

**T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

ÖLÇEK ve POZDAN BAĞIMSIZ YÜZ TANIMA

ALİ YAMUÇ

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRONİK VE HABERLEŞME MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
HABERLEŞME PROGRAMI**

**DANIŞMAN
DOÇ. DR. ABDULLAH BAL**

İSTANBUL, 2013

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ÖLÇEK ve POZDAN BAĞIMSIZ YÜZ TANIMA

Ali YAMUÇ tarafından hazırlanan tez çalışması 22.01.2013 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

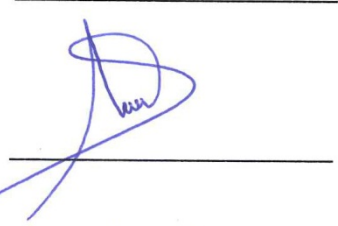
Doç. Dr. Abdullah BAL
Yıldız Teknik Üniversitesi



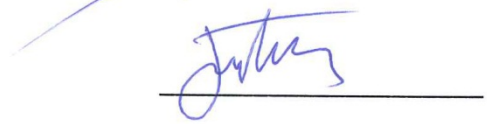
Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Abdullah BAL
Yıldız Teknik Üniversitesi

Prof. Dr. Ahmet SERTBAŞ
İstanbul Üniversitesi



Yrd. Doç. Dr. Fethullah KARABİBER
Yıldız Teknik Üniversitesi



ÖNSÖZ

Öncelikle, bilgisayarla görü alanıyla tanışmamı sağlayan ve çalışmalarımın her aşamasında ilgi ve tecrübesini yanımda hissettiğim tez danışmanım Doç. Dr. Abdullah Bal'a değerli katkılarından ve desteklerinden dolayı şükranlarımı sunuyorum.

Aralarına katıldığım andan itibaren gösterdikleri sıcak ilgi ve sağladıkları uygun çalışma ortamı nedeniyle Yıldız Teknik Üniversitesi ve özellikle Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü ailesine de teşekkürlerimi sunuyorum.

Bununla birlikte, kendileri ile çalışmaktan büyük zevk aldığım ve ihtiyacım olan her anda yardımlarını alabildiğim, Yıldız Teknik Üniversitesi Enformatik Bölümü ve TÜBİTAK'ta görev yapan çalışma arkadaşlarıma katkılarından dolayı teşekkür ediyorum.

Son olarak, bu konuma gelebilmemde en büyük emeğe sahip ve üzerimden desteklerini hiçbir zaman esirgemeyen aileme ve karşılaştığım zorluklara karşı her zaman yanımda olan sevgili eşime teşekkür ediyorum.

Ocak, 2013

Ali YAMUÇ

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
SİMGE LİSTESİ	iv
KISALTMA LİSTESİ	v
ŞEKİL LİSTESİ.....	vi
ÇİZELGE LİSTESİ	ix
ÖZET	x
ABSTRACT	xii
BÖLÜM 1	
GİRİŞ.....	1
1.1 Literatür Özeti	1
1.2 Tezin Amacı	15
1.3 Hipotez	15
BÖLÜM 2	
KISITLI YEREL MODELLER	16
2.1 Giriş	16
2.2 Kısıtlı Yerel Modeller Algoritması.....	21
2.2.1 Tam Kapsamlı Yerel Arama	23
2.2.2 Optimizasyon	24
2.2.3 Altuzay Kısıtlı Ortalama-Kaymalar	24
BÖLÜM 3	
BİLEŞEN-TABANLI YÜZ TANIMA	28
3.1 Bileşen-Tabanlı Yaklaşım	28
3.1.1 Bileşenlerin Tespiti.....	28
3.2 Gabor Dalgacıkları	29
3.3 Yerel İkili Örüntüler	33
BÖLÜM 4	
DENEYSEL ÇALIŞMALAR	36

4.1	Metodoloji.....	36
4.2	Yüz Veritabanları	41
4.2.1	IMM Yüz Veritabanı	41
4.2.2	AR Yüz Veritabanı.....	44
4.2.3	FG-NET Yüz Yaşlanma Veritabanı.....	46
4.2.4	Caltech Yüz Veritabanı	48
4.2.5	MUCT Yüz Veritabanı	50
BÖLÜM 5		
SONUÇ VE ÖNERİLER		58
KAYNAKLAR.....		60
ÖZGEÇMİŞ.....		66

SİMGE LİSTESİ

P_s	Ortogonal eşleşme matrisi
b_s	Projeksiyon vektörü
x_i	i 'ninci nirengi noktasının 2B lokasyonunu
p	NDM'nin parametreleri
s	Global ölçek
R	Rotasyon
t	Yer değiştirme
q	Gevşek parametreler
l_i	i 'ninci nirenginin doğru bir şekilde hizalanıp hizalanmadığını gösteren ayrık rastgele değişken
I	Resim
x	Resimdeki 2B'li bir lokasyon
C_i	Lineer sınıflandırıcı
$a_{\mu_i}^i$	Normalize edilmiş gerçek detektör cevabı
τ	İteratif süreçteki zaman adımları
J	Jacobian matrisi
x^c	Hesaplanan mevcut şekil
$J^\dagger$	Jacobian matrisinin sözde-tersi

KISALTMA LİSTESİ

2B	2 Boyutlu
2D	2 Dimension
YİÖ	Yerel İkili Örüntüler
LBP	Local Binary Patterns
TBA	Temel Bileşen Analizi
PCA	Principle Component Analysis
3B	3 Boyutlu
ASM	Aktif Şekil Modeli
AGM	Aktif Görünüm Modeli
KYM	Kısıtlı Yerel Modeller
NDM	Nokta Dağılım Modeli
LLR	Lineer Lojistik Regresördür
ÇYK	Çekirdek Yoğunluk Kestirimi
EDGE	Elastik Demet Graf Eşleştirme
DVM	Destek Vektör Makineleri

ŞEKİL LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 1. 1	Yüz tanıma sistemi adımları..... 3
Şekil 1. 2	Üç boyutlu ve iki boyutlu yüz resimleri, a) İnsan kafası hareket türleri [11], b) İnsan kafası hareketlerinin iki boyutlu projeksiyonu [12] 5
Şekil 1. 3	Farklı ölçeklerdeki Michael Emerson resimleri [14] 7
Şekil 1. 4	Farklı aydınlatmalar altında alınmış aynı yüzün farklı resimleri [15]..... 7
Şekil 1. 5	Yüz ifade değişimleri [19] 8
Şekil 1. 6	AR veritabanından engelli yüz resimleri [20]..... 9
Şekil 1. 7	Albert Einstein'ın yüz yaşlanması [21]..... 9
Şekil 1. 8	Kanade'nin [26] yüzdeki nirengi noktalarının geometrisine dayalı yüz tanıma çalışması 10
Şekil 1. 9	Brunelli'nin [27] kullandığı nirengi noktaları ve geometrilerinden elde edilen öznitelikler 11
Şekil 1. 10	Yuille'nin biçim değiştiren şablon çalışmasında modellediği parametrik göz şablonu [38] 13
Şekil 1. 11	Aktif Görünüm Modeli arama prosedürü [39] 14
Şekil 1. 12	YKM yüz modeli için şekil ve doku varyasyonlarının birleşik TBA modları [42]..... 15
Şekil 2. 1	AGM kullanarak modelin resimlere uydurulması, a) başarısız model uydurulması b) başarılı model uydurulması 18
Şekil 2. 2	AGM modelinin eğitim kümesinde olmayan kişinin yüz resmine uydurulması, a) AGM'nin eğitim setindeki yüz resimleri [47], b) AGM modelinin değişik modlardaki sentetik yüz resimleri, c) AGM modelinin yüz resimlerine uydurulması 19
Şekil 2. 3	AGM modelinin yüz uzayında olan bir kişinin farklı koşullarda alınmış bir yüz resmine uydurulması, a) AGM'nin eğitim setinde olan yüz resimleri, b) AGM modelinin çeşitli modlardaki sentetik yüz resimleri, c) AGM modelinin yüz resimlerine uydurulması 20

Şekil 2. 4	Sadece 2 resim ile elde edilen AGM'nin eğitim kümesinde olan bir kişinin farklı koşullarda alınmış yüz resmine uydurulması	21
Şekil 2. 5	Rezistor şekillerinin hizalanması ve Nokta Dağılım Modeli'nin elde edilmesinin bir görselidir [36].....	22
Şekil 2. 7	Kısıtlı Yerel Modellerin Temel Parçaları.....	23
Şekil 3. 1	Heisele'nin [50] yüz tanıma kullandığı yüz bileşenleri	29
Şekil 3. 2	Soldaki Gabor Dalgacıklarının bir birliğini, sağdaki uzamsal frekans düzlemini gösterir [57]	31
Şekil 3. 3	5 uzamsal frekans ve 8 oryantasyona karşılık gelen Gabor filtreleri.....	32
Şekil 3. 4	Yüz resminin gabor filtre cevapları [57], a) Orjinal resim b) gabor filtre cevapları.....	32
Şekil 3. 5	Temel YİÖ operatörü	33
Şekil 3. 6	(8,2)'lik dairesel komşuluk. Örnekleme noktaları bir pikselin merkezinde olmadığı zaman piksel değerleri bilineer interpolasyona tabi tutulur.	34
Şekil 3. 7	Değişik konfigürasyonlardaki YİÖ operatörleri sırasıyla (2,1), (8,1), (12,2.5), (16.4) [63]	34
Şekil 3. 8	1. Yüzün sisteme kayıt edildiği varsayılıyor. 2. İmaj yerel bölgelere bölünüyor. 3. YİÖ histogramı her bölgeden ayrı ayrı elde ediliyor. 4. Histogramlar birleştiriliyor 5. Birleştirilmiş histogramlar öznitelik vektör olarak yüz tanıma kullanılıyor. [64]	35
Şekil 4. 1	Viola-Jones ile yüz tespiti [66]	37
Şekil 4. 2	KYM'nin bir yüz resmine uydurulması.....	38
Şekil 4. 3	Önce Viola-Jones yüz tespiti ve ardından KYM ile edilen nirengi noktalarının elde edilmesi ve bu nirengi noktalarına dayanarak yüz bileşenlerinin tespiti [66].....	39
Şekil 4. 4	IMM veritabanından bazı yüz resimleri.....	42
Şekil 4. 5	IMM veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları.....	43
Şekil 4. 6	AR veritabanından bazı yüz resimleri	44
Şekil 4. 7	AR veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları	45
Şekil 4. 8	FG-NET veritabanından bazı yüz resimleri.....	46
Şekil 4. 9	FG-NET veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları.....	47
Şekil 4. 10	Caltech veritabanından bazı yüz resimleri.....	48
Şekil 4. 11	Caltech veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları.....	49
Şekil 4. 12	Beş kamera konumu ve kişilerin yüzü ile ilişkisi	50
Şekil 4. 13	MUCT veritabanından bazı yüz resimleri.....	51
Şekil 4. 14	MUCT - a veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları.....	52
Şekil 4. 15	MUCT - b veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları	53

Şekil 4. 16	MUCT - c veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları.....	54
Şekil 4. 17	MUCT - d veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları	55
Şekil 4. 18	MUCT - e veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları	56

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 4. 1 IMM veritabanındaki her bir kişi için alınan yüz resimlerindeki çeşitlilik.. 41

ÖLÇEK ve POZDAN BAĞIMSIZ YÜZ TANIMA

Ali YAMUÇ

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Abdullah BAL

Yüz tanıma, günümüzde oldukça ilgi çeken, ticari ve adli uygulamaları her geçen gün derinleşen ve artan, aktif bir araştırma konusudur. Görüntüleme teknolojilerinin gelişmesi ve yaygınlaşması ile çokça elde edilen 2B'li yüz resimleri üzerinde, özellikle de gerçek koşullarda alınan yüz resimlerindeki yüz tanıma çok ciddi zorluklar vardır. Bu zorluklar temel olarak ölçek, poz, aydınlatma, yüz ifadesindeki varyasyonlar, engeller ve yaşlanmadır. Bu tez çalışmasında özellikle ölçek ve poz zorluklarına karşı gürbüz, gerçek-zamanlı çalışabilen ve tam otomatik bir yüz tanıma sistemi önerisi getirilmiştir.

Yüz tanıma için ilk adım olan yüz tespiti için bilindik Viola-Jones yöntemi kullanılmıştır. Yüz tespitinden sonra bu tez çalışmasının temel ilgi alanlarından ölçek ve poz değişimlerinden kaynaklanan zorluklara çözüm bulmak için yüz hizalama adımı eklenmiştir. Yüz hizalaması için, son yıllarda başarıyla oldukça dikkat çeken ve gerçek-zamanlı olarak çalışabilen Kısıtlı Yerel Modeller kullanılmıştır. Hizalanan yüz resimleri üzerinden bileşen-tabanlı ve bütüncül-tabanlı olarak öznitelikler çıkarılmıştır. Öznitelik çıkarımı için Gabor Dalgacıkları ve Yerel İkili Örüntüler (YİÖ) kullanılmıştır. Elde edilen öznitelikler doğrudan veya Temel Bileşen Analizi (TBA) ile boyut indirgenmiş olarak lineer Destek Vektör Makineleriyle sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma başarıları, 5-kere çapraz onaylama yöntemi ile değerlendirilmiştir.

Önerilen bu yöntem; IMM, AR, FG-NET, Caltech ve MUCT yüz veritabanları üzerinde uygulanmıştır. Deneysel çalışmaların sonuçları, öznitelik çıkarımı metodları bakımından Gabor Dalgacıkları veya YİÖ, genel yaklaşım bakımından bileşen-tabanlı veya bütüncül-

tabanlı ve özniteliklerin TBA ile boyut indirgenip indirgenmemesi bakımından kıyaslanmıştır.

Yapılan deneylerde elde edilen sonuçlara göre, bileşen-tabanlı yaklaşım ve Gabor Dalgacıkları ile çıkarılan özniteliklerin TBA ile boyut indirgenmesi ile elde edilen doğruluk oranları diğer konfigürasyonlara göre genellikle daha iyi sonuçlar vermiştir. Ayrıca sonuçlar literatürdeki mevcut çalışmaların sonuçlarına göre de kıyaslandığında önerilen yöntemin başarısı görülmüştür.

Son olarak, önerilen bu yöntemin, gerçek yaşamdan kolayca elde edilen, ölçek ve poz varyasyonlarına sahip 2B'li yüz resimlerinde, yüksek doğruluk oranları ile amacına oldukça uygun olduğu sonucuna varılmıştır

Anahtar Kelimeler: Yüz Tanıma, Kısıtlı Yerel Modeller, Gabor Dalgacıkları, Yerel İkili Örüntüler, Destek Vektör Makineleri

SCALE and POSE INVARIANT FACE RECOGNITION

Ali YAMUÇ

Department of Electronics and Communications Engineering

MSc. Thesis

Advisor: Assoc. Dr. Abdullah BAL

Face recognition is an active research area which is quite attractive nowadays and has commercial and law-enforcement applications have been deepened and become widespread day by day. Through the advances in imaging technology and its widespread usage, there exist many challenging issues seen on 2D face images especially on which have been taken in real world conditions. These challenges are basically based on scale, pose, illumination, face expression variations, occlusion and aging. In this thesis work, a face recognition system which is robust against especially scale and pose challenges and also executable as real-time and full-automatic has been proposed.

For face detection, which is first step of face recognition, conventional Viola-Jones method has been incorporated. After face detection step, in order to cope with challenges due to scale and pose variations, which are fundamental concerns of this thesis work, face alignment step has been added. In order to align face images, Constrained Local Models which is remarkable with its success in last years and executable as real-time, has been used. Features have been extracted from aligned face images as component-based and holistic based. In order to extract features, Gabor Wavelets and Local Binary Patterns (LBP) have been employed. Extracted features has been classified by linear Support Vector Machines directly or in a dimension reduced by Principle Component Analysis way. Success of classification has been evaluated by 5-fold cross validation.

The proposed method has been applied on IMM, AR, FG-NET, Caltech and MUCT face databases. Results of experimental works have been compared with regards to feature extraction methods, which are Gabor Wavelets or LBP, general approaches are component-based or holistic-based and whether dimension is reduced by PCA.

According to the results obtained from experimental works, component-based approach, extracted features via Gabor Wavelets and dimension reduced by PCA produces more accuracy rates generally in comparison to other configurations. In addition, when the result has been also compared to current works in literature, success of the proposed method can be seen.

Finally, it has been concluded that the proposed method fits its purpose very well with the high accuracy rates on 2D face images which are acquired easily from real world with scale and pose variations.

Key words: Face Recognition, Constrained Local Models, Gabor Waveletes, Local Binary Patterns, Support Vector Machines

1.1 Literatür Özeti

Yüz tanıma, son yıllarda oldukça ilgi çeken, aktif bir araştırma alanıdır. Bu ilginin en önemli motivasyonlarından biri insanın günlük yaşamında doğal olarak yaptığı inanılmaz yüz tanıma kabiliyetini çözümüleme ve bu yeteneği makineye de kazandırma tutkusudur. Bilimsel araştırma merakının yanı sıra yüz tanıma; gözetim, güvenlik, haberleşme ve insan-bilgisayar etkileşimleri gibi pek çok ticari ve adli uygulama alanlarına sahiptir ve bu uygulama alanları her geçen gün derinleşmekte ve artmaktadır.

Günümüzde varlıklarımızın güvenliğini sağlayacak ve kimlik bilgilerimizi kaybetmeden mahremiyetimizi koruyacak güçlü sistemlere ihtiyaç vardır. Mesela ATM’den para çekerken PIN koduna, bilgisayarda oturum açmak için veya internette açtığımız pek çok oturum için parolaya ihtiyaç duyarız. Yüz tanıma teknolojileriyle, kimlik doğrulama ve insan bilgisayar etkileşimi daha kullanıcı dostu ve güvenilir olabilir. Parmak izi analizi ve retinal tarama gibi diğer pek çok biometrik kimlik tanımlama yöntemleri, katılımcıların dayanışması üzerine kuruluyken, yüz resimlerine dayanan kimlik tanımlama sistemi katılımcıların dayanışmasını ve bilgisinin gerektirmeden de çoğu zaman efektif bir şekilde çalışır [1].

Yüz tanıma, insanlar için bir rutin işlemdir ve insan algı sisteminin önemli bir yeteneğidir. Yapılan deneyler [2] gösteriyor ki, 1 ila 3 günlük arasındaki bebekler bile bildiği yüzler arasında ayrım yapabilmektedirler. İnsanlar için oldukça kolay olan bu kabiliyeti, makinelere kazandırmak ne kadar zor olabilir ki? Göz, burun, ağız gibi iç özellikler veya kafa şekli, saç çizgisi gibi dış özellikler başarılı bir yüz tanıma için

kullanılabilir mi? Biz bir resmi nasıl analiz ederiz ve beynimiz bu resmi nasıl kodlar? David Hubel ve Torsten Wiesel çalışmalarında gösterdi ki, beynimiz çizgiler, kenarlar, açılar veya hareket gibi bir sahnenin spesifik yerel özelliklerine yanıt veren özelleşmiş sinir hücrelerine sahiptir. Dünyayı dağınık parçacıklar olarak görmediğimize göre, görsel korteksimiz farklı bilgi kaynaklarını kullanışlı örüntülere bir şekilde birleştiriyor olmalı. Yüz tanıma üzerindeki araştırmaların odağında, insan algı sisteminden ilham alarak makineler otomatik yüz tanıma yeteneği kazandırma isteği yer almaktadır.

Makine için otomatik yüz tanıma problemi, verilen resimlerden veya video görüntülerinden bir veya daha fazla kişiyi yüz veritabanını kullanarak tanıma ve doğrulama problemi olarak tanımlanabilir. Bunun için yüzü temsil ve karakterize eden öznitelikler ilk önce çıkartılmalı ve ondan sonra veritabanında eşleştirilmelidir. Yüz tanıma genel olarak iki ana senaryo içerir:

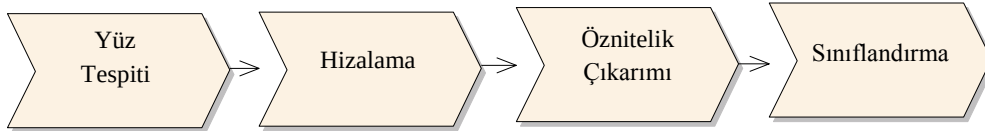
1. Kimlik Doğrulama

2. Tanıma

Her iki senaryoda da ilk önce, kime ait olduğu bilinen yüz resimleri sisteme kayıt olunur. Sistem veritabanında kayıtlı olan kişiler ve onların yüz resimleri “galeri” olarak adlandırılır. Sistem veritabanında galerideki kişilerin yüz resimlerinin öznitelikleri saklanır. “İnceleme resmi” olarak adlandırılan yeni yüz resim girdisi, sisteme verildikten sonra, galeri’deki yüz resimlerinin veritabanında saklı öznitelikleriyle olan belli benzerlik ölçütlerine dayanarak eşleştirme yapılır [3] [4].

Doğrulama bire-bir eşleştirme problemidir ve bu senaryoda inceleme resmi ile aynı olduğu iddia edilen galerideki bir kişi öznitelikler bakımından kıyaslanır. Eğer eşleştirme sonuç değeri belli bir eşik değerini aşarsa, iddia edilen kimlik bilgisi doğrulanır, aşmazsa eşleştirme reddedilir. Tanıma ise bire-çok eşleştirme problemidir ve bu senaryoda inceleme resmi galerideki tüm kişiler ile öznitelikleri bakımından kıyaslanırlar. Kıyaslama sonucuna göre, yüz tanıma sistemi en çok benzerlik değerinden en aza doğru galerideki kişileri çıktı olarak döndürür. Bu benzerlik sonuçları belli bir eşik değerinden geçirilerek, inceleme resminin galeride tanımlanmış bir kişi olup olmadığı ortaya konur. Eğer inceleme resmi hiçbir kişi ile eşleşmediyse sisteme bilinmeyen yeni bir kişi olarak kaydedilebilir.

Yüz tanıma problemi, belli başlı adımlara bölmek gerekirse 4 temel adıma parçalanabilir (Şekil 1.1) Yüz tanımadaki ilk adım, resimlerden veya video görüntülerinden yüzü tespit etmektir. Günümüzde gelişmiş algoritmalar karmaşık ortamlarda bile yüzü ve pozunu tatmin edici ölçülerde tespit edebilmektedirler [5], [6], [7], [8]. Bu algoritmalarından, Viola-Jones yöntemi gerçek-zamanlı çalışabilirliği ve açık-kaynak gerçekleştirmelerinin kolay bulunabilirliği dolayısıyla oldukça popülerdir.



Şekil 1. 1 Yüz tanıma sistemi adımları

Yüz tanımadaki en önemli adımlardan biri olan öznitelik adımından önce yüz hizalama adımı da eklenebilmektedir. Yüz hizalama adımı, özellikle gerçek yaşamdan alınan yüz resimleri üzerinden daha gürbüz bir şekilde özniteliklerin elde edilebilmesi için oldukça önemlidir. Yüz hizalamanın başarısı, poz, ölçek, aydınlatma, engel gibi pek çok faktörden olumsuz etkilenen yüz tanımanın başarısını önemli ölçüde arttırmaktadır.

Yüz hizalamadan sonraki adım, öznitelik çıkarımıdır. Öznitelik çıkarımında, yüzü en iyi şekilde temsil ve karakterize edecek bilgilerin elde edilmesi amaçlanmaktadır. Elde edilen öznitelikler bir sınıflandırıcıya sokularak elde edilen skorlar ile yüz tanıma sisteminin tüm adımları tamamlanmış olmaktadır.

Yüz tanıma haiz olduğu öneminden dolayı çok ciddi bir literatüre sahiptir. Pek çok bilim dalında ilgi çekici bir araştırma konusu olduğu için, uygulanan yöntemler de oldukça çeşitlidir. Bu yüzden yöntemlerin sınıflandırılması oldukça zordur. Fakat kabaca şöyle bir kategorizasyon yapılabilir:

- 1. Nirengi-tabanlı Yöntemler:** Nirengi-tabanlı yöntemler yüz tanıma problemine uygulanan ilk yaklaşımlardır. Ağız, burun, göz gibi yüz kısımlarındaki belli nirengi noktalarının geometrik ilişkilerine dayanmaktadır.
- 2. Görünüm-tabanlı Yöntemler:** Bu yöntemlerdeki amaç, yüz resimlerinin girdi uzayından düşük-boyutlu öznitelik boyutuna eşleştirmek için bazı dönüşümler

bularak, daha geniş eğitim kümeleri aracılığıyla daha yüksek doğruluk değerleri elde etmeye çalışmaktır. En bilindik olanları: Özyüzler, Fisher-yüzler.

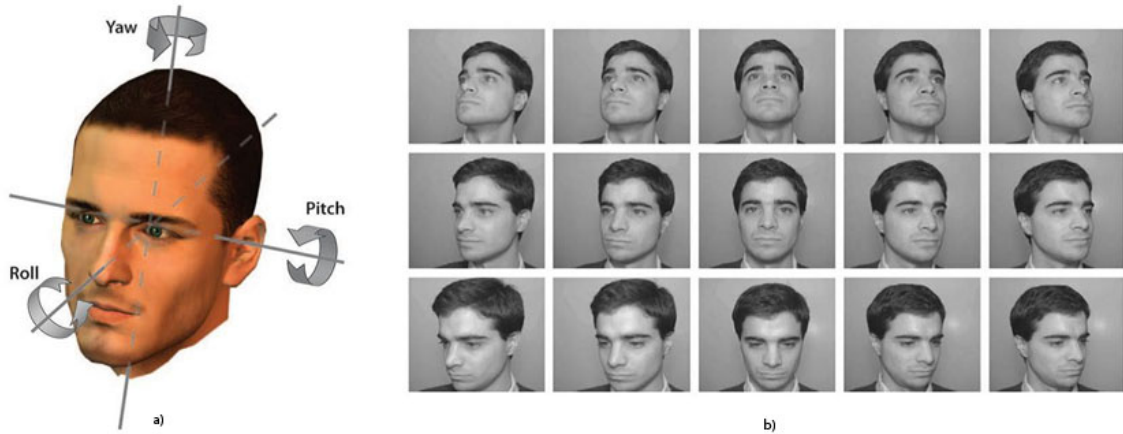
- 3. Model-tabanlı Yöntemler:** Model tabanlı yöntemler temel olarak üç ana adımdan oluşurlar, (a) Yüz yapısının bir modelinin tanımlanması, (b) Modelin verilen yüz resmine uydurulması, (c) Uydurulmuş modelin parametrelerini kullanarak öznitelik vektörünün oluşturulması. İnceleme yüz resminin özniteliklerinin, veritabanına kaydedilmiş öznitekliliklerle kıyaslanarak benzerliklerinin hesaplanması. En bilindik olanı Aktif Görünüm Modelleri [9].
- 4. Bütüncül (Holistic) Yöntemler:** Tüm yüz resmini yüz tanıma sistemine girdi olarak verildiği yöntemlerdir. Tanıma daha çok hizalama ve sınıflandırmadaki başarıya bağlıdır.
- 5. Bileşen-tabanlı Yöntemler:** Yüz resminden elde edilen nirengi noktalarına dayanarak; yüzdeki ağız, burun, gözler, yanaklar, alın, çene gibi bazı bileşenleri çıkartıp bunlar üzerinden öznitelik çıkartımı yaparak tanıma yapar.
- 6. 3-Boyutlu Yöntemler:** 3 boyutlu yöntemler, yüzün 3 boyutlu pozlarına dayanmaktadır. 3B tabanlı yöntemlerin doğası gereği hesaplanabilirliğindeki zaman tüketiciliği, bu tarz yöntemlerin kullanılmasını karmaşık yapmaktadır. En bilindik ve popüler olanı 3B Biçim Değiştiren (Morphable) Modeller'dir [10].
- 7. Video-tabanlı Yöntemler:** Video-tabanlı yöntemlerde, video'daki en iyi kareler yüz tanıma sistemini beslemek için seçilir. Video görüntüleriyle, hareket eden bir kişinin bölütlenmesi, kişinin hareketi bir ipucu olarak kullanarak daha kolay bir şekilde başarılabılır.
- 8. Hibrid Yöntemler:** Daha iyi performans elde etmek için yukarıdaki yöntemlerin bazılarının uygun bir kombinasyonudur. Mesela, görünüm ve nirengi tabanlı yöntemlerin bir kombinasyonu gibi.

3B yöntemlerde, görüntü alımı ve kayıtlanması için kullanıcı etkileşimi gerekir ve hesaplanabilirlik karmaşıklığı oldukça yüksektir. Video görüntülerinden elde edilen görüntüler ise genellikle küçük boyutlu ve düşük kalitededir. Kameraların yerden çok yüksek ve açıların ters olması dolayısıyla elde edilen yüz resimlerinde poz ve engel gibi çok ciddi sorunlar görülmektedir. Bundan dolayı, bu tez çalışmasında, kolay

bulunabilen 2B yüz resimleriyle gerçek-zamanlı çalışabilen, ölçek ve pozdan bağımsız gürbüz yüz tanıma yöntemleri üzerinde odaklanılmıştır. Bundan dolayı 3B'lu yöntemler ve Video-tabanlı yöntemler kapsam dışına alınmıştır.

2B yüz resimlerinin kolay bulunabilir ve hesaplanabilirliği basit olmasına karşın, kontrollü ortamlarda elde edilmeyen, gerçek koşullarda alınan yüz resimleri üzerindeki tanımda çok ciddi zorluklar vardır. Bu zorluklar temel olarak ölçek, poz, aydınlatma, yüz ifadesindeki varyasyonlar, engeller ve yaşlanmadır.

İnsan kafası 3 boyutlu bir nesne olduğu için x ekseninde olan aşağı-yukarı (pitch), y-ekseninde olan sağa sola dönme (yaw) ve z-ekseninde olan sağa-sola salınım (roll) hareketleri yapar. Şekil 1.2'de bu dönme hareketleri gösterilmiştir. 3B yüz nesnesindeki dönme hareketlerine bağlı olarak, 2B yüz resmi projeksiyonlarında karmaşık deformasyonlar olabilir. Bu yüzden, bu hareketlerin sonucunda oluşan farklı pozlar, yüz görünümünü oldukça farklılaştırabilir ve bu tanıma performansını önemli ölçüde azaltabilir.



Şekil 1. 2 Üç boyutlu ve iki boyutlu yüz resimleri, a) İnsan kafası hareket türleri [11], b) İnsan kafası hareketlerinin iki boyutlu projeksiyonu [12]

Yüz tanımanın en önemli uygulama alanlarından biri olan görsel gözetleme sistemlerinden alınan yüz resimleri genellikle kullanıcı farkında olmadan, etkileşimsiz olarak alınmaktadır. Bu yüzden yüz tanıma sistemlerinin olası yüz pozlarına karşın gürbüz olması lazımdır. Ayrıca, mobil cihazların oldukça yaygınlaşma ve ucuzlaması ile birlikte çokca elde edilen yüz resimleri genellikle ön yüz resimleri olmamaktadır, bu

nedenle poz bağımsız bir şekilde yüz tanıma sistemi oldukça elzemdir. Poz problemi, gerçek hayattan alınan yüz resimlerinde karşılaşılan en önemli problemlerden biri olduğu için literatürde önemli bir yer tutar. Çok-pozlu (multi-view/multi-poses) yüz tanıma yöntemleri bu zorluğa bir çözüm bulmaya çalışmıştır fakat bu tarz yöntemlerin açmazı, kişinin olası tüm pozlarını eğitim kümesinde bulunması gerekmesidir. İnsan kafasının hareketlerinden kaynaklanan poz farklılaşmasının önlemek için, pozdan bağımsız bir yüz tanıma yöntemine ihtiyaç vardır. Pozdan bağımsız yüz tanıma, özellikle kafanın aşağı-yukarı ve sağ-sol dönme hareketlerinin olduğu yüz resimlerinde poz değişimine karşı gürbüz olmasıdır. Aynı kişinin çeşitli pozları arasındaki fark, farklı kişilerin aynı pozundan daha fazla olabilmektedir [12]. Bundan dolayı yüz tanıma, inceleme resmi ve galeri resimlerinin pozları farklı olduğunda oldukça zordur [13].

Model-tabanlı yöntemler, mesela Aktif Görünüm Modeli [9], genel olarak poz-değişimsiz yüz tanımayı da sağlarlar. Çünkü bu tarz yöntemler, genel bir yüz modelini biçim değiştirerek, girilen yüz resmine uydurur ve öznitelik vektörü olarak kontrol parametrelerini elde ederler. Elde edilen öznitelik vektörü kullanılarak da tanıma gerçekleştirilir. Model-tabanlı yöntemlerin poz-değişimsiz yüz tanımadaki başarısından dolayı, bu tez çalışmasında bu kategorideki yöntemlere odaklanılmıştır.

Gözetim sistemlerinden alınan resimlerdeki en büyük sorunlardan biri düşük kalitedeki yüz resimleridir. Görüntüleme esnasında, kamera ile kişi arasındaki göreceli mesafe ve kamera kalitesi elde edilen yüz resimlerinde ölçek problemini ortaya çıkarmaktadır. Galerideki kontrollü ortamlarda alınmış yüz resimleriyle, düşük çözünürlüklü uzaktaki bir kameradan alınmış yüz resimlerinin yüz tanıma sisteminde eşleştirilmesi problemi şu an oldukça ilgi çekici, çözülmeyi bekleyen aktif bir araştırma konusudur. Mesela Şekil 1.3'de gözüktüğü üzere, 2 farklı ölçekteki yüz resminin aynı boyutlara getirildiği zamanki farkı gösterilmektedir. Ölçekten bağımsız yüz tanıma, bu iki resimde aynı tanıma skorunu elde ederek, ölçek faktörüne karşı gürbüz olmasıdır. Model-tabanlı yöntemlerde modelin ilklendirilmesi ve arama safhasında modelin gösterdiği esneklikten dolayı bu tarz yöntemlere yoğunlaşmıştır.



Şekil 1. 3 Farklı ölçeklerdeki Michael Emerson resimleri [14]

Aydınlatma bir yüz resminin görünümünde oldukça karmaşık etkilere sahiptir (Şekil 1.4). Aydınlatmadaki değişimlerin yönleri, gölgelerin şekillerinde ve yerlerinde kaymaya, resimdeki parlak alanların değişmesine ve değişim geçişlerinin (gradient) tersine çevrilmesine sebep olabilir.



Şekil 1. 4 Farklı aydınlatmalar altında alınmış aynı yüzün farklı resimleri [15]

Aydınlatmalardaki varyasyonların yüz tanımadaki zorluğuna çözüm bulmak için, termal kızılötesi [16], [17] ve yakın kızılötesi [18] görüntülerine dayalı yüz tanıma ortaya atılmıştır. Fakat termal görüntü kişinin metabolik durumu tarafından yansıtılan sıcaklığına da bağlıdır ve bu kararlı olmayan yeni bir faktör olarak düşünülebilir. Öte

yandan yakın kızılötesi görüntüleri kısıtlı bir yoğunlukla aktif bir yakın kızıl ötesi kaynağı altında elde edilmelidir.

Yüz ifadesindeki varyasyonlar (Şekil 1.5), kişinin iç duygularının durumu, niyetleri veya sosyal iletişimlerine cevaben yüz kaslarının hareketlerinden kaynaklanmaktadır. Yüz kaslarındaki ciddi hareketler yüz görünümünü önemli ölçüde etkiler. Bu nedenle, yüz ifadesi yüz tanıma için negatif bir faktördür.



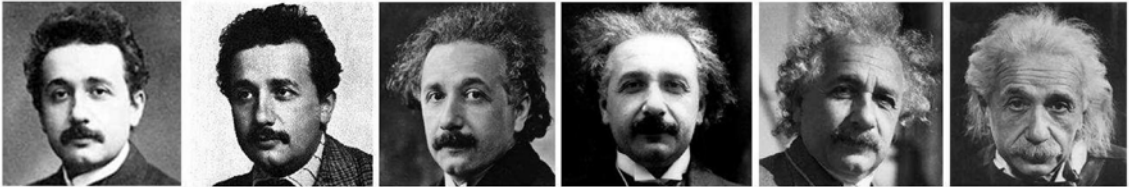
Şekil 1. 5 Yüz ifade değişimleri [19]

Yüz tanımayı güçleştiren diğer bir faktör engellerdir. Engellerden dolayı yüzün sadece belli kısımları yüz tanıma sistemine girdi olarak ulaşılabilir olmaktadır. Sistem doğruluk oranları yüzün engellenmiş kısmının yüzdesi arttıkça düşmektedir. Yaygın engeller sakal, saç, eller, gözlükler, şapkalar ve eşarplar tarafından kaynaklanabilir (Şekil 1.6).



Şekil 1. 6 AR veritabanından engelli yüz resimleri [20]

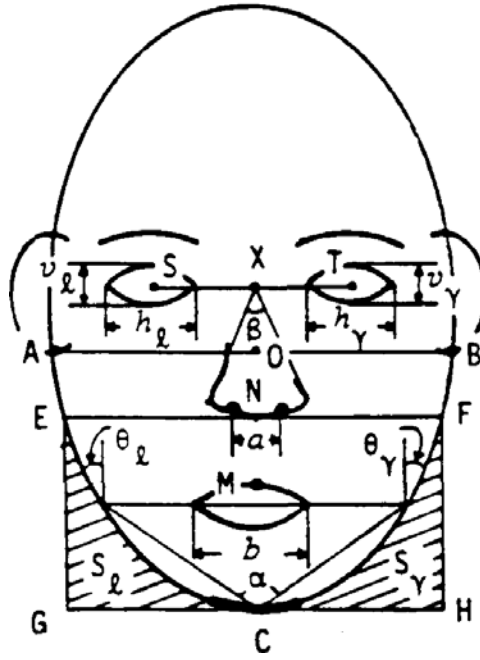
Yaşlanma yavaş ve tersine döndürülemez bir süreçtir. Doğumdan gençlik dönemine kadarki dönemde yüzün gelişimi şekilsel olarak oldukça büyüktür. Yetişkinlik döneminde ise, yetişkinlikten ileri yaşlara kadarki dönemde, en algısal değişim tenin yaşlanmasında ve doku değişiminde olur [21]. Bu faktör yüz görünümünü kısa bir zaman aralığında oldukça az bir şekilde değiştirmesine rağmen, uzun dönemde yüz tanımayı oldukça zor kılmaktadır. Şekil 1.7’de Albert Einstein’ın yüz yaşlanması gösterilmiştir.



Şekil 1. 7 Albert Einstein’ın yüz yaşlanması [21]

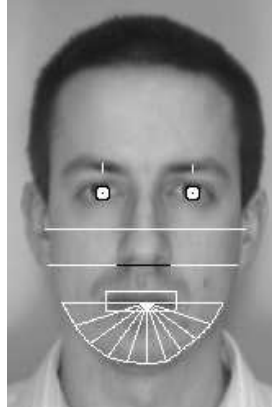
Yüz tanıma üzerine ilk çalışma yüz profil-tabanlı biometri üzerine Sir Francis Galton’un çalışmalarıdır. Psikolojinin de aynı zamanda ilgi konusu olan yüz tanımanın bu alandaki ilk çalışmaları Bruner ve Tagiuri [22] tarafından yapılmıştır. Mühendislik literatüründe ilk çalışmalar 1960’lara [23] dayanmaktadır. İlk çalışmalardan biri Darwin [24] tarafından yapılan duygular ve yüz ifadesi üzerindeki çalışmalarıdır. Fakat otomatik yüz tanıma üzerine araştırma gerçek anlamda 1970’lerde [25] [26] başlamıştır. 1970’lerin başı ve ortalarında yapılan çalışmalarda, yüzdeki nirengi noktaları arasındaki uzaklıklar gibi bir takım özniteliklere dayanan tipik örüntü sınıflandırma teknikleri kullanılmıştır. Takeo Kanade’nin 1973’teki [26] doktora tezinde tarif edilen yüz tanıma sistemi çığır açıcı bir etkiye sahip olmuştur. Kanade çalışmasında gözlerin, kulakların, burnun

pozisyonlarının geometrisinden elde ettiği değerleri, bir öznitelik vektörü (noktalar arası uzaklık, aralarında açı vb.) oluşturulması için kullanmıştır (Şekil 1.8). Kanade'nin bu çalışmasından sonra psikofizikçiler, sinir bilimciler ve mühendisler insanların ve makinelerin yüz tanımı üzerine giderek artan bir ilgiyle çeşitli çalışmalar yürütmüşlerdir.



Şekil 1. 8 Kanade'nin [26] yüzdeki nirengi noktalarının geometrisine dayalı yüz tanıma çalışması

1970'lerde Kanade'nin çalışmasında da olduğu gibi o dönemde pek çok çalışmada, referans ve inceleme resimlerinin nirengi noktalarının geometrisinden elde edilen öznitelik vektörlerinin arasındaki öklit mesafesine göre yüz tanıma yapılmıştır. Böyle bir yöntem aydınlatmadaki değişimlere doğası gereği gürbüzdür fakat büyük bir sorunu vardır. Bu sorun nirengi noktaların doğru bir şekilde çakıştırılmasındaki (registration) karmaşıklığıdır. Kanade'nin bu milat denilebilecek yaklaşımına karşın, Roberto Brunelli [27] büyük veri-kümeleri üzerinde yaptığı deneylerde göstermiştir ki, geometrik öznitelikler yüz tanıma için tek başına yeterli bilgi taşımamaktadır (Şekil 1.9).



Şekil 1. 9 Brunelli'nin [27] kullandığı nirengi noktaları ve geometrilerinden elde edilen öznitelikler

1980'lerde yüz tanıma üzerine çalışmalar oldukça durağan kalmıştır. 1990'ların başlarından itibaren ise yüz tanıma üzerine araştırma ilgisi tekrar önemli ölçüde artmıştır. Bu ilginin doğmasındaki belli başlı sebepler: yüz tanıma sistemlerindeki ticari fırsat potansiyeli, gerçek-zamanlı erişim-kontrol ve gözetleme uygulamalarına verilen önemin artması ve bilgisayar teknolojisinin gelişmesidir.

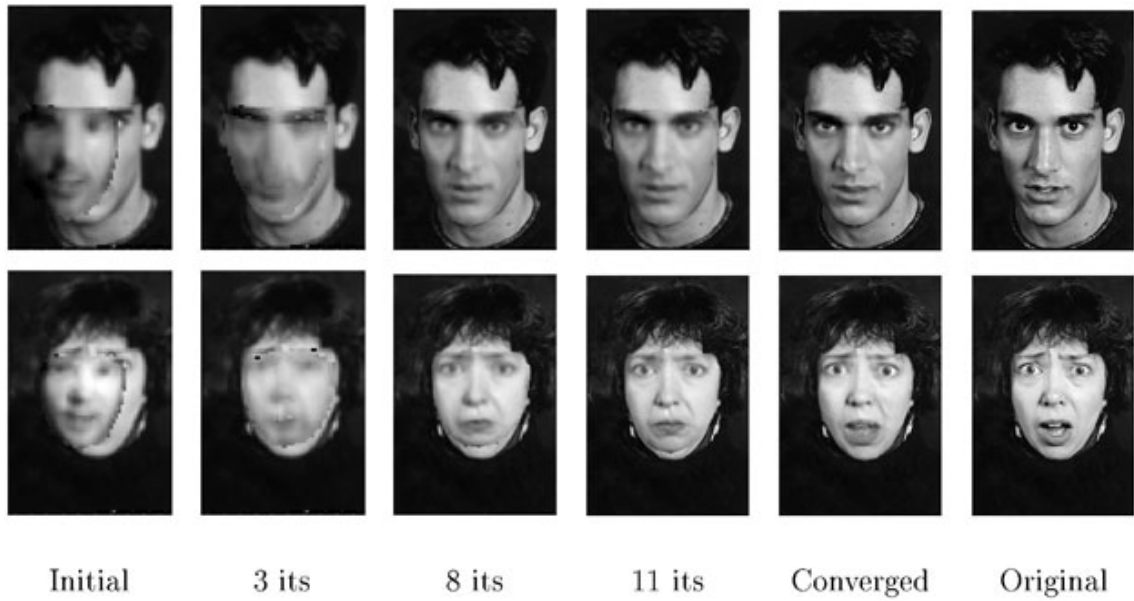
Yüz tanıma üzerine, 90'lı yıllardan beri yapılan araştırmalar, verilen resim veya video içerisinde yüzü lokalize ederek ve ağız, burun gibi kısımları tespit edip yüz tanıma sistemlerini otomatikleştirme üzerine odaklanmıştır. Bu arada, başarılı yüz tanıma için sınıflandırıcı tasarımlarında da önemli gelişmeler olmuştur. Görünüm-tabanlı (appearance-based) bütüncül yaklaşımlar arasında, özyüzler (eigenfaces) [28], [29] ve fisher-yüzler (fisherfaces) [30], [31] çalışmalarında büyük veritabanları ile yapılan deneylerde etkin sonuçlar alınabildiğini göstermişlerdir. Nirengi-tabanlı çizgi (graph) eşleştirme yaklaşımları [32] ile de oldukça başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Nirengi-tabanlı yöntemler bütüncül-tabanlı yöntemlere kıyasla aydınlatmada, bakış açısı ve yüz ifadesindeki varyasyonlara karşı daha gürbüzdür. Ayrıca bütüncül-tabanlı yaklaşımlarda kişiye ait çok daha fazla yüz resimleri gerekmektedir ve eğitim kümesi arttıkça yüz-uzay belleği de oldukça artmaktadır, bu da hesaplama karmaşıklığına yol açmaktadır. Öte yandan, nirengi-tabanlı yöntemlerde ise göz, burun ağız bölgelerinin otomatik lokalizasyonu gibi konularda hala yeterince güvenilir ve tatmin edici sonuçlar elde edilememiştir. Bu yüzden nirengi noktalarının tespiti ve yüz hizalama günümüzde hala çözülmeyi bekleyen, aktif bir araştırma konusudur.

Bütüncül–tabanlı yöntemlerde poz, engel, aydınlatma gibi zorluklara karşın yüzdeki nirengi noktalarına dayanarak yapılan yüz hizalamalarıyla, özyüzler ve fisher-yüzler gibi yöntemlerin yüz tanıma başarısı önemli ölçüde artmıştır [33], [34]. Martinez'in [33] deki çalışmasında da gösterdiği gibi, yüz hizalama yüz tanımadaki başarıyı arttıran çok önemli bir işlemdir. Bundan dolayı, 90'ların sonu ve 2000'li yıllardan bu yana yüz hizalama üzerine araştırmacılar tarafından ciddi bir ilgi söz konusu olmuştur. Yüz hizalama için en temel gereksinim göz, burun ve ağız gibi yüz için anahtar bölgelerin nirengi noktalarının tespit edilebilmesidir. Bunların yanı sıra, yüzdeki anahtar bölgelerden elde edilecek nirengi noktalarının sayısının daha çok olması yüz hizalamayı daha iyi da yapmayı sağlayacaktır.

Nirengi noktalarının tespiti için, Kanade'nin çalışmasında olduğu gibi literatürdeki ilk çalışmalar kenarlara, çizgilere ve eğrilere dayanan yöntemlerdir. Ön-yüzden insan gözünü tespit etmek ve tanımak için şablon-tabanlı bir yaklaşım Hallinan'ın çalışmasında sunulmuştur [35]. Şablon-tabanlı ve kenarlara, çizgilere ve eğrilere dayanan yöntemler; engel, poz, aydınlatma gibi çeşitli faktörlerden dolayı yüz özelliklerinin önemli ölçüde değiştiği zamanlarda zorluklar yaşamaktadırlar. Nirengi noktalarını daha güvenilir bir şekilde tespit edebilmek için, daha sonraki yaklaşımlarda Aktif Şekil Model'inde (ASM) [36] olduğu gibi biçim değiştiren model yöntemleri kullanılmıştır.

