başarılı sonuçlar vermektedir. Ancak YAŞM, CLM 'e göre daha yavaş çalışmaktadır. CLM ile 410ms'de model bulunabilirken, YAŞM ile 440ms'de bulunmaktadır [38].



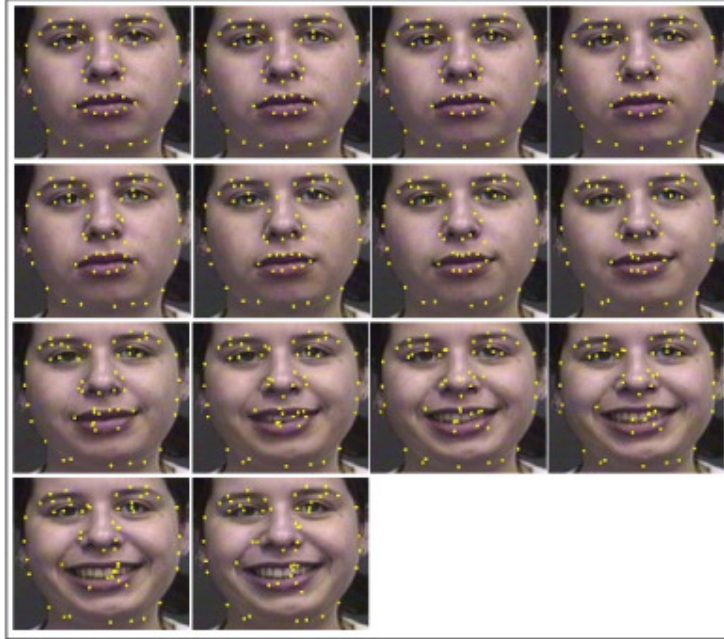
Şekil 7.4 : STASM ve CLM yöntemleri karşılaştırılması

7.1.2 Yüz öznitelikleri takibi

STASM ile elde edilen yüz özniteliklerini imge dizileri boyunca tespit edebilmek için takip algoritmaları kullanılmıştır. Model yerleştirme yöntemi ile tüm imgelerde öznitelik aranmamış, daha hızlı sonuç verebilecek takip algoritmaları tercih edilmiştir. Takip algoritması olarak Lucas-Kanade Optik Akış ve Ortalama Kaydırma Tabanlı Obje Takibi kullanılmıştır. Her iki algoritmada da tüm nirengi noktaları 53x53 akış penceresi kullanılarak takip edilmiştir. Parlaklık değişimine göre çalışan Lucas-Kanade Optik Akış, renk dağılımını kullanan Ortalama Kaydırma Tabanlı Obje Takibi algoritmasından daha iyi sonuç vermektedir. Ayrıca Ortalama Kayma ile Takip Algoritması, Lucas-Kanade Optik Akış algoritmasına göre 4 kat yavaş çalışmaktadır. Şekil 7.5 Lucas-Kanade Optik Akış Algoritması, Şekil 7.6 ise Ortalama Kaydırma Tabanlı Obje Takibi ile takip edilen mutluluk ifadesine ait imge dizisini göstermektedir.



Şekil 7.5 : Mutluluk ifadesinde Lucas-Kanade Optik Akış kullanılarak takip edilen imge dizisi

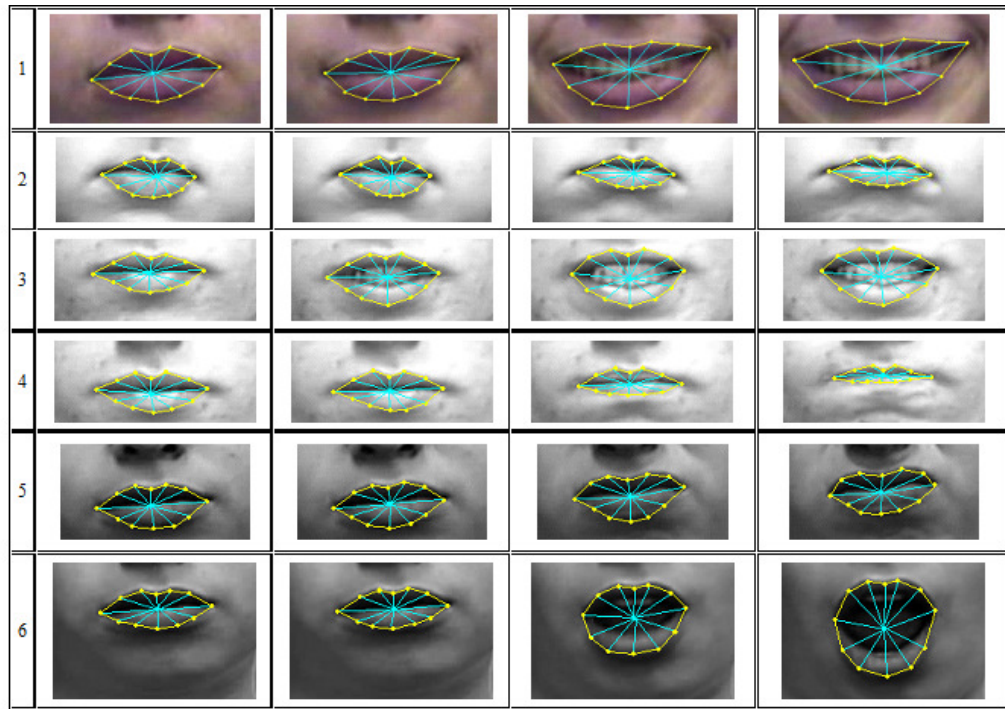


Şekil 7.6 : Mutluluk ifadesinde Ortalama Kaydırma Tabanlı Obje Takibi kullanılarak takip edilen imge dizisi

7.2 Öznitelik Vektörü Oluşturma

Takip algoritmaları ile elde edilen her bir nirengi noktasına ait hareket vektörleri ağırlık merkezi ve standart sapma yaklaşımı kullanılarak sadeleştirilmiş ve

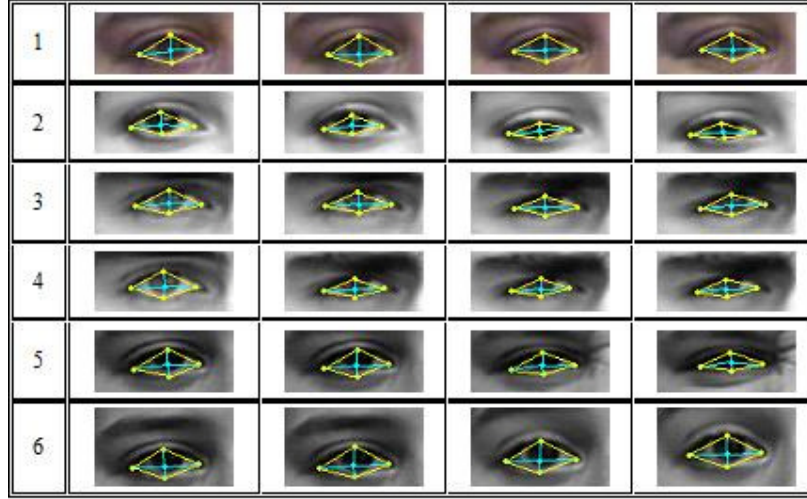
sınıflandırma katmanına aktarılacak hale getirilmiştir. Ağız, gözler, kaşlar, çehre ve burundan oluşan 7 kapalı alan temel yüz bileşeni kabul edilmiş, imge dizisindeki her bir imge üzerinde bu kapalı alanlara ait ağırlık merkezi x-y koordinatları ve her çevrim için çevrimdeki her bir noktaların ağırlık merkezi koordinatlarına göre standart sapma değerleri hesaplanmıştır. İmge dizisinde her bir çevrim için maksimum ağırlık merkezi değişimi ve standart sapma değişimi incelenmiştir. Ayrıca kaşlar, kaş-göz ve ağız burun arası mesafe değişimleri analiz edilmiş ve öznitelik vektörüne eklenmiştir. Yapılan incelemelerde temel yüz bileşenlerinin farklı ifadelerde değişik şekil ve pozisyon aldıkları gözlemlenmiştir. Şekil 7.7 ağız bölgesini çevreleyen nirengi noktalarının standart sapma değişimlerini 6 temel ifadeye gösterilmektedir. Her bir ifade için imge dizileri içerisinde değişimi gösterecek şekilde aralıklarla 4 imge gösterilmiştir. Şekilde; 1: mutluluk, 2: üzüntü, 3: korku, 4: kızgınlık, 5: tiksime, 6: şaşırma ifadesini göstermektedir.



Şekil 7.7 : Ağız bölgesinin imge dizisi boyunca standart sapma değişimi

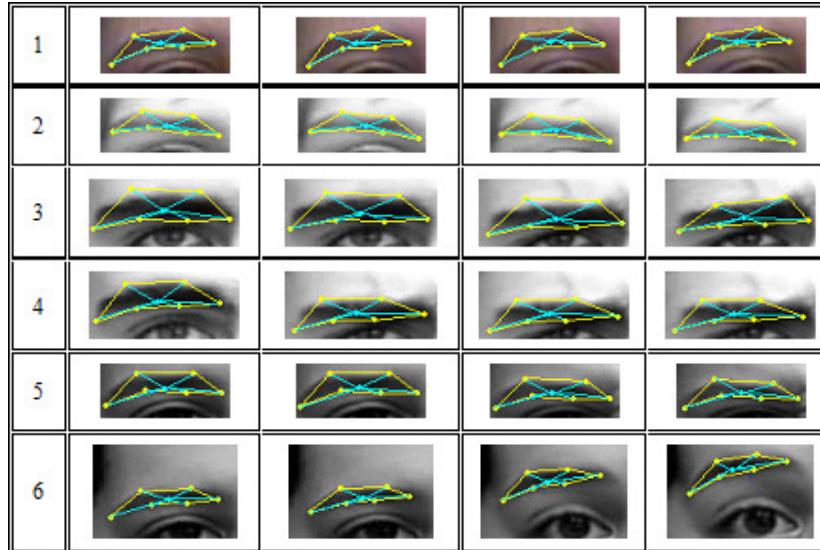
Ağız ifade değişimi esnasında hem şekil değişimi hem de konum değişimi olarak en etkili bileşendir. Şekil 7.8 gözü çevreleyen 4 noktanın ağırlık merkezlerine göre standart sapmalarının değişimini göstermektedir. Şekilde; 1: mutluluk, 2: üzüntü, 3: korku, 4: kızgınlık, 5: tiksime, 6: şaşırma ifadesini göstermektedir. Oluşturulan öznitelik vektöründe her iki gözden alınan veri yer almaktadır. Böylelikle bilgi

güvenilirliği ve bazı ifadelerde iki gözde oluşabilecek farklı değişimin gözlemlenmesi amaçlanmıştır.



Şekil 7.8 : Göz bölgesinin imge dizisi boyunca standart sapma değişimi

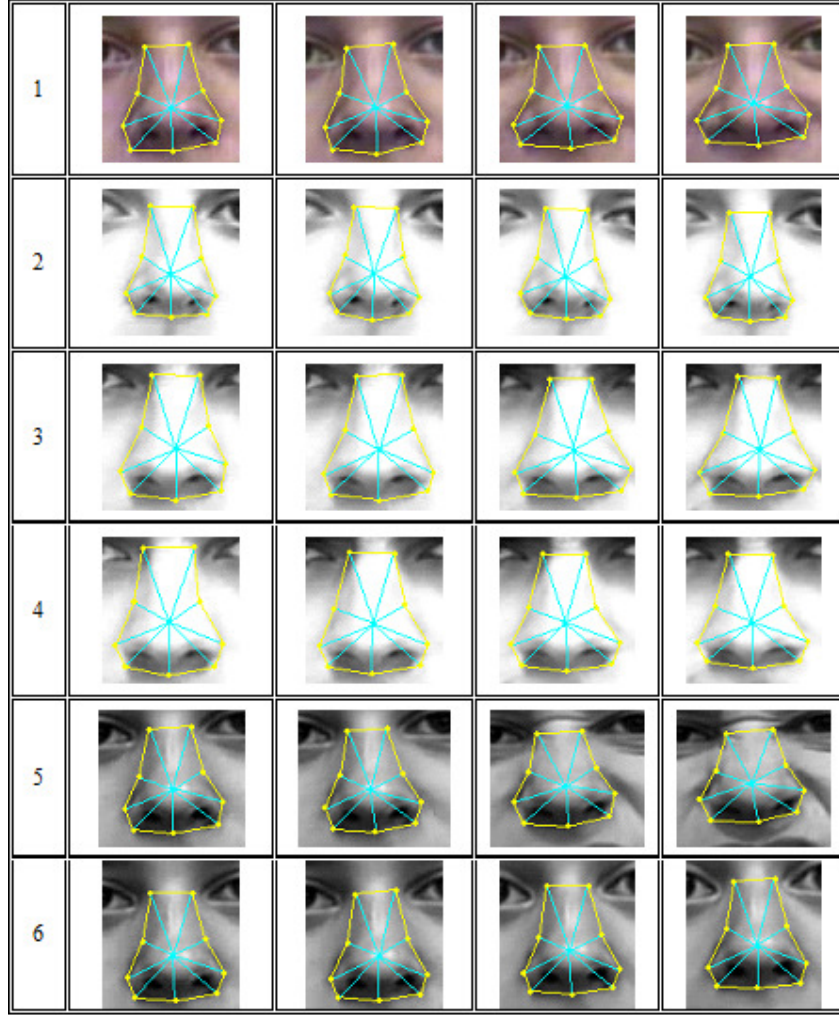
Şekil 7.9 kaşın 6 ifade boyunca standart sapma değişimini göstermektedir. Şekilde; 1: mutluluk, 2: üzüntü, 3: korku, 4: kızgınlık, 5: tiksınme, 6: şaşırma ifadesini göstermektedir. Şekil olarak çok büyük değişiklik göstermeyen kaşlar, konumlarındaki değişiklik ile ifade değişiminde önemli rol oynar. Öznitelik vektöründe her iki kaş bilgisi de yer almaktadır.



Şekil 7.9 : Kaş bölgesinin imge dizisi boyunca standart sapma değişimi

Şekil 7.10 burunun 6 temel ifadeye standart sapma değişimini göstermektedir. Şekilde; 1: mutluluk, 2: üzüntü, 3: korku, 4: kızgınlık, 5: tiksınme, 6: şaşırma

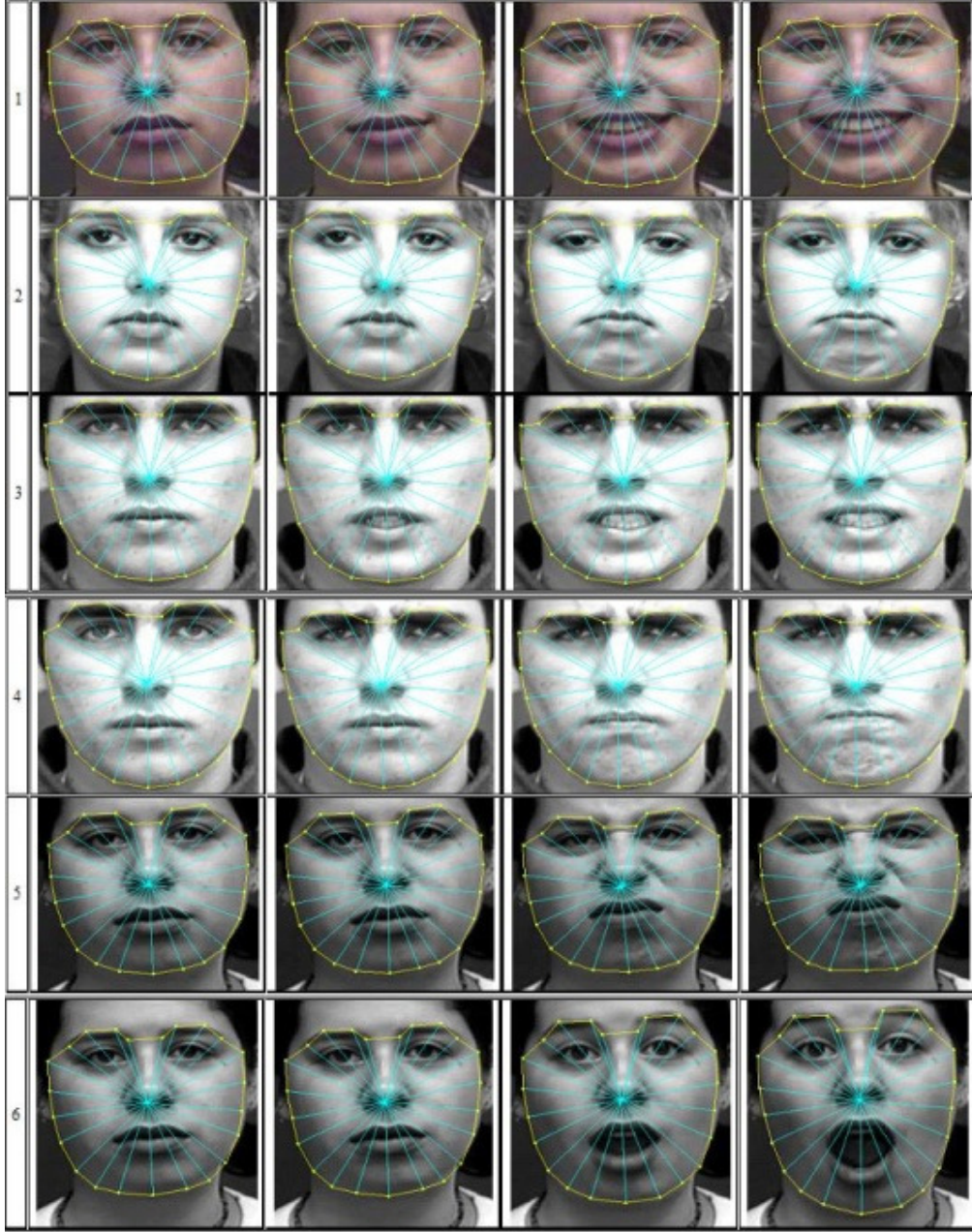
ifadesini göstermektedir. Gülme, korku ve tiksirmede belirgin değişiklikler gösteren burun, üzüntü, şaşırma ve kızgınlık ifadelerinde daha hareketsiz kalmaktadır.



Şekil 7.10 : Burun bölgesinin imge dizisi boyunca standart sapma değişimi

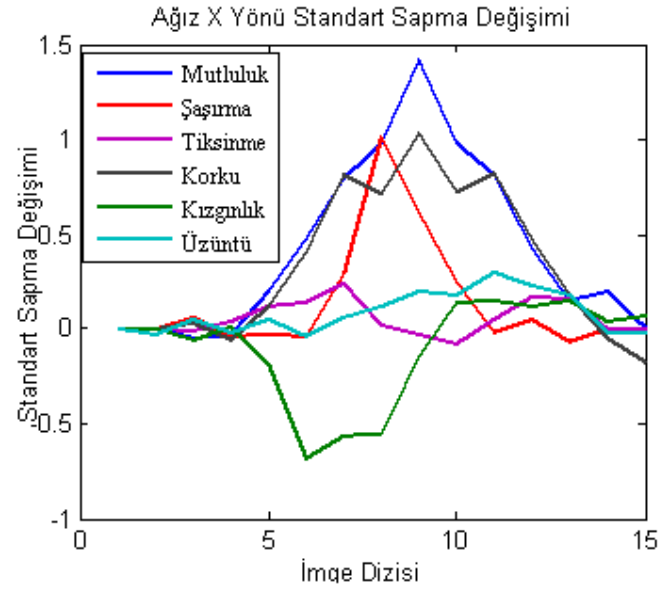
Şekil 7.116 temel yüz ifadesinde çehrenin değişimini göstermektedir. Kaş üst bölgelerinden başlayarak çeneyi çevreleyen bölgede meydana esneme ve sıkışmalar da ifade değişiminde etken bir role sahiptir. Şekilde; 1: mutluluk, 2: üzüntü, 3: korku, 4: kızgınlık, 5: tiksirme, 6: şaşırma ifadesini göstermektedir.

Şekil 7.7'den Şekil 7.11'e kadar olan şekillerde gösterilen her bir bileşen farklı ifadelerde farklı roller üstlenmektedir. Ayrıca bir ifadenin oluşumunda bu bileşenler bileşimler halinde değişiklik göstermektedir.

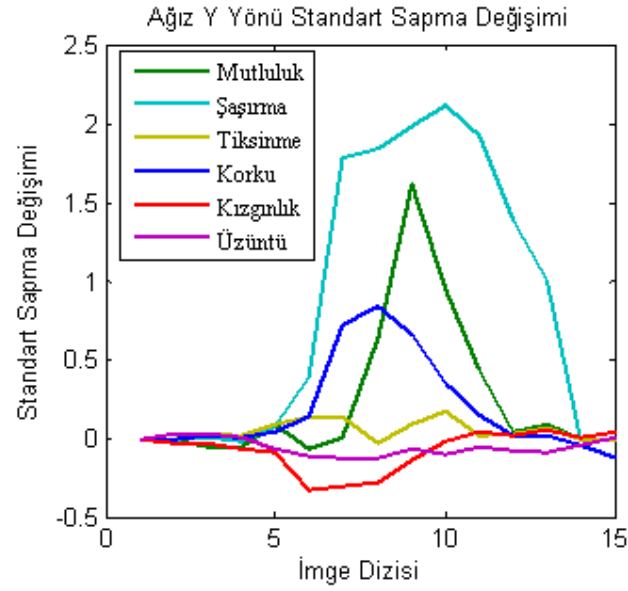


Şekil 7.11 : Çehre bölgesinin imge dizisi boyunca standart sapma değişimi

Yüz temel bileşenlerinin standart sapma değişimlerini bir de grafik üzerinde incelersek, Şekil 7.12 ağız, Şekil 7.14 burun ve Şekil 7.13 çehre bölgelerinin X ve Y doğrultularındaki standart sapma değişimlerini göstermektedir. Ayrıca Şekil 7.15 ağız ile burun, Şekil 7.16 kaş ile göz ve Şekil 7.17 iki kaş arasındaki mesafelerin her bir ifadedeki değişimlerini göstermektedir.



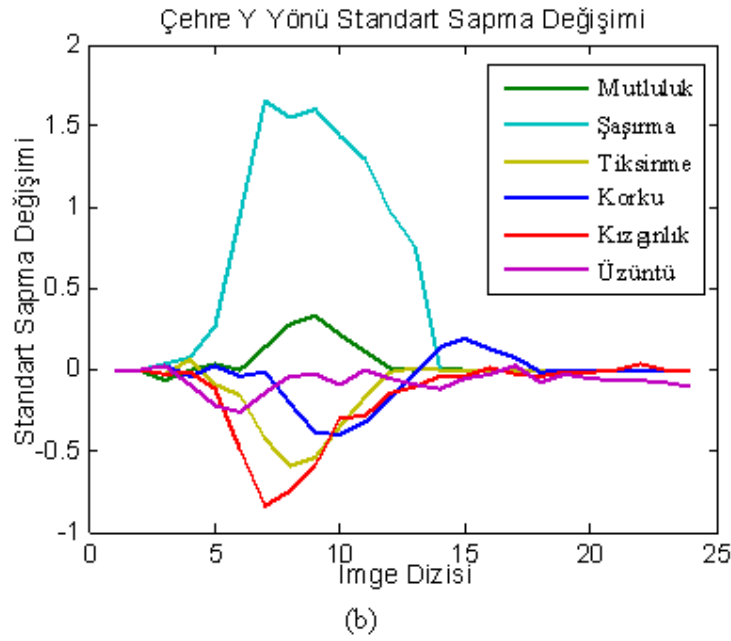
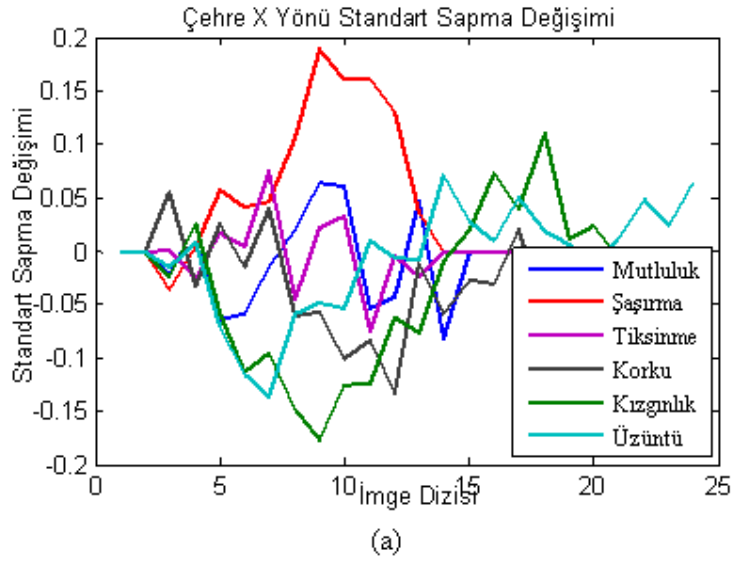
(a)



(b)

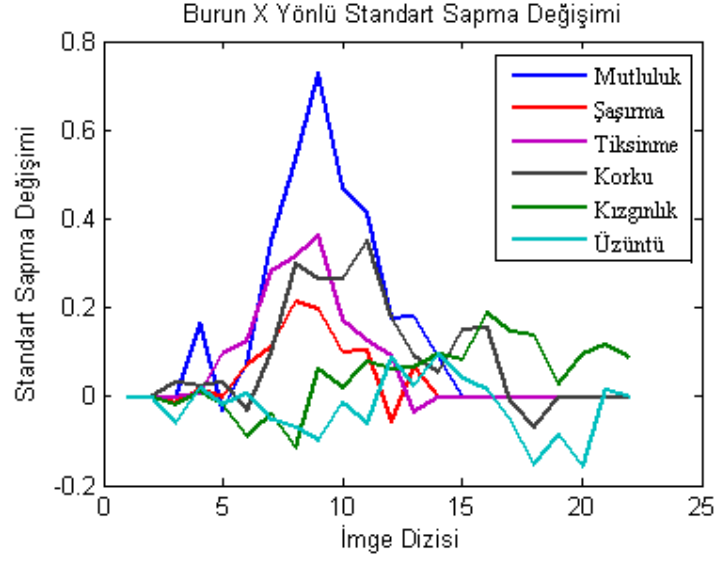
Şekil 7.12 : Ağız bölgesi nirengi noktalarının 6 temel ifadede ağırlık merkezi noktasına göre (a) X yönündeki (b) Y yönündeki standart sapma değişimi

Şekil 7.12’da görüldüğü gibi ağız 6 temel yüz ifadesinde de birbirinden ayrılan, belirin farklılıklar göstermektedir. Grafik, 15 imgeden oluşan imge dizileri üzerinde gerçekleştirilen testlerin sonucudur.

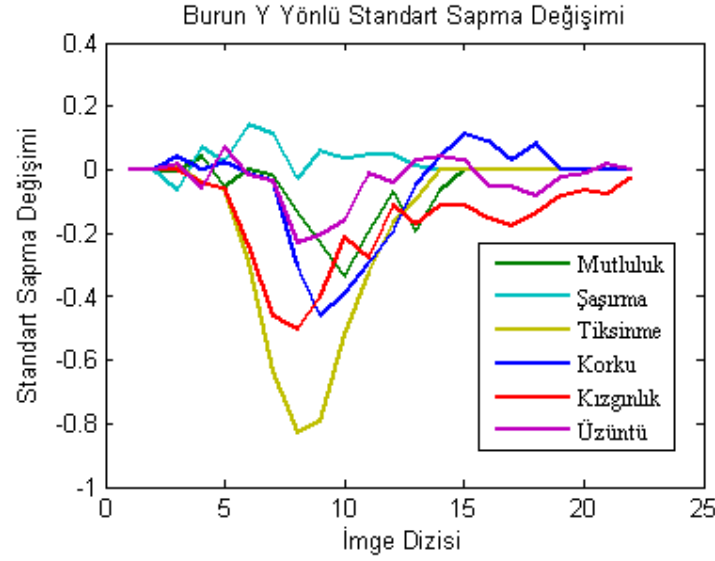


Şekil 7.13 : Çene bölgesi nirengi noktalarının 6 temel ifadede ağırlık merkezi noktasına göre (a) X yönündeki (b) Y yönündeki standart sapma değişimi

Şekil 7.13’de gözlemlendiği gibi çehre Y yönündeki ağırlık merkezine göre standart sapma değişimleri ifadelere göre belirgin iken X yönünde şaşırma hariç tüm ifadelerde yakın ve küçük değişimlerdir.



(a)



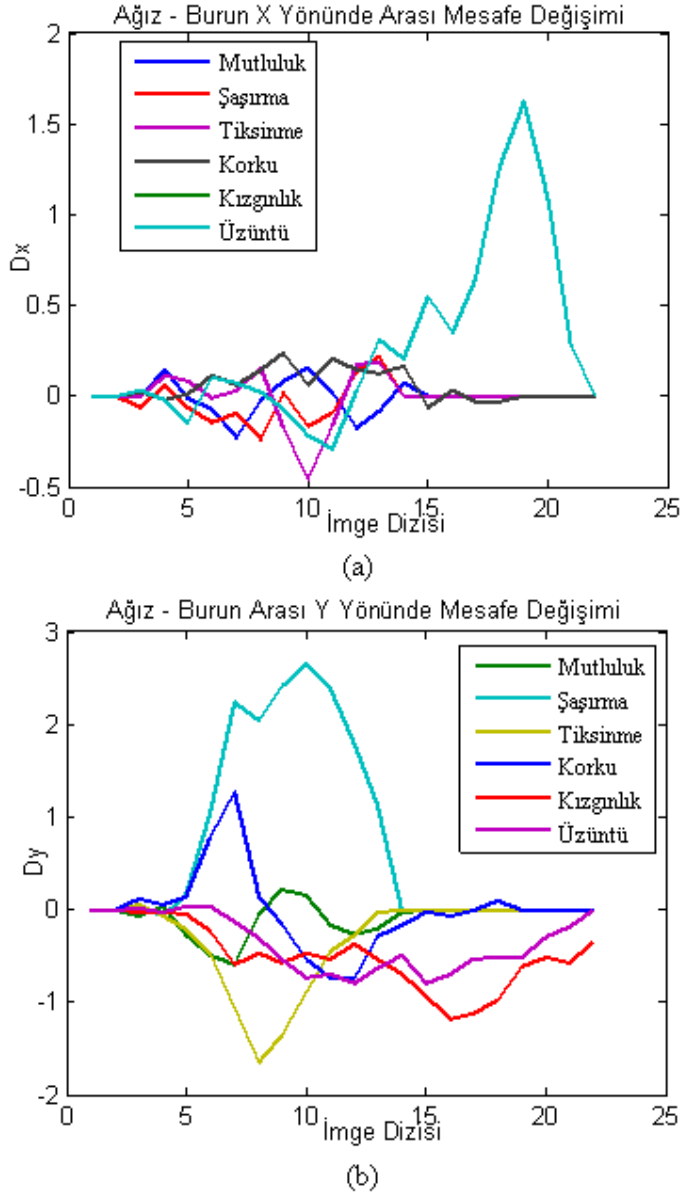
(b)

Şekil 7.14 : Burun bölgesi nirengi noktalarının 6 temel ifadeye ağırlık merkezi noktasına göre (a) X yönündeki (b) Y yönündeki standart sapma değişimi

Şekil 7.14’de de görüldüğü gibi burun X doğrultusunda mutluluk, tiksini ve korku ifadelerinde belirgin değişiklik göstermekte ve genişlemektedir. Y doğrultusunda ise şekli daralmaktadır. Tiksini ifadesinde burun Y doğrultusunda belirgin bir şekilde küçülmektedir.

