



**DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ TABANLI
VE SEYREK ÖZNİTELİKLERE
DAYALI YÜZ TANIMA**

Deniz KATIPOĞLU

**Yüksek Lisans Tezi
Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Haberleşme Bilim Dalı**

**Doç. Dr. Bülent ÇAVUŞOĞLU
2017**

Her hakkı saklıdır

**ATATÜRK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLER ENSTİTÜSÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ TABANLI VE SEYREK
ÖZNİTELİKLERE DAYALI YÜZ TANIMA**

Deniz KATİPOĞLU

**ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
Haberleşme Bilim Dalı**

**ERZURUM
2017**

Her Hakkı Saklıdır



**T.C.
ATATÜRK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**



TEZ ONAY FORMU

**DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ TABANLI VE SEYREK ÖZNİTELİKLERE DAYALI
YÜZ TANIMA**

Doç. Dr. Bülent ÇAVUŞOĞLU danışmanlığında, Deniz KATIPOĞLU tarafından hazırlanan bu çalışma, 15/06/2017 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı Haberleşme Bilim Dalı'nda Yüksek Lisans tezi olarak **oybirliği / oy çokluğu (3/0)** ile kabul edilmiştir.

Başkan: Doç. Dr. Bülent ÇAVUŞOĞLU

İmza :

Üye : Doç. Dr. İ. Yücel ÖZBEK

İmza :

Üye : Yrd. Doç. Dr. Ahmet DURLU

İmza :

Yukarıdaki sonuç;

Enstitü Yönetim Kurulu'nun 22/04/2017 tarih ve 25/43 nolu kararı ile onaylanmıştır.

Prof. Dr. Cavit KAZAZ
Enstitü Müdürü

Not: Bu tezde kullanılan özgün ve başka kaynaklardan yapılan bildirişlerin, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak olarak kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunundaki hükümlere tabidir.

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ TABANLI VE SEYREK ÖZNİTELİKLERE DAYALI YÜZ TANIMA

Deniz KATIPOĞLU

Atatürk Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Haberleşme Bilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Bülent ÇAVUŞOĞLU

Bu çalışmada, ışık ve ifade değişiklikleri ile insan yüzünün ön görüntüsünü tanıma problemini seyrek sinyal gösterimi (SRC) teorisi kullanılarak tartışılmıştır. l^1 – minimizasyonu ile aralıklı gösterim hesaplanmasına dayanılarak, yüz tanıma oranındaki başarı oranı gözlemlenmiştir. Bu çalışmada literatürdeki araştırmalardan farklı olarak, Dalgacık Filtre kullanmanın yüz tanıma başarısına etkisi incelenmiştir. Sonuçlar ayrı ayrı incelenerek karşılaştırılmıştır. Dalgacık Filtrenin yüz tanıma sistemindeki başarıya etkisi tablolar ve grafikler kullanılarak gösterilmiştir. SRC'ye ek olarak Dalgacık Filtre kullanmanın başarıyı arttırdığı görülmüştür. Çalışma MATLAB programı kullanılarak AR veritabanı ile gerçekleştirilmiştir.

2017, 46 sayfa

Anahtar Kelimeler: Yüz Tanıma, Öznitelik Çıkarımı, Seyrek Gösterimi, l^1 – minimizasyonu, Dalgacık Filtre

ABSTRACT

Master's Thesis

FACE RECOGNITION BASED ON WAVELET TRANSFORMATION AND SPARSE FEATURE EXTRACTION

Deniz KATIPOĞLU

Atatürk University
Faculty of Engineering
Department of Electrical & Electronics Engineering
Department of Communication

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Bülent ÇAVUŞOĞLU

In this study, the problem of recognition of human faces from frontal views with varying expression and illumination by using sparse signal representation has been studied. Based on a sparse representation computed by l^1 – minimization, face recognition success rate has been analyzed. In this study, in addition to what is already accomplished in research literature, the effect of Wavelet Filter usage on face recognition has been investigated. The results have been examined and compared separately. The success of the Wavelet Filter in the face recognition system is shown by using tables and graphs. Using Wavelet Filter in addition to SRC have increased the success rate. The study was carried out with the AR database using the MATLAB programming software.

2017, 46 Pages

Keywords: Face Recognition, Feature Extraction, Sparse Representation, l^1 – minimization, Wavelet Filter

TEŞEKKÜR

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduğum bu çalışmada yakın ilgi ve desteğini esirgemeyen çok değerli bilgileri ile beni yönlendiren ve destekleyen değerli hocam ve danışmanım Sayın Doç. Dr. Bülent ÇAVUŞOĞLU'na içtenlikle teşekkürlerimi sunarım. Her türlü yardım ve desteklerini esirgemeyen araştırma görevlisi arkadaşlarıma, yüksek lisans dönem arkadaşlarıma ve ismini sayamadığım ve bu çalışmada emeği geçen herkese teşekkür ederim.

Hayatımın her anında yanımda olan, bütün çalışmalarımda olduğu gibi maddi ve manevi hiçbir yardımdan kaçınmayan, desteklerini her an arkamda hissettiğim çok kıymetli aileme şükranlarımı sunarım.

Deniz KATİPOĞLU

Haziran, 2017

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	i
ABSTRACT.....	ii
TEŞEKKÜR.....	iii
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ	vi
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	vii
ÇİZELGELER DİZİNİ	ix
1. GİRİŞ.....	1
1.1. Motivasyon.....	1
2. KURUMSAL TEMELLER.....	3
2.1. Yüz Tanıma	3
2.2. Yüz Tanımadaki Kullanılan Temel Yaklaşımlar.....	4
2.2.1. Görüntü tabanlı yöntemler.....	4
2.2.2. Özellik tabanlı yöntemler	5
2.2.3. Şablon tabanlı yöntemler	5
2.3. Yüz Tanımadaki Zorluklar	5
2.3.1. Aydınlatma varyasyonu.....	5
2.3.2. İfade çeşitlilikleri.....	6
2.3.3. Yaşlanma	7
2.3.4. Tıkanıklıklar/ Kapanmalar	8
2.3.5. Poz varyasyonu.....	9
2.4. Vektörler Olarak Görüntü	10
3. METARYAL ve YÖNTEM.....	11
3.1. Yüz Tanıma Yöntemleri	12
3.1.1. Temel bileşen analizi (PCA)	12
3.1.2. Doğrusal ayrıştırma analizi (DAA)	14
3.1.3. Seyrek yaklaşım tabanlı sınıflama (SRC)	16
3.2. Dalgacık Dönüşümü Kullanılarak Yüz Tanıma	18
3.2.1. Motivasyon.....	18
3.2.2. Dalgacık filtreler.....	18

3.2.3. Görüntülerin dalgacık filtreli gösterimi.....	20
4. ARAŞTIRMA BULGULARI ve TARTIŞMA.....	23
4.1. Önerilen Yöntem	23
4.2. l1 –minimizasyonu	26
4.3. l2 –minimizasyonu	29
4.4. AR Veritabanı.....	30
4.5. Aralıklı Gösterime Dayalı Sınıflandırma ve Algoritması	31
4.6. l1 – minimizasyonu ile Seyrek Çözüm Sonuçları	33
4.6.1. l1 – minimizasyonu ile seyrek çözüm bayanlar için sonuçlar.....	34
4.6.2. l1 – minimizasyonu ile seyrek çözüm erkekler için sonuçlar	34
4.6.3. l1 – minimizasyonu ile Seyrek çözüm erkekler ve bayanlar için toplam sonuçlar	35
4.6. l1 – minimizasyonu ve Dalgacık Filtre Kullanarak Seyrek Çözüm Sonuçları.....	36
4.7.1. l1 – minimizasyonu ve dalgacık filtre kullanarak seyrek çözüm bayanlar için sonuçlar	37
4.7.2. l1 – minimizasyonu ve Dalgacık filtre kullanarak Seyrek çözüm erkekler için sonuçlar	39
4.7.3. l1 – minimizasyonu ve dalgacık filtre kullanarak seyrek çözüm bayanlar ve erkekler için toplam sonuçlar	40
5. SONUÇ.....	43
KAYNAKLAR	45
ÖZGEÇMİŞ	47

SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ

S_B	Sınıflar-arası saçılım matrisi
S_M	Sınıflar-içi saçılım matrisi
σ_0^2	Önsel varyans faktörü
W	Optimal izdüşüm matrisi
C	Kovaryans Matrisi
l	Ölçüm vektörü
ψ	Dalgacık Fonksiyonu
δX	Kaydırılmış bilinmeyen parametreler

Kısaltmalar

DDA	Doğrusal Ayrıştırma Analizi
ICA	Bağımsız Bileşen Analizi
PCA	Temel Bileşen Analizi
SRC	Seyrek Yaklaşım Tabanlı Sınıflama
SVM	Destek Vektör Makineleri

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1. Yüz tanıma akış şeması	4
Şekil 2.2. a) Işıklandırma etkisine maruz kalmamış görüntü b) Işıklandırma etkisine maruz kalmış görüntü.....	6
Şekil 2.3. Yüz ifade değişimleri a) İfade değişimi olmayan görüntü b) Bağırma ifadesi olan görüntü	7
Şekil 2.4. Tıkanıklık/ Kapanmalara örnek görüntüler	8
Şekil 2.5. Poz farklılıklarından kaynaklanan bozulmalar	10
Şekil 3.1. Seyrek tabanlı yaklaşımın bir özeti	16
Şekil 3.2. Mexican Hat dalgacık 17 ve daha sonra 33 noktada dalgacık filtre sürekli gösterimi üzerine bindirildi.....	19
Şekil 3.3. AR veri tabanındaki m-001 numaralı kişiye ait dalgacık katsayıları	20
Şekil 3.4. AR veri tabanındaki m-002 numaralı kişiye ait dalgacık katsayıları	21
Şekil 3.5. AR veri tabanındaki m-001 numaralı kişiye ait farklı bir görüntü	21
Şekil 4.1. Seyrek gösterime dayalı yüz tanıma akış şeması.....	23
Şekil 4.2. Seyrek gösterime dayalı Dalgacık filtre kullanılarak oluşturulan yüz tanıma akış şeması	24
Şekil 4.3. AR veritabanından kullanılan bir kadın ve bir erkeğe ait resimler.....	31
Şekil 4.4. AR veritabanı bayanlar yüz tanıma oranı	34
Şekil 4.5. AR veritabanı erkekler yüz tanıma oranı.....	35
Şekil 4.6. AR veritabanı erkekler ve bayanlar için toplam yüz tanıma oranı	36
Şekil 4.7. AR veritabanı Dalgacık filtre özellikleri kullanarak bayanlar için tanıma oranı	37
Şekil 4.8. AR veritabanı karşılaştırma için bayanlar yüz tanıma oranı	38
Şekil 4.9. AR veritabanı karşılaştırmalı sonuçlar	38
Şekil 4.10. AR veritabanı Dalgacık filtre özellikleri kullanarak erkekler için tanıma oranı.....	39
Şekil 4.11. AR veritabanı karşılaştırma için erkekler yüz tanıma oranı	40
Şekil 4.12. AR veritabanı Dalgacık filtre özellikleri kullanarak erkekler ve bayanlar toplam sonuç için tanıma oranı.....	41

Şekil 4.13. AR veritabanı karşılaştırma için erkekler ve bayanlar için toplam yüz tanıma oranı.....	42
Şekil 4.14. AR veritabanı karşılaştırmalı sonuçlar	42



ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 4.1. Örnekleme sayısına göre değişen Öznelik Vektör Boyutu.....	33
Çizelge 4.2. Örnekleme sayısına göre Öznelik Vektör Boyutu.....	36



1. GİRİŞ

1.1. Motivasyon

Teknolojinin gelişmesiyle birlikte ihtiyaçlar ve beklentiler artmaktadır. Toplumu yakından ilgilendiren güvenlik sistemlerinin geliştirilmesi ve yenilenmesi ihtiyacı doğmaktadır. Yüz tanıma teknolojileri, çok sayıda ticari, güvenlik, bankacılık, adli uygulamalar için gereklidirler ve bu alanlarda büyük önem taşımaktadırlar.

Parmak izi, retina, ses, yüz, iris, imza gibi insanların ayırt edici biyometrik özelliklerini kullanarak kişilerin tanınmasını sağlayan biyometrik sistemler vardır. Bununla birlikte her bir biyometrik sistemin dezavantajı da bulunmaktadır. İris tanıma kesin sonuçlar vermesine karşılık pahalılığından dolayı pek fazla talep görmemektedir. Parmak izi tanımanın yanlış tanıma payının yüksek olmasından dolayı tercih edilmemektedir. Yapılan araştırmalar yüzün etkin bir biyometrik belirleyici olduğunu göstermektedir (Lu 2003).

Yüz tanıma sistemleri, yüz özelliklerini kullanarak tanıma ve doğrulama yapan sistemlerdir. Güvenlik sistemlerinde yoğun olarak kullanılmasına rağmen sosyal haklar açısından özel hayatın gizliliğini ilgilendiren dezavantajları da bulunmaktadır.

Yüz tanıma bilgisayarla görüş içerisinde en temel problemlerden biri olmuştur. İfade değişiklikleri, kapanmalar ve aydınlatma gibi deformasyonlara karşı insan yüz görüntüsünün otomatik olarak tanınmasında problemler yaşanmaktadır. Tanıma problemini, çoklu doğrusal regresyon modelleri arasında sınıflandırılan bir unsur olarak aldığımızda seyrek sinyal gösterimden gelen yeni bir teoremin bu sorunu çözmenin bir yolu olduğu gösterilmiştir. L1 minimizasyonu ile hesaplanan seyrek gösterime dayalı nesne tanıma için genel bir sınıflandırma algoritması önerilmiştir (Wright *et al.* 2009). Bunun yanı sıra ağırlıklı seyrek temsil esasına dayalı sınıflandırma yöntemi (WSRC) önerilerek verinin hem lokalitesi hem de doğrusallığı kullanılmıştır (Lu 2013).

Sonraki yıllarda seyrek gösterime dayalı sınıflandırma yöntemi (SRC) algoritması sözlüğün yapısını dikkate almadığından dolayı yeni bir boyut azaltma modeli yapılandırılmış aralıklı temsiliyle (SSR) birleştirilerek bir yüz tanıma yöntemi önerilmiştir (Gu *et al.* 2016). Ayrıca seyrek kodlama katsayısından daha ayırmacı bilgi toplamak için SRC ile iyi uyuşan katsayının toplamı olan (SoC) yeni bir karar kuralı kullanılmıştır (Li and Lu 2013).

Tez çalışmasında son yıllarda yeni bir teknik olan sonuç ve sağlamlığı nedeniyle dikkat çeken SRC yöntemi ile dalgacık filtre özellikleri kullanarak yüz tanıma gerçekleştirilmiş, başarı oranları gözlemlenmiştir.

Bu çalışmada 2. Bölümde yüz tanıma için kurumsal temellerden bahsedilmiş, 3. Bölümde materyal ve yöntem anlatılmış, 4. Bölümde geliştirilen sistemdeki araştırma bulguları ve tartışmaya yer verilmiştir. 5. Bölümde sonuç özetlenmiştir.

2. KURUMSAL TEMELLER

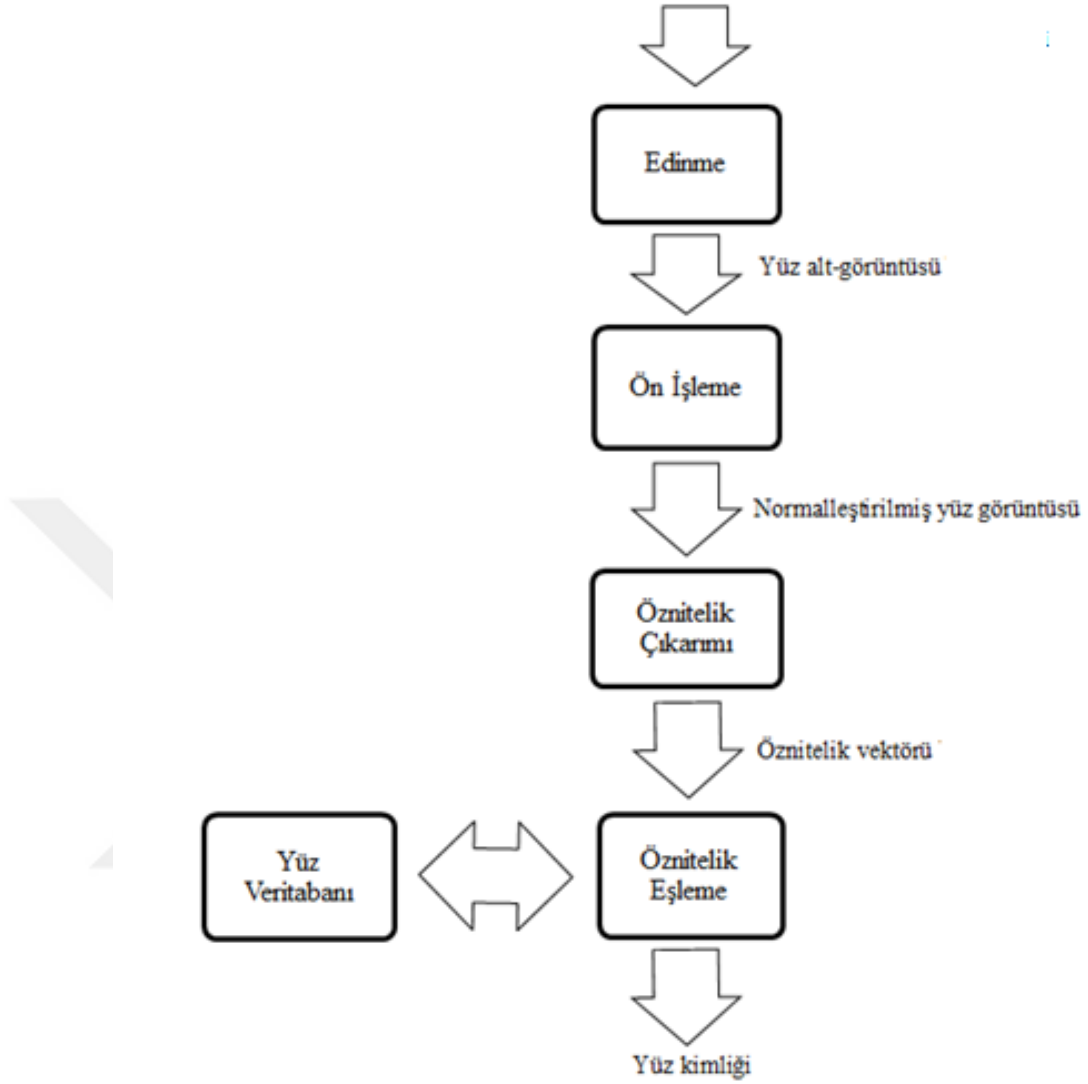
2.1. Yüz Tanıma

Yüz tanıma sistemleri, yüz özellikleri kullanılarak sayısal bir görüntüden kişinin belirlenmesini sağlayan bilgisayar destekli uygulamalardır. Yüz tanıma problemi, herhangi bir video ya da imgeden bilinmeyen kişi/kişilere ait öznitelikleri eğitim setindeki etiketli özniteliklerle karşılaştırarak bu kişi/kişilerin belirlenmesi problemi olarak tanımlanmaktadır (Zhao *et al.* 2003).

Yüz tanıma, bir video görüntüsü ya da bir veya daha fazla kişinin kayıtlı olduğu veri tabanını kullanarak tanıma ya da doğrulama işlemidir. Yüz tanıma sistemini Şekil 2.1'deki gibi dört adımdan oluşmaktadır.

Bu adımlar;

- ✓Edinme. Yüz tanıma başlangıç noktasıdır. Sabit bir görüntü veya video üzerinde yakalanan bir sahnenin girişe uygulanması istenmektedir.
- ✓Ön İşleme. Daha iyi bir öznitelik çıkarımı elde etmek için yüzün tespit edilmesini etkileyen faktörlerin çıkarılması ve uygulamaya bağlı olarak hizalama, aydınlatma, normalleştirme gibi işlemlerin yapıldığı adımdır.
- ✓Öznitelik Çıkarımı. Yüz görüntülerinin ayırt edici özelliklerinin çıkarıldığı adımdır.
- ✓Özellik Eşleme. Öznitelik çıkarımından elde edilen öznitelik vektörü bir veri tabanında önceden kaydedilmiş yüz görüntüleriyle karşılaştırılarak bilinen ve bilinmeyen olarak sınıflandırıldığı adımdır.



Şekil 2.1. Yüz tanıma akış şeması

2.2. Yüz Tanımda Kullanılan Temel Yaklaşımlar

2.2.1. Görüntü tabanlı yöntemler

Bu yöntem ile yüksek boyutlardaki yüz görüntülerinin düşük boyutlara getirilmesini için lineer altuzayı içine yansıtılmasını amaçlamaktadır. Tüm yüz bölgesi tanıma sistemine girerek özyüz olarak adlandırılan özvektörlerine ayrıştırması istenmektedir. Özyüzler genellikle yüz bölgelerinin temsilde kullanılırlar ve temel bileşenler analizine dayanmaktadırlar.

2.2.2. Özellik tabanlı yöntemler

Özellik tabanlı yaklaşımda, ilk olarak göz, burun ve ağız genişliği, kaş kalınlığı, yüz genişliği, yanaklar ve bunların yerleri geometrik özellik olarak çıkarılır ve insan yüz modeli oluşturulur. Bu yöntem daha az belleğe ihtiyaç duyarak daha hızlı tanıma yapmaktadır.

2.2.3. Şablon tabanlı yöntemler

Yüz görüntülerinin tek bir şablonu veya birden çok şablonunun kullanılarak tanıma yapılmasıdır. Bir diğer önemli şablon eşleme çeşidi, tek bir noktadan göz, burun, ağıza karşılık gelen yüze ait daha küçük özellik şablon kümelerini kullanmaktır (Sayar 2006).

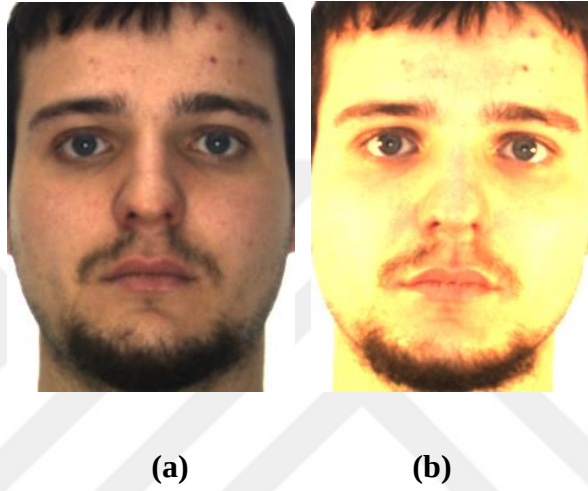
2.3. Yüz Tanımadaki Zorluklar

Yüz tanıma uygulamalarında resimdeki poz farklılıkları, ifade çeşitlilikleri, aydınlatma gibi faktörlerden dolayı başarımda azalma olmaktadır. Tanımayı zorlaştıran diğer faktörler ise yaşlanma, resimdeki gürültüler, makyaj, saç şekilleri ve sakalın var olmasıdır.

2.3.1. Aydınlatma varyasyonu

Işıklandırma etkisi, iç ve dış ortam farklılıkları, zaman farklılıkları gibi koşullardan dolayı yüz özniteliklerini bozan bir etmendir. Yüzün 3D yapısından dolayı, doğrudan aydınlatma kaynağı yüz üzerinde gölgeler meydana getirmektedir ve bu da yüzün ayırt edilemez olmasına neden olmaktadır. Aydınlatma etkisi çok büyük bir problem olduğundan dolayı görünüşteki farklılıklar bazı durumlarda kişiler arası farklılıklardan daha büyüktür.

Işıklandırma farklılığı iki şekilde oluşabilir. Biri, yüzden yansıyan ışık miktarı ile, diğeri gamma düzeltmesi, kontrast ayarı gibi dahili kamera kontrolleri üzerindeki tutarsızlıktan dolayı oluşmaktadır. Her ikisinin de yüz görünümü üzerinde büyük etkileri vardır. Ancak ikinci faktör insan gözü ile algılanamamakta ve bilgisayarlı görme yöntemleri ile değerlendirilmektedir (Gross *et al.* 2001).



Şekil 2.2. a) Işıklandırma etkisine maruz kalmamış görüntü b) Işıklandırma etkisine maruz kalmış görüntü

AR veritabanında iki adet yüz görüntüsü Şekil 2.2’de gösterilmiştir. Bu görüntülerden ilki ışıklandırma etkisine maruz kalmamış, diğeri ise ışıklandırma etkisine maruz kalmıştır.

2.3.2. İfade çeşitlilikleri

Yüz tanımadaki zorluklardan bir diğeri de yüzdeki ifade çeşitliliğidir. Yüzdeki ifadeler türüne göre yüzün değişik bölgelerini etkileyebilmektedir. Bazı yüz ifadeleri yüzün sadece alt kısmını etkilerken, bazıları ise tüm yüz bölgesini etkileyebilir. Örneğin bağırma ifadesi tüm yüz bölgesini etkilerken , gülümseme sadece ağız ve göz bölgesini etkileyebilmektedir. İnsanlar yüzdeki bu ifadeleri kolayca anlayabilirler, fakat algoritmaların ifade veritabanları ile sorun yaşanmaktadır.

Tian *et al.* (2001) yüz ifadelerinin analizini yapan Otomatik Yüz Analiz sistemi geliştirmişlerdir. Yaptıkları çalışmalarda yüzün üst tarafına ait ifadelerde tanıma oranını %96,4, alt tarafına ait ifadelerde tanıma oranını %96,7 olarak raporlamışlardır (Tian *et al.* 2001).

Donato oniki yüz ifadesini sınıflandırmak için çeşitli yöntemleri araştırmıştır. Yaptığı çalışmalar, Gabor tabanlı filtreler ve Bağımsız Bileşen Analizi (ICA) yöntemlerinin diğer yöntemler arasında en iyi performansa sahip olduğunu göstermiştir (Donato *et al.* 1999).

Şekil 2.3’de görüldüğü gibi bağırma ifadesi yüz üzerinde hemen hemen her bölgede değişime neden olmuştur.



Şekil 2.3. Yüz ifade değişimleri a) İfade değişimi olmayan görüntü b) Bağırma ifadesi olan görüntü

2.3.3. Yaşlanma

Yaşlanma faktörü yüzde değişimler meydana getirdiğinden dolayı tanıma sistemlerinde problem olmaktadır. Yaşlanma yüzdeki dokuyu ve şekli değiştirmektedir. Yaş grupları yaşlanma sürecinden farklı etkilenmektedir. Örneğin genç yaş gruplarında belli döneme

kadar yaşlanma yüz büyümesi şeklinde olurken, diğer yaş gruplarında doku ve şekil değişikliği olmaktadır. Bu durum eğitim setindeki görüntüler ile test görüntüsü arasındaki benzerlik oranını azaltmakta ve tanımda büyük ölçüde problem oluşturmaktadır.

Lanitis *et al.* (2002) yaş fonksiyonları için bir yöntem önermişlerdir. Yüz veritabanındaki her resim, bir grup b parametresi ile gösterilir ve her bir özne için en iyi yaş fonksiyonu onun b'sine bağlı olarak çizilir. Bu yaklaşım tanıma sorununa büyük katkı sağlamıştır.

2.3.4. Tıkanıklıklar/ Kapanmalar

Yüz tanıma sisteminin başarısını düşüren diğer faktörlerden biri de gözlük, şapka gibi aksesuarların yüz görüntüsünün alınmasında zorlaştırmaya sebep olmasıdır. Bunlar yüz görüntüsü üzerinde veri kaybına neden olmaktadır ve bu durum kapanma etkisi olarak adlandırılmaktadır.

AR veritabanında iki adet yüz görüntüsü Şekil 2.4'de gösterilmiştir. Bunlar yüz tanıma başarısını düşüren tıkanıklığa sebep olan atkı ve gözlüğün kullanıldığı görüntülerdir.



Şekil 2.4. Tıkanıklık/ Kapanmalara örnek görüntüler

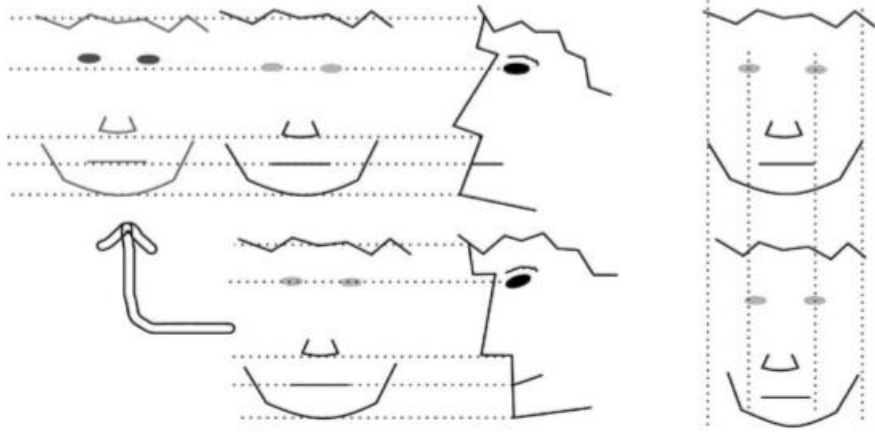
Yerel yaklaşımları kullanmak kısmen tıkanmış yüz görüntülerindeki sorunu çözmek için kullanılan yöntemlerden biridir. Bu yöntem yüzü parçalara bölerek eşleşme

yapmaktadır. Martinez *et al.* (2002) bu metodu kullanarak Gauss dağılımı ile yüzün her yüz görüntüsünü k farklı yerel parçalara ayırdılar (Martinez 2002). Bir Gauss dağılımının kullanılmasının nedeni k yerel parçalarının her birinin modellenmesi ile yerelleştirme hatasını ortadan kaldırmak içindir. Bu yöntemle sadece tıkalı bölgelerde başarı sağlanmıştır.

2.3.5. Poz varyasyonu

Yüz tanıma sistemlerinin sorunlarından biri olan poz farklılıkları, yüz tanıma ve algılama işleminde en sıkıntılı sorun olarak kabul edilmektedir. Bir çok yüz tanıma sisteminde eğitim ve test görüntülerinin pozları farklıdır. Bu durum düz bir yüz görüntüsünden elde edilen pikseller ile farklı pozlardaki görüntülerin piksellerinde aynı değeri içermediğinden dolayı tanıma işleminde başarısızlık yaşanmaktadır. Poz farklılıkları yüzün sağ, sol, ön veya arka eğimi gibi doğal nedenlerden kaynaklanabileceği gibi, yüzün üç boyutlu yapısından dolayı kamera açısından da etkilenebilir.

Poz varyasyonu problemi için iki farklı geleneksel çözüm yöntemi bulunmaktadır. Bunlardan ilki bir kişinin farklı poz fotoğraflarının tutulması ile belirlenebilir. Yani test görüntüsü girilerek ona uygun eğitim görüntülerinden poz görüntüsü eşleştirilerek bulunabilir. İkinci yöntem ise, bazı dönüşüm teknikleri ve yapay modellemeler kullanılarak farklı pozları, gerçek yaşam koşullarında yüz tanımada ön yüz kullanılmasından dolayı, ön yüze dönüştürmektir. Bu dönüşümü gerçekleştirmek için genel yaklaşımlar mevcuttur.



Şekil 2.5. Poz farklılıklarından kaynaklanan bozulmalar (Martinez 2002)

Şekil 2.5 aynı kişinin iki farklı görüntüsünün poz farklılığından dolayı göz hizalarındaki bozulmaya örnektir.

2.4. Vektörler Olarak Görüntü

Bir yüz görüntüsü yüksek boyutlu bir vektör veya vektör uzayında bir nokta olarak ifade edilebilir. Örneğin; bir $p \times q$ boyutuna sahip bir iki boyutlu görüntü, $x \in R^{pq}$ gibi bir vektör olarak gösterilebilir. Daha sonra oluşan bu yüksek boyutlu gösterim görüntü işleme yöntemleriyle düşük boyutlara dönüştürülebilmektedir.

$X = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N)$ gösterimi $n \times N$ boyutunda bir veri matrisini göstermekte ve $x_i, n=p \times q$ 'dan oluşan yüz vektörünün boyutunu göstermektedir. N ise eğitim setindeki farklı yüz görüntülerinin sayısını ifade etmektedir. Eğitim görüntülerinin ortalaması ise $m = \sum_{i=1}^N x$ olarak bulunmaktadır.

3. METARYAL ve YÖNTEM

Tarih sonuç çıkarımı için zengin bir geçmişe sahiptir. Model seçiminde minimum açıklama uzunluğu ilkesi, en etkili gösterimi sağlayan modelin sınıflandırma gibi karar verme görevleri için tercih edilmesi gerektiğini öngörmektedir. Ancak yüksek boyutlu veri işlemede kısaltma ölçütü gözlemlerin yalnızca birkaçına bağımlı olan, sınıflandırma veya görselleştirme için küçük bir özellik altkümesi seçen modeller aramaktadır. Bu tür seyrek özellik seçme yöntemleri, sınıflar arasındaki karar sınırını karakterize etmek için, eğitim örneklerinin küçük bir alt kümesini seçen destek vektör makineleri (SVM) metodu ile ikili olarak bulunmaktadır. Hepsinin ortak amacı; bir test sinyali temsil etmek veya sınıflandırmak için verileri doğrudan kullanmak yerine eğitim verilerinden belirli bir özellik veya model alt kümesi seçmektir.

İstatistiksel sinyal işleme topluluğunda, temel öğelerin bir sözlükteline göre seyrek doğrusal gösterimleri hesaplamanın algoritmik sorunu ilgi duyulan bir konu olmuştur. Optimal temsilin yeterince seyrek olduğu durumlarda, konveks optimizasyon ile verimli bir şekilde hesaplanabileceği durumunda yoğunlaşmaktadır. Bu problem genel durumda oldukça zor olabilmektedir (Donoho 2006). Ortaya çıkan optimizasyon problemi, sıfır olmayan katsayıları doğrudan atmak yerine doğrusal kombinasyondaki katsayıların l^1 - normunu atmaktadır. Bununla birlikte en seyrek temsil doğal olarak ayırmacıdır. Temel vektörlerin tüm alt grupları arasında, girdi sinyali en etkili olarak ifade eden altkümeyi seçer ve diğer olası ama daha az etkili temsilleri reddetmektedir.

Bu çalışmada sınıflandırmayı gerçekleştirmek için seyrek temsilin ayırıcı özelliği kullanılmaktadır. Farklı sözlükleri kullanmak yerine, test örneği temel öğeleri eğitim örnekleri olan bir sözlükte temsil edilmektedir. Her sınıftan yeterli eğitim örneği mevcutsa, test örneklerini aynı sınıftan sadece bu eğitim örneklerinin doğrusal bir birleşimi olarak temsil etmek mümkün olacaktır. Bu gösterim seyrek ve eğitim veritabanının küçük bir bölümünü kapsamaktadır. Bu sözlüğün test örneğinin aslında en seyrek doğrusal gösterimi olduğu l^1 - normu yoluyla bulunabileceği gösterilmektedir.

Seyrek gösterim aynı zamanda, eğitim veritabanındaki bir sınıfta bulunmayan test örneklerini elemek için basit ve etkili bir araçtır. Sınıflandırma için seyrekliliği kullanmak, çeşitli ilkelerden önemli ölçüde farklıdır. Bir modeli veya test örneklerinin sınıflandırılmasında kullanılabilecek ilgili özellikleri tanımlamak için seyreklilik kullanmak yerine, sınıflandırma için her bir test örneğinin seyrek gösterimini kullanmaktadır ve en etkili gösterimi veren eğitim örneklerini uygulanabilir olarak seçmektedir.

3.1. Yüz Tanıma Yöntemleri

Yüz tanıma resimlerden veya videolardan yüzün nasıl tanınacağı konusunda uzmanlaştırılmış aktif bir araştırma alanıdır. Çeşitli yüz tanıma yaklaşımları vardır. Yüz tanıma yöntemleri iki grupta toplanabilir. Bunlar geometrik tabanlı ve şablon tabanlı yöntemlerdir. Şablon tabanlı yöntemlerde tanıma ve doğrulama için yüzler arasındaki ilişki hesaplanır. