

Proje No: 104E121

Çok Amaçlı Gürbüz Yüz Tanıma

Prof.Dr. Muhittin GÖKMEN
Dr. Binnur KURT
Fatih KAHRAMAN
Abdulkerim ÇAPAR

İstanbul Teknik Üniversitesi
Elektrik-Elektrik Fakültesi
Bilgisayar Mühendisliği Bölümü

EKİM 2007
İSTANBUL

ÖNSÖZ

Bu rapor, TÜBİTAK tarafından desteklenen 104E121 nolu “Çok Amaçlı Gürbüz Yüz Tanıma” başlıklı proje kapsamında yapılan çalışmaların sonuç raporu olarak hazırlanmıştır. Proje desteğinden dolayı TÜBİTAK’a teşekkür ederiz.

Projede çalışan yüksek lisans öğrencilerinin bazıları öğrenimlerine yurtdışında devam etmek amacıyla proje bitmeden ayrılmışlar, bazıları da projenin ilerleyen dönemlerinde gruba katılmışlardır. Projeye belli dönemlerde katılan ve katkıda bulunan Alper Ayvacı, Kıvılcım Helhel, Erald Vuçini, Onur Dolu, Erida Dule ve Kadir Kırtaç’a katkılarından dolayı teşekkür ederiz.

İÇİNDEKİLER

1. GİRİŞ	12
1.1 LİTERATÜR ÖZETİ.....	12
1.2 KAYNAKÇA	15
2. TEMEL YAKLAŞIMLAR	18
2.1 İSTATİKSEL YÖNTEMLER	18
2.2 TEMEL BİLEŞENLER ANALİZİ (TBA)	18
2.2.1 Fisher Doğrusal Ayrışım Analizi ve Fisher Yüzler	18
2.2.2 Doğrudan Doğrusal Ayırtaç Analizi (DDAA).....	19
2.2.3 Sıfır Uzay Temelli Doğrusal Ayrışım Analizi (SUDAA).....	20
2.2.4 En Yakın Komşu Ayırtaç Analizi (NDA) (EKAD)	21
2.2.5 Kaynakça.....	25
2.3 BLOK TEMELLİ HISTOGRAM DENKLEŞTİRME VE IŞIK Dengeleme İLE AYDINLATMAYA DAYANIKLI YÜZ TANIMA	25
2.3.1 Blok Temelli Histogram Denkleştirme (BTHD).....	25
2.3.2 Değişken Işık Dengeleme Algoritması	26
2.3.3 Işık Dengeleme.....	26
2.4 ORAN GÖRÜNTÜSÜ YAKLAŞIMIYLA AYDINLATMA DEĞİŞİMLERİNE DAYANIKLI YÜZ TANIMA .28	
2.4.1 Görüntü Geri çatma Temelli Yaklaşım	28
2.4.2 Oran görüntüsü (quotient image) yöntemi.....	28
2.4.3 Aydınlatma Etkisinin Ardışık Yöntemle Düzeltilmesi	29
3. GENEL AMAÇLI GÜRBÜZ YÜZ TANIMA SİSTEMİ	35
3.1 YÜZ TANIMA SİSTEMİ BİLEŞENLERİ	35
3.2 YÜZ YERİ SAPTAMA	35
3.2.1 AdaBoost Yöntemi.....	36
3.2.2 FloatBoost Yöntemi	37
3.2.3 Kaynakça.....	39
3.3 AYRIT TABANLI BİR YAKLAŞIMLA GÖZ BEBEKLERİNİN SAPTANMASI.....	39
3.3.1 Göz Saptama Algoritması.....	41
3.3.2 Yüz Bölgesinin Bulunması	41
3.3.3 Çukur Bölgenin Elde Edilmesi	42
3.3.4 Özellik Noktalarının Belirlenmesi.....	42
3.3.5 Özellik Noktalarının Değerleri.....	43
3.3.6 Özellik Nokta Çiftlerinden Göz Bebeklerinin Seçilmesi	44

3.3.7	<i>DeneySEL ÇALIŞMA</i>	45
3.3.8	<i>Kaynakça</i>	52
3.4	YÜZ ÖZNETELİKLERİNİN ÇIKARTILMASI VE SINIFLANDIRMA ÇALIŞMALARI	54
3.4.1	<i>Sıfır Uzay Temelli Doğrusal Ayırtaç Analizi</i>	54
3.4.2	<i>En Yakın Komşu Doğrusal Ayırtaç Analizi</i>	55
4.	AGM TEMELLİ YÜZ TANIMA	60
4.1	SEÇKİN AYRITLAR KULLANILARAK ÜÇ-BANT MODELLEME İLE YÜZ HİZALAMA	60
4.1.1	<i>Üç-Bant Aktif Görünüm Modeli</i>	61
4.1.2	<i>Seçkin Ayrıtların Saptanması</i>	62
4.1.3	<i>DeneySEL Sonuçlar</i>	63
4.1.4	<i>Kaynakça</i>	66
4.2	AMACA YÖNELİK AYRIT SAPTAYICI İLE GÖZLERİN TESPİTİ	67
4.2.1	<i>Yönlendirilebilir Ayrıt Saptayıcı Süzgeçleri</i>	69
4.2.2	<i>İki boyutlu R ve G süzgeçlerinin türetilmesi</i>	70
4.1	GRADYAN TABANLI ŞEKİL BETİMLEYİCİLER	73
4.1.1	<i>Yönlendirilebilir Süzgeçler Kullanılarak Gradyan Bilgilerinin Çıkarılması</i>	75
4.1.2	<i>İlgün Değişmez Şekil Betimleyicisi</i>	77
4.1.3	<i>DeneySEL Sonuçlar</i>	77
4.1.4	<i>Çıkarımlar ve Sonuç</i>	78
4.1.5	<i>Kaynakça</i>	79
4.2	İŞIK DEĞİŞİMLERİNE KARŞI GÜRBÜZ AGM	80
4.2.1	<i>Yüzdeki Işık Değişimleri için Özelleşmiş Normalizasyon Yöntemleri</i>	82
4.2.2	<i>Ratio-Image (RI) Normalizasyon Yöntemi</i>	82
4.2.3	<i>Histogram Temelli Normalizasyon Yöntemleri</i>	84
4.2.4	<i>Histogram Uydurma Normalizasyon Yöntemi</i>	84
4.2.5	<i>Yüz için Özelleştirilmiş Histogram Uydurma (HU) Yöntemi</i>	85
4.2.6	<i>DeneySEL Çalışmalar</i>	98
4.2.7	<i>Sonuçlar ve Tartışma</i>	105
4.2.8	<i>Kaynakça</i>	106
4.3	BİLEŞEN TEMELLİ AGM İLE YÜZ HİZALAMA	108
4.3.1	<i>Bileşen Temelli AGM</i>	108
4.3.2	<i>DeneySEL Sonuçlar</i>	109
4.3.3	<i>Sonuç ve Gelecek Çalışmalar</i>	113
4.3.4	<i>Kaynakça</i>	113
4.4	İŞIKTAN BAĞIMSIZ YENİ BİR YÜZ HİZALAMA YÖNTEMİ BİRLEŞİK AKTİF GÖRÜNÜM MODELİ 115	
4.4.1	<i>Birleşik Aktif Görünüm Modeli</i>	115
4.4.2	<i>Yüz ve Aydınlatma Değişimi Modellerinin Kurulması</i>	116
4.4.3	<i>Birleşik Model: Aydınlatma ve Yüz Modellerinin Birleştirilmesi</i>	122

4.4.4	<i>Ortogonal alt-uzay izdüşüm yöntemi ile birleşik modelin kurulması</i>	124
4.4.5	<i>DeneySEL Çalışmalar ve Sonuç</i>	127
4.5	İKİ BOYUTLU GÖRÜNTÜLERDE POZ DOĞRULTMA VE POZ SENTEZLEME.....	137
4.5.1	<i>Kaynakça</i>	143

TABLO LİSTESİ

<i>Tablo 1. Adımsal en yakın komşu ayırtaç analizi algoritması</i>	24
<i>Tablo 1. Farklı blok büyüklükleri ile BTHD yöntemi.</i>	27
<i>Tablo 2. YaleB üzerindeki tanıma başarımı.</i>	28
<i>Tablo 1. YaleB Veritabanı temelli tanıma başarımı</i>	34
<i>Tablo 1. FERRET 1 üzerinde 20 insan için test başarıları</i>	54
<i>Tablo 2. FERRET 2 üzerinde 15 insan için test başarıları</i>	54
<i>Tablo 3. YALE veritabanı 15 insan için farklı yüz ifadeleri üzerinde test başarıları</i>	54
<i>Tablo 4. YALE veritabanı 15 insan için ışık değişimleri üzerinde test</i>	54
<i>Tablo 5. ORL veritabanı 15 insan için poz değişimleri üzerinde test başarıları</i>	54
<i>Tablo 1. Yale Veri kümesinde NNDA başarımı</i>	56
<i>Tablo 2. ORL Veri kümesinde NNDA başarımı</i>	57
<i>Tablo 3. YaleB Veri kümesinde NNDA başarımı</i>	58
<i>Tablo.1 AGM'nin 3 ayrı gösterim (RGB, Tepe, HHG) için elde edilen yüz hizalama sonuçları.</i>	65
<i>Tablo 1. Denklemin beş durumu için s_1 ve s_2'nin aldığı değerler</i>	71
<i>Tablo 2. $R^{(m,n)}$ süzgeçleri</i>	71
<i>Tablo 3. $G^{(x)}(m,n)$ süzgeçleri</i>	73
<i>Tablo 4. Parametre (λ ve τ) değerlerine karşı düşen tipleri.</i>	73
<i>Tablo.1 "5" imgesi için hesaplanan kestirim hatası</i>	79
<i>Tablo.2 Farklı parametreler için önerilen yöntemin tanıma başarımı</i>	79
<i>Tablo.1 Standard AGM hizalama başarımı.</i>	97
<i>Tablo.2 Önerilen AGM hizalama başarımı.</i>	97
<i>Tablo.3 Doğrusal Ayırtaç Analizi (DAA) kullanılarak Küme 1'deki yüz tanıma sonuçları</i>	101
<i>Tablo.4 Temel Bileşen Analizi (TBA) kullanılarak Küme 1'deki yüz tanıma sonuçları.</i>	101
<i>Tablo.5 Doğrusal Ayırtaç Analizi (DAA) kullanılarak Küme 2'deki yüz tanıma sonuçları</i>	102
<i>Tablo.6 Temel Bileşen Analizi (TBA) kullanılarak Küme 2'deki yüz tanıma sonuçları</i>	102
<i>Tablo.7 Doğrusal Ayırtaç Analizi (DAA) kullanılarak Küme 3'teki yüz tanıma sonuçları</i>	102
<i>Tablo.8 Temel Bileşen Analizi (TBA) kullanılarak Küme 3'deki yüz tanıma sonuçları</i>	102
<i>Tablo.9 Doğrusal Ayırtaç Analizi (DAA) kullanılarak Küme 4'teki yüz tanıma sonuçları</i>	103
<i>Tablo.10 Temel Bileşen Analizi (TBA) kullanılarak Küme 4'teki yüz tanıma sonuçları</i>	103
<i>Tablo 1: GAGM'nin 3 ayrı gösterim (RGB, TEPE, HHG) için elde edilen yüz hizalama sonuçları.</i>	111
<i>Tablo 2: BAGM'nin 3 ayrı gösterim (RGB, TEPE, HHG) için elde edilen yüz hizalama sonuçları.</i>	112

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil.1 TEST#1 (-35,65)	31
Şekil.2 TEST#2 (+20,-40)	32
Şekil.3 TEST #3 (+50,0)	32
Şekil.4 TEST #4 (+50,-40)	33
Şekil.5 TEST #5 (+50,0).	33
Şekil 1. HPS'de kullanılan Haar öznitelikleri.	35
Şekil 2: Kaskat yapısının çalışma diyagramı.	36
Şekil 1.Yüzsel özellik yakalama algoritmasında belirlenen artı şeklinde işaretlenmiş benekler.	41
Şekil 2. Önerilen yöntemle belirlenen göz bebekleri.	41
Şekil 3. Boş arka planlı omuz-baş görüntüsü.	42
Şekil 4. Omuz-baş görüntüsünden elde edilen yüz bölgesi ve çukur bölge.	42
Şekil 5. $C_1(i)$ ve $C_2(i)$ değerlerinin hesaplanmasında kullanılan şablonlar.	44
Şekil 6. Örnek göz şablonları	45
Şekil 7. $T=25$ iken belirlenen göz bebekleri	46
Şekil 8. $T=50$ iken belirlenen göz bebekleri	47
Şekil 9. $T=100$ iken belirlenen göz bebekleri	47
Şekil 10. Göz bebeklerine göre hizalama yapılmadan kesilen yüz görüntüleri	48
Şekil 11. Göz bebeklerine göre hizalama yapılarak kesilen yüz görüntüleri	49
Şekil 12. Video görüntüsünde gerçek zamanlı olarak göz bebeklerinin saptanması.	50
Şekil 13. Video görüntüsünde gerçek zamanlı olarak göz bebeklerinin saptanması.	51
Şekil 14. Video görüntüsünde gerçek zamanlı olarak göz bebeklerinin saptanması ve Optik Akış (Optical Flow) yöntemi ile belirlenen noktaların izlenmesi.	52
Şekil 1. Yapay veri kümeleri	55
Şekil 2. Yale veri kümesinde örnek iki sınıf	56
Şekil 3. Yale veri kümesinde NNDA, LDA(FDDA) ve TBA(PCA) başarımları	57
Şekil 4. ORL veri kümesinde örnek iki sınıf	57
Şekil 5. ORL veri kümesinde NNDA, LDA(FDDA) ve TBA(PCA) başarımları	58
Şekil 6. YaleB veri kümesinde NNDA, LDA(FDDA) ve TBA(PCA) başarımları	59
Şekil.1 Çok bantlı HHG gösterimi:	61
Şekil.2 Farklı aydınlatma koşullarında çevrit seçimi	62
Şekil.3 Çevritlerin özelliklerine göre sıralanması:	64
Şekil.4 Tepe görüntülerinin elde edilmesi	64
Şekil.5 Üç-bant modelleme yüz hizalama sonuçları	65
Şekil 1. İki boyutlu R süzgeçleri	72
Şekil 2. İki boyutlu $G(x)$ süzgeçleri.	72
Şekil.1 (a) Örnek "5" rakam imgesi (b) Çevrit üzerindeki bir nokta için birer derecelik dönmeler için elde edilen süzgeç cevapları (c) (b)'den alınan bir kesit	78
Şekil.2 Önerilen betimleyicinin L 'ye göre tanıma başarımlar grafiği.	79
Şekil.1 Klasik AGM kullanılarak yüz hizalama	81
Şekil.2 Önerilen Gürbüz AGM'nin genel yapısı.	81

Şekil.3 Tam hizalanmış yüz için RI onarım sonucu	83
Şekil.4 RI yöntemi kullanılarak elde edilen aydınlatma normalizasyonu sonuçları:	84
Şekil.5 HU yönteminin etkinliğini arttırmak için yüzün sağ ve sol iki pencereye ayrılması.	86
Şekil.6 HU yönemi kullanılarak yüzün normalize edilmesi	86
Şekil.7 Yüzün 73 nokta ile anotasyonu yapılmış yüz görüntüsü.	86
Şekil.8 İdeal olarak aydınlatılmış (önden aydınlatılmış) on farklı kişiye ait yüz görüntüsü.	87
Şekil.9 Yale B yüz veri kümesinden bir kişinin farklı aydınlatılmış yüz görüntüleri.	88
Şekil.10 AGM arama aşamasında RI ve HU yöntemlerinin ürettiği onarım sonuçlar	91
Şekil.11 Hizalanmış yüz görüntülerinde RI ve HU yöntemlerin normalizasyon sonuçları	93
Şekil.12 Kötü ışıklandırma ya sahip yüzler için Klasik AGM ve Önerilen yöntemin karşılaştırılması.	94
Şekil.13 Farklı ışıklandırma koşulları için Klasik AGM ve HU-AGM hizalama sonuçlar	95
Şekil.14 Klasik AGM'nin optimizasyon aşamaları	96
Şekil.15HU-AGM'nin optimizasyon aşamaları	97
Şekil. 16. Kurulan yüz uzayındaki ilk 5 temel bileşene ait katsayıların rastgele değiştirilmesi ile elde edilmiş sentetik yüzler	99
Şekil. 17. PB-AGM yüz uzayı oluşturulurken sadece tam karşıdan bakan pozları kullanılan kişilere ait yüzler.	99
Şekil. 18. Klasik (üst satır) ve Önerilen(alt satır) AGM en iyileme çevrimleri	100
Şekil. 19. Deneysel çalışmalarda kullanılan ve Yale B Veri Kümesindeki yüz görüntülerinin el yordamıyla 73 önemli noktası işaretlenmiş 4920 adet yüzün, ortalama yüze eğilmiş (şekil/pozdan arındırılmış yüzler) ve Küme_1, Küme_2, Küme_3, Küme_4 şeklinde ayrılmış veri içerisinde, 3. kişinin 40'ar adet yüz görüntüsü	100
Şekil. 20. Test ve eğitim kümesi verilerinin TBA ve DAA için öznitelik vektörlerinin dağılımı	101
Şekil. 21. TBA, DAA, 2B-MEDA ve 2B-TBA öznitelik uzayları başarımları	102
Şekil.22 Test kümesi verilerinin TBA ve DAA için öznitelik vektörünün boyuna göre tanıma sonucu	104
Şekil 1: Bileşen temelli aktif görünüm modelinin (BAGM) yüz hizalamada kullanılan bileşenleri	109
Şekil 2. Üst: GAGM'den elde edilen ilk konumlar, Alt: solGözAGM'nin 12 çevrim sonunda ürettiği sonuçlar.	109
Şekil 3. Kullanılan IMM ve PIE veri kümesindeki görüntüler	110
Şekil 4. Bileşen temelli aktif görünüm modeli (solGözAGM) ile arama işlemi ve çevrimlere göre yakınsama sonuçları	111
Şekil 5. Normal ışık değişimlerine karşı yüz hizalama sonuçlarının karşılaştırılması	112
Şekil 6: Aşırı ışık değişimlerine karşı yüz hizalama sonuçlarının karşılaştırılması	112
Şekil 1. Yale B yüz veri kümesindeki tek bir kişinin farklı ışıklandırma koşulları altındaki yüz görüntüleri.	116
Şekil 2. Identity yüz veri kümesinden (K_{id}) beş farklı yüz	117
Şekil 3. Eğitim kümesinde yer alan bir kişiye ait aydınlatma (fark) veri kümesi	118

<i>(K_i).</i>	
<i>Şekil 4. Kişi (identity) yüz uzayına ait ilk beş özyüz</i>	118
<i>Şekil 5. Aydınlatma modeline ait ilk beş özyüz</i>	119
<i>Şekil 6. Kişi (identity) yüz modeline ait mod değişimi.</i>	119
<i>Şekil 7. Aydınlatma (fark) yüz modeline ait mode değişimi.</i>	121
<i>Şekil 8. Ortalama yüzün kurulan model yardımı ile tekrar aydınlatılması.</i>	121
<i>Şekil 9. Yüz model parametreleri ile sentezlenen bir yüzün aydınlatma modeli ile sanal olarak aydınlatılması.</i>	122
<i>Şekil 10. Önerilen birleşik modelin oluşturulması</i>	123
<i>Şekil 11. Öz-yüzler</i>	126
<i>Şekil 12. Öz-yüzler</i>	126
<i>Şekil 13. Birleşik AGM deneysel çalışma # 1 için kullanılan eğitim kümesi</i>	127
<i>Şekil 14. Aydınlatma (fark) verilerine ortogonal alt-uzay izdüşüm yöntemi uygulanarak elde edilen görüntüler.</i>	128
<i>Şekil 15. Eğitim kümesinde yer almayan yüzler için birleşik model hizalama sonuçları</i>	129
<i>Şekil 16. Kimlik yüz veri kümesi.</i>	130
<i>Şekil 17. Tek bir bireyin farklı aydınlatma koşullarında çekilmiş görüntüleri</i>	131
<i>Şekil 18. Önerilen Birleşik Model'in aşırı aydınlatılmış (extreme illumination) yüz görüntüsü için çevrimlere göre (soldan sağa, yukardan aşağıya) yakınsama sonuçları.</i>	132
<i>Şekil 19. Önerilen Birleşik Model'in düşük karışıklığa sahip yüz görüntüsü için çevrimlere göre (soldan sağa, yukardan aşağıya) yakınsama sonuçları.</i>	133
<i>Şekil 20. Önerilen Birleşik Model'in aşırı aydınlatılmış yüz görüntüsünde farklı bir iklendirme için çevrimlere göre (soldan sağa, yukardan aşağıya) yakınsama sonuçları.</i>	134
<i>Şekil 21. Bir adet tam karşıdan aydınlatılmış görüntüsü kullanılarak eğitilen Birleşik Model'in aynı kişiye ait farklı aydınlatılmış test (unseen) görüntüsü için çevrimlere göre (soldan sağa, yukardan aşağıya) yakınsama sonuçları.</i>	134
<i>Şekil 22. Bir adet tam karşıdan aydınlatılmış görüntüsü kullanılarak eğitilen Birleşik Model'in aynı kişiye ait farklı aydınlatılmış test (unseen) görüntüsü için çevrimlere göre (soldan sağa, yukardan aşağıya) yakınsama sonuçları.</i>	135
<i>Şekil 23. Bir adet tam karşıdan aydınlatılmış görüntüsü kullanılarak eğitilen Birleşik Model'in aynı kişiye ait farklı aydınlatılmış test (unseen) görüntüsü için çevrimlere göre (soldan sağa, yukardan aşağıya) yakınsama sonuçları.</i>	136
<i>Şekil.1 73 nokta ile işaretlenmiş yüz görüntüsü.</i>	138
<i>Şekil.2 Yüz poz değişimi</i>	139
<i>Şekil.3 Farklı pozlardaki yüzlerden doğrusal bükme yöntemiyle tam karşıdan bakan yüzlerin elde edilmes</i>	140
<i>Şekil.4 Yüz poz değişimi</i>	141
<i>Şekil.5 Tam karşıdan bakan bir adet 2B yüzden görüntüsünden farklı poz sentezleme</i>	142
<i>Şekil. 6: Tam karşıdan bakan bir adet 2B yüzden görüntüsünden farklı poz sentezleme</i>	142
<i>Şekil.7 Yüz poz değişimi</i>	143

ÖZET

Bu projede, video görüntülerinden insan yüzlerinin tanınması üzerinde çalışılmış, yüz tanımanın önemli problemlerinden olan ışık kaynağı ve poz değişimlerinden etkilenmeyecek yöntemlerin geliştirilmesi amaçlanmıştır.

Projede özellikle Aktif Görünüm Modeli (AGM) çerçevesinde karşılaşılan sorunların çözülmesi için özgün yöntemlerin geliştirilmesi üzerine yoğunlaşmıştır. Bu doğrultuda görüntüdeki seçkin ayrıtları 3 katmanlı bir sistemin tek bir katmanı olarak kullanan bir yöntem geliştirilmiştir. Ayrıtlara dayalı bu çalışma, amaca yönelik ayrıtların bulunması konusuna yönelmemize neden olmuş ve bu çalışmalar sonunda şekil bilgisine bağlı olarak ayrıtların seçilmesine olanak sağlayan gradyan tabanlı şekil belirteci özgün bir yöntem olarak geliştirilmiştir.

AGM çerçevesinde yapılan izleyen çalışmalarda, kimlik, aydınlatma ve şekli ayrı ayrı kontrol edebilen birleşik AGM modeli önerilmiştir. Bu sayede model uydurma büyük ölçüde aydınlatma değişimlerinden bağımsız hale geldiği gibi, bir kişinin farklı yerlerden aydınlatılmış görüntüleri de, aydınlatmaya ilişkin model parametresini değiştirerek elde edilebilmektedir.

Projenin son bölümünde poz problemi ele alınmış, AGM çerçevesinde kişinin pozunun önceden belirlenmiş bir poza dönüştürülmesi (poz doğrultma) ve farklı pozlardaki görüntülerin oluşturulması (poz sentezleme) konuları üzerinde çalışılmıştır. Bu doğrultuda yapılan çalışmalar sonucunda, modeldeki noktaların oluşturduğu düzlemin eğrilip bükülmesiyle, ± 20 derece aralığıyla sınırlı olmak koşuluyla, farklı poz görüntüleri elde edilebilmiştir.

Proje kapsamında yüz tanımanın çeşitli konularında yapılan özgün çalışmalar bilimsel konferans kitaplarında ve dergilerde yayınlanmış, ayrıca tüm bileşenleri bir araya getiren bir yüz tanıma sistemi geliştirilmiştir.

Anahtar kelimeler: Yüz tanıma, biyometri, aktif görünüm modeli, AGM, görüntü işleme, video işleme, örüntü tanıma

ABSTRACT

In this project, we consider the human face recognition problem in images obtained from video sequences, and aim to develop methods which are robust to illumination and pose variations.

We developed novel methods to solve the problems of Active Appearance Model (AAM) based approaches. We utilized the prominent edges in a face image as one band of a multi-band model. This approach based on edge detection directed us to developing a goal based edge detector, and as a result of this work, a novel gradient based shape descriptor which can be used to select edge segments based on the shape of contours was developed.

In the course of AAM based research, we develop an integrated AAM which combines identity, illumination and shape components in a single model and allows us to control them one by one. By means of this model, the model fitting became more robust to illumination changes, while images illuminated from different directions were easily synthesized by changing the parameters related to illumination mode.

In the last part of the project, we considered the pose problem, and worked on correcting the pose of a given face as well as synthesizing new faces in different poses. By warping the key points of AAM, model parameters, and images, of rotated faces were obtained for a limited interval in the ± 20 degrees.

The work carried out in this project has been published in several conference proceedings and international journals, and a complete face recognition system integrating these modules has been developed during the project.

Keywords: Face recognition, biometrics, Active Appearance Models, AAM, Image processing, Video processing, Pattern recognition

1. GİRİŞ

Yüz tanıma problemi görüntü işleme, bilgisayarla görü ve örüntü tanıma konularında çalışan araştırmacıların yoğun olarak üzerinde çalıştıkları güncel, önemli ve zor problemlerden biridir. Bu konuda uzun zamandır oldukça çok sayıda bilim adamı çalışıyor olmasına karşın, problemin zorluğu nedeniyle gerçek yaşamda karşılaşılan sorunları çözmeye yetecek başarıya sahip yüz tanıma sistemleri hala geliştirilememiştir. Özellikle yakın geçmişte ve günümüzde ortaya çıkan saldırılar sonucu giderek artan güvenlik gereksinimleri diğer biyometrik yöntemlere olduğu gibi yüz tanımaya olan gereksinimi ve ilgiyi artırmıştır.

Bu çalışmada, günlük yaşamımızda farklı amaçlarla kullanılacak gerçek çalışma koşullarında yüksek performansa sahip gülbüz ve etkin bir yüz tanıma sisteminin geliştirilmesi amaçlanmaktadır. Bu bağlamda yüz yerinin bulunması, yüz tanıma gibi problemin değişik aşamaları için özgün yöntemlerin geliştirilmesi ve bu yöntemlerin bir araya getirilmesiyle uygulama alanlarında başarıyla çalışan yerli yüz tanıma sisteminin oluşturulması amaçlanmaktadır..

Raporun bu bölümünde yüz tanıma konusunda bilimsel literatürde bulunan çalışmaların bir özeti verildikten sonra, Bölüm 2’de projede ele alınan ve üzerinde çalışılan temel yaklaşımlar açıklanmaktadır. Bölüm 3’de proje kapsamında geliştirilen yüz tanıma sistemi prototipinde kullanılan ve geliştirilen yöntemler açıklanmaktadır. Bölüm 4’de ise proje süresince üzerinde yoğun olarak çalışılan ve performansının artırılması için değişik yöntemler önerdiğimiz Aktif Görünüm Modeli (AGM) konusunda yapılan çalışmalar açıklanmaktadır. Bu bölümde ayrıca, AGM ile birlikte ayrıt temelli yaklaşımdan yola çıkarak geliştirilen gradient temelli şekil belirteci açıklanmaktadır. Raporun 5. Bölümünde ise yapılan çalışmaların kısa bir özeti verilmektedir.

1.1 Literatür özeti

Yüz tanıma probleminin zorlukları arasında; pozdaki değişimler, ışık kaynağının yeri ve şiddetindeki değişimler, yüz ifadesindeki değişimler, ölçek sorunu, zamanla veya yaşlanmayla oluşan değişimler, tanınacak kişilerin çokluğu ve işlem zamanı yer almaktadır. Literatürde bu sorunların çözümü olarak geliştirilen yöntemler incelendiğinde bunların, şablon eşlemeye dayanan yöntemler, öznitelik tabanlı yöntemler ve görünüm (appearance) temelli yöntemler olarak sınıflandırılabilceği görülmektedir.

Günümüzde, görüntü işleme ve bilgisayarla görü alanlarındaki araştırmacılar, insan yüzlerinin makineler tarafından tanınması konusunda oldukça yoğun çalışmalar yapmaktadır. Buna rağmen özellikle gerçek zamanlı işlemin gerekli olduğu durumlarda otomatik bir tanıma sisteminin gerçekleşmesi hala zorluklar içermektedir.

Bu zorlukların nedenleri arasında yüz görüntülerinin yüzün 3boyutlu geometrisi dolayısıyla aydınlatma ve poz değişimleri olduğunda büyük değişimler göstermesi ve yüz ifadesi, yaşlanma, sakal, bıyık, gözlük ve makyajdan oluşan değişimler yer almaktadır. Aynı yüzün farklı ışıklandırma ve görüş açısı durumlarında gösterdiği değişim farklı insan yüzlerinin arasında görülen değişimden daha fazla olduğu söylenebilir. Özellikle değişken aydınlatma koşulları, yüz tanımayı günümüzdeki en zor problemlerden birisi haline getirmiştir. Değişken aydınlanma koşullarıyla başa çıkabilmek için bazı yöntemler ortaya atılmıştır. Bu yöntemler dört ana sınıfa ayrılabilir:

- Aydınlanmadan bağımsız öznitelikler çıkartılması (Ayrıt haritaları, görüntü değer türetimleri, Gabor süzgeçleriyle evrişimler)
- Farklı aydınlanmaya sahip görüntüleri, bilinen doğal durumlara çevirmek (örneğin giriş görüntüsünü, önden aydınlatılmış yapay bir görüntüye dönüştürmek)
- Aydınlanma değişimlerini modellemek (farklı ışıklandırılmış birçok yüz görüntüsünü kullanarak çıkartılan modeller)
- Yüzlerin ışıktan bağımsız 3-boyutlu modellerini çıkarmak

İlk insan yüzü tanıma sistemlerinin öznitelik tabanlı yöntemler olduğu görülmektedir. Kanade [1]'nin çalışmasında basit görüntü işleme teknikleri(ayrıt haritaları, histogramlar vb.) ve onlara ait öklid uzaklıkları kullanılarak tanıma gerçekleştirilmiştir. Daha gelişmiş bir öznitelik çıkartma yöntemi olan bozulabilir şablon(deformable template) yöntemini Yuille, Cohen ve Hallinan [2] önermiştir. Genellikle bu tür yöntemlerde kullanılan arama teknikleri, bilgi tabanlı ve sezgisel yöntemleri kullanarak arama uzayını daraltmaya çalışmaktadır [3]. (örn: burun iki gözün arasında olmalı). Fakat bu tür enerji en-küçükleme yöntemlerinin oldukça maliyetli ve yerel minimumlara karşı gürbüz olmadıkları bilinmektedir. Bozulabilir şablon karşılaştırmasını kullanan Roeder [4] ve Colombo'nun [5] öznitelik çıkartıcılarının, yüzün yerini saptama başarısını gerçek zamanlı bir uygulama için yeterli değildir. Bu gruba diğer öznitelik çıkartıcılardan Reisfeld'in [6] simetri operatörü ve Graf'ın [7] süzgeçleme ve morfolojik işlemlerini ekleyebiliriz [27].

Bunun yanında holistic teknikler son zamanlarda oldukça sık kullanılmaya başlanmıştır Manjunath [8] dalgacık dönüşümü kullanarak öznitelik noktalarını çıkartmış ve bu noktalara GaborJet'leri uygulayarak elde ettiği öznitelikleri tanıma işleminde kullanmıştır. Bu teknik oldukça başarılı sonuçlar vermiştir. Bu çalışmada, elde edilen fiducialinsan yüzüne ait önemli noktalar(fiducialpoints) için herhangi geometrik ilişkilendirmeye gidilmemiştir. Bunun yerine sadece bulunduğu önemli noktalardan elde ettiği öznitelik vektörlerini diğer resimlerden elde ettiği vektörlerle karşılaştırma işlemi ile tanımayı gerçeklemiştir. Herhangi bir şekilsel özellik tanıma yöntemi bu çalışmada kullanılmamıştır. Bu yöntemlere alternatif olarak istatistiksel eğitim bazlı tekniklerde geliştirilmiştir. Örneğin, Pentland [9] Karhunen-Loeve dönüşümü kullanarak vesikalık insan yüzlerini daha düşük boyutlu bir uzayda tekrar kurabileceğini ve bu uzaya ait parametreleri tanımda kullanabileceğini göstermiştir. Pentland'ın en son çalışması olan modüler özyüz [10] yönteminin geri çatma ve tanıma başarımının daha iyi olduğu görülmektedir [27]. Bu yöntemde öznitelikler, KL dönüşümünü yüzün doğal ana bileşenleri olan, göz, burun ve ağız gibi bölgelerine uygulanması ile elde edilmektedir.

Birçok insan yüzü tanıma algoritmasında insan yüzünün ya resimden bölütlenmiş ya da resimde insan yüzü olmayan artalanın sabit ve basit olması şartı aranmaktadır. Ayrıca, bu algoritmalarda tanıma başarısının yüksek çıkması için, algoritmaya giriş olarak sunulan insan yüzlerinin önden çekilmiş(frontal) ve iyi aydınlatılmış olmasına ihtiyaç duyulmaktadır. Fourier, dalgacık, Karhunen-Loeve gibi dönüşümler doğrusal dönüşümlerdir. Bu yüzden doğrusal olmayan bir şekilde aydınlatma, 3B yönelim ve karmaşık artalanın bulunması gibi durumlarda tanıma performansı düşmektedir [28].

Literatürde sıklıkla kullanılan insan yüzü tanıma yöntemlerinin genellikle görünüm tabanlı olduğu (appearance-based) [9, 11–14] yöntemler olduğu bilinmektedir. Bu yöntemler her insan için, farklı çevre koşullarını içerecek şekilde eğitim verisine ihtiyaç duymaktadır. Fakat gerçek uygulamalarda sınırlı sayıda eğitim verisine sahip olduğu için insan yüzüne ait tüm değişimleri bu sistemler yakalayamamaktadır. Temel Bileşen Analizi temelli “Özyüzler” yöntemi En yaygın görünüm tabanlı yöntem olup, özyüzlere dayalı yöntemler hala kullanılmakta ve başarılı sonuçlar elde edilmektedir. Bu yaklaşımın önemli sorunlarından arasında aydınlatma ve poz değişimlerine duyarlı olması yer almaktadır. Bu yöntemlerle birlikte aydınlatma koşullarına daha az duyarlı görünüm temelli yöntemler geliştirilmektedir [12,30]. Son yıllardaki çalışmalar, aslında daha önce de çok iyi bilinen bir yöntem olan Fisherfaces (Fisheryüzler) yönteminin, özellikle poz değişimleri ve aydınlanma değişimlerinde “Özyüzler” e göre çok daha iyi tanıma başarımına sahip olduğunu göstermektedir[12]. Fisheryüzler, görüntü uzayını daha düşük boyutlu öznitelik uzayına iz-düşürürken sınıf içi değişimleri azaltan ve sınıflar arası değişimleri arttıran Doğrusal Ayırıştırma Analizi (LDA) yöntemini kullanır. Son yıllarda LDA yöntemlerinin çeşitli varyasyonları geliştirilmekte özellikle null-space temelli yöntemlerle başarılı sonuçlar elde edilmektedir[31]. Bu yöntemler sıradan Fisheryüzler sistemlerinde kullanılmayan düşük varyanslı bilgilerden de faydalanmasını amaçlamaktadır. Günümüzde, yüz tanımada kullanılan yöntemler karşılaştırıldığında null-space'lere dayalı doğrusal ayırıştırma yöntemlerinin in en yüksek başarımlara ulaşılan yöntemler olduğu görülmektedir. Bu projede null-space'lere dayalı ayırıştırma yöntemleri baz alınarak başarıyı artıracak yeni yöntemler geliştirilmeye çalışılacaktır.

Son yıllarda model tabanlı insan yüzü tanıma sistemleri aktif çalışma alanı olarak bir adım öne çıkmıştır. Model tabanlı tanıma yöntemlerinin gündeme gelmesinin asıl nedeni insan yüzlerinin kurulan model parametreleri yardımıyla tam olarak ifade edilebilmesidir. Aynı zamanda bu model parametreleri kişinin tanınması, poz tahmini, yüz ifadesinin saptanması gibi problemlerin çözümünde de sıklıkla kullanılmaktadır. Kısaca model tabanlı yöntemlerle bir insan yüzü tıkHz küme olarak ifade edilebilmektedir [28].

Literatürdeki çalışmalar arasında öne çıkan, model tabanlı yöntemler ve bu yöntemlere referans oluşturan birçok çalışma vardır. Turk ve Pentland [9] “özyüz” olarak bilinen yöntemi geliştirmişlerdir. Özyüz yönteminin şekil, poz ve ifade değişimlerine karşı gürbüz olmadığı bilinmektedir. Ezzat ve Poggio [15] yaptıkları çalışmada eğitim görüntüleri kullanarak yeni insan yüzü görüntüsü sentezleyebilmişlerdir. Fakat bu yönteminde eğitim kümesinde yer almayan resimler için çalışmadığı ve test verileri için başarılı bir genelleme yapamadığı görülmektedir [29].

Nastar ve grubu [16] üç boyutlu gri seviye yüzey modeli kullanarak insan yüzünün şekil ve görünümünü tam olarak sentezlemeye çalışmıştır. Fakat önerdikleri yöntemde yer alan arama algoritması yerel minimalara takıldığı için gürbüz bir çalışma ortaya koyamamıştır. Lanitis ve grubu [17] insan yüzüne ait şekil(shape) ve şekile göre normalize edilmiş gri seviye değerlerini(texture) ayrı ayrı modelleyen bir yöntem geliştirmişler. Edwards ise çalışmasında [18] ise Lanitis'in yöntemini şekil ve gri seviye bilgisi arasındaki ilintiyide modelleyerek dahada geliştirmiştir. Edwards ve grubu aktif şekil modelleri(ASM) kullanarak insan yüzüne ait şekil bilgisini, genel geçer en küçükleme yöntemlerine göre daha hızlı bir şekilde saptamışlardır. Daha sonra bulunan şekil bilgisine göre resim içerisindeki yüz normalize edilerek gri seviye, yani örüntü bilgisi, çıkartılmış ve bu şekle göre normalize olmuş insan yüzüne model parametreleri uydurulmuştur. Bu oldukça etkin bir yöntem olmasına karşın, ASM'nin, model parametrelerini elde ederken insan yüzüne ait gri seviye bilgisinin tamamını kullanmamasından dolayı, insan yüzü değişimlerine karşı her zaman güvenilir ve gürbüz model parametrelerini elde edememektedir [29].

İnsan yüzü gibi bir çok bilgisayarla görü probleminin iyi performans ile çözümü için giriş resimlerinin hizalanması(alignment) gerekmektedir. Bu yüzden son yıllarda tüm araştırmalar bu yöne doğru kaymıştır. Genellikle getirilen çözümler model tabanlı yaklaşımlardan [19, 20] oluşmaktadır. Bu model tabanlı yöntemler arasında insan yüzü hizalama işleminde en başarılı sonucu aktif görüntü modeli [19] (active appearance model, AAM) vermektedir. Yöntem, şekil ve örüntü arasında kurduğu model sayesinde hızlı ve gürbüz bir şekilde bozulabilir(deformable) resim eşlemesi yapabilmektedir.

AAM kısaca şu şekilde çalışır; önceden yüze ait önemli noktaların koordinatları saptanmış şekildeki eğitim resimleri ile eğitilerek kurulan model yardımı ile yeni insan yüzleri sentezlenebilmektedir. İki resmin eşlenmesi işlemi ise giriş resim ile sentezlenen resim arasındaki farkı minimize eden model parametrelerini bulmaya çalışır [21]. Model bazlı nesne saptama/tanıma çalışmalarında, modelleme yeteneği ASM'den daha yüksek olduğu ispatlanmış AAM'nin insan yüzü tanıma probleminin model bazlı çözümünde ASM'ye göre çok daha iyi sonuç vereceği öngörülmektedir. Bu projede insane yüzüne ait önemli noktaların çıkartılması ve insan yüzüne ait modelin kurulması aşamasında AAM yöntemi kullanılacaktır.

1.2 Kaynakça

[1] T. Kanade. *Picture Processing System by Computer Complex and Recognition of Human Faces, PhD. Thesis*. PhD thesis, Kyoto University, Japan, 1973.

[2] A. Yuille, D. Cohen, and P. Hallinan. Feature extraction from faces using deformable templates. In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Templates*, pages 104-109, 1989.

[3] I. Craw, D. Tock, and A. Bennett. Finding face features. In *Second European Conference on Computer Vision*, pages 92-96, 1992.

[4] N. Roeder and X. Li. Experiments in analyzing the accuracy of facial feature detection. In *Vision Interface '95*, pages 8-16, 1995.

- [5] C. Colombo, A. Del Bimbo, and S. De Magistris. Human-computer interaction based on eye movement tracking. *Computer Architectures for Machine Perception*, pages 258-263, 1995.
- [6] D. Reisfeld. Generalized symmetry transforms: attentional mechanisms and face recognition, phd. thesis. Technical report, Tel-Aviv University, 1994.
- [7] H.P. Graf, T. Chen, E. Petajan, and E. Cosatto. Locating faces and facial parts. In *International Workshop on Automatic Face- and Gesture-Recognition*, pages 41-46, 1995.
- [8] B.S. Manjunath, R. Chellappa, and C.V.D. Malsburg. A feature based approach to face recognition. In *Proceedings, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 373-378, 1992.
- [9] M.A. Turk and A.P. Pentland. Face recognition using eigenfaces. In *IEEE Computer Society Conference Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 586-591, 1991.
- [10] A. Pentland, B. Moghaddam, and T. Starner. View-based and modular eigenspaces for face recognition. In *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 84-91, 1994.
- [11] Lee, K.C., Ho, J., Kriegman, D.J.: Nine points of light: acquiring subspaces for face recognition under variable lighting. In: Proc. CVPR. (2001) 519-526
- [12] Belhumeur, P.N., Hespanha, J.P., Kriegman, D.J.: Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. *IEEE Trans. PAMI* 19 (1997) 711-720
- [13] Zhao, W., Chellappa, R.: Face recognition using symmetric shape from shading. In: Proc. CVPR. (2000) 286-293
- [14] Sim, T., Kanade, T.: Combining models and exemplars for face recognition: An illuminating example. In: Proc. CVPR 2001 Workshop on Models versus Exemplars in Computer Vision. (2001)
- [15] T. Ezzat and T. Poggio. Facial Analysis and Synthesis Using Image-Based Models. In *International Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition 1996*, pages 116-121, Killington, Vermont, 1996.
- [16] C. Nastar, B. Moghaddam, and A. Pentland. Generalized Image Matching: Statistical Learning of Physically-Based Deformations. In *European Conference on Computer Vision*, volume 1, pages 589-598, Cambridge, UK, 1996.
- [17] A. Lanitis, C. Taylor, and T. Cootes. Automatic Interpretation and Coding of Face Images Using Flexible Models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(7):743-756, 1997.

- [18] G. J. Edwards, C. J. Taylor, and T. Cootes. Learning to Identify and Track Faces in Image Sequences. In British Machine Vision Conference 1997, Colchester, UK, 1997.
- [19] T. Cootes, G. Edwards, and C. Taylor. Active appearance models. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23(6):681–685, 2001.
- [20] T. Cootes, D. Cooper, C. Taylor, and J. Graham. Active shape models – their training and application. Computer Vision and Image Understanding, 61(1):38–59, 1995.
- [21] TF.Cootes, P.Kittipanya-ngam, "Comparing Variations on the Active Appearance Model Algorithm", Proc.BMVC2002, Vol.2, pp.837-846.
- [22] X. Tang, X. Wang, Face Sketch Recognition, IEEE Transactions On Circuits And Systems For Video Technology, vol. 14, no. 1, January, 2004
- [23] X. Tang, X. Wang, Face photo recognition using sketch, ImageProcessing, pp. I-257–I-260, 2002.
- [24] P. Viola and M.J. Jones, "Robust real-time object detection", ICCV Workshop on Statistical and Computation Theories of Vision, 2001
- [25] Lienhart, R. and Maydt, J., "An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection", Proceedings of the ICIP2002, 2002,
- [26] Lienhart, R., Liang, L. and Kuranov, A., "A Detector Tree of Boosted Classifiers for Real-time Object Detection and Tracking", ICME, 2003
- [27] Jebara T., 3D Pose Estimation and Normalization for Face Recognition, McGill University, Montreal, Quebec, Canada, 1996.
- [28] Xiaoguang L., Hsu R., Jain A.K., "Face Recognition with 3D Model-Based Synthesis", International Conference on Bioinformatics and its Applications, Florida, USA, 2004.
- [29] G. Edwards, C. J. Taylor, and T. F. Cootes. "Interpreting face images using active appearance models", International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Japan, 1998.
- [30] A.Yılmaz and M.Gökmen, "Eigenhills vs Eigenface and Eigenedge," Pattern Recognition, vol. 34, 2001, pp. 181-184.
- [31] W.Liu, Y. Wang, SZ Li, T.Tan, Null Space-based Kernel Fisher Discriminant Analysis for Face recognition, Proc. Of the 6th IEEE Int. Conf. On Face and Gesture Recognition FGR'04, 2004

2. TEMEL YAKLAŞIMLAR

2.1 İstatiksel Yöntemler

İnsan yüzü tanıma problemi temelde bir örüntü sınıflandırma problemi olarak ele alınabilir. Literatürde sık kullanılan iki istatistiksel yaklaşım, temel bileşenler analizine ve Fisher doğrusal ayrıştırma analizine dayalı yöntemlerdir. Aşağıdaki bölümde, bu istatistiksel yöntemlerin aydınlatma değişimleri altında başarımı ele alınmaktadır.

2.2 Temel Bileşenler Analizi (TBA)

Temel Bileşenler Analizi (TBA), yüz tanıma için en çok kullanılan yöntemlerden birisidir. Ancak, izdüşürülen örneklerin saçılımını ençoklamayı amaçlayan bu yöntem, aydınlanma değişimlerinde başarısızdır. Çünkü örnek saçılımlarını ençoklarken, sınıflararası saçılımlarla birlikte, sınıflandırma açısından hiç de istenmeyen sınıf içi saçılımları da artırmaktadır. Böylece görüntüler arası değişimlerin çoğu aydınlanma değişimlerine dayanmaktadır. Sonuçta ortaya çıkan izdüşüm uzayında sınıflar iyi öbeklenememektedir. Aydınlanmadan doğan etkileri azaltmak için en yüksek özdeğerlere denk düşen üç temel bileşenin göz ardı edilmesi önerilmektedir. Burada, yüksek özdeğerlere denk düşen bileşenlerin çokça aydınlanma değişimlerinden doğan bilgiyi taşıdığı varsayılmaktadır.

2.2.1 Fisher Doğrusal Ayrışım Analizi ve Fisher Yüzler

Fisher Doğrusal Ayrışım Analizi (FDAA) fotometrik stereo çalışmalarında elde edilen, Lambertian yüzeylere sahip nesnelerin herhangi bir açıdan aydınlatılmış görüntüsünün, doğrusal bağımsız 3 ışık kaynağının oluşturduğu alt-uzayda yer almasına dayanmaktadır. Doğrusal izdüşüm ile boyut azaltıldığında, hala doğrusal ayrıştırılabilirlik korunabilir. FDAA, örüntü saçılımını, sınıflandırma için en uygun şekle sokmaya çalışır.

Elimizde n -boyutlu görüntü uzayından seçilmiş ve her biri c adet sınıf etiketinden birini alan N adet örnek $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ olsun. $m < n$ olmak üzere, n -boyutlu uzaydan m boyutlu başka bir uzaya izdüşüm yapan doğrusal bir dönüşüm tanımlanabilir. Bu dönüşümde yeni öznitelik vektörleri $y_k \in R^m$,

$$y_k = W^T x_k \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

şeklinde hesaplanır. Burada $W \in R^{n \times m}$ birim dik kolanlardan oluşan izdüşüm matrisidir. TBA da, (μ global ortalama yüzü göstermek üzere), bu izdüşüm matrisini oluşturmak için hesaplanan toplam saçılım matrisi aşağıdaki gibi tanımlanmıştır:

$$S_T = \sum_{k=1}^n (x_k - \mu)(x_k - \mu)^T . \quad (2)$$

Ancak FDAA sınıflararası saçılımın sınıf içi saçılıma oranını ençoklayan W matrisini bulmaya çalışmaktadır.

Sınıflar-arası saçılım matrisi

$$S_B = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T, \quad (3)$$

sınıf-içi saçılım matrisi ise

$$S_w = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^{N_i} (x_k - \mu_i)(x_k - \mu_i)^T \quad (4)$$

denklemlerle hesaplanır. Burada μ_i ve N_i i . sınıfa ait ortalama vektörü ve örnek sayısını göstermektedir. Optimum izdüşüm matrisi (W_{opt}) sınıflararası saçılım matrisinin determinantının sınıf-içi saçılım matris determinantına oranını en çoklayacak şekilde seçilir;

$$W_{opt} = \arg \max_w \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_w W|} = [w_1 w_2 \dots w_m]. \quad (5)$$

Burada $\{w_i \mid i = 1, 2, \dots, m\}$ S_B ve S_w 'nin en yüksek m adet özdeğerine (λ_i) denk düşen özvektörlerdir;

$$S_B w_i = \lambda_i S_w w_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

Yüz tanıma işlemlerinde en sık rastlanan problemlerden biri de S_w 'nin tekil olmasıdır. Bu problem, bazı sakıncaları olmasına karşın genelde giriş verilerinin en başta TBA ile boyutları azaltılarak çözülmektedir.

Fisher yüz yöntemi hem ışık değişimlerine karşı en başarılı yöntem olarak raporlanmakta hem de başarımı genelde TBA'ya göre daha az yüksek olmaktadır. Ancak daha iyi sonuçlar alabilmek için, görüntüyü sıfır ortalama ve birim standart sapmaya çekmek ve yüzü hizalamak gibi ön işleme yöntemlerinin uygulanması gerekmektedir.

Standart FDAA yönteminde W matrisini hesaplamak için $S_w^{-1} S_b$ 'in özvektörleri kullanılır. Ancak bu yöntem, özellikleri bilinmeyen bir matrisin tersini almayı gerektirdiği için her durumda kararlı çözümlere sahip değildir. DAA'ndan önce TBA ile boyut azaltmak bu problemi çözmekle birlikte ayrışım için çok önemli bilgiler taşıyan S_w 'in sıfır uzayını yok etmektedir. Bu yüzden Doğrudan DAA ve sıfır uzay temelli DAA yöntemleri ortaya atılmıştır.

2.2.2 Doğrudan Doğrusal Ayırtaç Analizi (DDAA)

DDAA'nın amacı S_w 'daki sıfır uzay bilgisini korumaktır. Bu amaçla S_b 'deki sıfır uzayı yok edildikten sonra S_b alt uzayında en uygun ayrışım vektörleri aranır.

$$W^T S_b W = I \quad W^T S_w W = D_w \quad (7)$$

Şimdiye kadar raporlanmış DDAA algoritmaları incelenerek aşağıdaki algoritma geliştirilmiştir:

Girişler : Eğitim kümesindeki her biri N uzunluklu yüz görüntü vektörleri, x_i

Çıktılar : Boyut azaltılırken ayrışım özelliği kazanmış öznitelik vektörü x_i^*

Algoritma:

1. $\Phi_w^{-1}\Phi_b$ matrisinin sıfırdan farklı m adet ($m \leq c-1$) özvektörü $E = [e_1, e_2, \dots, e_m]$ bulunur
2. S_b in en önemli m özdeğerleri ve karşı düşen özvektörleri $Y = \Phi_b E$ ve D_b kullanılarak hesaplanır.
3. $Z = YD_b^{-1/2}$ olsun. $Z^T S_w Z$ matrisinin U özvektörleri ve karşı düşen özdeğerleri D_w bulunur.
4. $P = ZU$, $Q = PD_w^{-1/2}$ olsun. $Q^T S_t Q$ matrisinin en önemli n adet özvektörü V ve karşı düşen özdeğerleri D_t hesaplanır. $V^T Q^T S_t V Q = D_t$
5. Boyut azaltmak için kullanılacak izdüşüm matrisi $A = V^T Q^T = (QV)^T$ şeklinde ifade edilebilir. Düşük boyutlu öznitelik vektörü $x^* = Ax$ eşitliğiyle elde edilir.

2.2.3 Sıfır Uzay Temelli Doğrusal Ayrışım Analizi (SUDAA)

İncelenen doğrusal ayrışım analiz yöntemlerinde kullanılan amaç fonksiyonları, standart DAA için

$$J(W) = \max_{DAA} \frac{|W^T S_b W|}{|W^T S_w W|} = |\Lambda| = \frac{opt \max}{1} \quad (8)$$

Doğrudan DAA için

$$J(W) = \max_{DDAA} \frac{|W^T S_b W|}{|W^T S_w W|} = \frac{1}{|D_w|} = \frac{1}{opt \min} \quad (9)$$

Sıfır Uzay temelli DAA için ise

$$J(W) = \max_{SifirUzay} \frac{|W^T S_b W|}{|W^T S_w W|} = \frac{opt \max}{0} \quad (10)$$

şeklinde gösterilebilir. SUDAA yönteminde bulunacak en uygun W , $W^T S_w W = 0$, $W^T S_b W = \Lambda$ özelliklerini sağlamalıdır. En uygun W matrisinin bulunması için projede aşağıdaki adımlar izlenmiştir:

1. S_t nin sıfır uzayını kaldır,

$$P^T S_t P = D_t, P^T S_w P = S'_w, P^T S_b P = S'_b$$

Burada P , kolonlarını S_t nin sıfırdan farklı $N-1$ adet özdeğerine denk düşen özvektörlerin oluşturduğu bir izdüşüm matrisidir.

2. S'_w nin sıfır uzayını elde et,

$$V^T S'_w V = D_w, V^T V = I$$

D_w matrisi köşegenlerini S'_w nin özdeğerlerini artan şekilde oluşturan köşegen matris, V ise den düşen özvektörlerin oluşturduğu matristir. Burada 0 dan

yeterince büyük olan özdeğerler ihmal edilmiştir. V nin ilk $c-1$ kolonuyla oluşan matris olan Y , S'_w nin sıfır uzayıdır.

$$Y^T S'_b Y = 0, \quad Y^T S'_b Y = S''_b$$

3. Özdeğer analizi ile S''_b 'yi köşegenleştir, $U^T S''_b U = \Lambda, U^T U = I$. Burada Λ azalan sıralı özdeğer köşegen matrisidir.
4. Nihai izdüşüm matrisi ise

$$W = PYU$$

şeklinde hesaplanır.

2.2.4 En Yakın Komşu Ayırtaç Analizi (NNDA) (EKAD)

Fisher Doğrusal Ayırışım Analizi (FDDA), istatistiksel örüntü tanımanın en popüler öznelik çıkarma yöntemlerinden biridir. FDDA yönteminin bilinen problemlerinden bazıları aşağıdaki gibi listelenebilir:

Yüksek boyutlu veri ile çalışırken fazla sayıda örneğe gereksinim duyar, aksi halde sınıf içi saçılım matrisinin tekil olması sorunu ortaya çıkar.

FDDA, her sınıfın Gauss yoğunluğunda ve ortak değişinti matrisi olduğunu farz eder. Bu varsayıma uyan veri kümelerinde en iyi ayırışım yönlerini bulmada başarılı olurken, sınıf yoğunluklarının Gauss yoğunluğundan farklı olduğu, sınıfların aynı ortalama ile temsil edildiği çok kipli (multimodal) veri kümelerinde FDDA başarılı olamamaktadır. FDDA'nın bir başka problemi, c sınıf sayısı olmak üzere, sınıflar arası saçılım matrisinin rank'ı $c-1$ olduğundan, FDDA ile çıkarılabilen öznelik sayısı en fazla $c-1$ olmaktadır. Bu sayı, Fisher kriterine göre uygun iken Bayes prensibi açısından uygun olmamaktadır.

FDDA'nın eksik kaldığı bu noktaları telafi eden en yakın komşu ayırtaç analizi (NNDA) yöntemi Qiu ve Wu tarafından önerilmiştir.[1]

Bu çalışmada, adımsal NNDA (stepwise NNDA) yönteminin optimize edilmesine yönelik bir yaklaşım sunulacak ve yöntem k-en yakın komşu (k-NN)'a genişletilecektir.

NNDA yöntemi en yakın komşu sınıflandırması bakış açısıyla, bir doğrusal öznelik çıkarma yöntemidir. Parametrik olmayan bir yöntemdir, dolayısıyla FDDA'nın aksine, sınıfların herhangi bir parametrik dağılıma sahip olması gereksinimini ortadan kaldırır. NNDA, parametrik olmayan ayırtaç analizi (nonparametric discriminant analysis- NDA)'nin genişletilmiş bir türevi olarak görülebilir. NDA'daki sınıf içi saçılım matrisinin tekil olmaması gereksinimi NNDA için söz konusu değildir. Ayrıca NNDA yönteminde sınıflararası saçılım matrisinin rank'ı tam (full) olmakta, dolayısıyla FDDA'nın aksine çıkarılabilen öznelik sayısı sınıf sayısından bağımsız olmaktadır.

2.2.4.1 NNDA Kriteri

Sınıfların $w_i (i=1, \dots, c)$ ile ifade edildiği çok-sınıf bir problemde, $x_n \in w_i$ örneğinin sınıf-dışı en yakın komşusu aşağıdaki ifade ile tanımlanır:

$$x_n^E = \arg \min_z \|z - x_n\|, \quad \forall z \notin w_i. \quad (11)$$

Aynı örneğin sınıf-içi en yakın komşusu aşağıdaki ifade ile tanımlanır:

$$x_n^I = \arg \min_z \|z - x_n\|, \forall z \in w_i, z \neq x_n. \quad (12)$$

Bu tanımlar ile, sınıf-dışı ve sınıf-içi farkları sırasıyla aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$\Delta_n^E = x_n - x_n^E, \quad (13)$$

$$\Delta_n^I = x_n - x_n^I. \quad (14)$$

Sınıflar-arası ve sınıflar-içi saçılım matrisleri sırasıyla aşağıdaki ifadeler ile tanımlanır:

$$S_b = \sum_{n=1}^N w_n (\Delta_n^E)(\Delta_n^E)^T, \quad (15)$$

$$S_w = \sum_{n=1}^N w_n (\Delta_n^I)(\Delta_n^I)^T. \quad (16)$$

ve w_n ağırlıklandırma parametresi de,

$$w_n = \frac{\|\Delta_n^I\|^\alpha}{\|\Delta_n^I\|^\alpha + \|\Delta_n^E\|^\alpha} \quad (17)$$

ifadesi ile tanımlanır.

(13) denklemindeki α parametresi sıfır ile sonsuz arasında değişebilen bir kontrol parametresidir.

w_n ağırlıklandırma parametresi, sınıflandırmada sınıf merkezindeki örneklerden çok sınıflar arasındaki sınırlarda bulunan örnekleri öne çıkarmak için tanımlanmıştır. Sınıf-dışı ile sınıf-içi uzaklıklarının oranı fazla olan örnek, saçılım matrisine daha az etki etmektedir. w_n parametresi sınıflar arası sınırlarda bulunan örnekler için 0.5 değerini almakta, merkeze doğru gidildikçe bu değer sıfıra yaklaşmaktadır. α parametresi bu değer değişiminin hızını kontrol etmektedir.

Denklemlerden görüldüğü üzere $\|\Delta_n^E\|$, x_n örneği ile bu örneğe kendi sınıfı dışında en yakın olan örneğin arasındaki uzaklığı ifade etmekte, $\|\Delta_n^I\|$ ise x_n örneği ile bu örneğe kendi sınıfı içerisinde en yakın olan örneğin arasındaki uzaklığı ifade etmektedir. Verilen bir x_n eğitim örneği için, en yakın komşu sınıflandırıcısının başarımı aşağıdaki fark denklemi ile ifade edilebilir:

$$\Theta_n = \|\Delta_n^E\|^2 - \|\Delta_n^I\|^2 \quad (18)$$

Θ_n farkı pozitif ise x_n örneği başarılı sınıflandırılmış olacak, aksi halde sınıflandırma başarısız olacaktır. Θ_n farkının büyüklüğü x_n örneğinin doğru sınıflandırılma ihtimali ile doğru orantılıdır.

Öznitelikleri $D \times d$ ' lik doğrusal izdüşüm matrisi olan W ile çıkardığımızı kabul ederek, izdüşürülmüş örnek aşağıdaki denklem ile ifade edilir:

$$y = W^T x \quad (19)$$

Bu bağlamda, izdüşürülmüş sınıf-dışı ve sınıf-içi farkları sırasıyla aşağıdaki denklemler ile ifade edilebilir:

$$\delta^E = W^T \Delta^E, \quad (20)$$

$$\delta^I = W^T \Delta^I. \quad (21)$$

Dolayısıyla aradığımız optimal W , izdüşürülmüş altuzayda $\|\delta_n^E\|^2 - \|\delta_n^I\|^2$ farkını maksimize etmelidir. Bu optimizasyon problemi aşağıdaki denklem ile ifade edilebilir:

$$\hat{W} = \arg \max_W \sum_{n=1}^N w_n (\|\delta_n^E\|^2 - \|\delta_n^I\|^2) \quad (22)$$

Bu optimizasyon problemi, örneklerin sınıf-içi uzaklığını minimize ederken sınıflar arası uzaklığını maksimize eden doğrusal izdüşüm matrisini bulmak olarak ifade edilebilir.

Çözümüne geçerseniz,

$$\begin{aligned} & \sum_{n=1}^N w_n (\|\delta_n^E\|^2 - \|\delta_n^I\|^2) \\ &= \sum_{n=1}^N w_n (W^T \Delta_n^E)^T (W^T \Delta_n^E) - \sum_{n=1}^N w_n (W^T \Delta_n^I)^T (W^T \Delta_n^I) \\ &= \text{tr} \left(\sum_{n=1}^N w_n (W^T \Delta_n^E) (W^T \Delta_n^E)^T \right) - \text{tr} \left(\sum_{n=1}^N w_n (W^T \Delta_n^I) (W^T \Delta_n^I)^T \right) \\ &= \text{tr} (W^T \left(\sum_{n=1}^N w_n \Delta_n^E (\Delta_n^E)^T \right) W) - \text{tr} (W^T \left(\sum_{n=1}^N w_n \Delta_n^I (\Delta_n^I)^T \right) W) \\ &= \text{tr} (W^T \hat{S}_b W) - \text{tr} (W^T \hat{S}_w W) \\ &= \text{tr} (W^T (\hat{S}_b - \hat{S}_w) W) \end{aligned} \quad (23)$$

Denklemlerde kullanılan $\text{tr}(\)$ operatörü matrise “trace” işlemini uygulamaktadır. Yukarıda ifade edilen denklemler ile aşağıdaki sonuca ulaşılır. Yukarıdaki sonuca göre optimal W ‘yi veren ifade aşağıdaki gibi olur:

$$\hat{W} = \arg \max_W \text{tr} (W^T (\hat{S}_b - \hat{S}_w) W), \quad W^T W = 1 \quad (24)$$

\hat{W} izdüşüm matrisi, $(\hat{S}_b - \hat{S}_w)$ matrisinin en büyük d adet özdeğerine karşı gelen d adet özvektörü ile oluşturulur.

2.2.4.2 NNDA'nın eksiklikleri

Yüksek boyutlu veri kümelerinde NNDA fazla işlem zamanı gerektireceğinden önce veri kümesi TBA analizinden geçirilerek boyut düşürülür ve sonrasında NNDA

uygulanır. Yang ve arkadaşları TBA dönüşümü ile elde edilen uzayda ayrıştırılabilirlik kaybının olmadığını ortaya koydular.[2]

NNDA'nın bir başka eksikliği, eğitim sürecinde adimsal boyut düşürme operasyonunun işlem zamanını artırmasıdır. Ancak, eğitim sürecinde \hat{W} hesaplandıktan sonra aynı işlemlerin test örneklerine uygulanması gerekmez. Dolayısıyla NNDA yöntemi test sürecinde standart FDDA yöntemleri kadar etkilidir.

2.2.4.3 Adım Adım Boyut Düşürme

Bir önceki bölümde anlatıldığı gibi Δ^E ve Δ^I sınıf-dışı ve sınıf-içi farkları orijinal yüksek boyutlu uzayda hesaplanmakta ve bu farklar eğitim süreci sonunda elde edilen W matrisi ile $\delta^E = W^T \Delta^E$, $\delta^I = W^T \Delta^I$ olarak alt-uzaya iz düşürülmekteydi. Fakat, dönüşüm orthonormal değil ise δ^E, δ^I farkları orijinal uzaydaki Δ^E ve Δ^I farkları ile uyuşmamaktadır. Bu problem için bir çözüm W dönüşüm matrisini adım adım boyut düşürme ile bulmaktır.

Bu bağlamda, Δ^E ve Δ^I farkları her adımda, o adımdaki boyutta tekrar hesaplanmaktadır. Adimsal en yakın komşu ayırtaç analizi algoritması aşağıdaki tabloda görülmektedir:

Tablo 1. Adimsal en yakın komşu ayırtaç analizi algoritması

<p>D boyutlu N adet örnekten oluşan örnek kümesi $\{x_1, \dots, x_N\}$ için, d boyutlu ayrışım alt-uzayını bulmalıyız.</p> <p>Dönüşüm matrisi W'yi T adımda bulduğumuzu kabul edelim; t. adımda örneklerin boyutunu d_t'ye düşürmüş oluruz ve d_t şu özellikleri sağlar: $d_{t-1} > d_t > d_{t+1}$, $d_0 = D$ ve $d_T = d$.</p> <p>For $t = 1, \dots, T$</p> <ol style="list-style-type: none"> (1) d_{t-1} boyutlu uzayda \hat{S}_b^t ve \hat{S}_w^t sınıflar-arası ve sınıf-içi dağılım matrislerini hesapla. (2) $d_{t-1} \times d_t$ boyutlu \hat{W}_t dönüşüm matrisini hesapla (3) örnekleri \hat{W}_t matrisi ile iz düşür, $x = \hat{W}_t^T \times x$. <p>Aranan izdüşüm matrisi $\hat{W} = \prod_{t=1}^T \hat{W}_t$</p>

2.2.4.4 NNDA'nın 1-en yakın komşu(1-NN)'dan k-en yakın komşu(k-NN)'ya Genişletilmesi

$x \in w_i$ eğitim örneği ve k en yakın komşusu verildiğinde, bu k komşu içerisinde w_i sınıfına ait olanların sayısı fazla ise x örneği doğru sınıflandırılacaktır.

$k - NN$ için daha katı bir kriter verilecek olursa; x örneğinin majorite($[k/2]+1$ den az olmamalı) en yakın komşusu w_i sınıfından ise x örneği $k - NN$ ile doğru

sınıflandırılacaktır. Burada $[k/2]$ ifadesi $k/2$ 'den küçük en büyük tamsayıyı temsil etmektedir. Bu kriter ile, $1-NN$ NNDA'yı $k-NN$ 'a genişletebiliriz. Bu tanımlar ışığı altında, x örneğinin sınıf-dışı en yakın $[k/2]$ 'nci komşusu $x_{[k/2]}^E$ ile ifade edilir. Sınıf-içi en yakın $([k/2]+1)$ 'nci komşusu ise $x_{([k/2]+1)}^I$ ile ifade edilir. x ile $x_{([k/2]+1)}^I$ 'nin farkı x ile $x_{[k/2]}^E$ 'nin farkından küçükse majorite $([k/2]+1)$ tane komşusu w_i sınıfına ait olmak zorunda olacağından x örneği $k-NN$ sınıflayıcısı tarafından doğru sınıflandırılmış olacaktır.

Sınıf-dışı ve sınıf-içi farklarını sırasıyla aşağıdaki gibi yeniden yazabiliriz:

$$\Delta^E = x - x_{[k/2]}^E, \quad (25)$$

$$\Delta^I = x - x_{([k/2]+1)}^I. \quad (26)$$

Böylece, $k-NN$ sınıflandırmasının başarısı, aşağıda verilen farkın incelenmesi ile elde edilebilir.

$$\Theta_n = \|\Delta_n^E\|^2 - \|\Delta_n^I\|^2 \quad (27)$$

Daha önce de belirtildiği gibi, Θ_n fark değerinin büyüklüğü x_n örneğinin başarılı sınıflandırılmasını doğrudan etkilemektedir.

2.2.5 Kaynakça

- [1] Xipeng Qiu, Lide Wu. Nearest Neighbor Discriminant Analysis. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence (IJPRAI), Vol. 20, No. 8, 2006, 1245-1259.
- [2] J. Yang and J. Yang. Why can LDA be performed in PCA transformed space? *Pattern Recogn.*, 36:563-566, 2003.

2.3 Blok Temelli Histogram Denkleştirme ve Işık Dengeleme İle Aydınlatmaya Dayanıklı Yüz Tanıma

Bu yaklaşımda ilk olarak Blok Temelli Histogram Denkleştirme (BTHD) adı verilen etkili bir yerel karşıtlık iyileştirme yöntemi ele alınmaktadır. BTHD sonucunda elde edilen görüntü standart Histogram Denkleştirme (HD) ile elde edilen görüntüyle karşılaştırılıp ışık kaynağının kategorisi belirlenmektedir. Bu yaklaşımda ışık kaynakları 65 kategoriye ayrılmıştır. Belirlenen kategoriye göre seçilen ışık dengeleme modeli kullanılarak görüntünün normal aydınlanma koşullarındaki hali elde edilir.

2.3.1 Blok Temelli Histogram Denkleştirme (BTHD)

Bir ışık kaynağı yüz görüntüsünün farklı bölgelerinde farklı etkiler oluşturmaktadır. Bu nedenle, ışık kaynağı çeşidini kestirebilmenin etkili yollarından biri, yerel ve genel olarak iyileştirilmiş görüntüleri karşılaştırmaktır. Bu yaklaşımda görüntü küçük bloklara ayrılarak her blok üzerinde Histogram denkleştirme (HD) uygulanır. Her görüntü bloğundaki benek değerleri, blok histogramını sabit yoğunluğa getirmek için değiştirilir. HD, bloktaki karşıtlığı artırabilir, böylece ışık değişimlerinin etkisiyle zayıflamış olan desen ya da ayrıt özellikleri tekrar güçlendirilir. Bu dengeleme işlemi komşu blok sınırları üzerindeki benek farklarını artırarak bozulmaya da neden

olmaktadır. Bu süreksizliklerden kurtulmak için bloklar yarı yarıya örtüşürülür. Sınırları düzleştirmek için

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^N \omega_i(x, y) * f_i(x, y) \quad (1)$$

şeklinde ağırlıklı ortalama alınır. Burada $f_i(x, y)$ ve $f(x, y)$, i . bloğun ve düzleştirilmiş görüntünün (x, y) noktasındaki benek değerlerini, N (x, y) noktasını kapsayan blokların sayısını, $\omega_i(x, y)$ ise ağırlıklandırma fonksiyonunu göstermektedir. N değeri, işlem yapılan bloğun yeri ile ilgilidir; görüntü sınırları dışında 4, köşelerde 1, diğer sınır bölgelerinde 2 değerini alır. Ağırlıklandırma işlevi $\omega_i(x, y)$, x ve y yönlerindeki ağırlık işlevlerinin çarpımı şeklinde hesaplanır;

$$\omega_i(x, y) = \omega'_i(x) * \omega'_i(y) \quad (2)$$

burada $\omega'(x)$

$$\omega'(x) = 1 - \left| \frac{x - S_B/2}{S_B/2} \right| \quad (3)$$

şeklinde bir üçgen işleviyle belirlenebilir. Burada S_B blok uzunluğunu, x ise blok üzerindeki bağıl koordinatı gösterir. Görüldüğü üzere BTHD oldukça basit ve Uyarlamalı Histogram Denkleştirmeye göre çok daha düşük işlem yükü gerektiren bir yöntemdir.

2.3.2 Değişken Işık Dengeleme Algoritması

Bu yaklaşımda, insan yüzünün Lambertian yüzey olduğu, dolayısıyla yüz görüntüsünün benek değerlerinin, ışık kaynağının doğrultusuyla yüzey normalinin yaptığı açının kosinüsü ile “-albedonun (yüzey dokusunun) çarpımından oluştuğu kabul edilir. Shashua [5] aynı yüzey normallerine sahip farklı insan yüzlerinin farklı albedolara sahip olduğunu raporlamıştır. Ancak çoğu görüntüde, albedo değişimi ayrıt oluşturan en baskın faktördür ve geometrik etkisi yok sayılamaz. Bu çalışmada, YaleB veritabanı kullanılarak aydınlanma koşulları 65 kategoride incelenmiştir. Her kategoride ışığın ufuk (azimuth) ve yükselti (elevation) açıları farklıdır.

Çalışmada Blok Temelli Histogram Denkleştirme (BTHD) uygulanmış görüntü referans kabul edilip histogram dengelenmiş görüntü ile kıyaslanarak beneksel farklar elde edilmiştir. Aydınlanma haritası adı verilen bu fark görüntüsü, yüz görüntüsünün farklı bölgelerindeki ışık kaynağının etkisini yansıttığından, aydınlanma kategorisinin kestiriminde kullanılabilir. Bir yüz görüntüsünün aydınlanma kategorisini belirlemek için aydınlanma haritası elde edildikten sonra Doğrusal Ayrışım Analizi (DAA) yolu ile kategori belirlenir. Çalışmada, YaleB veritabanından alınan eğitim görüntüleri 65 farklı kategoriye ayrılmıştır, her kategoride farklı yüzlerin aynı aydınlanma altında alınmış 9 görüntüsü bulunmaktadır.

2.3.3 Işık Dengeleme

(x, y) noktasındaki ışık etkisi

$$f'_i(x, y) = A_i(x, y) \cdot f(x, y) + B_i(x, y), \quad i = 1, \dots, 65 \quad (4)$$

şeklinde ifade edilebilir. Burada $f'_i(x, y)$, ideal aydınlanma koşullarında olan bir $f(x, y)$ görüntüsünün i . ışık modeliyle aydınlatılmış halidir. $A_i(x, y)$ ve $B_i(x, y)$ ise i . modele ait çarpım ve toplam bileşenlerini (gürültülerini) göstermektedir. Bu iki işlevin sadece ışık kategori modeline bağlı olduğu ve aynı ışık modeliyle aydınlatılmış görüntüler için aşağı yukarı aynı değerleri alacağı varsayılmıştır. YaleB veritabanındaki görüntüler kullanılarak, $A_i(x, y)$ ve $B_i(x, y)$ 'nin optimum değerleri her ışık kategorisi için en küçük kareler kestirim yöntemi ile hesaplanmıştır.

$A_i(x, y)$ ve $B_i(x, y)$ değerleri kullanılarak ideal aydınlatılmış görüntüye ulaşmak için Denklem 10'daki işlemin tersi yapılır;

$$f(x, y) = \frac{f'_i(x, y) - B_i(x, y)}{A_i(x, y)}, \quad i = 1, \dots, 65 \quad (5)$$

Benek değer kümesinden [0 255] taşmaları engellemek için Denklem 11

$$f(x, y) = \begin{cases} 0, & f(x, y) < 0 \\ 255, & f(x, y) > 255, \\ \frac{f'_i(x, y) - B_i(x, y)}{A_i(x, y)} & \text{diğer} \end{cases}, \quad i = 1, \dots, 65 \quad (6)$$

şeklinde tekrar düzenlenebilir.

BTHD yönteminde kullanılan blok büyüklüğü, hem aydınlanma kategorisinin belirlenme başarısını, hem de ışığın dengelenmesi ve dolayısıyla yüz tanıma başarısını etkilemektedir. Tablo 1 farklı blok büyüklükleri için tanıma başarılarını göstermektedir. Tanımda Temel Bileşen Analizi (TBA) kullanılmıştır. Blok büyüklükleri yüz görüntü büyüklüğüyle orantılı olmalıdır. Bu çalışmada büyüklükler belirlenirken iki göz arası uzaklık baz alınmıştır. Blok büyüklüğü böylece $\alpha * \text{DisEye}$ şeklinde tanımlanmıştır, burada α büyüklük katsayısı, DisEye ise gözler arası uzaklıktır. BTHD yöntemindeki blok büyüklüğü, tüm görüntüyü kapsayacak şekilde büyütüldüğünde standart Histogram Dengeleme (HD) halini almaktadır. HD sonuçları Tablo 1 in en son sütununda gösterilmiştir. Sonuçlara bakıldığında $\alpha = 0.5$ durumunda en iyi başarının elde edildiği gözlenmektedir. Bu yüzden, bu aşamadan sonraki çalışmalarda bu değer kullanılacaktır.

Tablo 1. Farklı blok büyüklükleri ile BTHD yöntemi.

α	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0	HE
Tanıma Başarısı (%)	52.7	62.7	66.7	60.7	62.0	60.0	60.7	56.7	54.0

BTHD ile ışık dengeleme yönteminin birlikte kullanıldığı yeni yöntemle birlikte HD ve BTHD yöntemlerinin tek başına kullanıldığı ve hiç birinin kullanılmadığı durumlardaki YaleB veritabanı başarıları Tablo 2 de verilmektedir.

Tablo 2. YaleB üzerindeki tanıma başarımı.

	Hiçbiri	HD	BTHD	Yeni Yöntem
Tanıma Başarımı	%43.4	%61.4	%77.5	%99.5

2.4 Oran Görüntüsü Yaklaşımıyla Aydınlatma Değişimlerine Dayanıklı Yüz Tanıma

Bu makalede kullanılan temel özellik, değişen ışık kaynağıyla oluşturulan görüntü uzayının üç boyutlu doğrusal bir alt-uzayın içinde olmasıdır. Bu yüzden gölgeler göz ardı edildiğinde, nesnenin görüntü uzayını oluşturmada üç görüntü yeterli olacaktır. Bu yaklaşım, N yüz için $N \times 3$ yüz görüntüsü verilmişken, tek bir giriş yüz görüntüsünden yeni görüntüler sentezlenmesine dayanır. Bu yaklaşımda kullanılan nesne ideal sınıfı şu şekilde tanımlanır:

Nesne ideal sınıfı: Bir ideal sınıf, aynı şekle sahip olmasına rağmen farklı albedo yüzey fonksiyonuna sahip 3B nesnelere oluşur. Bu tür bir sınıfa ait görüntü uzayı

$$\rho_i(x, y)n(x, y)^T s_j \quad (1)$$

şeklinde ifade edilir. Burada $\rho_i(x, y)$, sınıfın i . nesnesinin albedo (yüzey dokusu) fonksiyonunu, $n(x, y)$, şekli tanımlayan ve sınıfın tüm nesnelere için aynı olan nesnenin yüzey normallerini ve s_j ise rasgele değişebilecek noktasal ışık kaynağının doğrultusunu gösterir. Bu çalışmada nesne sınıfı, ideal sınıf anlamında kullanılmaktadır.

2.4.1 Görüntü Geri Çatma Temelli Yaklaşım

Hem ρ hem de s değiştiğinde, görüntü uzayı $\rho n^T s$ yi geren temel vektörleri bulmak istiyoruz. s_1, s_2, s_3 lineer bağımsız üç baz vektör olduğunda, $x = (x_1, x_2, x_3)$ katsayıları için $s = \sum_j x_j s_j$ şeklinde yazılabilir. ρ_1, \dots, ρ_N sınıf içindeki tüm nesnelere ait albedo fonksiyonlarını geren baz olduğunda $\rho, \alpha_1, \dots, \alpha_N$ katsayılar olmak üzere $\rho = \sum_i \alpha_i \rho_i$ şeklinde yazılabilir. $y_s; \rho_y$ albedo ve s aydınlanmaya sahip yeni bir y nesnesine ait görüntü olsun. Bu durumda,

$$y_s = \rho_y n^T s = \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i \rho_i \right) n^T \left(\sum_{j=1}^3 x_j s_j \right) \quad (2)$$

ifadesi $N+3$ adet x, α_i bilinmeyenlerinin bulunması bilineer bir problemdir. Bunu çözdüğümüzde, y nesnesinin herhangi bir yerden aydınlatılmış görüntü uzayını, α_i 'yi sabit ve x 'i değişken olarak oluşturabiliriz.

2.4.2 Oran görüntüsü (quotient image) yöntemi

a ve b , iki nesne olduğunda, oran görüntüsü Q , albedo fonksiyonlarının oranı ρ_a/ρ_b olarak tanımlanır ve Q aydınlanmadan bağımsızdır. Albedo fonksiyonlarına doğrudan ulaşamıyor olsak dahi, önyükleme (bootstrap) görüntü kümesi verildiğinde Q analitik

olarak oluşturulabilir. Q bir kez oluşturulduğunda, a nesnesine ait bütün görüntü uzayı (değişen aydınlanma koşullarındaki görüntüler), Q ve b'ye ait üç adet görüntü kullanılarak tekrar oluşturulabilir. Bir y nesnesinin a nesnesine ilişkin oran görüntüsü,

$$Q_y(u, v) = \frac{\rho_y(u, v)}{\rho_a(u, v)} \quad (3)$$

şeklinde. Bu ifade u,v görüntü üzerinde değişmektedir. Böylece, Qy görüntüsü sadece bağıl yüzey doku bilgisine dayanır ve aydınlanmadan bağımsız olur. y nesnesine ait y_s görüntüsü ve önyükleme kümesi verilmişken, yeni y nesnesinin görüntü uzayı aşağıdaki algoritma ile sentezlenebilir:

1. Sütunları üç görüntü olan N tane matris, A_1, \dots, A_N oluşturulur ve bu küme önyükleme kümesi olarak tanımlanır. y_s ; önyükleme kümesinde olmayan ve m görüntüdeki piksel sayısı olmak üzere, m-boyutlu vektörle ifade edilmiş yeni bir görüntü olsun. İyi sonuçlar elde edilmesi için görüntüdeki nesnelere kabaca hizalanmış olması sağlanmalıdır.
2. $i = 1, \dots, N$ için aşağıdaki bağıntı yardımıyla N vektör hesapla.

$$v_i = \left(\sum_{r=1}^N A_r^T A_r \right)^{-1} A_i^T y_s \quad (4)$$

3. 2 no'lu homojen linear denklem sistemini çöz ve $\sum_i \alpha_i = N$ olacak şekilde çözümü ölçüle.
4. $x = \sum_i \alpha_i v_i$ 'i hesapla
5. Ax ; A_1, \dots, A_N 'nin ortalaması olmak üzere, oran görüntüsünü $Qy = y_s / Ax$ şeklinde hesapla
6. Değişen aydınlanma altında yeni nesne tarafından oluşturulan görüntü uzayı, tüm z değerleri için Qy ve Axz görüntülerinin çarpımı ile kapsanır.

2.4.3 Aydınlatma Etkisinin Ardışık Yöntemle Düzeltmesi

Bu algoritmanın önemli avantajları arasında yüzle ilgili öznelik çıkarımına gerek olmaması ve üretilen yüzlerin görsel olarak doğal olmaları yer almaktadır [1]. Bu yöntem de oran görüntüsüne dayalı bir yöntemdir. Bu oran görüntüsü ışık koşulları düzelenmiş bir yüz görüntüsüyle bir referans yüz görüntüsünün bölümüdür. Bu iki görüntü Gauss filtresi kullanılarak bulanıklaştırılır ve daha sonra referans görüntü ardışık bir şekilde güncelleştirilerek, yeniden oluşturulan yüz görüntüsünün kalitesi artırılır. Bu yüzden, bu özgün algoritma önceki bölümde anlatılan ikinci kategoride sınıflandırılabilir. Algoritmanın, daha önceden geliştirilmiş benzer algoritmalara karşı şu avantajları vardır:

- Eğitim aşamasında önden aydınlatılmış tek bir yüz görüntüsü gerekmektedir.
- Yüzün yüzey normallerinin ve ışık kaynağının tahmin edilmesine veya yüz yüzey normallerinin ve beyazlık derecelerinin bilinmesine gerek yoktur.
- Tekrar ışıklandırma metodunda olduğu gibi görüntü warping işleminin yapılmasına gerek yoktur. Bu yöntemlerde öznelik noktalarının doğru tespit edilmesi özellikle yüz görüntüsü kötü ışık koşullarında elde edilmişse zordur.

- Herhangi bir ışıklandırma koşulunda alınmış ve önden ışıklandırmayla geri çatılmış yüz resimleri geçmişte geliştirilmiş bütün başarılı yüz tanıma algoritmalarında kullanılabilir. Öte yandan üçüncü kategorideki yaklaşımlar sadece birkaç metot kullanılabilir.
- İnsan algısı açısından bakıldığında, önden aydınlatılarak tekrar oluşturulmuş yüz görüntüsü görsel olarak iyi bir etki yaratmaktadır.

2.4.3.1 Algoritma

Bu çalışmada kullanılan algoritma şu şekilde özetlenebilir:

1. Eğitim kümesi üzerinde TBA kullanılarak, ortalama yüz görüntüsü ve özuzay belirlenir. Eğitim kümesindeki bütün görüntüler önden aydınlatma altında çekilmiştir.
2. Denklem (1)-(4) kullanılarak, ilk onarılmış görüntü H_{I0} hesaplanır. İlk referans görüntü olarak ortalama yüz, kullanılır ve ilk Gauss filtresinin (F) boyu da 5 seçilir.

$$I(x, y) = \alpha(x, y)n(x, y)^T s \quad (1)$$

$$B_{ik} = F * I_{ik} = F * (\alpha_i n_i^T s_k) = (F * \alpha_i n_i^T) s_k \quad (2)$$

$$B_{ro} = F * I_{r0} = F * (\alpha_r n_r^T s_0) = (F * \alpha_r n_r^T) s_0 \quad (3)$$

$$H_{io} = \alpha_i n_i^T s_0 \approx \alpha_i n_i^T s_k \frac{(F * \alpha_r n_r^T) s_0}{(F * \alpha_i n_i^T) s_k} = I_{ik} \frac{B_{ro}}{B_{ik}} \quad (4)$$

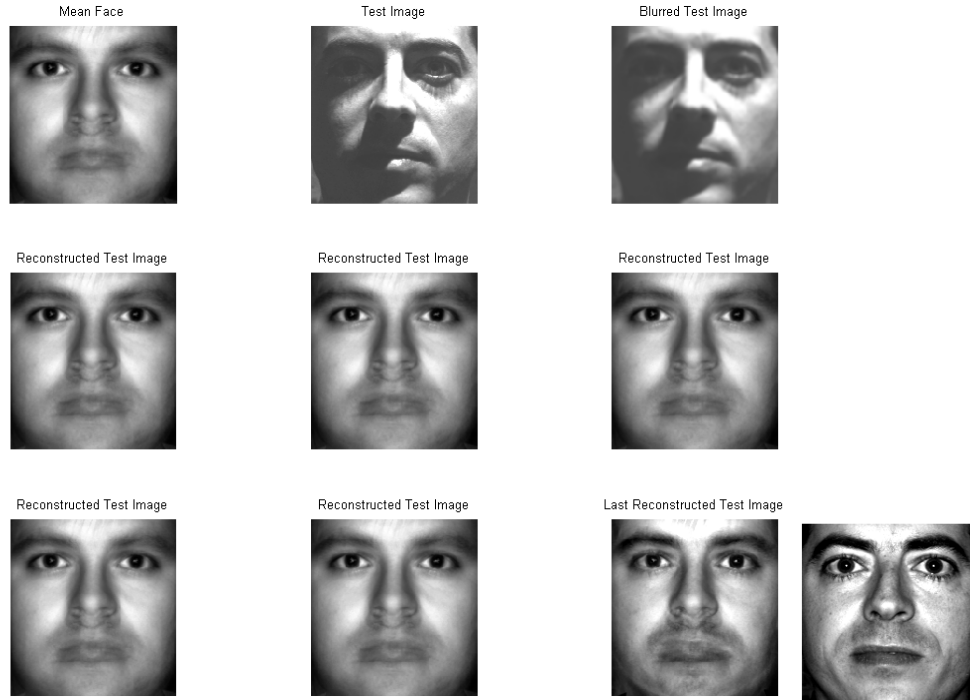
3. Geri çatılmış görüntü, ilk onarılmış görüntüden özuzaya izdüşürülerek elde edilir. Bu görüntünün daha az sayıda gürültülü noktaya sahip olması beklenmektedir.
4. Ham ve geri çatılmış görüntülerin her ikisi de en iyilenmiş eşik temelli bir bölütleme metodu kullanılarak bölütlenir. Ayrıt görüntüsü, ilk onarılmış görüntüde ayrıt saptama yapılarak elde edilir. Bu ayrıt görüntüsü ve 3. adımda elde edilen bölütleme sonucu kullanılarak, sadece tondan gelen veya onun içinde kalan ayrıtların bulunduğu yeni bir ayrıt görüntüsü elde edilir.
5. Bulanıklaştırma için kullanılacak Gauss filtresinin maksimum boyu otomatik olarak belirlenir.
6. Ardışıl yöntemle, geriçatılmış önden aydınlatmalı görüntü adım adım iyileştirilir. Ardışıl yordamın her adımında, görüntü, referans ve ham görüntü ayrıt haritası kullanılarak uyarlanan filtre ile süzülür. Görsel olarak daha iyi bir onarılmış görüntü elde etmek için, her adımda adımda geri çatılmış görüntü referans görüntüsü olarak alınır.
7. Ardışıl sürecin sonlandırma koşulu olarak $|D(t) - D(t-1)| < \varepsilon$ koşulunun sağlanması veya maksimum iterasyon sayısına ulaşılması kullanılır. D(t) ölçütü.

$$D(t) = \frac{\|H_{io}(t) - H_{io}(t-1)\|}{\sqrt{\|H_{io}(t)\| \cdot \|H_{io}(t-1)\|}}, \quad t \geq 2 \quad (5)$$

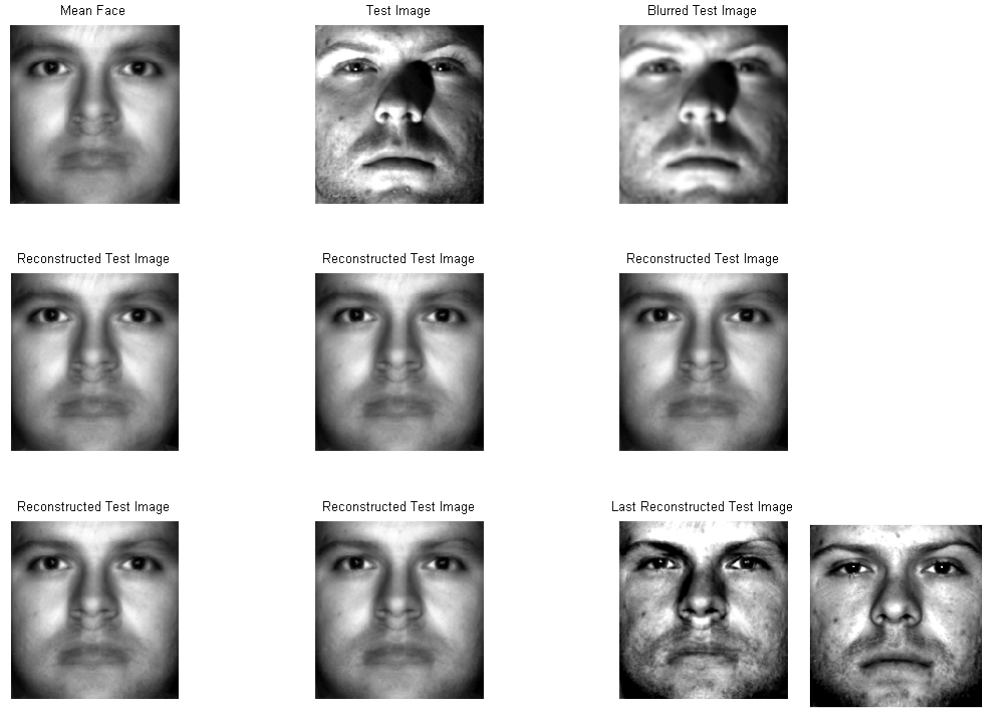
şeklinde hesaplanır.

2.4.3.2 Deneysel Sonuçlar

Projede yukarıdaki yöntem kısmen gerçekleştirilerek yüz tanıma sistemine eklenmiştir. TBA metodunun eğitim kümesi olarak YaleB veritabanı kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar aşağıda verilmektedir.



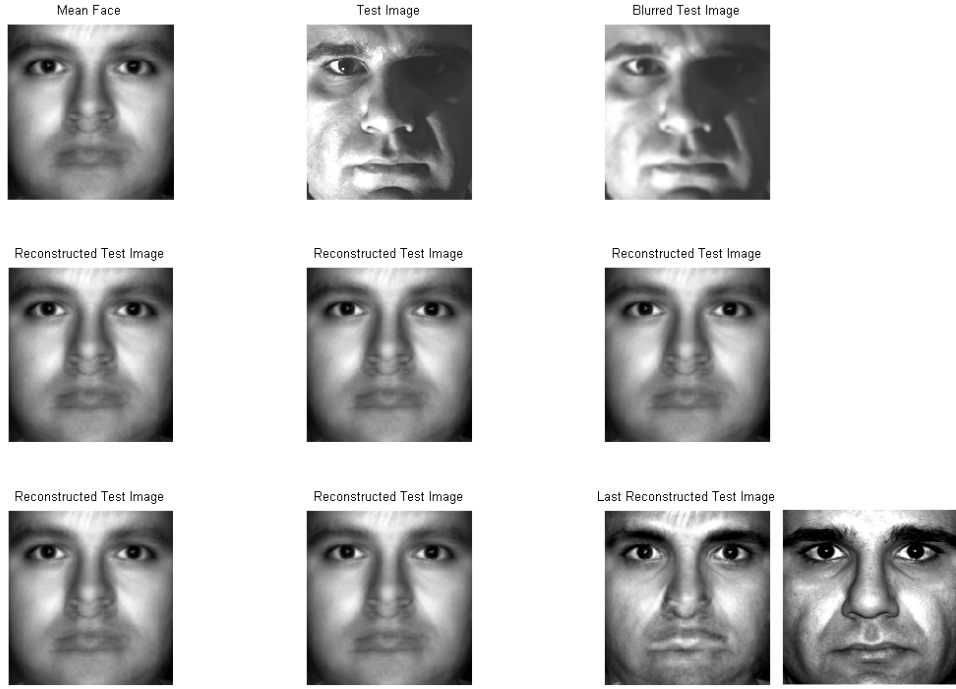
Şekil.1 TEST#1 (-35,65) (azimut=-35, yükselti=65). Bu örnekte, TBA ile yanlış tanıma yapılmasına karşın ardışıl yöntemle geriçatılmış görüntü doğru olarak tanınmıştır.



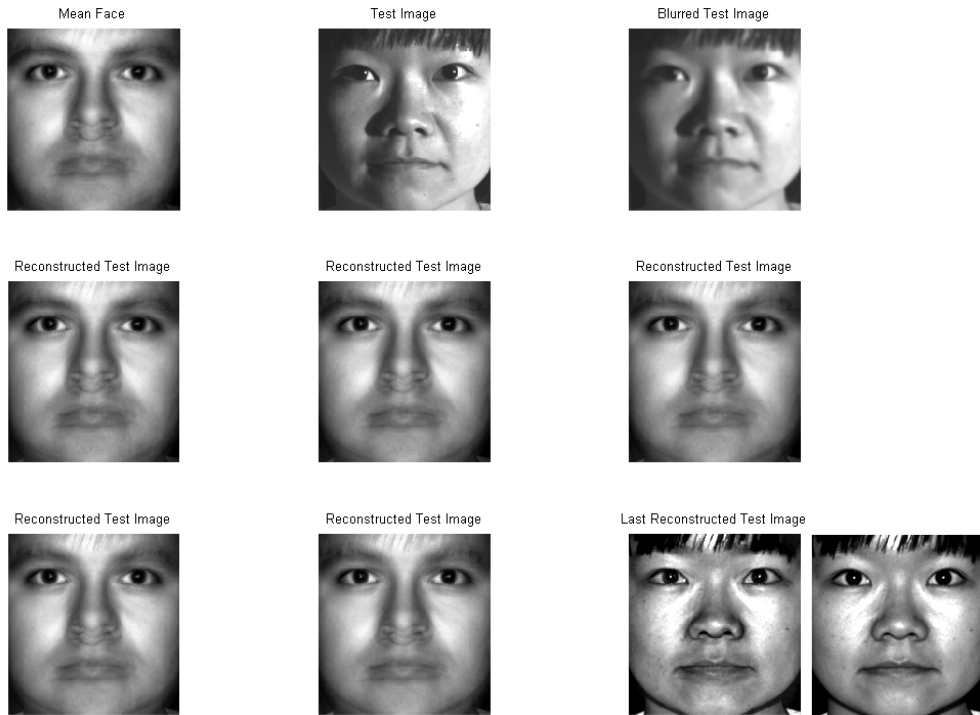
Şekil.2 TEST#2 (+20,-40)(kişi 1) Bu örnekte, hem TBA ile hem de ardışıl yöntemle doğru tanıma yapılmıştır.



Şekil.3 TEST #3 (+50,0) Bu örnekte, TBA ile yanlış tanıma yapılmasına karşın ardışıl yöntemle geriçatılmış görüntü doğru olarak tanınmıştır.



Şekil.4 TEST #4 (+50,-40). Bu örnekte, TBA ile yanlış tanıma yapılmasına karşın ardışıl yöntemle geriçatılmış görüntü doğru olarak tanınmıştır



Şekil.5 TEST #5 (+50,0). Bu örnekte, hem TBA ile hem de ardışıl yöntemle doğru tanıma yapılmıştır.

Görüldüğü gibi test görüntüsü ardışıl olarak geriçatılarak karşıdan aydınlatılmış hale getirilmektedir. İlk adımlarda ortalama yüze benzeyen geriçatılmış yüz yavaş yavaş en alttaki satırın en solunda gösterilen o kişinin gerçek karşıdan aydınlatılmış yüzüne doğru yakınsamaktadır. Her adımda geriçatılmış yüzün özyüz uzayına izdüşürülmesi tanıma başarımını artırmaktadır. Tanımada geri çatılmış test görüntüsünün öznitelikleri ile eğitim kümesindeki görüntülerin öznitelikleri arasında uzaklık ölçütü olarak

$$d(x_i, c_j) = \|x_i - c_j\| = \left(\sum_{u=1}^p |x_{iu} - c_{ju}|^2 \right)^{1/2} \quad (6)$$

kullanılmıştır. Bu yöntemin azimut ve yükselti değerlerine göre 5 sınıfa ayrılmış YaleB veritabanı üzerindeki başarımı aşağıdaki tabloda verilmektedir. Görüldüğü gibi geriçatılmış görüntülerin kullanılması tanıma başarımını önemli ölçüde artırmaktadır.

Tablo 1. YaleB Veritabanı temelli tanıma başarımı

Veri Kümesi	Alt küme 1	Alt küme 2	Alt küme 3	Alt küme 4	Tümü
Ham Görüntü	% 100	% 100	% 78.8	% 37.7	% 74.4
Geriçatılmış Görüntü	% 100	% 100	% 98.3	% 96.4	% 98.4

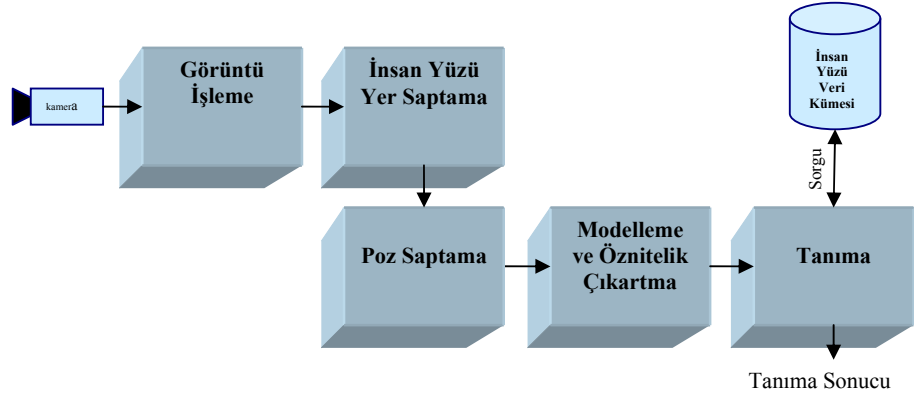
2.4.3.3 Kaynakça

- [1] D. H. Liu, K. M. Lam, L. S. Shen, Illumination invariant face recognition, Elsevier Pattern Recognition, 2005
- [2] Xie, K. M. Lam, Face recognition under varying illumination based on a 2D face shape model , Elsevier Pattern Recognition, 2004
- [3] P.N. Belhumeur, J.P. Hespanha, and D.J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection" Proc. European Conf. Computer Vision, 1996.
- [4] Sh. Shan, W. Gao, B. Cao, D. Zhao, Illumination Normalization for Robust Face Recognition Against Varying Lighting Conditions, IEEE transactions on Analysis and Modeling of Faces and Gestures, 2003
- [5] A. Shashua, R.R. Tammy, The quotient image: class-based rendering and recognition with varying illuminations, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 23 (2) (2001) 129–139.

3. GENEL AMAÇLI GÜRBÜZ YÜZ TANIMA SİSTEMİ

3.1 Yüz Tanıma Sistemi Bileşenleri

Gerçek zamanlı çalışan bir insan yüzü tanıma sisteminin bileşenlerini gösteren şema Şekil 1 de verilmiştir.



Şekil 1. İnsan yüzü tanıma sisteminin genel yapısı

Projede geliştirilen prototipte her bir aşamada ele alınan yaklaşımlar ve geliştirilen yöntemler aşağıda açıklanmaktadır.

3.2 Yüz Yeri Saptama

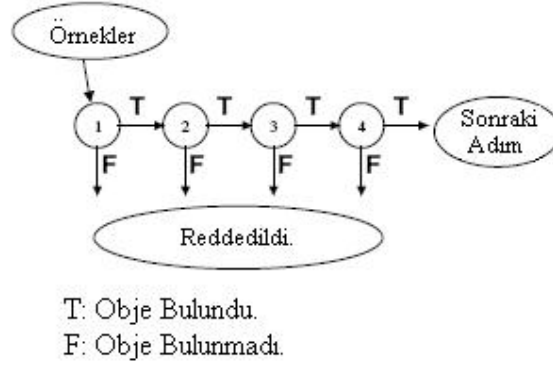
Gerçek zamanlı akan video görüntüsü üzerinde insan yüzü aday bölgelerinin yerinin saptanmasında boyut/yönelim değişimlerine karşı gürbüz bir yöntem olan ve Haar özniteliklerini kullanan *Haar Peşpeşe Sınıflayıcılar* (Haar Cascade Classifier, HPS) kullanılmıştır.

Haar ayırıt öznitelikleri	
Haar çizgi öznitelikleri	
Haar merkez öznitelikleri	

Şekil 1. HPS’de kullanılan Haar öznitelikleri.

Birçok nesne bulucu uygulamada başarı ile olarak kullanılan HPS ilk olarak Viola ve Jones [1] tarafından önerilmiş ve yöntem Lienhart [2,3] tarafından geliştirilmiştir. Sınıflandırıcı insan yüzüne ait bölgelerden alınmış, aynı ölçekteki resimlerle (pozitif örnekler) ve insan yüzü içermeyen diğer bölgelerden alınmış aynı ölçekteki (örn: 20x20) resimler (negatif örnekler) kullanılarak eğitilir. Eğitimden geçmiş sınıflandırıcıya insan yüzü içeren bir resim giriş olarak verildiğinde insan yüzünün bulunduğu bölge için sınıflandırıcı “1” çıkışını diğer bölgeler için “0” çıkışını üretmektedir. Kullanılacak Haar benzeri öznitelik vektörleri Şekil 1’te verilmiştir.

Giriş resmindeki insan yüzlerine ait bölgelerin bulunması işlemi tüm resim taranarak gerçekleştirilmektedir. Sınıflandırıcı değişik boyutlardaki insan yüzlerini bulacak şekilde tasarlanabilmektedir. Bu ise resmin boyutlarını değiştirmekten daha etkin bir yöntemdir. Bu yüzden giriş resmi içerisindeki değişik ölçeklerdeki insan yüzlerini bulabilmek için sınıflandırıcı aynı arama sürecini değişik ölçek parametreleri için tekrar eder.



Şekil 2: Kaskat yapısının çalışma diyagramı.

Sınıflandırıcının isminde yer alan “peşpeşe” kelimesi, oluşturulan sınıflandırıcının, basit yapılu birden fazla sınıflandırıcının bir araya gelerek karmaşık yapılu bir yapı meydana getirdiğini göstermek amacı ile kullanılmaktadır (Şekil 2). Basit yapılu bu sınıflandırıcılar, herhangi bir sınıflandırıcı katmanı ret (reject) vermediği sürece tüm katmanlar geçilene kadar giriş resmine art arda uygulanır. Yapı içerisindeki her sınıflandırıcı katmanı öznelik uzayında farklı bir bölgeyi taramaktadır. Burada kullanılan basit sınıflandırıcılar en az iki yapraklı karar ağaçlarıdır. Haar öznelikleri bu sınıflandırıcılara giriş olarak verilir.

Projede peş peşe zayıf sınıflandırıcıları eğitmek için AdaBoost ve FloatBoost yöntemleri kullanılmıştır.

3.2.1 AdaBoost Yöntemi

Viola ve Jones [1] elde ettikleri peş peşe zayıf sınıflandırıcıları eğitmek için AdaBoost (Uyarlamalı Boosting) yöntemini kullanmışlardır. Freund ve Schapire [4] nin 1995 yılında önerdiği bu yöntem, örnek uzayını temsil eden her bir öznelik üzerinde bir zayıf sınıflandırıcı eğittikten sonra seçtiği bazı zayıf sınıflandırıcıların lineer birleşiminden kuvvetli sınıflandırıcıyı oluşturur. Her bir öznelik üzerinde bir zayıf sınıflandırıcı eğitildikten sonra örnek uzayındaki yanlış sınıflandırılan örneklerin ağırlıkları artırılırken doğru sınıflanan örneklerin ağırlıkları da azaltılmaktadır. Böylece her bir zayıf sınıflandırıcı eğitildikten sonra bu ağırlıklar kullanılarak genel bir hata hesaplaması yapılmakta ve bir sonraki öznelik üzerinde yeni bir zayıf sınıflandırıcı bu hata göz önünde bulundurularak eğitilmektedir.

AdaBoost algoritması [1] şu şekildedir:

1. (Giriş)

- Eğitim kümesi $Z = \{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$ şeklinde verilmiş olan bir görüntü veritabanında $N = a + b$ ve a pozitif örneklerin sayısı, b negatif örneklerin sayısı olup pozitif örnekler için $y_i = +1$, negatifler için ise $y_i = -1$ ’dir.

b) Maksimum zayıf sınıflandırıcı sayısı M_{\max} ile gösterilmektedir.

2. (Başlangıç Durumu)

$y_i = +1$ olan örnekler için $w_i^{(0)} = \frac{1}{2a}$, $y_i = -1$ olan örnekler için

$w_i^{(0)} = \frac{1}{2b}$ yapılır.

3. (Zayıf sınıflandırıcı ekleme döngüsü)

a) $M \leftarrow M + 1$;

b) Ağırlıklar Normalize edilir. $w_i^{(M)} = w_i^{(M)} / \sum_{j=1}^M w_j^{(M)}$

c) h_M (*) a göre seçilir.

d) $w_i^{(M+1)} \leftarrow w_i^{(M)} (\beta_M)^{1-e_i}$ şeklinde güncellenir. Burada e_i değeri x_i örneği doğru sınıflandırıldıysa 0, aksi halde 1 olur. $\beta_M = \varepsilon_M / (1 - \varepsilon_M)$.

4. (Çıktı)

$$h(x) = \begin{cases} 1, & \sum_i [w_i h_i(x)] \geq \frac{1}{2} \sum_i w_i \\ 0, & \text{diğer durumlar} \end{cases}$$

(*):

i) Her öznitelik j için bir h_j sınıflandırıcısı eğitilir. Eğitilen sınıflandırıcının

hata oranı $\varepsilon_j = \sum_i w_i |h_i(x_i) - y_i|$ olarak hesaplanır.

ii) En küçük *hata oranı* ε_j 'ye sahip sınıflandırıcı h_M olarak seçilir.

3.2.2 FloatBoost Yöntemi

FloatBoost yöntemi, 2002 yılında Stan ve arkadaşları tarafından AdaBoost algoritmasının temellerini kullanan daha başarılı bir yöntem olarak önerilmiştir [5]. FloatBoost daha önce örüntü tanıma yöntemi olarak ortaya atılan kayan arama metodundan yola çıkarak, eğitilmiş zayıf sınıflandırıcıların *hata oranlarını* geriye doğru tarama ve toplamda *hata oranında* gelişme sağlanabilmesi durumunda zayıf sınıflandırıcıların silinmesi işlemini içerir. Böylece, benzer başarıma sahip zayıf sınıflandırıcıların elde edilmesi sağlanarak performans artışı elde edilir.

Verilen bir görüntü veritabanında $Z = \{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$ eğitim kümesi ile sunulmuş olsun. Bu durumda x_i , i . örneğe ait öznitelik vektörünü, y_i ise o görüntünün eğitilen sınıflandırıcı için pozitif (+1) ya da negatif (-1) bir örnek olduğunu belirtmektedir.

FloatBoost algoritması, AdaBoost algoritması üzerinden şu şekilde geliştirilmiştir.

1. (Giriş)

a) Eğitim kümesi $Z = \{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$ şeklinde verilmiş olan bir görüntü veritabanında $N = a + b$ ve a pozitif örneklerin sayısı, b negatif

örneklerin sayısı olup pozitif örnekler için $y_i = +1$, negatifler için ise $y_i = -1$ 'dir.

- b) Maksimum zayıf sınıflandırıcı sayısı M_{\max} ile gösterilmektedir.
- c) Eğitilmiş tüm zayıf sınıflandırıcıların toplam hata oranı $\varepsilon(H_M)$ ve kabul edilebilir threshold değeri ε^* ile gösterilmektedir.
- d) Her zayıf sınıflandırıcı eklenen adımdaki en küçük hata oranı ε_m^{\min} de tutulacaktır. Ayrıca H_M zayıf sınıflandırıcıların kümesi olacaktır.

2. (Başlangıç Durumu)

- a) $y_i = +1$ olan örnekler için $w_i^{(0)} = \frac{1}{2a}$, $y_i = -1$ olan örnekler için

$$w_i^{(0)} = \frac{1}{2b} \text{ yapılır}$$

- b) $\varepsilon_m^{\min} = \max(m=1, \dots, M_{\max})$, $M = 0$, $H_0 = \{ \}$

3. (Zayıf sınıflandırıcı ekleme döngüsü)

- a) $M \leftarrow M + 1$;
- b) h_M (**) a göre seçilir.
- c) $w_i^{(M+1)} \leftarrow w_i^{(M)} \exp[-y_i H_M(x_i)]$ şeklinde güncellenir ve tüm ağırlıklar $\sum_i w_i^{(M)} = 1$ şeklinde düzeltilir.
- d) $H_M = H_{M-1} \cup \{h_M\}$; $\varepsilon_m^{\min} > \varepsilon(H_M) \rightarrow \varepsilon_m^{\min} = \varepsilon(H_M)$

4. (Şartsal dışlama)

- a) $h' = \arg \min_{h \in H_m} (\varepsilon(H_M - h))$
- b) $\varepsilon(H_M - h') < \varepsilon_{M-1}^{\min}$ ise
 - a. $H_{M-1} = H_M - h'$ $\varepsilon_{M-1}^{\min} = \varepsilon(H_M - h)$; $M = M - 1$
 - b. $H_M = \sum_{h \in H_m} h$
 - c. 4.a) ya git;
- c) 4.b) 'deki eşitsizlik sağlanmıyorsa;
 - a. $M = M_{\max}$ veya $J(H_M) < J^*$ ise 5'e git
 - b. $w_i^{(M+1)} \leftarrow w_i^{(M)} \exp[-y_i H_M(x_i)]$. 3.a) ya git;

5. (Çıktı)

- $H(x) = \text{sign} \left[\sum_{h(x) \in H_m} h(x) \right]$

$$(**) h_M(x) = \frac{1}{2} \log \left\{ \frac{P(y = +1 / x, w^{(M-1)})}{P(y = -1 / x, w^{(M-1)})} \right\}$$

(4. aşamada FloatBoost en önemsiz zayıf sınıflandırıcıyı H_M 'den çıkarmaktadır. Bu prosedür eğitim kümesindeki risk J^* altında olduğu zaman veya M_{max} ulaşıldığı zaman sonlanmaktadır.)