İfade oluşumunda yüz üzerindeki değişiklikler gözlemlenmiş, ağız, gözler, kaşlar, burun ve çehre olmak üzere ifade oluşumunda etken rol oynayan bileşenler incelenmiştir. Bu bileşenlerin şekil konum değişimleri ağırlık merkezi hareketi

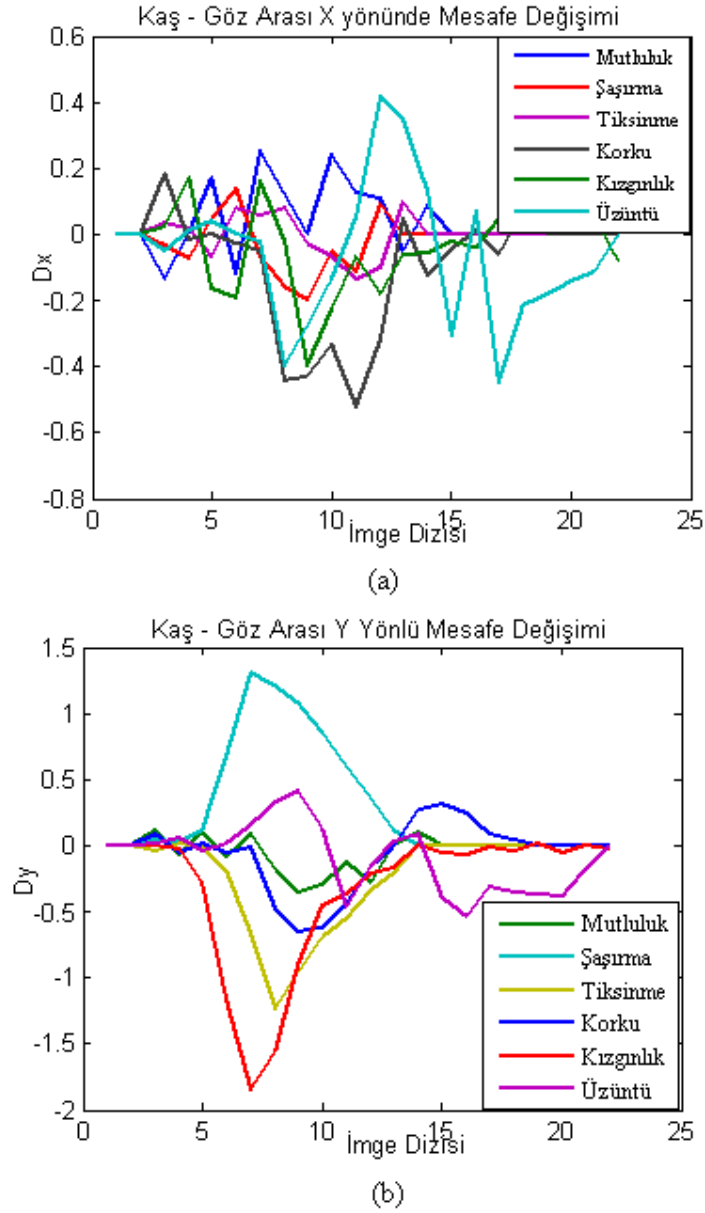
yaklaşımı, şekil değişimleri ise bileşenleri oluşturan nirengi noktalarının ağırlık merkezi koordinatlarına göre standart sapmaları değişimi yaklaşımı ile analiz edilmiştir. Ayrıca, kaş-göz, iki kaş ve ağız-burun arası mesafelerin ifadelerle göre farklılık gösterdiği gözlemlenmiştir. Şekil 7.15 ağız-burun, Şekil 7.16 kaş-göz, Şekil 7.17 iki kaş arası mesafelerin değişimlerini 6 temel ifadeye göstermektedir.



Şekil 7.15 : Ağız ve burun bölgeleri arası mesafenin (a) X yönündeki (b) Y yönündeki değişimi

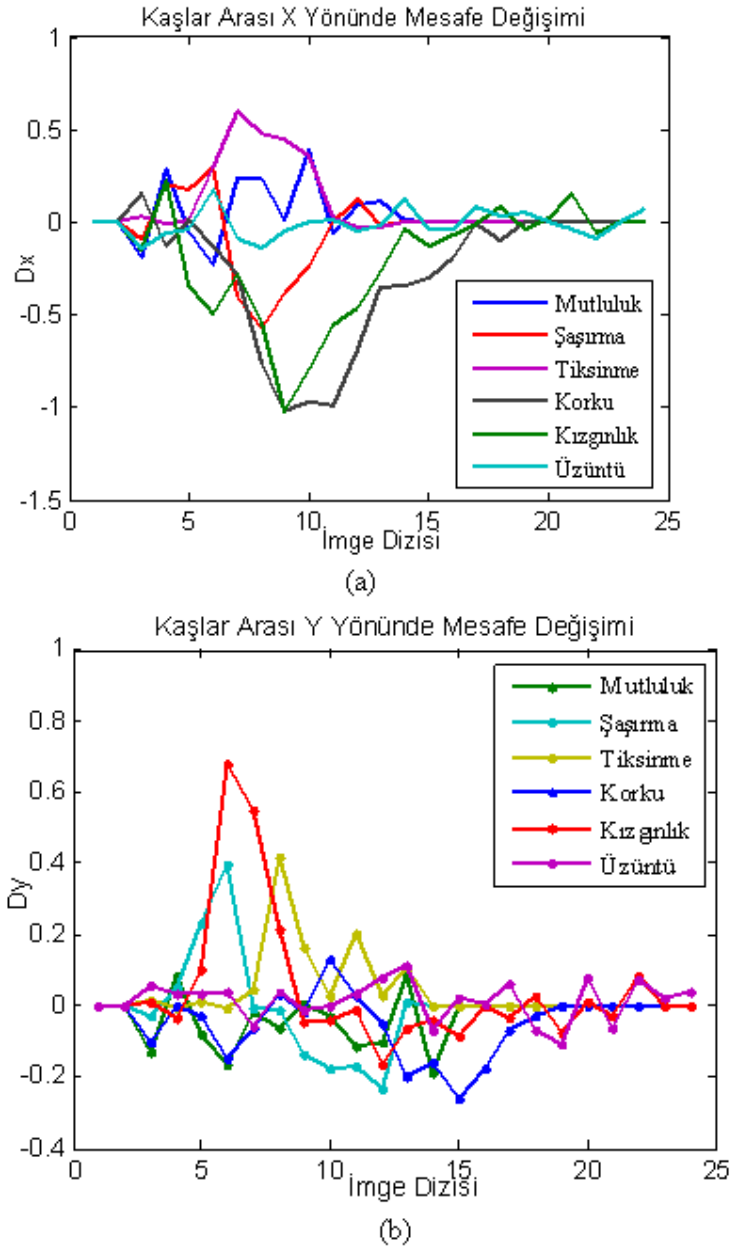
Ağız ve burun arasındaki mesafe X yönünde üzüntü ifadesi haricindeki ifadelerde belirgin değişiklikler göstermezken, Y yönünde farklı değişimler göstermektedirler.

Şaşırma ve tikslenme ağız-burun arası mesafelerde en belirgin farkların gözlemlendiği ifadelerdir.



Şekil 7.16 : Kaş ve göz bölgeleri arası mesafenin (a) X yönündeki (b) Y yönündeki değişimi

Kaş ve göz arasındaki mesafeler X yönünde ifade bazında belirgin olmamakla beraber, Y yönünde farklılıklar gösterirler. Şaşırma ifadesinde kaş ve göz arası mesafe belirgin bir şekilde artarken, kızgınlıkta belirgin bir şekilde azalır. Kaşlar arası mesafe değişiminde ise kızgınlık ve korku ifadeleri öne çıkmaktadır.



Şekil 7.17 : İki kaş arası mesafenin (a) X yönündeki (b) Y yönündeki değişimi

7.3 Sınıflandırma

Ağırlık merkezi ve standart sapma yaklaşımı ile elde edilen 36 elemanlı öznitelik vektörleri Geri Yayılım Yapay Sinir Ağları kullanılarak sınıflandırılmıştır. Cohn-Kanade ve MMI veri tabanları kullanılarak eğitim ve test gerçekleştirilmiştir. Cohn Kanade veritabanından 97 mutluluk, 87 şaşırma, 40 tiksirme, 59 korku, 71 üzüntü, 40 kızgınlık ifadeleri olmak üzere toplam 394 imge dizisi kullanılmıştır. MMI veritabanından ise 42 mutluluk, 23 korku, 20 kızgınlık, 28 tiksirme, 22 üzüntü ve 24

şaşırtma olmak üzere toplam 159 imge dizisi kullanılmıştır. MMI veritabanı eğitim kümesi olarak çok küçük olacağından sadece test kümesi olarak kullanılmıştır. Eğitim işleminde çapraz geçerlilik sınaması yöntemlerinden Tekrarlı Rastgele Örnek Seyreltme Geçerlilik Sınaması (Repeated random sub-sampling validation) kullanılmıştır. Mevcut veri üzerinden %80 eğitim, %20 test amaçlı ayrılmış, rastgele seçilen örnekler ile 15 ve üzeri testler yapılarak başarı ortalaması esas kabul edilmiştir.

Eğitilen yapay sinir ağı 36 elemanlı giriş katmanı, 6 elemanlı çıkış katmanı yanı sıra tek gizli katman içermektedir. Gizli katmanda yer alacak en uygun sinir hücresi sayısını tespit edilebilmek için testler yapılmıştır.

Geri yayılım yapay sinir ağları için önem içeren öğrenme katsayısı (η) ve momentum (α) parametreleri de farklı değerler ile test edilmiştir. Öğrenme katsayısı 0.01 ve 0.9 değerleri ile test edilmiştir. Momentum parametresi ise 0.1 ve 0.9 değerlerinde analiz edilmiştir. Ayrıca toplu (batch) ve rastgele (stochastic) öğrenme yöntemleri ile testler gerçekleştirilmiştir. Rastgele öğrenmede eğitimde her yapay sinir hücresi geçildiğinde ilgili ağırlık güncellenir, toplu öğrenmede ise geçilen yapay sinir hücresiyle ilgili ağırlık saklanır ve devrin sonunda bütün ağırlıklar bir arada güncellenir.

Cohn-Kanade veri tabanı kullanılarak farklı parametrelerle elde edilen hata matrisleri aşağıda verilen çizelgelerde gösterilmiştir. Aksi belirtilmemiş ise toplu öğrenme yöntemi ile öğrenme katsayısı 0.001, momentum 0.9 olarak kullanılmıştır. Ayrıca yapay sinir ağı eğitimlerinde maksimum devir sayısı 5000, hedeflenen doğruluk %99 olarak alınmıştır. Takip algoritması olarak Lucas-Kanade Optik Akış kullanılmıştır. Hata matrislerinde ifadelerin yüzde oranları verilmiştir.

Çizelge 7.1: 15 gizli katman kullanarak elde edilen hata matrisi

G/Ç	Mutluluk	Üzüntü	Kızgınlık	Korku	Tiksinme	Şaşırtma
Mutluluk	97,28	1,56	0,00	0,39	0,00	0,78
Üzüntü	4,00	88,00	6,22	0,00	0,44	1,33
Kızgınlık	0,00	10,48	80,00	0,00	9,52	0,00
Korku	6,67	1,21	0,00	89,70	0,00	2,42
Tiksinme	0,83	0,00	10,00	0,00	89,17	0.0
Şaşırtma	0,00	0,75	0,00	0,00	0,00	99,25

Altı ifade için ortalama %90.56 başarı elde edilmiştir.

Çizelge 7.2: 20 gizli katman kullanarak elde edilen hata matrisi

G/Ç	Mutluluk	Üzüntü	Kızgınlık	Korku	Tiksinme	Şaşırma
Mutluluk	95,75	2,70	0,00	0,39	0,00	1,16
Üzüntü	4,89	86,67	4,89	0,44	0,00	3,11
Kızgınlık	0,00	9,52	84,76	0,00	5,71	0,00
Korku	8,48	1,21	0,00	88,48	0,00	1,82
Tiksinme	0,83	0,00	7,50	0,00	91,67	0,00
Şaşırma	0,00	1,50	0,00	0,75	0,00	97,74

Altı ifade için ortalama %90.84 başarı elde edilmiştir.

Çizelge 7.3: 25 gizli katman kullanarak elde edilen hata matrisi

G/Ç	Mutluluk	Üzüntü	Kızgınlık	Korku	Tiksinme	Şaşırma
Mutluluk	95,33	3,50	0,00	0,39	0,00	0,78
Üzüntü	1,33	93,78	3,11	0,00	0,44	1,33
Kızgınlık	0,00	5,71	86,67	0,00	7,62	0,00
Korku	6,06	1,21	0,61	90,30	0,00	1,82
Tiksinme	0,00	0,00	10,83	0,00	89,17	0,00
Şaşırma	0,00	2,24	0,00	0,75	0,00	97,01

Altı ifade için ortalama %92.04 başarı elde edilmiştir.

Yapılan testlerde 15, 20 ve 25 elemandan oluşan gizli katmanlar kullanılmış ve en iyi sonuç verecek değer için testler yapılmıştır. Çizelge 7.1, Çizelge 7.2 ve Çizelge 7.3'ten de görüleceği gibi 25 elemanlı gizli katmana sahip Geri Yayılım yapay sinir ağları en iyi sonucu vermektedir. Farklı öğrenme yöntemi, momentum ve öğrenme katsayıları yapılan testlerde 25 elemanlı gizli katman kullanılmıştır.

Çizelge 7.4: Rastgele öğrenme yöntemi kullanılarak elde edilen hata matrisi

G/Ç	Mutluluk	Üzüntü	Kızgınlık	Korku	Tiksinme	Şaşırma
Mutluluk	96,50	1,17	0,00	1,56	0,00	0,78
Üzüntü	4,44	86,67	7,11	0,00	0,44	1,33
Kızgınlık	0,00	8,57	85,71	0,00	5,71	0,00
Korku	8,48	0,61	0,00	90,30	0,00	0,61
Tiksinme	0,00	0,00	5,83	0,00	94,17	0,00
Şaşırma	0,37	1,87	0,00	0,00	0,00	97,76

Altı ifade için ortalama %91.85 başarı elde edilmiştir.

Çizelge 7.5: 0.9 öğrenim katsayısı ile elde edilen hata matrisi

G/Ç	Mutluluk	Üzüntü	Kızgınlık	Korku	Tiksinme	Şaşırma
Mutluluk	90,23	1,95	0,00	7,03	0,00	0,78
Üzüntü	8,00	70,67	4,44	11,11	0,00	5,78
Kızgınlık	8,57	50,48	22,86	9,52	6,67	1,90
Korku	16,97	3,03	0,00	67,88	3,64	8,48
Tiksinme	40,00	10,00	7,50	3,33	30,00	9,17
Şaşırma	3,35	6,32	0,00	10,41	0,00	79,93

Altı ifade için ortalama %60.26 başarı elde edilmiştir.

MMI veri tabanı, veri kümesi az olduğu için eğitim kümesine dahil edilmemiş, Cohn-Kanade veri tabanı ile eğitilen yapay sinir ağında test edilmiş ve çizelge 7.6’de görülen sonuç elde edilmiştir. MMI veritabanı mesaj yorumlamadan ziyade işaret yorumlama yöntemine yönelik bol miktarda veri içermektedir. Ayrıca mesaj yorumlamaya ait oturumlarda da kişiler çok fazla kafa hareketi ile ifadeyi belirtmişlerdir ve bu durum da sistemin başarısını olumsuz etkilemiştir.

Çizelge 7.6: MMI veri tabanı ile elde edilen hata matrisi

G/Ç	Mutluluk	Üzüntü	Kızgınlık	Korku	Tiksinme	Şaşırma
Mutluluk	71,43	11,90	0,00	4,76	4,76	7,14
Üzüntü	4,55	77,27	9,09	4,55	4,55	0,00
Kızgınlık	0,00	15,00	75,00	5,00	5,00	0,00
Korku	8,70	30,43	4,35	43,48	0,00	13,04
Tiksinme	21,43	17,86	17,86	0,00	42,86	0,00
Şaşırma	4,17	20,83	0,00	0,00	0,00	75,00

Altı ifade için ortalama %64.17 başarı elde edilmiştir.

Yapılan testlerde en başarı sonuçlara sahip yapay sinir ağı tespit edilmeye çalışılmıştır. %95.33 mutluluk, %93.78 üzüntü, %86.67 kızgınlık, %90.30 korku, %89.17 tiksinme ve %97.01 şaşırma başarı oranları ile 6 temel ifadede %92.04 başarı oranı elde edilmiştir.

8. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Yüz ifadesi, insanlar arası sözsüz iletişimin önemli bir parçasıdır. Kişinin yüz ifadesi, sosyal ve duygusal hayatına ait sözle anlatamadığı pek çok bilgiyi barındırır. Bu nedenle yüz ifadesi analizi insanlar ile sıcak iletişim kurabilecek sistemlerin geliştirilmesinde önemli bir yere sahiptir. Yaşanılan teknolojik gelişmeler çerçevesinde eğitimden eğlenceye, güvenlikten sağlığa kadar pek çok alanda ortaya çıkan ihtiyaçlar neticesinde geliştirilen yüz ifadesi analizi sistemleri insan hayatını kolaylaştırmasının yanı sıra bu alanlardaki diğer gelişmelerinde öncülüğünü yapmaktadır.

Bu çalışmada geliştirilen sistem ile otomatik çalışacak bir yüz ifadesi analizi sistemi gerçekleştirilmiştir. Kullanıcının herhangi bir müdahalesine gerek kalmadan sistem çalışmaktadır. Çalışmada yüz ifadelerinin analizi için geometrik tabanlı bir yaklaşım izlenmiş, imge dizisindeki ilk imgede uygulanan Yığılmış Aktif Şekil Model ile tespit edilen 56 nirengi noktası Lucas-Kanade Optik Akış algoritması ile takip edilerek yüz özniteliklerinin şekil ve konum değişimlerini içeren öznitelik vektörleri oluşturulmuştur. Oluşturulan öznitelik vektörleri Geri Yayılım Yapay Sinir Ağları kullanılarak sınıflandırılmıştır. Yapay sinir ağının eğitilmesi aşamasının uzun ve zahmetli bir süreç olmasına karşın sistemin çalışma süresi son derece kısadır. Sistem, yüz üzerinde sadece yerel bölgelerde inceleme gerçekleştirmesi ve paralel çalışan yapay sinir ağları sayesinde, gerçek zamanlı sistemlerin çalışma performansına sahiptir. Ayrıca yoğun hesaplama gücü gerektirmediği için gömülü sistemler üzerinde de çalışmaya müsaittir.

Sistemin testi için Cohn-Kanade ve MMI veri tabanları kullanılmıştır. MMI veri tabanında veri kümesinin çok az olması ve MMI veri tabanının mesaj yorumlamadan ziyade işaret yorumlama temelli veri kümesine sahip olması sebebiyle istenilen sonuçlar elde edilememiştir. Cohn-Kanade veri tabanı üzerinde yapılan testler neticesinde mutlulukta % 95.33, üzüntüde % 93.78, kızgınlıkta %86.67, korkuda %90.30, tiksinden %89.17 ve şaşırma %97.01 başarı olmak üzere ortalama başarı oranı %92.04'tür.

Mutluluk ve şaşırma ifadeleri yüz hatlarında en belirgin değişikliğe sebep olan ifadelerdir. Veri tabanını oluşturan bireyler tarafından da kolaylıkla gösterilebilen bu ifadelerde veri kümesi de diğerlerine oranla fazladır. Bu sebeplerden ötürü bu iki ifadeye başarı oranı daha yüksektir. Üzüntü, korku, tikslenme ve kızgınlık ifadelerinde yüzdeki hareketin çok az olması, deneklerin net bir şekilde ifade edememesi ve veri kümesinin azlığı başarı oranını olumsuz etkilemektedir.

Yapılan çalışma, mesaj yorumlama yöntemi ile 6 temel yüz ifadesi üzerinde çalışmaları ve Cohn-Kanade veri tabanını kullanmaları sebebiyle Yeasin ve diğ. [35] ve Sebe ve diğ. [19] çalışmaları ile kıyaslanabilir. Bu kıyaslama neticesinde bu yöntemin bu iki çalışmadan daha başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.

Elde edilen sonuçlar 3 boyutlu modelleme yöntemi ile gerçekleştirilen sistemlerin başarısına erişememiştir. Ancak 3 boyutlu modelleme yöntemi ile gerçekleştirilen sistemler, yoğun hesaplama gücü ve çalışma süreleri açısından değerlendirildiğinde bu sistemin daha performanslı olduğu görülmüştür.

Sistemin tanıma başarısını arttırmak amacıyla yapay sinir ağları eğitim aşamasında kullanılan her bir ifadeye özgü veri kümesi artırılabilir. Bu sayede yapay sinir ağının öğrenme gücü artacağından daha önce görülmemiş farklı ifadelerdeki tanıma başarısı da artacaktır. Ayrıca takip algoritmasının iyileştirilerek değişimdeki tüm ayrıntıların yakalanması sistem başarısını arttıracaktır.

Gerçekleştirilen uygulamanın çalışma performansı gömülü sistem gereksinimlerini karşılamaktadır. Önerilen sistem, bu doğrultuda gelecekte bu sistemler üzerinde gerçek zamanlı çalıştırılacak şekilde güncellenebilir. Bu sayede, günlük hayatta rahatlıkla kullanılabilecek bir sistem haline gelecektir. Sistemin mevcut hali ile ilerde yapılacak çalışmalara yön vermesi umut edilmektedir.

KAYNAKLAR

- [1] **Özcan, K.**, 1997, *İnsanı Anlamak*, İstanbul, Altın Kitaplar Yayınevi.
- [2] **Mehrabian A.**, 1968. Communication without Words, *PsychologyToday*, vol. **2**, no. 4, pp. 53-56.
- [3] **Ekman,P., Huang, T.S., Sejnowski, T.J. & Hager, J.C., (Eds.)**, 1993. NSF understanding the Face, *A Human Face eStore*, Salt Lake City, USA.
- [4] **Pantic, M., Rothkrantz, L. J. M.**, 2003. Toward an Affect-Sensitive Multimodal Human-Computer Interaction. Proceedings of the IEEE, *Spec. Issue on Human-Computer Multimodal Interface*, Vol. **91**, No. 9, pp. 1370-1390.
- [5] **Maat, L. & Pantic, M.** 2006. Gaze-X: Adaptive affective multimodal interface for single-user office scenarios, *Proc. ACM Int'l Conf. Multimodal Interfaces*, pp. 171-178.
- [6] **Fasel, B. , Luttin, J.**, 2003, Automatic Facial Expression Analysis: Survey, *Pattern Recognition*, vol. **36**, no. 1, pp. 259-275.
- [7] **Lien, J.J.**, 1998. "Automatic Recognition of Facial Expressions Using Hidden Markov Models and Estimation Intensity", *PhD Thesis*, The Robotics Institute Carnegie Mellon University Pittsburg Pennsylvania.
- [8] **Kurt, B.**, 2007 "Bilgisayar ile Psikolojik Durum Değerlendirilmesi", *Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Trabzon.
- [9] **Ekman, P.** 1992. Facial expressions of emotion: An old controversy and new findings, *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, B(335):63–69.
- [10] **Bassili, J.N.** 1979. Emotion recognition: The role of facial movement and the relative importance of upper and lower areas of the face. *Journal of Personality and Social Psychology*, 37:2049–2059.
- [11] **Ekman, P. & Friesen, W.V.**, 1978. Facial Action Coding System, *Consulting Psychologist Press*, Palo Alto, USA.
- [12] **Ekman, P., Friesen, W.V. & Hager, J.C.**, 2002. Facial Action Coding System, *A Human Face*, Salt Lake City, USA.
- [13] **Pantic, M., Bartlett, M.S.**, 2007, Machine Analysis of Facial Expressions, *Face Recognition*, K. Delac and M. Grgic, eds., pp. 377-416, *I-Tech Education and Publishing*.
- [14] **Kanade, T., Cohn, J., Tian, Y. ,** 2000, "Comprehensive Database for Facial Expression Analysis," *Proc. IEEE Int'l Conf. Face and Gesture Recognition (AFGR '00)*, pp. 46-53.