Cootes'un [36] daki çalışmasından sonra, Model-tabanlı yöntemlere önemli bir ilgi artışı olmuş ve yüz tanıma üzerine yeni bir paradigma olmuştur. ASM'nin temel aldığı ve ilk biçim değiştiren model yöntemi Kass tarafından tanıtılan, Yılanlar (Snakes) yöntemi olarak da bilinen Aktif Kontur Modeli'dir [37]. Biçim değiştiren şablon kullanan diğer bir yöntem Yuille tarafından önerilmiştir [38]. Yay ve elipsler kullanarak insan gözü ve ağzının parameterizasyonunu sağlamıştır (Şekil 1.10).

yüz resminden alınabilir. Bu veriye TBA uygulayarak şekil-özgür doku modeli elde edilir (ortalama doku, P_g ve b_g). Şekil ve doku varyasyonları arasındaki korelasyonu ortaya çıkarmak için, üçüncü bir TBA birleştirilmiş vektörlere (b_s ve b_g) uygulanır. Bu sayede, modelin şekil ve dokusunu kontrol eden görünüm parametresi tek bir c vektörü ile temsil edilir. Verilen bir resim ve modeli eşleştirmek için, parametrelerin optimal vektörü (model ve yüz resmi arasındaki yerleşim parametreleri, lineer yoğunluk ayarlamaları için parametreler ve görünüm parametreleri c) verilen resim ve sentetik resim arasındaki farkı minimize ederek arama yapılır. Eşleştikten sonra, en iyi derecede uydurulan (fitting), tüm yüz özelliklerinin lokasyonlarını veren model oluşturulur ve orijinal resimleri yeniden oluşturmak için kullanılabilir. Şekil 1.11 modelin resime uydurulması için optimizasyon veya arama prosedürünü göstermektedir.



Şekil 1. 11 Aktif Görünüm Modeli arama prosedürü [39]

AGM'nin yapısal bazı zorlukları için AGM'ye pek çok geliştirmeler önerilmiştir [39]. Bunlardan en başarılılarından biri Kısıtlı Yerel Modeller'dir (Constrained Local Models) [40], [41], [42]. Kısıtlı Yerel Modellerinde (KYM), bölgesel şablon detektörlerinin bir kümesini oluşturmak için birleşik şekil ve doku görünüm modelleri kullanılır. KYM modeli, daha önce hiç görmediği bir resime iteratif bir şekilde uydurulmada oldukça başarılıdır. KYM yaklaşımında üçgen yamalar yerine nirengi noktalarının etrafındaki şablon bölgelerinin bir kümesinin görünümüleri kullanılmaktadır (Şekil 1.12). Bu

yöntemde görünüm varyasyonları öğrenilerek elde edilir ve farklı bir arama algoritması kullanır.



Şekil 1. 12 YKM yüz modeli için şekil ve doku varyasyonlarının birleşik TBA modları [42]

KYM'nin yakın zamanda pek çok uzantıları ortaya çıkmıştır [43], [44], [45], [46]. Bu tez çalışmasında, bu yeni uzantılardan Saragih'in ortaya koyduğu Kısıtlı Yerel Modeller yaklaşımı üzerinde durulmuştur. Bölüm 2'de bu yaklaşım detaylıca anlatılacaktır.

1.2 Tezin Amacı

Bu tez çalışması, gerçek-zamanlı çalışabilen, kontrolsüz ortamlardan alınan yüz resimlerinde olması muhtemel yüzün ölçek ve poz zorluklarına karşı, tam otomatik, gürbüz bir yüz tanıma sistemi metodolojisi ve uygulaması geliştirmeyi amaçlamaktadır.

1.3 Hipotez

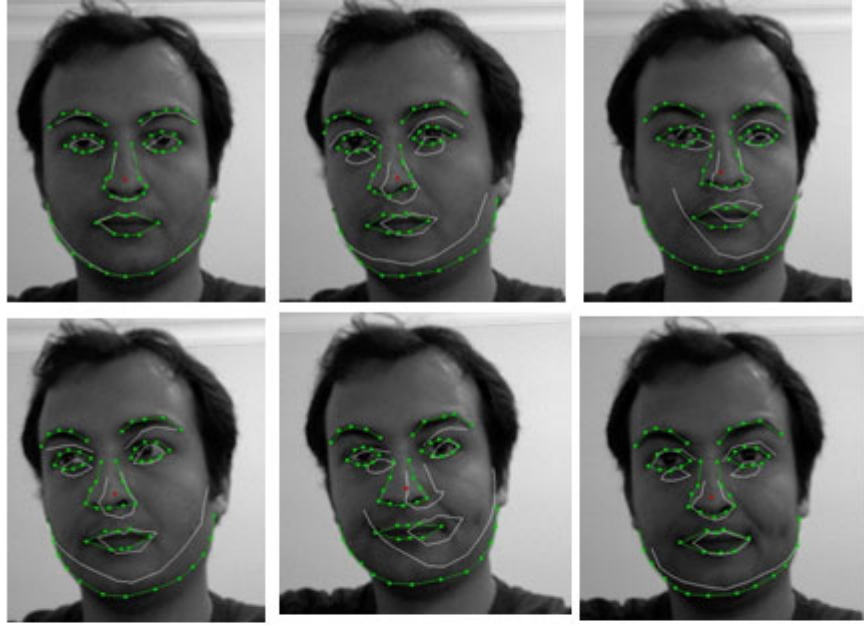
2B yüz resimlerinde ölçek ve pozdan bağımsız yüz tanıma problemi için oldukça sofistike, gerçek-zamanlı ve gerçek hayattan alınan yüz resimlerinde çalışabilecek bir yüz tanıma sistemi önerilmiştir. Bu sistemde, yüzün hizalanması için Kısıtlı Yerel Modeller kullanılması ve hizalanan yüz resminden elde edilen nirengi noktalarına dayanarak elde edilen bileşenler ile bileşen-tabanlı bir yaklaşım öne sürülmüştür. Bileşenler üzerinden öznitelik çıkarımı için Gabor Dalgacıkları ve Yerel İkili Örüntüler yöntemlerinin uygulanması önerilmiştir. Önerilen yöntem, çeşitli yüz veritabanlarında uygulanmış ve başarısı değerlendirilmiştir.

KISITLI YEREL MODELLER

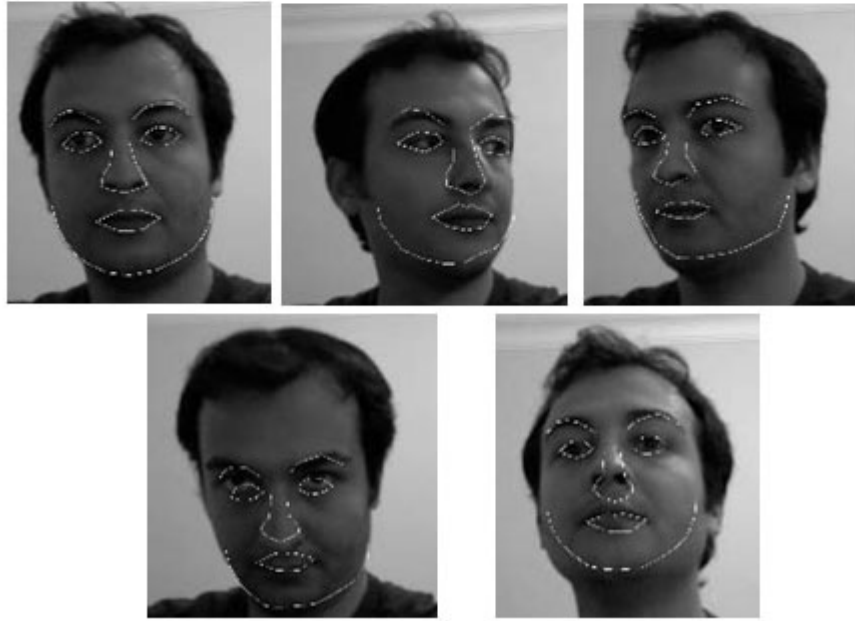
2.1 Giriş

Yüz tanıma probleminin, gerçek yaşamdan alınan yüz resimlerindeki en önemli sorunu yüz hizalama problemi. Çünkü gerçek yaşamdan, kullanıcının farkındalığı alınmadan alınan yüz resimlerinde, ciddi ölçüde ölçek ve poz problemi ortaya çıkmaktadır. Yüz hizalama problemi, alınan yüz resimlerinin eşleştirilmesi, aynı koordinat düzlemine getirilmesi ve göz-bebekleri, ağzın köşeleri, burun delikleri gibi nirengi noktalarının birbirine çakıştırılması problemi. Bunun için literatürde pek çok yöntem önerilmiştir. Fakat son 10 yıldır bilgisayarlı görü topluluğunda en çok öne çıkan yöntemler biçim değiştiren modellere dayanan yöntemlerdir. Biçim değiştiren modellere dayanan yöntemler şekil ve doku modellerinin birleştirilmesine dayanmaktadır mesela Aktif Şekil Modelleri (ASM) [36] ve Aktif Görünüm Modelleri (AGM) [39]. AGM modelleri ASM'ye göre nirengi noktalarının tespitinde daha iyi bir performans vermektedir. Fakat AGM'nin pratik pratik uygulamalarda pek çok zorlukları vardır. Bu zorluklar üç bakımdan ele alınabilir: gerçek-zamanlı sistemlerdeki düşük verimi, tanıma ve bölütleme (segmentation) için yetersiz ayırt ediciliği ve sabit olmayan durumlarda çok iyi çalışmaması. Ayrıca eğitim setinde nirengi noktalarının manuel olarak işaretlenmesi işi de oldukça can sıkıcıdır ve bu yüzden tam otomatik bir yüz tanıma sağlamaz. Fakat en önemlisi AGM modeli eğitim setinde olmayan, daha önce görmediği yeni bir yüzü iyi bir şekilde uydurulamamaktadır yani genelleştirilememektedir. Örnekmek gerekirse, Şekil 2.1'de gözüktüğü üzere, a)'da IMM veritabanı kullanılarak eğitilen bir AGM modeli, eğitim setinde olmayan yüz resimlerine uydurulmaya çalışılmaktadır. Fakat bu kişinin resimleri eğitim kümesinde olmadığı için modelin arama sonucunu gösteren

görseldeki beyaz çizgilerin yanlış yerlerde olduğu görülmektedir. Daha sonra AGM modelinin uydurma aşamasından sonra, elde edilen yanlış nirengi noktaları yeşil ile gösterilen doğru noktalara elle teker teker kaydırılır. AGM modeli, bu yeni 6 yüz resmi ve IMM veritabanının tamamı kullanılarak tekrar eğitilir. Daha sonra bu model ile bu kişinin farklı 5 yüz resmine uydurulmaya çalışılır. Şekil 2.1 b)'de görüldüğü üzere değişik pozlarda bile AGM doğru bir şekilde yüze uydurulmuş ve nirengi noktaları elde edilebilmiştir.



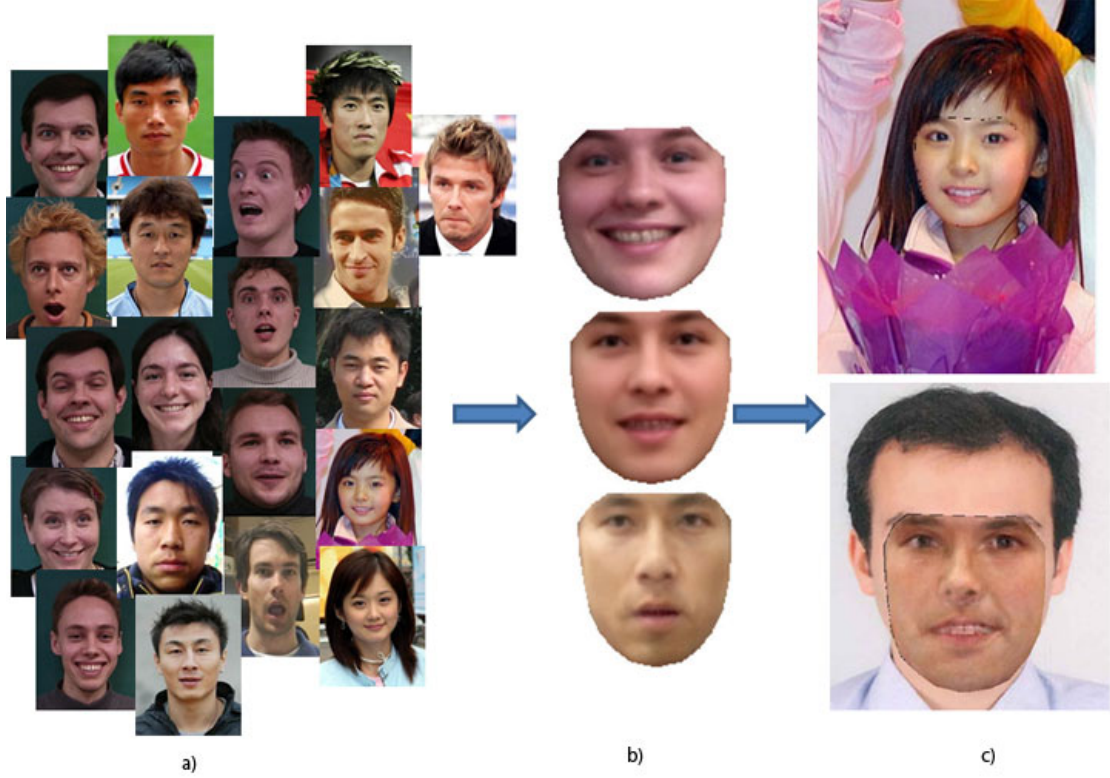
a)



b)

Şekil 2. 1 AGM kullanarak modelin resimlere uydurulması, a) başarısız model uydurulması b) başarılı model uydurulması

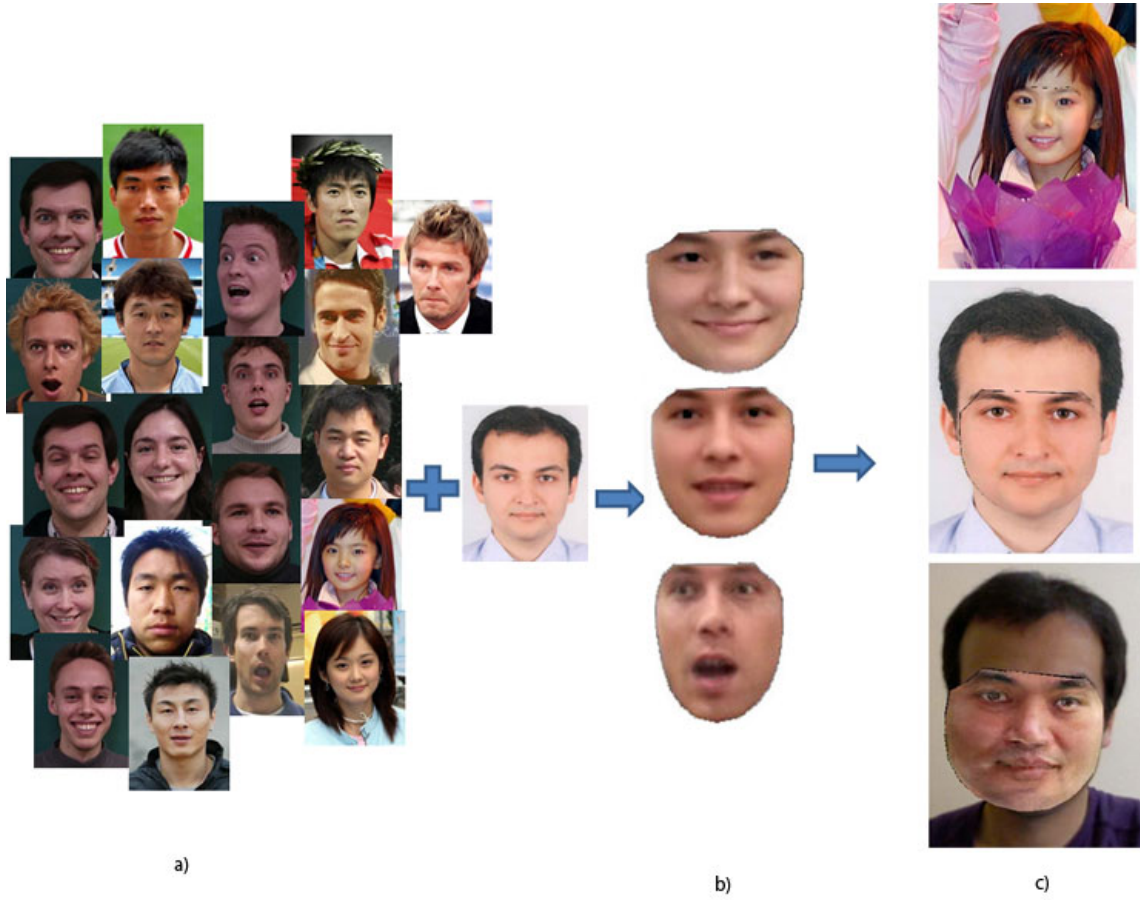
AGM'nin yüz uzayında olmayan bir yüz resminin uydurulamaması üzerine diğer bir örnek Şekil 2.2'de gösterilmiştir. AGM modelinin eğitim kümesinde diğer bir deyişle yüz uzayında olmayan bir yüz resmine AGM uydurulamamaktadır. Şekil 2.2 c)'nin üstteki yüz resmine AGM modeli başarılı bir şekilde uydurulmuştur, alttaki resimde ise AGM modelinin eğitim kümesinde olmadığından AGM resme uydurulamamıştır.



Şekil 2. 2 AGM modelinin eğitim kümesinde olmayan kişinin yüz resmine uydurulması, a) AGM'nin eğitim setindeki yüz resimleri [47], b) AGM modelinin değişik modlardaki sentetik yüz resimleri, c) AGM modelinin yüz resimlerine uydurulması

Spesifikliğini korurken, genellemesi daha gürbüz ve daha hızlı bir yöntemeye ihtiyaç vardır. AGM tüm görünümü modellemesinden dolayı yüksek boyutlarda bir optimizasyon problemine yol açmaktadır bu da gerçek-zamanlı çalışmasında engel oluşturmaktadır. Kontrolsüz ortamlarda, aydınlatma şartlarının değişmesi, resim üzerinde gürültü olması, ölçekten kaynaklanan çözünürlük problemleri ve insan kafasının 3B bir nesne olmasında dolayı poz problemleri yüz görünümünün önemli ölçüde değişmesine yol açmaktadır. Biçim değiştiren model oluşturulurken, eğitim setindeki dokulardaki yüksek varyasyon, elde edilen modelin yakınsama performansını önemli ölçüde azaltmaktadır. AGM yüz uzayı büyüdükçe, yani eğitim kümesindeki yüz resimleri arttıkça spesifikliği ve yakınsama kabiliyeti azalmaktadır. Örneğin, Şekil 2.3'de görüldüğü üzere 21 farklı kişinin 21 yüz resmi kullanılarak elde edilen AGM modeli ile yapılan model uydurulmasında, eğitim setinde olan yüz resmini gerçeğinin tıpkısı olacak şekilde yakınsamıştır. Şekil 2.3 c)'deki üstteki 2 resim eğitim kümesinde olan yüz resminin aynısı olduğundan AGM başarı ile uydurulmuştur, alttaki yüz resmi ise aynı

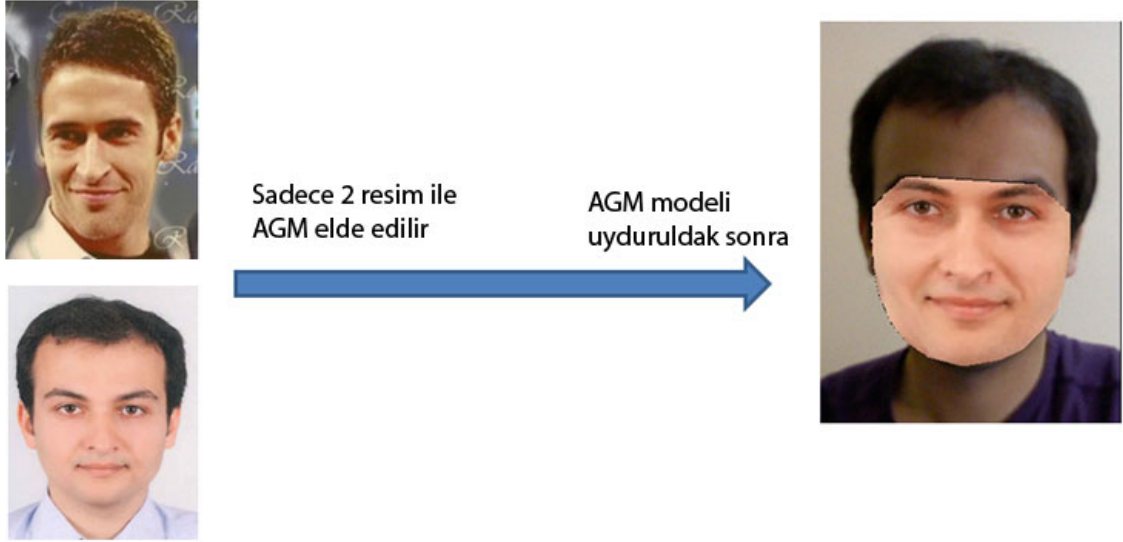
kişinin başka bir yüz resmi yüz uzayında olmasına rağmen farklı koşullarda alınmış bir resim olduğundan AGM başarı ile uydurulamamıştır



Şekil 2. 3 AGM modelinin yüz uzayında olan bir kişinin farklı koşullarda alınmış bir yüz resmine uydurulması, a) AGM'nin eğitim setinde olan yüz resimleri, b) AGM modelinin çeşitli modlardaki sentetik yüz resimleri, c) AGM modelinin yüz resimlerine uydurulması

İnceleme yüz resmi modelin eğitim kümesinde olduğu için doğru bir şekilde model uydurulmuştur. İnceleme yüz resmindeki kişinin farklı bir yüz resmi modelin eğitim kümesinde olmasına rağmen farklı koşullarda alındığı için başarılı bir şekilde uydurulamamıştır. Bunun sebebi modelin eğitim uzayının çok büyük olması ve eğitim uzayı büyüdükçe de spesifikliğini kaybetmesidir.

Şekil 2.4'te ise AGM modeli sadece 2 resimden eğitilerek elde edilmiştir. İnceleme resmi eğitim kümesindeki bir kişinin başka bir resmidir. Bu inceleme resmine Şekil 2.3'te olanın aksine daha makul bir model uydurulması gerçekleşmiştir. Fakat yüz tanımda, modelin eğitim kümesi daha geniş ve genel, inceleme resimlerine uydurulmasında ise daha spesifik yöntemlere ihtiyaç vardır.



Şekil 2. 4 Sadece 2 resim ile elde edilen AGM'nin eğitim kümesinde olan bir kişinin farklı koşullarda alınmış yüz resmine uydurulması

AGM'nin bu zayıflıklarını gidermek için, literatürde pek çok yaklaşım önerilmiştir fakat bu tez çalışmasında içlerinde en gelecek vaat eden yaklaşımlardan biri olan Kısıtlı Yerel Modeller (KYM) [40], [41], [42], [43], [44], [45], [46] yaklaşımını ele aldık.

2.2 Kısıtlı Yerel Modeller Algoritması

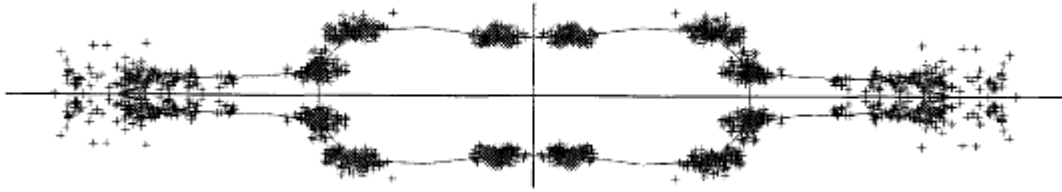
Kısıtlı Yerel Modeller (KYM), şekil ve doku bilgisini kullanarak, yerel yamaların (local patch) bir kümesini global şekil seviyesinde kısıtladığından yüz hizalama için oldukça ideal bir yaklaşımdır. Bu yaklaşım engeller ve görünümdeki değişimlere daha gürbüzdür ve doku çarpıtma (texture warping) gerektirmediği için Aktif Görünüm Modelleri'ne göre daha iyi sonuçlar vermektedir.