3.2.3 Kaynakça

- [1] P. Viola and M.J. Jones, "Robust real-time object detection", ICCV Workshop on Statistical and Computation Theories of Vision, 2001
- [2] Lienhart, R. and Maydt, J., "An Extended Set of Haar-like Features for Rapid Object Detection", Proceedings of the ICIP2002, 2002
- [3] Lienhart, R., Liang, L. and Kuranov, A., "A Detector Tree of Boosted Classifiers for Real-time Object Detection and Tracking", ICME, 2003
- [4] Freund, Y., Schapire, R. E., 1996, "Experiments with a New Boosting Algorithm", Laitta, S. (Eds.), 13. International Conference of Machine Learning, pp 148-156.
- [5] Li, S.Z., Zhang, Z., Shum, H., Zhang, H., "FloatBoost Learning for Classification", Advances in Neural Information Processing Systems, <http://books.nips.cc/papers/files/nips15/AA65.pdf>
- [6] CMU/VASC Image Database, Frontal Face Images, http://vasc.ri.cmu.edu/idb/html/face/frontal_images/index.html

3.3 Ayırt Tabanlı Bir Yaklaşımla Göz Bebeklerinin Saptanması

Yüz tanıma sistemleri kimlik tanımlama, suç inceleme, güvenlik ve kayıt doğrulama gibi birçok uygulamada kullanılır. Kişi yüzlerinin bilgisayarla otomatik tanınması bütünsel ve çözümsel olmak üzere iki şekilde yapılmaktadır. Bütünsel yaklaşımda yüzler, yoğunluk varyasyonunun iki boyutlu örüntüsü olarak tanımlanır. Çözümsel yaklaşımda ise tanımlama yüz özelliklerinden (göz, ağız vb. şekli) alınan geometrik ölçümlerle yapılır.

Çözümsel yaklaşımda yüz özelliklerinin güvenilir bir şekilde ortaya çıkarılması yüz tanıma sisteminin başarılı olması için esastır. Ek olarak, bu işlem yüz normalleştirilmesi için yapılan bütünsel yaklaşımda da önemlidir. Veritabanında eşleştirilme yapılmadan önce tanımlama yapılmak istenen görüntüdeki yüzün yeri ve yönü standart boyuta normalleştirilmelidir. Bu normalleştirme yüz özelliklerinden alınan geometrik ölçümler kullanılarak yapılabilir.

Gözler, diğer yüz özellikleriyle karşılaştırıldığında belirgin ve göreceli kararlı olarak dikkat çekmektedir. Eğer gözler belirlenirse, diğer yüz özelliklerinin pozisyonları tahmini hesaplanabilir, gözler arasındaki geometrik ölçümler kullanılarak yüz kolayca normalleştirilebilir. Video konferansı, görüntüsel kullanıcı ara yüzleri gibi uygulamalarda gözlerin belirlenmesi önemli rol oynamaktadır. Bundan dolayı birçok göz belirleme algoritmaları önerilmiştir. Bu algoritmalar üç sınıf altında toplanabilir. Gözlerin belirlenmesi için ilk yaklaşım göz şablonu ile görüntü arasındaki karşılıklı ilişkiyi, ikinci yaklaşım temel bileşen analizini ve üçüncü yaklaşım ise bozulabilen şablonları kullanır.

Yüz görüntüsünün boyutunda ve/veya yönündeki varyasyonlar az olmadığı zaman birinci ve ikinci yaklaşımlar için görüntünün boyutunun ve/veya yönünün

normalleştirilmesi gerekir. Üçüncü yaklaşımında ise göz şablonunun ilk pozisyonunun görüntüdeki gözlerin pozisyonuna yaklaşık olarak başlatma bir dezavantajdır. Projede, gözlerin yerlerinin belirlenmesi için [1]'de önerilen yöntem uygulanmıştır. Bu yöntem ise [2]'de uygulanan algoritmadaki sorunlar giderilerek geliştirilmiştir. Algoritma, yüz bölgesi içindeki her benek için geniş kapsamlı özellik şablonu kullanarak bir değer hesaplar ve en büyük değere sahip beneği yüzsel özellik noktası olarak seçer.

Bu algoritmayı kullanarak gözlerin aynı anda belirlenmesi zor olmaktadır. Çünkü en büyük değerli benekler her zaman yüzsel özellik noktası değildir. Fakat yüz görüntüsünün boyutu, yönü bilinmediğinde ve yüzün bazı bölgelerinde düşük karşıtlık olmasına rağmen algoritma yüzsel özellikler için adayların belirlenmesinde kullanışlıdır. Yöntem yüzsel özellikleri şu şekilde saptamaktadır; Giriş görüntüsünde Haar Peş Peşe yüz saptama yönteminin verdiği yüz bölgesi saptanır. Daha sonra algoritma yüz bölgesindeki her bir beneğin nasıl hesaplandığı denklem (1)'de gösterilmektedir.

$$C(x, y) = C_1(x, y) + C_2(x, y) \quad (1)$$

$S(x, y)$, yüz bölgesi içerisinde (x, y) merkezli ve kenar uzunluğu d olan kare bir alan olsun. Buna göre $C_1(x, y)$ denklem (2)'de gösterildiği gibi hesaplanır.

$$C_1(x, y) = \sum_{j=y-d/2}^{j=y+d/2} V_r(j) + \sum_{i=x-d/2}^{i=x+d/2} V_c(i) \quad (2)$$

$V_r(j)$ ve $V_c(i)$ ise satır j ve sütun i 'nin ortalama çapraz katsayıları olarak şöyle tanımlanır;

$I(x, y)$, görüntünün (x, y) koordinatlarındaki beneğin yoğunluk değeri olsun. Her satır j için, $V_r(i)$; $x - \frac{d}{2} \leq i \leq x + \frac{d}{2}$ aralığındaki $I(i-1, j)$ veya $I(i, j)$ beneklerinden birinin

$K + \mu$ değerinden büyük, diğerinin $K - \mu$ değerinden küçük olanlarının sayısıdır. Burada K bir katsayı, μ ise (i, j) koordinatlarındaki beneklerin ortalama yoğunluk

değeridir. Her satır i için, $V_c(j)$; $y - \frac{d}{2} \leq j \leq y + \frac{d}{2}$ aralığındaki $I(i, j-1)$ veya $I(i, j)$

beneklerinden birinin $K + \mu$ değerinden büyük, diğerinin $K - \mu$ değerinden küçük olanlarının sayısıdır.

$C_2(x, y)$ ise $S(x, y)$ alanının sınır kısmı ile orta kısmı arasındaki yoğunluk farkını hesaplayan bir fonksiyondur. Yüz bölgesi; sol göz alt bölgesi ve sağ göz alt bölgesi olarak iki alt bölgeye ayrıldıktan sonra algoritma C fonksiyonu sonrasında hesaplanan farklı bölgelerdeki en büyük değerlere sahip iki beneği sol ve sağ göz olarak belirler.

Yüz görüntüsünün bazı alt bölgeleri düşük karşıtlığa sahip olsa bile algoritmada kullanılan özellik şablonu gerçekçi sonuçlar vermektedir. Fakat önerilen yöntemde göre; yüzsel özellik içeren noktaların C fonksiyonu değerleri göreceli büyük olmasına rağmen, her bir alt bölgedeki C fonksiyon değeri en büyük yüzsel özellik içeren noktanın olasılığı düşük olarak belirlenmiştir. Bundan dolayı projede kullanılan yöntemde iki göz için yüzsel özellik içeren aday benekler aynı anda belirlenmiştir.

3.3.1 Göz Saptama Algoritması

Algoritmanın uygulanabilmesi için birkaç kısıtlar bulunmaktadır. Bunlar;

- Görüntü, yoğunluk görüntüsü olmalıdır.
- Görüntü, boş arka planlı baş-omuz görüntüsü olmalıdır.
- Görüntüde kişinin gözleri açık, göz bebekleri belli olmalıdır. Başka bir deyişle sağ veya sol poz açısı -30 , $+30$ aralığında olmalıdır.



Şekil 1. Yüzsüz özellik yakalama algoritmasında belirlenen artı şeklinde işaretlenmiş benekler.



Şekil 2. Önerilen yöntemle belirlenen göz bebekleri.

Önerilen yöntem ilk olarak [2]'deki algoritmayı kullanarak giriş görüntüsündeki yüz bölgesinde yüzsüz özellik içeren noktaların koordinatlarını belirler (Bu durumda yüzsüz özellik içeren noktalar, belirlenmek istenen göz bebekleri için aday noktalardır). Daha sonra, algoritma bazı uzamsal kısıtları uygulayarak her bir çift özellik noktası için bir değer hesaplar ve en küçük değere sahip çift göz bebekleri olarak belirlenir.

Şekil 1'de özellik yakalama algoritmasına göre belirlenen yüzsüz özellik noktaları, Şekil 2.'de ise önerilen yöntemle belirlenen göz bebekleri gösterilmiştir. Önerilen yöntemin adımları aşağıda sırayla verilmektedir.

3.3.2 Yüz Bölgesinin Bulunması

Giriş görüntüsüne Haar peş peşe sınıflandırıcı kullanılarak görüntü içindeki yüz bölgesi bulunmuştur. Şekil 3'te örnek bir omuz-baş giriş görüntüsü, Şekil 4a'te ise omuz-baş görüntüsünde bulunan yüz bölgesi gösterilmektedir.

3.3.3 Çukur Bölgenin Elde Edilmesi

Algoritma, yüz bölgesi içindeki göz bebekleri aday noktalarının belirlenmesi için genelleştirilmiş özellik şablonu kullanmaktadır. Fakat yüz bölgesi içerisindeki tüm benekler için bu şablonun uygulanması fazlasıyla zaman alan bir işlemdir. Bu yüzden, önerilen yöntemde önce yüz bölgesi içindeki çukur bölge elde edilmiştir. Daha sonra, bu çukur bölgedeki noktalara genelleştirilmiş özellik şablonu uygulanmıştır.

Çukur bölgenin elde edilmesi için, öncelikle yüz görüntüsü eşikleme kullanılarak ikili görüntüye çevrilmiştir. Eşikleme yapılırken kullanılan T_1 eşik değeri her bir görüntü için şu şekilde belirlenmiştir.

$$T_1 = \sum_{i=0}^{T_1} h(i) \geq 0.3N \quad (3)$$

Denklem (3)'te $h(i)$ gri-seviye histogram N ise yüz bölgesi içindeki toplam benek sayısıdır. Daha sonra, algoritma eşikleme sonrası elde edilen karanlık bölgeye gri-seviye kapama işlemi uygulamaktadır. $I(x,y)$ giriş görüntüsü $G(x,y)$ 'de gri-seviye kapama işlemi uygulanmış görüntü olsun. $G(x,y)$ ile $I(x,y)$ arasındaki farkı belli bir eşik değeri T_2 'den büyük olan (x,y) koordinatındaki tüm benekler çukur bölgeyi oluşturmaktadır. Tüm yüz görüntüleri için T_2 değeri 25 olarak belirlenmiştir. Şekil 4b' de yüz bölgesinden elde edilen çukur bölge gösterilmiştir.



Şekil 3. Boş arka planlı omuz-baş görüntüsü.



Şekil 4. Omuz-baş görüntüsünden elde edilen yüz bölgesi ve çukur bölge.

3.3.4 Özellik Noktalarının Belirlenmesi

Daha önce de belirtildiği gibi özellik içeren noktalar, belirlenmek istenen göz bebekleri için aday noktalardır. Çukur bölge çıkarıldıktan sonra, algoritma özellik şablonu kullanarak çukur bölge içerisindeki tüm benekler için bir değer

hesaplanmaktadır. Bu değer $C(x, y) = C_1(x, y) + C_2(x, y)$ denklemi kullanılarak hesaplanmıştır.

Daha sonra, algoritma $C(x, y)$ fonksiyonunda yerel maksimum olan (x, y) koordinatlarındaki benekleri özellik noktası olarak belirler. Ancak özellik noktası olarak belirlenen benek sayısı m 'yi geçerse algoritma $C(x, y)$ ile hesaplanan tüm değerleri azalan sırada sıralar ve ilk m tanesini özellik noktası olarak seçer. İyi sonuçlar $m=20$ olarak seçildiğinde görülmüştür.

3.3.5 Özellik Noktalarının Değerleri

$B_i = (x_i, y_i)$ bir önceki bölümde anlatılan özellik yakalama algoritmasına göre belirlenen aday noktalar olsun. Eğer bir özellik noktası B_i , sol ya da sağ göz bebeği ise bu nokta etrafında görüntü üzerinde irisi oluşturacak dairesel bir bölge olmalıdır. Bundan dolayı, algoritma her bir özellik noktası için bu özellik noktası etrafında dairesel bir bölge arar. İlk olarak, algoritma ayrılabilirlik süzgeci kullanarak merkezi B_i noktası olan dairesel bölge ve onun etrafı ile arasındaki ayrılabilirliği ölçümlendirir. Ayrılabilirlik süzgecine göre iki bölge arasındaki ayrılabilirlik η şu şekilde hesaplanır;

$$\eta = \frac{B}{A} \quad (4)$$

$$B = n_1(P_i - \bar{P}_m)^2 + n_2(P_2 - \bar{P}_m)^2 \quad (5)$$

$$A = \sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P}_m)^2 \quad (6)$$

$$N = n_1 + n_2$$

$n_k (k = 1, 2)$: R_k bölgesi içindeki benek sayısı.

$\bar{P}_k (k = 1, 2)$: R_k bölgesi içindeki ortalama yoğunluk değeri.

\bar{P}_m : R_1 ve R_2 bölgeleri birleşiminin ortalama yoğunluk değeri.

P_i : i noktasındaki benegin yoğunluk değeri.

Her bir özellik noktası $B_i = (x_i, y_i)$ için, algoritma ilk olarak Şekil5.a'da gösterilen şablonu merkezi (x_i, y_i) olacak şekilde koyup ayrılabilirlik süzgecini uygulayarak $\eta_{23}(i)$ ve $\eta_{24}(i)$ ayrılabilirlik değerlerini hesaplar. Burada $\eta_{kl}(i)$, R_k ve R_l bölgeleri arasındaki ayrılabilirliktir. Algoritma daha sonra yukarı olduğu gibi bu kez Şekil5.b'de gösterilen şablonu kullanarak $\eta_{25}(i)$ ve $\eta_{26}(i)$ değerlerini hesaplar. Şekil5.a ve Şekil5.b de görülen şablonlardaki iç çemberin yarıçapı 5 ile 7 benek uzaklığı arasında değişmektedir.

Yüz bölgesi görüntüsüne Canny ayırıt yakalama süzgeci uygulandıktan sonra algoritma, dairesel Hough dönüşümü uygulayarak B_i noktası çevresinde çember belirlemeye çalışır. İki boyutlu uzayda r yarıçaplı ve merkezi (a, b) olan çember $(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2$ formülüyle hesaplanır.

Ayırıt görüntüsü üzerinde, P, gözün irisini çevreleyen çembere ait bir nokta olsun. Eğer bu P noktası (x, y) koordinatlarında ve θ yönünde ise bu yönün hata payı $\Delta \theta$ ve (a, b) merkezli çember aşağıda tanımlanan yay üzerindedir.

$$R = \{(a, b) \mid a = x + r \cos(t), b = y + r \sin(t), \theta + \pi - \Delta\theta \leq t \leq \theta + \pi + \Delta\theta\} \quad (7)$$

Bu yay $(x, y, r, \theta + \pi - \Delta\theta, \theta + \pi + \Delta\theta)$ şeklinde tanımlanabilir. Formüldeki r_i ise Şekil 5'de gösterilen şablondaki küçük çemberin yarıçapıdır. Kişilerin gözlerinin irisi her zaman eşit olmayacağından dolayı r_i yarıçapı $\{r_i - 1, r_i + 1\}$ arasında değişmektedir. Özellik noktalarının C fonksiyonuna göre değerlerinin hesaplanması; Tüm $r \in \{r_i - 1, r_i, r_i + 1\}$ yarıçapları için: S_i ayırıt görüntüsü üzerinde (x_i, y_i) merkezli ve $2r$ kenar uzunluklu kare alan olsun. Tüm P, S_i alanı içindeki ayırıt noktaları için: (x, y) ve θ , P noktasının koordinatı ve yönü olsun. Tüm (a, b) , $(x, y, r, \theta + \pi - \Delta\theta, \theta + \pi + \Delta\theta)$ yayı üzerindeki tam sayılar için: (a, b, r) için oy at. $V(i)$, B_i özellik noktası için oy değeri olsun. En büyük oya sahip (a, b, r) 'yi seç. Son olarak algoritma tüm B_i özellik noktası için aşağıda verilen formüllere göre değerini hesaplar.

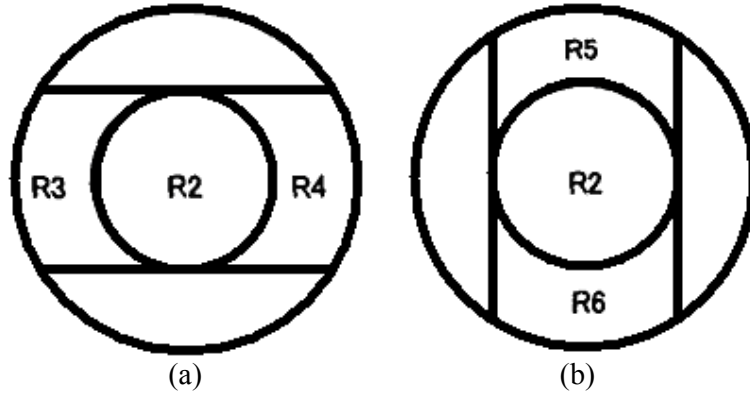
$$C(i) = \min_{r_1 \leq r_i \leq r_u} \{CS(i)\} \quad (8)$$

$$CS(i) = C_1(i) + C_2(i) + C_3(i) + C_4(i) \quad (9)$$

$$C_1(i) = \frac{|\eta_{23}(i) - \eta_{24}(i)|}{\eta_{23}(i) + \eta_{24}(i)} \quad C_2(i) = \frac{|\eta_{25}(i) - \eta_{26}(i)|}{\eta_{25}(i) + \eta_{26}(i)}$$

$$C_3(i) = \frac{V_{\max}}{V(i)} \quad C_4(i) = \frac{U(i)}{U_{av}} \quad (10)$$

$V(i)$: Hough dönüşümüne göre B_i özellik noktasının oy değeri
 V_{\max} : Tüm özellik noktalarının en büyük $V(i)$ değeri.
 $U(i)$: R2 bölgesinin ortalama yoğunluk değeri.
 U_{av} : Tüm özellik noktalarının ortalama $U(i)$ değeri.



Şekil 5. $C_1(i)$ ve $C_2(i)$ değerlerinin hesaplanmasında kullanılan şablonlar. (Her bir şablondaki çemberler eşmerkezli ve yarıçaplar oranı ikidir.)

3.3.6 Özellik Nokta Çiftlerinden Göz Bebeklerinin Seçilmesi

Özellik noktalarından olası tüm B_i ve B_j çifti için, d_{ij} bu iki özellik noktası arasındaki uzaklık ve θ_{ij} bu iki noktayı birleştiren doğrunun eğimi olsun. Eğer bu iki nokta

$L/4 \leq d_{ij} \leq L$ ve $-30 \leq \theta_{ij} \leq +30$ koşullarını sağlıyorsa algoritma bu iki nokta için F fonksiyonu değerini hesaplar.

$$F(i,j) = C(i) + C(j) + 1/R(i,j) \quad (11)$$

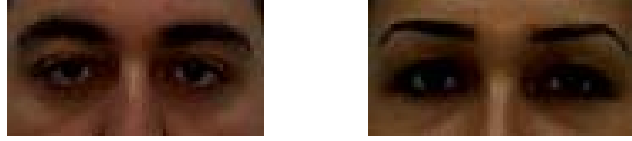
$C(i)$ ve $C(j)$ yukarıda tanımlanan en küçük $CS(i)$ ve $CS(j)$ değerleri, $R(i,j)$ ise bir yüz görüntüsünden kesilen göz bölgesi şablonuna göre normalleştirilmiş karşılıklı ilişki değeridir. Şekil 6'da örnek birer göz bölgesi şablonu gösterilmiştir.

Göz şablonunu göz bebekleri B_i ve B_j noktalarının tam üstüne gelecek şekilde boyut, yer ve yön normalleştirilmesi yap.

Göz şablonu ve yüz görüntüsü arasında normalleştirilmiş karşılıklı ilişki değerini denklem (12)'de verildiği gibi hesapla,

$$R(i,j) = \frac{E(IT) - E(I)E(T)}{\sigma(I)\sigma(T)}, \quad (12)$$

Formülde T göz şablonunu, I ise yüz görüntüsündeki T ile eşleşen kısmı belirtmektedir. IT , I ve T görüntülerindeki beneklerin birebir çarpım değeridir. $E(T)$ ve $\sigma(T)$, T şablonu içindeki beneklerin ortalama ve standart sapma değerleridir. Eğer $R(i,j)$ değeri 0.1 'den küçük ise $R(i,j)$ 'yi 0.1 'e eşitle.



Şekil 6. Örnek göz şablonları

Sonuç olarak, F fonksiyonu değerlerinden en küçük olan özellik çifti göz bebekleri olarak belirlenir. Daha önceki çalışmada, yüz peş peşe sınıflandırıcı kullanarak Haar yüz yakalama işleminden sonra yine göz peş peşe sınıflandırıcı kullanılarak Haar göz bandı yakalama işlemi yapılmaktaydı. Sadece göz bandı kullanılarak yapılan yüz hizalama işlemi hassas sonuçlar veremediğinden ve sistemin başarımında çok fazla rol oynamadığından yeni çalışmada direk göz bebeklerinin koordinatları bulunmaya çalışılmıştır.

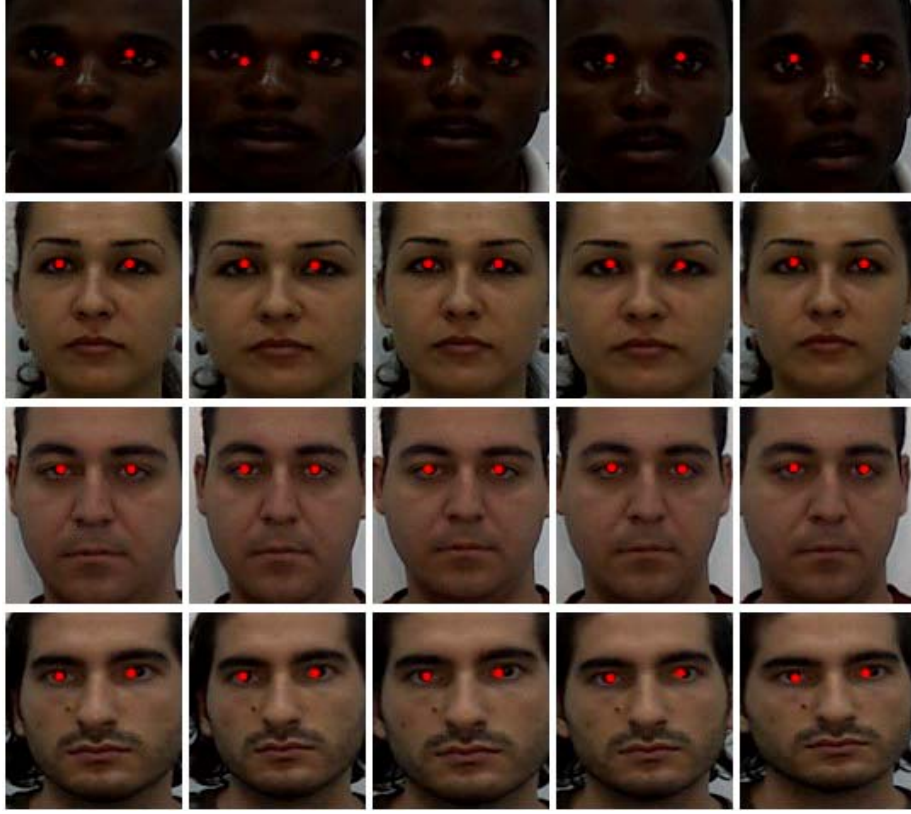
Düşük karşıtlıklı görüntülerde görüntünün yüksek frekans bileşeni az olduğu için ayırt görüntüsü başarılı olarak elde edilememektedir. Bundan dolayı göz belirleme algoritması iris çevresindeki çembersel bölgeyi hesaplayamamakta ve yapılan deneylerde algoritmanın göz bebeklerinin belirlemede başarısız olduğu görülmüştür.

3.3.7 Deneysel Çalışma

3.3.7.1 Parametrelerin Etkisi

Deneyler sonucunda gerçek zamanlı alınan görüntülerde $T_2=25$ belirlenmiştir. Şekil7'de $T_2=25$ alındığında giriş görüntüsünden elde edilen çukur bölgesi üzerinde algoritmanın belirlediği göz bebekleri işaretlenmiş ve buna göre hizalanmış yüz görüntüleri görülmektedir. Şekil8'de ise $T_2=50$ olarak alınmış ve görüldüğü gibi göz bebekleri hatalı olarak belirlenmiştir. Bunun sebebi ise T_2 artırıldığında çukur bölgeye dâhil olan benek sayısı artmış, bundan dolayı C fonksiyonu sonucunda hesaplanan

değerlere göre kaşlar da özellik noktaları olarak belirlenmeye başlamıştır. Bir noktanın kaş diğer noktanın da göz bebeği olduğu durumlarda ise hizalama sırasında döndürme etkisi çok olacağından dolayı Şekil8’de görüldüğü bozulmalar ortaya çıkmıştır. $T_2=100$ olarak alındığında ise iki noktanın da kaş olarak belirlendiği ortaya çıkmış ve bunun sonucundan noktalar daha yukarıda belirlendiği için kişinin çene kısmı kesilip yüz görüntüsü içinde elde edilememiştir.



Şekil 7. $T=25$ iken belirlenen göz bebekleri



Şekil 8. $T=50$ iken belirlenen göz bebekleri



Şekil 9. $T=100$ iken belirlenen göz bebekleri

Genel olarak her üç şekilde de görülüyor ki ilk satırdaki kişinin görüntülerinde yeterli karşıtlık olmadığı için ayrılabilirlik süzgecinin sonucu düşük olmuştur. Bundan dolayı göz bebekleri hassas belirlenememiştir. Bu sorunun giderilebilmesi için uyarlamalı olarak T değeri belirlenebilir ya da karşıtlığı artırmak için histogram eşitleme gibi ön işlemler yapılabilir.

Bir diğer parametre m , başka değerler seçildiğinden sonuç yine aynı olmaktadır fakat daha fazla özellik noktası üzerinde hesaplama yapılacağından göz bebekleri belirleme süresi uzamaktadır.

3.3.7.2 Göz bebekleri koordinatlarına göre yüz hizalama

- (1) İki göz bebeği noktasının koordinatları üzerinden geçen doğrunun açısı kadar ilk giriş görüntüsünü diğer yönde çevir.
- (2) İki göz bebeği noktalarının x-eksenleri arasındaki uzaklığının, insan yüz biyometrisinde iki göz uzaklığının yüzdeki orantısına göre oranla ve bu katsayıya göre giriş görüntüsünü x-eksenine göre ölçeklendir. (İnsan yüz biyometrisi uluslararası havaalanlarında yapılan kontrollerde vesikalık görüntülerde olması gereken kurallara göre temel alınmıştır.)
- (3) Haar yüz yakalama algoritmasında elde edilen çerçevenin yüksekliğine göre giriş görüntüsünü ölçeklendir.
- (4) İstenilen genişlik ve yüksekliğe göre giriş görüntüsünden yüz bölgesini kes.



Şekil 10. Göz bebeklerine göre hizalama yapılmadan kesilen yüz görüntüleri



Şekil 11. Göz bebeklerine göre hizalama yapılarak kesilen yüz görüntüleri

Şekil.10'de göz bebeklerine göre hizalama yapılmadan kesilen yüz görüntüleri görülmektedir. Şekil.11'de ise göz bebekleri belirlenip daha sonra bu noktalara göre hizalama işlemi yapılmıştır. Hizalama sonrası görüntülerde arka plan etkisi azaltılmaya çalışılmıştır. Ayrıca dördüncü satırdaki kişinin görüntülerinde bulunan kötü konumlanmış yüz görüntüleri iki göz bebeği noktası üzerinden geçen doğrunun eğimi kadar ters yönde döndürülerek hizalama sağlanmıştır.

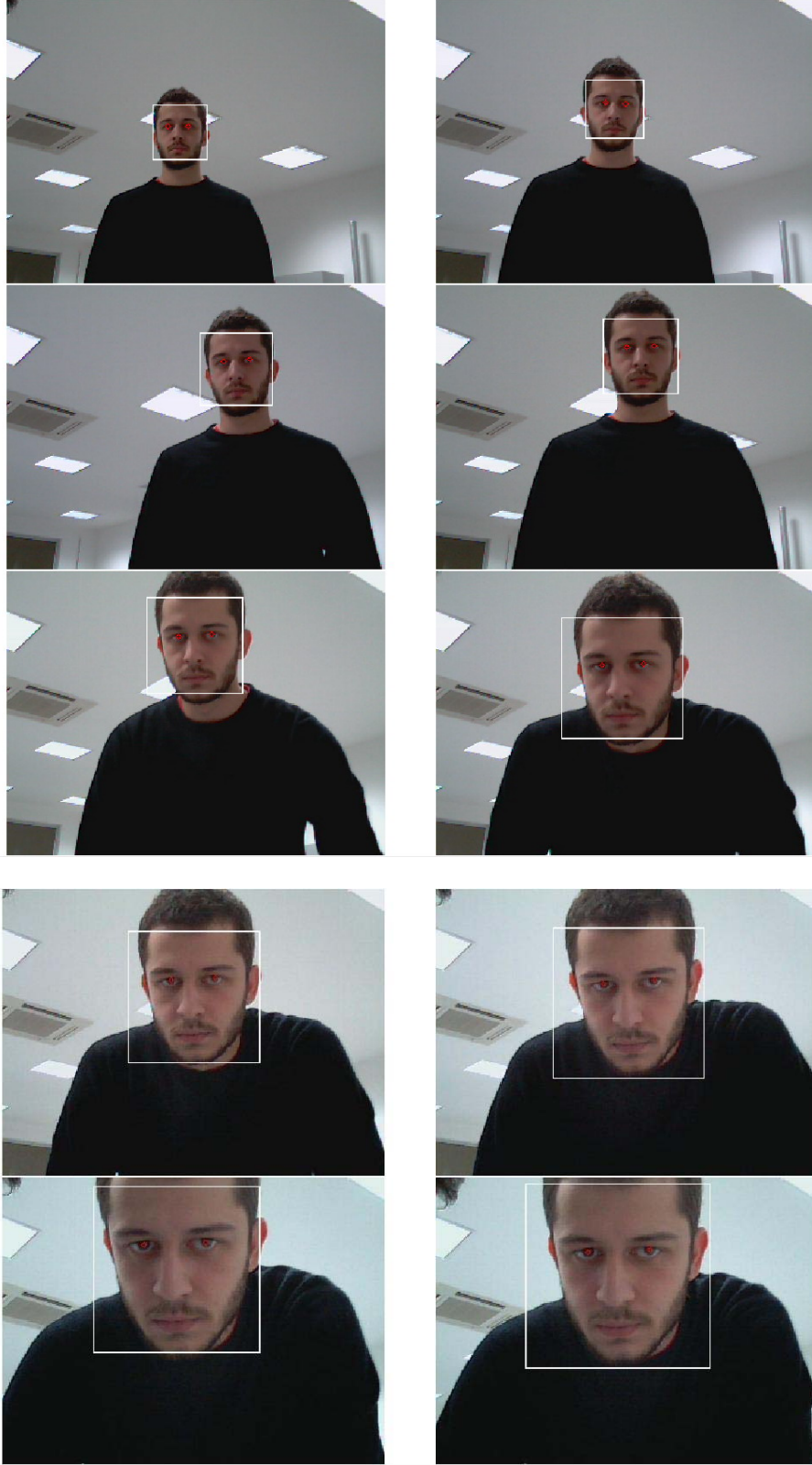
Hizalama işleminden geçmemiş görüntülerinden elde edilecek nitelik vektörlerinin boyutları arasında yanlış eşleşmeler bulunmaktadır. Daha sonra bu nitelik vektörleri üzerinde temel bileşen analizi yapıldığında bu nitelik vektörlerinden elde edilecek öz nitelik vektörleri bu veri kümesinin öz uzayını tam anlamıyla tanımlamamaktadır. Tanıma işlemi sırasında bu uzay üzerine iz düşümü yapılacak olan yeni görüntü yanlış sınıflandırma sonucu yüz tanıma sistemi doğru sonuç üretemeyecektir. Dolayısıyla yüz tanıma sistemlerinde hizalama işlemini gereklidir.

3.3.7.3 Göz Bebekleri Saptama ve Gözlerin Takibi

Şekil.12'de gerçek zamanlı video görüntüsü üzerinden gerçekleştirilen yüz bölgesi ve göz bebekleri takibi görülmektedir. Yapılan uygulamada video görüntüsünden alınan her bir çerçevede öncelikle yüz bölgesi bulunmuş daha sonra bu yüz bölgesi içindeki göz belirleme algoritması çalıştırılarak göz bebekleri kırmızı renkle işaretlenmiştir.



Şekil 12. Video görüntüsünde gerçek zamanlı olarak göz bebeklerinin saptanması.

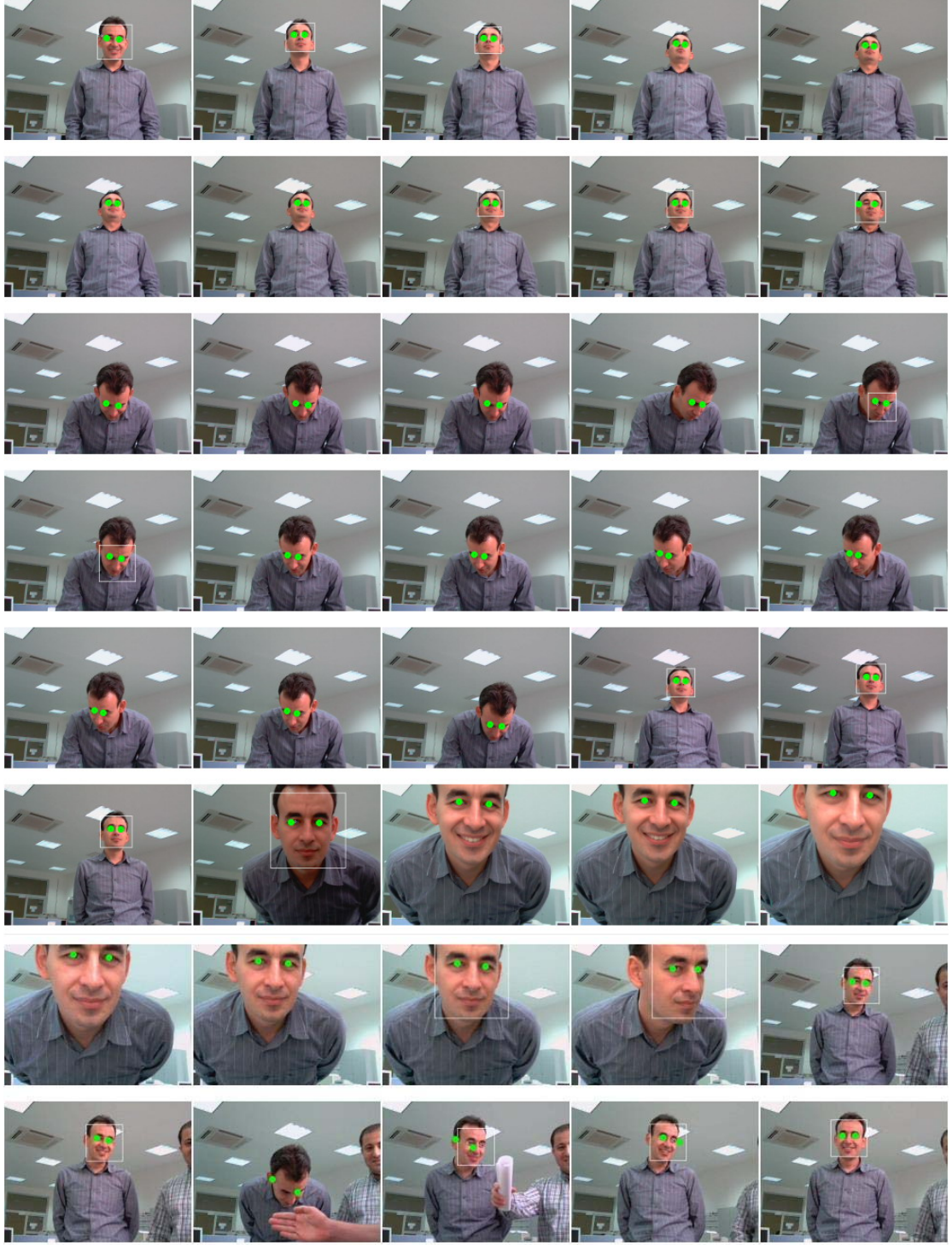


Şekil 13. Video görüntüsünde gerçek zamanlı olarak göz bebeklerinin saptanması.

Şekil.13'te ise kişi video görüntüsünden kameraya yaklaşıp uzaklaşarak uygulamanın performansı ölçülmeye çalışılmıştır. Kişinin yüz bölgesi görüntünün 1/4'lük alanını kaplamaya başladığında uygulamanın yavaşladığı gözlemlenmiştir. Bu noktada her bir çerçeve için yüz bölgesinin yakalanması ve göz bebeklerinin belirlenmesi yerine Şekil.14'te görüldüğü gibi optik akış yöntemiyle göz bebeklerinin takibi sağlanmıştır. Optik akış yöntemiyle yapılan yaklaşım da her bir çerçevede bir yüz bölgesi yakalanmış fakat her 5 çerçevede bir göz bebekleri belirlenmeye çalışılmıştır. Arada kalan çerçevelerde optik akış yönteminden elde edilen sonuçlara göre göz bebekleri işaretlenmiştir. Bazı çerçevelerde yüz bölgesi elde edilemese bile önceki çerçevelerde uygulanmış olan optik akış yönteminin hesapladığı göz bebeklerine göre uygulama göz takibine devam edebilmektedir. (Saptanmış yüz bölgesi beyaz renkte çerçeve içine alınmış, saptanmış göz bebekleri beyaz noktalarla, takibi yapılan göz bebekleri ise yeşil noktalarla işaretlenmiştir.).

3.3.8 Kaynakça

- [1] Rizon M. ve Kawaguchi T., "Automatic Eye Detection Using Intensity and Edge Information". TENCON 2000. Proceedings, pages 415–420,2000.
- [2] C.H.Lin ve J.L. Wu, "Automatic facial feature extraction by genetic algorithms," IEEE Trans. Image Processing, Vol.8, No.6, pp. 834–845(1999).



Şekil 14. Video görüntüsünde gerçek zamanlı olarak göz bebeklerinin saptanması ve Optik Akış (Optical Flow) yöntemi ile belirlenen noktaların izlenmesi.

3.4 Yüz Özniteliklerinin Çıkartılması ve Sınıflandırma Çalışmaları

3.4.1 Sıfır Uzak Temelli Doğrusal Ayırtaç Analizi

Çalışmalarda FERRET, ORL ve YALE yüz veritabanları kullanılmıştır. YALE veritabanında 15 kişiden alınmış toplam 165 adet yüz görüntüsü bulunmaktadır. ORL yüz tabanı 40 kişi için her bir insana 10 ar görüntü olarak oluşturulmuştur. FERRET veritabanının iki alt parçası kullanılmıştır. FERRET 1 alt veritabanında 40 kişiden alınmış toplam 160 örnek bulunurken FERRET 2 her insandan 6 şar adet görüntü alınarak 15 kişi ile hazırlanmıştır.

Deneylerde standart FDAA ile Sıfır Uzak temelli DAA (SUDAA) yöntemleri karşılaştırılmıştır.

Tablo 1. FERRET 1 üzerinde 20 insan için test başarıları (3 eğitim, 1 test)

	Özdeğer Sayısı			
	15	20	25	30
FDAA	%90	%90	%95	%95
SUDAA	%90	%95	%95	%95

Tablo 2. FERRET 2 üzerinde 15 insan için test başarıları

	Özdeğer Sayısı			
	15	20	25	30
FDAA	%84,85	%84,85	%87,88	%90,09
SUDAA	%90,09	%84,85	%90,09	%90,09

Tablo 3. YALE veritabanı 15 insan için farklı yüz ifadeleri üzerinde test başarıları (6 eğitim, 5 test)

	Özdeğer Sayısı			
	15	20	25	30
FDAA	%82,66	%82,66	%88	%92
SUDAA	%82,66	%88	%92	%92

Tablo 4. YALE veritabanı 15 insan için ışık değişimleri üzerinde test başarıları (8 eğitim, 3 test)

	Özdeğer Sayısı			
	15	20	25	30
FDAA	%66,67	%66,67	%66,67	%71,10
SUDAA	%71,10	%66,67	%71,10	%71,10

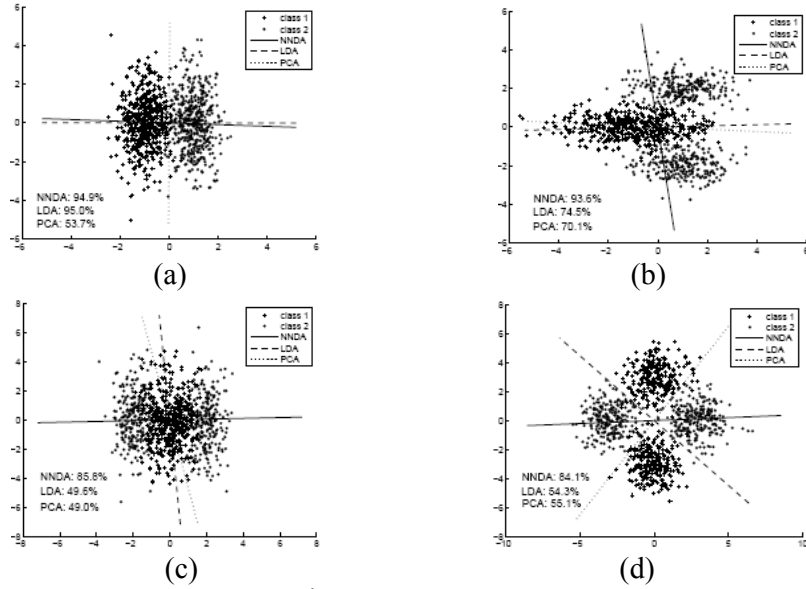
Tablo 5. ORL veritabanı 15 insan için poz değişimleri üzerinde test başarıları (6 eğitim, 4 test)

	Özdeğer Sayısı			
	15	20	25	30
FDAA	%88,83	%88,83	%88,83	%90
SUDAA	%88,83	%88,83	%90	%90

3.4.2 En Yakın Komşu Doğrusal Ayırtaç Analizi

Bu bölümde, NNDA yönteminin anlatıldığı çalışmadaki yapay veri kümeleri ile yapılmış deneylerden ve standart veri kümeleri ile gerçekleştirdiğimiz deney ve sonuçlarından bahsedilecektir.

Şekil 1 de NNDA yöntemi, standart LDA(FDDA) yöntemi ve TBA(PCA) yöntemlerinin dört farklı yapay veri kümesinde davranışı görülmektedir. Sonuçlar, 2 boyutlu ayırışım vektörlerinin veri kümelerini ayırış biçimini ve elde edilen sınıflandırma başarımlarını göstermektedir.



Şekil 1. Yapay veri kümeleri a) İki gauss kümesinden oluşan iki sınıflı yapay veri kümesi, b) İki gauss karışımından oluşan iki sınıflı yapay veri, c) Bir sınıfın, diğer sınıfın iki farklı gauss karışımının arasında bulunduğu yapay veri kümesi, d) Her iki sınıfın ikişer gauss karışımından oluştuğu yapay veri kümesi

Grafiklerde verilen başarımlar en yakın komşu sınıflandırıcısı ile elde edilen leave one-out başarımlarıdır. Şekil 1.a)'da her iki sınıf için iki gauss kümesi bulunmaktadır. Şekil 1.b)'de iki gauss karışımından(gaussian mixture) oluşan bir sınıf bulunmaktadır. Şekil 1.c)'de bir sınıf, diğer sınıfın iki ayrı gauss kümesi bileşeninin arasında bulunmaktadır. Şekil 1.d)'de her iki sınıf için iki ayrı gauss karışımı bulunmaktadır.

Grafiklerden çıkarabileceğimiz sonuç, sınıf yoğunluğunun tek kipli(unimodal) olduğu veri kümesinde((a)) NNDA yaklaşık olarak FDDA(LDA) 'ya eşit sonuç üretmektedir fakat TBA(PCA) tüm veri kümesinin varyans'ının en fazla olduğu yönü seçerken optimal ayırışım yönünü bulamamaktadır. Sınıf yoğunluklarının çok kipli(multimodal) olduğu veya tüm sınıfların aynı ortalamayı paylaştığı veri kümelerinde((b),(c) ve (d)) NNDA yöntemi FDDA(LDA) ve TBA(PCA) yöntemlerine açık bir üstünlük sağlamaktadır, bu kümelerde FDDA(LDA) ve TBA(PCA) benzer ayırışım yönleri üretmekte ve yakın başarımlar vermektedir.

Standart Yale, ORL ve YaleB veri kümeleri ile gerçekleştirdiğimiz deneylerde NNDA, standart LDA(FDDA) ve TBA(PCA) yöntemlerinin başarımlarını karşılaştırdık. NNDA ile yapılan deneylerde en yüksek sınıflandırma başarımlarını veren adım, alfa ve boyut

sayısı üçlününün bulunması hedeflendi. Deneylede adım sayısı 1 'den 5 'e kadar ve α 1 'den 6 'ya kadar deęişirken boyut sayısı 5 'ten 1 'er artış ile *orijinal boyut - sınıf sayısı* deęerine kadar deęiřti.

Yale veri kümesi 15 sınıftan oluřan 165 adet resim içermektedir. Her sınıf, düz bakıř açısında olan ve sırasıyla merkezden aydınlatılmıř, gözlük ile, neřeli yüz ifadesi, soldan aydınlatılmıř, gözlüksüz, normal, saędan aydınlatılmıř, üzgün yüz ifadesi, uykulu yüz ifadesi, řařkın yüz ifadesi, göz kırpan yüz ifadesi olmak üzere 11 farklı resimden oluřmaktadır. Veri kümesinde yer alan iki örnek sınıfın resimleri řekil 2'de görölmektedir. Deneylede 64×64 ölçekli Yale resimleri kullanılmıřtır.



řekil 2. Yale veri kümesinde örnek iki sınıf

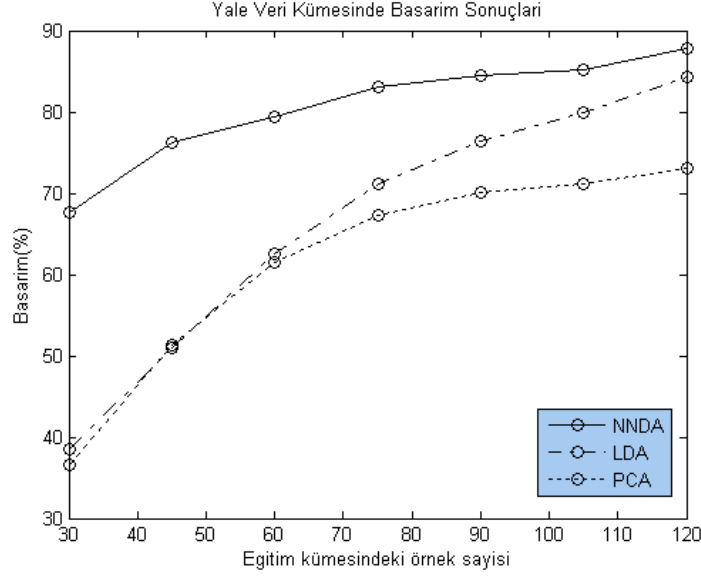
Bu veri kümesi ile 7 deney yapılmıřtır.

Her sınıftan sırasıyla $P = 2,3,4,5,6,7,8$ görüntü rasgele seçilerek eğitim kümesi oluřturulmuř ve kalan görüntülerle de test kümesi oluřturulmuřtur. Örneęin ilk deneyde, $p = 2$ için, her sınıftan rasgele 2 ' řer görüntü seçilerek toplam 30 görüntü seçilmiř ve bu iřlem 50 kez tekrarlanarak 30 ' ar eğitim görüntü içeren 50 farklı rasgele küme oluřturulmuřtur. Dolayısıyla her test kümesi, $165-30=135$ görüntü oluřmaktadır. Sonuç olarak $p = 2$ deneyinde, 50 adet rasgele kümenin her biri için NNDA yöntemi test edilerek elde edilen 50 sınıflandırma başarımının ortalaması alınmıřtır. Bu da $p = 2$ deneyinde elde edilen ortalama sınıflandırma başarımını vermiřtir. Tablo 1' de, bahsedilen 7 deneyde elde edilen en yüksek başarımlar ve bu başarımların elde edildięi parametre deęerleri görölmektedir.

Tablo 1. Yale Veri kümesinde NNDA başarımı

		DENEY						
		30 Eğitim 135 Test	45 Eğitim 120 Test	60 Eğitim 105 Test	75 Eğitim 90 Test	90 Eğitim 75 Test	105 Eğitim 60 Test	120 Eğitim 45 Test
PARAMETRE	Adım Sayısı	3	4	3	5	4	3	3
	Alfa	3	3	3	6	2	3	4
	Boyut	14	17	19	31	16	21	21
	Başarım(%)	67.704	76.267	79.467	83.067	84.533	85.100	87.778

řekil 3 de NNDA, LDA(FDDA) ve TBA(PCA) yöntemlerinin Yale veri kümesindeki başarımları birlikte görölmektedir.



Şekil 3. Yale veri kümesinde NNDA, LDA(FDDA) ve TBA(PCA) başarımları

ORL veri kümesi yüz tanıma çalışmalarında sıklıkla kullanılan bir veri kümesidir. Her sınıfın 10 resim içerdiği 40 sınıftan oluşmaktadır. Veri kümesinin iki sınıfının resimleri şekilde görülmektedir.



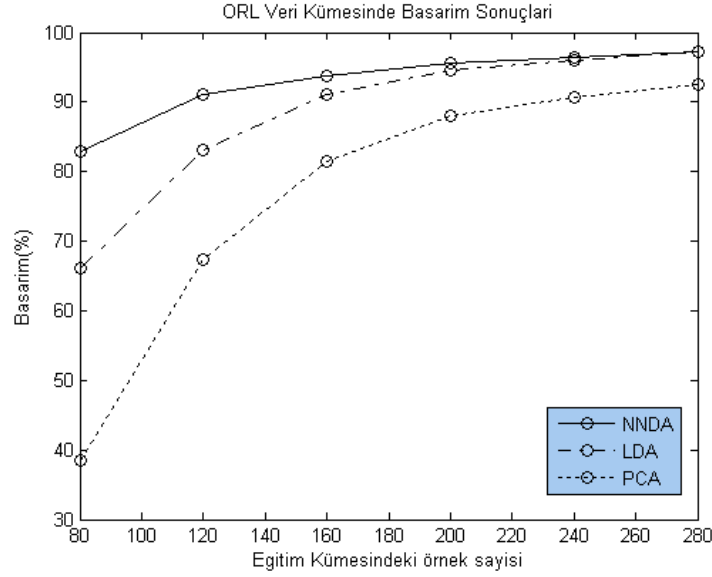
Şekil 4. ORL veri kümesinde örnek iki sınıf

ORL veri kümesi ile, Yale veri kümesi deneylerinde uygulanan konfigürasyonlar ile 6 deney gerçekleştirilmiştir. NNDA yöntemi için, deneyler sonucu elde edilen en yüksek başarımlar ve bu başarımların elde edildiği parametreler Tablo 2' de görülmektedir.

Tablo 2. ORL Veri kümesinde NNDA başarımları

		DENEY					
		80 Eğitim 320 Test	120 Eğitim 280 Test	160 Eğitim 240 Test	200 Eğitim 200 Test	240 Eğitim 160 Test	280 Eğitim 120 Test
PARAM ETRE	Adım Sayısı	3	5	3	3	3	3
	Alpha	1	4	3	4	5	6
	Boyut	31	49	63	55	65	50
	Başarım(%)	82.819	91.043	93.692	95.600	96.500	97.200

Şekil 5 de ORL veri kümesinde NNDA, LDA(FDDA) ve TBA(PCA) yöntemlerinin başarımları birlikte verilmiştir.



Şekil 5. ORL veri kümesinde NNDA, LDA(FDDA) ve TBA(PCA) başarımları

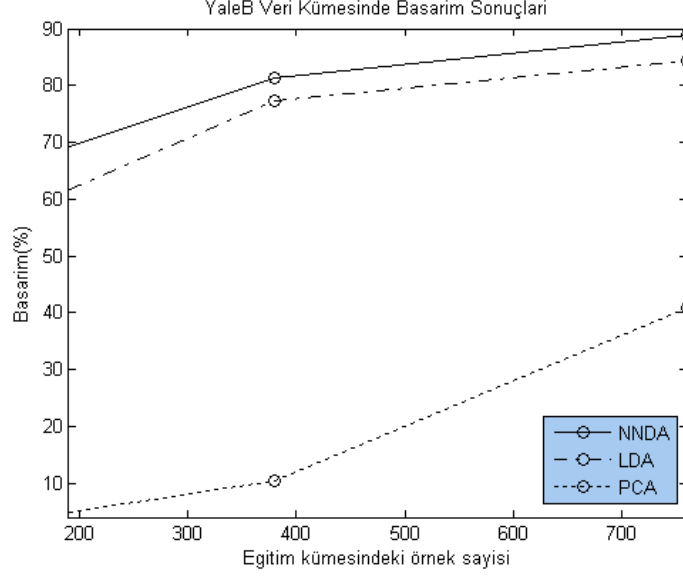
LDA(FDDA)'nın bilinen problemlerinden birisi eğitim örneği az sayıda olduğunda başarımının düşük olmasıdır. Grafikten görüldüğü gibi 80 eğitim / 320 test örneği ile gerçekleştirilen ilk deneyde NNDA'nın LDA(FDDA)'ya göre belirgin bir üstünlüğü vardır. Ancak 280 eğitim / 120 test örneği ile gerçekleştirilen son deneyde LDA ile NNDA aynı başarıma ulaşmaktadır.

YaleB veri kümesi 38 sınıftan oluşmaktadır. Her sınıf karşından bakış açılı, farklı aydınlatılmış 64 resim içermektedir. Deney kümesi 2414 resimden oluşmaktadır. YaleB veri kümesinde, önceki deneylerde uygulanan konfigürasyon ile 3 deney gerçekleştirildi. Deneylerde 32x32 ölçekli YaleB resimleri kullanıldı. NNDA ile yapılan deneyler sonucu elde edilen en yüksek başarımlar ve bu başarımların elde edildiği parametreler Tablo 3' de görülmektedir.

Tablo 3. YaleB Veri kümesinde NNDA başarımları

		DENEY		
		190 Eğitim / 2224 Test	380 Eğitim / 2034 Test	760 Eğitim / 1654 Test
PARAMETRE	Adım Sayısı	3	3	3
	Alfa	1	1	1
	Boyut	120	260	120
	Başarım(%)	69.293	81.283	88.964

Şekil 6' da YaleB veri kümesinde NNDA, LDA(FDDA) ve TBA(PCA) yöntemlerinin başarımları birlikte verilmiştir.



Şekil 6. YaleB veri kümesinde NNDA, LDA(FDDA) ve TBA(PCA) başarımları

Grafikte göze çarpan ilk özellik TBA(PCA)'nın bu veri kümesinde çok düşük başarımlar göstermesidir, buradan anlaşılan TBA(PCA) yönteminin aydınlanma farklarını tolere edememesi ve tanımda başarılı olamamasıdır. Yine grafikten görüldüğü gibi NNDA yöntemi aydınlanma değişimlerine karşı gürbüz davranmakta ve bu özellikteki FDDA(LDA) yönteminden daha başarılı olmaktadır.

Bu çalışmada adım adım boyut düşürme yapan yeni bir öznelik çıkarma yöntemi(NNDA) incelenmiştir. Yöntemin önemli bir özelliği sınıfların herhangi bir parametrik dağılım modeline uymasını gerektirmeden çalışmasıdır. Sınıf-içi saçılım matrisinin tekil olmaması gereksinimi söz konusu değildir. Sınıf-dışı saçılım matrisinin rank'ı $sınıfsayısı - 1$ olduğundan standart LDA(FDDA) yöntemleri en fazla $sınıfsayısı - 1$ öznelik çıkarabilirken NNDA yönteminin bu kısıtlamaya bağlı kalmadığı gösterildi. Ayrıca NNDA performansının optimize edilmesi için yöntemin k-NN 'a genişletilmesini de inceledik. Deneysel sonuçların da gösterdiği gibi NNDA yöntemi başarılı sonuçlar veren etkin, kesin ve gürbüz bir yöntemdir. NNDA'de gözlenen bir problem, yöntemin başarısının adım sayısı veya alfa parametresi ile doğru orantılı değişmemesi, yüksek başarıyı verecek adım sayısı-alfa-boyut üçlüsünün nasıl seçileceği hakkında bir öneri getirilmemiş olmasıdır. Deneylemlerden çıkarabileceğimiz sonuç, adım sayısı ve alfa'nın 3, en son varılan boyut sayısının da *orijinal boyut - sınıf sayısı* farkının altında olduğu değerlerde yöntemin yeterli başarıma ulaştığıdır. Yöntemin ideal parametrelerini bulmak için cross-validation yöntemi de kullanılabilir. Bundan sonraki çalışmalarda Gabor öznelikleri çıkarılmış veri kümeleri üzerinde NNDA yönteminin çalıştırılması incelenecek ve NNDA yönteminin kernel non-linear ayırtaç analizine genişletilmesi yönünde çalışılacaktır.

4. AGM TEMELLİ YÜZ TANIMA

Biyometrik tanıma sistemleri arasında yüz tanıma sistemleri, yaygınlık açısından daha geniş bir uygulama alanına sahiptir. Buna karşılık durağan ya da hareketli görüntünün elde edilişi aşamasında, hem ortamın hem de yüzün duruş ve görünüm koşullarını, çoğu zaman sabitlemek ya da belirlemek mümkün olmamaktadır. Bunun sonucu olarak, tanıma amaçlı öznitelik çıkarma aşamasına geçmeden önce, yüzün yerinin saptanması ve hizalanması gerekmektedir. Tanıma başarımı bu sebeple büyük ölçüde yüz hizalama yönteminin performansına bağlıdır. Yüz tanıma problemi hizalama probleminde bağımsız bir problem olarak düşünülemez. Son yıllarda yüz tanıma ile ilgili çalışmalar büyük ölçüde yüz hizalama konusuna odaklanmıştır. Önerilen yöntemler genellikle şekil ve görünüme dayalı model tabanlı yaklaşımlar üzerinde yoğunlaşmıştır: Bu yöntemlerde arasında en önemli olanlar Aktif Şekil Modelleri (AŞM) [1] [2] [3] ve Aktif Görünüm Modelleri (AGM) [2] [4] [5] [6] [7] [8]'ni sayabiliriz.

Yüz tanıma sistemlerinde karşılaşılan temel zorlukların başında, giriş görüntüsündeki yüzün, başarılı bir şekilde hizalanması problemi gelmektedir. Model tabanlı yöntemler arasında, en yüksek başarımlı sonucu Aktif Görünüm Modeli (Active Appearance Model) vermektedir. Yöntem, şekil ve doku arasında kurduğu model aracılığı ile hizalama yapabilmektedir.

Doğrudan renk bileşenleri kullanılarak eğitilen klasik AGM, eğitim kümesindeki doku bilgisini modellediğinden, doğası gereği ancak aynı aydınlanma koşullarında elde edilmiş ve benzer renk dağılımına sahip görüntülerde başarılı sonuçlar verir. Farklı aydınlatma koşulunda ise klasik AGM dokuyu modelleyemez ve ele alınan yüz, eğitim kümesinde yer alıyor olsa bile hizalama gerçekleşmez. Bu çalışmada, Aktif Görünüm Modeli için ışığa karşı gürbüz yeni bir yöntem tanıtılmaktadır.

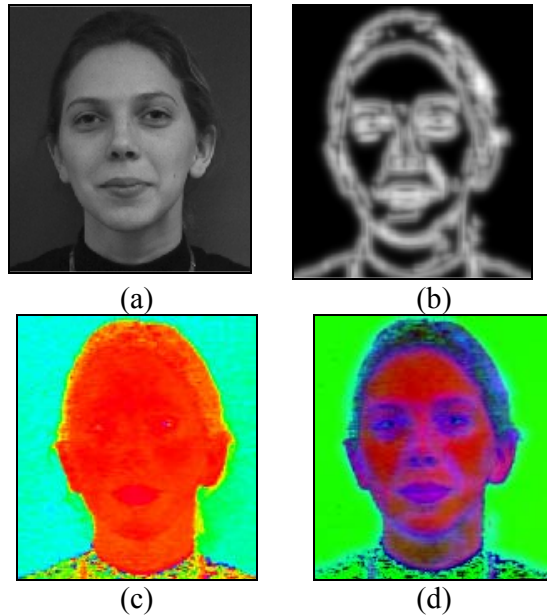
4.1 Seçkin Ayrıtlar Kullanılarak Üç-Bant Modelleme İle Yüz Hizalama

Yüz tanıma sistemlerinde karşılaşılan temel zorlukların başında, giriş görüntüsündeki yüzün, başarılı bir şekilde hizalanması gelmektedir. Son zamanlarda, önerilen çözümler arasında, model tabanlı yaklaşımlara dayalı olanlar öne çıkmıştır. Model tabanlı yöntemler arasında, en yüksek başarımlı sonucu Aktif Görünüm Modeli (Active Appearance Model) vermektedir. Yöntem, şekil ve doku arasında kurduğu model aracılığı ile hizalama yapabilmektedir. Doğrudan renk bileşenleri kullanılarak eğitilen klasik AGM, eğitim kümesindeki doku bilgisini modellediğinden, doğası gereği, ancak aynı aydınlanma koşullarında elde edilmiş ve benzer renk dağılımına sahip görüntülerde başarılı sonuçlar verir. Farklı aydınlanma koşulunda ise klasik AGM, dokuyu modelleyemez ve ele alınan yüz, eğitim kümesinde yer alıyor olsa bile hizalama gerçekleşmez. Bu çalışmada, doğrudan renk bileşenlerini kullanmak yerine, aydınlanma değişimlerinden az etkilenen öznitelikler seçilmiş ve model bu özniteliklere dayalı olarak oluşturulmuştur. Bu öznitelikler ile elde edilen AGM, Üç-Bant Model olarak adlandırılmıştır. Bu öznitelikler Hue, Seçkin ayrıtlar haritası ve Parlaklıktan oluşmaktadır. Modelin önemli bir parçasını yüze ait seçkin ayrıtların saptanması oluşturur. Deneysel çalışmalar, seçkin ayrıtların ışık değişimlerinden az etkilendiğini ve önerilen üç-bant modelin farklı aydınlanma koşulları altında, standart AGM'ye göre çok daha hassas hizalama yapabildiğini göstermiştir.

Model tabanlı yöntemler arasında, en yüksek başarılı sonucu Aktif Görünüm Modeli vermektedir. Yöntem, şekil ve doku arasında kurduğu model aracılığı ile hizalama yapabilmektedir. Yüz hizalama için önerilen yöntemlerin, aydınlatmadan kaynaklanan değişimlerin ve ilgin bozulmanın varlığında da başarılı sonuçlar vermesi istenir. Doğrudan renk bileşenleri kullanılarak eğitilen klasik AGM, eğitim kümesindeki doku bilgisini modellediğinden, doğası gereği, ancak aynı aydınlanma koşullarında elde edilmiş ve benzer renk dağılımına sahip görüntülerde başarılı sonuçlar verir. Farklı aydınlanma koşulunda ise klasik AGM, dokuyu modelleyemez ve ele alınan yüz, eğitim setinde yer alıyor olsa bile hizalama gerçekleşmez. Bu çalışmada, doğrudan renk bileşenlerini kullanmak yerine, aydınlanma değişimlerinden az etkilenen öznitelikler seçilmiş ve model bu özniteliklere dayalı olarak oluşturulmuştur. Bu öznitelikler ile elde edilen AGM, Üç-Bant Model olarak adlandırılmıştır. Bu öznitelikler Hue, Seçkin ayrıt haritası ve Parlaklıktan oluşmaktadır. Bildirinin ikinci bölümünde üç-bant modelleme yöntemi tanıtılmaktadır. Modelin önemli bir parçasını yüze ait seçkin ayrıtların saptanması oluşturur. Üçüncü bölümde seçkin ayrıtlar ve verilen yüz imgesinden seçkin ayrıtların saptanması tanıtılmaktadır. Dördüncü bölümde deneysel sonuçlar verilmiştir. Son bölümde ise çıkarımlar ve gelecek çalışmalar anlatılmıştır.

4.1.1 Üç-Bant Aktif Görünüm Modeli

Aydınlanma değişimlerine karşı gürbüz bir modelleme için AGM'de RGB değerlerinin giriş olarak kullanılmasının uygun olmadığı görülmüştür. Literatürde RGB yerine farklı renk uzaylarına geçilerek aydınlanma değişimlerine daha az duyarlı yöntemler önerilmiştir. Örneğin HSV renk uzayında Hue bileşeni, parlaklık seviye değerlerine göre aydınlatma koşullarındaki değişime daha az duyarlıdır. Aydınlatma değişimlerine karşı duyarlılığı azaltmak için izlenecek yol, RGB gösteriminden bu değişime daha az duyarlı olan bileşenlerden oluşan bir gösterime geçmektir. Hue bu özelliği nedeni ile önerdiğimiz üç-bantlı modelin bir bandını oluşturmaktadır.

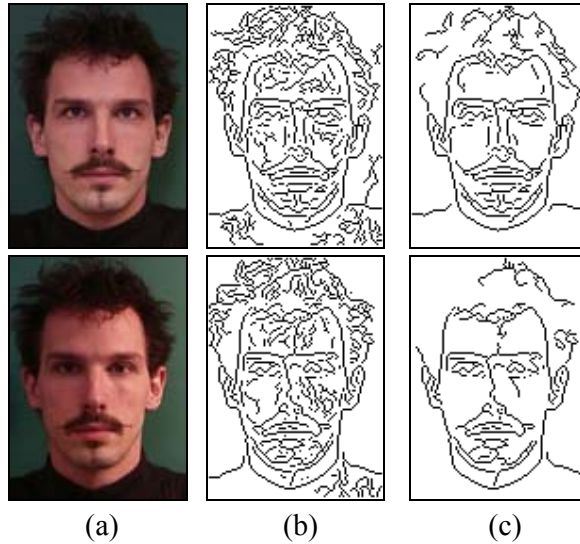


Şekil.1 Çok bantlı HHG gösterimi: (a) Gri seviye bandı, (b) Tepe bandı, (c) Hue bandı, (d) HHG çok bantlı gösterimi.

Aydınlanma değişimleri özellikle insan ten rengi bölgelerindeki benek değerlerinde önemli ölçüde bozucu değişimlere neden olmaktadır. Bu değişimler HSV renk uzayına geçildiğinde daha düşük değerlerde oluşmaktadır. Şekil.1(c)'de renkli giriş resmi için elde edilen Hue bileşeni gösterilmiştir. Şekil.1(c)'deki Hue bandı incelendiğinde ten rengi bölgelerinde bu bileşenin artalan ile karşılaştırıldığında oldukça düzgün dağıldığı kolaylıkla görülebilir. Bu özellik aydınlanma değişimlerinden fazlaca etkilenmeden yüze ait bölgelerin ayırt edilebilirliğini arttırmaktadır. Şekil.1.(b)'de ise önerilen çok bantlı gösterimin diğer bir bileşeni olan "Tepe" bileşeni gösterilmektedir. Tepe bandının elde edilmesine ilişkin detaylar bir sonraki bölümde tanıtılmıştır. Şekil.1(d)'de ise önerilen çok bantlı gösterimin, Hue, Tepe ve Parlaklık değerlerinden oluşan tüm bantları gösterilmektedir. Önerdiğimiz çok bantlı gösterim HHG [6] olarak adlandırılmıştır.

4.1.2 Seçkin Ayrıtların Saptanması

RGB değerleri kullanılarak eğitilen klasik AGM'de, eğitim kümesinde yer alan yüz görüntülerindeki doku bilgisi, şekil bilgisi ile birlikte modellenir. Model eşlemede ise verilen yüz görüntüsünde, modele en yakın doku bölgesi eşleştirilir. Bu nedenle farklı aydınlatma koşullarına sahip görüntülerde doku, modelden oldukça uzaklaşmış olduğundan, hizalama hatalı sonuçlar verir. Bu temel bileşenler analizine dayalı bir yöntem olan klasik AGM'nin aydınlanmadan kaynaklanan benek değerlerindeki değişimlerinden etkilendiğini göstermektedir.



Şekil.2 Farklı aydınlatma koşullarında çevrit seçimi: (a) Giriş Görüntüsü, (b) İnce ölçekte saptanan ayrıtlar, (c) Ayrıt eleme sonunda elde edilen yüz çevritleri.

Şekil.2'de ikinci sütunda verilen ayrıtlar iki gruba ayrılabilir:

1. Nesne sınırlarından kaynaklanan ayrıtlar
2. Doku kaynaklı ayrıtlar. Nesne sınırları, insan yüzünü oluşturan bileşenlere ait ayrıtlar (çene, burun, göz gibi) ile saç yüz birleşim bölgelerine karşılık gelen ayrıtlardan oluşur.

[5]'deki çevrite dayalı bir görüntü sıkıştırma yönteminde bu iki türden çevrit karşıtlık, eğim, uzunluk gibi özellikler kullanılarak başarılı bir şekilde ile ayrıştırılabildiği

gösterilmiştir. Burada çevritler bu özelliklerine göre bir öncelik sıralamasına sokulmaktadır:

$$\begin{aligned} \text{Öncelik}(\text{Çevrit}(i)) = & w_{uzunluk} \text{Uzunluk}(\text{Çevrit}(i)) + \\ & w_{eğrilik} \text{Eğrilik}(\text{Çevrit}(i)) + \\ & w_{kontrast} \text{Kontrast}(\text{Çevrit}(i)) \end{aligned} \quad (1)$$

Daha sonra bu sıralamada önde olan çevritler tutulurken, diğerleri elenmektedir. Elenen çevritler dokulardan kaynaklanan çevritlerdir. Şekil.2(c)'de üçüncü sütunda gösterilen yüz çevrit haritasının genel olarak aynı oldukları görülebilir. AGM ile yüz hizalamada çevrite dayalı yöntemin kullanılmasının başarımı arttıracacağı açıktır. Çevritlerin seçimi esnasında en uygun ölçek ve diğer parametreler eğitim kümesi için belirlenmiştir. Tüm ayrıtlar etiketlenerek özelliklerine göre hangi çevritlerin elenmesi gerektiği yukarıda tanıtılan yöntemle belirlenmiştir. Şekil.2(a) ve (c)'de farklı aydınlanma koşulları altında elde edilen çevrit haritaları verilmiştir. Şekil.3 (b) ve (d)'de ise çevrit eleme algoritması sonuçları verilmiştir. Bu sonuçlardan nesne sınırlarına karşı düşen ayrıtların aydınlanma koşulları ile fazla değişmediği görülmektedir.

Bu amaca yönelik olarak insan yüzünü tam olarak ifade eden ayrıtlar [6]'da tanıtılan sıkıştırma amaçlı genel çevrit sıralama yöntemiyle saptanmış ve bu çevritler üzerinde ayrıtları önemli ölçüde koruyacak şekilde zar yüzeyi gerilmiştir:

$$E_{zar}(f; \lambda) = \iint_{\Omega} (f - d)^2 + \lambda \left(f_x^2 + f_y^2 \right) d\Omega \quad (2)$$

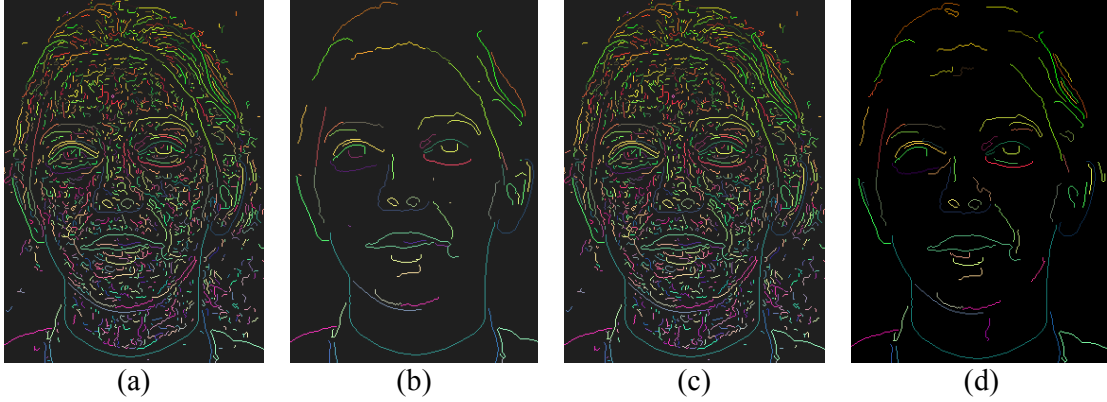
$$f(x, y) = R_1(x, y) * d(x, y) \quad (3)$$

$$R_1(x, y) = \frac{1}{2\lambda} e^{-\frac{(|x|+|y|)}{\lambda}} \quad (4)$$

Yüzey kurmada kullanılan çekirdek fonksiyonu, $R_1(x, y)$, Şekil.3(b)'de gösterilmiştir. Şekil.4(c) incelendiğinde ayrıt olan yerlerin kullanılan süzgeç çekirdeğinin özelliğinden dolayı korunduğu görülecektir. Bu ise sıradan ortalama almaya göre daha doğru sonuçlar almamızı sağlamıştır.

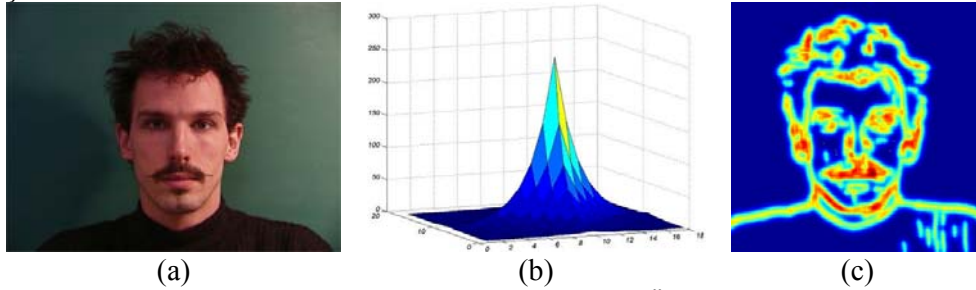
4.1.3 Deneysel Sonuçlar

Çok bantlı HHG gösteriminin yüz hizalamadaki başarımını test etmek için literatürde benzer bir gösterimin [2] test edildiği IMM veri kümesi [3] kullanılmıştır. Bu veri kümesinin kullanılması sayesinde önerdiğimiz yöntemin literatürdeki diğer yöntemlerle karşılaştırılması sağlanmıştır. Kullandığımız IMM veri kümesinde 74 adet 640x480 çözünürlükte renkli resim bulunmaktadır. Tüm resimler tam karşıdan çekilmiş, gözlüksüz, yansız yüz ifadesine sahip yüzlerden oluşmaktadır. Görüntülerden ilk 37 adeti tam karşıdan aydınlatılmış, diğer 37 adet görüntü ise soldan aydınlatılmıştır. Karşıdan aydınlatılmış olan 37 adet görüntü AGM'nin eğitimi için kullanılmış, soldan aydınlatılmış görüntüler ise test amaçlı kullanılmıştır.



Şekil.3 Çevritlerin özelliklerine göre sıralanması: (a)Karşıdan aydınlatılmış görüntü için saptanan çevritler, (b) eleme sonucu elde edilen çevritler, (c) Sağdan aydınlatılmış görüntü için saptanan çevritler, (d) eleme sonucu elde edilen çevritler.

Işık, poz ve ölçek değişimlerine karşı oldukça gürbüz bir yöntem olan Haar Peş peşe sınıflandırıcılar hem yüz sezimi hem de aktif görünüm modelin ilklendirilmesi amacıyla kullanılmıştır. AGM'nin verilen görüntüye oturtulması, çok sayıda yerel minimum içeren bir eniyileme işlemidir. Bu nedenle eniyilemeye hangi noktadan başlanıldığı oldukça önemlidir. AGM arama işleminde Tavlama (Simulated Annealing) gibi global minimumu bulmaya yönelik bazı yöntemler önerilmişse de bu yöntemlerin gerçek zamanlı uygulamalar için uzun zaman alması nedeniyle fazlaca kullanılmamaktadır. Bunun yerine bizimde kullandığımız gibi başkaca bir yüz saptayıcı yardımı ile AGM arama bölgesi sınırlandırılarak, optimum noktaya mümkün olan en yakın noktadan başlamaya çalışmak, en az maliyetli yöntem olarak öne çıkarılmıştır. HPS yüz sezimi algoritması literatürdeki en başarılı yüz sezimi algoritması olmasına rağmen yüzün yerini kabaca verebilmektedir. AGM ile HPS'nin sınırladığı alanda akıllı arama yöntemleri kullanılarak optimum çözüme ulaşılmaktadır.



Şekil.4 Tepe görüntülerinin elde edilmesi: (a) Özgün görüntü, (b)Kullanılan süzgeç, (c)Tepe.

Deneyisel çalışmalar sonucunda yüz nesne sınırlarının ışık değişimlerine karşı daha az hassas olduğu görülmüştür. Işık değişimlerine karşı daha az duyarlı olan Hue bandı ile ayırt seçimine dayalı tepe gösterimi çok bantlı bir gösterim ile bir araya getirildiğinde AGM yüz hizalama başarımı artmıştır.



Şekil.5 Üç-bant modelleme yüz hizalama sonuçları: (a) Klasik AGM (RGB), (b)Önerilen seçkin ayırıt tabanlı AGM (HHG)

Yüz hizalama başarımı nokta-nokta ve nokta-eğri olarak hesaplanmıştır. Karşılaştırmalı sonuçlar Tablo.1’de verilmiştir. Tablodan görüleceği gibi önerdiğimiz yöntem (HHG) hem klasik AGM hem de Stegmann’ın önerdiği çok bantlı gösterime ([2]) göre daha başarılı olmuştur. Stegmann’ın önerdiği VHE gösterimi klasik AGM’ye göre nokta-nokta hatası olarak %7’lik bir iyileşme sağlarken, önerdiğimiz yöntemle %19’luk bir iyileşme elde edilmiştir.

Benzer şekilde nokta-eğri hatası olarak VHE %6’lık bir iyileşme sağlarken, önerilen yöntemle %26’lık bir iyileşme elde edilmiştir. Şekil.5(a)’da klasik AGM ile elde edilen hizalama sonucu verilmiştir. Burada eğitim kümesinde yer alan ancak farklı aydınlatma altında elde edilen görüntüler için klasik AGM’nin hizalama kapasitesinin sınırlı olduğu görülmektedir. Klasik AGM bir sonuca yakınsamasına karşılık, çözümün kalitesi oldukça düşüktür. Aynı görüntüler için önerilen üç-bantlı AGM ile elde edilen sonuçlar Şekil.5(b)’de verilmiştir. Burada üç-bant modelin hizalama sonucunun gerçek noktaları yüksek bir hassasiyetle yakaladığı görülmektedir.

Tablo.1 AGM’nin 3 ayrı gösterim (RGB, Tepe, HHG) için elde edilen yüz hizalama sonuçları.

Yöntem	Ortalama Hata	Ortalama Hata
	Nokta-Nokta	Nokta-Eğri
AGM (RGB)	2.84 ± 0.78	1.35 ± 0.49
[2] (VHE)	2.63 ± 0.64	1.27 ± 0.40
HHG	2.28 ± 0.10	1.00 ± 0.03

4.1.4 Kaynakça

- [1] G. Edwards, C.J. Taylor, and T.F. Cootes, Interpreting Face Images Using Active Appearance Models, "Proc. Third Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition", pp. 300-305, 1998.
- [2] Stegmann M. B., Larsen R., Multi-band Modeling of Appearance, Image and Vision Computing, vol. 21(1), pp. 61-67, Elsevier Science, 2003.
- [3] IMM face data set, http://www.imm.dtu.dk/~aam/datasets/data_sets.html
- [4] Gökmen M., Jain A. K., " $\lambda\tau$ -Space Representation of Images and Generalized Edge Detection", IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Vision, vol. 19, No: 6, June 1997, pp. 303-310,1997.
- [5] B.Kurt, M.Gökmen, "Image Compression Based On Centipede Model," ARI, The Bulletin of the Istanbul Technical University, Vol.54, No.3, pp. 35-43, January, 2005.
- [6] F.Kahraman, M.Gökmen, "*Illumination Invariant Face Alignment Using Multi-Band Active Appearance Model*", International Conference on Pattern Recognition and Machine Intelligence, Kalkota, India, December, 2005.

4.2 Amaca Yönelik Ayırıt Saptayıcı ile Gözlerin Tespiti

Ayırıt saptamada amaç yoğunluk yüzeylerinden nesnelere karşı düşen ayırıtların üretilmesidir. Üretilen bu ayırıt görüntü yüzeyindeki keskin değişimlerin neden olduğu süreksizlikler olarak ortaya çıkar. Görüntü yüzeyindeki bu ani değişimin kaynağı ya nesnenin dış yüzeyinin yapısal özellikleri (örneğin örüntü, örtme) ya da aydınlatma özellikleri (örneğin gölgeler, parlaklık) olabilir. Kaynağı ne olursa olsun, durağan bir görüntüdeki ayırıtın saptanması, yüksek doğruluk gerektiren ayırıt temelli herhangi bir bilgisayar görü algoritmasının önemli bir aşamasını oluşturur. Birçok çevrit temelli bilgisayar görü uygulamasında (örneğin şekil-tabanlı sorgulama, çevrit-temelli görüntü çifti, çevrit-temelli görüntü sıkıştırma, ayırıt-temelli yüz tanıma ve ayırıt-temelli hedef tanıma) başarımlar büyük oranda saptanan ayırıtın doğruluğuna bağlıdır. Bu nedenle ayırıt saptama, bilgisayar görüde önemli araştırma konularından birini oluşturmaktadır. Herhangi bir ayırıt saptayıcı, yüksek doğruluk ile gürültüyü bastırma özellikleri arasındaki ödünleşimi çözmelidir. Ne var ki, bir ön bilgi olmaksızın en iyi ödünleşimi belirlemek mümkün değildir. Gerçekten, bir benzeşimin ayırıt üzerinde bulunup bulunmadığına karar verme problemi kötü konumlandırılmış bir problemdir. Karar verme süreci yoğunluk yüzeyinin çeşitli derecelerden türevinin hesabını gerektirmektedir. Bilindiği gibi, türev alma işlevi gürültüyü kuvvetlendirmektedir. Bu problemin önüne geçmek için türev işleviden önce düzleştirme işlemi uygulanır. Bu görüntüye alçak geçiren bir süzgeç uygulanması ile sağlanır. Mevcut ayırıt saptayıcıların çoğunluğu bu ödünleşimin en iyi çözümünü hedeflemişlerdir. Ancak en iyi çözümün tek bir ölçekte saptanan ayırıtlardan elde edilemeyeceği gösterilmiş ve farklı ölçeklerdeki ayırıtın saptanarak tümleştirilmesi çözümü önerilmiştir. Bu çalışmaların çoğu ya Gauss süzgeci ya da şekli Gauss süzgecine çok benzeyen süzgeçlerle sonuçlanmıştır. Ayrıca bu süzgeçler, tek bir ölçek parametresi ile yönlendirilebildiklerinden, ayırıtın ve yüzeyin ölçek uzayının gösteriminin eldesinde kullanılmak için son derece uygundur. Bu süzgeçlerin geniş bir kullanıma sahip olmalarına rağmen belirli bir problem için istenilen sonucu sağladıklarını söylemek mümkün değildir. Örneğin, ayırıtın yerinin doğru olarak saptanmasının daha önemli olduğu durumu ele alalım. Bu durumda, yer bilgisini daha doğru veren eniyi-altı bir süzgeç kullanmak daha uygun olacaktır. Mevcut çözümlerin amaca yönelik ayırıt üretmekten uzak olmaları, araştırmacıları genel amaçlı bir ayırıt saptayıcı tasarımına yöneltmiştir.

İmge gösteriminde amaç imgeyi farklı detay seviyelerinde ifade edebilmektir. Bu gürbüz bir gösteriminin eksikliğinden dolayı bilgisayar görü ve görüntü işleminin önemli problemlerinden biridir. Genel olarak, gösterimler doğrusal ve doğrusal olmayan olmak üzere ikiye ayrılabilir. Doğrusal gösterimler imgenin değişik ölçeklerdeki doğrusal bir süzgeç (çekirdek fonksiyonu) ile evriştirilmesi ile elde edilirler. Örneğin, klasik ölçek uzayı gösteriminde çekirdek fonksiyonu Gauss süzgecidir ve ölçek uzayı gösterimi imgenin artan standard sapmalı Gauss ile evriştirilmesi ile elde edilir. Benzer gösterim doğrusal yayılım denkleminin zamanda çözülmesi ile de elde edilebilir. Yöndeğişimsiz yayılım denklemini maksimum prensibini sağlaması nedeni ile bu gösterim aynı zamanda nedensel olarak adlandırılır. Ancak Gauss ile elde edilen ölçek-uzayı gösteriminin birbirine yakın ayırıt arasındaki etkileşimden kaynaklanan aşırı bulanıklaştırma ve ayırıtındaki konumlandırma hataları nedeni ile önemli yitimleri vardır. Düzleştirme tüm doğrultularda aynı oranda türdeş olarak uygulanmaktadır. Bu ise nesne yüzeyleri ile

sınır bölgelerinin aynı oranda bulanıklaşmasına neden olmaktadır. $\lambda\tau$ -uzayı gösterimi daha zengin bir gösterim sunsa da, doğrusal gösterimlerdeki aynı sorunu taşımaktadır. Uzay parametrelerinin imgenin her noktasında aynı değere sahip olması gürültü süzülürken aynı oranda ayrıtlarında bulanıklaşmasına neden olmaktadır. Bu davranış gösterilimin doğrusal doğasından kaynaklanmaktadır. Bu problemi çözmek için, düzleştirme parametresi λ 'yı imge boyunca yerel öznitelikleri ve doğrultuları dikkate alınarak değiştirildiği bir yönbağımlı $\lambda\tau$ -uzayı gösterimi geliştirilmiştir. Deneysel olarak, önerilen yöntemdeki karma yayılım denkleminde, her iki teriminde kullanıldığı durumda elde edilen sonuçların Perona-Malik'in yönbağımlı yayılım denklemi ile elde edilen sonuçlara göre daha başarılı olduğu gösterilmiştir. Önerilen yaklaşımda τ 'nın seçimine göre farklı karakteristikte yüzeyler elde edilebilmektedir. Şekil betimleyiciler karakter tanıma, parmak izi eşleme, endüstriyel denetim gibi bilgisayar görünüm ve örüntü tanımanın birçok uygulamasında yoğun olarak kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasında iki tane ilgin değişmez şekil betimleyicisi geliştirilmiştir. Bu betimleyiciler daha önceki çalışmaların aksine hem ikili hem de gri-seviyeli imgelere uygulanabilir niteliktedir. Amacımız imza temelli betimleyiciler ile şekil eşleme yöntemleri arasındaki uçurumu imza temelli betimleyicilerin tanıma başarımını artırarak, gradyan temelli yerel betimleyiciler ile kapatmaktır.

Yerel betimleyiciler, örtme ve geometrik bozulmalara karşı gürbüzdür ve bu nedenle imge tanıma da yoğun olarak kullanılmaktadır. Bu çalışmada, nesne sınırı boyunca hesaplanan bir dizi yönlendirilebilir süzgeç cevabının kullanıldığı çevrit temelli global şekil betimleyicisi geliştirilmiştir. Bu çalışmada, farklı ölçek ve doğrultularda gradyan vektörünün saptanmasında, yönlendirilebilir G süzgeçleri kullanılmıştır. Daha sonra bu gradyanlar şekil imzası olarak kullanılmıştır.

Yukarıda sayılan birçok bilgisayar görü uygulamasında, farklı özelliklerde ayrıt haritası üretebilen ayrıt saptayıcılara oldukça fazla ihtiyaç duyulmaktadır. Bu farklı karakteristiklerdeki ayrıt haritalarından birinin eldeki uygulamanın ihtiyaç duyduğu ayrıtları üreteceği umulmaktadır. Ancak ayrıt saptayıcının önerdiği çözümlerden uygulamanın ihtiyaç duyduğu en iyi ayrıtların seçimi ile ilgili genel geçer bir çözüm yoktur. Ayrıt saptama için önerilen yöntemler çoğunlukla uygulamanın ihtiyaç duyduğu ayrıtları üretecek şekilde kolaylıkla uyarlanabilir olmaktan uzaktır. Bu tez çalışmasında üzerinde çalışılan ve kullanılan Genelleştirilmiş Ayrıt Saptayıcısının (GAS) ölçek parametreleri olan λ ve τ 'nin değiştirilmesiyle farklı özelliklerde ayrıtlar üretilebilmesi sağlanmıştır. Üretilen ayrıt haritalarının başarılı olmasına karşın tek bir ölçekte amaca uygun ayrıtlar üretmek mümkün değildir. Tez çalışmasında amacımız, güçlü ayrıt saptayıcıları geliştirmek ve bu saptayıcıları amaca yönelik ayrıt saptama çatısı altında kullanmaktır. Önerilen çatı iki aşamalı bir süreçten oluşmaktadır. İlk olarak kullanıcı, veritabanındaki imgelerdeki beneklerin bir kısmını ayrıt benekleri ve ayrıt olmayan benekler olarak etiketlemektedir. Daha sonra işaretlenen bu benekler üzerinde hesaplanan çeşitli ölçek ve doğrultulardaki G-süzgeç cevapları birleştirilerek öznitelik vektörleri elde edilir. Böylelikle, ayrıt saptama problemi iki sınıflı sınıflandırma problemine dönüştürülmüş olur. Bu çalışmada sınıflandırıcı olarak Destek Karar Makinalarından (DKM) yararlanılmıştır. Sınıflandırıcı tek başına uygulama için istenilen ayrıtları üretmek için yeterli değildir. İkinci aşamada sürekli ayrıtlar birer çevrit olarak değerlendirilir ve ardından bu çevritler eğitim kümesindeki çevritler ile eşlenir. Eşlemede, bu çalışmada geliştirilen gradyan temelli ilgin değişimsiz şekil betimleyicileri kullanılmıştır. Sadece bu eşlemeyi geçen çevritler çevrit olarak kabul edilir.

Birinci aşamanın amacı sadece uygulama için anlamlı olabilecek ayrıtları tutmak ve diğer ilgisiz ayrıtları elemektir. Sınıflandırıcı hangi değişimin önemli hangisinin ise ilgisiz olduğuna karar vermektedir. Bu nedenle eğitim kümesinin nasıl oluşturulduğu son derece önemlidir. Eğitim kümesinde yaklaşık olarak eşit sayıda ayrıt ve ayrıt olmayan benek örneği bulunmalıdır. Bu sınıflandırıcının ve birinci aşamanın başarımı için önemlidir. Özet olarak, bu çalışmada yeni, etkin ve verimli ayrıt saptama çatısı geliştirilmiştir. Önerilen yaklaşım, gürbüz, kesin ve etkin ayrıt ve çevrit saptamaya ihtiyaç duyulan birçok uygulamada yerini bulacağına inanıyoruz. Sonuç olarak, geliştirilen yöntem güçlü ayrıt/çevrit-temelli yüz tanıma ve plaka tanıma gibi bilgisayar görüş uygulamalarının geliştirilmesine olanak sağlayacaktır.

4.2.1 Yönlendirilebilir Ayrıt Saptayıcı Süzgeçleri

Genelleştirilmiş ayrıt saptayıcı geliştirilirken, Gökmen ve Jain (1997) düzenleme ve süzgeçlerle evriştirme arasındaki ilişkiden yararlanmışlardır. Düzenleme teorisinde, çözüm üzerindeki düzlük koşutu, çözümün türevlerini içeren enerji fonksiyonelinin en aza indirgenmesi şeklinde sağlanır. Gürültülü veri $d(x,y)$ 'den, düzenlenmiş çözüm, $f(x,y)$, zar fonksiyoneli $E_z(f)$ 'nin

$$E_z(f) = \iint_{\Omega} \|f - d\|^2 + \lambda \|\nabla f\|^2 d\Omega \quad (1)$$

en aza indirgenmesiyle elde edilir. Diğer bir düzenlenmiş çözüm levha fonksiyoneli $E_l(f)$ 'nin

$$E_l(f) = \iint_{\Omega} \|f - d\|^2 + \lambda \|\nabla^2 f\|^2 d\Omega \quad (2)$$

en aza indirgenmesiyle elde edilebilir. Bu fonksiyonelerde, ilk terim çözümün $f(x,y)$, veriye $d(x,y)$ ye yakınlığının bir ölçütü ve ikinci terim düzlüğün bir ölçütüdür. Bu iki terim arasındaki ödünleşim düzenleme parametresi (λ) tarafından kontrol edilmektedir. Düzenleme ile süzgeçleme arasındaki bağlantı, fonksiyonele ilişkin Euler-Lagrange denklemi ile kurulmaktadır. Zar modeli için Euler-Lagrange denklemi

$$f - \lambda \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right) = d \quad (3)$$

sınır koşulları $\lim_{x,y \rightarrow \infty} f(x,y) = 0$ ile birlikte verilmektedir. Kısmi diferansiyel denklemin $f(x,y) = \delta(x,y)$ için çözümünü $R(x,y)$ ile gösterelim. Verilen herhangi bir $d(x,y)$ için çözüm, $f(x,y)$, $f(x,y) = R(x,y) * d(x,y)$ şeklinde yazılabilir. Zar ve levha fonksiyonelleri için R-süzgeçlerinin özelliklerini Gökmen ve Jain (1997) vermiştir. Karma modelin amacı bu iki farklı özelliklere sahip süzgeç grubu arasındaki ara çözümleri elde etmektir. Bu amaçla, karma enerji fonksiyoneli, zar ve levha fonksiyonellerinin doğrusal bileşiminden oluşturulmaktadır.

$$E_k(f) = \iint_{\Omega} \|f - d\|^2 + \lambda \left[\begin{array}{l} (1 - \tau) \|\nabla f\|^2 \\ + \tau \|\nabla^2 f\|^2 \end{array} \right] d\Omega \quad (4)$$

Burada λ düzenleme parametresi olarak adlandırılan gerçel bir sayıdır. $\tau \in [0..1]$ ise sürekli kontrol eden bir parametredir. Dikkat edilirse, $\tau=0$ için karma enerji fonksiyoneli zar modeline ve $\tau=1$ için ise levha modeline dönüştüğü görülebilir. τ parametresinin ara değerleri için ise karma yüzeyler elde edilmektedir. Bu yüzeylerin elde edilebilmesi için karma modele karşı düşen Euler-Lagrange denkleminin çözülmesi gerekmektedir. Bir sonraki bölümde, karma modele karşı düşen $R(x,y)$ süzgecinin türetilmesi ve özellikleri sunulacaktır.

4.2.2 İki boyutlu R ve G süzgeçlerinin türetilmesi

Bu bölümde karma modeli en aza indirgeyen $f(x,y)$ fonksiyonunu ve aşağıda verilen Euler-Lagrange denklemini ele alacağız.

$$f - B\Delta f + A\Delta^2 f = d \quad (5)$$

Burada $A = \lambda(1 - \tau)$ ve $B = \lambda\tau$ olarak tanımlıdır. Sınır koşulları ise

$$\lim_{x,y \rightarrow \infty} f(x,y) = 0, \lim_{x,y \rightarrow \infty} f_x(x,y) = 0, \lim_{x,y \rightarrow \infty} f_y(x,y) = 0, \iint_{\Omega} f(x,y) d\Omega = 1,$$

$\Omega = \{(x,y), x \geq 0, y \geq 0\}$, olmak üzere (5) ile verilen diferansiyel denklem, diferansiyel operatörleri cinsinden

$$Lf = d$$

$$L = A\Delta^2 - B\Delta$$

olarak yazılır. Ayrıca diferansiyel operatörü L

$$L = AL_1L_2$$

$$L_1 = (\Delta - s_1)$$

$$L_2 = (\Delta - s_2)$$

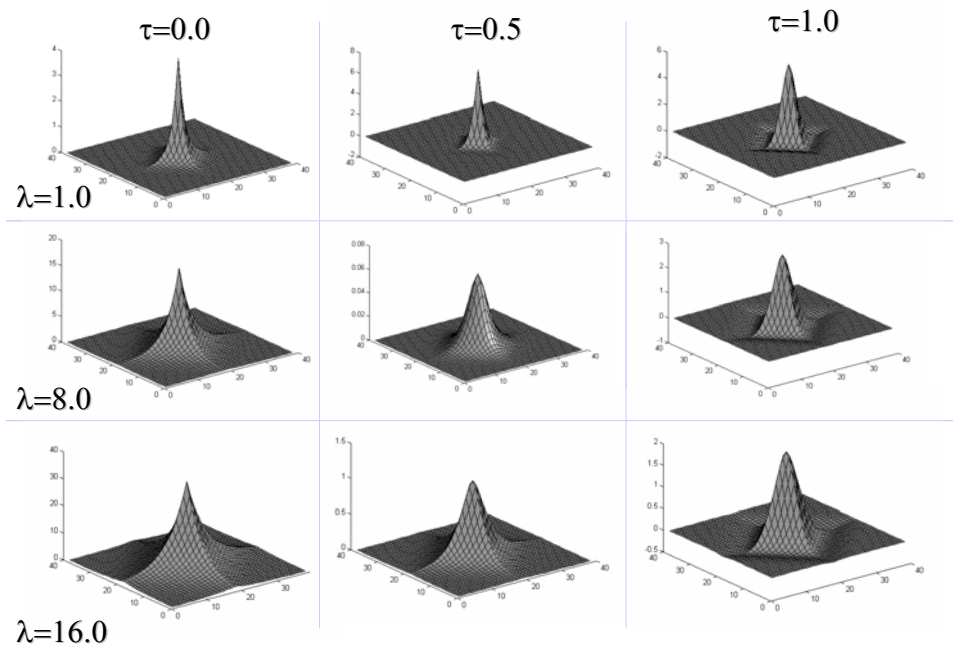
olarak da yazılabilir. Burada s_1 ve s_2 , $As^2 - Bs + 1$ polinomunun kökleridir. L_1 ve L_2 operatörleri Helmholtz tipinden kısmi diferansiyel denklemlerdir. Helmholtz kısmi diferansiyel denkleminin çözümü Renardy ve Rogers (1983) tarafından verilmiştir. $\Delta = B^2 - 4A$ 'nın işaretine ve $A=0$ ve $B=0$ 'a göre beş durum oluşmaktadır. s_1 ve s_2 'nin bu beş durum için aldığı değerler Tablo 1'de verilmiştir. Bu durumlara karşı düşen çözümler (R -süzgeçleri) ise Tablo 2'de verilmiştir. G -süzgeçleri ise R -süzgeçlerinin x 'e ve y 'ye göre türevleri alınarak elde edilmektedir. x doğrultusundaki G -süzgeçleri $G^{(x)}(x,y)$ ile gösterilmektedir ve Tablo 3'de verilmiştir. R -süzgeçleri bakışlımlı, ancak G -süzgeçleri ters bakışlımlıdır. Her iki süzgeçte, Gauss süzgecinin aksine dairesel bakışlımlılık özelliğine sahip değildir. Bu nedenle, R - ve G -süzgeç cevabı, görüntüye ait ayrıt, köşe ve doğru gibi yerel özelliklerin doğrultuya bağlı olarak değişmektedir. Şekil 1'de Tablo 4'de belirtilen λ ve τ değerleri için $R_{\lambda,\tau}(x,y)$ süzgeçlerinin grafiği verilmiştir.

Tablo 1. Denklem beş durumu için s_1 ve s_2 'nin aldığı değerler.

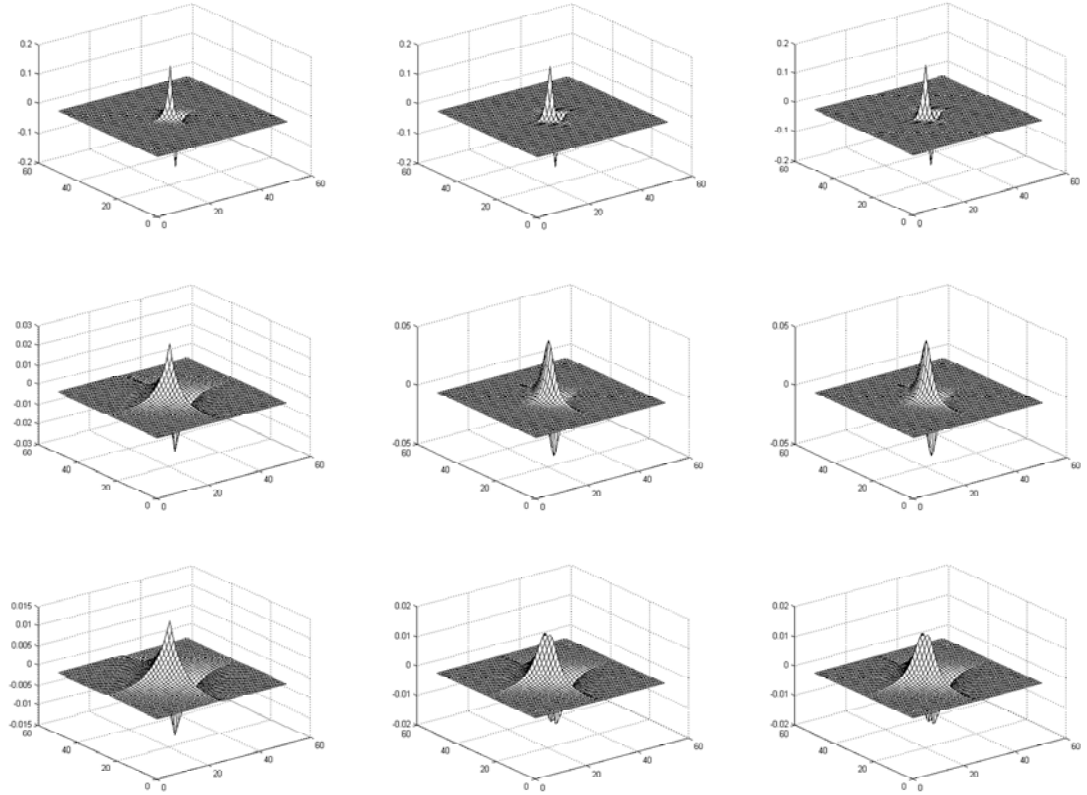
Durum	s_1	s_2
I $\Delta > 0$	$\frac{B + \sqrt{\Delta}}{2A}$	$\frac{B - \sqrt{\Delta}}{2A}$
II $\Delta = 0$	$\frac{B}{2A}$	$\frac{B}{2A}$
III $\Delta < 0$	$\frac{B + i\sqrt{\Delta}}{2A}$	$\frac{B - i\sqrt{\Delta}}{2A}$
IV $A = 0$	$\frac{1}{B}$	-
V $B = 0$	$\frac{i\sqrt{\Delta}}{2A}$	$\frac{-i\sqrt{\Delta}}{2A}$

Tablo 2. $R(m, n)$ süzgeçleri

Durum	$R(m, n)$
	$R(m, n) = H_{00}(ae^{-b(m + n)} - be^{-a(m + n)})$
$\Delta > 0$	$H_{00} = \frac{a(1 - e^{-a})^2(1 + e^{-b})^2 - b(1 + e^{-a})^2(1 - e^{-b})^2}{(1 - e^{-a})^2(1 - e^{-b})^2}$ $a = \sqrt{\frac{B + \sqrt{\Delta}}{4A}}, \quad b = \sqrt{\frac{B - \sqrt{\Delta}}{4A}}$ $R(m, n) = H_{00}(\cos(\theta)\cos(\varphi(m + n)) + \sin(\theta)\sin(\varphi(m + n)))e^{\frac{\cos(\theta)(m + n)}{\sqrt[4]{4A}}}$
$\Delta < 0$	$H_{00} = \frac{4}{\sqrt{A}\cos^3(\theta)\sin^2(2\theta)}, \quad 2\theta = \arctan\left(\frac{\sqrt{ \Delta }}{B}\right), \quad \varphi = \frac{1}{\sqrt[4]{4A}}\sin(\theta)$
$\Delta = 0$	$R(m, n) = \frac{\left(1 - e^{-\frac{1}{\sqrt{B}}}\right)^4}{\left(1 + \frac{2}{\sqrt{B}}e^{-\frac{1}{\sqrt{B}}} - e^{-\frac{2}{\sqrt{B}}}\right)^2} \left(\frac{1}{\sqrt{B}}(m + 1)\right) \left(\frac{1}{\sqrt{B}}(n + 1)\right) e^{-\frac{1}{\sqrt{B}}(m + n)}$
$A = 0$	$R(m, n) = \left(\frac{1 - e^{-\frac{1}{\sqrt{2B}}}}{1 + e^{-\frac{1}{\sqrt{2B}}}}\right)^2 e^{-\frac{(m + n)}{\sqrt{2B}}}$



Şekil 1. İki boyutlu R süzgeçleri.



Şekil 2. İki boyutlu $G^{(x)}$ süzgeçleri.

Tablo 3. $G^{(x)}(m, n)$ süzgeçleri

Durum	$G^{(x)}(m, n)$
$\Delta > 0$	$H_{00}(ae^{-b(m + n)} - be^{-a(m + n)})$
$\Delta < 0$	$K \operatorname{sgn}(m) \exp\left(-\frac{\cos(\theta)(m + n)}{\sqrt[4]{4A}}\right) \left(\begin{array}{l} \left(\sin(\theta)\varphi - \cos(\theta)\frac{1}{\sqrt[4]{4A}} \right) \cos(\varphi(m + n)) - \\ \left(\cos(\theta)\varphi + \sin(\theta)\frac{1}{\sqrt[4]{4A}} \right) \sin(\varphi(m + n)) \end{array} \right)$
$\Delta = 0$	$\frac{-1}{4B^2} m \operatorname{sgn}(m) \left(\frac{1}{\sqrt{B}} n + 1 \right) \exp\left(-\frac{1}{\sqrt{B}}(m + n)\right)$
$A = 0$	$-\sqrt{2B} \operatorname{sgn}(m) \exp\left(-\sqrt{\frac{1}{2B}}(m + n)\right)$

Tablo 4. Parametre (λ ve τ) değerlerine karşı düşen tipleri.

	τ		
λ	0.0	0.5	1.0
1.0	IV	I	V
8.0	IV	II	V
16.0	IV	III	V

4.3 Gradyan Tabanlı Şekil Betimleyiciler

Şekil betimleyiciler karakter tanıma, parmakizi eşleme, endüstriyel denetim gibi bilgisayar görünüm ve örüntü tanımanın birçok uygulamasında yoğun olarak kullanılmaktadır ([3]). Şekil betimleyiciler ve eşleme ile ilgili olarak yakın zamanda yapılmış iki kapsamlı eğitim makalesi vardır. Bunlardan ilki, Veltkamp ve Hagedoorn ([4]) aittir ve şekil eşleme için önerilen çözümleri dört sınıfta incelemiştir: evrensel imge dönüşümleri, evrensel nesne yöntemleri, oylama biçimleri ve hesaplamalı geometri. Çalışmalarında ayrıca şekil benzemezliği yöntemi geliştirmişlerdir. Diğer çalışma ise Zhang ve Lu ([5])'ya aittir. Önce şekil gösterimi ile ilgili yöntemleri iki sınıfa ayırmışlardır: çevrit-tabanlı yöntemler ve bölge tabanlı yöntemler. Daha sonra her sınıf kendi içinde yapısal yaklaşımlar ve global yaklaşımlar olarak ikiye ayrılmıştır. Bu alt sınıflandırma, şeklin bir bütün olarak mı yoksa parça parça yada kesitler halinde mi ele alındığını inceler.

Yerel betimleyiciler, örtme ve geometrik bozulmalara karşı gürbüzdür ve bu nedenle imge tanımda yoğun olarak kullanılmaktadır. Yokono and Poggio [6] nesne tanıma amacı ile değişik doğrultu ve ölçeklerdeki Gauss süzgeçlerinin çeşitli türden türevlerinin kullanıldığı yerel betimleyicilerin başarımını incelemiştir. Başarımı seçicilik, ilgin dönüşüme karşı değişmezlik davranışına bağlı olarak incelemiştir.

Gauss türevine dayalı betimleyicinin diğer Gauss benzeri fonksiyonların türevlerine dayalı betimleyicilere göre daha başarılı olduğu sonucuna varmışlardır.

Bu çalışmada, nesne sınırı boyunca hesaplanan bir dizi yönlendirilebilir süzgeç cevabının kullanıldığı çevrit temelli global şekil betimleyicisi geliştirilmiştir. Geliştirilen yöntemde, Yokono ve Poggio'nun çalışmalarının ([6]) aksine, gradyan bilgisi nesnenin dokusunu kodlamak yerine nesnenin şeklini kodlamak amacı ile kullanılmıştır. Önerilen yaklaşımda, şekil bilgisini elde etmek amacı ile gradyan değeri, nesnenin sınır benekleri çıkarılırken izlenen çevrit boyunca hesaplanır. Gradyan özniteliği, yerel yoğunluk dağılımına bağlı olarak değişik doğrultuya ve genliğe sahip olabilen iki boyutlu bir vektördür. Genlik ve doğrultu özellikle şekil ipucu olarak oldukça önemlidir. Yönlendirilebilir süzgeçler, imgedeki yerel öznitelikleri saptamak için kullanılabilen döndürülmüş eşleme süzgeçleridir ([7]). Özellikle bölge temelli örüntü ve şekil betimleme yönteminde yerel şekil özniteliklerinin saptanmasında sıklıkla kullanılmaktadır. Bu çalışmada, Gradyan vektörünün saptanmasında, yönlendirilebilir G süzgeçleri kullanılmıştır. G süzgeçlerine dayalı genelleştirilmiş ayırt saptayıcısının Gauss fonksiyonunun birinci türevine göre daha başarılı sonuçlar verdiği gösterilmiştir [1]. Ayrıca G süzgeci ile iki süzgeç parametresi (λ ve τ) değiştirilerek Gauss türevini de içeren çeşitli ayırt saptayıcılar üretilebilmektedir. Şekil imzasının eldesinde süzgecin sadece nesne sınırları boyunca verdiği cevap ile ilgileniyoruz. Şekil imzası, bu cevapların bitleştirilmesi ile elde edilmektedir. Ardından, tıkız ve tarama başlangıç noktasının seçiminden bağımsız bir gösterim elde etmek için bu imzaya ayrık Fourier dönüşümü uygulanır.

Çevrit temelli şekil gösterimleri için çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Bunlar arasında Fourier Betimleyicisi (FB), düşük hesaplama karmaşıklığı, basitliği ve kabadan inceye doğru şekli tanımlayabilme özellikleri nedeni ile öne çıkmaktadır. Zhang ve Lu [8] FD'nin imge veritabanlarındaki erişim başarımını Eğrilik Ölçek Uzayı Betimleyicisi (EÖUB) ile karşılaştırmıştır. Deneysel sonuçlar FD'nin EÖUB'ye göre gürbüzlük, düşük hesaplama ihtiyacı, hiyerarşik gösterim ve erişim performansının daha yüksek olduğunu göstermektedir. Yakın zamanda FB üzerine daha genel bir çalışma Zhang and Lu ([9]) tarafından verilmiştir. Çalışmada değişik türden şekil imzaları ve FB erişim ve tıkızlık yönünden incelenmiştir. Merkez uzaklığı ve alan fonksiyonu imzalarının imge erişim sistemleri için en iyi betimleyiciler olduğunu ve FB'lerinin genel amaçlı bir şekil veritabanı için yeterli bir betimleyici olduğunu deneysel olarak göstermişlerdir.

Literatürde renk, doku ve şekil tabanlı değişik imzalar yer almaktadır. Bu çalışmada sadece şekil tabanlı imzalar ile ilgileniyoruz. Bu nedenle, geliştirilen yöntem karmaşık koordinatlar, merkez uzaklık, eğrilik gibi şekil tabanlı başat yöntemlerle beraber incelenmiştir. Önerdiğimiz yaklaşım özellikle iki açıdan diğer yöntemlerden ayrılmaktadır:

1. Önerilen yöntemde seçicilik ölçek ve doğrultu seçimi ile denetlenebilmektedir.
2. Önerilen yöntem hem ikili görüntülere hem de gri-seviyeli imgelere uygulanabilmektedir. Bu durum, yöntemin, çoğunlukla gri-seviyeli imgelerden oluşan imge veritabanlarında kullanabilmesi açısından önemlidir.

İkinci bölümde gradyan bilgilerinin nasıl elde edildiği açıklanmaktadır. Üçüncü bölümde önerilen şekil betimleyicileri tanımlanmaktadır. Dördüncü bölümde deneysel sonuçlar tanıtılmaktadır. Son bölümde sonuçlar ve çıkarımlar sunulmuştur.

4.3.1 Yönlendirilebilir Süzgeçler Kullanılarak Gradyan Bilgilerinin Çıkarılması

Bu çalışmada, sınır temelli şekil betimleme ile ilgileniyoruz ve nesnenin her zaman kapalı bir çevrite sahip olduğunu varsayıyoruz. Önerdiğimiz yöntem ilgin dönüşüme karşı değişmez bir imza üretmektedir. Temel fikir sadece çevrit noktalarının kullanmak yerine, aynı zamanda bu noktalardaki gradyan değerlerini de ele almaya dayanmaktadır. Nesne sınırlarını saptama için iki boyutlu genelleştirilmiş ayırıt saptayıcı ([1]) kullanılmıştır. Ancak Canny gibi farklı bir ayırıt saptayıcı da kullanılabilir. Daha sonra saptanan çevrite (Γ) ait birbirine bağlı ayırıtlar saat yönünde izlenerek (x_i, y_i) noktaları elde edilmiştir:

$$\Gamma = \{[x_i, y_i]; i = 1, 2, \dots, n\}. \quad (1)$$

Burada n çevriti uzunluğunu göstermektedir ($n = |\Gamma|$). (x_i, y_i) noktasındaki, belirli bir ölçek (λ, τ) ve doğrultudaki (θ) G süzgeç cevabı

$$D_{(\lambda, \tau)}^\theta(I, x_i, y_i) = (I * G_{(\lambda, \tau)}^\theta)(x_i, y_i), \quad (2)$$

biçiminde tanımlanır. Burada I giriş imgesini göstermektedir. Herhangi bir doğrultudaki yönlendirilebilir $G_{(\lambda, \tau)}^\theta$ süzgeci, $G_{(\lambda, \tau)}^{\theta=0}$ cinsinden

$$\begin{aligned} G_{(\lambda, \tau)}^\theta(x', y') &= G_{(\lambda, \tau)}^{\theta=0}(x, y) \\ [x', y'] &= R(\theta)[x, y], \end{aligned} \quad (3)$$

şeklinde tanımlanabilir. Burada $R(\theta)$ dönme matrisini göstermektedir:

$$R(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix}. \quad (4)$$

$G_{(\lambda, \tau)}^{\theta=0}$ süzgecinin özellikleri ([1])'deki çalışmada incelenmiştir. M adet süzgeç cevabını $F(\Gamma) = [f_{k,m}]$, $f_{k,m} = D_{(\lambda, \tau)}^{\theta_m}(x_k, y_k) = (I * G_{(\lambda, \tau)}^{\theta_m})(x_k, y_k)$ matrisinde topluyoruz:

$$F(\Gamma) = \begin{bmatrix} D_{(\lambda, \tau)}^{\theta_0}(x_0, y_0) & \cdots & D_{(\lambda, \tau)}^{\theta_{M-1}}(x_0, y_0) \\ D_{(\lambda, \tau)}^{\theta_0}(x_1, y_1) & \cdots & D_{(\lambda, \tau)}^{\theta_{M-1}}(x_1, y_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ D_{(\lambda, \tau)}^{\theta_0}(x_{N-1}, y_{N-1}) & \cdots & D_{(\lambda, \tau)}^{\theta_{M-1}}(x_{N-1}, y_{N-1}) \end{bmatrix} \quad (5)$$

Burada dönme açıları $\theta_m = m\pi/M$ şeklinde her zaman π/M 'nin tam katıdır. F matrisi

$M \times |\Gamma|$ boyutlarındadır. Eğer nesne ağırlık merkezi etrafında α açısı kadar döndürülürse, dönmüş nesne için elde edilen matrisin, F matrisinin sütunlarının dönme açısının saat yönünde ya da saatin ters yönünde olmasına göre sola ya da sağa ötelenmişine eşit olduğu görülür. Dönme açısı ile ötelenme miktarı arasındaki bu ilişki, dönme açısının π/M 'nin tam katı olması durumu için

$$F(\Gamma^\alpha) = [f'_{k,m}], \alpha = s \frac{\pi}{M} \quad (6)$$

$$f'_{k,(m+s) \bmod M} = f_{k,m}$$

olarak saptanır. F matrisi için tanımlanan bu ilişkiye mükemmel öteleme kuralı diyoruz. Mükemmel öteleme kuralı sürekli uzayda sağlanmaktadır. Ayrık uzaydaki davranışı için gerçek plakadan alınmış “5” rakamı (Şekil.1(a)) için birer derecelik artımlarla 180 dereceye kadar dönmeler elde edilmiş ve her bir dönme için F imza matrisi elde edilmiştir. Şekil.1(b)'de beş rakamı nesnesi için çevrit üzerinde seçilen bir noktanın (F matrisinin bir sütununa karşı düşer) birer derecelik dönmelerle olan değişimi gösterilmektedir. Şekil.1(c)'de (b)'deki şekilde matrisin seçilen bir satırdaki kesiti için oluşan değişim verilmiştir. Sürekli uzayda bu değişimin sinüs işareti biçiminde olurken, ayrık uzayda buna yakın bir değişim gözlenmiştir. (7) denklemi ile tanımlanan mükemmel öteleme kuralı ayrık uzayda da mükemmel olmamakla birlikte yaklaşık olarak sağlanmaktadır. Öteleme kuralının, dönme açısının π/M 'nin tam katı olmadığı durumunda nasıl etkilendiği de incelenmiştir. M adet yönlendirilebilir süzgeç $\{G^{\theta_k}; k=0,1,\dots,M-1\}$ ve dönme açısı $s\pi/M+\phi$, $\phi < \pi/M$ olsun. Herhangi bir doğrultaki süzgeç cevabı, M adet yönlendirilebilir süzgeç (G^{θ_k}) cevabı cinsinden ifade edilebilir [6]:

$$G^\phi = \sum_{k=0}^{M-1} c_k(\phi) G^{\theta_k}, \quad (7)$$

$$c_k(\phi) = \cos\left(\phi - \frac{k\pi}{M}\right) = \cos(\phi - \theta_k).$$

Nesnenin $\alpha=s\pi/M$ ve $\alpha+\phi=s\pi/M+\phi$ kadar dönmüş halleri için elde edilen imzalar arasındaki fark aşağıdaki gibi hesaplanabilir:

$$\begin{aligned} \|f_{k,m}\|^2 &= \|I^\alpha * G^{\theta_m}\|^2 \\ \|\hat{f}_{k,m}\|^2 &= \|I^{\alpha+\phi} * G^{\theta_m}\|^2 = \|I^\alpha * G^{\theta_m+\phi}\|^2 \\ \|f_{k,m} - \hat{f}_{k,m}\|^2 &= \|I^\alpha * G^{\theta_m} - I^\alpha * G^{\theta_m+\phi}\|^2 \\ \|f_{k,m} - \hat{f}_{k,m}\|^2 &\leq \|I^\alpha\|^2 \|G^{\theta_m} - G^{\theta_m+\phi}\|^2. \end{aligned} \quad (8)$$

(7) denklemi ϕ derece dönmüş süzgeç cevapları arasındaki farkı hesaplamak için kullanılabilir. Buna göre bu fark

$$\|G^{\theta_m} - G^{\theta_m+\phi}\|^2 = \left\| G^{\theta_m} - \sum_{k=0}^{M-1} \cos(\theta_m + \phi - \theta_k) G^{\theta_k} \right\|^2. \quad (9)$$

değeri ile sınırlıdır. Bu formülasyon bize kaç doğrultunun kullanılacağına ve dolayısı

ile imzanın boyutuna karar vermede yol göstermektedir. Küçük dönmeler az sayıda yönlendirilebilir süzgeç kullanılarak elde edilen imza ile seçilebilir. Daha büyük oranda dönmeler ise yeteri sayıda süzgeç kullanılarak seçilebilir. Bir sonraki bölümde bu durum daha ayrıntılı olarak tartışılmış ve deneysel olarak incelenmiştir. Bir sonraki bölümde Fourier Betimleyici kullanarak yukarıda tanıtılan imzadan (F) ilgin değişmez bir betimleyicinin nasıl elde edildiği açıklanacaktır. Ayrıca iki betimleyici arasındaki benzerlik için bir uzaklık ölçütü tanımlanacaktır.

4.3.2 İlgil Değişmez Şekil Betimleyicisi

Tıkız bir gösterim ve betimleyici için bir önceki bölümde tanıtılan gradyan tabanlı şekil imzasına (F) ayrık Fourier dönüşümü uyguladık. F matrisinin Fourier dönüşüğünü $\tilde{F} = \left[\left\| \tilde{f}_{k,m} \right\| \right]$ ile gösteriyoruz. Matris katsayıları arasındaki dönüşüm

$$\tilde{f}_{k,m} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} f_{n,m} \exp\left(\frac{-j2\pi kn}{N}\right) \quad (10)$$

Biçiminde tanımlıdır. N burada nesne sınırlarını tanımlayan çevritin (Γ) uzunluğunu göstermektedir. Buna göre $k \in [0..N-1]$ arasında değişir. Betimleyicinin çevrit üzerinden hangi noktasının seçiminden bağımsız olması için Fourier katsayılarının genliğini alıyoruz. \tilde{F} matrisi hala öteleme kuralını sağlamaktadır:

$$\begin{aligned} F(\Gamma) &= \left[\tilde{f}_{k,m} \right] \\ \tilde{F}(\Gamma_\alpha) &= \left[\tilde{f}'_{k,m} \right], \alpha = s \frac{\pi}{M} \\ \tilde{f}'_{k,m} &= \tilde{f}_{k,(m+s) \bmod M} \end{aligned} \quad (11)$$

Ölçek değişmezliği ise Fourier katsayılarının ilk bileşene ($\tilde{f}_{0,m}$) bölünmesi ile sağlanır.

Bu bölümde son olarak iki betimleyici arasındaki uzaklığı öteleme kuralını dikkate alacak şekilde tanımlayacağız. $\tilde{f}_{k,m}$ ve $\tilde{p}_{k,m}$ gibi betimleyici verilmiş olsun. Bu iki betimleyici arasındaki uzaklığı

$$SD(\tilde{f}, \tilde{p}) = \min_{r \in \{0, \dots, M-1\}} \left\| \tilde{f}_{k,(m+r) \bmod M} - \tilde{p}_{k,m} \right\|_2. \quad (12)$$

Biçiminde tanımlıyoruz. (12) nolu denklem, $\tilde{f}_{k,m}$ ve $\tilde{p}_{k,m}$ eğer ilgin dönüşümle bağlı aynı nesnenin betimleyicileri iseler dönme açısının kestirimi için de kullanılabilir:

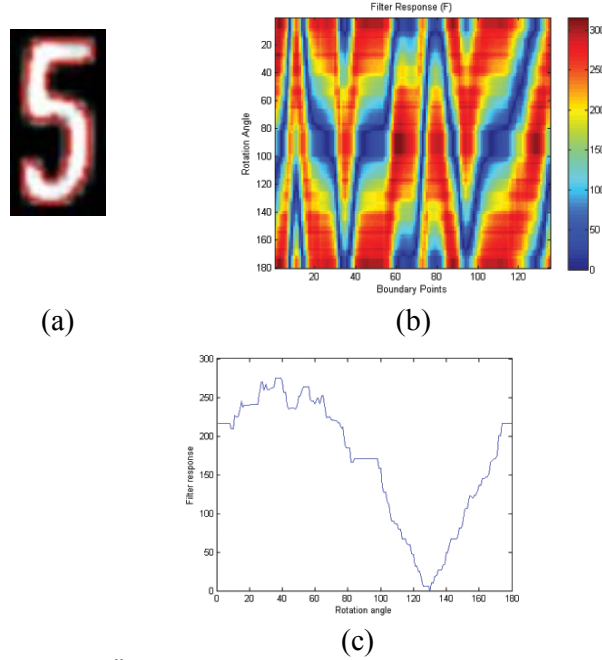
$$\Theta(\tilde{f}, \tilde{p}) = \left(\arg \min_{r \in \{0, \dots, M-1\}} \left\| \tilde{f}_{k,(m+r) \bmod M} - \tilde{p}_{k,m} \right\|_2 \right) \frac{\pi}{M}. \quad (13)$$

(12) ile verilen uzaklık tanımının hesap karmaşıklığı M^2L 'dir. Burada M kullanılan çekirdek sayısını ve L ise kullanılan Fourier katsayılarının sayısını göstermektedir. Eğer tanıma başarılı ise (13) denklemi ile verilen kestirim hatası $\pi/2M$ ile üstten sınırlıdır. Tablo.1'de "5" imgesi için kestirim hatası sonuçları verilmiştir. Eğitim kümesi için yukarıdaki deneyde olduğu gibi bir analizle imge veritabanındaki nesnelerin ne derecede karmaşık şekile sahip olduğu saptanabilir. Hatayı istenen değere çekecek bir M ve L değeri böylelikle saptanabilir.

4.3.3 Deneysel Sonuçlar

Önerilen yöntemin başarımı araç plaka rakam imgelerinin oluşturduğu veritabanı üzerinde sınanmıştır. Veritabanında 8321 gri seviyeli rakam karakterleri bulunmaktadır. Bunların yaklaşık yarısı (4121) eğitim, kalanı (4200) test imgesi olarak ayrılmıştır. Pratikte, taşıt plakalarında 10 farklı rakam (0-9) yer almakla beraber, sadece 9 adet sınıf tanımlanmıştır. Dönme söz konusu olduğunda, herhangi bir ön bilgi olmaksızın 6 ile 9 imgelerini birbirinden ayırt etmek mümkün değildir.

Deneysel olarak, tanıma başarımının betimleyicinin boyutları ile nasıl değiştiğini inceledik. Betimleyicinin iki boyutu vardır: M ile gösterilen çekirdek süzgeç sayısı L ile gösterilen Fourier katsayılarının sayısı. Sonuçlar Tablo.2’de özetlenmiştir. Önerilen yöntem, $M>6$ ve $L>3$ için %99 tanıma başarısı yakalamıştır. Deneysel olarak L parametresinin en iyi değerinin 4 olduğu söylenebilir. $L=15$ için en yüksek başarımı %90 değerinde yakalayan merkez uzaklık yöntemi ile karşılaştırıldığında bu önemli bir başarıdır. Önerilen betimleyicinin diğer bir üstünlüğü, L azaldıkça başarımın diğer yöntemlerin aksine hızlı bir şekilde azalmamasıdır. Şekil.2’de, Tablo.2’de karşılaştırılan yöntemlerin tanıma başarımının L ile değişim grafiği verilmiştir. Önerilen yöntemin tanıma başarımında önemli bir iyileştirme sağladığı görülmektedir.



Şekil.1 (a) Örnek “5” rakam imgesi (b) Çevrit üzerindeki bir nokta için birer derecelik dönmeler için elde edilen süzgeç cevapları (c) (b)’den alınan bir kesit

4.3.4 Çıkarımlar ve Sonuç

Bu çalışmada yönlendirilebilir süzgeçler ve Fourier dönüşümleri kullanarak yeni bir ilgin değişimsiz nesne şekil betimleyicisi tanıtılmıştır. Önerilen yöntem, yalnızca nesne sınır bilgilerini değil, aynı zamanda sınır boyunca elde edilen süzgeç cevaplarını da dikkate almaktadır. Yeni şekil betimleyicinin tanıma başarısı, gri seviyeli araç plaka görüntülerinden elde edilen rakam veritabanı üzerinde, diğer çok bilinen sınır tabanlı betimleyicilerle karşılaştırılmıştır. Deney sonuçları yeni yöntemin tanıma başarısının diğer yöntemlerden çok daha yüksek olduğunu göstermektedir.

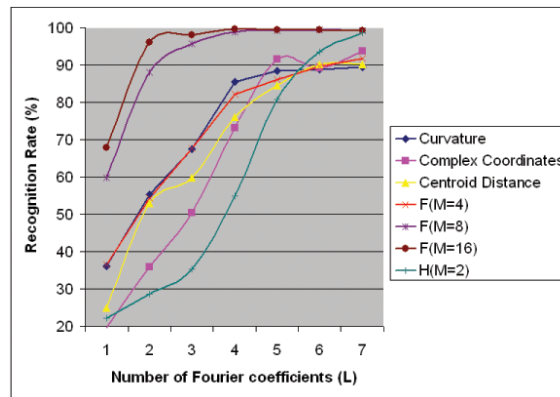
Tanımlan yöntemin diğer bir kazanımı, diğer yöntemlerin aksine, hem ikili hem de gri seviyeli görüntülere uygulanabiliyor olmasıdır.

Tablo.1 “5” imgesi için hesaplanan kestirim hatası

M	Kestirim hatası
2	15.18
4	11.45
6	7.61
8	5.76
10	4.69
12	3.95
14	3.50
16	3.05

Tablo.2 Farklı parametreler için önerilen yöntemin tanıma başarımı

Yöntem	15	10	7	5	3	2
M.Uzaklık	90.21	90.14	84.54	76.11	59.90	52.95
Eğrilik	89.5	88.88	88.45	85.45	67.54	55.28
KK	93.66	89.28	91.54	73.19	50.42	35.9
F (M=2)	57.40	54.04	47.59	44.97	32.54	24.02
F (M=3)	82.69	81.40	76.83	73.40	59.26	42.61
F (M=4)	91.71	89.52	86.11	82.19	67.71	54.38
F (M=5)	96.14	95.64	93.57	90.35	81.81	71.45
F (M=6)	97.66	97.69	96.02	95.21	88.88	79.42
F (M=8)	99.28	99.47	99.14	98.73	95.73	88
F (M=12)	99.04	99.09	99.19	99.23	98	94.97
F (M=16)	99.16	99.42	99.33	99.11	98	96



Şekil.2 Önerilen betimleyicinin L'ye göre tanıma başarımlar grafiği.

4.3.5 Kaynakça

- [1] M.Gökmen, A.K. Jain, “ $\lambda\tau$ -Space Representation of Images and Generalized Edge Detection,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, No.6, pp.545-563, 1997.

- [2] Çapar A., Kurt B., Gökmen M., “*Affine-Invariant Gradient Based Shape Descriptor*,” LNCS, International Workshop on Multimedia Content Representation, Classification and Security, pp. 514-521, 2006.
- [3] Costa L. F. and Cesar Jr. R. M., “*Shape Analysis And Classification: Theory And Practice*,” CRC Press New York, 2001.
- [4] Veltkamp R. and Hagedoorn M., “*State-of-the-art in Shape Matching*,” Technical Report UU-CS-1999.
- [5] Zhang D. and Lu G., “*Review of shape representation and description techniques*,” Pattern Recognition Vol.37, pp.1-19, 2004.
- [6] Yokono J.J. and Poggio T., “*Oriented Filters for Object Recognition: an Empirical Study*,” Automatic Face and Gesture Recognition, pp.755-760, 2004.
- [7] Freeman W.T. and Adelson E.H., “*The Design and Use of Steerable Filters*,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.13, no.9, pp.891-906, 1991.
- [8] Zhang D. and Lu G., “*A comparative study of curvature scale space and Fourier descriptors for shape-based image retrieval*,” Journal of Visual Communication and Image Representation, vol.14, Issue 1, pp.39-57, 2003.
- [9] Zhang D. and Lu G., “*Study and evaluation of different Fourier methods for image retrieval*,” Image and Vision Computing, vol.23, no.1, pp.33-49, 2005.
- [10] Çapar A., Gökmen M., “*Concurrent Segmentation and Recognition with Shape-Driven Fast Marching Methods*,” International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06), pp.155-158, 2006.

4.4 Işık Değişimlerine Karşı Gürbüz AGM

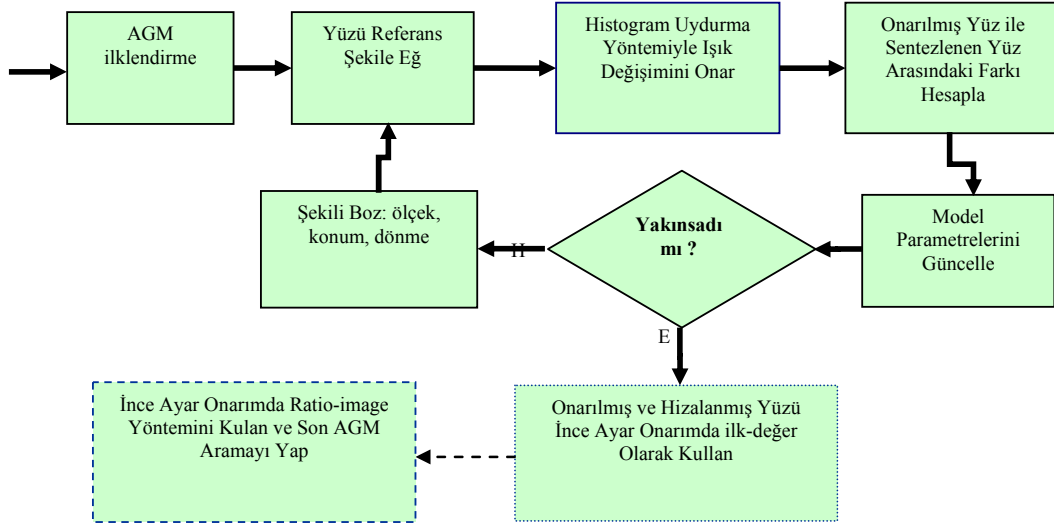
Birçok uygulamada olduğu gibi AGM ile yapılan yüz modelinde de veri kümesindeki her birey için sadece bir adet ideal koşullarda çekilmiş görüntü eğitim amaçlı kullanılmaktadır. Yüz görüntüsü için ideal aydınlatmadan genellikle tam karşıdan aydınlatılmış, yüzde herhangi gölge veya parlak bölge oluşturmayan aydınlatma kastedilmektedir. Sadece önden aydınlatılmış yüz resimlerinden oluşturulan AGM modeli farklı kişilere ait yüz dokusu ve yüz şekil değişimini modellemeye çalışmaktadır. Özellikle yüz dokusu modellenirken diğer tüm değişimlerin etkisi ortadan kaldırılmaya çalışılmaktadır. Bunun için yüz öncelikle referans bir şekile(shape) eğilir. Bu sayede ölçek (scale), konum (translation) ve dönme (rotation)'den kaynaklanan tüm değişimler sıfırlanabilmektedir. Geriye kalan doku bilgisinin kişiler arası doku farklılığının modellenmesi için kullanılmaktadır. Dikkat edilirse klasik AGM yapısında dikkate alınan değişimler ölçek, konum ve dönme açısidir. Yüz görünümünü radikal bir şekilde değiştirebilen aydınlatma koşulları klasik AGM'nin başarımını doğrudan olumsuz olarak etkileyebilmesine rağmen ışık değişimlerini ortadan kaldırmaya yönelik bir normalizasyon AGM yapısı içerisinde bulunmamaktadır.

Şekil 1.a'da normal ışıklandırma için klasik AGM'nin yakınsama sonucu görülmektedir. Şekil 1.b'de ise farklı ışıklandırma altında aynı modeli kullanan klasik AGM'nin, aynı kişi için ürettiği sonuç gösterilmektedir. Klasik AGM'nin farklı aydınlatma koşullarında çekilmiş yüz görüntüsü için verdiği sonucun hatalı olduğu görülmektedir. Bu çalışmada bilinen AGM yapısına yüz için özelleştirilmiş aydınlatma normalizasyonu eklenerek AGM'nin farklı ışık koşullarındaki arama ve yakınsama performansını arttıran yeni bir yöntem tanıtılmaktadır.



Şekil.1 Klasik AGM kullanılarak yüz hizalama: a) Normal ışıklandırma altında çekilmiş yüz için hizalama sonucu, b) Kötü ışıklandırma altında çekilmiş yüz için hizalama sonucu.

Bu çalışmada, öncelikle bilinen ışık normalizasyonu yöntemlerini yüz için özelleştirmek ve bu sayede yöntemlerin yüz ışık değişimlerinden kaynaklanan değişimleri ortadan kaldırma becerilerini artırılmaya çalışılmıştır. Çalışmanın ana amacı yüz için özelleştirilen bu yöntemleri klasik AGM yapısına adapte ederek AGM'yi ışık değişimlerine karşı daha gürbüz hale getirmektir. Şekil 2'de önerdiğimiz yöntemin genel yapısı gösterilmektedir.



Şekil.2 Önerilen Gürbüz AGM'nin genel yapısı.

Yüz görünümünde ışık değişimlerinden kaynaklanan bozulmaları onarmak amacıyla ratio image [9] [10] [11], global histogram eşitleme [12] ve yüze özel histogram uydurma [12] [13] yöntemleri deneysel çalışmalarda kullanılmıştır. Bu çalışmanın amacı bu tür bir normalizasyon yönteminin AGM ile yüz hizalama başarımını arttırabileceğini göstermektir.

AGM'nin ışık değişimlerine karşı daha gürbüz sonuçlar verebilmesi için kullandığımız ilk normalizasyon yöntemi literatürde Ratio-image (RI) [11] olarak bilinen yöntemdir. RI yöntemi, giriş yüz görüntüsünün Gauss süzgeçler kullanılarak

bulanıklaştırılmış halinin referans (ortalama) yüz görüntüsüne oranını kullanarak belirli bir çevrim ile yüzdeki ışık değişimini referans görüntüye yakın hale getirmeye çalışan bir normalizasyon yöntemidir. RI yöntemi kullanılarak farklı şekilde aydınlatılmış yüz görüntüleri onarılabilmektedir [11]. Dang Hui'nin önerdiği iteratif yöntem sayesinde RI onarım sonucu dahada iyileşmektedir. Bu çalışmada birincil amacımız yüz ışık değişimi normalizasyonu değildir. Amacımız yüz hizalama amaçlı kullandığımız AGM'nin arama sonucundaki yakınsama performansını arttıracak en uygun yöntemi belirlemektir. Bu bağlamda RI yöntemi üzerinde bazı deneyler yapılmış ve sonuçlar deneysel çalışmalar bölümünde tartışılmıştır.

RI yönteminden başka histogram temelli ışık normalizasyonu yöntemleri de çalışmamız kapsamında incelenmiştir. Bu yöntemlerden Global Histogram Eşitleme (GHE) ve yüz için özelleştirilmiş Histogram Uydurma (HU) üzerinde deneyler yapılmıştır. Özellikle HU yönteminin AGM arama aşamasında kullanımının oldukça iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Elde edilen tüm sonuçlar karşılaştırmalı olarak raporlanmış ve deneysel çalışmalar bölümünde tartışılmıştır.

4.4.1 Yüzdeki Işık Değişimleri için Özelleşmiş Normalizasyon Yöntemleri

Birçok yüz tanıma senaryosunda kişinin genelde sadece bir adet fotoğrafı kullanılmaktadır. Bu fotoğrafında mümkün olduğunca tam karşıdan çekilmiş ve ideale yakın bir şekilde aydınlatılmış olması tercih edilmektedir. Bunun yanında yüz tanıma sistemlerinin, ideal olmayan ortamlarda da iyi sonuç üretmesi beklenir. Özellikle bizim ilgi alanımız olan ışık değişiminin tanıma başarımı üzerinde etkisi büyüktür. Bu etkiyi en aza indirmek için yüz tanıma sistemlerinde ışığın bozucu etkisini onaracak bazı yöntemlere ihtiyaç duyulmaktadır. Yüzün sanal olarak tekrar aydınlatılması ve aydınlatmanın tam benzeşiminin yapılabilmesi için yüze ait yüzey normalleri ve yüz doku modeli gibi verilerin elde edilmesi gerekir. Fakat bunlar gerçek zamanlı uygulamalar için oldukça karmaşık ve maliyetli hesaplamalar ve donanımlar gerektirmektedir. Bunun yerine 2B görüntülerde elde edilen eğitim verisinden elde edilen bilgiler kullanarak yüz ışıklandırma normalizasyonu yapan yöntemlere ihtiyaç duyulmaktadır. Literatürde bu bağlamda öne çıkan güncel algoritmalarından biride Ratio-Image (RI) olarak bilinen Dang Hui'nin [11] önerdiği yöntemdir. Aydınlatma ortamı ve ışık kaynağı hakkında yeterli bilgi olmasa bile, RI yöntemi yüzdeki ışıktan kaynaklanan bozulmayı onarabilmektedir. Bu yüzden çalışmamızda ilk olarak literatürde başarılı sonuçları raporlanmış bu yöntem üzerinde durulmuştur.

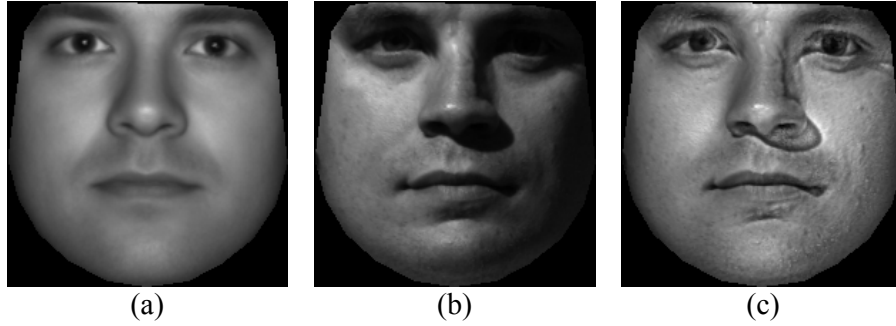
4.4.2 Ratio-Image (RI) Normalizasyon Yöntemi

RI yöntemi ilk olarak Shashua and Tammy [9] [10] tarafından ışıktan bağımsız yöntemler için önerilmiştir. Yüzün *Lambertian* yüzey olduğu ve yüz dokusunda herhangi bir gölge olmadığı ideal ortam varsayımı altında, farklı aydınlatma koşullarında çekilmiş resimleri, ideal ortamda çekilmiş resimlere oranlayarak ışık değişimlerini onarabileceğini gösterdiler. Çalışmalarındaki en büyük katkı, yöntemin oldukça basit ve uygulanabilir olması yanında 2B görüntüler kullanan yüz tanıma sistemlerinin ışığa karşı gürbüz hale gelmesine olanak sağlamasıdır [11].

RI yönteminin daha önceki yöntemlere göre birçok avantajı vardır. Örneğin, eğitim aşamasında sadece bir adet ideal koşullarda çekilmiş görüntüye ihtiyaç duyar. Diğer yöntemlerde olduğu gibi aynı objenin (yüz) değişik aydınlatma koşullarında çekilmiş fotoğrafi gerekmemektedir. Ayrıca aydınlatmadan kaynaklanan bozulmaları onarmak için yüzey normalleri, albedo, ışık kaynağının yönü [14] ve özellikleri gibi elde edilmesi oldukça maliyetli olan bilgilere ihtiyaç duymamaktadır.

RI yönteminin etkin bir şekilde uygulanabilmesi için yüz resimlerinin önceden hizalanmış olması gerekmektedir. Dang Hui'nin makalesinde deneylerde kullanılan tüm yüzler önceden el yordamı ile hizalanmıştır. Bahsi geçen bu makalede [11] yüz görüntülerinin nasıl hizalanacağı hakkında herhangi bir öneri bulunmamaktadır. Yöntem özet olarak hizalama probleminin nasıl yapılacağından çok, hizalanmış görüntülerin başarılı bir şekilde nasıl restore edileceği sorusuna cevap aramaktadır.

Şekil 3.'te tam hizalanmış giriş görüntüsü için RI yöntemi kullanılarak elde ettiğimiz restorasyon sonucu gösterilmektedir. Deneysel çalışmalar ve tartışma bölümünde RI yönteminin sonuçları detaylı olarak incelenmiştir.



Şekil.3 Tam hizalanmış yüz için RI onarım sonucu. a) Ortalama yüz, b) giriş görüntüsü, c) RI yüz normalizasyon sonucu.

RI onarım algoritmasından elde edilen görüntü yeterli kalitede olmamaktadır. Dang Hui [11]'te RI'nın performansını arttıracak çevrimsel bir yöntem önermiştir. Bu çalışmada çevrimsel RI onarımı gerçekleştirilmiş ve ışık değişimlerinden kaynaklanan bozulma bu algoritma kullanılarak onarılmıştır. Şekil 4'te aşırı ışık değişimi altında çekilmiş görüntüler için RI yönteminin ürettiği sonuçlar gösterilmiştir. RI tarafından onarılmış görüntüler dikkatle incelendiğinde özellikle gölge olan bölgelerde yüksek miktarda bozulma ve gürültü olduğu görülecektir. Ayrıca giriş görüntüsünün büyük oranda değiştirildiği Şekil 4'teki sonuçlardan görülecektir.



(a)



(b)

Şekil.4 *RI yöntemi kullanılarak elde edilen aydınlatma normalizasyonu sonuçları: a) Giriş görüntüleri, b) Normalize edilmiş görüntüler.*

4.4.3 Histogram Temelli Normalizasyon Yöntemleri

Bu bölümde yüz görüntüsündeki aydınlatma farklılığından kaynaklanan bozulmayı onarmak için histogram temelli yöntemler üzerinde duracağız. Yüzün üç boyutlu şekli düşünüldüğünde, ışık kaynağının yeri ve ışık kaynağının şiddetine bağlı olarak genellikle yüzün sağ veya sol tarafında karanlık/parlak bölgeler oluşur. Yüksek başarılı modelleme/tanıma/hizalama için, yüzü ideal dokusundan uzaklaştıran karanlık ve parlak bölgelerin normalize edilmesi gerekmektedir. Bu çalışmada Global Histogram Eşitleme (GHE) gibi yöntemlerin çözüm üretmediği aşırı ışık değişimleri altındaki yüz görüntülerini başarılı bir şekilde onarmak ve AGM arama aşamasına adapte ettiğimiz Histogram Uydurma yöntemi tanıtılacaktır.

Bilindiği gibi GHE kullanılarak ışık düşük karışıklığa sahip görüntüleri görsel olarak çok daha kaliteli hale getirilebilmektedir. Giriş görüntüsünün benek değerlerinin histogram dağılımını uniform bir hale getirerek ışıktan kaynaklanan bozucu etkiler ortadan kaldırılabilir [12]. Fakat birçok iyi aydınlatmaya sahip görüntü bile uniform histogram dağılımında değildir. Bu nedenle GHE benzeri yöntemler gerçekçi olmayan aydınlatma sonuçları ve hatta bazı durumlarda giriş görüntüsünden çok daha kötü sonuçlar üretebilmektedir [13]. GHE benzeri yöntemlerin kullanımı yerine yüz için özelleşmiş histogram temelli yöntemlerin kullanılması çok daha sağlıklı sonuçlar verecektir. [12]'de tanıtıldığı gibi histogram uydurma yöntemlerinin çok kötü aydınlatma koşullarına sahip yüz görüntüleri için bile oldukça başarılı sonuçlar üreteceği açıktır. Deneysel çalışmalarda da detaylarını verdiğimiz AGM hizalama sonuçlarını ışık değişimlerine karşı çok daha gürbüz bir hale getirecek yaklaşımlardan HU yöntemi, AGM arama aşamasında oldukça başarılı sonuçlar vermiştir.

4.4.4 Histogram Uydurma Normalizasyon Yöntemi

Çalışmamızda farklı aydınlatma koşullarında çekilmiş yüz görüntülerini, ideal aydınlatma koşullarında çekilmiş yüz görüntülerinin histogramına benzer bir hale getirerek ışık normalizasyonu sağlamak amacıyla HU yöntemi kullanılmıştır. Kullandığımız eğitim kümesi tamamen iyi aydınlatılmış yüz görüntülerinden oluştuğu için, ideal yüz resmi olarak herhangi bir yüzü kullanmak yerine tüm bu yüzlerin

ortalaması kullanılmıştır. Çünkü bu yüzlerden oluşturulacak ortalama yüz hem ideal aydınlatılmış yüze ait histogram bilgilerini taşıırken hem de kişiye özel farklılıklar ve gürültüden arındırılmış olmaktadır. Bu yüzden çalışmamızda tüm yüz görüntülerinin histogramları eğitim kümesinden elde edilen ortalama yüzün histogramına uydurulmaya çalışılmıştır.

HU yöntemi aynı zamanda Histogram Özelleştirme [12] (histogram specification) olarak adlandırılan ve literatürde sıklıkla kullanılan yöntemdir. Bu bölümde HU yöntemi hakkında kısaca bilgi verilecektir. $H(i)$ giriş görüntüsüne ait histogram fonksiyonu ve $G(i)$ ise uydurulmaya çalışılan hedef histogram fonksiyonumuz olsun. Amacımız $f_{H \rightarrow G}(i)$ gibi bir dönüşüm fonksiyonu elde etmek. Öncelikle $H(i)$ ve $G(i)$ histogramlarını $U(i)$ gibi uniform bir histograma çeviren $f_{H \rightarrow U}(i)$ ve $f_{G \rightarrow U}(i)$ histogram dönüşüm fonksiyonları hesaplanır. Bu işlem çok iyi bilinen histogram eşitleme (GHE) olarak adlandırılır.

Asıl amacımız olan $H(i)$ histogramını $G(i)$ histogramına dönüştürme fonksiyonu olan $f_{H \rightarrow G}(i)$ 'yi elde edebilmek için daha önceden hesaplanan $f_{G \rightarrow U}(i)$ fonksiyonun ters dönüşümü olan $f_{U \rightarrow G}(i)$ fonksiyonu hesaplamaktır.

Bu dönüşüm fonksiyonlarının ayrık (discrete) olmasından dolayı ters dönüşüm hesaplanırken histogram fonksiyonunda karşılığı olmayan tanımsız değerler ortaya çıkacaktır. Bu tanımsızlık problemi basit bir doğrusal interpolasyon işlemi ile çözülmeye çalışılmıştır. Bu sayede ters dönüşüm fonksiyonunda tanımlı olmayan noktalar, tanımlı noktalar kullanarak oluşturulan eğri yardımı ile belirlenebilmektedir. Bu çalışmada Thin Plate Spline [15] kullanılarak noktalar arası geçiş sağlanmıştır.

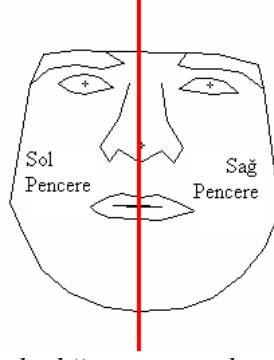
4.4.5 Yüz için Özelleştirilmiş Histogram Uydurma (HU) Yöntemi

Birincil amaçlarımızdan biri, ışık kaynağının konumuna bağlı olarak, yüzün sağ ve sol tarafında oluşan gri seviye farklılıklarını (gölge, parlak bölgeler vb.) onarmak olduğu için HU yönteminde etkin olarak kullanılan pencelerden elde edilen histogramları çalışmamızda kullandık. Bu amaca yönelik yüz sağ pencere (sagP) ve sol pencere (solP) olmak üzere Şekil 5.'te gösterildiği gibi iki bölgeye ayrıldı.

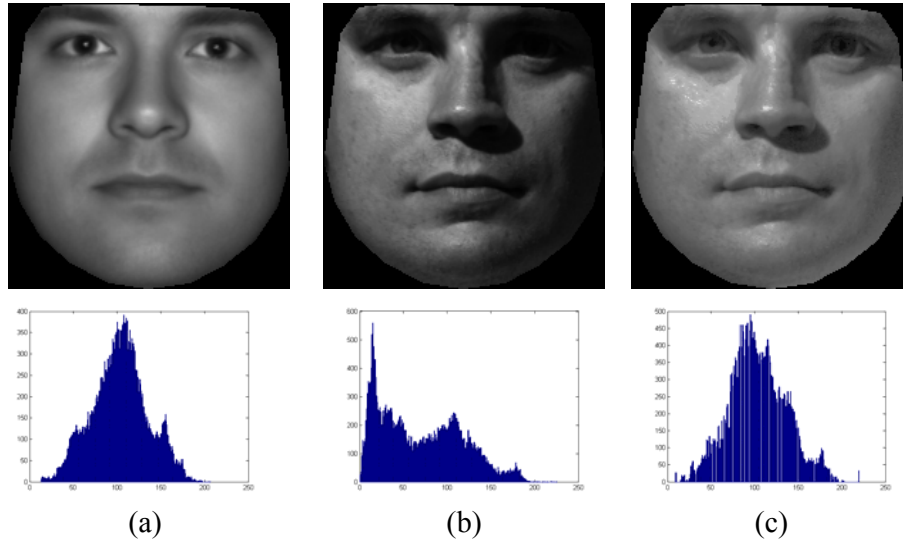
HU yöntemi yüzde oluşturulan sagP ve solP bölgelerine ayrı ayrı uygulanır. Bu sayede karanlık (dark) olan bölge daha aydınlık hale gelirken, ideale göre çok parlak olan bölge ise histogram üzerinde sola doğru kaydırılarak parlaklık oranı azaltılmış olmaktadır.

Öncelikle $H_{solP}(i)$ ve $H_{sagP}(i)$ histogramları ve bunların dönüşüm fonksiyonları olan $f_{H_{solP} \rightarrow G}$ ve $f_{H_{sagP} \rightarrow G}$ hesaplanır. $G(i)$ bizim çalışmamızda eğitim kümesinden elde edilen ortalama yüze ait histogramdır. HU yöntemi ve yukarıda bahsettiğimiz yumuşak geçiş dönüşümü kullanılarak elde edilen onarım sonucu ve görüntülere karşılık gelen histogramlar Şekil 6'de gösterilmektedir.

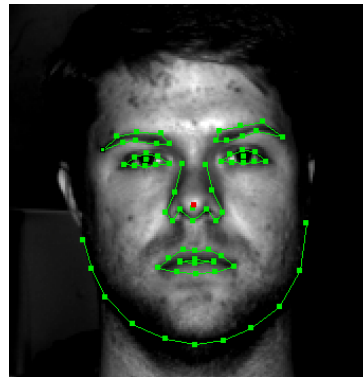
Yale [17] B veri kümesinde yer alan resimlerin el yordamı yüze ait 73 adet önemli noktaları işaretlenmiştir. 73 adet yüz önemli noktalarının yüz bileşenlerine göre dağılımı şu şekildedir: 14 nokta ağız, 12 nokta burun, 9 nokta sağ göz, 9 nokta sol göz, 8 nokta sol kaş, 8 nokta sağ kaş ve 11 nokta çene yayı (Şekil 7).



Şekil.5 *HU yönteminin etkinliğini arttırmak için yüzün sağ ve sol iki pencereye ayrılması.*



Şekil.6 *HU yöntemi kullanılarak yüzün normalize edilmesi: a) Ortalama Yüz, b) Giriş görüntüsü, c) HU normalizasyon sonuçları. Alt satır görüntülere ait histogramlar.*



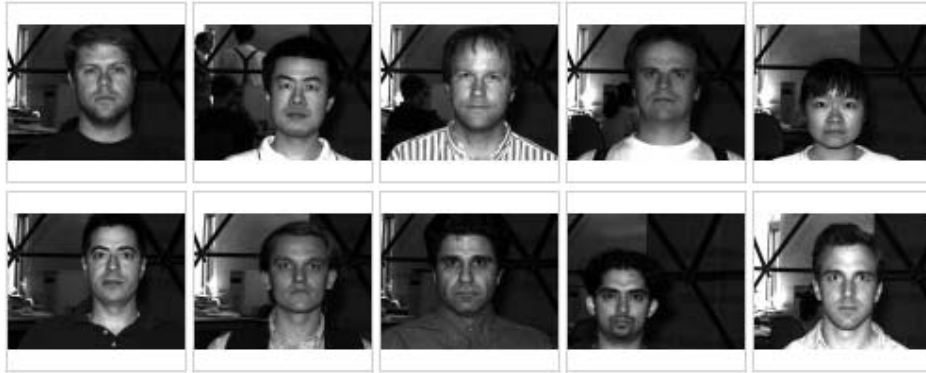
Şekil.7 *Yüzün 73 nokta ile annotasyonu yapılmış yüz görüntüsü.*

AGM ile önceden yüze ait önemli noktaların koordinatları saptanmış eğitim resimleri ile eğitilerek kurulan model yardımı ile yeni insan yüzleri sentezlenebilmektedir. İki resmin eşlenmesi işlemi ise giriş resim ile sentezlenen resim arasındaki farkı minimize

eden model parametrelerini bulmaya çalışır. Aktif Görünüm Modelleri (AGM) hakkında detaylı bilgiyi [2] [4] [5] [6] [7]'de verilmiştir. Tekrardan kaçınmak için detaylar raporumuza dâhil edilmemiştir.

Deneylerde Yale B veri kümesindeki tüm farklı bireylerin (10 farklı kişi) görüntüleri kullanılmıştır. Veri kümesini oluşturan bu 10 kişinin resimleri Şekil 10'de gösterilmiştir. Her kişinin 20 farklı aydınlatma koşulu altında çekilmiş görüntüsünün yüze ait önemli noktaları el yordamı ile işaretlenmiştir. Bu 20 farklı resimden tam karşıdan aydınlatılmış olanı kişi (identity) modeli oluşturulurken eğitim amaçlı kullanılmıştır. Geriye kalan 19 görüntü ise ışık (illumination) modelinin oluşturulmasında kullanılmıştır. Şekil 11'de Yale B veri kümesinden bir kişinin farklı aydınlatma koşullarında çekilmiş görüntüleri gösterilmektedir.

Aktif Görünüm Modeli için ilk önce eğitim kümesinde yer alan her kişinin ideal olarak aydınlatılmış sadece bir adet resmi ve bu resme karşılık gelen yüz önemli noktaları kullanılarak modelleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Öncelikle eğitim kümesinde yer alan yüz görüntülerinin %95 şekil değişimini (shape variation) kapsayacak şekilde şekil modeli oluşturulmuştur.



Şekil.8 *İdeal olarak aydınlatılmış (önden aydınlatılmış) on farklı kişiye ait yüz görüntüsü.*

Daha sonra eğitim setinde yer alan yüz görüntüleri şekil modeli oluşturulurken GPA (Generalized Procrustes Analysis) yardımı ile hizalanır ve hizalanmış yüz şekilleri kullanılarak ortalama yüz şekli (mean shape) hesaplanır. Eğitim kümesinde yer alan tüm görüntülere atı doku bilgisi ortalama şekile, üçgenleme(triangulation) yöntemi ile eğilir. Hizalanmış ve ortalama yüze eğilmiş yüz görüntüleri yaklaşık 33.000 benekten oluşmaktadır. Normalize edilmiş bu yüz dokularındaki %95'lik değişim 8 boyutlu doku uzayı ile modellenmiştir. Şekil uzayı ise 7 boyutlu bir uzay yardımı ile yine şekildeki toplam değişimin 95%'i modellenmiştir. En son olarak doku ve şekil değişimini birlikte modelleyen görünüm modeli 8 boyutlu bir uzayla ifade edilmiştir.



Şekil.9 Yale B yüz veri kümesinden bir kişinin farklı aydınlatılmış yüz görüntüleri.

Aktif Görünüm Modeli şekil ve doku değişimlerini tek bir modelde birleştirmektedir. AGM hizalama algoritması (AGM arama algoritması olarakta isimlendirilir) aslında bir çeşit en-iyileme (optimizasyon) algoritmasıdır. En-iyileme kriteri olarak AGM tarafından sentezlenen yüz görüntüsü ile test görüntüsünde kullanılan yüz şekiline eğilen yüz arasındaki fark kullanılmaktadır. Aydınlatma probleminden kaynaklanan bu fark (error) oldukça fazla olduğu için klasik AGM yöntemleri hatalı sonuçlar üretmektedir. Bizim önerdiğimiz yöntemde, test görüntüsünden referans şekile eğilen yüz, aydınlatma değişimlerini onarabilen normalizasyon yöntemleriyle onarıldıktan sonra, AGM tarafından sentezlenen yüz görüntüsü ile arasındaki fark hesabı yapılmaktadır. Bu sayede klasik AGM'de ışık değişimlerinden kaynaklanan büyük fark (en-iyileme kriteri olan hata), önerdiğimiz yöntemde AGM arama işleminde ortadan kaldırılmış olmaktadır. AGM algoritmasına eklediğimiz yeni bir modül yardımı ile hata hesabı yapılmadan önce ışık normalizasyonu yapıldığı için AGM test resimlerindeki ışık değişiminden etkilenmeyen daha gürbüz bir hale getirilmiş olmaktadır.

Çalışmamızda önerdiğimiz yöntemin AGM arama işleminde başarıyla uygulanabilir olup olmadığını göstermek amacıyla RI ve HU normalizasyon yöntemleri üzerinde bazı testler yapılmıştır. Bu testlerden birincisi AGM arama işlemi sırasında yüze belirli bir uzaklıkta başlangıç konumu verilerek AGM ilklendirilmiş ve arama işlemi esnasında RI ve HU kullanılarak her iki yöntemin ürettiği normalizasyon sonuçları incelenmiştir. Şekil 10'da bu testler esnasında RI ve HU yöntemlerinin sonuçları gösterilmektedir. Hizalanmamış yüzlerde Dang Hui'nin önerdiği ve oldukça güncel bir yöntem olan RI'nin tamamen kötü sonuçlar ürettiği gözlenmiştir (Bakınız Şekil.10(b)). Orijinal RI makalesinde sadece hizalanmış görüntüler kullanıldığı için bu tür bir problemten hiç bahsedilmemiştir.

RI yönteminin çevrimsel bir algoritmayla sürekli güncellediği referans yüz görüntüsünün bulanıklaştırılmış halinin onarım esnasında bir ağırlıklandırma matrisi olarak kullanılması tamamen hatalı sonuçların elde edilmesine yol açmaktadır. Örneğin hiç bir insan yüzünün bulunmadığı homojen bir bölgeden kesilmiş ve referans şekile eğilmiş (warp+crop) bir görüntünün RI ile onarım sonucunda referans yüze ait bilgiler görülmektedir. Yani RI onarım sonucunda yüz görüntüsü sürekli olarak görülmektedir. AGM arama işleminde sentezlenen yüz ile onarım sonucundan elde edilen görüntü arasındaki hataya (fark) göre arama işleminin yapılacağı düşünüldüğünde, RI yönteminin kullanımının, yüz olmayan bölgelerde bile düşük hataların elde edilmesine sebep olacağı görülecektir.

AGM+RI ile yaptığımız testlerde AGM ikklendirmesi tam olarak yüzün üzerinde değilse (optimum nokta) doğru yakınsama elde edilememiştir. AGM'de ilk fark (residue) hesabının ortalama doku (mean texture) ile yapıldığından yüz olmayan bölgeler için referans yüz olarak kullanılan ortalama yüze ait bilgileri onarım sonucu olarak veren RI yönteminden elde edilen fark sifıra yakın olduğu için AGM arama sonucu yüz olmayan bölgelere doğru kaymaktadır.

Şekil 10.c'deki ise aynı görüntüler için HU yönteminin ürettiği sonuçlar gösterilmektedir. Giriş görüntüleri için HU'nun ürettiği onarım sonuçları var olan bilgiye yeni bilgiler eklemek yerine sadece gri seviyeleri yüz için özelleştirilmiş histogram bilgisine dayanarak değiştirmektedir. RI'dan farklı olarak, eğer giriş görüntüsünde yüz varsa ve kötü aydınlatılmışsa doğru şekilde onarımı yapmaktadır. Bu sayede AGM arama işleminde en-iyileme kriteri olarak kullanılan fark (residue) klasik AGM yöntemine göre daha doğru hesaplandığından AGM ışık değişimlerine karşı daha gürbüz sonuçlar üretebilme yeteneği kazanmış olmaktadır. Aynı şekilde eğer giriş görüntüsünde yüz yoksa HU yöntemi AGM'de hesaplanacak farkı dahada arttıracak şekilde o görüntüyü değiştirmektedir. RI'nın yaptığı gibi fazladan/olmayan bir bilgiyi onarım sonucuna yansıtmadığı için AGM arama işlemi çok daha başarılı olmaktadır.

Bu sonuçlar ışığında AGM arama işleminde HU yönteminin kullanımının RI'ya göre daha uygun olduğu görülmüştür. Diğer deneyimiz ise arama işlemi bitmiş, yani hizalanmış görüntüler için HU ve RI yöntemlerinin nasıl sonuçlar ürettiğini görmek amacıyla yapılmıştır. Şekil 11'te bu deneyde elde edilen sonuçlar gösterilmiştir. Şekil 11'de gösterilen, aşırı ışıklandırma altında çekilmiş ve hizalanmış yüz görüntüleri dikkatle incelendiğinde RI yönteminin gölgeyi ortadan kaldırırken görüntüyü çok fazla bozduğu görülmektedir. Özellikle görüntüyü onarmak yerine, eksik olan bilgileri referans yüze ait bilgilerle doldurması RI yönteminin bir diğer dezavantajlı yanı olarak gözlenmiştir.

Şekil 11'deki HU onarım sonuçları ise görüntüdeki ışık değişiminden kaynaklanan bozulmayı ortadan kaldırdığı görülmüştür. HU yönteminin onarım sonuçlarında dikkat çeken bir noktada, onarılan görüntünün doku bilgisi, eğitim kümesindeki dokuyla birebir aynı olmamasıdır. Bu ise modelleme açısından istenmeyen bir durumdur.

Klasik AGM yöntemi Şekil 11'deki tüm yüzler için oldukça kötü sonuçlar üretmektedir. Çok kötü ışıklandırmaya sahip bu görüntülerin HU yöntemi ile onarılmış görüntüleri görsel olarak kabul edilebilir seviyeye getirilmiştir. Şekil 11'deki görüntülere dikkatle baktığımızda yüzün karanlık tarafında kalan bölgedeki onarım

sonuçlarının gürültü içerdiği ve diğer tarafta da nispeten parlak bölgelerin bulunduğu görülecektir. Fakat aynı görüntüler için RI yönteminin ürettiği sonuçlarla karşılaştırıldığında HU onarım sonucunun gerçek veriye çok daha yakın olduğu görülecektir. Yukarıda detaylarını verdiğimiz normalizasyon yöntemlerini AGM yapısı içerisine adapte ettiğimizde AGM arama sonuçları ışık değişimlerine karşı çok daha gürbüz hale gelmiştir. Genel AGM yapısını bozmadan algoritmaya eklediğimiz normalizasyon modülü AGM optimizasyonu öncesi giriş görüntüsünü onarmaya çalışmaktadır. HU yönteminin yüz olan bölgelerde verdiği sonuçlar göz önüne getirildiğinde AGM'nin en iyilemeye çalıştığı fark (residue)'ın yüze doğru yaklaştıkça azalacağı anlaşılabacaktır.

AGM'de ilk değer olarak atanan referans yüz (ortalama şekil ve ortalama doku) ile başlayan algoritma ilk değer olarak verilen şekil bilgisine göre yüz dokusunu keser ve yüzü referans yüze eğerek, şekilden bağımsız yüz görüntüsünü elde eder. Bu aşamadan sonra, kesilen ve ortalama yüze eğilen yüz adayı önerdiğimiz normalizasyon algoritmasına giriş olarak verilir. RI yönteminin yüz olmayan bölgelerde ürettiği hayali yüz bilgisi nedeniyle, RI yöntemi AGM arama aşamasında tercih edilmemiştir. RI yerine HU yöntemi normalizasyon bloğu olarak arama aşamasında kullanılmıştır.

Normalizasyon aşamasına giriş olarak verilen referans yüze eğilmiş yüz görüntüsü için HU'nun ürettiği sonuç ile sentezlenen yüz (ilk aşamada ortalama yüz dokusu) arasındaki fark hesaplanır. Eğitim seti kullanılarak oluşturduğumuz model'de fark ile görünüm parametre vektörü güncelleme değeri arasında kurduğumuz doğrusal model (jacobian veya regresyon analizi) kullanılarak parametre güncelleme değerleri elde edilir. Ve bu değerler kullanılarak yüz sentezlemede kullandığımız görünüm vektörü güncellenir.



(a) (b) (c)
Şekil.10 AGM arama aşamasında RI ve HU yöntemlerinin ürettiği onarım sonuçları: a) Giriş görüntüsü, b) RI yöntemi sonucu, c) HU yöntemi sonucu.

Giriş olarak verilen şekil belirli bir deformasyon prosedürü uygulanarak her çevrimde deforme edilir. Hangi deformasyon hesaplanan hatanın azalmasına yardımcı oluyorsa, bu deformasyon kabul edilir. Hatanın azalmasının iki nedeni olabilir: ya şekil deformasyonu ile gittikçe yüze yaklaşmaktadır ya da görünüm vektörü ile giriş görüntüsü yüzü gittikçe daha doğru bir şekilde sentezlenmektedir.

AGM arama çevrimi yakınsama sağlanana kadar veya durma koşulları oluşuncaya kadar devam eder. Eğer AGM çok uzaktan başlamamışsa çevrim sonunda yüz bölgesine yaklaşmış ve hizalama işleminin kabul edilebilir bir hata oranı ile yapılmış olması beklenir. Şekil 12'de klasik AGM ile önerdiğimiz AGM yönteminin eğitim kümesindeki görüntülerden farklı olarak aydınlatılmış giriş görüntüsü için ürettikleri sonuçlar gösterilmektedir. Şekil 12.b'de klasik AGM'nin hatalı sonuç verdiği görülmektedir. Aynı giriş görüntüsü için klasik AGM ile aynı eğitim kümesi kullanılarak oluşturulan önerdiğimiz AGM'nin sonuçlarının gösterildiği Şekil 13.c.'de oldukça başarılı sonuç verdiği görülmektedir.

Yaptığımız bir diğer deneyde ise HU ve RI normalizasyonlarının birlikte kullanılarak elde edilen sonuçlar irdelenmiştir. Bu testlerde genel arama işlemi sırasında HU yöntemi kullanılmış ve hassas hizalama için HU kullanan AGM'nin yakınsadığı yerden itibaren RI-AGM yöntemi yeni bir çevrim yapılmıştır (Bakınız Şekil 13.d.).

Şekil 13.d'de önerdiğimiz yöntem olan HU+RI AGM'nin hem hizalama hem de onarım sonucu gösterilmektedir. Önerdiğimiz yöntemin normal AGM yapısına eklenen onarım algoritmaları sayesinde klasik AGM'ye göre ışık değişimlerine karşı daha gürbüz bir yapı oluşturulmaktadır. Bunun yanında AGM çevrimi bittiğinde sadece hizalanmış görüntü elde edilmemektedir aynı zamanda yüzün onarılmış halide çıkış olarak üretilmektedir.

Şekil 14'te klasik AGM için ilklendirme ve optimizasyon çevrimleri gösterilmektedir. Klasik AGM'nin farklı aydınlatma koşullarında çekilmiş görüntüler için modelleme yeteneğini görmek açısından Şekil 14'teki ilk altı çevrim sonuçlarına bakmak yeterlidir. Örneğin Şekil 14'de klasik AGM'nin optimizasyon çevrimleri gösterilmektedir. Sentezlenen yüz görüntüsüne dikkatle bakıldığında en iyileme ölçütü olan farkın (residue) azaltılması için model parametresi ilk 3 çevrimde değiştirilirken, şekil bozulması olarak baskın olarak sadece ölçek değişimi yapıldığı görülecektir. Klasik AGM için üçüncü çevrimden sonra sentezlenen yüzün pekte değişmediği görülmektedir. Bunun sebebi ise AGM'nin modellediği yüz dokusundan ışık değişimleri nedeniyle çok farklı bir dokuyu AGM'nin modelleme yeteneğinin olmamasıdır.



(a)

(b)

(c)

Şekil.11 Hizalanmış yüz görüntülerinde RI ve HU yöntemlerin normalizasyon sonuçları: a) Giriş görüntüsü, b) RI yöntemi sonucu, c) HU yöntemi sonucu.

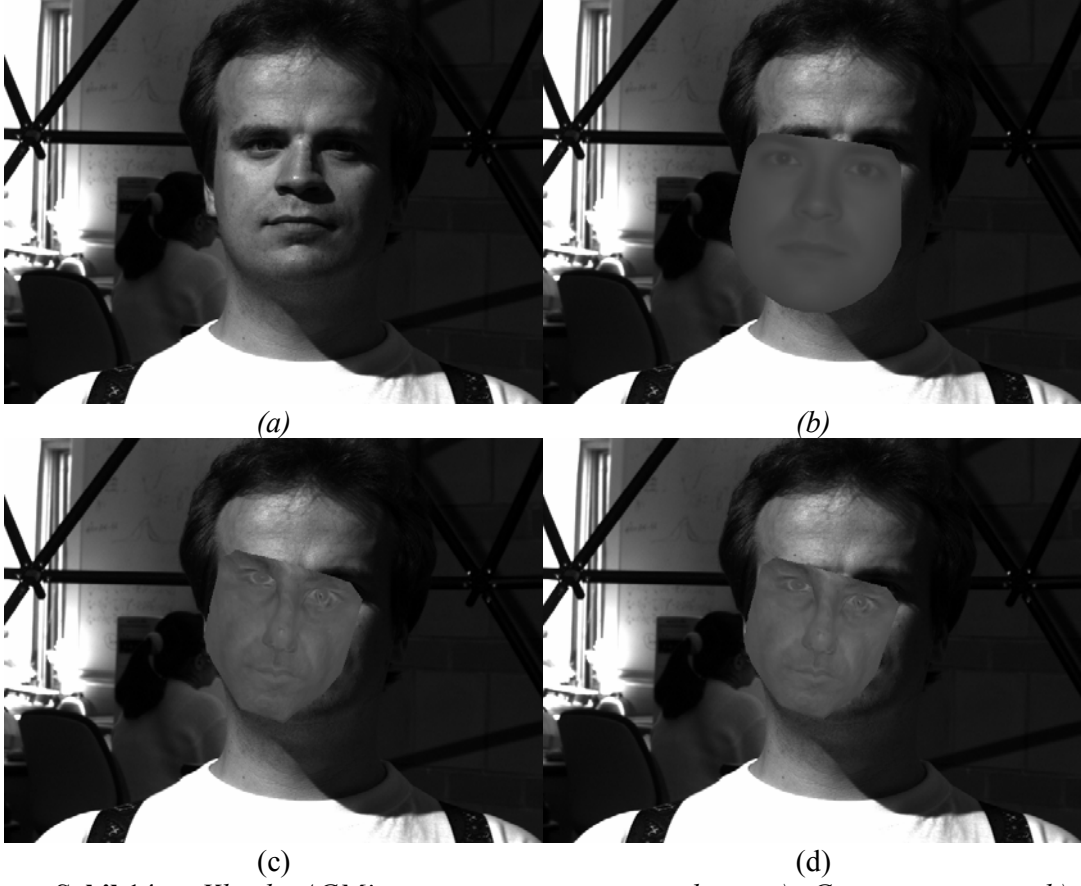


(a) (b)
Şekil.12 *Kötü ışıklandırma ya sahip yüzler için Klasik AGM ve Önerilen yöntemin karşılaştırılması. Üst satır: Klasik AGM modelleme sonucu, Alt satır: HU-AGM'nin modelleme sonucu.*

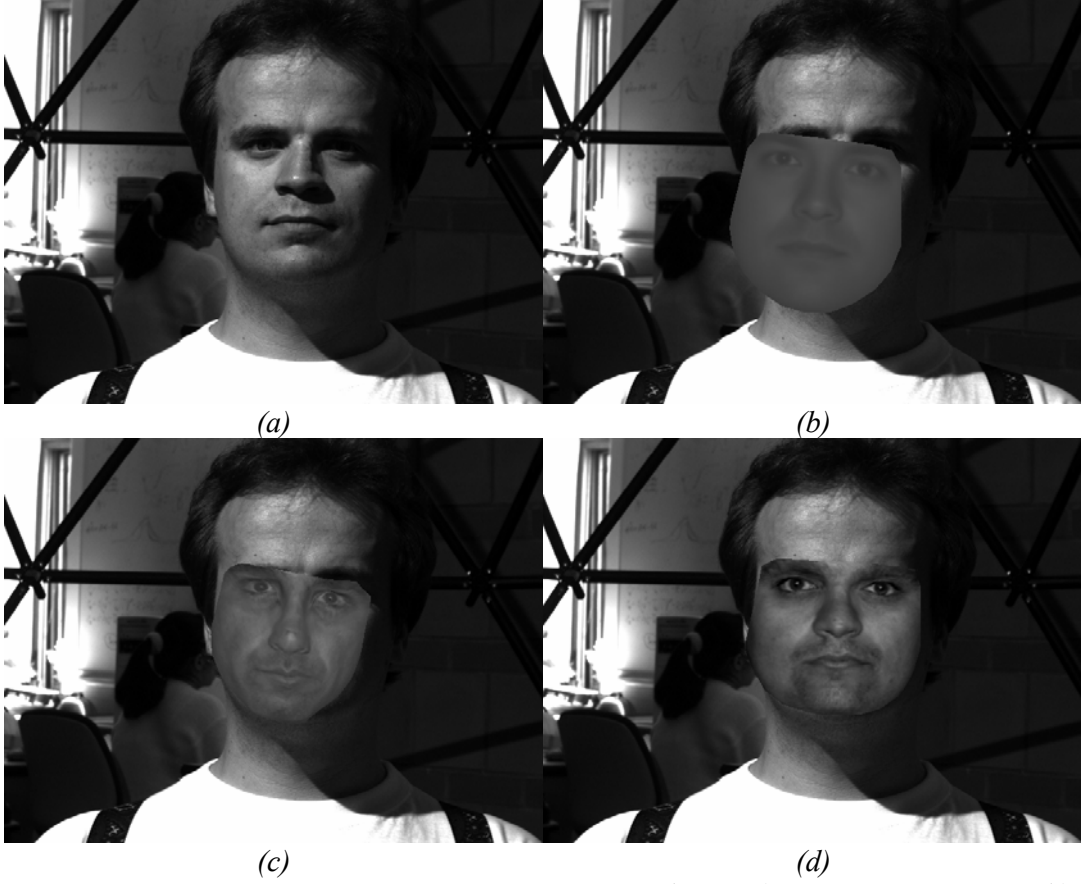
Şekil 15'te ise önerilen HU-AGM için ilkendirme ve optimizasyon çevrimleri gösterilmektedir. Önerilen yöntemin farklı aydınlatma koşullarında çekilmiş görüntüler için modelleme yeteneğini görmek açısından Şekil 15'teki ilk altı çevrim sonuçları oldukça önemli bilgiler vermektedir. Şekil 15'teki sonuçlar dikkatle incelendiğinde, önerilen yöntemin her çevrimde gerçek yüze daha da yaklaştığı ve altıncı çevrimde kabul edilebilir bir sonuç ürettiği görülecektir. Bu ise yöntemin öngördüğümüz şekilde çalıştığını göstermesi açısından önemlidir.



Şekil.13 Farklı ışıklandırma koşulları için Klasik AGM ve HU-AGM hizalama sonuçları. a) İlkendirme, b) Klasik AGM hizalama sonucu, (c) HU-AGM hizalama sonucu, d) HU-AGM + RI restorasyon ve hizalama sonucu.



Şekil.14 *Klasik AGM'nin optimizasyon aşamaları: a) Giriş görüntüsü, b) Ortalama yüz ile AGM ilklendirme (initialization), c) 3. çevrim, d) 6. çevrim optimizasyon sonucu ve sentezlenen yüzler.*



Şekil.15 *HU-AGM'nin optimizasyon aşamaları: a) Giriş görüntüsü, b) Ortalama yüz ile AGM iklendirme (initialization), c) 3. çevrim, d) 6. çevrim optimizasyon sonucu ve sentezlenen yüzler.*

4.4.6 Deneysel Çalışmalar

Yüz tanıma/modelleme problemlerinde genel yaklaşım eğitim kümesinde elde edilen verilerin mümkün olduğunca tüm yüz uzayını genelleyecek özellikte olmasına dikkat edilir. Buradaki temel zorluk, gerçek hayatta her bir bireyin, tüm yüz değişimlerini gösteren yeter sayıda örnek olmamasıdır. Yeter sayıda gözlemin olmaması, kurulan modelin yetersiz olmasına sebep olmaktadır. Bu çalışmanın iki ana katkısı vardır, bir tanesi yüz modeli kurulurken, eğitim kümesindeki yüz şekilleri kullanılarak, şekil verilerinin sentetik olarak zenginleştirilmesi ve bu sentetik şekillerden sentetik yüzler oluşturularak poz değişimlerini de içeren gürbüz bir model oluşturulmasıdır.

Diğer katkı klasik AGM ile yüz bölütlemede, özgün yüz aydınlatma normalizasyonunu AGM bükme (warping) işleminden hemen sonra ve her çevrimde yaparak, ışık değişimlerine karşı bağışık yaklaşım sunmasıdır. Deneysel çalışmamızda hem kurulan modelin poz değişimi ve yüz modelleme kapasitesi test edilmiş hem de ışık değişimlerine karşı önerilen yöntemle klasik AGM yöntemi başarımları karşılaştırılmıştır. Deneylerde Yale B veri kümesindeki tüm farklı bireylerin (10 kişi) görüntüleri kullanılmıştır. Her kişinin 20 farklı aydınlatma ve 8 farklı pozda çekilmiş görüntüsünün yüze ait önemli noktaları el yordamı ile işaretlenmiştir. Her bireyin tam karşıdan aydınlatılmış ve tam karşıya bakan pozunu ile aralarından rasgele seçilmiş kişinin tüm pozları yüz modeli oluşturulurken eğitim amaçlı kullanılmıştır. Geriye kalan tüm pozlarla, poz test kümesi, geriye kalan tüm farklı aydınlatılmış yüzlerle ise aydınlatma test kümesi oluşturulmuştur. Tablo 1’de bu test kümeleri için hizalama sonuçları gösterilmiştir.

Tablo.1 Standard AGM hizalama başarımları.

	Set 1	Set 2	Set 3	Set 4
Pt.pt.	4.96±0.20	11.46±0.57	16.41±0.58	21.67±0.64
Pt.Crv.	2.93±0.11	6.83±0.33	9.95±0.36	13.29±0.44

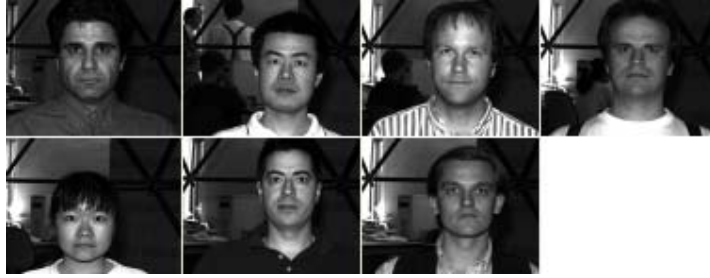
Tablo.2 Önerilen AGM hizalama başarımları.

	Set 1	Set 2	Set 3	Set 4
Pt.pt.	4.10±0.12	7.37±0.34	10.91±0.41	16.23±0.58
Pt.Crv.	2.48±0.08	4.78±0.23	7.38±0.29	11.10±0.42

Şekil.16’da sentetik poz değişimleriyle güçlendirilmiş yüz modeli için oluşturulan şekil, doku modellerinde en yüksek öz değerler gösterilmiştir. Şekil 17’de sadece tam karşıdan bakan yüzlerden ve farklı poz verisiyle zenginleştirilmiş yüz görünüm modelinin modelleme yeteneği gösterilmeye çalışılmıştır. Şekil 16’daki yüzler, kurulan model parametrelerinin $w=3$ gibi bir ağırlık ile güçlendirilip rasgele olarak değiştirilmesiyse sentezlenmiştir.

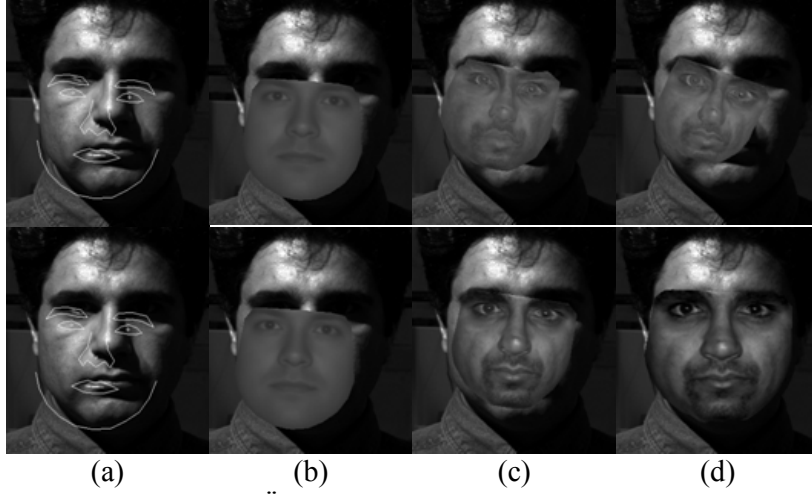


Şekil. 16. Kurulan yüz uzayındaki ilk 5 temel bileşene ait katsayıların rastgele değiştirilmesi ile elde edilmiş sentetik yüzler.

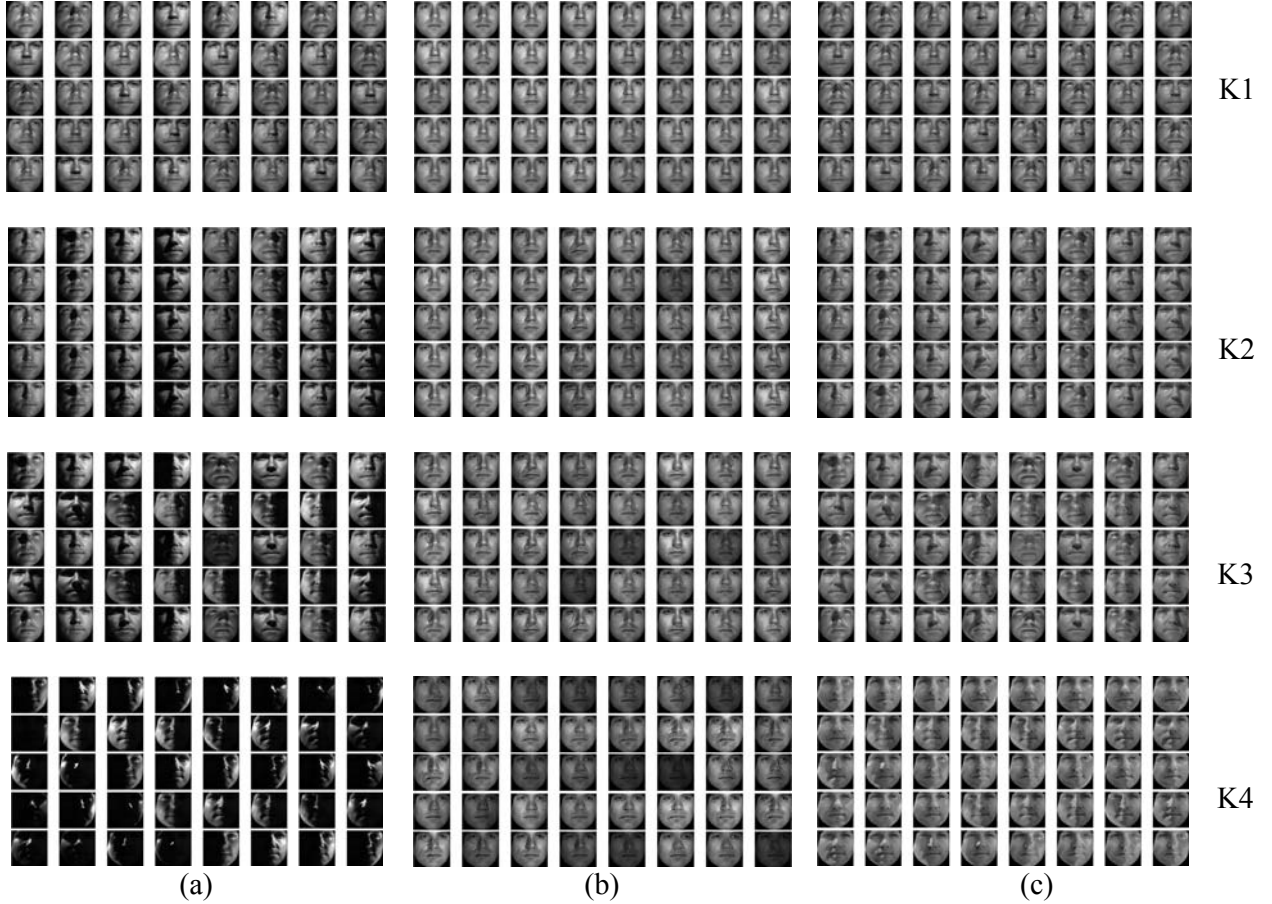


Şekil. 17. PB-AGM yüz uzayı oluşturulurken sadece tam karşıdan bakan pozları kullanılan kişilere ait yüzler.

Kurulan model ile çok farklı poz ve kimlikteki yüzlerin geri çatılabildiği görülmektedir. Eğitim kümemizde sadece tam karşıdan bakan hali olan yüzlerin bile belirli bir yakınsamayla farklı pozlarının bulunabilmesi önerilen yöntemin genelleme başarımını göstermesi açısından önemlidir. Şekil 18’de ise klasik AGM ve önerilen yöntemin en iyileme aşamaları gösterilmiştir.

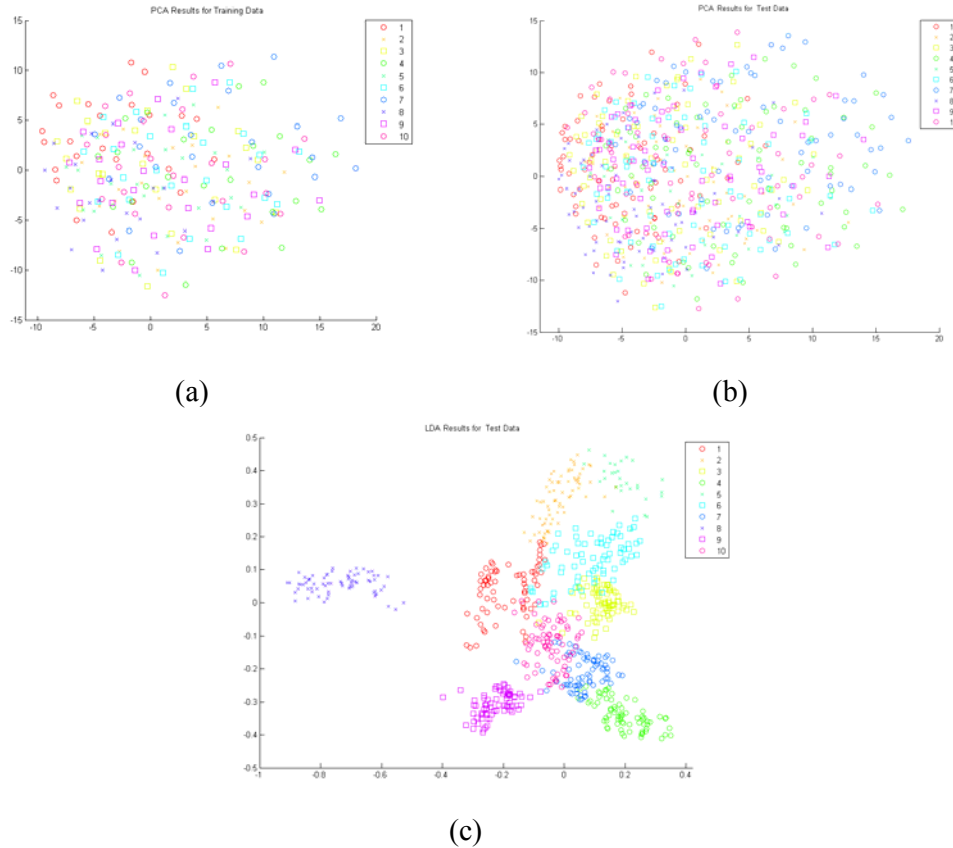


Şekil. 18. Klasik (üst satır) ve Önerilen (alt satır) AGM en iyileme çevrimleri: a) Giriş, b) Ortalama yüz ile ikklendirme, c) 3. çevrim, d) 6. çevrim.

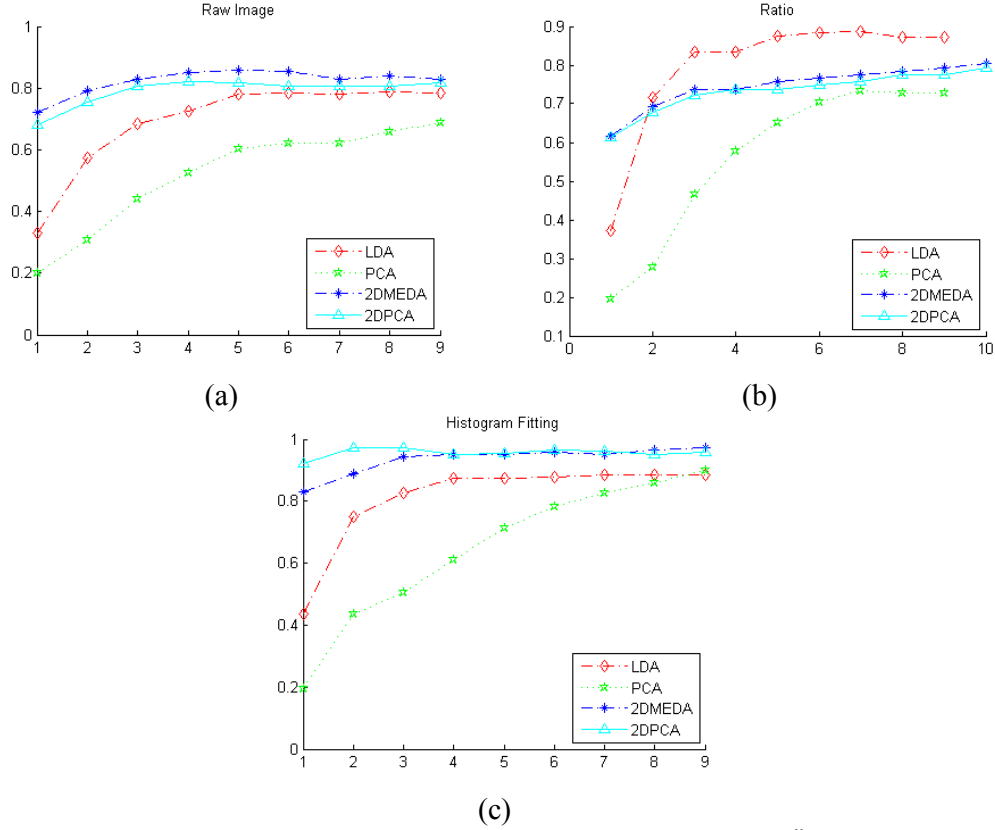


Şekil. 19. Deneysel çalışmalarda kullanılan ve Yale B Veri Kümesindeki yüz görüntülerinin el yordamıyla 73 önemli noktası işaretlenmiş 4920 adet yüzün, ortalama yüze eğilmiş (şekil/pozdan arındırılmış yüzler) ve Küme_1, Küme_2, Küme_3, Küme_4 şeklinde ayrılmış veri içerisinde, 3. kişinin 40'ar adet yüz görüntüsü; a) Özgün yüz görüntüleri. (b) RI işleminden geçmiş yüz görüntüsü. (c) HU işleminden geçmiş yüz görüntüsü.

Bu çalışmada ayrıca önerilen yöntemin yüz tanıma başarımını nasıl etkilediği incelenmiştir. Deneysel çalışmada, TBA, DAA, 2B-MEDA ve 2B-TBA öznelik uzayları kullanılmıştır. Eğitim kümesi, Küme 1 veritabanından rasgele seçilen 25 yüz imgesinden oluşturulmuştur. Dört kümeye (Bknz. Şekil.19) ayrılan imge veritabanında, her kümede, kişilerin toplam 8 farklı pozunu almaktadır. Küme 1'den geriye kalan tüm imgeler test amacıyla kullanılmıştır. TBA, DAA ve 2B-TBA öznelik uzaylarının tümü de yüzdeki yanlış hizalamaya karşı son derece duyarlı olduğu bilinmektedir. Şekil.20'de test ve eğitim kümesi verilerinin TBA ve DAA için öznelik vektörlerinin dağılımı verilmiştir. Şekilde dağılımın doğru niteliktedir. Tanıma başarımı, özgün imgeler kullanıldığında, beklenildiği gibi tüm öznelik uzayları için oldukça düşük sonuç vermiştir. Tablo.3-10'dan çıkarılan diğer önemli sonuç, AGM'nin histogram uydurma ile birlikte kullanıldığında elde edilen yüz hizalama sonucunda, tanıma başarımı tüm kümelerde ve öznelik uzaylarında iyi sonuç vermiştir. Şekil.21'de dört farklı öznelik uzayı için özgün imgelerin kullanılması, oran-görüntüsü yönteminin kullanılması ve histogram uydurma yönteminin kullanılması durumları için ayrı ayrı tanıma başarımları, öznelik vektörünün boyutuna bağlı olarak verilmiştir.



Şekil. 20. Test ve eğitim kümesi verilerinin TBA ve DAA için öznelik vektörlerinin dağılımı a) Eğitim kümesi için TBA öznelik vektörlerinin dağılımı, (b) Test kümesi için TBA öznelik vektörlerinin dağılımı, (c) Test kümesi için DAA öznelik vektörlerinin dağılımı



Şekil. 21. TBA, DAA, 2B-MEDA ve 2B-TBA öznitelik uzayları için Özgün yüz imgeleri kullanıldığında, (b) Oran-görüntüsü kullanıldığında, (c) Histogram uydurma uygulandığında, elde edilen tanıma başarımları.

Tablo.3 Doğrusal Ayırtaç Analizi (DAA) kullanılarak Küme 1'deki yüz tanıma sonuçları. Öznitelik vektörü boyutu 1 ile 9 arasında değiştirilmiştir. (Sınıf sayısı =10)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Özgün Görüntü	40.14	40.14	32.81	73.38	84.36	90.14	90.70	89.29	91.26
Oran Görüntüsü	30.70	55.35	69.15	73.52	77.32	79.57	79.71	80.14	80.14
Hist. Uydurma	33.23	65.35	83.38	86.61	87.04	86.61	88.30	88.30	88.30

Tablo.4 Temel Bileşen Analizi (TBA) kullanılarak Küme 1'deki yüz tanıma sonuçları. Öznitelik vektörü boyutu 1 ile 9 arasında değiştirilmiştir. (Sınıf sayısı =10)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Özgün Görüntü	27.32	29.29	32.81	47.74	57.04	64.08	67.46	69.57	74.36
Oran Görüntüsü	24.50	30.56	39.71	47.46	57.60	61.40	65.07	66.33	67.74
Hist. Uydurma	21.97	21.12	45.63	61.54	77.74	85.63	87.88	88.59	89.43

Tablo.5 Doğrusal Ayırtaç Analizi (DAA) kullanılarak Küme 2'deki yüz tanıma sonuçları. Öznitelik vektörü boyutu 1 ile 9 arasında değiştirilmiştir. (Sınıf sayısı =10)

Özgün Görüntü	27.09	40.96	56.12	68.38	70.64	73.87	75.16	74.83	76.45
Oran Görüntüsü	36.45	50.00	57.41	60.32	65.80	65.16	66.12	67.09	67.09
Hist. Uydurma	30.00	52.58	57.74	68.06	72.90	73.87	75.48	76.12	76.77

Tablo.6 Temel Bileşen Analizi (TBA) kullanılarak Küme 2'deki yüz tanıma sonuçları. Öznitelik vektörü boyutu 1 ile 9 arasında değiştirilmiştir. (Sınıf sayısı =10)

Özgün Görüntü	25.80	27.09	30.00	38.70	46.12	53.87	57.09	58.70	60.00
Oran Görüntüsü	24.51	24.83	29.35	38.70	43.54	43.87	50.00	51.61	53.54
Hist. Uydurma	23.87	22.58	28.06	44.19	60.32	65.80	70.96	73.87	73.87

Tablo.7 Doğrusal Ayırtaç Analizi (DAA) kullanılarak Küme 3'teki yüz tanıma sonuçları. Öznitelik vektörü boyutu 1 ile 9 arasında değiştirilmiştir. (Sınıf sayısı =10)

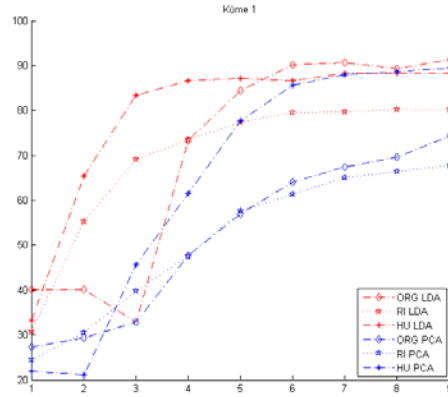
Özgün Görüntü	22.54	38.17	58.45	63.10	68.73	72.54	75.49	77.89	79.01
Oran Görüntüsü	25.49	49.30	56.62	62.25	66.76	68.59	70.85	68.59	71.55
Hist. Uydurma	31.41	44.51	59.86	64.65	65.49	74.08	76.06	78.87	80.00

Tablo.8 Temel Bileşen Analizi (TBA) kullanılarak Küme 3'deki yüz tanıma sonuçları. Öznitelik vektörü boyutu 1 ile 9 arasında değiştirilmiştir. (Sınıf sayısı =10)

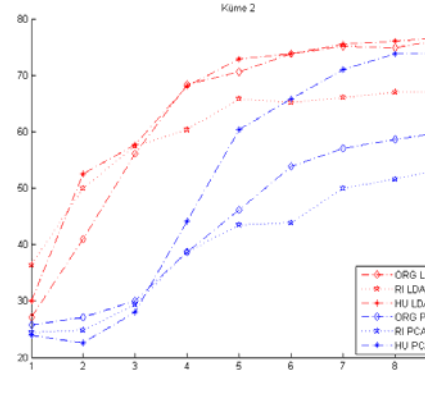
Özgün Görüntü	13.10	15.07	16.34	20.42	35.35	42.68	47.04	48.31	50.99
Oran Görüntüsü	14.51	14.51	19.01	26.62	39.58	43.66	49.44	52.25	54.23
Hist. Uydurma	12.25	15.07	27.32	39.86	55.92	67.61	72.25	75.49	76.34

Tablo.9 Doğrusal Ayırtaç Analizi (DAA) kullanılarak Küme 4'teki yüz tanıma sonuçları. Öznitelik vektörü boyutu 1 ile 9 arasında değiştirilmiştir. (Sınıf sayısı =10)										
Özgün Görüntü	15.49	23.24	35.77	35.21	34.65	39.44	40.00	40.85	41.13	
Oran Görüntüsü	19.86	36.62	60.42	62.25	65.21	66.06	67.18	67.89	68.87	
Hist. Uydurma	25.07	50.56	58.31	70.56	74.23	75.77	78.87	81.13	82.68	

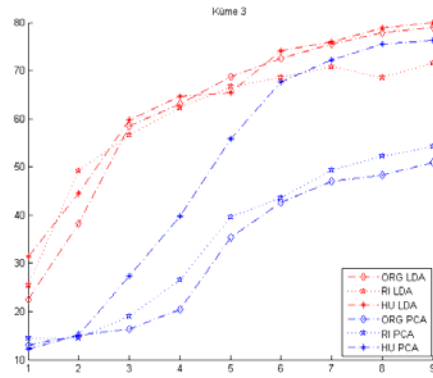
Tablo.10 Temel Bileşen Analizi (TBA) kullanılarak Küme 4'teki yüz tanıma sonuçları. Öznitelik vektörü boyutu 1 ile 9 arasında değiştirilmiştir. (Sınıf sayısı =10)										
Özgün Görüntü	19.44	13.52	23.52	23.10	24.65	24.93	25.92	28.03	30.99	
Oran Görüntüsü	15.92	26.34	31.69	41.97	49.01	49.44	53.80	55.49	58.31	
Hist. Uydurma	11.83	24.37	28.87	44.79	59.58	67.61	73.10	74.23	76.20	



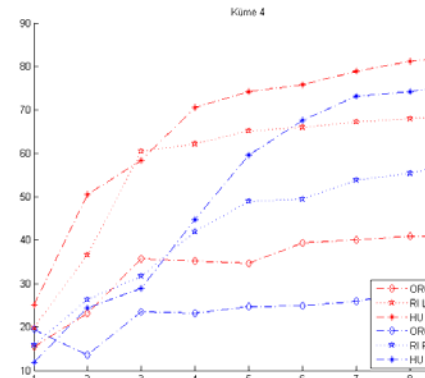
(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil.22 Test kümesi verilerinin TBA ve DAA için öznitelik vektörünün boyuna göre tanıma sonucu. a) Küme 1, b) Küme 2, c) Küme 3, d) Küme 4.

4.4.7 Sonular ve Tartışma

Bu bölümde otomatik yüz hizalama için ışık deęişimlerine karşı gürbüz yeni bir yöntem tanıtılmıştır. Yöntem giriş olarak verilen farklı aydınlatılmış yüz görüntüsünü hem restore etmeye hem de hizalamaya çalışmaktadır. Restorasyon (aydınlatma normalizasyonu) aktif görünüm modeli arama algoritmasının içine adapte edilmiştir. Önerilen yöntemin özellikleri aşağıda özetlenmiştir.

- Önerilen yöntemin eğitimi için eğitim kümesindeki her birey için sadece bir adet önden çekilmiş görüntüsünün olması yeterlidir. Bu ise yöntemin gerçek problemlere uygulanmasını kolaylaştıran bir özelliğidir. Yöntemde, aynı bireyin birden farklı aydınlatma koşullarında çekilmiş görüntülerine ihtiyaç duyulmamaktadır.
- Önerilen yöntemde, ışık deęişimlerine karşı baęışık bir yapı oluşturulması için karmaşık aydınlatma modellerinin kurulması gerekmemektedir.
- Önerilen yöntemin en büyük avantajlarından bir tanesi de basit normalizasyon yöntemleri kullanılarak yüksek başarımlar elde etmeğe olanak vermesidir. AGM arama ve AGM en-iyileme algoritmasında radikal deęişiklikler yapmadan normalizasyon/restorasyon algoritmaları önerilen yöntemde AGM ile adapta edilmiştir. Bu ise önerilen yöntemin uygulanabilirliğini arttırmaktadır. Bu iş için özelleşmiş başkaca normalizasyon algoritmaları ile çok daha iyi sonuç alınabileceği sunulan deneysel çalışmalardan görülmektedir.
- Önerilen yöntem hem Yale B hem de IMM yüz veri kümelerinde denenmiştir. Deneysel çalışmalarda elde edilen sonuçların kullanılan veri kümesinden bağımsız olduğu görülmüştür.

Önerilen yöntem sadece ön cepheden çekilmiş yüz görüntüleri için denenmiştir. Deęişik pozlardaki yüzler için yöntemin geliştirilmesi gelecek çalışmalar arasındadır. Deneysel çalışmalardan da görüleceği gibi önerilen yöntemle klasik AGM'nin hizalama başarımı farklı ışık koşulları söz konusu olduğunda bile oldukça iyi sonuçlar verdiği gösterilmiştir.

Bu çalışmada otomatik yüz hizalama için ışık ve poz deęişimlerine karşı gürbüz yeni bir yöntem tanıtılmıştır. Yöntem giriş olarak verilen farklı aydınlatılmış ve farklı bir poza sahip yüz görüntüsünü hem restore etmeye hem de hizalamaya çalışmaktadır. Önerilen yöntemde model eğitimi için aynı bireyin farklı aydınlatma ve poza sahip görüntülerine ihtiyaç duyulmamaktadır. Bu ise yöntemin gerçek problemlere uygulanmasını kolaylaştıran bir özelliktir. Önerilen yöntemde ışık deęişimlerine karşı baęışık bir yapı oluşturulması için karmaşık aydınlatma modelleri gerekmemektedir. Deneysel çalışmalarından da görüleceği gibi önerilen yöntem, farklı ışık ve pozlarda bile, klasik AGM'ye göre oldukça iyi sonuçlar vermiştir. Yale yüz veri tabanı üzerinde oluşturulan dört ayrı küme üzerinde tanıma başarımları farklı öznelik çıkarıcılar üzerinde sınanmıştır. Önerilen histogram tabanlı aydınlatma normalizasyonu, tanıma sonuçlarını aydınlatma koşullarındaki zorluğa göre ayrılmış 4 yüz kümesinde (K1, K2, K3, K4) kabul edilebilir seviyeye çıkarmıştır. K1 ve K2'deki ışık deęişimlerinin bozucu etkileri çok olmadığı için özgün görüntülerde bile DAA, MEDA gibi öznelik

çıkarcılar kullanıldığında iyi tanıma başarımları elde edilmiştir. K3 ve K4'te ise aydınlatma normalizasyonunun etkisi daha net görülebilmektedir.

4.4.8 Kaynakça

- [1] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper, and J. Graham. Active shape models-their training and application. *Computer Vision and Image Understanding*, 61(1):38–59, 1995.
- [2] T.F. Cootes, G. J. Edwards, and C. J. Taylor. Comparing active shape models with active appearance models. In *Proc. British Machine Vision Conf.*, pages 173–182, 1999.
- [3] M. B. Stegmann, R. Fisker, and B. K. Ersbøll. On Properties of Active Shape Models. Informatics and Mathematical Modelling, Technical University of Denmark, 2000.
- [4] T. F. Cootes, G. J. Edwards, and C. J. Taylor. Active appearance models. In *Proc. European Conf. on Computer Vision*, volume 2, pages 484–498. Springer, 1998.
- [5] T. F. Cootes and C. J Taylor. Statistical Models of Appearance for Computer Vision. Tech. Report , University of Manchester, <http://www.isbe.man.ac.uk/bim/>, Feb. 2000.
- [6] G. J. Edwards, T.F. Cootes, and C. J. Taylor. Advances in active appearance models. In *Proc. Int. Conf. on Computer Vision*, pages 137–142, 1999.
- [7] T. F. Cootes, G. Edwards, and C. J. Taylor. A comparative evaluation of active appearance model algorithms. In *BMVC 98. Proc.of the Ninth British Machine Vision Conf.*, volume 2, pages 680–689. Univ. Southampton, 1998.
- [8] M. B. Stegmann. Active appearance models: Theory, extensions and cases. Master's thesis, Informatics and Mathematical Modelling, Technical University of Denmark, Lyngby, 2000.
- [9] Amnon Shashua, and Tammy Riklin-Raviv, “The quotient image: Class-based re-rendering and recognition with varying illuminations”, *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, No. 2, pp129-139, 2001.
- [10] T. Riklin-Raviv and A. Shashua. “The Quotient image: Class based recognition and synthesis under varying illumination”. In *Proceedings of the 1999 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 566--571, Fort Collins, CO, 1999.
- [11] Dang-Hui Liu, Kin-Man Lam, Lan-Sun Shen, *Illumination invariant face recognitio*. *Pattern Recognition*, 38(10): 1705-1716, 2005.
- [12] R.C. Gonzalez and R.E. Woods. *Digital Image Processing*. Addison-Wesley Publishing Company (New York), 1992.

- [13] T. Jebara, "3D Pose Estimation and Normalization for Face Recognition", Bachelor's Thesis McGill Centre for Intelligent Machines, 1996.
- [14] R. Basri, D.W. Jacobs, Lambertian reflectance and linear subspaces, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 25 (2), 218–233, 2003.
- [15] Hutchinson, M.F. 1993. On thin plate splines and kriging. In: M.E. Tarter and M.D. Lock eds. Computing and Science in Statistics 25. University of California, Berkeley: Interface Foundation of North America: 55-62.
- [16] Mikkel B. Stegmann: The AAM-API: An Open Source Active Appearance Model Implementation. MICCAI (2) 2003: 951-952.
- [17] Yale B Web Site: <http://cvc.yale.edu/projects/yalefacesB/yalefacesB.html>.

4.5 Bileşen Temelli AGM ile Yüz Hizalama

4.5.1 Bileşen Temelli AGM

Hizalama sonuçlarını daha hassas hale getirmek için GAGM'ye göre daha esnek olan Bileşen Temelli AGM (BAGM) yöntemi önerilmiştir. Bu çalışmada bileşen temelli yöntemlerle, aktif görünüm modeli bir araya getirilerek özgün bir yüz hizalama yöntemi geliştirilmiştir. Işık değişimleri ve çakışma (occlusion) durumlarında bileşen temelli yüz tanıma ve saptama yöntemlerin global yaklaşımlara göre çok daha iyi sonuçlar verdiği bilinmektedir [7]. Işık ve poz değişimlerinde tüm yüzde meydana gelen gri seviye değişimleri yüze ait bileşenlerdeki değişimlerle karşılaştırılmayacak kadar büyüktür.

GAGM eğitim kümesindeki doku ve şekil bilgisi ile Bölüm 2'de anlatıldığı gibi eğitilir ve GAGM/BAGM modelleri oluşturulur. Yeni bir resim geldiğinde önerdiğimiz BAGM arama algoritması şu şekilde çalışmaktadır:

1. *GAGM model parametrelerini kullanarak ilk sentez görüntü $I_m(p)$ 'yi oluştur*
2. *Sentezlenen görüntü ile altında kalan resme ait bölgeyi ortalama yüze eğ ve fark (residue) değerlerini hesapla,*

$$r(p) = I_m(p) - I_{im}(p). \quad (1)$$

3. *Parametre vektöründeki değişimi belirle. Eğitim setinden elde edilen ve fark ile parametre değişimi arasında doğrusal bir ilişki varsayımına dayalı R 'yi ve farkı kullanarak değişim vektörünü hesapla,*

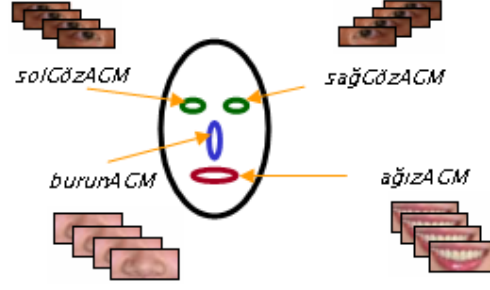
$$\delta p = Rr \quad (2)$$

4. *Parametre vektörü olan p 'yi güncelle*

$$p \Rightarrow p - \delta p. \quad (3)$$

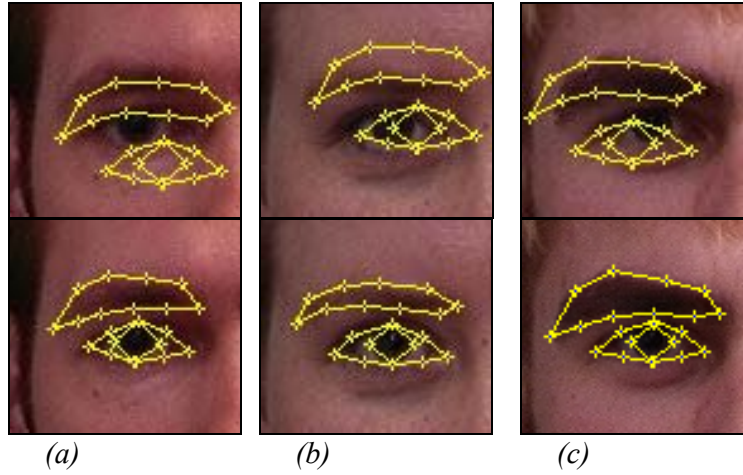
5. *Yakınsama sağlanıncaya kadar 2–5 arası çevrime devam et.*
6. *GAGM'de yakınsama sağlandığında her yüz bileşen modelini GAGM sonuçları ile ilklendir.*
7. *1–5 arasındaki tüm işlemleri her bileşende yakınsama sağlanana kadar tekrar et.*

BAGM'de yüz görüntüsü, yüz ana bileşenleri olan sağ/sol göz, burun, ağız bölgeleri olmak üzere dört bileşene ayrılmıştır. BAGM'nin başarılı bir şekilde çalışabilmesi için modelin mümkün olan en optimum noktadan başlatılması gereklidir. Bu şart GAGM doğru yakınsamanın gerçekleşmesi için de geçerlidir. BAGM'yi ilklendirmede, GAGM'nin yakınsadığı noktalar referans olarak kullanılmaktadır. GAGM arama işlemi sonlandığında, BAGM arama işlemi başlatılmaktadır.



Şekil 1: Bileşen temelli aktif görünüm modelinin (BAGM) yüz hizalamada kullanılan bileşenleri (ağızAGM, burunAGM, sağGözAGM, solGözAGM)

Şekil 2’de önerdiğimiz BAGM’nin RGB değerleri için ürettiği sonuçlar gösterilmektedir. Şekil 2(üst)’deki ilk konumlar RGB temelli GAGM’den elde edilmiştir ve dikkat edilirse bu konumlar optimum noktalardan uzaktır. Fakat aynı görüntüler için RGB temelli BAGM Şekil 2(alt)’de gösterildiği gibi oldukça başarılıdır.

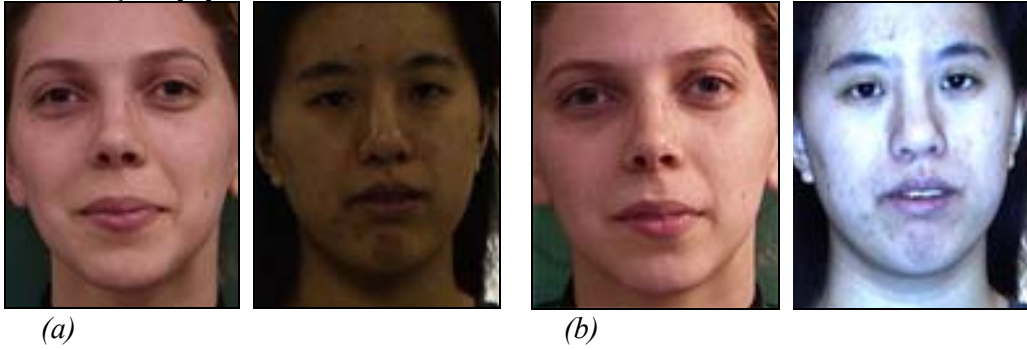


Şekil 2. Üst: GAGM’den elde edilen ilk konumlar, Alt: solGözAGM’nin 12 çevrim sonunda ürettiği sonuçlar.

Önerdiğimiz BAGM’nin ışıktan bağımsız ve daha zengin öznelikler kullanıldığında çok daha başarılı sonuçlar vereceği açıktır. Bu amaçla bir önceki çalışmamızda [5] tanıttığımız çok bantlı modelleme ve çok bantlı gösterimler yöntemimizin son aşamasında kullanılması başarıyı arttırmıştır. [5]’te tanıttığımız 3-bantlı gösterimlerin tek bantlı modellemeye göre çok daha maliyetli olması ve işlem zamanının uzaması gibi olumsuz yönleri BAGM’de sadece yerel doku bilgisinin kullanılması nedeniyle aşılmıştır. Çünkü bileşen temelli AGM’de yüz oldukça küçük bölgelere ayrılmakta ve bu bölgelerin ayrı ayrı modellenmesi toplamda tüm yüz görüntüsüne kıyasla çok daha az maliyetlidir.

4.5.2 Deneysel Sonuçlar

Deneyisel çalışmalarımızda IMM [8] ve PIE [9] yüz veri kümeleri kullanılmıştır. IMM veri kümesinde yer alan ve literatürde yüz hizalama amaçlı kullanılan 74 adet yüz görüntüsünün tamamı deneysel çalışmalarda kullanılmıştır. Ayrıca ışık değişimlerine karşı önerilen yöntemin davranışını görmek amacıyla PIE veri kümesinde aşırı (ekstreme) ışık değişimlerinin olduğu 60 adet görüntü seçilmiştir. IMM veri kümesinde 37 adet karşıdan çekilmiş yüz görüntü eğitim amaçlı, sağdan aydınlatılmış geriye kalan 37 görüntü ise test amaçlı kullanılmıştır. PIE veri kümesinden flaş (spot light) kullanılmadan çekilmiş 30 adet görüntü eğitimi amaçlı, aynı kişilere ait 30 flaş kullanılarak çekilmiş görüntü ise test amaçlı kullanılmıştır. Kullanılan her iki veri kümesine ait örnek eğitim ve test görüntüleri Şekil 3'te gösterilmiştir. Standart IMM veri kümesindeki 58 adet yüz önemli noktası yerine 74 adet noktadan oluşan daha detaylı yüz şekil bilgisi el yordamı ile oluşturulmuştur. Yüz önemli noktalarının işaretlenmesi işlemi için toplam 9916x2 koordinat bilgisi saptanıp el yordamı ile işaretlenmiştir. 74 adet yüz önemli noktalarının yüz bileşenlerine göre dağılımı şu şekildedir: 8 nokta ağız, 11 nokta burun, 22 nokta sağ göz, 22 nokta sol göz ve 11 nokta ise çene yayı.



Şekil 3. Kullanılan IMM ve PIE veri kümesindeki görüntüler: (a) Eğitim kümesindeki resimler, (b) Test kümesindeki görüntüler.

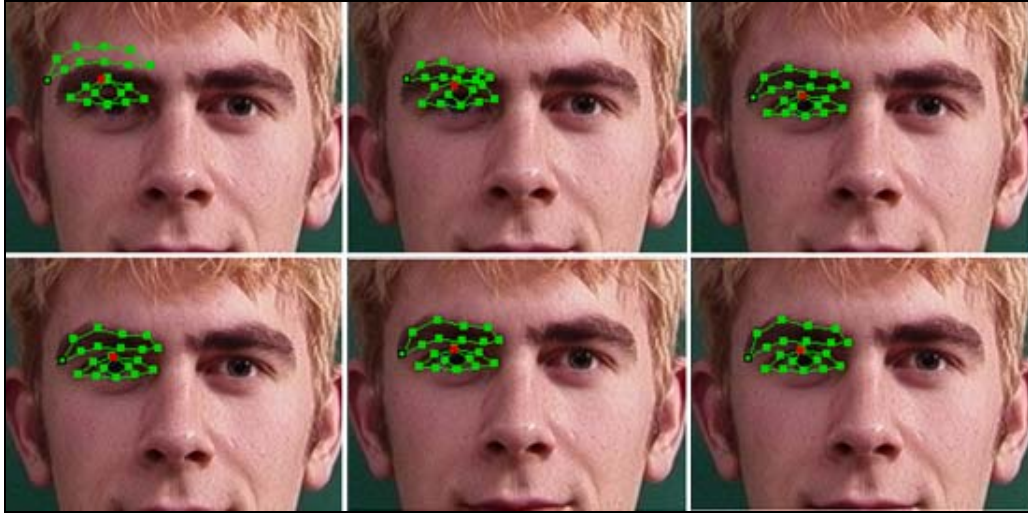
Standart GAGM eğitim kümesindeki görüntülere benzer test resimlerinde oldukça başarılı sonuçlar verirken, eğitim setindeki görüntülerden farklı olan test resimleri için çok hatalı sonuçlar üretebilmektedir. Bu durumun en önemli etkenlerinden biride GAGM'nin Temel Bileşen Analizi (TBA) tabanlı bir yöntem olmasıdır. Doğrusal bir yöntem olan TBA ile doğrusal olmayan ışık değişimleri modellenememektedir.

Yüz hizalamada sadece RGB değerleri kullanıldığında Şekil 5'te (üst) görüldüğü gibi GAGM, eğitim kümesindeki dokuya daha yakın olan bölgeye doğru kaymaktadır. Bunun nedeni GAGM'nin RGB değerleri kullanıldığında ışık değişimlerini tam olarak modelleyememesidir. Yüzdeki fiziksel ayrıtlara karşılık gelen yüz bileşenlerine ait nesne sınırlarının üzerine kurulan Tepe görüntüleri ve bunun zenginleştirilmiş bir sürümü olan 3-bantlı HHG ile oldukça başarılı sonuçlar alınabilmektedir. Şekil 6'da eğitim kümesindeki görüntülerden çok farklı test görüntüleri için karşılaştırmalı sonuçlar gösterilmektedir. Üst satırdaki sonuçlara dikkat edilirse standart GAGM'nin rasgele sonuçlar ürettiği görülecektir.

BAGM için sadece tepe görüntülerinin kullanılması beklenenin aksine başarıyı azaltmıştır. Bu yüzden GAGM'de kullanıldığında tek bantlı tepe görüntüsüne göre çok daha maliyetli olan 3-bantlı modelleme bileşen temelli AGM'de kullanılmıştır. Yüze ait gözler, burun ve ağız gibi bileşenlerin bütün yüze oranla oldukça küçük olması 3-bant modellemenin daha az maliyetle yapılmasını sağlamıştır. [5]'te detaylı olarak

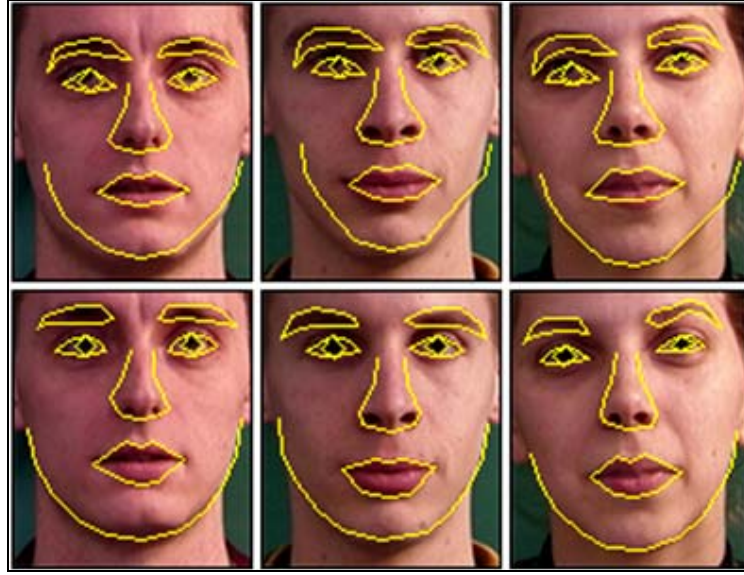
anlattığımız *HHG* gösterimi hem ışık değişimlerine karşı gürbüz hem de dokuya ait ten rengi gibi detayları koruyan bir gösterimdir. Bu gösterimde Hue, Tepe, Gri olmak üzere 3 bant bulunmaktadır. Daha önceki çalışmalardan *HSV* renk uzayındaki Hue'nun ışık değişimlerinden fazla etkilenmediğini biliyoruz.

Ortam aydınlatmasının aşırı değişimi yüz görüntüsündeki ten renginde aşırı değişimlere neden olmaktadır. Bu bozulma renk bilgisini kullanan yüz saptama algoritmalarında *HSV benzeri* renk uzaylarına geçilerek azaltılmaya çalışılmıştır. Bu yüzden üç bantlı gösterim oluşturulurken *Hue* değerlerinden de faydalanılmıştır.

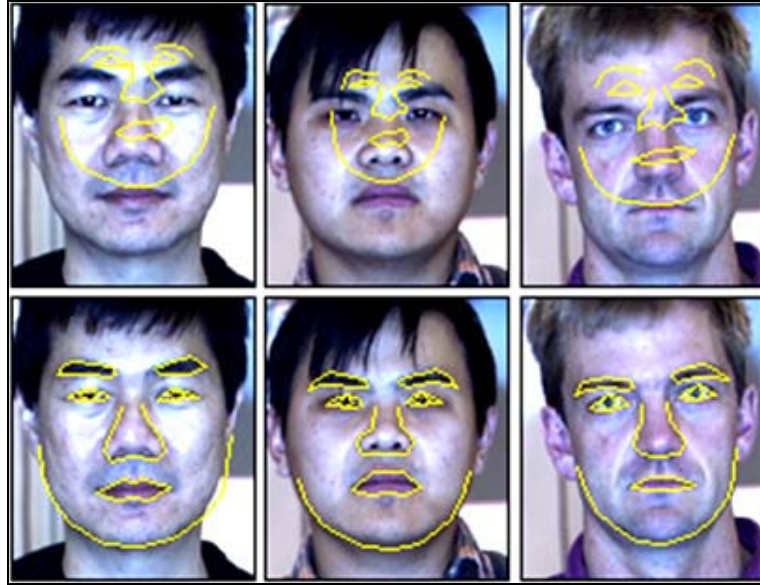


Şekil 4. Bileşen temelli aktif görünüm modeli (solGözAGM) ile arama işlemi ve çevrimlere göre yakınsama sonuçları.

Tablo 1 ve Tablo 2'de 3-bantlı gösterimin kullanımı hem Global hem de Bileşen Temelli AGM' de başarıyı arttırmıştır. Özellikle BAGM'de HHG'nin kullanımı sadece RGB veya sadece Tepe kullanılması durumlarından daha iyi sonuçlar vermiştir. Yaptığımız deneylerde bileşen temelli AGM için detaylı doku bilgisine ve çok daha fazla noktadan oluşan yüz şekline (annotations) ihtiyaç olduğu görülmüştür. Göz şeklini tanımlarken çok daha fazla sayıda noktanın kullanılması her iki gözde de oldukça iyi hizalama sonuçları elde etmemizi sağlamıştır. Fakat burun gibi bileşenlerin şekillerinin önemli noktalarının işaretlenmesinde zorluklarla karşılaşmıştır. Şöyle ki burun üç boyutlu özgün yapısı gereği ışık değişimlerinde gölge oluşumuna neden olan en önemli yüz bileşenidir. Ayrıca burun nesne sınırları kesin olarak belirlenememektedir. Bu yüzden bileşen temelli AGM' de burunAGM bazı durumlarda hatalı noktalara yakınsamıştır. Önerdiğimiz Yüz hizalama yönteminin saptadığı yüze ait önemli noktalarının doğruluğu, her yüz için el yordamıyla belirlenmiş 74 nokta ile GAGM ve BAGM'lerin saptadığı noktalar arasındaki hatalar benek uzaklığı cinsinden (pt-pt) hesaplanmıştır. Bu sonuçlar karşılaştırmalı olarak Tablo 1 ve 2'de verilmiştir. Tablolar incelendiğinde önerdiğimiz ışıktan bağımsız tepe ve HHG gösterimlerinin başarıyı arttırdığı görülecektir. Ayrıca bu çalışmamızda önerdiğimiz özgün BAGM'nin yüz hizalamayı çok daha esnek hale getirebilme potansiyeli olduğu tablolar ve şekiller incelendiğinde görülecektir.



Şekil 5. Normal ışık değişimlerine karşı yüz hizalama sonuçlarının karşılaştırılması: Üst: Klasik GAGM sonuçları, Alt: Önerilen yöntemin sonuçları.



Şekil 6: Aşırı ışık değişimlerine karşı yüz hizalama sonuçlarının karşılaştırılması: Üst: Standart GAGM sonuçları, Alt: Önerilen yöntemin sonuçları.

Tablo 1: GAGM'nin 3 ayrı gösterim (RGB, TEPE, HHG) için elde edilen yüz hizalama sonuçları.

	IMM (640x480)	PIE (640x480)
	pt.-pt. Hata	pt.-pt. Hata
(Standart) RGB	6.37 ± 1.35	38.67 ± 2.04
Tepe	6.09 ± 0.31	6.35 ± 0.39
HHG	4.82 ± 0.23	5.95 ± 0.27

Tablo 2: BAGM'nin 3 ayrı gösterim (RGB, TEPE, HHG) için elde edilen yüz hizalama sonuçları.

	IMM (640x480)	PIE (640x480)
	pt.-pt. Hata	pt.-pt. Hata
(Standart) RGB	4.64 ± 0.10	21.70 ± 1.98
TEPE	5.30 ± 0.17	6.11 ± 0.27
HHG	3.59 ± 0.09	5.23 ± 0.19

4.5.3 Sonuç ve Gelecek Çalışmalar

Önceki iki bölümde özetlenen çalışmalarda yüz hizalama problemi için yeni yöntemler önerilmiştir. Önerilen yöntemler literatürdeki benzer yöntemlerle aynı veri kümeleri kullanılarak karşılaştırılmıştır. Genelleştirilmiş Ayrıntı Saptayıcının [4] belirlediği ayrıntılar, karışıklık, eğrilik ve uzunluk özelliklerine göre sıralanmış ve doku bilgisinden kaynaklanan çevritler elenerek, sadece yüz şekil bilgisine en yakın çevritler elde edilmiştir [5]. Elde edilen çevritlerin üzerine aydınlatma değişimlerinden daha az etkilenen tepe görüntüsü zar modeli yardımı ile oluşturulmuştur. Tepe görüntüsü, ışığa daha az duyarlı olan Hue bandı ve gri seviye değeri bir araya getirilerek üç-bantlı HHG gösterimi önerilmiş ve bu gösterim AGM'de yüz hizalama amacıyla kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre önerdiğimiz iklendirmeye ve üç-bantlı gösterimin yüz hizalama için oldukça başarılı olduğu görülmüştür.

DeneySEL çalışmalardaki sonuçlar incelendiğinde BAGM'nin çok daha hassas yüz hizalama sonuçları verdiği görülecektir. Ayrıca önerdiğimiz gösterimler AGM'nin aşırı ışık değişimlerinde bile kabul edilebilir doğrulukta sonuçlar vermesini sağlamıştır. Yaptığımız deneyler önerdiğimiz Bileşen Temelli AGM'nin hem kötü iklendirmeye hem de ışık değişimlerine karşı gürbüz olduğunu göstermiştir. Ayrıca BAGM'nin yeterli noktadan oluşan şekil bilgisi kullanılırsa GAGM'ye göre çok daha iyi sonuçlar verebileceği gösterilmiştir. Çalışmamız IMM ve PIE veri kümelerinin yanı sıra çok daha büyük veri kümeleri üzerinde de test edilecektir. BIOD gibi sıklıkla kullanılan veri yüz veri kümesinin işaretlenmiş şekil bilgisi nokta sayısının bileşen temelli hizalama yeterli işaretlenmiş noktaya sahip olmaması (her bileşen için ~4 nokta) nedeniyle veri kümesi eldesi konusunda çalışmalarımız devam etmektedir.

4.5.4 Kaynakça

- [1] T. F. Cootes, D. Cooper, C. Taylor, and J. Graham, "Active shape models – their training and application," *Comp. Vision and Image Understanding*, 1995, 61(1), pp. 38-59.
- [2] T. F. Cootes, G. J. Edwards, and C. J. Taylor. Active appearance models, in *ECCV98*, vol 2, pp.484–498, 1998.
- [3] T. F. Cootes and P. Kittipanya-ngam, "Comparing Variations on the Active Appearance Model Algorithm," *Proc. BMVC2002*, Vol.2, pp. 837-846.

- [4] F. Kahraman, B. Kurt, M. Gökmen, “Active Appearance Model Based Face Recognition,” 13th IEEE Turkish Conference on Signal Processing and Its Applications, Turkey, 2005.
- [5] F. Kahraman, M. Gökmen, “*Illumination Invariant Face Alignment Using Multi-Band Active Appearance Model*”, Int. Conf. on Pattern Recognition and Machine Intelligence, Kalkota, India, December, 2005.
- [6] A. Yilmaz and M. Gökmen, “*Eigenhills vs Eigenface and Eigenedge*,” Pattern Recognition, vol. 34, 181-184, 2001.
- [7] B. Heisele and T. Koshizen, “Components for Face Recognition,” Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Seoul, Korea, 153-158, 2004.
- [8] M. B. Stegmann, “Analysis and segmentation of face images using point annotations and linear subspace techniques,” Technical Report, DTU, 2002.
- [9] T. Sim, S. Baker, and M. Bsat, “The CMU Pose, Illumination, and Expression (PIE) Database”, Proc. Int. Conf. on Auto. Face and Gest. Rec., May, 2002.

4.6 Işıktan Bağımsız Yeni Bir Yüz Hizalama Yöntemi Birleşik Aktif Görünüm Modeli

Yüz tanıma sistemlerinde karşılaşılan temel zorlukların başında, giriş görüntüsündeki yüzün, başarılı bir şekilde hizalanma problemi gelmektedir. Son zamanlarda, önerilen çözümler arasında, model tabanlı yaklaşımlara dayalı olanlar öne çıkmıştır. Model tabanlı yöntemler arasında, en yüksek başarılı sonucu Aktif Görünüm Modeli (Active Appearance Model, AGM) temelli yöntemlerin verdiği bilinmektedir.

Klasik AGM, eğitim kümesindeki doku ve yüz şekil değişimini modellediğinden, doğası gereği, ancak aynı aydınlanma koşullarında elde edilmiş ve benzer renk dağılımına sahip görüntülerde başarılı sonuçlar verebilmektedir. Eğitim kümesinde yer alan yüz görüntülerinden farklı aydınlanma koşuluna sahip test yüz görüntüsünü ise klasik AGM doğru olarak modelleyememektedir. Giriş olarak verilen yüzün ışık değişimi hariç birebir aynısı eğitim kümesinde yer alsa bile klasik AGM doğru yakınsamayı sağlayamamaktadır.

Klasik AGM’de yüz görünümü (appearance) doku (texture)+ şekil (shape) olarak ele alınmıştır. Bu iki değişimin birlikte modellenmesi ile tüm yüz görünümünün sentezlenebileceği varsayımı yürütülmüştür. Bu çalışmada ise görünüm; doku + şekil + aydınlatma (illumination) olarak tanımlanmaktadır. Daha düzenli bir ifade ile klasik AGM’deki doku bileşeni kişi (identity) ve aydınlatma’nın(illumination) birleşimi olarak ifade edilmiştir. Bu sayede ışık değişimlerinde Aktif Görünüm Modelinin içerisine alınarak klasik AGM’ye göre çok daha gülbüz bir yöntem geliştirilmiştir.

Bu çalışmada öncelikle ışığın yüzde ne gibi bir değişikliğe sebep olduğu sorusunun yanıtı aranmıştır. Bu amaca yönelik olarak ideal olarak aydınlatılmış yüz görüntüleri ve bu yüzlerin farklı ışıklandırma altında çekilmiş görüntüleri yardımı ile aydınlatma değişim (illumination deformation) verileri hesaplanmıştır. Çalışmada doğrudan giriş görüntülerini modelleme aşamasında kullanmak yerine eğitim kümesindeki ideal görüntüler ve hesaplanan aydınlatma değişim verileri ayrı ayrı modellenmiş ve elde edilen iki model tek bir modelde birleştirilerek ışığa karşı gülbüz yeni bir AGM yaklaşımı oluşturulmuştur.

4.6.1 Birleşik Aktif Görünüm Modeli

Modellenmeye çalışılan giriş verisinde olması muhtemel önemli değişimlerin (variations) belirlenip model içine dâhil edilmesiyle çok daha etkin bir AGM yapısı oluşturulması amacıyla birleşik AGM yaklaşımı önerilmiştir. Çalışmada giriş verileri iki boyutlu yüz görüntüleri olduğundan, öncelikle klasik AGM’ye göre daha etkin modelleme yeteneğine sahip yeni bir model oluşturulmaya çalışılmıştır. Bu çalışmada, yüz tanıma ve hizalamanın bilinen zorluklarından biri olan ışık değişimi problemi üzerinde durulmuştur. Fakat önerdiğimiz yöntem sadece yüz hizalama problemine özel bir yaklaşım değildir. Bu çalışmada benzer bir yaklaşımla birçok probleme uygulanabilecek özgün bir yöntem önerilmiş ve yöntemin testleri yüz hizalamada kişi (identity), şekil (shape) ve değişim verisi olarak aydınlatmanın (illumination) tek bir modelde bir araya getirilmesi ile birleşik bir model oluşturulmuştur. Yapılan deneysel çalışmalarla önerilen yöntemin öngörülen sonuçları vermesi ve bilinen modelleme yöntemlerine göre uygulanabilirlik ve performans anlamındaki üstünlüğü ile savımız doğrulanmıştır.

Birleşik AGM’de iki boyutlu giriş görüntüsünde yüz görünümü üzerinde etkili olan değişimler olan: kişinin ideal ortamda görüntülenmiş yüz dokusu, yüz şekli ve yüz görünümünde ışık kaynağının yeri ve şiddetine bağlı olarak oluşabilecek aydınlatma değişimi verileri birbirlerinden mümkün olduğunca ayrıştırılmaya çalışılarak modellenmeye çalışılmıştır. Bu amaçla her yüz için sadece bir adet ideal ortamda çekilmiş yüz görüntüsü ve bu yüze ait yüz şekil verisi iki ayrı model yardımı ile modellenmiştir. Bu şekilde kurulan aktif görünüm modelinin sadece ideal şartlarda çalışabileceği açıktır. AGM’nin ideal olmayan şartlar altında da yüksek performans verebilmesi için üzerinde çalışılan ışık değişimi temel alınarak ideal modelin içerisine uygun bir şekilde ışık deformasyon modeli eklenmiştir. Literatürde genellikle model dışında tutulan bu tür değişimlerin, modelin içerisine katılarak çok daha etkin modellenmenin yapılabileceği gösterilmeye çalışılmıştır.



Şekil 1. Yale B yüz veri kümesindeki tek bir kişinin farklı ışıklandırma koşulları altındaki yüz görüntüleri.

Önerilen birleşik modelin bir önemli katkısı da, eldeki kısıtlı veriden elde edilen modele, başkaca bir veri kümesinden elde edilmiş deformasyonların birleşik model yapısı kullanarak eklenebilmesidir. Gerçek problemlerde sıkça karşılaşılan veri azlığının modellenmeye çalışılan değişimler hakkında yeterli bilginin elde edilmesini zorlaştırdığı bilinmektedir. Az veri ile yeterli istatistiksel bilgiler elde etmek olanaksızdır. Çalışmada, bu kısıtın aşılabilmesi için, var olan başkaca ama aynı bağlamdaki veri/görüntü kümesinden elde edilen deformasyon modelinin eldeki kısıtlı veri ile kurulan model üzerine bir çeşit iz-düşüm yapılarak kurulan modelin betimleme gücünün artırılması amaçlanmıştır.

4.6.2 Yüz ve Aydınlatma Değişimi Modellerinin Kurulması

Bu çalışmada aydınlatma modelini kurabilmek için eldeki veriden kişinin ideal koşullarda aydınlatılmış görüntüsü (K_{id}) ve farklı ışıklandırma altındaki görüntüleri (K_{il}) olmak üzere iki farklı alt veri küme oluşturulmuştur.

K_{il} kümesindeki veriler kişinin farklı aydınlatma koşullarında çekilmiş görüntülerinden ideal görüntüsünün çıkartılması ile elde edilmiş fark görüntüleridir. K_{il} kümesindeki fark görüntüleri, ışık kaynağının yüz görünümü üzerindeki etkisini göstermek amacıyla görüntüdeki kişi (identity) bilgisinin çıkartılarak sadece ışık farklılığının sebep olduğu değişimi göstermektedir. Şekil 3'te K_{il} kümesinden ortalama yüze eğilmiş kişi (identity) görüntüleri gösterilmektedir.



Şekil 2. Identity yüz veri kümesinden (K_{id}) beş farklı yüz.

Herhangi bir yüz görüntüsü x ile ifade edilsin. Aynı yüzün tam karşıdan aydınlatılmış yüz görüntüsü ise x_{id} olsun. Her bir yüze ait x_{id} 'ler kullanarak, kişi yüz uzayı (identity face space) kurulabilir. Çalışmada K_{id} yüz verileri kullanarak oluşturulan bu yüz uzayı identity model olarak adlandırılmıştır. Sadece 5 adet ideal yüz kullanılarak ilk prototip yüz identity modeli oluşturulmuştur. Şekil 2'de kullanılan beş adet identity yüzleri gösterilmiştir.

K_{il} veri kümesini oluşturmak için farklı ışıklandırma koşullarında çekilmiş yüz görüntülerinden o yüzlere ait x_{id} yüzü çıkartılarak x_{illum} aydınlatma değişim yüz verisi elde edilmiştir. Aydınlatma değişim verisinin her yüz için nasıl hesaplandığı denklem 1'de gösterilmiştir.

$$x_{illum_i} = x_i - x_{id} \quad , i: \text{tüm farklı aydınlatılmış yüzler.} \quad (1)$$

Aydınlatma değişim görüntüleri x_{illum} 'lar kullanılarak identity modelden ayrı olarak yeni bir model kurulmuştur. Kurulan bu model aydınlatma modeli (illumination model) olarak isimlendirilmiştir. Kullanılan Yale veri kümesinden sadece 5 farklı birey ve her birey için 20 yüz görüntüsü seçilmiştir. 20 adet resimden bir tanesi tam karşıdan aydınlatılmış x_{id} görüntüsü olarak kullanılmış ve geriye kalan 19 adet yüz görüntüsünden x_{id} ideal yüzü çıkartılarak x_{illum} görüntüleri hesaplanmıştır. Elde edilen x_{illum} fark görüntüleri Şekil 3'te gösterilmiştir.



Şekil 3. Eğitim kümesinde yer alan bir kişiye ait aydınlatma (fark) veri kümesi (K_{il}).

Şekil 2 ve Şekil 3'teki yüz görüntülerine dikkat edilirse yüz görüntülerinin şekilden bağımsız hale getirildiği görülecektir. Yüz için oluşturulan identity ve aydınlatma modeli için öncelikle yüzdeki kişiler arası yüz görüntü değişimi ve ışık değişiminden kaynaklanan aydınlatma değişimi dışındaki tüm değişimler ortadan kaldırılmıştır. Aydınlatmadaki değişimi, yüz doku bilgisinin görünümünü değiştirirken yüz şekil bilgisine bir etkisi yoktur.

Doğru modelin kurulabilmesi için yüz görüntüleri arasındaki ölçek(scale), dönme (rotation) ve yer değiştirme (translation) gibi farklılıklar ortadan kaldırılması gerekmektedir. Çalışmada bu değişikliklerin ortadan kaldırılmasında,

- Eğitim kümesinde yer alan tüm yüz görüntülerinin önemli noktaları el yordamı ile işaretlenmiş.
- Tüm yüzler ortalama yüz şekline eğilerek (warping) tüm yüzler şekilden bağımsız hale getirilmiştir.



Şekil 4. Kişi (identity) yüz uzayına ait ilk beş özyüz. ($\Phi_{identity}$).

Yüz görüntülerindeki istenmeyen bu tür değişimler ortadan kaldırılarak elde edilen maske yüzler temel bileşen analizi (TBA) uygulanarak hem identity hemde aydınlatma modeli kurulmuştur. TBA sonucu elde edilen temel bileşen skorları bize aydınlatma ve identity değişimlerini parametrik olarak ifade etme imkânı vermektedir. Identity modele ait $\Phi_{identity}$ öz-vektörleri ve $\lambda_{identity}$ öz-değerlerinin hesaplanmasında sadece x_{id} ideal yüz görüntüleri ve TBA kullanılmaktadır. Elde edilen $\Phi_{identity}$ öz-vektörleri Şekil 4'te gösterilmiştir.



Şekil 5. Aydınlatma modeline ait ilk beş özyüz. (Φ_{illum}).



Şekil 6. Kişi (identity) yüz modeline ait mod değişimi. Her satır kişi yüz uzayına ait bir temel bileşeni göstermektedir. Her kolon ise soldan-sağa -3, -1.5, 0, 1.5, 3 mod değişimlerini göstermektedir.

Aydınlatma değişim modeline ait Φ_{illum} öz-vektörleri ve λ_{illum} öz-değerlerinin hesaplanmasında sadece x_{illum} yüz aydınlatma değişimi görüntüleri ve TBA kullanılmaktadır. Elde edilen Φ_{illum} öz-vektörleri Şekil 5'te gösterilmiştir.

Kurulan identity ve aydınlatma modellerinin modelleme yeteneklerinin gösterebilmesi için mod değişimleri hesaplanmıştır. Mod değişimleri hesaplandığında ve bu değişimleri görsel olarak Şekil 6 ve Şekil 7'de olduğu gibi ortalama yüzden sapmayı gösteren düzenli grafikler haline getirildiğinde her bir temel bileşenin (TB) yüzdeki

identity ve aydınlatma üzerine etkisi çok daha kolay analiz edilebilmektedir. Kurulan modeller yardımı ile sentezlenen yeni yüz t olsun. Eğitim kümesindeki ortalama yüzü ise \bar{t} ile ifade edelim. Yeni bir yüz, b parametre vektörü yardımı ile denklem 2’te gösterildiği gibi sentezlenebilir:

$$t = \bar{t} + \Phi_i b, \quad (2)$$

Buradaki Φ_i , eğitim kümesinden TBA yardımı ile hesaplanan öz-vektörler matrisidir. Denklem 2 sayesinde parametrik olarak yeni yüzlerin sentezlenmesi mümkün hale gelmektedir. Kurulan identity modele ait ilk beş mode değişimi denklem 3’te gösterildiği gibi hesaplanabilir.

$$t_{identity} = \bar{t}_{identity} + b_{identity} \Phi_{identity_i} \sqrt{\lambda_{identity_i}}, \quad (3)$$

i : her bir TB için, $-3 < b_{identity} < 3$

Dikkat edilirse izdüşüm katsayıları kullanmadan, $b_{identity}$ değişim parametreleri $[-3, +3]$ aralığında ± 1.5 ’luk adımlarla çizdirildiğinde Şekil 6’de identity modelinin her bir TB için ortalama yüzü nasıl deforme ettiği gözlenebilmektedir. Aynı şekilde aydınlatma modeline ait mod-değişim grafiklerini denklem 4’teki gibi hesaplanabilir.

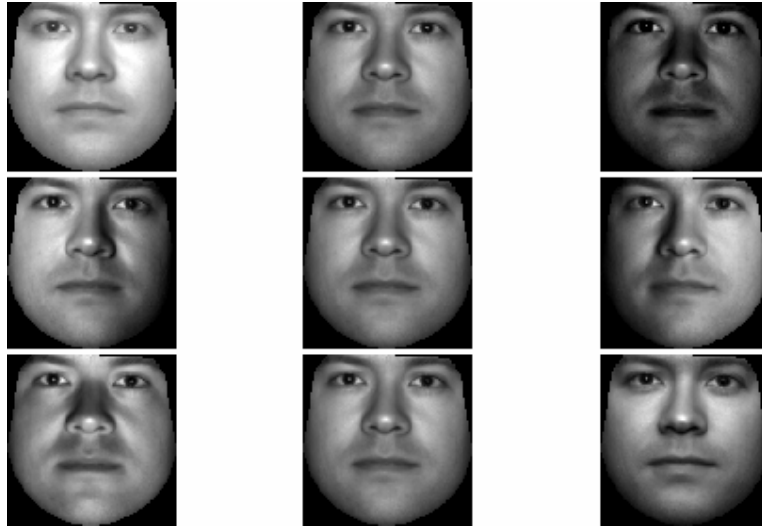
$$t_{illum} = \bar{t}_{illum} + b_{illum} \Phi_{illum_i} \sqrt{\lambda_{illum_i}}, \quad (4)$$

i : her bir TB için, $-2 < b_{illum} < 2$

b_{illum} aydınlatma değişim parametrelerini $[-2, +2]$ aralığında ± 1 ’lik adımlarla çizdirildiğinde Şekil 7’de aydınlatma modelinin her bir TB için ortalama yüzü nasıl deforme ettiği gözlenebilmektedir. Kurulan yüz ve aydınlatma değişimi modelleri ile birlikte yeni yüzler sentezlenebilmektedir. Özellikle belirli bireylerin yüzleri önerilen aydınlatma modeli yardımı ile sanal olarak aydınlatılabilmektedir. Şekil 8’de K_{id} veri kümesinden elde edilen ortalama yüz aydınlatma modeli kullanılarak tekrar aydınlatılmıştır. Şekil 8 dikkatle incelendiğinde birinci temel bileşenin (TB_1) ortam ışığını kontrol ettiği görülecektir. TB_2 ’nin ışık kaynağının azimut eksenindeki değişimini, TB_3 ’ün ise yükselti (elevation) açısını kontrol eden bileşenler olduğu görülecektir.



Şekil 7. Aydınlatma (fark) yüz modeline ait mode değişimi. Her satır aydınlatma modeline ait bir temel bileşeni göstermektedir. Her kolon ise soldan-sağa -2, -1, 0, 1, 2 mod değişimlerini göstermektedir.



Şekil 8. Ortalama yüzün kurulan model yardımı ile tekrar aydınlatılması. Her satır aydınlatma modeli temel bileşenlerinin -2, 0, 2 ağırlıkları ve o bileşene ait öz-değer ($\pm 2\sqrt{\lambda_i}$) kullanılarak sentezlenmiş yüz görüntülerini göstermektedir. Identity model sabit tutulmuş değişim sadece aydınlatma modelinde uygulanmıştır.

Aydınlatma modeline ait mod'ları (özvektörleri) belirli ağırlıklarla değiştirildiğinde elde edilen farklı olarak aydınlatılmış yüz görüntülerine ek olarak, aydınlatılan yüzün kendisinde yüz (identity) modeli yardımı ile değiştirilebilir. Bunun için Şekil 8'de gösterildiği gibi ortalama yüz kullanmak yerine her bir sentezlenen identity yüze aydınlatma modelini uygulamak yeterlidir. Şekil 9'da yüz modeli ile sentezlenen farklı yüzler aydınlatma modeli ile sentetik olarak ve verilen modele göre aydınlatılmıştır. Dikkat edilirse burada yüz ve aydınlatma modelleri tam olarak birleştirilmeden yüzlerin hem sentezlenip hem de farklı şekillerde aydınlatılabileceği gösterilmektedir. Bu sayede kurulan yüz (identity) ve aydınlatma (illumination) modellerinin asıl amaç olan Aktif Görünüm Modelinde başarıyla çalışabileceği gösterilmeye çalışılmıştır.



Şekil 9. Yüz model parametreleri ile sentezlenen bir yüzün aydınlatma modeli ile sanal olarak aydınlatılması. Her satır aydınlatma modeline ait temel bileşenlerinin $-2, 0, 2$ ağırlıkları ve 0 bileşene ait öz-değer ($\pm 2\sqrt{\lambda_i}$) kullanılarak sentezlenmiş yüz görüntülerini göstermektedir. Identity model sabit tutulmuş değişim sadece aydınlatma modelinde uygulanmıştır.

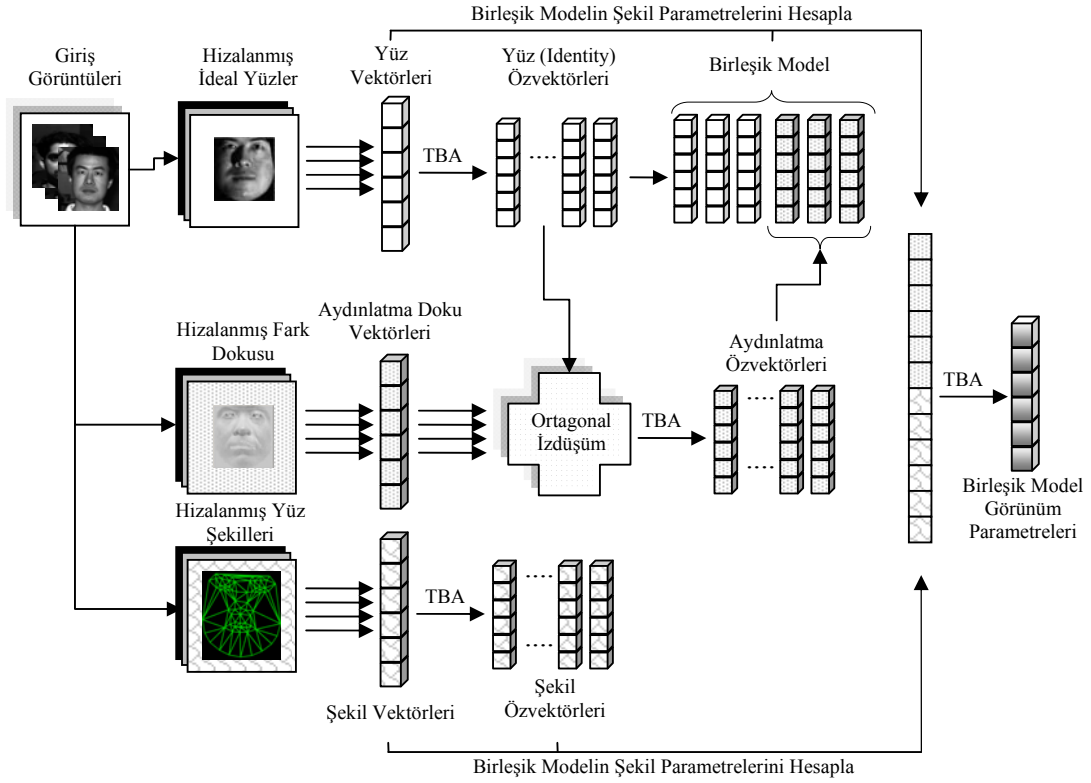
4.6.3 Birleşik Model: Aydınlatma ve Yüz Modellerinin Birleştirilmesi

Birleşik model oluşturmak için eldeki veri kümesinden ideal olarak aydınlatılan yüzlerle identity modeli ve eğitim kümesinden elde edilen aydınlatma verisiyle de aydınlatma modeli kurularak bu iki modeli bir araya getirilerek birleşik model kurulmaktadır. Birleşik modelin oluşturulma amacı ışık değişimlerine karşı klasik aktif görünüm modeline göre çok daha gürbüz model oluşturmaktır. Identity ve aydınlatma değişimleri ayrı ayrı modellenmekte ve bu iki model tek bir model haline getirilerek birleşik aktif görünüm modeli oluşturulmaktadır.

Klasik aktif görünüm modeli sadece ölçek, dönme ve yer değiştirme gibi ilgin (affine) değişimleri Genelleştirilmiş Procrustes Analizi (GPA) ve ilgin bükme (affine warping) yardımı ile normalize etmektedir. Eğitim kümesindeki tüm yüzlere ait önemli noktalar el yordamı ile işaretlenerek ve bu noktalara ait konaçlar kullanılarak tüm eğitim kümesi için GPA yardımı ile ortalama yüz şekli elde edilir. Elde edilen ortalama yüz şekli referans yüz şekli olarak kabul edilerek, eğitim kümesindeki tüm yüzler referans yüze bükülür. Böylece tüm yüz görüntüleri ilgin değişimlerden arındırılmış olur. Dikkat edilirse klasik AGM'de yapılan bu normalizasyon ile sadece ilgin değişimler ortadan kaldırılmaktadır. Aydınlatma değişimlerini normalize edecek herhangi bir

normalizasyon işlemi klasik AGM’de bulunmamaktadır. Ayrıca kişiler arası yüz doku ve yüz şekil değişimini bir arada modellemeye çalışan klasik AGM’de, ışık değişimleri hiç göz önünde bulundurulmadığı için aydınlatma değişimlerinden dolayı yüz dokusunda meydana gelen değişimleri kişiler arası yüz değişimi olarak algılayarak hatalı bir model kurmaktadır.

Klasik AGM’ye aydınlatma değişimlerini modelleyebilme yeteneği kazandırmak amacı ile ışık değişimlerini AGM yapısı altında modelleyebilen yeni bir yöntem önerilmiştir. Bu yeni yöntemde yüz görünümünü oluşturan değişenlerin kişiye ait yüz dokusu, yüz şekli ve yüz aydınlatmasının birleşimiyle oluştuğu varsayılmaktadır. Önerilen birleşik AGM (BAGM) şekil, doku ve aydınlatma değişimlerini modelleyebilmektedir.



Şekil 10. Önerilen birleşik modelin oluşturulması.

Kurulan birleşik modelin ürettiği yüz parametre vektörü ile farklı kişilere ait yüzleri (eğitim kümesine bağlı olarak) ve bu yüzlerin farklı aydınlatma koşullarında çekilmiş görüntüleri sentezlenebilmektedir. Ayrıca birleşik model parametreleri uygun bir şekilde değiştirilerek verilen bir yüzü tekrar aydınlatmak mümkün hale gelmektedir. BAGM’nin ürettiği parametre vektöründe, kişi (identity) ve aydınlatmayı (illumination) değişimlerini kontrol eden parametreler ayrılabilirdiği için tanıma ve ışık ortamı hakkında yapılacak analizler çok daha sağlıklı olacaktır.

Bu bölümde birleşik modelin oluşturulması için kullanılan Ortogonal Alt-Uzay İzdüşüm (Orthogonal Sub-space Projection) yöntemi kısaca tanıtılacaktır. Şekil 10’da önerilen birleşik modelin genel yapısı gösterilmektedir. Şekil 10’da gösterildiği gibi,

annotasyonu el yordamı ile yapılmış yüz veri kümesi giriş olarak kullanılmaktadır. Grafikteki ilk satırda, şekil değişimlerinden arındırılmış ve ideal olarak aydınlatılmış (identity) yüzlere ait yüz dokusu vektörler haline dönüştürülmektedir. Tüm yüzlerden elde edilen vektörlere temel bileşen analizi (TBA) uygulanarak identity modelini oluşturan öz-değer ve öz-vektörler elde edilmektedir.

Şekil 10'daki orta satırda ise ideal yüzlerle, farklı ışıklandırma koşullarında çekilmiş yüzler arasında fark görüntüleri (illumination) elde edilmektedir. Fark görüntüleri hesaplanmadan önce tüm yüzler ortalama yüz şekline bükülmektedir. Fark görüntüleri bir üst satırda elde edilen identity modeline ait özvektörler yardımıyla ortogonal alt-uzay izdüşümü uygulanır. İzdüşüm sonucunda elde edilen yeni fark görüntülerin TBA uygulanarak illumination modelini oluşturan öz-değer ve öz-vektörler elde edilir.

Klasik AGM'deki doku (texture) modeli yerine elde edilen Yüz (identity) ve Aydınlatma (illumination) baz vektörleri bir araya getirilerek oluşturulan yeni birleşik model matrisi kullanılır. Son satırda ise eğitim kümesindeki şekil bilgilerinden elde edilmiş şekil modeli kurulmaktadır. Klasik AGM'de olduğu gibi doku ve şekil modellerinden elde edilen parametreler elde edilerek Birleşik Model Görünüm Parametreleri elde edilir. Bu parametreler yardımıyla klasik AGM'den farklı olarak hem şekil hem yüz (identity) hem de aydınlatma değişimleri kontrol edilebilmektedir.

4.6.4 Ortogonal alt-uzay izdüşüm yöntemi ile birleşik modelin kurulması

Yüz ve aydınlatma değişimlerini tek model altında birleştirmek için ortogonal alt-uzay izdüşümü yöntemi kullanılmıştır. Amacımız yüz (identity) modeline ait baz vektörleri ($\Phi_{identity}$) ile aydınlatma modeline ait baz vektörlerini (Φ_{illum}) birleştirerek [$\Phi_{identity} \Phi_{illum}$] şeklinde birleştirilmiş bir model oluşturmaktır. Fakat $\Phi_{identity}$ ve Φ_{illum} öz vektörlerinin tek bir model haline getirilebilmesi için vektörlerin birbirlerine dik olma koşulunun garantilenmesi gerekir. Bu noktada her iki modele ait vektörlerin birbirlerine dik hale getirilmesi için ortogonal alt-uzay izdüşümü yöntemi kullanılmıştır.

Birleşik modelin kurulmasında kullanılan ilk veri kümesinin özellikleri aşağıda verilmiştir.

Yüz (identity) veri kümesi: 5 kişi, önden aydınlatılmış yüz görüntüleri
Aydınlatma (illumination) değişimi veri kümesi: Her kişinin 19 adet farklı ışık koşullarında aydınlatılmış görüntülerinden elde edilmiş fark görüntüleri, toplam 95 yüz görüntüsü

Yukarıdaki veri kümeleri kullanılarak oluşturulan yüz (identity) modeli $\Phi_{identity}$ ve aydınlatma değişimi modeli Φ_{illum} temel bileşen analizi (TBA) kullanılarak oluşturulur. Ortogonal alt-uzay izdüşümü yöntemi ile Φ_{illum} ve $\Phi_{identity}$ birbirlerine dik hale getirecek dönüşüm yapılır. Denklem (5)'da gösterilen bu dönüşüm ile yüz uzayına dik Φ_{illum}^* elde edilir.

$$\Phi_{illum}^* = [I - \Phi_{identity} \Phi_{identity}^T] \Phi_{illum} \quad (5)$$

- $\Phi_{identity}$: yüz modell
 Φ_{illum} : aydınlatma değişimi modeli
 Φ_{illum}^* : yüz modeline dik hale getirilmiş aydınlatma değişimi modeli.

Bu işlemden sonra $\Phi_{identity} \perp \Phi_{illum}^*$ koşulunun sağlandığını söylenebilir. Birbirlerine dik olan öz-vektörleri tutan $\Phi_{identity}$ ve Φ_{illum}^* kullanılarak denklem (6)'de gösterilen birleşik model kurulabilir.

$$\Phi_{comb} = [\Phi_{identity} \quad \Phi_{illum}^*] \quad (6)$$

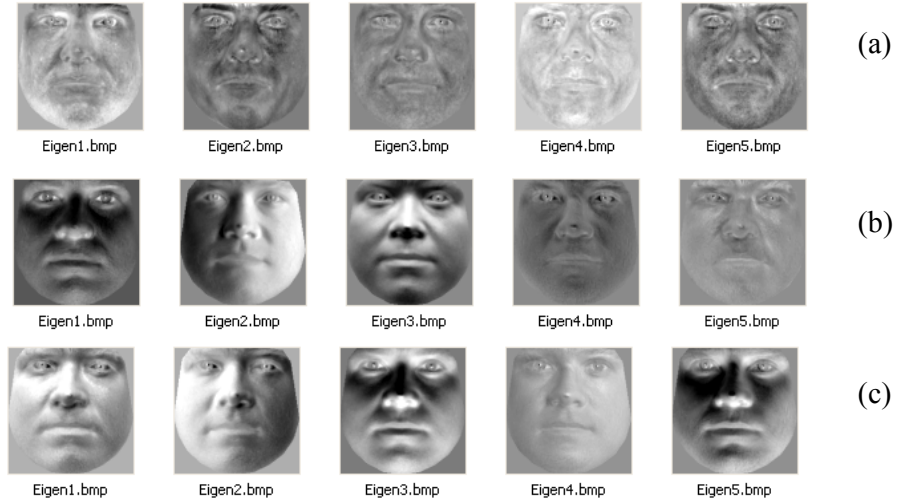
Denklem (6)'deki Φ_{comb} elde edilen birleşik modeli göstermektedir. Φ_{comb} kullanılarak yeni bir yüz sentezlemek için denklem (7) kullanılabilir.

$$t_{comb} = \bar{t}_{identity} + \Phi_{comb} b_{comb} \quad (7)$$

Denklem (7)'deki t_{comb} sentezlenen yüzü, $\bar{t}_{identity}$ ise yüz veri kümesinden elde edilen ortalama yüzü, b_{comb} ise birleşik modeli kontrol eden parametre vektörünü göstermektedir. Şekil 11'de yüz (identity), aydınlatma (illum) ve yüz uzayına izdüşürülmüş aydınlatma modeline ait öz-yüzler gösterilmektedir.

Ortogonal alt-uzay izdüşüm yöntemini başkaca bir şekilde de uygulamak mümkündür. $\Phi_{identity} \perp \Phi_{illum}^*$ koşulunu sağlayabilmek için aydınlatma verisi içerisindeki identity vektörlere ait yönler (directions) kaldırılarak oluşturulan yeni veriyle Φ_{illum}^* modeli kurulur. Bunun için öncelikle $\Phi_{identity}$ modeli elde edilir. Eğitim kümesinden elde edilen aydınlatma fark (difference) verisi d_{illum} olsun. $\Phi_{identity}^i$ yüz modelinin i . öz-vektörü olsun, aydınlatma verisi olan d_{illum} 'un iz-düşüm sonucu elde edilen hali d_{illum}^* şu şekilde bulunur;

$$d_{illum}^* = d_{illum} - \sum_{i=1}^N d_{illum} \frac{\Phi_{identity}^i \Phi_{identity}^{i T}}{\|\Phi_{identity}^i\|^2} \quad (8)$$



Şekil 11. Öz-yüzler: a) Yüz modeline ($\Phi_{identity}$) ait ilk beş öz-yüz, b) Aydınlatma modeline ait (Φ_{illum}) öz-yüzler, c) Ortogonal alt-uzay izdüşüm yöntemi ile elde edilen aydınlatma modeline (Φ_{illum}^*) ait öz-yüzler.



Şekil 12. Öz-yüzler: a) Yüz modeline ($\Phi_{identity}$) ait ilk beş öz-yüz, b) Aydınlatma modeline ait (Φ_{illum}) öz-yüzler, c) Ortogonal alt-uzay izdüşümü yöntemi ile elde edilen aydınlatma modeline (Φ_{illum}^*) ait öz-yüzler.

Elde edilen yeni aydınlatma verisi olan d_{illum}^* 'a TBA uygulanarak yüz modeli vektörlerine dik olan Φ_{illum}^* vektörleri elde edilir. Bu işlemlerden sonra $\Phi_{identity} \perp \Phi_{illum}^*$ koşulu sağlanmış olur. Birleşik model Φ_{comb} , denklem (10)'da ki gibi oluşturulabilir.

$$\Phi_{comb} = [\Phi_{identity} \quad \Phi_{illum}^*] \quad (9)$$

Bu aşamadan sonra denklem (7)'de olduğu gibi yeni yüz görüntüleri sentezlenebilmektedir.

Şekil 13’de yüz (identity), aydınlatma (illum) ve denklem (8) kullanılarak elde edilmiş aydınlatma modeline ait öz-yüzler gösterilmektedir. Denklem (8)’un gerçekleşmesi, büyük matris çarpımları (örn: 40400x40400) gerektirdiği için zor olmaktadır. Bellek sınırlamaları (örn: Matlab memory limit) nedeniyle denklem (8)’daki ifade denklem (10)’deki hale getirilerek tekrar ifade edilmiştir.

$$d_{illum}^* = d_{illum} - \sum_{i=1}^N \frac{(d_{illum}^T \Phi_{i identity}) \cdot \Phi_{i identity}}{\|\Phi_{i identity}\|} \quad (10)$$

Denklem (10) kullanılarak yüz ve aydınlatma değişimleri bir birlerine dik hale getirilebilmektedir. Aydınlatma değişim verileri önceden hesaplanan yüz (identity) uzayına dik olacak şekilde tekrar oluşturulmakta ve elde edilen d_{illum}^* verilerine temel bileşen analizi uygulanarak TBA yardımıyla Φ_{illum}^* elde edilmektedir.

4.6.5 Deneysel Çalışmalar ve Sonuç

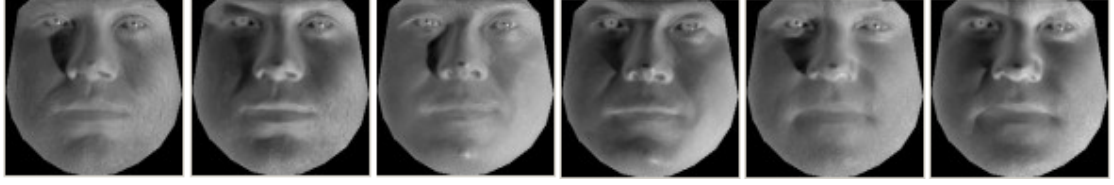
4.6.5.1 Birleşik AGM Deneysel Çalışma # 1

Bu çalışmada önerilen birleşik görünüm modeli üzerinde yapılan deneysel çalışmalarda elde edilen sonuçlar gösterilmiştir. Bu deneyde, BAGM eğitimi için Yale yüz veri kümesinden küçük bir veri kümesi üzerinde çalışılmıştır. Eğitim kümesinde kullanılan görüntüleri Şekil 13’te gösterilmiştir. Eğitim kümesinde üç farklı bireye ait bir adet ideal (tam karşıdan aydınlatılmış) yüz görüntüsü ve aynı bireyin iki farklı şekilde aydınlatılmış görüntüleri bulunmaktadır.



Şekil 13. Birleşik AGM deneysel çalışma # 1 için kullanılan eğitim kümesi

Şekil 13’teki ilk üç görüntü ideal (identity) yüzler olarak, geriye kalan altı resim ise aydınlatma değişimi (illumination) verisi olarak kullanılmıştır. Dikkat edilirse bu deneyde her bir ideal yüz için 2 adet farklı aydınlatılmış yüz görüntüsü kullanılmıştır. Bir önceki bölümde anlatıldığı gibi aydınlatma verileri üzerinde yapılan ortogonal alt uzay izdüşümü işlemi sonunda elde edilen altı adet yüz görüntüsü Şekil 14’te gösterilmektedir.

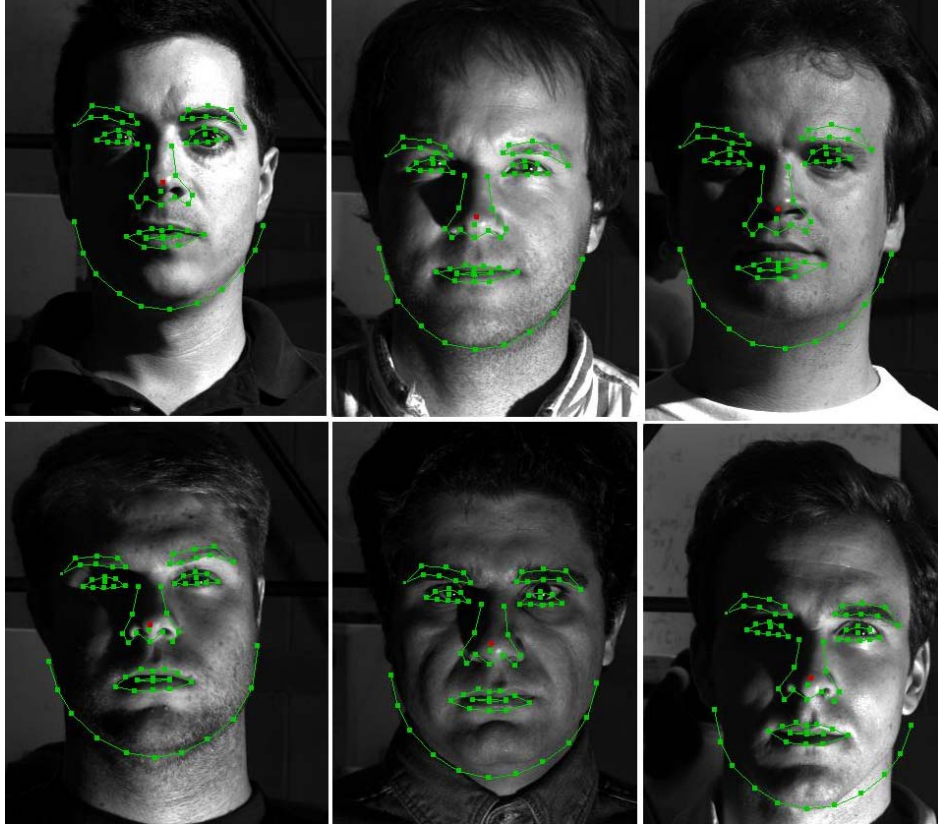


Şekil 14. Aydınlatma (fark) verilerine ortogonal alt-uzay izdüşüm yöntemi uygulanarak elde edilen görüntüler.

İdeal olarak aydınlatılmış yüz görüntülerine Temel Bileşen Analizi (TBA) uygulanarak ideal yüz modelini oluşturacak öz-yüzler elde edilmiştir. Ayrıca her ideal yüz için ikişer adet farklı aydınlatılmış yüz görüntülerinden elde edilen fark (illumination) verilerine ortogonal alt-uzay izdüşümü uygulanarak elde edilen izdüşümü görüntülerine de TBA uygulanarak aydınlatma değişimi modelini oluşturan öz-vektörler bulunur.

Ortogonal izdüşümü yöntemi sayesinde her elde edilen her iki öz-vektörler bir uzay kuracak şekilde birbirlerine dik hale gelmiştir. Bu yüzden yüz ve aydınlatma verilerinden elde edilen tüm öz-vektörleri tek bir birleşik model olarak kullanılabilir hale gelmiş olmaktadır. Bu öz-vektörler yan yana gelecek şekilde bir araya getirildiğinde klasik AGM'de kullanılan dokumodelinin yerine kullanılabilir olacaktır. Klasik AGM'den farklı olarak önerdiğimiz doku modelinde sadece yüz verisi modellenmemiş aynı zamanda aydınlatma değişimi de modellenmiştir. Önerilen yöntemde doku modelinin elde edilmesi dışındaki her şey klasik modelle aynı olduğu için bu aşamadan sonrası bir önceki bölümde anlatılan AGM ile aynıdır.

Şekil 15'te aşırı ışık koşulları altında çekilmiş ve eğitim verileri arasında yer almayan yüzler için önerilen yöntemin sonuçları gösterilmektedir. Klasik AGM tamamen rasgele sonuçlar ürettiği ve yerel minimumlara takılarak yanlış noktalara yakınsadığı bu görüntüleri için önerilen yöntem kabul edilebilir sonuçlar üretmiştir. Sadece üç adet şekil'den elde edilen yüz şekil modeli ve Şekil 14'te gösterilen yüzlerden elde edilen doku ve aydınlatma modelleri ile eğitim setinde olmayan yüzler için ürettiği sonuçlar bu yöntemin doğruluğunu göstermesi açısından önemli olan bu deneysel çalışmada iyi sonuçlar vermiştir. Şekil 15'teki en sağ alt ve üstte yer alan yüzlerde önerilen yöntemin yakınsadığı noktalar diğerlerine oranla biraz hatalı olduğu görülmektedir. Bunun nedeni sadece üç adet şekil verisi ile farklı yüzleri modellememesidir. Bu beklenen bir sonuçtur.



Şekil 15. Eğitim kümesinde yer almayan yüzler için birleşik model hizalama sonuçları

4.6.5.2 Birleşik AGM Deneysel Çalışma # 2

Bu deneysel çalışmada amaç, aydınlatma değişimi modelini tek bir bireyden elde etmek ve bu modeli eğitim kümesinde sadece bir adet ideal yüzleri bulunan diğer bireylerin birleşik model yardımı ile yüksek başarıyla sentezlenebileceği gösterilmiştir. Işık kaynağının konum, şiddet ve tipindeki değişim yüz görünümünde oldukça büyük değişimlere sebep olmaktadır. Klasik AGM yöntemi bu tür değişimlerin bulunduğu yüzlerde hatalı sonuçlar üretmektedir. Önerilen birleşik modelde her yüz görüntüsünün, o yüze ait ideal aydınlatma ortamında çekilmiş yüz görüntüsü arasındaki fark hesaplanarak, aydınlatma değişimlerini elde edilmiştir. Işık kaynağının yüzde oluşturduğu karanlık ve aydınlık bölgelerin oluşma sebebi yüz üç boyut ($3B$) bilgisidir.

Işık kaynağının konumu ve şiddeti aynı olduğunda farklı kişilerde yaklaşık olarak aynı aydınlatma etkisi görülmektedir. Örneğin, ışık kaynağı solda ise, kişiden bağımsız olarak tüm yüz görüntülerinde sağ taraf sola göre daha karanlık ve burunun sağ tarafında buruna ait bir gölge bölgesi oluşmaktadır. Bu benzer etkinin oluşması yüz $3B$ bilgisinin tüm yüzler için benzer olmasıdır. Buradaki benzerlikten kasıt; burun tepesi, göz ve ağız çukurları gibi bölgelerin tüm yüzlerde var olmasıdır. Burunun kısa veya uzun olması sadece gölgenin biraz daha uzun ve/veya kısa olmasını sağlarken oluşan gölgenin, karanlık/aydınlık bölgenin yönünü değiştirmemektedir.

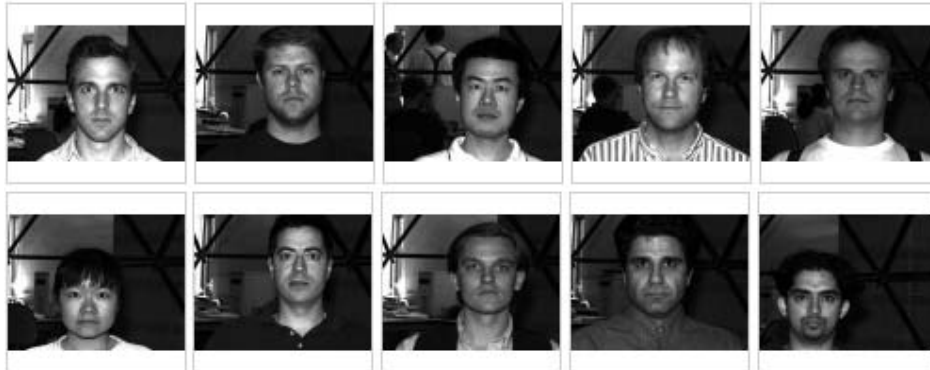
Farklı yüzler için kullanılacak aydınlatma modelini tek bir yüzün farklı aydınlatılmış yüz görüntülerinden elde ederek birleşik modelde kullanılmasının sonuçları bu bölümde tartışılacaktır. Bu tür bir yaklaşım birleşik modeli çok daha esnek bir yapıya

kavuşturacağı açıktır. Aydınlatma modelinin tek bir yüzden elde edilmesinin yanı sıra, Maya ® ve benzeri programlarla sentetik olarak aydınlatılmış model yüzlerden elde edilen aydınlatma modellerini gerçek yüzlerde birleşik model sayesinde kullanılabilir. Ayrıca herhangi bir yüz veri kümesinden elde edilen aydınlatma modelini başkaca bir yüz veri kümesi ideal yüzleri için kullanma yolu önerilen yöntem ile mümkün hale gelmektedir. Gerçek hayattaki problemler göz önüne alındığında bu önemli bir katkıdır. Çünkü genellikle bir kişinin sadece tek bir yüz görüntüsüne sahip olmaktadır.

İlk olarak Yale B veri kümesinde yer alan toplam on adet bireye ait tam karşıdan aydınlatılmış yüz görüntüleri yüz (identity) modeli oluşturulmak için kullanılmıştır. Kullanılan ideal yüzler Şekil 16'da gösterilmiştir. Aydınlatma modeli için Yale B veri kümesinden bir kişinin 24 farklı şekilde aydınlatılmış yüz görüntüsü kullanılmıştır. Şekil 18'de aydınlatma modeli için kullanılacak tüm yüzler gösterilmiştir. Şekil 17'deki yüz görüntülerinin ideal yüze olan farkları hesaplanarak aydınlatma modeli kurulmuştur. Kurulan birleşik modelin, aydınlatma modelinde yer almayan aşırı ışık değişimi altında çekilmiş yüz görüntüleri için sentezleme/modelleme başarımını gözlemlemek için bir önceki deneylerden farklı olarak Adobe Photo Shop® programı yardımıyla Yale veri kümesindeki yüzlerde aşırı aydınlatma efektleri oluşturulmuştur.

Burada amaç ten rengi bilgisinin tamamen kaybolduğu çok karanlık veya aşırı aydınlık (saturasyona girmiş) bölgelerin yüzde oluştuğunda, modelin başarımını ölçmektir. Bu deney bize kurduğumuz birleşik modelin sınırlarını göstermesi açısından oldukça önemlidir. Şekil 18'de en üst satırdaki birinci resim Adobe Photoshop® kullanılarak oluşturulan aşırı aydınlatılmış yüz test görüntüsüdür. Eğitim kümesinde bu düzeyde aşırı ışık altında çekilmiş bir görüntü bulunmamaktadır. Şekil 18'deki ikinci görüntü ise giriş test görüntüsünün başlangıç (initialization) dikkate alınarak elde edilen maske görüntüsünün birleşik yüz uzayına iz-düşürülmesi sonucu elde edilen ilk yüz görüntüsü gösterilmektedir. Toplam 19 çevrim sonunda (soldan sağa ve yukardan aşağıya) sağ alt köşedeki yüzde birleşik modelin sentezlediği yüz elde edilmiştir.

İlk çevrimde giriş görüntüsü ile ortalama yüz arasındaki fark hesaplanmış ve elde edilen fark (residue) kullanılarak eğitim kümesinden elde edilen fark (residue) ile görünüm parametre değişimi arasındaki doğrusal ilişkiyi veren model yardımıyla parametreler güncellenerek yüz tekrar sentezlenmiştir.

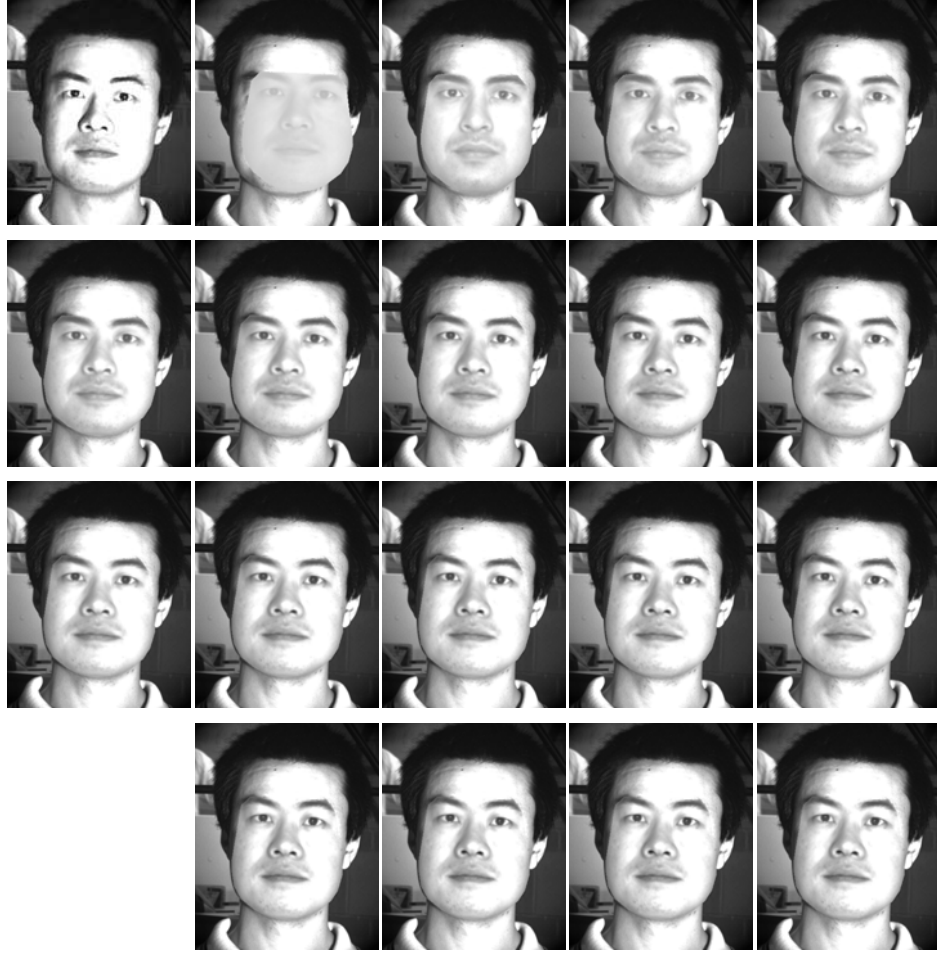


Şekil 16. Kimlik yüz veri kümesi.



Şekil 17. Tek bir bireyin farklı aydınlatma koşullarında çekilmiş görüntüleri.

Sentezlenen yüz ile giriş görüntüsü her zaman referans yüze bükülerek aralarındaki fark minimize edilinceye kadar çevrime devam edilmiştir. Şekil 19’de ilk beş çevrimde hem yüz bölgesinin doğru olarak hizalandığı hem de ışık etkisinin hızlı bir şekilde sentezlendiği görülecektir. Şekil 18 ve 19’da gösterilen birleşik model çevrim sonuçları dikkatle incelendiğinde önerilen birleşik modelin her çevrimde giriş resmine çok daha yakınsadığı görülecektir.



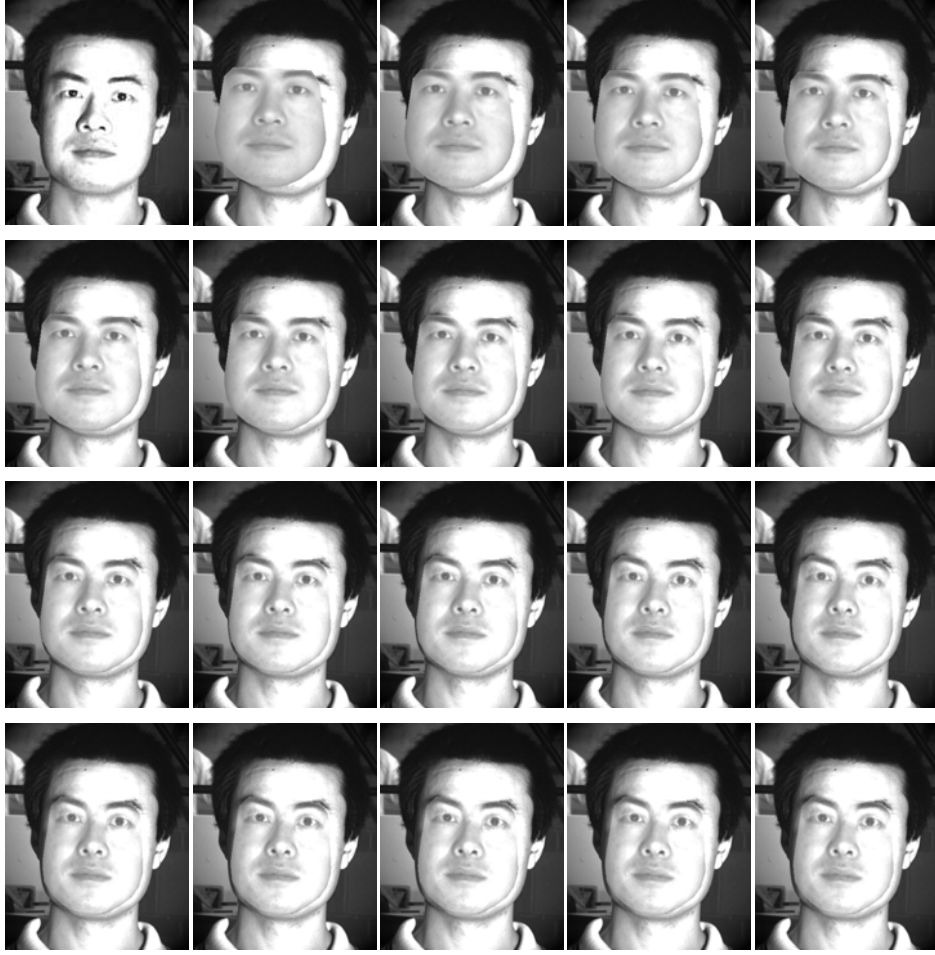
Şekil 18. Önerilen Birleşik Model'in aşırı aydınlatılmış (extreme illumination) yüz görüntüsü için çevrimlere göre (soldan sağa, yukardan aşağıya) yakınsama sonuçları. İlk görüntü aşırı aydınlatılmış giriş görüntüsü. İkinci görüntü ise BAGM'nin sağ-alttan ilklendirildiği noktadaki ilk çevrim yakınsama sonucu.

Şekil 19'da ise eğitim kümesindeki görüntülere göre oldukça karanlık bir yüz görüntüsü için ilk dokuz çevrimde hem yüz bölgesinin doğru olarak hizalandığı hem de ışık etkisinin hızlı bir şekilde sentezlendiği görülecektir. Giriş görüntüsüne ait yüz (identity) bilgisi ise ilk yedi çevrimde yüksek başarımla sentezlenebilmiştir. Bu bilgiler ışığında, önerdiğimiz birleşik modelin bileşenleri olan identity ve aydınlatma parametrelerinin doğru bir şekilde çevrimler içerisinde güncellendiğini ve giriş görüntüsüne yakınsamak için parametrelerin doğru şekilde güncellendiği sonucuna ulaşmaktayız.

Şekil 18 ve Şekil 20'de ise verilen giriş yüz görüntüsü için farklı bir ilklendirme için birleşik modelin çevrimleri gösterilmektedir. Şekil 20'de önerilen modelin, giriş görüntüsünü, çevrimler sonucunda hem kişi hem de aydınlatma bakımından doğru olarak sentezlendiği görülecektir. Şekil 18'den farklı olarak sentezlenen yüzün sağ maske sınırları biraz daha belirginleştiği görülecektir.



Şekil 19. Önerilen Birleşik Model'in düşük karışıklığa sahip yüz görüntüsü için çevrimlere göre (soldan sağa, yukardan aşağıya) yakınsama sonuçları. İlk görüntü düşük karışıklığa sahip giriş görüntüsü. İkinci görüntü ise BAGM'nin sol üstten ilklendirildiği noktadaki ilk çevrim yakınsama sonucu.

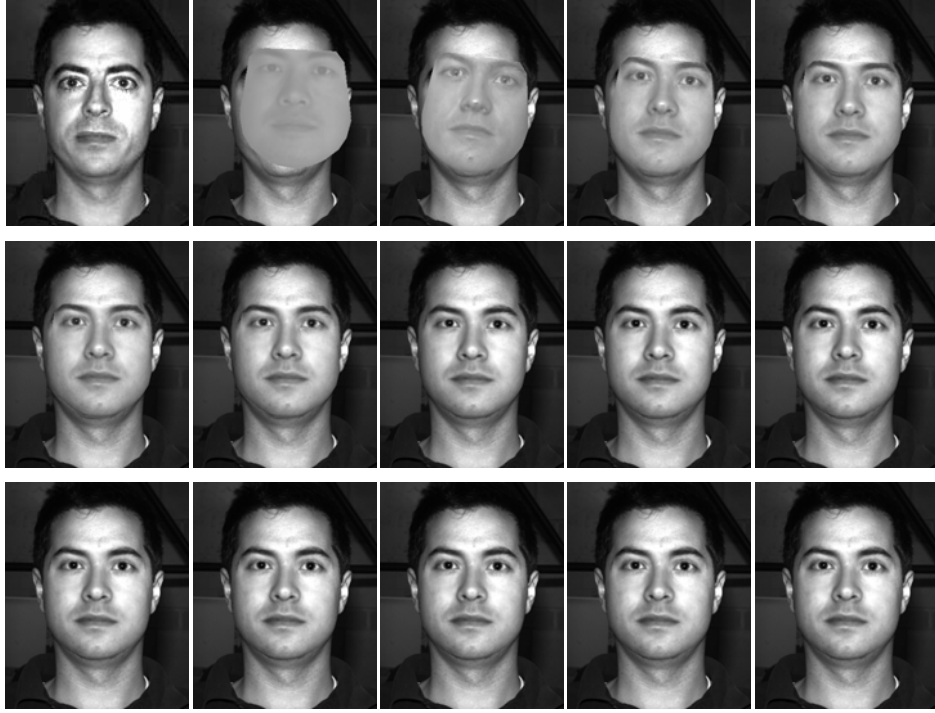


Şekil 20. Önerilen Birleşik Model'in aşırı aydınlatılmış yüz görüntüsünde farklı bir iklendirme için çevrimlere göre (soldan sağa, yukardan aşağıya) yakınsama sonuçları. İlk görüntü düşük karışıklığa sahip giriş görüntüsü. İkinci görüntü ise BAGM'nin soldan iklendirildiği noktadaki ilk çevrim yakınsama sonucu.



Şekil 21. Bir adet tam karşıdan aydınlatılmış görüntüsü kullanılarak eğitilen Birleşik Model'in aynı kişiye ait farklı aydınlatılmış test (unseen) görüntüsü için çevrimlere göre (soldan sağa, yukardan aşağıya) yakınsama sonuçları. İlk

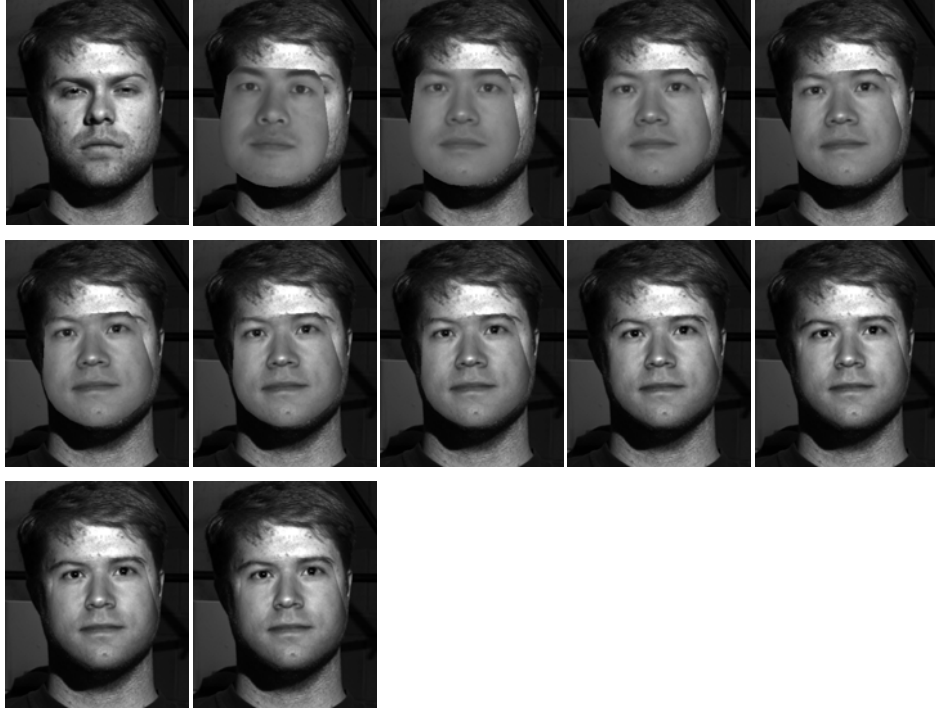
görüntü test giriş görüntüsü. İkinci görüntü ise BAGM'nin ikklendirildiği noktadaki ilk çevrim yakınsama sonucu.



Şekil 22. Bir adet tam karşıdan aydınlatılmış görüntüsü kullanılarak eğitilen Birleşik Model'in aynı kişiye ait farklı aydınlatılmış test (unseen) görüntüsü için çevrimlere göre (soldan sağa, yukardan aşağıya) yakınsama sonuçları. İlk görüntü test giriş görüntüsü. İkinci görüntü ise BAGM'nin ikklendirildiği noktadaki ilk çevrim yakınsama sonucu.

Şekil 18, 19 ve 20'de eğitim kümesinde yer almayan ve sentetik olarak oluşturulan aşırı ışıklandırma altındaki yüz görüntüleri için yakınsama sonuçları gösterilmiştir. Şekil 21, Şekil 22 ve Şekil 23'te sadece bir adet ideal ortamda aydınlatılmış yüz görüntülerini kullandığımız ve farklı aydınlatma koşullarındaki görüntülerine sahip olmadığımız yüzler için birleşik modelin sentezleme/modelleme/hizalama başarımı her çevrim için tek tek gösterilmiştir. Şekil 21'de ilk altı çevrimde yüz doğru olarak hizalanmış ve devam eden çevrimlerde ışık değişimi doğru olarak sentezlenmiştir.

Tüm eğitim kümesi içerisinde bu bireye ait tek bir yüz görüntüsü (ideal) olduğu dikkate alındığında kişi (identity) sentezinin giriş görüntüsünden neden biraz farklı bir noktaya yakınsadığı anlaşılacaktır. Şekil 21'deki yüzün şekil (shape) bilgisi eğitim kümesindeki diğer yüzlere göre çok daha küçük ve farklı olmasına rağmen yüz şeklinin doğru olarak elde edilmiş olması önemlidir. Çünkü bu şekil bilgisi modele sadece bir adet yüz ve onun şekil bilgisi kullanılarak elde edilmiştir.



Şekil 23. Bir adet tam karşıdan aydınlatılmış görüntüsü kullanılarak eğitilen Birleşik Model'in aynı kişiye ait farklı aydınlatılmış test (unseen) görüntüsü için çevrimlere göre (soldan sağa, yukardan aşağıya) yakınsama sonuçları. İlk görüntü test giriş görüntüsü. İkinci görüntü ise BAGM'nin ilkendirildiği noktadaki ilk çevrim yakınsama sonucu

Ayrıca bu kişinin ideal (tam karşıdan) aydınlatma koşullarına göre çok farklı olan bu test görüntüsü için her çevrimde sentezlediği yüzler incelendiğinde önerilen yöntemin yakınsadığı noktanın oldukça başarılı olduğu görülecektir. Şekil 22 ve 23'te de başkaca kişilere ait, eğitim kümesinden farklı aydınlatma koşullarındaki yüzleri için, elde edilen çevrim sonuçları gösterilmektedir.

4.7 İki Boyutlu Görüntülerde Poz Doğrultma ve Poz Sentezleme

Yüzdeki poz değişimi yüz tanıma sistemlerinin performanslarını etkileyen en büyük problemlerden biridir. Bu çalışmada tam karşıdan çekilmiş, tek bir giriş görüntüsünden, o kişinin farklı pozlara sahip görüntülerini sentezleyen bir yöntem tanıtılmaktadır. Genellikle yüz tanıma sistemleri ya tam karşıdan çekilmiş yüz görüntülerinde çalışmakta ya da belirli pozlara sahip yüz görüntülerinde çalışabilmektedir. Fakat gerçek hayatta varsayılan yüz pozlardan farklı bir yüz sisteme giriş olarak gelebilmekte bu ise tanıma başarımını çok büyük oranda etkilemektedir.

Poz sentezi için oluşturulan eğitim kümesinde tam karşıdan bakan bir kişinin farklı pozlarına ait tüm resimlerdeki doku ve bu resimlerdeki yüze ait şekil bilgisi kullanılmıştır. Yüz şekil bilgisinin oluşturulmasında 73 adet nokta kullanılmıştır. Bu çalışmadaki amaç var olan karmaşık yüz poz sentezi yöntemleri yerine oldukça basit ve örnek tabanlı çalışan bir yöntemi tanıtmaktır. Var olan yüz poz sentezi yöntemleri incelendiğinde genellikle 3B bilgisine ihtiyaç duyulduğu görülecektir. Oysaki +45/-45 düzlem içi ve düzlem dışı yüz pozlarının sentezlenmesinde 3B bilgisi kullanmaksızın, sadece basit doğrusal bükme ve yüz şekil bilgisini oluşturan noktaların uyarlanırlar olarak deforme edilmesiyle farklı poza sahip yüzler belirli bir yakınsamayla sentezlenebilir.

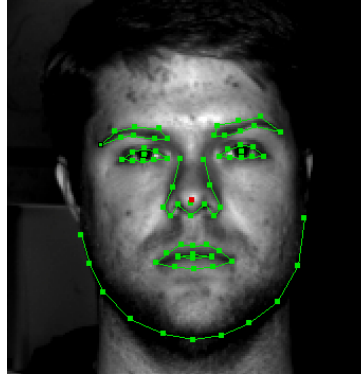
Yüz belirli bir açıyla sağa/sola veya yukarı/aşağı baktığında, yüz şeklinden bağımsız olarak yüzü oluşturan doku üçgenleri yaklaşık olarak aynı açısız yolu alırlar. Bu ise yüzü oluşturan doku üçgenlerinin belirli bir kurala göre deforme olması, ölçek değiştirmesi ve/veya konum değiştirmesi anlamına gelir. Eğitim kümemizdeki yüzlere ait doku üçgenlerinin poza göre nasıl bir değişim yaptığı şekil bilgisini oluşturan noktaların hareketi referans alınarak modellenilebilir. Bu noktalar üzerine Delaunay üçgenleri oluşturulduğunda poz değişimi modellenilebilmektedir.

Poz sentezindeki en büyük zorluk yüzün poz değişimi neticesinde yüze ait bazı bölgelerin bir kısmı veya tamamının görünmez (self-occlusion) hale gelmesidir. O bölgelerdeki üçgenler her ne kadar ihmal edilecek kadar küçültülmüş olsa da, bu gibi durumlarda sentezlenen yüzde sentetik çıkıntı/kenarların oluşmasına sebebiyet verebilmektedir.

Bilgisayarla görü teorisine göre herhangi bir nesnenin hassas 3B geometri bilgisini elde edebilmek için en az üç adet o nesneye ait görüntüye ihtiyacımız var. Bunun yanında tek bir görüntüde 3B geometriyi kuracak yeterli bilgi bulunmamaktadır. Fakat gerçek hayatta, her kişinin üç adet görüntüsüne sahip değiliz. Blanz ve Vetter'in [1][2] önerdiği bozulabilir model uydurma yöntemiyle, 3B yüz verilerinden oluşan eğitim kümesiyle kurulan model yardımıyla 2B tek bir görüntüden özgün pozlar elde edilebilmektedir. Fakat bu ve benzeri 3B yaklaşımların en büyük problemi hesaplama maliyetlerinin çok yüksek olması. Örneğin; Blanz ve Vetter'in yönteminde 3B uydurması için gerekli süre yaklaşık olarak 5 dakika civarıdır [1,2]. Bu tür bir hesaplama maliyeti gerçek zamanlı sistemlerde benzer yaklaşımların kullanılmasını zorlaştırmaktadır. Bunun yanında 3B yüz tarama için özelleşmiş 3B tarayıcılara ihtiyaç olması ve bu tür donanımların hem çok maliyetli hem de yeterli çözünürlükteki 3B veri için tarama süresinin mevcut teknolojiyle oldukça uzun sürmesi 3B yaklaşımların olumsuz taraflarıdır.

Bu çalışmada [1][2]'de tanıtılan ve oldukça maliyetli olan 3B bozulabilir model benzeri bir yaklaşım için uydurma (fitting) modelini 2B verideki poz değişimlerinin basit bir modeli çıkartılarak çok daha hızlı ve etkin bir yakınsamanın sağlanabileceği gösterilmeye çalışılmıştır. Yönetimin oluşturulmasındaki temel düşünce poz değişiminde asıl değişimin doku değil şekil olduğu düşüncesidir. Vetter ve Poggio'nun [3]'de tanıtılan doğrusal-nesne-sınıfı yöntemi ve bu yöntemin daha sonraki versiyonlarının 45-90 derece gibi poz değişimlerinde oldukça kötü sonuçlar ürettiği görülmektedir. Ayrıca 0-45 derecelik poz değişimlerinde derinlik bilgisi fazlaca hissedilmediği için sadece 2B görüntüler modellenerek yeni bakış açıları ve eğitim kümesindekilerden farklı pozlar sentezlemek mümkün olduğu görülecektir.

Yale B veri kümesinde yer alan resimlerin el yordamı yüze ait 73 adet önemli noktaları işaretlenmiştir. 73 adet yüz önemli noktalarının yüz bileşenlerine göre dağılımı şu şekildedir: 14 nokta ağız, 12 nokta burun, 9 nokta sağ göz, 9 nokta sol göz, 8 nokta sol kaş, 8 nokta sağ kaş ve 11 nokta çene yayı (Şekil.1).



Şekil.1 73 nokta ile işaretlenmiş yüz görüntüsü.

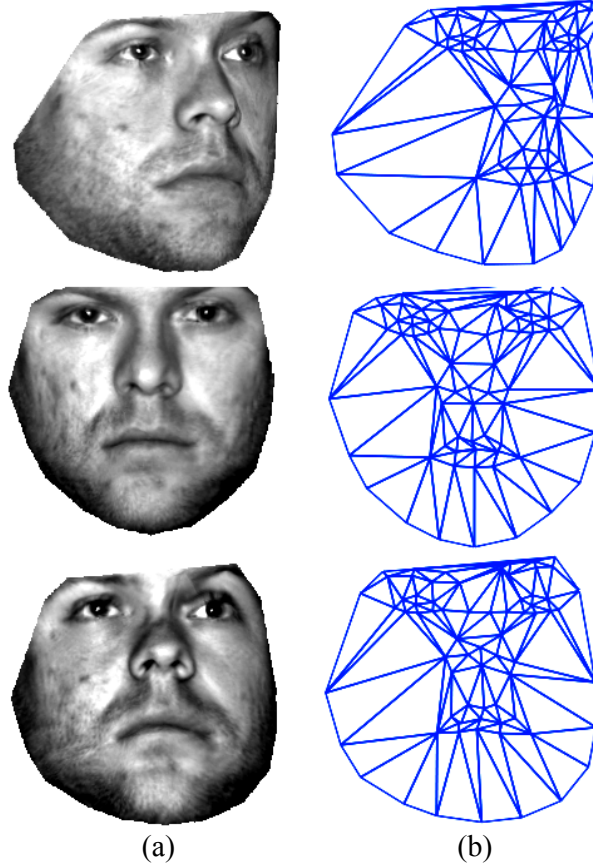
Eğitim kümesindeki tüm insan yüzlerinin önemli noktaları elle belirlenmiştir. Eğitim kümesindeki tüm yüzleri $\{(S_0, T_0)\}$ şeklinde ifade edebiliriz:

$$S_0 = ((x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_K, y_K)) \in R^{2K} \quad (1)$$

S_0 yüze ait K adet önemli noktadan oluşan şekil vektörü, T_0 ise S_0 ile belirlenen alandaki yüze ait doku bilgisidir. Şekil 2'de yüz şekil bilgisi ve bu şekle göre eğilip kesilen (warp+crop) yüz dokusu gösterilmektedir. Ayrıca Şekil 2'de aynı kişinin farklı pozlardaki yüz doku ve şekil değişimlerini gösterilmiştir.

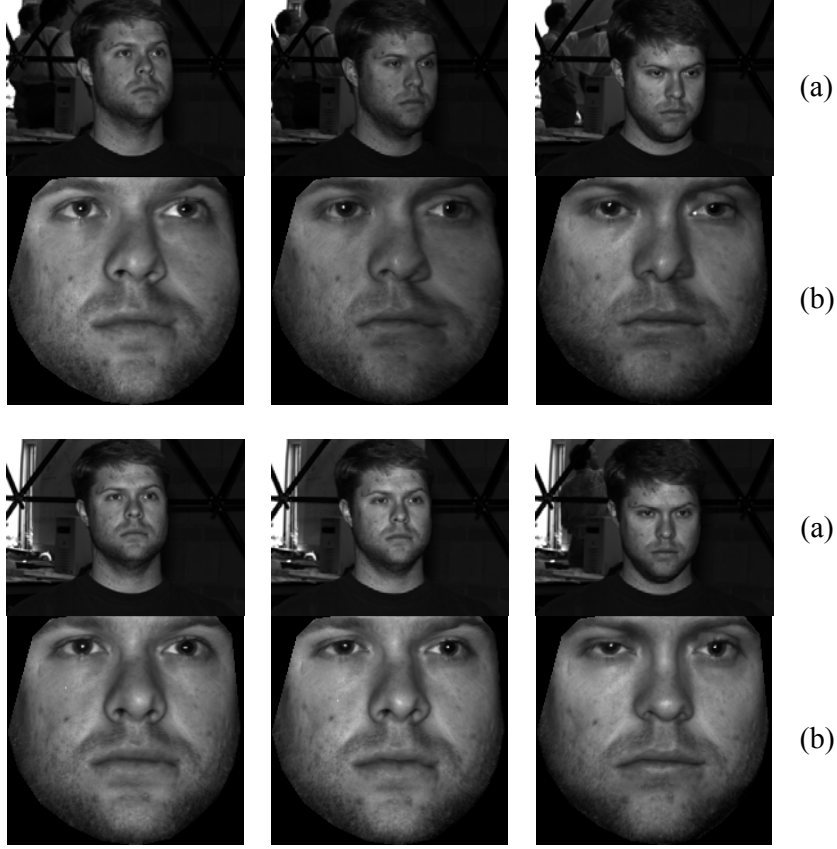
Farklı pozlarda yüz şekil ve doku bilgisinin nasıl değiştiğini Şekil.2(a) ve Şekil.2(b)'ye bakarak anlayabiliriz. Dikkat edilirse üç farklı pozdaki en büyük değişim yüz şekil bilgisini oluşturan tel-örgü üçgenlerinde olduğu görülecektir. Her üç pozda da yüzü oluşturan üçgen sayısı eşittir, çünkü yüz üzerindeki önemli noktaların sayısı sabittir. Pozdaki değişimle üçgenler ölçek ve şekil değiştirmekte ve buna bağlı olarak dokuyu oluşturan beneklerde enterpolasyon yöntemi ile değişmektedir. Her bir pozdaki doku bilgisi alınıp referans bir yüze, örneğin; tam karşıdan bakan yüze ait tel-örgünün üzerine yeniden kurulursa yaklaşık olarak benzer ve tam karşıdan bakan bir

yüz görüntüsü oluşturduğu görülecektir. Bunun anlamı iki boyutlu bir yüz görüntüsü üzerinde şekil deformasyonu yapılarak farklı pozlar elde edilebileceğidir.



Şekil.2 Yüz poz değişimi: a)Yüz dokusu, b)Yüz önemli noktaları üzerine çizilen tel-örgü üçgenleri.

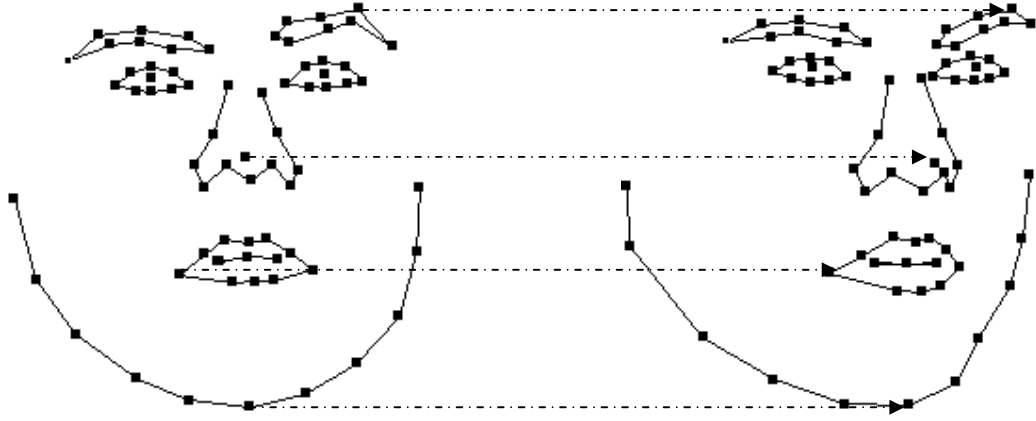
2B görüntülerden doğrusal bükme ve hizalama yardımıyla yüz poz doğrultmaktaki birincil amacımız, yüz saptama aşamasında önemli noktaları belirli bir doğrulukla bulunan yüzlerden tanıma amaçlı öznitelikler çıkartmadan önce kurulan poz deformasyon modeli yardımıyla eğitim kümesindeki bakış açısına yüzü doğrultmaktır. Bu işlemi ön-işlem olarak kabul edebiliriz. Eğitim kümesindeki yüksek karşıtlığa sahip görüntüler kullanılarak kurulan yüz uzayına, test görüntüsü olarak aynı özelliklere sahip, fakat düşük karşıtlığa sahip bir yüz iz-düşürüldüğünde, modelimiz doğru olmasına rağmen tamamen hatalı öznitelikler elde ederiz. Bu problemin çözümünde yapılması gereken yüz uzayına iz-düşürülecek görüntülerin mümkün olduğunca eğitim kümesindeki yüzlere benzer hale getirmektir. Aynı şekilde sadece karşıdan bakan yüzlerden oluşturulmuş yüz uzayına, farklı pozdaki bir yüz iz-düşürülüp, elde edilen öznitelik vektörlerle yüzü geri-çattığımızda tümüyle hatalı bir yüz elde edilecektir.



Şekil.3 Farklı pozlardaki yüzlerden doğrusal bükme yöntemiyle tam karşından bakan yüzlerin elde edilmesi: a) Farklı pozlardaki yüz görüntüsü, b) Doğrusal bükme ile doğrultulmuş yüz görüntüsü.

Bu problemin çözümü için akla gelen ilk çözüm yüzdeki önemli iki noktaya göre (örn: göz bebekleri) tüm görüntülerin hizalanması olabilir. Fakat bu tür bir hizalama kesilen yüzdeki yer değiştirme durumlarını çözmek dışında bir işe yaramayacağı açıktır. Çünkü poz değişimi çok daha karmaşık bir dönüşüme karşılık gelmektedir. Özellikle düzlem dışı ve düzlem içi dönmelerde, ± 20 derece'den büyük poz değişimleri olduğunda, yüzdeki karşından bakan yüze göre bozulma çok daha büyük olmaktadır. Bu yüzden, yüz önemli noktaları saptandıktan sonra poz doğrultma işlemi bir ön-işlem olarak kullanılabilir.

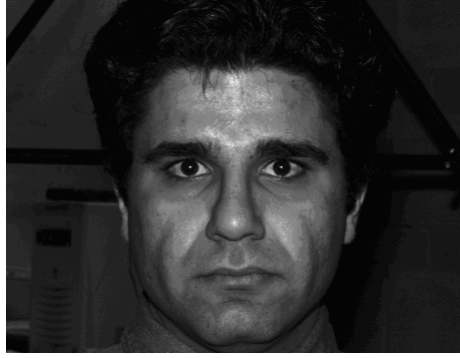
Şekil.3'te farklı pozlardaki yüzlerin karşından bakan hale dönüştürülmüş halleri gösterilmektedir. Şekil.3'te gösterilen yüzlerde bazı gerçek dışı deformasyonlar görülmektedir. Bunun nedeni gerçek poz şeklini oluşturan noktaların belirlenmesindeki hatadır. Kullanılan nokta sayısı, doku üzerinde kurulan üçgen sayısının az veya çok olmasını etkilediği için sentezlenen görüntülerin kalitesinde nokta sayısı da etkilidir. Detaylandırılması istenilen yerlerde çok daha fazla nokta kullanılırsa poz sentezleme sonucu gerçek görüntüye yaklaşıacaktır.



Şekil.4 Yüz poz değişimi. a) Yüz dokusu, b) Yüz önemli noktaları üzerine çizilen tel-örgü üçgenleri.

Şekil 3'teki doğrultulmuş yüzler dikkatle incelendiğinde farklı pozlardaki yüzlerin karşıdan bakan bir hale dönüştürüldüğü görülecektir. Fakat özellikle gözlerdeki bakış yönünün eski pozdan izler taşıdığı görülmektedir. Bunun nedeni yukarıda bahsettiğimiz detaylandırma işleminin gözler için yeterince yapılmadığıdır. Göz bebekleri için yüz şekil bilgisinde sadece bir nokta koyulmuştur. Göz bebekleri için daha fazla nokta kullanılırsa gözü temsil eden üçgen sayısı artacağı için bozulma yeteneği çok daha artabilecektir. Böylece gözlerdeki doğrultma başarısı artacaktır.

Şekil.4'te yaklaşık olarak karşıdan bakan (+5 derece) bir yüze ait önemli noktalar ve aynı yüze ait farklı bir poz için (+45 derece) yüz önemli noktaları görülmektedir. Yüzdeki önemli noktaların poz değişimi ile nasıl bir değişim gösterdiği, her bir noktanın hareket vektörleri çıkartılarak bulunabilir. Hareket vektörleri hesaplanırken aynı kişinin yüz şekil ölçeği dikkate alınarak, bağıl hareket miktarı hesaplanmaktadır. Bu sayede yeni bir kişiye ait çok farklı bir yüz şekil verildiğinde, hesaplanan bağıl hareket miktarları kullanılarak, o yüz için poz sentezi yapılabilmektedir.

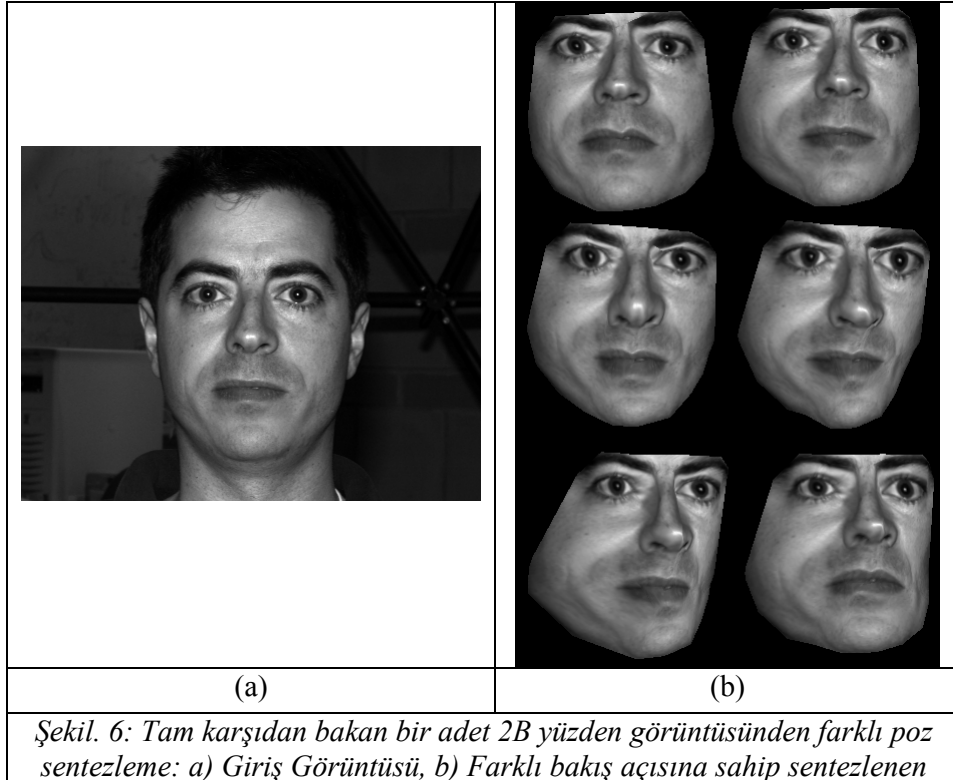


(a)

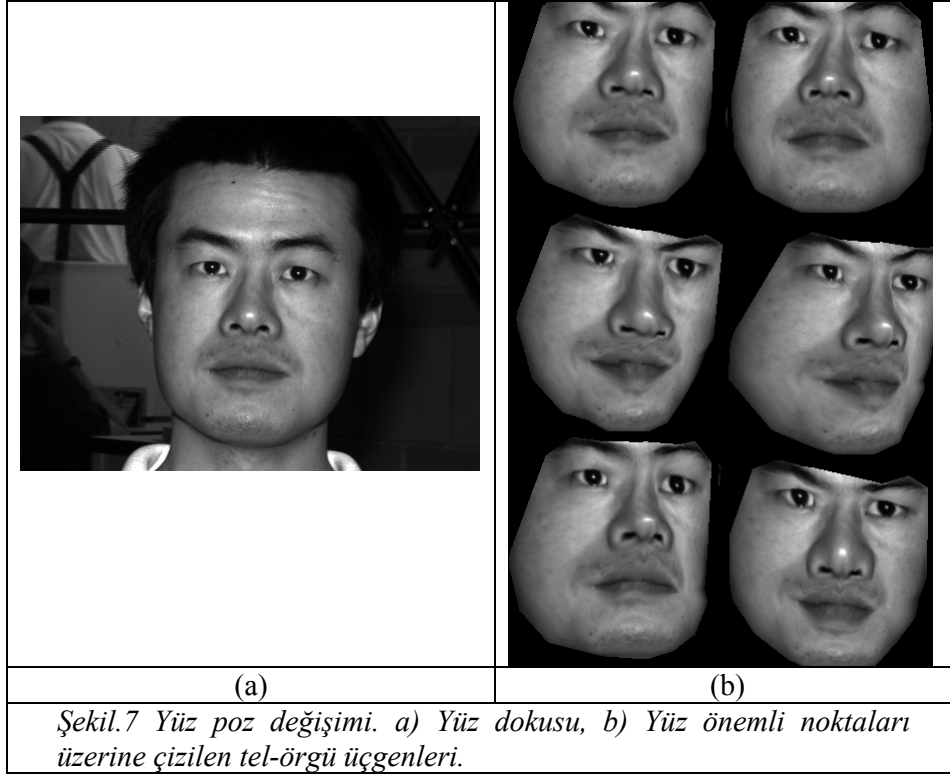


(b)

Şekil.5 Tam karşıdan bakan bir adet 2B yüzden görüntüsünden farklı poz sentezleme: a) Giriş Görüntüsü, b) Farklı bakış açısına sahip sentezlenen poz görüntüleri.



poz görüntüleri.



4.7.1 Kaynakça

1. Blanz, V., Vetter, T., "Face Recognition Based on Fitting a 3D Morphable Model," IEEE TPAMI, Vol.25, No.9, pp.1063-1074, 2003.
2. Blanz, V., Grother, P., Phillips, P.J., Vetter, T., "Face Recognition Based on Frontal Views generated from Non-Frontal Images," CVPR, 2005.
3. Vetter, T., Poggio, T., "linear object classes and Image Synthesis From a Single Example Image," IEEE TPAMI, Vol.19, No.7, pp.733-742, 1997.

GENEL DEĞERLENDİRME

Bu projede, Video kamera ile elde edilen 2-Boyutlu yüzlerin tanınması konusu üzerinde çalışılmıştır. Proje kapsamında geliştirilen yazılımın çerçevesi oluşturulduktan sonra, bir yüz tanıma sisteminin tüm bileşenleri gerçekleştirilerek biraraya getirilmiştir. Buna paralel olarak yüz tanımanın değişik problemlerini çözmeye yönelik özgün yöntemlerin geliştirilmesi için çalışılmıştır.

Projede öncelikle literatür çalışması yapılarak yüz tanıma konusunda yapılan çalışmalar incelenmiş ve izlenecek yaklaşım belirlenmiştir. Raporun 2. Bölümünde, kullanılan temel yaklaşımlar ele alınarak özetlenmiş, yaygın olarak kullanılan Temel Bileşenler analizi, Fisher Doğrusal Ayırtaç Analizi gibi yöntemlere ek olarak daha yüksek başarıma sahip oldukları gösterilen Doğrudan Doğrusal Ayırtaç Analizi, Sıfır Uzay Temelli Doğrusal Ayrışım Analizi incelenmiş, gerçekleştirilmiş ve özellikle En Yakın Komşu Ayırtaç Analizi ayrıntılı incelenerek, bazı iyileştirmeler yapılarak kullanılmıştır. Ayrıca yöntem en yakın komşu yerine k adet en yakın komşu kullanılacak şekilde değiştirilmiştir.

Yüz tanıma probleminin önemli sorunlarından biri olan aydınlatma değişimlerinin etkisini azaltmak amacıyla, blok temelli histogram denkleştirme ve değişken ışık dengeleme algoritmaları kullanılmış ve YaleB yüz veritabanında %99.5 oranında tanıma başarımları elde edilmiştir. Giriş görüntüsünde aydınlatma etkisinin giderilmesi amacıyla önerilen oran görüntüsü ve ardışık yöntem kullanılarak farklı noktalardan aydınlatılmış görüntülerin karşıdan aydınlatılmış görüntü haline dönüştürülmesi sağlanmıştır. Bu yöntemlerle de YaleB veritabanında %98.4'lük tanıma başarımları elde edilmiştir.

Geliştirilen yüz tanıma sisteminde kullanılmak amacıyla yüzleri saptama ve göz yerlerini saptama problemleri ele alınmış, bu konuda yaygın olarak kullanılan adaboosting yöntemine ek olarak 2002'de daha başarılı bir yöntem olarak önerilen floatboosting yöntemi kullanılarak yüz yeri bulunmuştur. Bu bağlamda pozitif yüz örneklerinden ve yüz olmayan örneklerden yararlanarak eğitilen sistem yüz yeri bulmada kullanılmıştır. Yine yüz görüntülerinin hizalanması için göz bebekleri, göz çevresinin şablonları kullanılarak saptanmıştır. Tüm yüzler gözbebekleri üstüste gelecek şekilde hizalanarak normalize edilmişlerdir. Çalışmada çerçeveler boyunca gözlerin izlenmesi gerçekleştirilerek, yüz yerinin bulunamadığı çerçevelerde de yüz tanıma yapılabilmesi sağlanmıştır. Geliştirilen prototip kapsamında kullanılan en yakın komşu doğrusal ayırtaç yönteminin başarımları değişik yüzveritabanlarında denenmiş ve PCA ve LDA'ye kıyasla daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Proje boyunca yoğun olarak üzerinde çalıştığımız ve en çok katkıda bulunduğumuz konu Aktif Görünüm Modeliyle ilgili sorunların çözümü konusunda olmuştur. Yüz görüntüsüne 2 boyutlu şekil ve doku modelinin uydurulmasını amaçlayan AGM özellikle aydınlanma değişimlerinden ve poz değişimlerinden olumsuz etkilenmektedir. Proje kapsamında AGM'nin bu sorunlarını çözmek amacıyla farklı yaklaşımlar geliştirilmiştir. Bu yöntemler raporun 4. Bölümünde özetlenmektedir. Bu amaçla önce bantlardan birinde, yüz bölgesinde ayırtaç saptayıcıyla elde edilen ayırtaçlar arasından

belirlenen seçkin ayrıtların kullanılması önerilmiştir. Ayrıtlara dayalı bu çalışma, amaca yönelik ayrıtların bulunması konusuna yönlendirmiş ve şekil bilgisine bağlı olarak ayrıtların seçilmesine olanak sağlayan gradyan tabanlı şekil belirteci özgün bir yöntem olarak geliştirilmiştir. Geliştirilen şekil belirtecinin ilgin (affine) dönüşümü altında da oldukça gürbüz olduğu gösterilmiştir.

Işık değişimlerine dayanıklı AGM yöntemi geliştirmek amacıyla histogram eşleme, ve oran görüntüleri AGM çerçevesi içinde kullanılarak daha yüksek başarıma sahip modellerin geliştirilmesi başarılmıştır. AGM çerçevesinde gerçekleştirilen önemli katkılardan biri de göz, burun ağız bileşenlerini ayrı ayrı modelleme dayanan, bileşen tabanlı AGM yaklaşımıdır. Bu sayede çok daha hassas yüz hizalama sonuçlarının elde edilebileceği gösterilmiştir.

Projede AGM tabanlı diğer özgün bir çalışma da Birleşik AGM modelinin oluşturulmasıdır. Bu modelde, klasik AGM’de kişinin kimliğini (identity) ve aydınlatma bilgisini birlikte barındıran doku bileşeni kimlik ve aydınlatma olarak ayrıştırılmış, şekil bileşeni ile birlikte kullanılarak kimlik, aydınlatma ve şekil bileşenlerinden oluşan birleşik AGM modeli önerilmiştir. Bu ayrıştırma sayesinde aydınlatma etkisi, şekil ve kimlik ayrı ayrı model parametreleriyle kontrol edilebilmektedir. Böylece model uydurma büyük ölçüde aydınlatma değişimlerinden bağımsız hale geldiği gibi, bir kişinin farklı yerlerden aydınlatılmış görüntüleri de, aydınlatmaya ilişkin model parametresini değiştirerek elde edilebilmektedir.

Projenin son bölümünde poz problemi ele alınmış, AGM çerçevesinde kişinin pozunun önceden belirlenmiş bir poza dönüştürülmesi (poz doğrultma) ve farklı pozlardaki görüntülerin oluşturulması (poz sentezleme) konuları üzerinde çalışılmıştır. Bu doğrultuda yapılan çalışmalar sonucunda, modeldeki noktaların eğrilip bükülmesiyle, ± 20 derece aralığıyla sınırlı olmak koşuluyla, farklı poz görüntüleri elde edilebilmiştir.

Sonuç olarak proje kapsamında yüz tanımanın çeşitli konularında özgün çalışmalar gerçekleştirilmiş, bunlar bilimsel konferans kitaplarında ve dergilerde yayınlanmış, ayrıca tüm bileşenleri bir araya getiren bir yüz tanıma sistemi geliştirilmiştir.

TÜBİTAK PROJE ÖZET BİLGİ FORMU

Proje No: EEEAG 104E121
Proje Başlığı: Çok Amaçlı Gürbüz Yüz Tanıma
Proje Yürütücüsü ve Araştırmacılar: Prof.Dr. Muhittin GÖKMEN (Yürütücü), Fatih KAHRAMAN, Dr. Binnur KURT, Abdulkerim ÇAPAR
Projenin Yürütüldüğü Kuruluş ve Adresi: İstanbul Teknik Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü,
Destekleyen Kuruluş(ların) Adı ve Adresi: -
Projenin Başlangıç ve Bitiş Tarihleri: 1-9-2005 ve 31-8-2007
Öz (en çok 70 kelime) <p>Bu projede, video görüntülerinden insan yüzlerinin tanınması üzerinde çalışılmıştır. Yüz tanımının önemli problemlerinden olan ışık kaynağı ve poz değişimlerinden etkilenmeyecek yöntemlerin geliştirilmesine çalışılmıştır. Bu bağlamda özellikle Aktif Görünüm Modeli (AGM) çerçevesinde karşılaşılan sorunların çözülmesi için özgün yöntemler geliştirilmiştir. Bu doğrultuda görüntüdeki seçkin ayrıtları 3 katmalı bir sistemin bir katmanı olarak kullanan bir yöntem geliştirilmiş, şekil bilgisine dayanarak ayrıtların seçilmesine olanak sağlayan gradient temelli bir şekil belirteci geliştirilmiştir. AGM çerçevesinde yapılan diğer çalışmalarda, kimlik, aydınlatma ve şekli ayrı ayrı kontrol edebilen birleşik AGM modeli önerilmiştir. Bu sayede model uydurma büyük ölçüde aydınlatma değişimlerinden bağımsız hale geldiği gibi, bir kişinin farklı yerlerden aydınlatılmış görüntüleri de, aydınlatmaya ilişkin model parametresini değiştirerek elde edilebilmektedir. Projede ayrıca tüm yüz tanıma modüllerini bir araya getiren bir prototip geliştirilmiştir.</p>
Anahtar Kelimeler: Yüz Tanıma, Biyometri, Aktif Görünüm Modeli, Görüntü İşleme, Video İşleme,
Projeden Yapılan Yayınlar: <ol style="list-style-type: none">1. Fatih Kahraman , Muhittin Gökmen, Işıktan Bağımsız ve Bileşen Temelli Yüz Hizalama Yaklaşımı, 14th IEEE Turkish Conference on Signal Processing and Its Applications, SIU'20062. Fatih Kahraman , Binnur Kurt, Muhittin Gökmen, Seçkin Ayrıtlar Kullanılarak Üç-Bant Modelleme ile Yüz Hizalama, 14th IEEE Turkish Conference on Signal Processing and Its Applications, SIU'2006.3. Fatih Kahraman, Muhittin Gokmen, Illumination Invariant Face Alignment Using Multi-Band Active Appearance Model, First International Conference on Pattern Recognition and Machine Intelligence (PREMI 2005), Kalkota,India, December, 2005.4. Muhittin Gokmen, Fatih Kahraman, Binnur Kurt, Face Alignment & Recognition Using Prominent Facial Edges, BioSec 4th Workshop (Biometrics in a global environment), November 28th and

- 29th, 2005, Brussels, Belgium.(Poster)
5. Binnur Kurt, A. Şima Etaner-Uyar, Tuğba Akbal, Nildem Demir, Alp Emre Kanlikilicer, Merve Can Kuş, and Fatma Hülya Ulu, "*Active Appearance Model-based Facial Composite Generation with Interactive Nature-Inspired Heuristics*," Lecture Notes in Computer Science, International Workshop on Multimedia Content Representation, Classification and Security, pp. 183-190, 2006.
 6. Abdulkerim Çapar, Binnur Kurt, Muhittin Gökmen, "*Affine-Invariant Gradient Based Shape Descriptor*," Lecture Notes in Computer Science, International Workshop on Multimedia Content Representation, Classification and Security, pp. 514-521, 2006.
 7. Fatih Kahraman, Muhittin Gökmen, "Illumination Invariant Three-Stage Approach For Face Alignment", accepted to 13th International Conference on Image Processing (ICIP 2006), 08-11 October, 2006, Atlanta, USA.
 8. Fatih Kahraman, Mikkel B. Stegmann, "Towards Illumination-invariant Localization of Faces using Active Appearance Models", 7. IEEE Nordic Signal Processing Conference (NORSIG 2006), 07-09 June, 2006, Reykjavik, Iceland.
 9. Fatih Kahraman, Florin S. Telcean, "Illumination Invariant Face Alignment", DTU Informatics and Mathematical Modelling VisionDays, 31-02 June, 2006, Denmark. (SONY Best Student Poster Award) , Supervisor: Prof. Dr. Muhittin Gökmen
 10. E Vuçini, M Gökmen, E Gröller, Face Recognition under Varying Illumination, Proc.of the 15th International Conference in Central Europe on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision (WSCG'2007), University of West Bohemia, Plzen, Campus Bory, January 29 – February 1, 2007 pp.57-64.
 11. Abdulkerim Çapar, Binnur Kurt, Muhittin Gökmen, "Gradient Based Shape Descriptors," Machine Vision and Applications, An International Journal, Springer, (accepted for publication)
 12. F. Kahraman, M. Gokmen, S. Darkner, R. Larsen, An Active Illumination and Appearance (AIA) Model for Face Alignment, IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2007), IEEE Computer Society Workshop on Biometrics, Minneapolis, Minnesota, USA, 2007.
 13. F. Kahraman, B. Kurt, M. Gokmen, Robust Face Alignment For Illumination and Pose Invariant Face Recognition, IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2007), IEEE Computer Society Workshop on Biometrics, Minneapolis, Minnesota, USA, 2007.