- [15] **Yin, L. , Wei, X., Sun, Y., Wang, J. , Rosato, M.J.,** 2006. A 3D Facial Expression Database for Facial Behavior Research,” *Proc. IEEE Int’l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition (AFGR ’06)*, pp. 211-216.
- [16] **Gunes, H., Piccardi, M.,** 2006 “A Bimodal Face and Body Gesture Database for Automatic Analysis of Human Nonverbal Affective Behavior,” *Proc. 18th Int’l Conf. Pattern Recognition (ICPR ’06)*, vol. **1**, pp. 1148-1153.
- [17] **Kotsia, I., Pitas, I.,** 2007. Facial Expression Recognition in Image Sequences Using Geometric Deformation Features and Support Vector Machines, *IEEE Trans. Image Processing*, vol. **16**, no. 1, pp. 172-187, 2007.
- [18] **Pantic, M., Rothkrantz, L. J. M.,** 2004. Facial Action Recognition for Facial Expression Analysis from Static Face Images, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics Part B*, vol. **34**, no. 3, pp. 1449-1461.
- [19] **Sebe, N., Lew, M.S., Cohen, I., Sun, Y., Gevers, T., Huang, T.S.,** 2004 “Authentic Facial Expression Analysis,” *Proc. IEEE Int’l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition (AFGR)*.
- [20] **Gokturk, S.B., Bouguet, J.Y., Tomasi, C., Girod, B.** 2002. Model-based face tracking for view independent facial expression recognition, *Proc. IEEE Int’l Conf. Face and Gesture Recognition*, pp. 272-278.
- [21] **Guo, G., Dyer, C.R.,** 2005 Learning from Examples in the Small Sample Case: Face Expression Recognition, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics Part B*, vol. **35**, no. 3, pp. 477-88.
- [22] **Anderson, K., McOwan, P.W.,** 2006. “A Real-Time Automated System for Recognition of Human Facial Expressions,” *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics Part B*, vol. **36**, no. 1, pp. 96-105.
- [23] **Lyons, M., Budynek, J. ve Akamastu, S.,** 1999, Automatic Classification of Single Facial Images, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21,1357-1362.
- [24] **Tian, Y.L., Kanade, T. & Cohn, J.F.** 2001. Recognizing action units for facial expression analysis. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. **23**, No. 2, pp. 97-115.
- [25] **Zhang, Y., Ji, Q.,** 2005. Active and Dynamic Information Fusion for Facial Expression Understanding from Image Sequences, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. **27**, no. 5, pp. 699-714.
- [26] **Cohen, I., Sebe, N., Garg, A., Chen, L.S. & Huang, T.S.,** 2003. Facial expression recognition from video sequences – temporal and static modelling. *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. **91**, pp. 160-187.
- [27] **Byun, K.S., Park, C.H., Sim, K.B.,** 2004.”Emotion Recognition from Facial Expression Using Hybrid-Feature Extraction”, *SICE Annual Conference in Sapporo*.

- [28] **Essa, I. & Pentland, A.**, 1997. Coding, analysis, interpretation, and recognition of facial expressions. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. **19**, No. 7, pp. 757- 63.
- [29] **Pantic, M., Patras, I.**, 2006. Dynamics of Facial Expression: Recognition of Facial Actions and Their Temporal Segments Form Face Profile Image Sequences, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics Part B*, Vol. **36**, no. 2, pp. 433-449.
- [30] **Valstar, M.F., Pantic, M.** 2006. Fully automatic facial action unit detection and temporal analysis, *Proc. IEEE Int'l Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. **3**, p. 149.
- [31] **Pantic, M., Rothkrantz, L. J. M.**, 2000. Automatic Analysis of Facial Expressions: The State of the Art, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.**22**, No.12.
- [32] **Tian, Y.L., Kanade, T., Cohn, J.F.**, 2005 “Facial Expression Analysis,” *Handbook of Face Recognition*, S.Z. Li and A.K. Jain, eds., pp. 247-276, Springer.
- [33] **Zeng, Z., Pantic, M., Roisman, G. I. , Huang, T. S.**, 2009 “A Survey of Affect Recognition Methods: Audio, Visual, and Spontaneous Expressions”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.**31**, No.1.
- [34] **Black,M.J., Yacoob, Y.**, 1997. “Recognizing Facial Expressions in Image Sequences Using Local Parameterized Models of Image Motion”, *International Journal of Computer Vision*, 25(1):23-48.
- [35] **Yeasin, M., Bullot, B., Sharma, R.**, 2006. Recognition of Facial Expressions and Measurement of Levels of Interest from Video, *IEEE Trans. Multimedia*, Vol. **8**, no. 3, pp. 500-507.
- [36] **Whitehill, J., Omlin, C.W.**, 2006. Haar Features for FACS AU Recognition, *Proc. IEEE Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition (AFGR '06)*, pp. 217-222.
- [37] **Cootes T. F., Taylor C. J.**, 2004. Technical Report: Statistical Models of Appearance for Computer Vision, *The University of Manchester School of Medicine*, [www.isbe.man.ac.uk/ bim/refs.html](http://www.isbe.man.ac.uk/bim/refs.html).
- [38] **Milborrow, S., Nicolls, F.**, 2008, “Locating Facial Features with an Extended Active Shape Model”, *Department of Electrical Engineering University of Cape Town, South Africa*. ww.milbo.users.sonic.net.
- [39] **Lucas, B.D., Kanade, T.**, 1981. An iterative image registration technique with an application to stereo vision, *Proc. Conf. Artificial Intelligence*, pp. 674-679.
- [40] **Cüce, H. İ.**, 2005. Mean-Shift Analysis For Image And Video Applications, *Department Of Electrical And Electronics Engineering And The Institute Of Engineering And Science Of Bilkent University*.
- [41] **Viola, P., Jones , M.**, 2001. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features, *volume 1. Computer Vision and Pattern Recognition Conference*. citeseer.ist.psu.edu/article/viola01rapid.html.

- [42] **Rowley, H. A.**, 1998. Shumeet Baluja, and Takeo Kanade. Neural Network-Based Face Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. **20**, pages 23.
- [43] **Essa, I. A.**, 1995. Analysis, Interpretation and Synthesis of Facial Expressions, *Massachusetts Institute Of Technology*.
- [44] **Caudill, M.**, 1987. Neural Network Primer Part 1, *AI Expert*, s.47
- [45] **Saraç, T.**, 2004. “Yapay Sinir Ağları Seminer Projesi”, *Gazi Üniversitesi Endüstri Mühendisliği Bölümü Ana Bilim Dalı*, Ankara.
- [46] **Haykin, S.** 1999 Neural Networks A Comprehensive Foundation, *Prentice Hall International, Inc.*
- [47] **Yurtoğlu, H.**, 2005 “Yapay Sinir Ağları Metodolojisi İle Öngörü Modellemesi: Bazı Makroekonomik Değişkenler İçin Türkiye Örneği”, DPT Uzmanlık Tezi.
- [48] **Öztemel, E.**, 2006, *Yapay Sinir Ağları*, Papatya Yayıncılık; İstanbul, 2006, 17 x 24 cm, 232 sayfa, Türkçe, Karton Kapak. ISBN No: 9789756797396
- [49] **Url-1**, <http://yapay-sinir-aglari.uzerine.com/>, 01.05.2009.
- [50] **Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. ve Williams, R. J.**, 1986. *Learning Representations of Back-propagation Errors*, *Nature* (London), 323, 533-536.
- [51] **Jesorsky, O., Kirchberg, K., Frischholz, R.**, 2001. Robust Face Detection using the Hausdor Distance. J. Bigun and F. Smeraldi, editors, Audio and Video based Person Authentication - AVBPA. www.bioid.com/downloads/facedb.
- [52] **Martinez, A.M., Benavente, R.**, 1998, The AR Face Database. *CVC Tech. Report* 24. rv11.ecn.purdue.edu/~aleix/aleix_face_DB.html.
- [53] **Messer, K., Matas, J., Kittler, J., Luetten, J., Maitre, G.**, 1999, XM2VTS: The Extended M2VT Database. Proceedings 2nd Conference on Audio and Video-base Biometric Personal Verification (AVBPA99) Springer Verlag, New York.

ÖZGEÇMİŞ

Ad Soyad: Ceyda Karaboyacı

Doğum Yeri ve Tarihi: Akşehir – 01.04.1984

Lisans Üniversite: Yıldız Teknik Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği, 2005