KYM'de yerel yama (local patch) detektörleri etiketlenmiş eğitim resimlerinden nesnedeki her bir nirengi noktası için öğrenilir. Fakat bu yerel detektörler belirsizlik (ambiguity) problemi yüzünden sıkıntı yaşamaktadırlar. Bu belirsizlik her bir nirengi noktası detektöründen elde edilen nirengi noktalarının non-parametrik dağılımında (diğer bir deyişle tepki haritasında) gözlemlenir. Bu belirsizlik de yerel temsiliyetin bir sonucudur. Belirsizlik için çeşitli yerel detektörlerden gelen tespit sonuçlarını istenen çözüme doğru optimizasyonu yönlendirmek için, birleştirmek üzerine odaklanılmalıdır.

KYM'deki genel tema, her bir yerel detektörden elde edilen olası nirengi lokasyonlarının dağılımlarının daha basit parametrik formlarla yer değiştirmesidir. Bu basitleştirme, gerçek hedefi kendisinin yumuşatılmış (smoothed) bir versiyonu ile yer değiştirmesidir. Bu basitleştirmenin motivasyonu tahmini bir amaç fonksiyonu sağlamaktır. Bu da (1) optimizasyonu verimli ve nümerik olarak istikrarlı kılmalıdır ve (2) her bir yerel detektör ile ilişkili doğru belirlilik/belirsizlik'i yaklaşık olarak korumalıdır.

Yerel dağılımları 1 ve 2'yi sağlamak için nasıl basitleştirebiliriz? Bu tez çalışmasında KYM'nin pek çok varyasyonlarından biri olan Jason Saragih'in [45] deki çalışmasında izlediği yöntem izlenmiştir.

Pek çok uydurma (fitting) yöntemi katı olmayan nesnelerin şekillerinin nasıl deforme olduklarının lineer tahminlemelerini içerir ve Nokta Dağılım Modelini kullanır (Point Distribution Model) [36] (Şekil 2.5).



Şekil 2. 5 Rezistor şekillerinin hizalanması ve Nokta Dağılım Modeli'nin elde edilmesinin bir görselidir [36]

Nokta Dağılım Modeli (NDM) temel olarak, hizalanmış nirengi noktalarının dağılımları üzerinde Temel Bileşen Analizi uygulayarak herbir nirengi noktası için temel aksları, temel bileşenlerin temsil etmesidir.

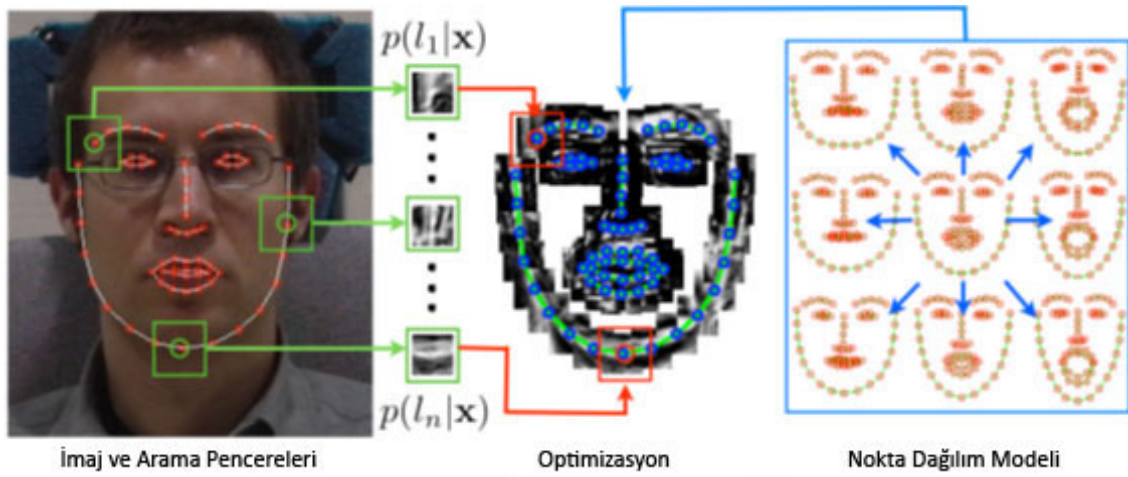
$$x_i = sR(x'_i + \Phi_i q) + t \quad (2.1)$$

x_i , NDM'nin i 'ninci nirengi noktasının 2B lokasyonunu temsil eder. $p = \{s, R, t, q\}$, NDM'nin parametrelerini temsil eder. s global ölçek, R rotasyon, t yerdeğiştirme ve q gevşek parametrelerin bir kümesini temsil eder.

KYM genel olarak 2 hedefi güder:

1. Çeşitli nirengi noktası detektörleri kullanarak her bir NDM nirengi noktasının etrafında mevcut tahminlemeleri elde etmek için tam kapsamlı yerel arama yapmak.
2. Nirengi noktaları üzerindeki tespit cevapları (detection responses) bütünleşik olarak maksimize ederek NDM parametrelerini optimize etmek.

Şekil 2.6 KYM temel parçalarını göstermektedir.



Şekil 2. 6 Kısıtlı Yerel Modellerin Temel Parçaları

2.2.1 Tam Kapsamlı Yerel Arama

KYM uydurulmasının ilk adımında, mevcut nirengi noktası tahminin etrafına kısıtlanmış bir bölgeye yerel detektörler uygulayarak her bir nirengi noktasının pozisyonu için bir olabilirlik haritası oluşturulur. Bu amaç için pek çok nirengi noktası detektörü önerilmiştir. Bu tez çalışmasında kullanılan KYM'nin nirengi noktası detektörü Lineer Lojistik Regresördür [43] (LLR). LLR her bir i 'nci nirengi için aşağıdaki cevap haritasını verir.

$$p(l_i = aligned | I, x) = \frac{1}{1 + \exp\{\alpha C_i(I; x) + \beta\}} \quad (2.2)$$

l_i 'ninci nirenginin doğru bir şekilde hizalanıp hizalanmadığını gösteren bir ayrık rastgele değişkenidir. I resim, x resimdeki 2B'li bir lokasyon ve C_i lineer bir sınıflandırıcıdır.

$$C_i(I; x) = w_i^T [I(y_1); \dots ; I(y_m)] + b_i \quad (2.3)$$

Lineer sınıflandırıcı C_i 'de, $\{y_i\}_{i=1}^m \in \Omega_x$ (diğer bir deęişle resim yamaları). Bu sınıflandırıcının kullanılmasının avantajı, cevap haritasının verimli konvolusyon operasyonları kullanarak hesaplanabilmesidir.

2.2.2 Optimizasyon

Her bir nirengi noktası için cevap haritaları bulunduęunda, optimizasyon ařaęıdaki formülü maksimize ederek devam eder.

$$p(\{l_i = \text{aligned}\}_{i=1}^n | p) = \prod_{i=1}^n p(l_i = \text{aligned} | x_i) \quad (2.4)$$

NDM parametreleri p 'ye ilişkin olarak, x_i denklem (2.1)'de olduęu gibi parametriktir. Bu optimizasyondaki ana zorluk, verimli bir deęerlendirme yaparken yerel optimadan nasıl sakınacaęımızdır. (2.4)'e genel bir optimizasyon problemi olarak davranarak, genel amaçlı optimizasyon stratejileri uygulanabilir. Buna raęmen, cevaplar tipik olarak gürültülü olduęundan bu optimizasyon stratejileri kararsız olmaya eğilimlidir.

2.2.3 Altuzay Kısıtlı Ortalama-Kaymalar

Parametrik modeller kullanarak her bir NDM nirengi noktası için cevap haritalarını yaklařıklamak yerine, bu yöntemde non-parametrik bir temsiliyet kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasında, izotropik Gaussian çekirdeęi ile eşvaryanslı (homoscedastic) Çekirdek Yoęunluk Kestirimi (kernel density estimate) yöntemi kullanılmıştır.

$$p(l_i = \text{aligned} | x) \approx \sum_{\mu_i \in \Psi_{x_i^c}} a_{\mu_i}^i N(x; \mu_i, \sigma^2 I) \quad (2.5)$$

$a_{\mu_i}^i$ normalize edilmiř gerçek detektör cevabıdır. Bu temsiliyetle, $\Psi_{x_i^c}$ aracılıęıyla çekirdek merkezleri sabitlenmiřtir. Aęırlıkları karıřtırarak, $a_{\mu_i}^i$ gerçek cevap haritasından direkt olarak elde edilebilir. Cevap, resimdeki belli bir lokasyonun nirengi noktası lokasyonuna hizalanmasının olasılıęın bir kestirimi olduęundan, katsayıların karıřtırılması için böyle bir tercih mantıklıdır. Parametrik temsile kıyasla, Çekirdek Yoęunluk Kestirimi (ÇYK) temsiliyetinin parametrelerini öğrenmesi için non-lineer optimizasyon gerektirmez. Kalan tek serbest parametre Gaussian çekirdeęinin varyansı, σ^2 , kestirimin yumuřatılmasını regüle eder.

Bir ÇYK temsili ile (2.4)'deki amacı maksimize etmek, amaç non-lineer ve tipik olarak multi-model olduğundan çözülmesi zordur. Buna rağmen, NDM'nin nirengi noktalarının değişebildiği yerler üzerinde şekil önsel (shape prior) yerleştirilemediği durumda, problem her bir nirengi lokasyonu için ÇYK'nın bağımsız maksimizasyon problemine geri döner. Çünkü nirengi tespitleri, NDM parametrizasyonu üzerinde bağımsız şartlı olduğu farzedilir. ÇYK üzerinde maksimizasyon için genel bir yaklaşım olan oldukça iyi bilinen ortalama-kaydırma (mean-shift) algoritmasını [48] kullanmaktır.

$$x_i^{\tau+1} \leftarrow \sum_{\mu_i \in \psi_{x_i^c}} \frac{\alpha_{\mu_i}^i N(x_i^{(\tau)}; \mu_i, \sigma^2 I)}{\sum_{y \in \psi_{x_i^c}} \alpha_y^i N(x_i^{(\tau)}; y, \sigma^2 I)} \mu_i \quad (2.6)$$

τ iteratif süreçteki zaman-adımlarını gösterir. Bu sabit noktalı iterasyon şeması, geliştirmenin, bir düşük bantlı maksimizasyon olarak yorumlanması sayesinde her adımda garanti olduğu ÇYK'nın bir modunu bulur. Diğer optimizasyon stratejileriyle kıyaslandığında, ortalama-kaydırma çizgi arama veya adım boyut parametresi kullanmadığından ilgi çekici bir seçenektir. (2.6) bazı yakınsama kriterleri karşılanıncaya kadar basitçe uygulanır.

Şekil modelinin kısıtlarını optimizasyon prosedürüne katmak için, 2 adımlı bir strateji düşünülebilir:

1. Her bir nirengi için ortalama-kaydırma güncellemesini hesaplamak
2. En küçük kareler yöntemi (least-squares) ile kullanarak NDM'nin parametrizasyonuna bağlı kalmak için ortalama-kaydırılmış nirengileri kısıtlamak

$$Q(p) = \sum_{i=1}^n \|x_i - x_i^{(\tau+1)}\|^2 \quad (2.7)$$

Böyle bir strateji, basitliğinden dolayı ilgi çekici olmasına rağmen, (2.4)'deki global amaca nasıl alakalı olduğu net değildir.

Global amacı maksimize etmeden önce şekil modelinin linerize edilmesi gerekir.

$$x_i \approx x_i^c + J_i \Delta p \quad (2.8)$$

Burada, $J = [J_1; \dots; J_n]$ Jacobian matrisi ve $x^c = [x_1^c; \dots; x_n^c]$ hesaplanan, tahmin edilen mevcut şekili temsil etmektedir.

(2.4)'deki global amacı, beklenti maksimizasyonu (Expectation Maximization) kullanarak maksimize ettiğimizde, M-adımlı bir form alır.

$$\Delta p = J^\dagger \left[x_1^{(\tau+1)} - x_1^c; \dots; x_n^{(\tau+1)} - x_n^c \right] \quad (2.9)$$

$J^\dagger$, J 'nin sözde-tersini gösterir ve $x_i^{\tau+1}$, (2.6)'te verilen i 'ninci nirengi için ortalama kaydırılmış güncellemesidir. Bu, (2.7)'de NDM kısıtının en küçük kareleri için basitçe Gauss Newton güncellemesidir. Böyle olunca, linerize edilmiş bir şekil modeli altında, ÇYK temsili ile (2.2)'deki amacı maksimize etmek için 2 adımlı strateji, genel bir Beklenti Maksimizasyonu optimizasyonunun özelliklerini paylaşır. Altuzay kısıtlı ortalama kayma (subspace constrained mean-shifts) olarak ifade edilen tüm yakınsama (fitting) prosedürü temel hatlarıyla aşağıdaki algorithmada ortaya konmuştur.

Algoritma - Altuzay Kısıtlı Ortalama-Kaymalar

require: l ve p

while not_converged(p) **do**

1. Cevapları hesapla {(2.2)}
2. Şekil modelini linerize et {(2.8)}
3. Sözde-ters Jacobian($J^\dagger$)'ı hesapla
4. Parametre güncellemeleri ilklendir: $\Delta p \leftarrow 0$

while not_converged(Δp) **do**

1. Ortalama-kaydırılmış nirengileri hesapla {(2.6)}
2. Altuzay kısıtını uygula {(2.9)}

end while

5. Parametreleri güncelle: $p \leftarrow p + \Delta p$

end while

return p

Kısıtlı Yerel Modellerin Jason Saragih'in [45] deki çalışmasında ortaya koyduğu bu algoritma ve açık-kaynak kodlu gerçekleştirimi bu tez çalışmasında takip edilmiştir. Buna göre, tam kapsamlı yerel arama (15x15) piksel bir pencere üzerinde

gerçekleştirilmiştir. Modelin ölçeği ve lokasyonu oldukça bilindik Vialo-Jones [Viola2001] face detektörü tarafından ilklendirilmiştir. (2.1)'deki rotasyon ve gevşek (non-rigid) parametreleri sıfıra yani ortalama şekile set edilmiştir ve model optimizasyon yakınsayıncaya kadar uydurulmaya devam ettirilmiştir.

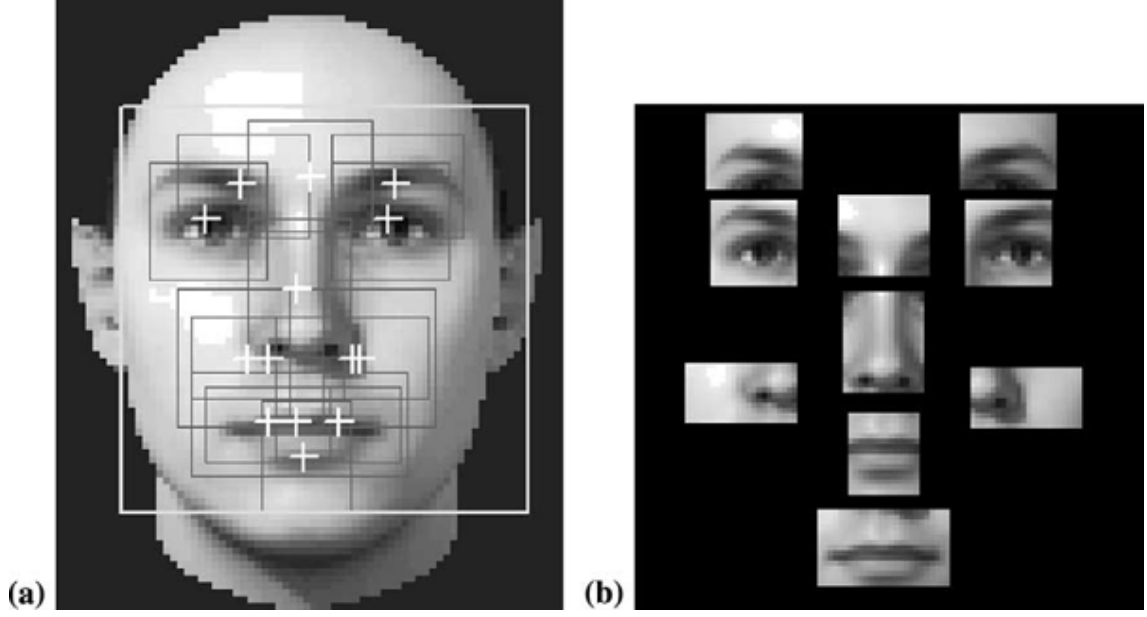
BİLEŞEN-TABANLI YÜZ TANIMA

3.1 Bileşen-Tabanlı Yaklaşım

Yüz tanımada bütüncül yaklaşıma alternatif olarak, bileşen-tabanlı yaklaşım ilk önce ağız, burun, gözler, yanaklar, alın, çene gibi yüz bileşenlerini tespit edip, onları kullanarak yüz tanıma yapar. Bileşen-tabanlı yüz tanımanın bütüncül yaklaşımlara göre avantajlarından biri yüzün bileşenlerinden elde edilen karakteristik bilgiler ve bileşenlerin geometrik ilişkilerinden elde edilen bilgiler daha ayırt edici özelliklere sahiptir. Ayrıca, bileşen-tabanlı yüz tanıma, yer değiştirmeye ve rotasyona tüm yüzün örüntüsünden daha az duyarlıdır ve poz değişimlerini kompanse ettiğinden daha gürbüz tanıma sonuçları verir [49]. Diğer bir avantajı da, bileşen tabanlı yaklaşımlar kısmi engellere karşı daha gürbüz olabilirler. Literatürde pek çok çalışmada bileşen-tabanlı yaklaşımların bütüncül-tabanlı yaklaşımlara göre daha iyi sonuçlar verdiği gösterilmiştir [50], [51].

3.1.1 Bileşenlerin Tespiti

Bileşen-tabanlı yaklaşımlarda en önemli husus, en ayırt edici ve engellere, poz ve aydınlatma değişimlerine karşı en az duyarlı bileşenlerin neler olduğunu tespit edebilmektir. Bunun için en net bileşenler tercihi gözler, burun ve ağızdır. Ön yüzlerde poz değişikliğine en az duyarlı bileşenler bunlardır, bunun yanı sıra tüm yüzü biraz daha karakterize eden bilgi elde edebilmek için daha başka bileşenler de gerekmektedir. Heise'linin [50] (Şekil 3.1) deki çalışmasında kullandığı 10 bileşen temel alınarak bu tez çalışmasında deneysel olarak daha iyi sonuçlar verdiği görülen 8 bileşen kullanılmıştır.



Şekil 3. 1 Heisele'nin [50] yüz tanımda kullandığı yüz bileşenleri

Bu tez çalışmasında, bileşen-tabanlı yüz tanıma üzerinde yapılan pek çalışmada olduğu gibi elde edilen bileşenlerin gri-seviye bilgilerini bir sınıflandırıcıya sokmak yerine, bu bileşenler üzerinde yerel doku operatörleri ile öznitelikler çıkararak, bir sınıflandırıcıya sokarak yüz tanıma gerçekleştirilmiştir. Doku operatörlerinden yüz tanıma literatüründe ağırlıklı olarak kullanılan Gabor Dalgacıkları (Gabor Wavelets) ve Yerel İkili Örüntü (Local Binary Patterns) yöntemleri yüz bileşenleri üzerinde uygulanarak elde edilen öznitelikler üzerinden yüz tanıma gerçekleştirilmiştir.

3.2 Gabor Dalgacıkları

Gabor öznitelikleri aydınlatma, ifade ve poz varyasyonlarından kaynaklanan yerel bozulmalara karşı oldukça gürbüz olduğu için yüz tanıma üzerinde pek çok başarılı uygulaması vardır. ABD Savunma Bakanlığı İleri Araştırma Projeleri Ajansı (DARPA) tarafından yürütülen FERET diye adlandırılan Yüz Tanıma Teknoloji (The Facial Recognition Technology) projesinde açıklanan değerlendirmeler ve test sonuçlarına göre Gabor özniteliklerini kullanan yöntemler en iyi performansları sergilemişlerdir. Yüz Doğrulama Yarışmasında - FVC2004 (Face Verification Competition - 2004) en iyi iki yöntem, öznitelik çıkarımı için Gabor dalgacıklarını kullanmışlardır [76].

Gabor dalgacıkları örüntü tanıma için yerel özniteliklerin çıkarımına optimal temel olarak görülmektedir [52], [53]. Bunun belli başlı sebepleri:

1. **Biyolojik Motivasyon:** Gabor Dalgacıklarının şekillerinin birincil görsel korteksindeki basit hücrelerin alıcı alanlarına benzemesi [53].
2. **Matematiksel Motivasyon:** Gabor Dalgacıkları yerel uzamsal frekansların ölçümü için optimaldir [54].
3. **Deneysel Motivasyon:** Gabor Dalgacıkları diğer pek çok örüntü tanıma işlemleri için bozulma (distortion) toleranslı öznitelik uzayını ortaya koyar [55].

Yüz tanıma için Gabor Dalgacıklarının uygulanması Lades vd.'nin [56] da önerdiği Dinamik Link Mimarisi çalışmasıyla başlamıştır. Bu sistemde, yüzler gabor jetleri olarak adlandırılan, Gabor dalgacıkları kullanarak deforme düğümlerde yerel özniteliklerin çıkarımı ile bir dikdörtgen graf tarafından temsil edilmektedir. Wiscott vd. Dinamik Link Mimarisi yöntemini Elastik Demet Graf Eşleştirme (Elastic Bunch Graph Matching) [32] yöntemine genişletmiştir. Elastik Demet Graf Eşleştirme (EDGE) yönteminde yüz nirengi noktalarında graf düğümleri yerleştirilmiştir. Bu çalışmadan sonra pek çok EDGE tabanlı yöntemler literatürde önerilmiştir. Gabor Dalgacıkları bütüncül olarak da yüz tanıma için oldukça kullanılmıştır. Bu yaklaşımlarda öznitelikler tüm yüz resmi kullanılarak Gabor dalgacıkları ile elde edilir.

Dalgacık dönüşümleri güçlü bir sinyal analizi aracıdır ve öznitelik çıkarımı için oldukça yaygın bir şekilde kullanılır. Sinyal limitli sürelerin küçük dalgaları ile temsil edilir. Bu temsiliyet frekans ve zaman domeynlerinde sinyalin incelenebilmesine imkân sağlar. 2B dalgacık transformu girdi resminin art arda satır ve kolonlarına 1B dalgacık transformu uygulanmasıyla elde edilir. Pek çok dalgacık dönüşümlerinden Gabor Dalgacık dönüşümleri resim dekompozisyonunda uzamsal yerellik ve oryantasyon seçicilik karakteristiği başarısından dolayı oldukça ilgi çekici bir yöntemdir. Uzamsal domeynde, 2B Gabor fonksiyonu bir Gauss tarafından modüle edilmiş karmaşık bir exponensiyel bir fonksiyondur.

$$\psi_i(\vec{x}) = \frac{\|\vec{k}_i\|^2}{\sigma^2} e^{-\frac{\|\vec{k}_i\|^2 \|\vec{x}\|^2}{2\sigma^2}} \left[e^{j\vec{k}_i \vec{x}} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}} \right] \quad (3.1)$$

Her Ψ_i , bir Gauss tarafından sarılan $\vec{k}_i$ vektörü tarafından karakterize edilen bir düzlem dalgasıdır. σ bu Gauss'ın standart sapmasıdır. i 'nci filtrenin merkez frekansı dalga vektörünün karakteristiği tarafından verilir. (k_v, θ_μ) ölçek ve oryantasyonu verir.

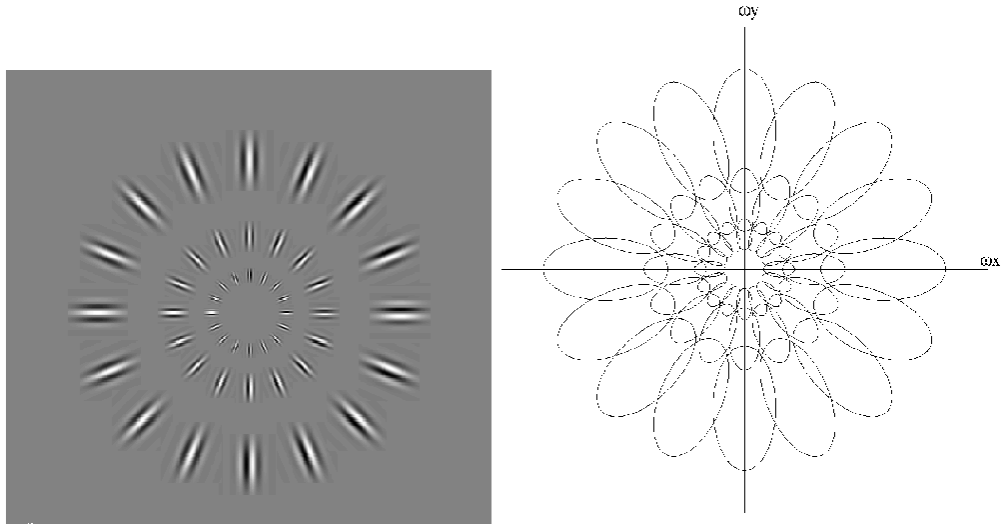
$$\vec{k}_i = \begin{pmatrix} k_{ix} \\ k_{iy} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_v \cos \theta_\mu \\ k_v \sin \theta_\mu \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

I resminin dekompozisyonu resmin dalgacık dönüşümü olarak adlandırılır.

$$R_i(\vec{x}) = \int I(\vec{x}') \Psi_i(\vec{x} - \vec{x}') d\vec{x}' \quad (3.3)$$

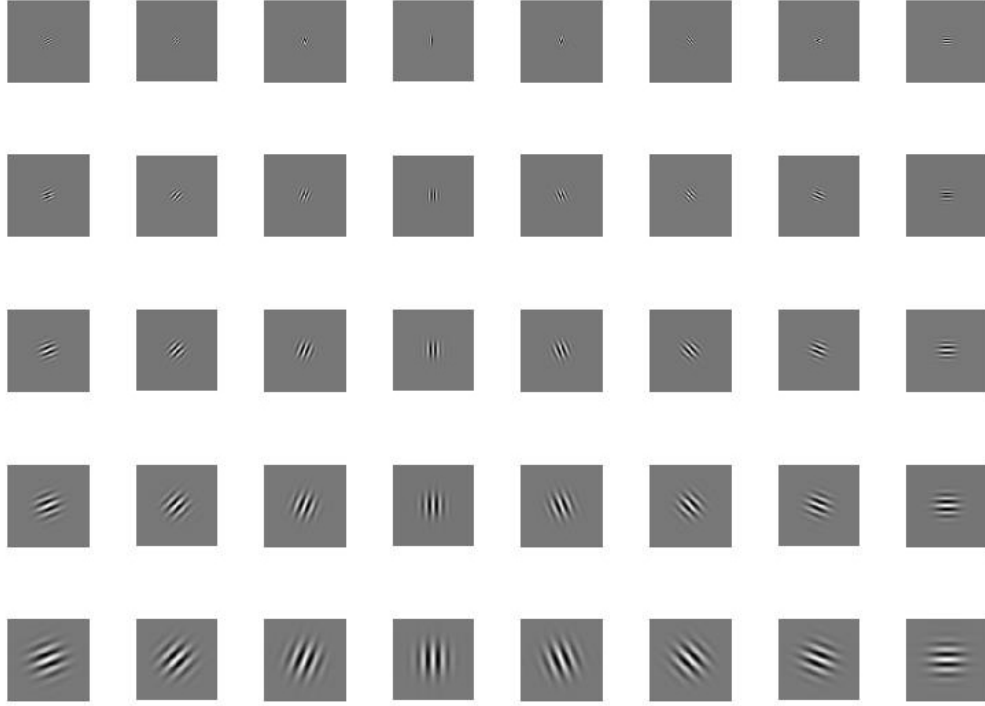
$\vec{x}$ lokasyonundaki resim yoğunluğunu $I(\vec{x})$ temsil eder.

Şekil 3.2'de Gabor Dalgacıklarının bir birliği ve uzamsal frekans düzlemi gösterilmektedir.



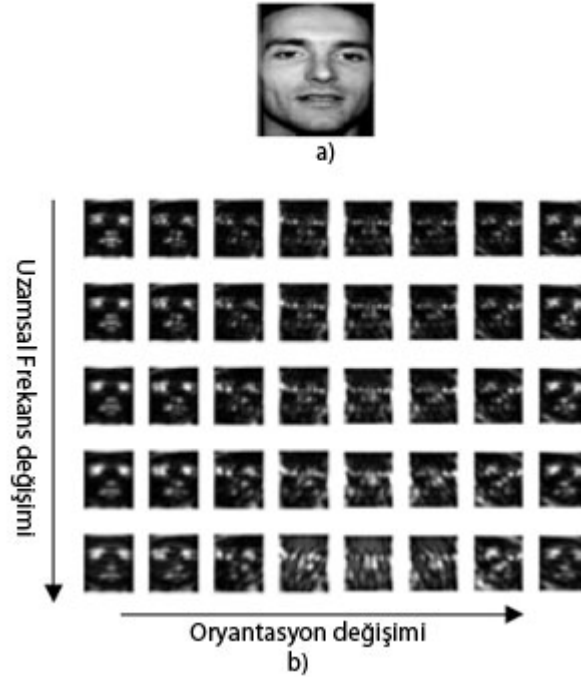
Şekil 3. 2 Soldaki Gabor Dalgacıklarının bir birliğini, sağdaki uzamsal frekans düzlemini gösterir [57]

Bir resim hem uzamsal frekans yapısı ve hem uzamsal ilişkilerinin betimlemesine izin vererek Gabor dalgacık dönüşümü yaparak temsil edilebilir. 5 uzamsal frekanslı ve 8 oryantasyonlu (Şekil 3.3) karmaşık Gabor filtreleri ile resim evriştirilerek (convolving) tüm frekans spektrumu yakalanır.



Şekil 3. 3 5 uzamsal frekans ve 8 oryantasyona karşılık gelen Gabor filtreleri

Şekil 3.4’de, bir girdi yüz resim ve Gabor filtre cevaplarının amplitüdü gösterilmiştir.



Şekil 3. 4 Yüz resminin gabor filtre cevapları [57], a) Orjinal resim b) gabor filtre cevapları

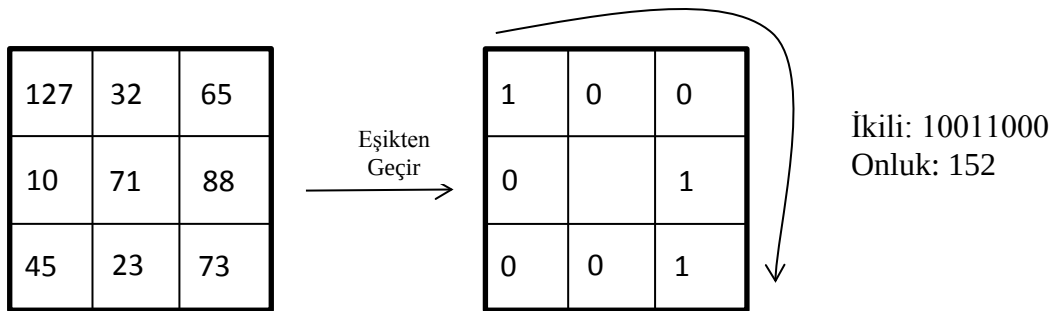
$$v_{i,k} = \{R_{i,j}(x_k, y_k) | j = i, \dots, 40\} \quad (3.4)$$

(3.4)'e göre elde edilen 40 bileşen resimdeki her bir piksel değerinin Gabor filtre cevabının örnekleridir. Mesela, 100x100'lük bir resmin bütüncül olarak böyle bir Gabor filtresinden geçirildiğinde elde edilen resim öznitelik vektörü 100x100x40 yani 400000'lik bir vektördür. Böyle büyük bir öznitelik vektörü, sınıflandırma karmaşıklığını oldukça artırmaktadır.

3.3 Yerel İkili Örüntüler

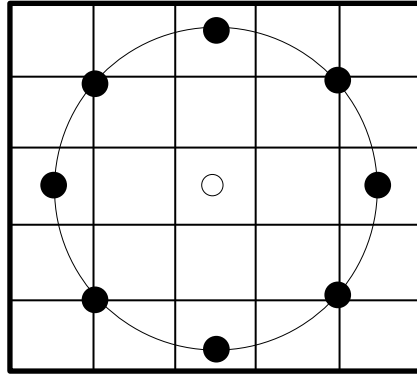
Yerel İkili Örüntüler (YİÖ) operatörü doku betimlemesi (description) için oldukça güçlü bir araçtır. İlk olarak Ojala tarafından [58], [59] tanıtılmıştır. Yüz tanımda da sıkça kullanılmıştır [60], [61], [62], [63]. Ayırt edici gücü ve hesaplanabilirlik basitliği sebebiyle, YİÖ doku operatörü çeşitli uygulamalarda popüler bir yaklaşım olmuştur. Gerçek yaşamdaki uygulamalarında YİÖ operatörünün belki de en önemli özelliği aydınlatmadaki değişimler gibi monotonik gri-ölçekli değişimlere gürbüz olmasıdır. Diğer önemli özelliği hesaplanabilirlik basitliğidir. YİÖ, gerçek-zamanlı olarak görüntü analizini mümkün kılmaktadır.

YİÖ operatörü basitçe şöyle çalışır. Her bir piksel için 3x3'lük komşuluk bölgesinde merkezdeki pikselin değerini eşik değeri olarak alıp komşu piksellerin yoğunluk değerlerinden bu değer çıkarılır. Komşuluk bölgesindeki piksellerin değerleri pozitif ve negatif olması durumuna göre 1 veya 0 olarak kodlanır. Pozitif ise 1, negatif ise 0 değerini alır. Elde edilen 8 rakamlık ikili numara ondalık sayıya çevrilerek merkezdeki pikselin YİÖ etiket değeri olarak yazılır. Resimdeki tüm piksel değerleri için bu YİÖ değeri hesaplanır. Şekil 3.5 temel YİÖ operatörünü göstermektedir.

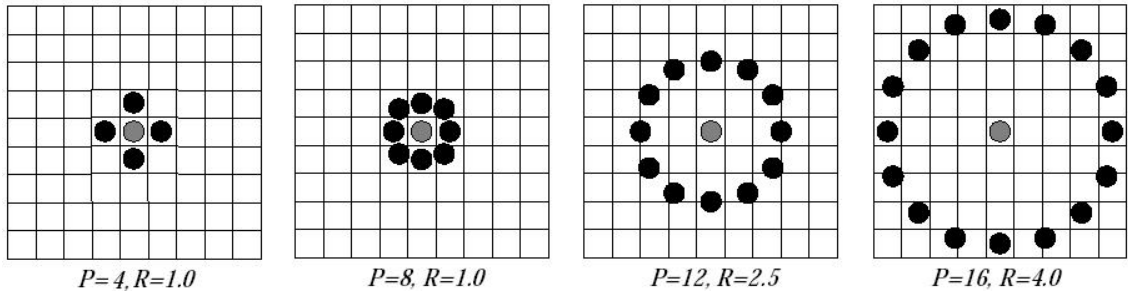


Şekil 3. 5 Temel YİÖ operatörü

Daha sonra YİÖ operatörü farkı boyutlardaki komşuluk bölgelerinin kullanılmasına genişletilmiştir [60]. Dairesel komşuluk bölgeleri kullanılması ve piksel değerlerinin bilineer interpolasyonunun yapılması ile operatör, herhangi bir yarıçapta ve komşuluk bölgesindeki piksel sayısına müsaade eder hale geldi. Komşuluklar için (P,R) notasyonunu kullanıyoruz. P, R yarıçapındaki daire üzerindeki örnekleme noktalarını belirtmektedir. Şekil 3.6 (8,2)'lik dairesele komşuluk bölgesini göstermektedir. Şekil 3.7 farklı konfigürasyonlardaki YİÖ operatörlerini göstermektedir.



Şekil 3. 6 (8,2)'lik dairesele komşuluk. Örnekleme noktaları bir pikselin merkezinde olmadığı zaman piksel değerleri bilineer interpolasyona tabi tutulur.

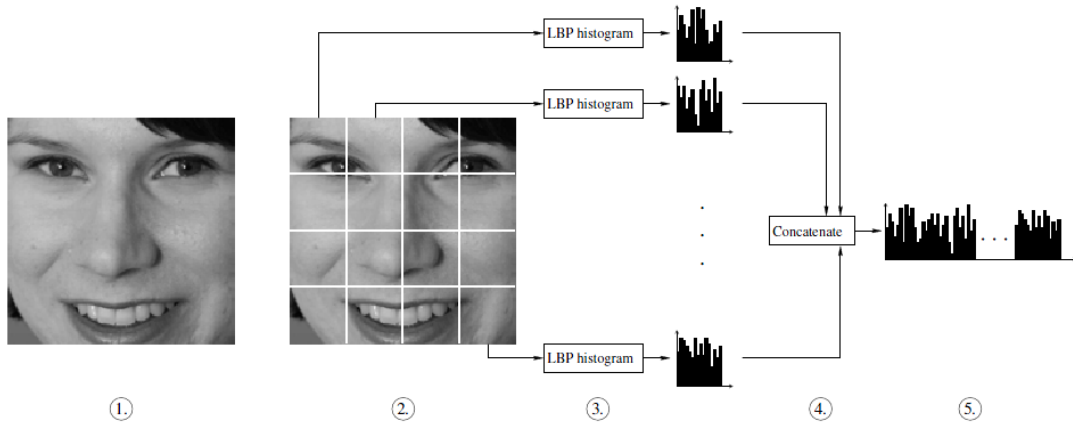


Şekil 3. 7 Değişik konfigürasyonlardaki YİÖ operatörleri sırasıyla (2,1), (8,1), (12,2.5), (16.4) [63]

Örnekleme noktası bir pikselin merkezin olmadığı zaman piksel değerleri bilineer olarak interpolate edilir. YİÖ operatörü ile her bir pikseli kodlanmış resmin YİÖ değerlerine göre histogramı elde edilir. YİÖ ile kodlanmış veya etiketlenmiş resmin $f_l(x,y)$ histogramı (3.5)'deki gibi tanımlanabilir.

$$H_i = \sum_{x,y} I \{f_l(x,y) = i\}, i = 0, \dots, n - 1 \quad (3.5)$$

Timo'nun [64] daki çalışmasında gösterdiği gibi resmin tüm piksellerini kullanmak yerine, belli boyutta hücrelere bölerek de YİÖ hesaplanabilir (Şekil 3.8).



Şekil 3. 8 1. Yüzün sisteme kayıt edildiği varsayılıyor. 2. İmaj yerel bölgelere bölünüyor. 3. YİÖ histogramı her bölgeden ayrı ayrı elde ediliyor. 4. Histogramlar birleştiriliyor 5. Birleştirilmiş histogramlar öznitelik vektör olarak yüz tanımda kullanılıyor. [64]

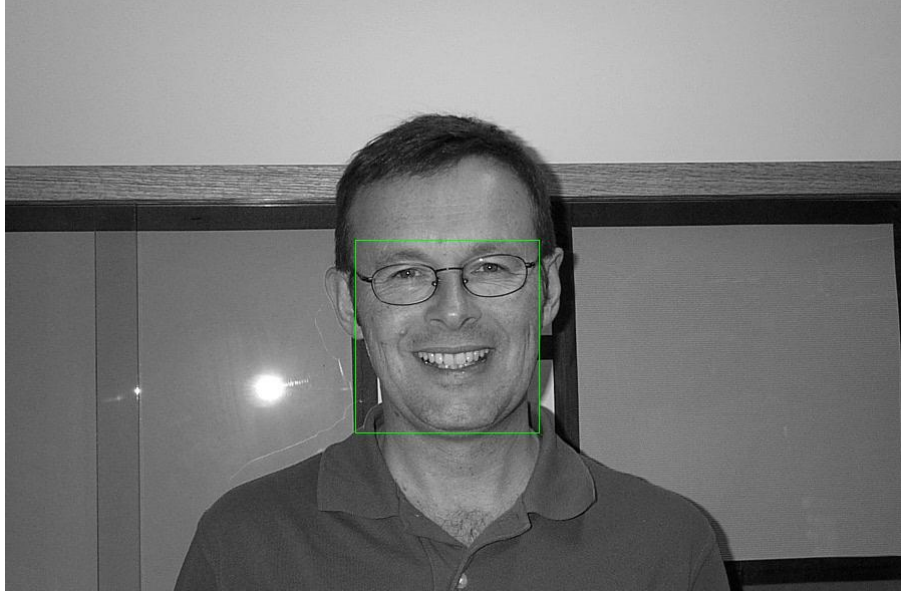
Elde edilen histogram değeri öznitelik vektörü olarak sınıflandırıcıda kullanılır. Bu tez çalışmasında yüz resimleri hem bütüncül olarak hem bileşen bazlı olarak YİÖ operatörü kullanılarak kodlanmış ve histogram değerlerinden öznitelik vektörleri oluşturulmuştur. Öznitelik vektörleri sınıflandırıcıya sokularak başarıları değerlendirilmiştir.

DENEYSEL ÇALIŞMALAR

Bu bölümde önerdiğimiz metodoloji detaylıca açıklanmış ve bu yaklaşımın değişik ölçek, poz, aydınlatma, engel ve yaş gibi çeşitli zorlayıcı faktörlere sahip yüz veritabanları üzerinde başarısı değerlendirilmiştir. Kullanılan veritabanları detaylıca anlatılmış ve tanıma oranları kıyaslamalı bir şekilde ortaya konmuştur.

4.1 Metodoloji

Yüz tanımadaki ilk adım yüz tespittir. Yüzü karmaşık arka planlı resimlerde bile tespit edebilecek sofistike algoritmalara ihtiyaç vardır. Yüz tespiti konusunda literatürde pek çok yöntem önerilmiştir fakat başarısıyla bilgisayarlı görü araştırmacılarınca ciddi anlamda kabul görmüş, gerçek-zamanlı çalışabilirliği, poz, aydınlatma ve engellere karşı gürbüz olması ile öne çıkan ve açık-kaynak gerçekleştirimi ulaşılabilir bir yöntem olan Viola-Jones yüz tespit yöntemini tercih ettik [8]. OpenCV bilgisayarlı görü kütüphanesindeki Viola-Jones gerçekleştirimi bu tez çalışmasında kullanılmıştır [65]. Şekil 4.1 Viola-Jones ile tespit edilen yüzü göstermektedir. Kullanılan yüz veritabanlarında Viola-Jones ile tespit edilemeyen yüz resimleri veritabanından çıkarılmıştır.



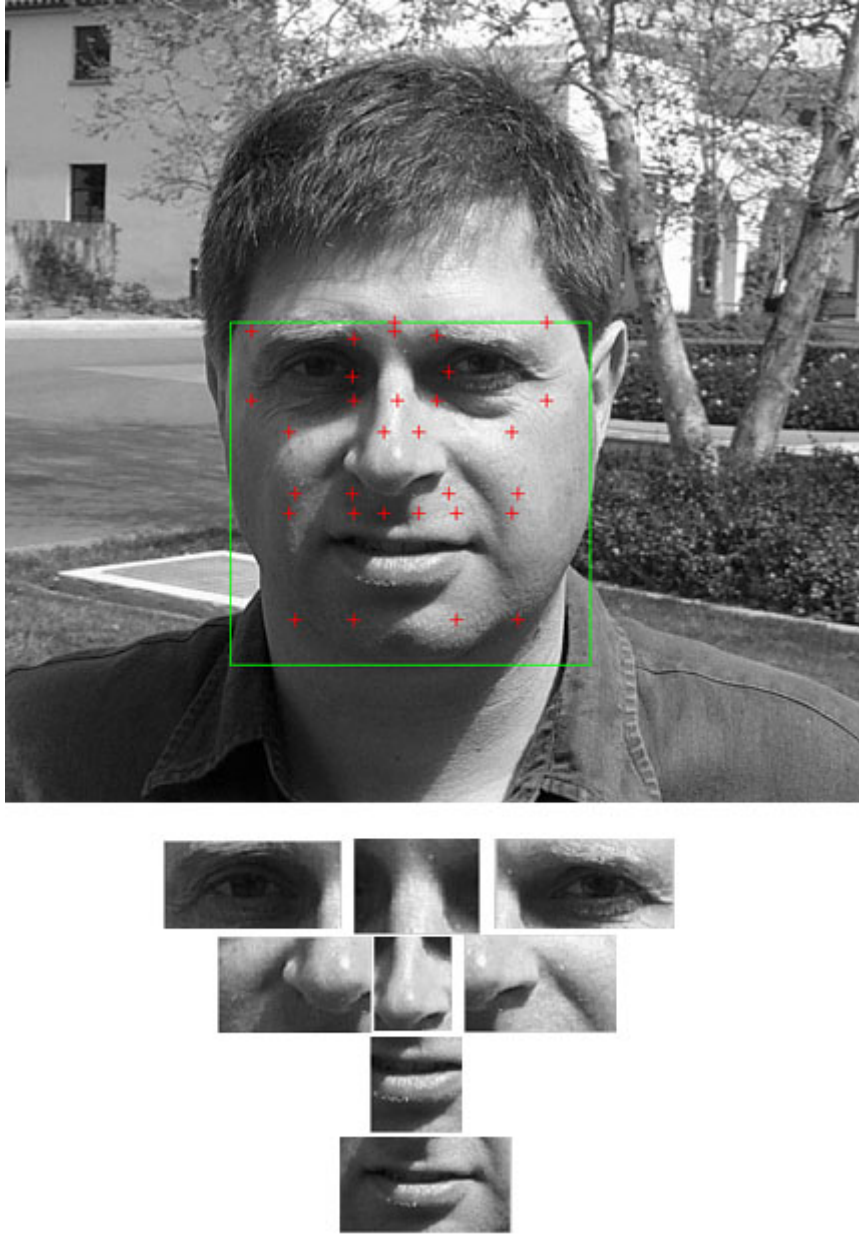
Şekil 4. 1 Viola-Jones ile yüz tespiti [66]

Yüzü tespit ettikten sonra, 2B yüz resimlerindeki ölçek ve poz zorluklarına karşı gürbüz yüz tanıma sağlama için yüz hizalama yöntemleri üzerinde durulmuştur. Yüz hizalama için bölüm 2’de detaylıca anlatılan Kısıtlı Yerel Model’ler (KYM) yöntemi tercih edilmiştir [45]. Kısıtlı Yerel Modeller ölçek ve pozdaki değişimlere karşı başarısının yanı sıra modelin eğitim kümesinde olmayan daha önce görmediği bir yüze karşı da oldukça iyi bir şekilde uydurulabilmekte, nirengi noktalarını başarı ile verebilmektedir. KYM aynı zamanda performansı ile gerçek-zamanlı çalışabilirliğe müsaittir. Selefi olarak bilinen Aktif Görünüm Modelinin genelleşme ve gerçek-zamanlı çalışabilirliği gibi yapısal sorunlarına, KYM başarılı bir şekilde çözmüş olarak ortaya çıkmaktadır. Şekil 4.2 KYM’nin bir yüz resmine uydurulmasını göstermektedir.



Şekil 4. 2 KYM'nin bir yüz resmine uydurulması

Viola-Jones ile yüzü tespit ettikten ve KYM ile modelini yüz resmine uydurduktan sonra, KYM ile elde edilen yüzdeki 68 nirengi noktasına dayanarak, bileşen tabanlı bir yüz tanıma yöntemi izlenmiştir. Nirengi noktalarına dayanarak, literatürdeki bileşen-tabanlı yüz tanıma kullanılan bileşenlerden de ilham alınarak 8 tane bileşen tespit edilmiş ve kullanılmıştır. Şekli 4.3'te bu bileşenler gösterilmektedir.



Şekil 4. 3 Önce Viola-Jones yüz tespiti ve ardından KYM ile edilen nirengi noktalarının elde edilmesi ve bu nirengi noktalarına dayanarak yüz bileşenlerinin tespiti [66]

Elde edilen bileşenler üzerinden Gabor Dalgacıkları ve Yerel İkili Örüntüler kullanarak öznitelik çıkarımı yapılmıştır. Gabor Dalgacıklar literatürde ciddi bir yer tutmaktadır. En başarılı kullanımları nirengi-tabanlı analitik uygulamalarıdır. Tüm yüze bütüncül olarak Gabor Dalgacıkları ile öznitelik çıkarımı yerine böyle bir yaklaşım daha verimlidir. Bu yaklaşımı takip ederek, biz bu çalışmada yüzdeki temel bileşenler üzerinden Gabor Dalgacıkları ile öznitelik çıkarımını gerçekleştirdik. Gabor Dalgacıkları için 5 uzamsal frekans ve 8 oryantasyonlu karmaşık Gabor filtreleri kullanılmıştır.

Çalışmamızda kullanılan diğer bir doku operatörü Yerel İkili Örüntülerdir. Gabor Dalgacıklarına göre daha yeni bir yöntemdir. Aynı zamanda, hesaplanabilirliği daha basit ve hızlı bir yöntemdir. Bu yüzden gerçek-zaman gereksinimli uygulamalarda öne çıkmaktadır. YİÖ için (8,1)'lik temel operatör kullanılarak öznitelik çıkarımı yapılmıştır.

Bu tez çalışmasında bu doku-tabanlı iki yöntem çeşitli veritabanlarına uygulanmış ve sonuçları kıyaslanmıştır. Aynı zamanda bütüncül-tabanlı ve bileşen-tabanlı olarak yapılan yüz tanıma sonuçları da değerlendirilmiştir.

Gabor Dalgacıkları ile resim üzerinden elde edilen öznitelikler boyut olarak oldukça büyüktür ve hesaplama karmaşıklığı çok yüksektir. Bu yüzden bu öznitelik vektörleri Temel Bileşen Analizi kullanarak boyut indirgedikten sonra sınıflandırıcıya sokulmuştur. TBA sonucu elde edilen temel bileşenler tarafından kapsanan özvektör varyasyonlarının miktarını 0,80 ile 0,99 arasında değiştirerek, sonuçları gözlemlenmiştir. Boyut indirgeme, YİÖ için de sonuçlarını değerlendirmek için kullanılmıştır.

Öznitelik vektörleri sınıflandırıcıya sokulmadan önce, veriler önce ortalamasından çıkarılmakta ve daha sonra verilerin standart sapmasına bölünmektedir. Elde edilen normalize edilmiş veri daha sonra sınıflandırıcıya sokulmaktadır.

Yüz tanımda önemli ölçüde başarıyı getiren hususlardan biri, sınıflandırma aşamasıdır. Sınıflandırma için oldukça sofistike ve popüler bir yöntem olan Destek Vektör Makineleri (DVM) kullanılmıştır. DVM yönteminin uygulanmasında LIBSVM [67] kütüphanesinden faydalanılmıştır. DVM ikili sınıflandırma ve regresyon tahminlemeleri yapar. DVM, temel olarak destek vektörleri olarak adlandırılan eğitim kümesindeki en yakın noktalara maksimum mesafede olan bir karar yüzeyi bularak örüntü tanımayı sağlamaktadır. Çoklu sınıflandırma için ise değişik stratejiler kullanılarak DVM kullanılabilir.

Bu tez çalışmasında, sınıflandırma başarısının değerlendirilmesi için n-kere çapraz onaylama (n-fold cross validation) yöntemi kullanılmıştır. n-kere çapraz onaylama yönteminde, tüm veritabanı rastgele n alt kümeye ayrılır. Bu yöntemde, her bir alt küme, geri kalan n-1 alt küme ile elde edilen sınıflandırıcı kullanılarak test edilir. Böylelikle veritabanındaki her bir yüz resmi bir kere tahmin edilmiş olmaktadır. Çapraz onaylama doğruluğu toplamda doğru bir şekilde sınıflandırılan verinin yüzdesini

vermektedir. Yöntemlerin kıyaslamalı analizinde çapraz onaylama yaklaşımı tercih edilmiştir. Bu çalışmada, veritabanları 5 alt kümeye ayrılmış yani 5-kere çapraz onaylama yöntemi takip edilmiştir.

4.2 Yüz Veritabanları

Bu tez çalışmasında, IMM, AR, FG-NET, Caltech ve MUCT yüz veritabanları üzerinde çalışılmıştır.

4.2.1 IMM Yüz Veritabanı

IMM yüz veritabanı, Danimarka Teknik Üniversitesi'nin (Technical University of Denmark) Enformatik ve Matematiksel Modelleme Bölümü (Department of Informatics and Mathematical Modelling) tarafından araştırmacılara ücretsiz olarak sunulan bir yüz veritabanıdır. 40 farklı kişinin her birinin 6 farklı yüz resmi yani toplamda 240 yüz resmi vardır (Şekil 4.4) [68]. Hepsi gözlüksüzdür. 7 kadın ve 33 erkekten oluşur. Her bir kişi için 6 farklı yüz resmi Çizelge 4.1'deki gibi oluşturulmuştur.

Çizelge 4. 1 IMM veritabanındaki her bir kişi için alınan yüz resimlerindeki çeşitlilik

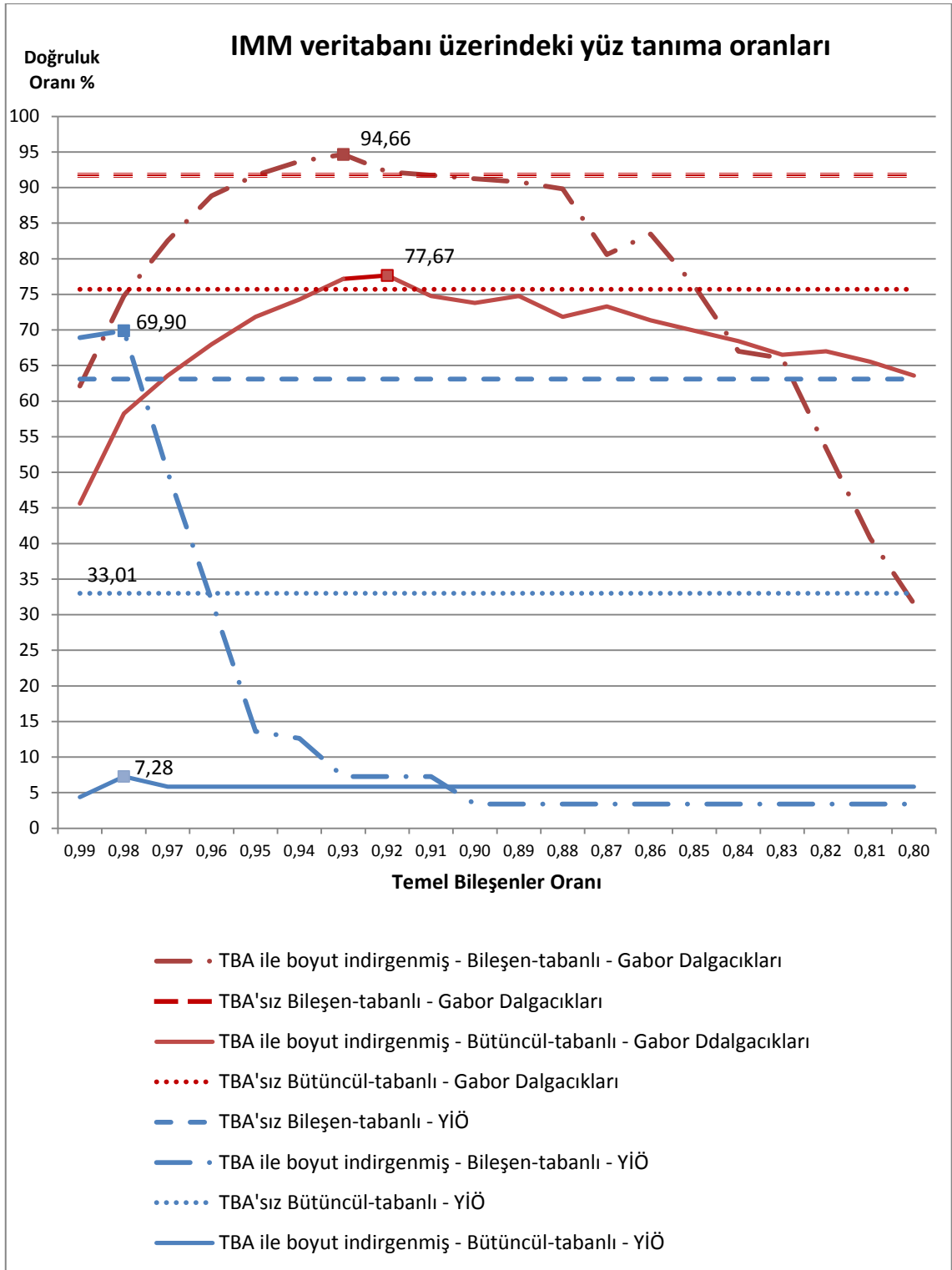
1. Resim	Tam ön yüz, nötr ifadeli ve ışığı eşit dağılmış
2. Resim	Tam ön yüz, “mutlu” ifadesi ve ışığı eşit dağılmış
3. Resim	Tahminen 30 derece kişinin sağına dönmüş, nötr ifadeli ve ışığı eşit dağılmış
4. Resim	Resim tahminen 30 derece kişinin soluna dönmüş, nötr ifadeli ve ışığı eşit dağılmış
5. Resim	Tam ön yüz, nötr ifadeli, kişinin soluna bir tane spot bir ışık eklenmiş

6. Resim	Tam ön yüz, “joker resmi” (rastgele bir ifade), ılık eşit dağılmış
----------	--



Şekil 4. 4 IMM veritabanından bazı yüz resimleri

IMM veritabanı aynı zamanda yüzdeki 68 nirengi noktasını da her bir resim için vermektedir. Bu nirengi noktaları kullanılarak genellikle AGM tarzı model-tabanlı yöntemlerde model oluşturulmasında bu veritabanının sıkça kullanıldığı görülmektedir. IMM veritabanı üzerine yüz tanıma olarak, Gernoth’un [69] daki çalışmasında AGM ve Ayrık Kosinüs (Cosine) Dönüşümüne dayalı yönteminde %90'lara ulaşan bir yüz tanıma oranı elde edilmiştir. IMM veritabanı üzerindeki yapılan deneysel çalışmaların sonuçları Şekil 4.5’te gösterilmiştir.



Şekil 4. 5 IMM veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları

IMM Veritabanında yapılan yüz tanıma sonuçlarına göre, %94'lere ulaşan yüz tanıma oranları elde edilmiştir. Gabor Dalgacıkları, YİÖ'ye göre daha iyi sonuçlar vermiştir. Bileşen-tabanlı yaklaşımda, bütüncül-tabanlı yaklaşıma göre anlamlı derecede bir performans artış gözlemlenmiştir.

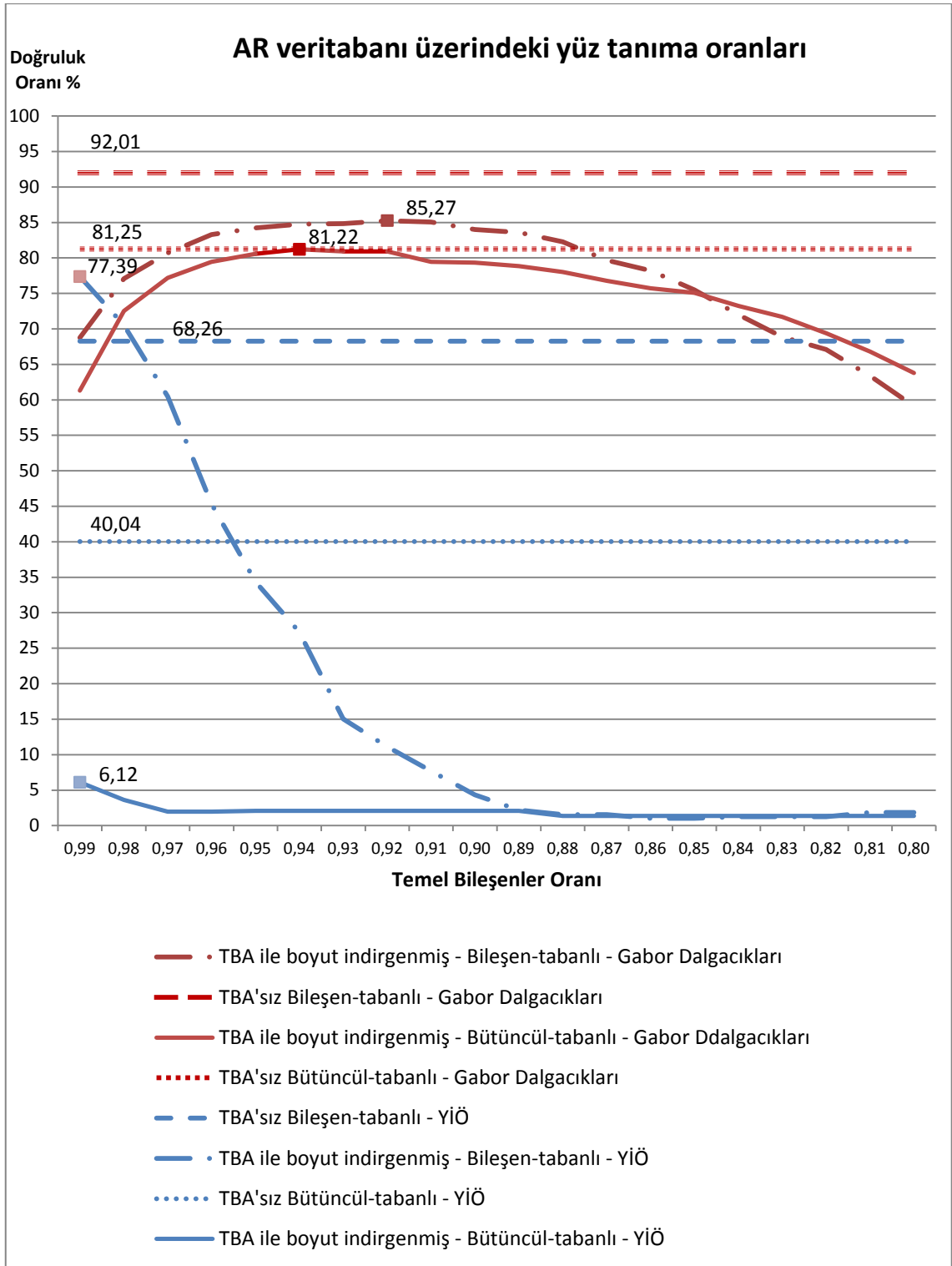
4.2.2 AR Yüz Veritabanı

AR yüz veritabanı, Aleix Martinez ve Rober Benavente tarafından Universitat Autònoma de Barcelona'nın Bilgisayarlı Görü Merkezinde oluşturulmuştur. 126 farklı kişiden oluşmaktadır [20]. Bunlardan 70'si erkek ve 56'sı kadındır. Yüz resimleri ön yüzdür ve farklı yüz ifadeleri, aydınlatma koşulları ve engeller (güneş gözlüğü ve eşarp) mevcuttur. Her kişi için 2 farklı oturumda görüntü alınmıştır, aynı resim 2 oturumda da alınmıştır. 4000'den fazla yüz resmi içermektedir. Bu çalışmamızda 2. oturumda alınan yüz resimleri veritabanından çıkarılmıştır. Her kişi için 13'ar tane yüz resmi bulunmaktadır.



Şekil 4. 6 AR veritabanından bazı yüz resimleri

AR veritabanı üzerinde Wright vd.'lerinin [71] deki çalışmasında %94,7'lere varan tanıma sonuçlarına ulaşılmıştır. AR veritabanı üzerinde yaptığımız deneysel çalışmaların sonuçları Şekil 4.7'de gösterilmiştir.



Şekil 4. 7 AR veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları

AR veritabanında üzerinde yapılan çalışmamızda elde edilen yüz tanıma sonuçlarına göre, %92'lere ulaşan yüz tanıma oranları elde edilmiştir. Gabor Dalgacıkları, YİÖ'ye göre daha iyi sonuçlar vermiştir. Bileşen-tabanlı yaklaşımda, bütüncül-tabanlı yaklaşıma göre anlamlı derecede bir performans artış gözlemlenmiştir. TBA ile boyut

indirgmeden Gabor Dalgacıkları ile yapılan yüz tanımda daha iyi sonuçlar elde edilmiştir.

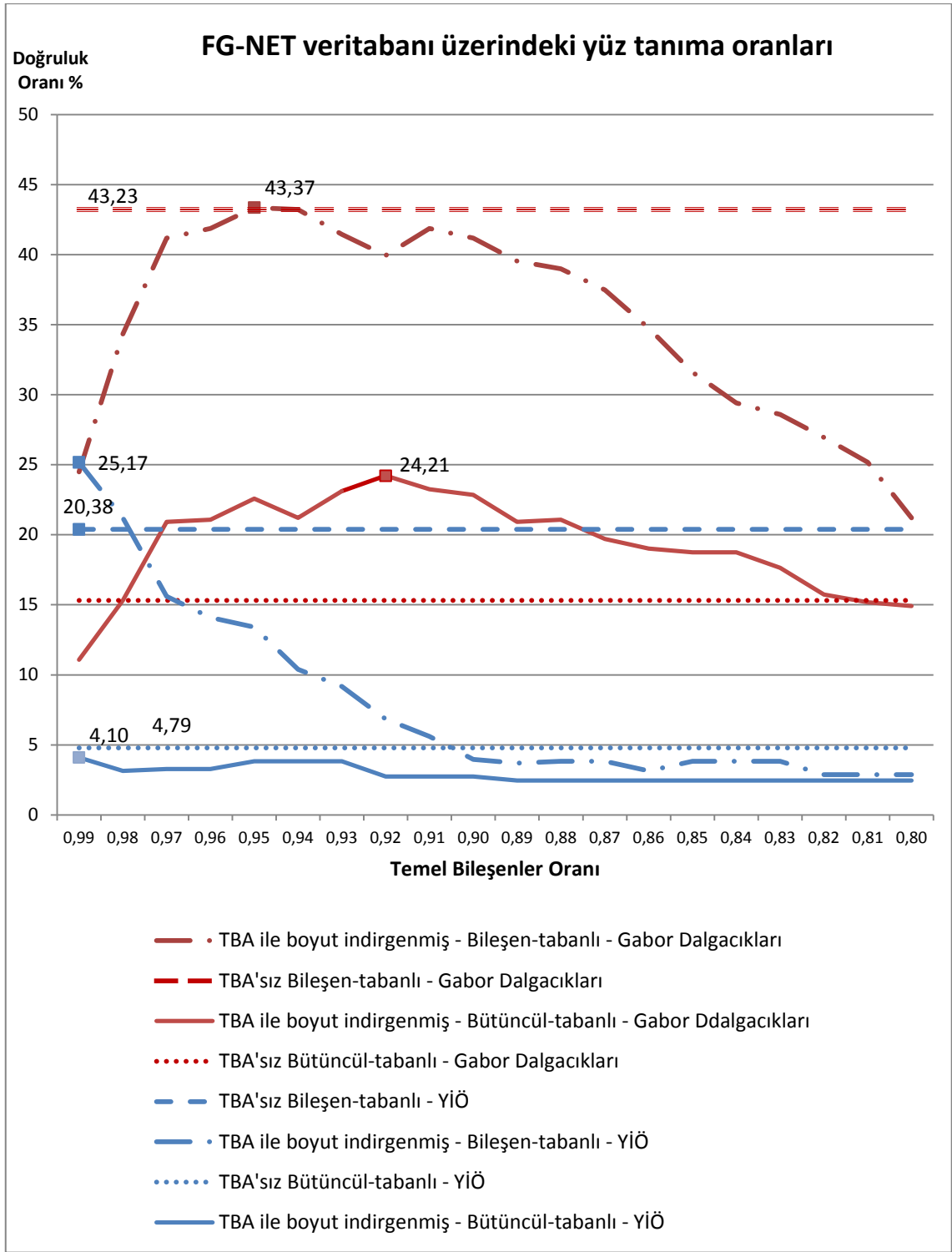
4.2.3 FG-NET Yüz Yaşlanma Veritabanı

FG-NET yüz yaşlanma veritabanı, FG-NET (Face and Gesture Recognition Research Network) Avrupa Birliği projesinin bir parçası olarak oluşturulmuştur [72] (Şekil 4.8). Farklı kişilerin farklı yaşlardaki yüz resimlerini içerir. Yüzsel görünüm üzerinde yaşlanma etkisinin üzerinde inceleme yapan araştırmacılara yardımcı olmak için geliştirilmiştir. Toplamda 72 kişinin, kişi başına 6 ila 18 arasında farklı yüz resmi vardır (ortalaması 12 yüz resmi/kişi'dir). 0 ile 69 yaş aralığındaki yüz resimlerinden oluşur. Resim çözünürlükleri değişkendir (ortalaması 400x500 pikseldir). Aydınlatma, poz, ifade şartları değişkendir. Sakal, bıyık, şapka ve gözlük bulunabilmektedir.



Şekil 4. 8 FG-NET veritabanından bazı yüz resimleri

FG-NET veritabanındaki tüm kişilerin resimlerini kullanarak yapılan çalışmalardan, Park vd.'lerinin [73] çalışmasında 3B'lu biçim değiştiren modeller kullanılmış ve %37,4 tanıma oranı elde edilmiştir. FG-NET veritabanı üzerinde yaptığımız deneysel çalışmaların sonuçları Şekil 4.9'da gösterilmiştir.



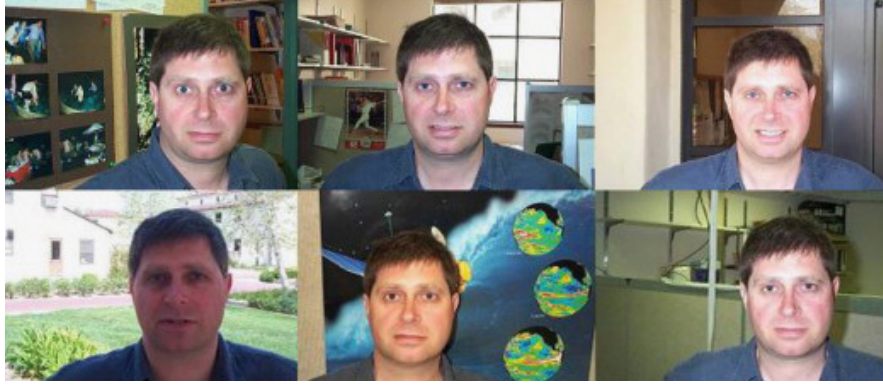
Şekil 4. 9 FG-NET veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları

FG-NET veritabanında üzerinde yapılan çalışmamızda elde edilen yüz tanıma sonuçlarına göre, %43'lere ulaşan yüz tanıma oranları elde edilmiştir. Gabor Dalgacıkları, YİÖ'ye göre açık ara daha iyi sonuçlar vermiştir. Bileşen-tabanlı yaklaşımda, bütüncül-tabanlı yaklaşıma göre anlamlı derecede bir performans artışı

gözelemlenmiştir. TBA ile boyut indirgeyerek yapılan yüz tanımda, Gabor Dalgacıklarında benzer sonuçlar elde edilirken, YİÖ’de biraz daha iyi sonuçlar elde edilmiştir.

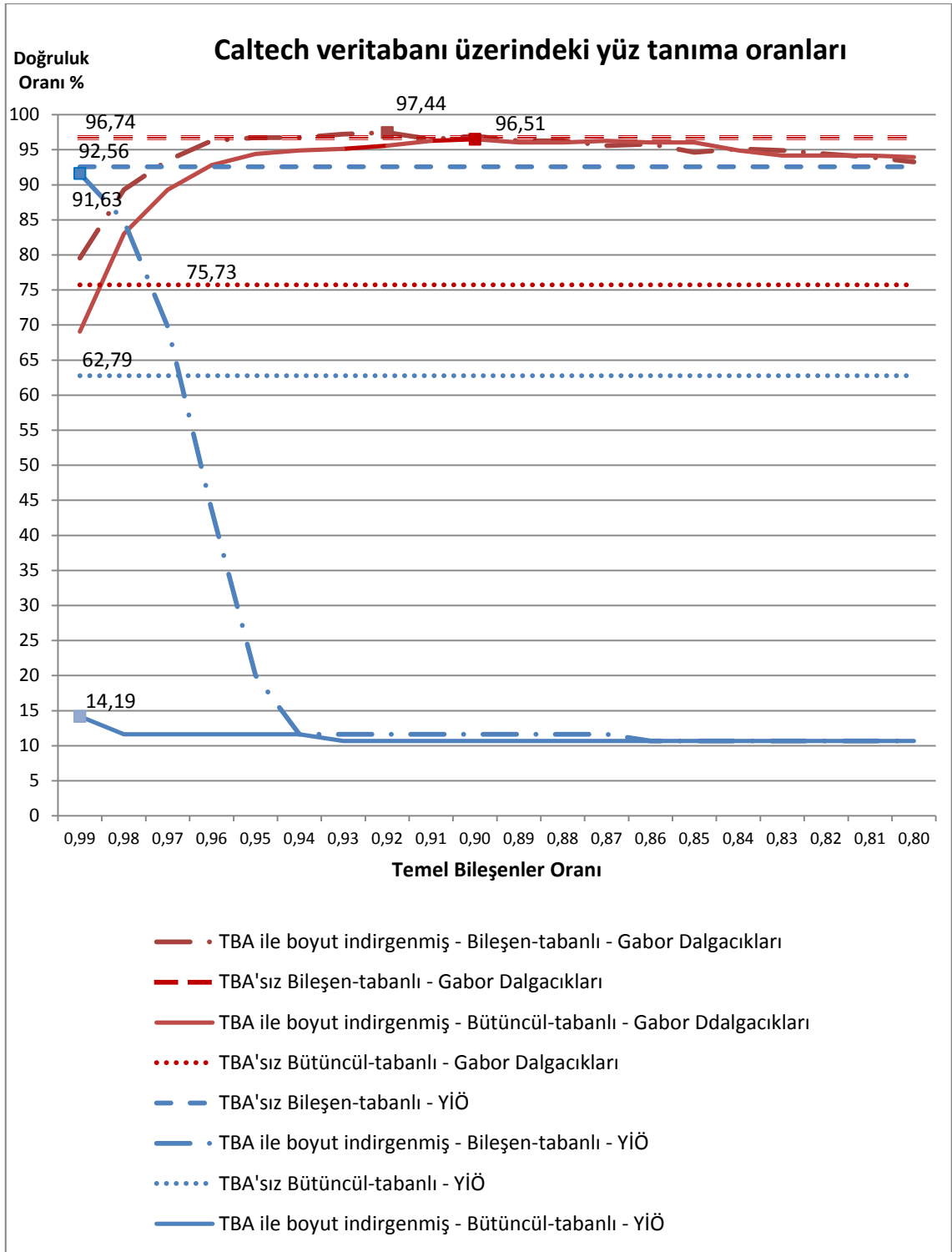
4.2.4 Caltech Yüz Veritabanı

Caltech veritabanı, Markus Weber tarafından Kalifornia Teknoloji Enstitüsünde toplanmıştır [66]. 31 farklı kişinin toplamda 450 yüz resminden oluşmaktadır. Kişi başına düşen yüz resimleri değişkendir. Tüm yüz resimleri, 896x592 piksel çözünürlüğe sahiptir. Farklı aydınlatma, ifade ve arka plan koşullarına sahiptir.



Şekil 4. 10 Caltech veritabanından bazı yüz resimleri

Caltech veritabanı üzerine James ve Dimitrijeviç’in [74] yaptığı çalışmada %96’lık bir doğruluk oranı elde edilmiştir. Caltech veritabanı üzerinde yaptığımız deneysel çalışmaların sonuçları Şekil 4.11’de gösterilmiştir.



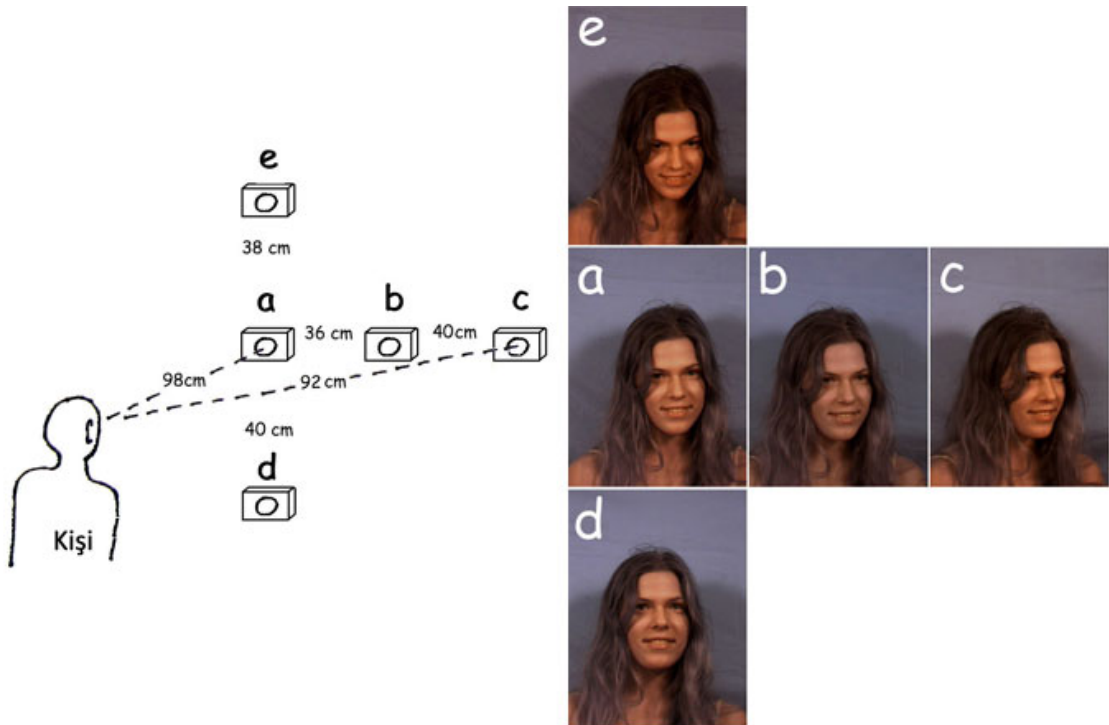
Şekil 4. 11 Caltech veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları

Caltech veritabanında üzerinde yapılan çalışmamızda elde edilen yüz tanıma sonuçlarına göre, %97'lere ulaşan yüz tanıma oranları elde edilmiştir. Gabor Dalgacıkları, YiÖ'ye göre biraz daha iyi sonuçlar vermiştir. Özellikle bileşen tabanlı YiÖ ile %92'lik doğrulukla yapılan yüz tanıma Gabor Dalgacıkları ile yapılan tanımaya yakın bir sonuç vermiştir. Bileşen-tabanlı yaklaşımda, bütüncül-tabanlı yaklaşıma göre genel

olarak anlamlı derecede bir performans artışı gözlemlenmiştir. TBA ile boyut indirgeyerek yapılan yüz tanımda, Gabor Dalgacıklarında benzer sonuçlar elde edilirken, YiÖ’de doğruluk oranı daha da geri gitmiştir.

4.2.5 MUCT Yüz Veritabanı

MUCT veritabanı, Stephen Milborrow, John Morkel, ve Fred Nicolls tarafından Cape Town Üniversitesinde hazırlanmıştır [75] (MUCT, “Milborrow / University of Cape Town” anlamına gelmektedir.). 625 farklı kişinin 3755 farklı yüz resminden oluşur (Şekil 4.13). Kadın ve erkek sayısı yaklaşık olarak eşittir. Kişiler makyajlı, gözlüklü, başlıklı olabilirler. Kişilerden herhangi bir yüz ifadesi istenmemiştir. Genellikle nötr veya bir gülümseme içermektedir. Tüm kişiler 18 yaş ve üstüdür. Aynı anda konumları farklı 5 farklı kamera birden çekim yapmıştır. Kameraların konumları Şekil 4.12’de gösterilmiştir. Kamera a direkt olarak kişinin yüzüne dik iken diğerleri kamera a’ya göre konumlanmıştır. Her bir kameradan alınan resimlerin veritabanında ayrı bir kısım oluşturmuştur. Yüz tanıma üzerine yaptığımız çalışmalarda veritabanını bu 5 kısma bölerek incelemeye aldık.



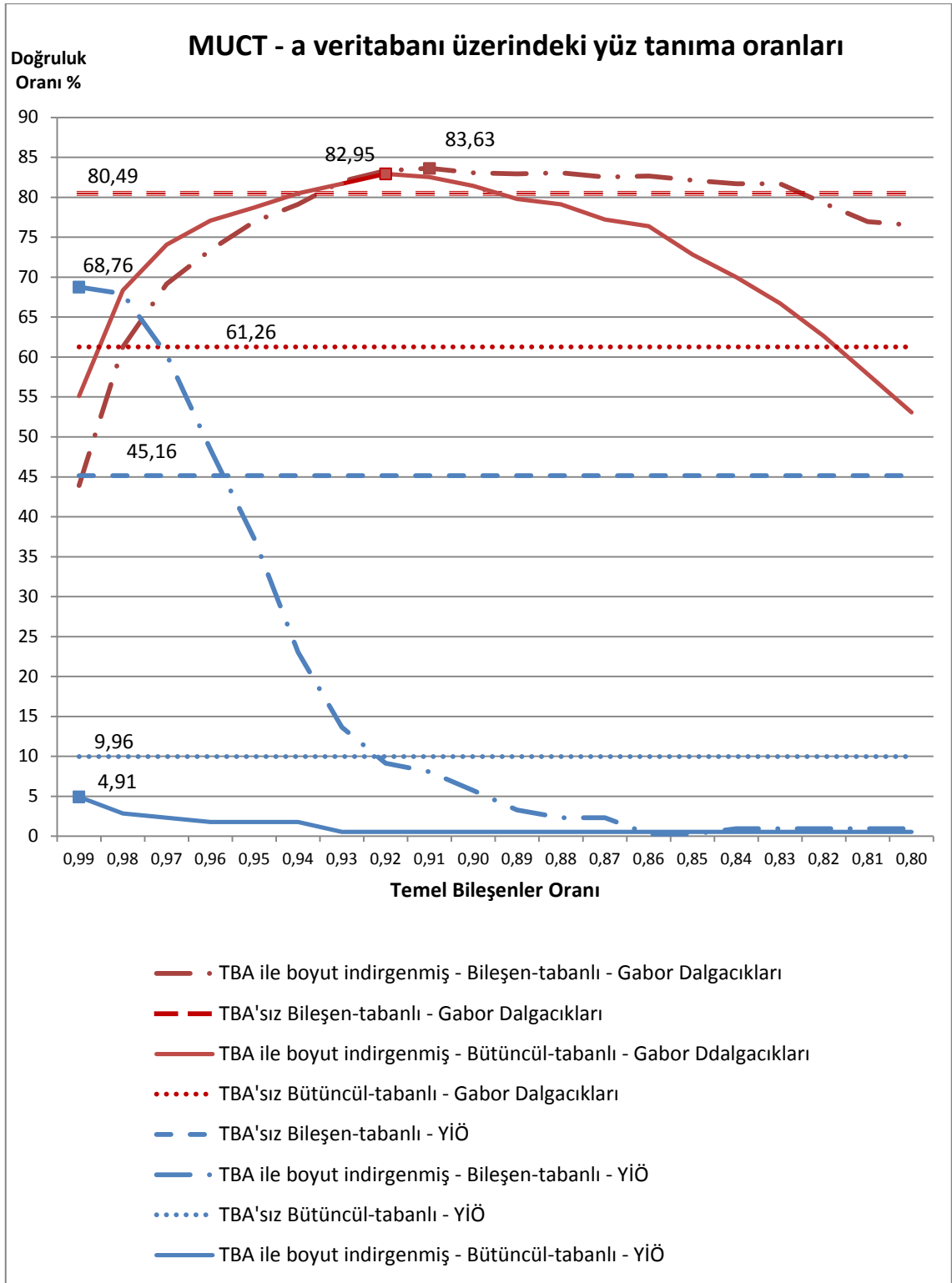
Şekil 4. 12 Beş kamera konumu ve kişilerin yüzü ile ilişkisi

Bu veritabanı aydınlatmada, yaşta ve etnik çeşitlilikte büyük varyasyon göstermektedir.

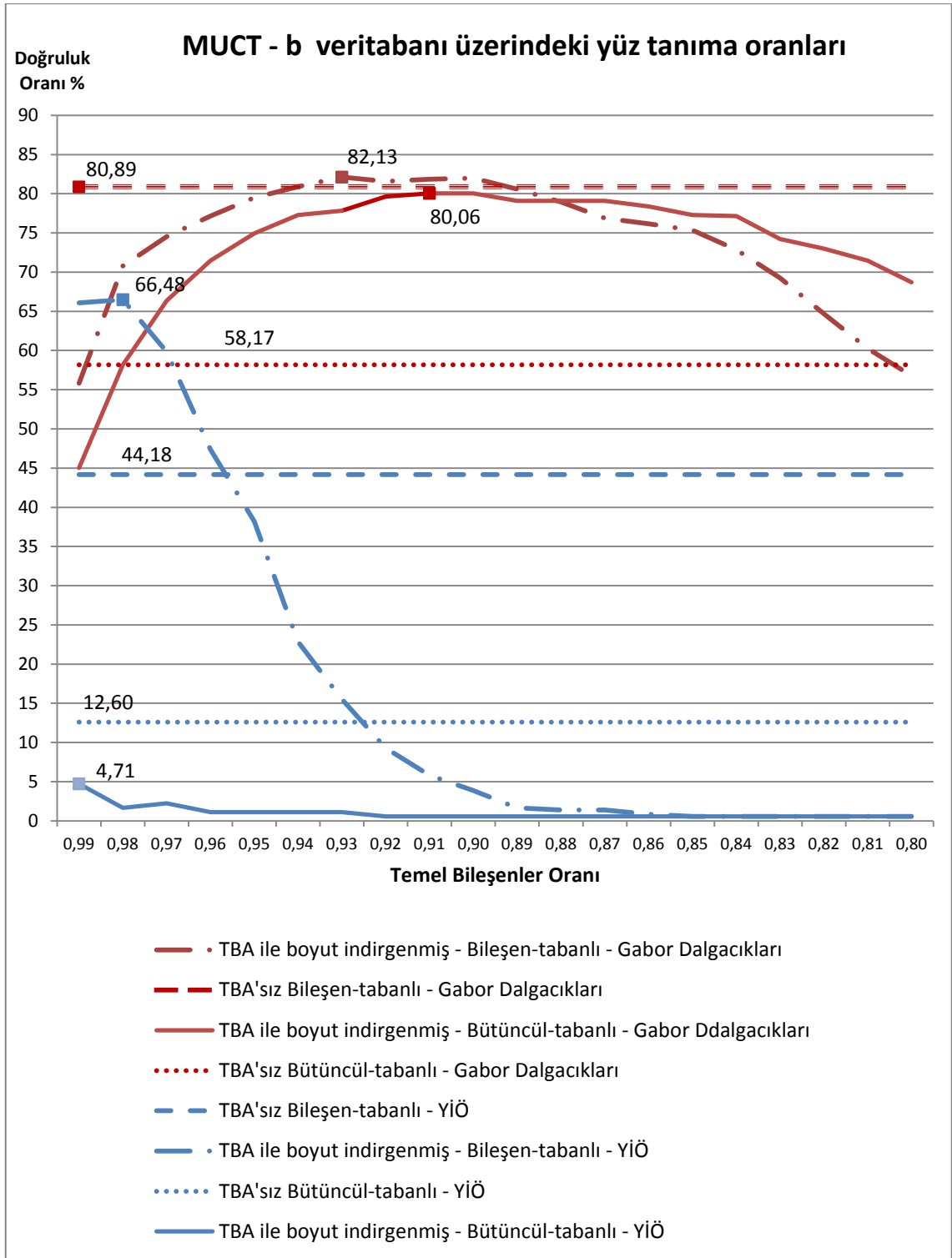


Şekil 4. 13 MUCT veritabanından bazı yüz resimleri

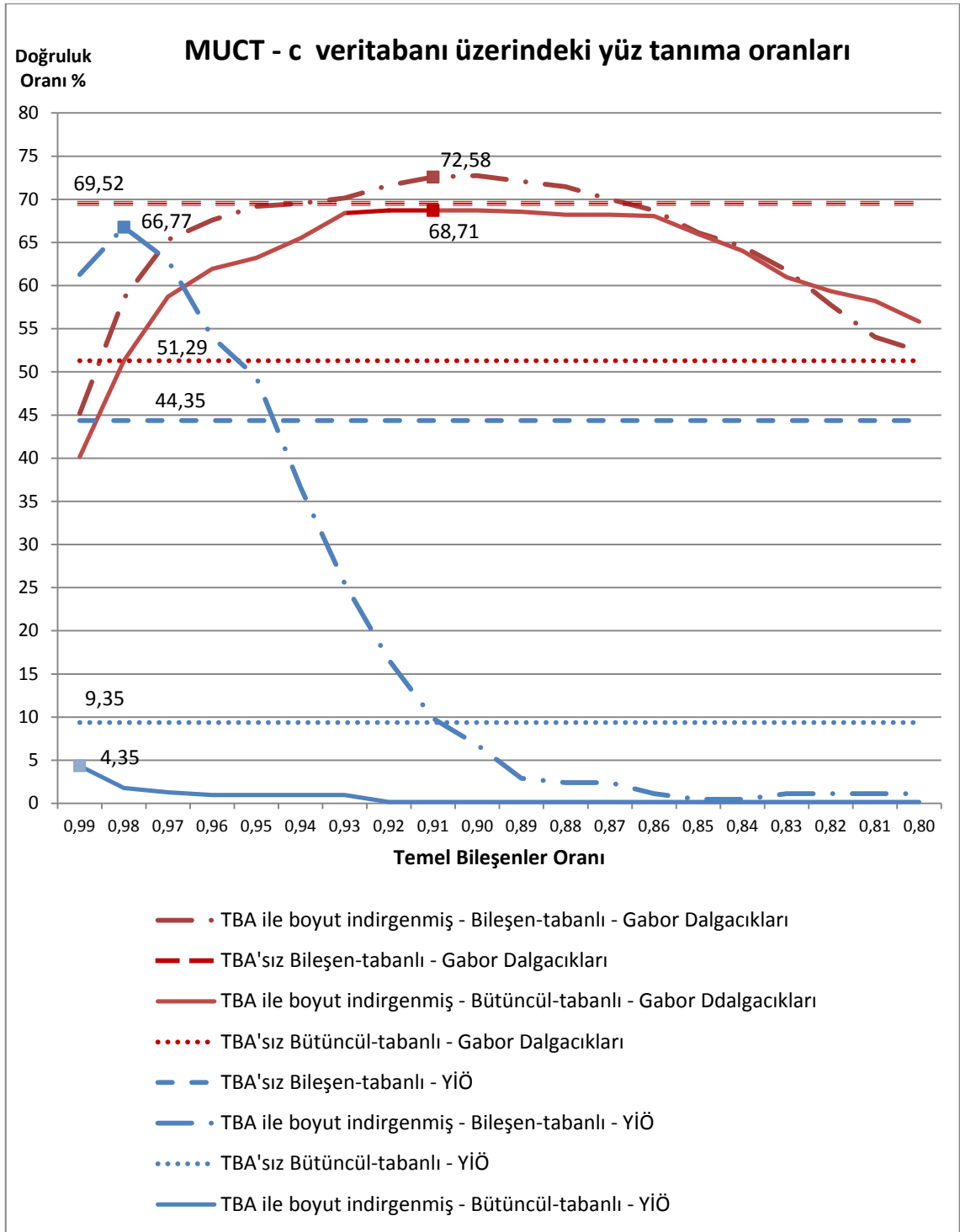
Muct veritabanının a,b,c,d ve e kısımlarında yapılan deneysel çalışmaların sonuçları sırasıyla Şekil 4.14, Şekil 4.15, Şekil 4.16, Şekil 4.17 ve Şekil 4.18’te gösterilmektedir.



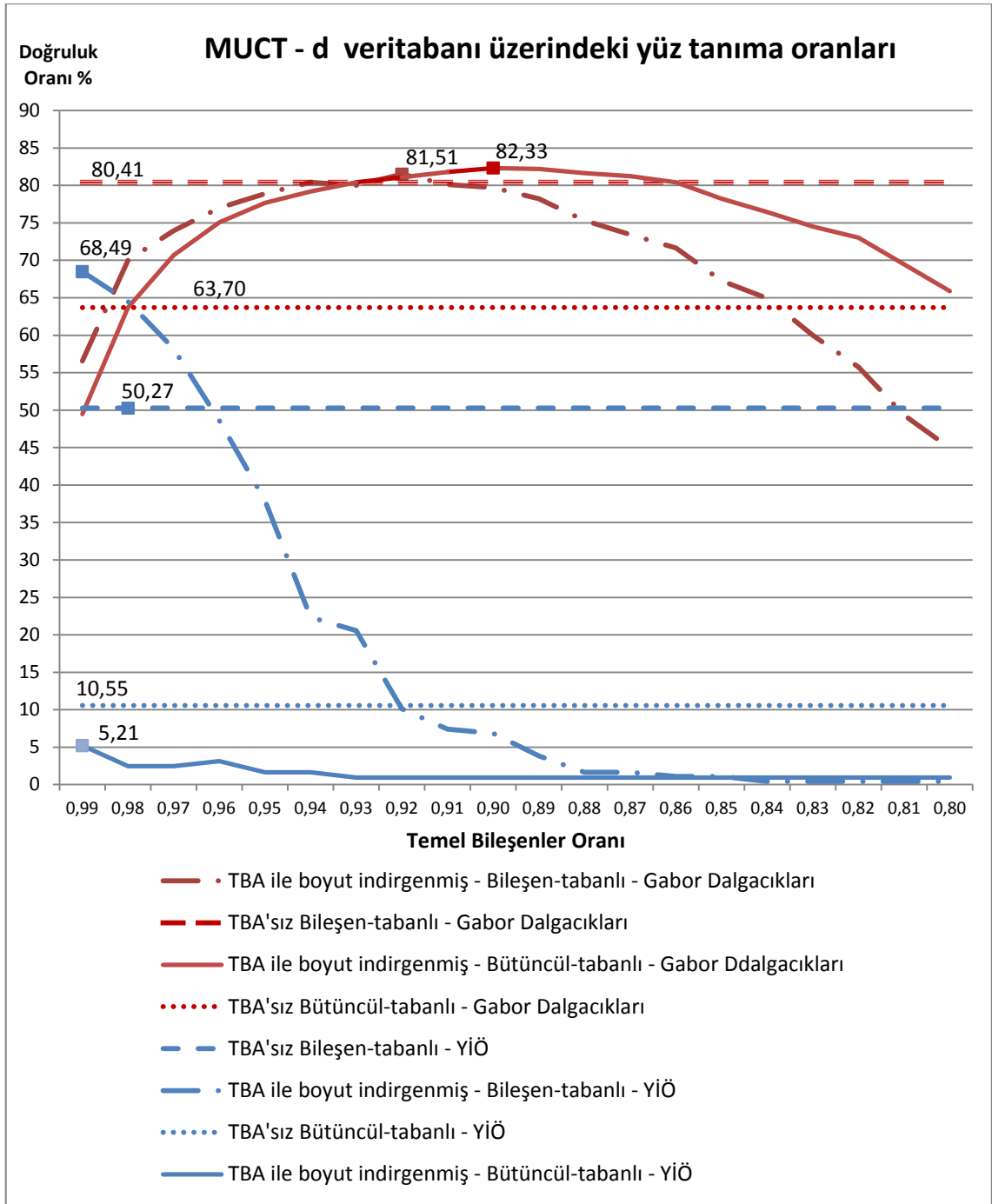
Şekil 4. 14 MUCT - a veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları



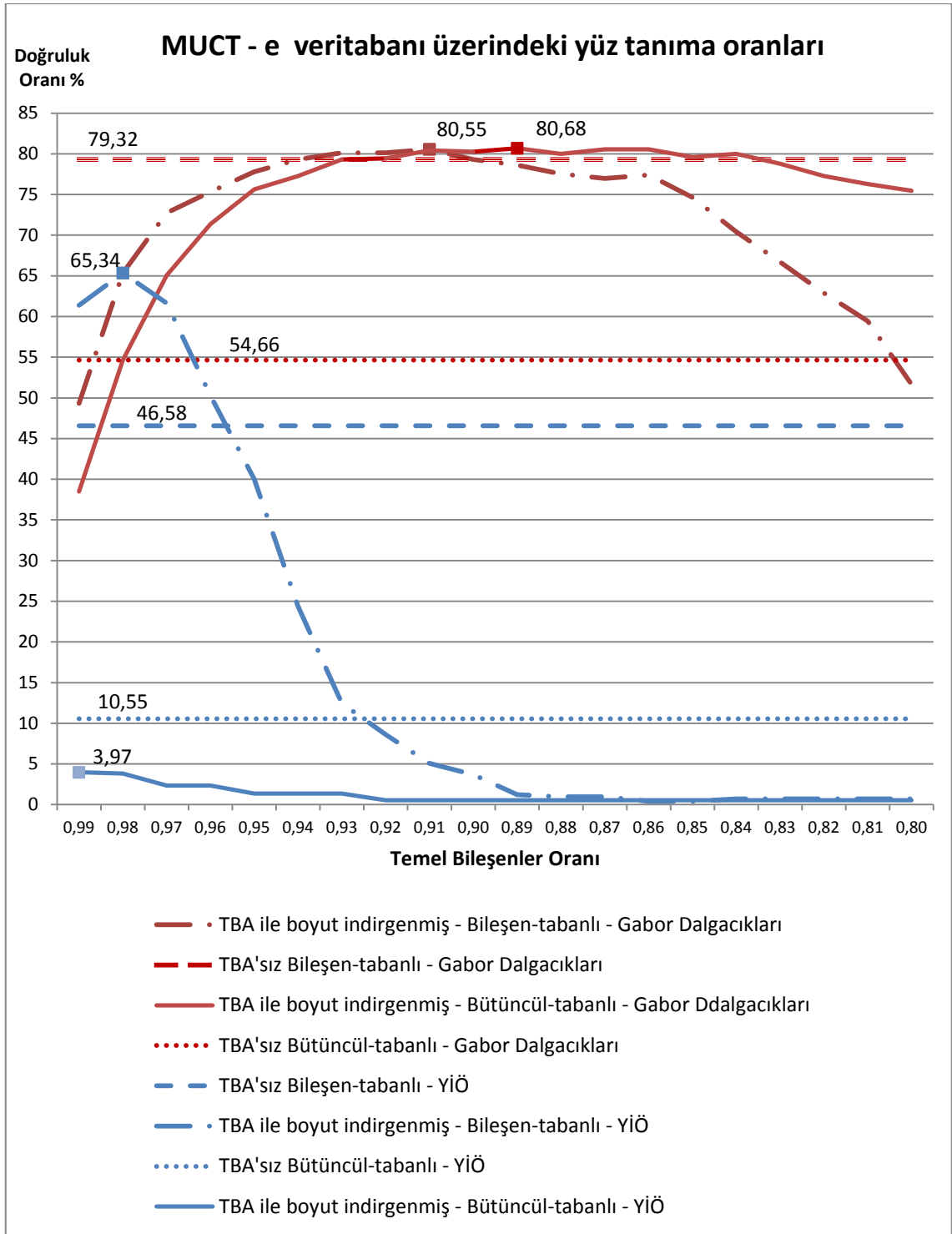
Şekil 4. 15 MUCT - b veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları



Şekil 4. 16 MUCT - c veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları



Şekil 4. 17 MUCT - d veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları



Şekil 4. 18 MUCT - e veritabanında yapılan yüz tanıma deneylerinin sonuçları

Muct veritabanının a,b,c,d ve e kısımları üzerinde yapılan çalışmamızda elde edilen yüz tanıma sonuçlarına göre, genel olarak yaklaşık %80'lere ulaşan yüz tanıma oranları elde edilmiştir. Gabor Dalgacıkları ile YİÖ'lere göre daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Bileşen-tabanlı yaklaşım genel olarak bütüncül-tabanlı yaklaşıma göre daha iyi sonuçlar

vermektedir. TBA ile boyut indirgeyerek hem bütüncül-tabanlıda, hem de bileşen-tabanlı da yaklaşımda biraz daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, 2B'lu resimlerde yüz tanıma problemi için literatürde daha önce denenmemiş bir yaklaşım izlenmiştir. Bu yaklaşıma göre, yüz tanımadaki ilk adım olan yüz tespiti için popüler ve başarısı bilgisayarlı görü araştırmacılarınca kabul görmüş Viola-Jones yöntemi takip edilmiştir. 2B'lu gerçek ortamlarda alınan resimlerde en çok görülen poz ve ölçek sorunları için yüz tanıma adımlarına yüz hizalama adımı eklenmiştir. Yüz hizalama için Aktif Görünüm Modelleri'nin yapısal sorunlarına pek çok açıdan çözmüş olan Kısıtlı Yerel Modeller yöntemi uygulanmıştır. Kısıtlı Yerel Modeller AGM'nin aksine insan müdahalesi hiç olmaksızın, otomatik bir şekilde ve gerçek-zamanlı bir şekilde çalışabilmektedir. KYM ile hizalanan yüz resimlerinden 68 tane nirengi noktası elde edilmiş ve bu nirengi noktalarına dayanarak yüzde 8 tane bileşen elde edilerek bileşen tabanlı bir yaklaşım önerilmiştir. Elde edilen bileşenlerin gri-seviye yoğunluk değerlerini kullanmak yerine, literatürde ciddi bir yer tutan Gabor Dalgacıkları ve Yerel İkili Örüntüler kullanarak bileşenlerin dokularından öznitelik çıkarımı yapılmıştır. Öznitelik vektörleri elde edildikten sonra sıfır ortalama olacak şekilde normalize edilmiş ve daha sonra Destek Vektör Makineleri'ne sokularak sınıflandırma yapılmıştır. Bu yaklaşım IMM, AR, FG-NET, Caltech ve MUCT veritabanları üzerinde uygulanarak, başarısı 5-kere çapraz onaylama yöntemi ile değerlendirilmiştir.

Yapılan deneysel çalışmalara göre, Gabor Dalgacıkları, Yerel İkili Örüntülere göre genellikle daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. Öte yandan Gabor Dalgacıklarıyla elde edilen öznitelik vektörleri büyük boyutlarda olmaktadır ve bundan dolayı hesaplama karmaşıklığı oldukça büyüktür. Gabor Dalgacıklarından elde edilen öznitelik vektörleri Temel Bileşen Analizi ile boyut indirgenerek sınıflandırıcıya sokulduğunda hem hesaplanabilirlik, hem de performansında bir artış olduğu gözlemlenmiştir. Yerel

İkili Örüntüler ise Gabor Dalgacıkları kadar iyi sonuçlar vermese de kabul edilebilir seviyelerde bir başarı sunmaktadır. Diğer yandan, Yerel İkili Örüntüler hesaplanabilirlik basitliğinden dolayı gerçek-zaman gereksinimli uygulama alanlarında tercih edilir bir yöntem olarak ortaya çıkmaktadır. YİÖ ile öznitelik çıkartılarak yapılan yüz tanıma, öznitelik vektörlerinin küçük boyutlu olmasından dolayı, TBA ile boyut indirgeyerek yapılan sınıflandırmalarda genel olarak performans artışı gözlemlenmemiştir.

Deneyisel çalışmalardaki diğer bir konfigürasyon ise bileşen-tabanlı ve bütüncül tabanlı yaklaşımların yüz veritabanlarının üzerinde uygulanmasıdır. Elde edilen sonuçlara göre bileşen-tabanlı yüz tanıma, bütüncül-tabanlı yüz tanıma göre açık ara farkla daha iyi sonuçlar vermektedir. Yapılan deneyisel çalışmalarda, önerilen yöntem ile IMM yüz veritabanı üzerinde %94, Caltech yüz veritabanı üzerinde %97 doğruluk oranları elde edilmiş ve literatürdeki pek çok yöntem ile kıyaslanabilir boyutlarda başarı gösterdiği görülmüştür.

Yapılan deneyisel çalışmalarda önemli sonuçlar elde edilmekle beraber, ileriye dönük olarak üzerinde odaklanılacak başka konuların ortaya çıktığı görülmüştür. Öznitelik çıkarımı için daha çeşitli yöntemler incelenerek, hibrid yaklaşımlar denendiğinde ve sınıflandırıcı olarak lineer DVM yerine alternatif sınıflandırıcılar kullanılarak yapılacak yüz tanıma, performans artışı gözlemlenebileceği öngörülmektedir.

Tüm bu bilgiler ışığında, bu hibrid yöntem, başta ölçek ve poz gibi zorlukların olduğu 2B'li yüz veritabanlarında yüz tanıma problemi için iyi bir çözüm sunmaktadır. Gerçek-zamanlı çalışabilirliği ve yüz hizalamadaki başarısı ile tam otomatik bir yaklaşım sunmasından dolayı gelecek vaat eden bir yaklaşım olarak ortaya çıkmaktadır.

KAYNAKLAR

- [1] Zhao, W., Chellappa, R., Phillips, P. J. ve Rosenfeld, A., (2003). "Face Recognition: A Literature", Survey ACM Computing Surveys, 35(4): 399-458.
- [2] Turati, C., Cassia, V.M., Simion, F., ve Leo, I., (2006). "Newborns face recognition: Role of inner and outer facial features", Child Development, 77(2): 297–311.
- [3] Huang, D., (2011). "Robust Face Recognition based on Three Dimensional Data", Doktora Tezi, Ecole Centrale de Lyon, Lyon.
- [4] Esteki, H. (2007). Face Detection and Recognition in Indoor Environment, Yüksek Lisans Tezi, Kraliyet Teknik Üniversitesi, Bilgisayar Bilimleri ve Haberleşme Bölümü, Stockholm.
- [5] Gu, L., Li, S. Z., ve Zhang, H. J., (2001). "Learning probabilistic distribution model for multiview face detection" IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Hawaii.
- [6] Heisele, B., Ho, P. ve Poggio, T., (2001). "Face recognition with support vector machines: global versus component-based approach", IEEE International Conference on Computer Vision, Vancouver.
- [7] Schneiderman, H. ve Kanade, T., (2000). "Probabilistic modelling of local Appearance and spatial relationships for object recognition", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 7-14 Temmuz 2001, Kerkyra, Corfu, Greece.
- [8] Viola, P. ve Jones M., (2001). "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features" Computer Vision and Pattern Recognition, 8-14 Aralık 2001, Hawaii.
- [9] Cootes, T.F., Edwards, G. J., ve Taylor, C. J. (1998). "Active appearance models" European Conference on Computer Vision, 2–6 Haziran, 1998, Freiburg, Germany
- [10] Blanz, V. ve Vetter, T. (2003). "Face Recognition Based on Fitting a 3D Morphable Model", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 25(9):1063-1074
- [11] Murphy-Chutorian, E. ve Trivedi, M.M., (2009). "Head Pose Estimation in Computer Vision: A Survey", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 31(4): 607-626.

- [12] Beymer, D.J., (1994). "Face recognition under varying pose", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 21-23 Haziran 1994, Seattle.
- [13] Chai, X., Shan, S. ve Gao, W., (2003). "Pose Normalization for Robust Face Recognition Based on Statistical Affine Transformation", Fourth International Conference on Information, Communications & Signal Processing Fourth IEEE Pacific-Rim Conference On Multimedia, 15-18 Aralık 2003, Singapore.
- [14] Micheal Emerson'un ölçek farklılığı için kullanılan fotoğrafı, www.michaelemerson.net, 30 Aralık 2012.
- [15] Franco, A., ve Nanni, L., (2009). "Fusion of classifiers for illumination robust face recognition", Expert Systems with Applications, 36:8946–8954.
- [16] Socolinsky, D.A., Selinger, A., Neuheisel, J.D., (2003). "Face recognition with visible and thermal infrared imagery", Vision and Image Understanding, 91(1–2): 72–114.
- [17] Yamaguchi, O., Fukui, K. Ve Maeda, K., (1998). "Face Recognition Using Temporal Image Sequence", IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, 14-16 Nisan 1998, Nara.
- [18] Li, S.Z., Chu, R., Liao, S. Ve Zhang, L., (2007). "Illumination invariant face recognition using near-infrared images", IEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 29(4): 627-639.
- [19] Photos.com, Yüz ifade değişimleri resmi, www.photos.com, 30 Aralık 2012.
- [20] Martinez, A.M. ve Benavente, R., (1998). "The AR Face Database", CVC Technical Report #24.
- [21] Fu, Y., Guo, G. Ve Huang, T. S., (2010), "Age Synthesis and Estimation via Faces: A Survey", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 32(11): 1955:1976.
- [22] Bruner, I. S. ve Tagiuri, R., (1954). "The perception of people", In Handbook of Social Psychology, Addison-Wesley, 2:634–654.
- [23] Bledsoe, W. W., (1964). "The model method in facial recognition", Teknik Rapor, PRI:15, Panoramic research Inc., Palo Alto, CA.
- [24] Darwin, C., (1972). "The Expression of the Emotions in Man and Animals". John Murray, London, U.K.
- [25] Kelly, M. D. (1970). "Visual identification of people by computer", Teknik Rapor, AI-130, Stanford AI Project, Stanford, CA.
- [26] Kanade, T., (1973). "Computer recognition of human faces", Doktora Tezi, Kyoto Üniversitesi Bilişim Bilimi Bölümü, Kyoto.
- [27] Brunelli, R. ve Poggio T., (1993). "Face Recognition: Features versus Templates", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 15(10): 1042-1052.
- [28] Kirby, M. ve Sirovich, L., (1990). "Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12(1): 103-108.

- [29] Turk, M. ve Pentland, A. (1991). "Eigenfaces for recognition", *Journal of Cognitive Neuroscience*, 3:72-86.
- [30] Belhumeur, P. N. ve Kriegman, D. J., (1997). "What is the set of images of an object under all possible lighting conditions?", In *Proceedings, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 52-58.
- [31] Zhao, W., Chellappa, R., ve Krishnaswamy, A. (1998). "Discriminant analysis of principal components for face recognition", In *Proceedings, International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 336-341.
- [32] Wiskott, L., Fellous, J.-M., ve Von Der Malsburg, C., (1997). "Face recognition by elastic bunch graph matching", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19: 775-779.
- [33] Martinez, A., (2002). "Recognizing imprecisely localized, partially occluded and expression variant faces from a single sample per class", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24: 748-763.
- [34] Yang, M. H., Kriegman, D., ve Ahuja, N., (2002). "Detecting faces in images: A survey", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24: 34-58.
- [35] Hallinan, P.W. (1991). "Recognizing human eyes", In *SPIE Proceedings*, 1570:214-226.
- [36] Cootes, T., Taylor, C., Cooper, D. ve Graham, J., (1995). "Active shape models-their training and application", *Computer Visual Image Understanding*, 61: 18-23.
- [37] Kass, M., Witkin, A. ve Terzopoulos, D., (1988). "Snakes: Active contour models", *International journal of computer vision*, 1(4): 321-331.
- [38] Yuille, A. L., Cohen, D. S. ve Hallinan, P. W., (1992). "Feature extraction from faces using deformable templates", *Int. J. Comput. Vis.*, 8: 99-112.
- [39] Cootes, T.F., Edwards, G.J. ve Taylor, C.J., (2001). "Active appearance models", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(6): 681-685.
- [40] Cristinacce, D. ve Cootes, T. F., (2004). "A Comparison of Shape Constrained Facial Feature Detectors", *Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Proceedings*, 17-19 Mayıs 2004, Seoul.
- [41] Cristinacce, D. ve Cootes, T. F., (2006). "Feature Detection and Tracking with Constrained Local Models", *British Machine Vision Conference - BMVC*, 4-7 Eylül 2006, Edinburgh.
- [42] Cristinacce, D. ve Cootes, T. F., (2008). "Automatic feature localisation with constrained local models", *Pattern Recognition*, 41: 3054-3067.
- [43] Wang, Y., Lucey, S. ve Cohn, J. F., (2008). "Enforcing Convexity for Improved Alignment with Constrained Local Models", *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 24-26 Haziran 2008, Anchorage.

- [44] Lucey, S., Wang, Y., Cox, M., Sridharan, S. ve Cohn, J. F., (2009). "Efficient constrained local model fitting for non-rigid face alignment", Image and Vision Computing, Image and Vision Computing, 27: 1804-1813.
- [45] Saragih, J. M., Lucey, S. ve Cohn, J. F., (2009). "Face Alignment through Subspace Constrained Mean-Shifts", IEEE 12th International Conference on Computer Vision, 27 Eylül – 4 Ekim 2009, Kyto.
- [46] Saragih, J. M., Lucey, S. ve Cohn, J. F., (2011). "Deformable Model Fitting by Regularized Landmark Mean-Shift", International Journal of Comput Vision, 91: 200–215.
- [47] AAMLibray, Acitve Appearance Models OpenCV Library, <http://code.google.com/p/aam-library>, 17 Ocak 2012.
- [48] Cheng, Y., (1995). "Mean shift, mode seeking, and clustering", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 17(8): 790-799.
- [49] Ho, P., (2001). "Rotation Invariant Real-time Face Detection and Recognition System", Teknik Rapor, MIT AI Memo 2001-010.
- [50] Heisele, B., Ho, P. ve Poggio, T., (2001). "Face Recognition with Support Vector Machines: Global versus Component-based Approach", International Conference On Computer Vision, 7-14 Temmuz 2001, Vancouver.
- [51] Huang, J., (2002). Component-based Face Recognition with 3D Morphable Models, Yüksek Lisans Tezi, Department of Electrical Engineering and Computer Science, MIT.
- [52] Gabor, D., (1946). "Theory of communication. Part 1: The analysis of information", Journal of the Institution of Electrical Engineers - Part III: Radio and Communication Engineering, 93(26): 429-441.
- [53] Daugman, J.G., (1985). "Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters", Journal of Optical Society of America, 2(7): 1160-1169.
- [54] Krueger, V., ve Sommer, G., (2002). "Gabor Wavelet Networks for Efficient Head Pose Estimation", Image and Vision Computing, 20(9-10): 665–672.
- [55] Weldon, T. P., Higgins, W.E., Dunn, D.F., (1996). "Efficient Gabor filter design for texture segmentation", Pattern Recognition, 29(12): 2005–2015.
- [56] Lades, M., Vorbruggen, J.C., Buhmann, J., Lange, J., von der Malsburg, C., Wurtz, R.P. ve Konen, W., (1993). "Distortion invariant object Recognition in the Dynamic Link Architecture", IEEE Transactions on Computers, 42(3): 300–311.
- [57] Kepenekçi, B., (2001). Face Recognition Using Gabor Wavelet Transform, Yüksek Lisans Tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, ODTÜ.
- [58] Ojala, T., Pietikäinen, M. ve Harwood D., (1994). "Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions", Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition, 1: 582-585.

- [59] Ojala, T., Pietikäinen, M. ve Harwood D., (1996). "A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Feature Distributions", Pattern Recognition, 29: 51-59.
- [60] Ojala, T., Pietikäinen, M. ve Mäenpää, T., (2002). "Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24:971-987.
- [61] Ahonen, T., Hadid, A. ve Pietikainen, M. (2004). "Face Recognition with Local Binary Patterns", Computer Vision - 8th European Conference on Computer Vision, 11-14 Mayıs, 2004, Prague.
- [62] Ahonen, T., Matas, J., He, C. ve Pietikäinen, M., (2009). "Rotation Invariant Image Description with Local Binary Pattern Histogram Fourier Features", Image Analysis, 5575: 61-70.
- [63] Hadid, A., (2005). "Learning and Recognizing Faces: From Still Images to Video Sequences", Doktora Tezi, Faculty of Technology, Department of Electrical and Information Engineering, Infotech Oulu, University of Oul, Oul.
- [64] Ahonen, T., (2009). "Face and Texture Image Analysis with Quantized Filter Response Statistics", Doktora Tezi, Faculty of Technology, Department of Electrical and Information Engineering, Infotech Oulu, University of Oul, Oul.
- [65] OpenCV - Open Source Computer Vision, <http://opencv.org>, 2 Ocak 2013.
- [66] Caltech Face Database, <http://www.vision.caltech.edu/html-files/archive.html>, 2 Ocak 2013.
- [67] LIBSVM - A Library for Support Vector Machines, <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>, 2 Ocak 2013.
- [68] Nordstrom, M. M., Larsen, M., Sierakowski, J. ve Stegmann, M. B., (2004). "The IMM Face Database", Teknik Rapor, Informatics and Mathematical Modelling, Technical University of Denmark.
- [69] Gernoth, T., Gooßen, A. ve Grigat, R.R., (2010). "IEEE 17th International Conference on Image Processing", 26-29 Eylül 2010, Hong Kong.
- [70] Tırkaz, Ç., (2008). Aktif Görünüm Modeli Kullanarak Yüz Tanıma, Yüksek Lisans Tezi, FBE Bilgisayar Mühendisliği Ana Bilim Dalı, İstanbul.
- [71] Wright, J., Yang, A. Y., Ganesh, A., Sastry, S. S. ve Ma, Y., (2009). "Robust Face Recognition via Sparse Representation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 31(2): 210-227.
- [72] FG-NET Aging Database, <http://www.fgnet.rsunit.com>, 2 Ocak 2013.
- [73] Park, U., Tong, Y. ve Jain, A. K., (2010). "Age-Invariant Face Recognition", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 32(5): 947-954.
- [74] James, A.P. ve Dimitrijević, S., (2008). "Face Recognition Using Local Binary Decisions", IEEE Signal Processing Letters, 15: 821-824.
- [75] Milborrow, S. ve Morkel, J. ve Nicolls, F., (2010). "The MUCT Landmarked Face Database", Pattern Recognition Association of South Africa.

- [76] Shen, L. ve Bai, L., (2006). "A review on Gabor wavelets for face recognition", *Pattern Analysis & Applications*, 9(2): 273-292.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Ali YAMUÇ
Doğum Tarihi ve Yeri : 19.10.1984 - DENİZLİ
Yabancı Dili : İngilizce
E-posta : ayamuc@yildiz.edu.tr

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Lisans	Yazılım Mühendisliği	İzmir Ekonomi Üniversitesi	2009
Lise	Fen / Matematik	Denizli Lisesi	2003

İŞ TECRÜBESİ

Yıl	Firma/Kurum	Görevi
2010 - Güncel	Yıldız Teknik Üniversitesi	Araştırma Görevlisi
2009 - 2010	İzmir Ekonomi Üniversitesi	Araştırma Görevlisi

YAYINLARI

Makale

1. Kardas, G., Challenger, M., Yildirim, S. ve Yamuç, A., (2012). “Design and Implementation of a Multi-agent Stock Trading System”, Software: Practice and Experience, 42(10): 1247-1273.

Bildiri

1. Yamuç, A. ve Çakın, A. (2012). “Test Driven Development on Web Applications: A Case Study on Yii”, Akademik Bilişim 2012, 1-3 Şubat Uşak.
2. Unluturk, M. S., Atay, C., Yamuc, A. ve Guntan, B., (2010). “4G Mobil and Wireless Systems”, Akademik Bilisim 2010, 10 - 12 Şubat Muğla.

ÖDÜLLERİ

1. En İyi Poster Ödülü, Fikirler Pazarı 2011, Yıldız Teknik Üniversitesi, İstanbul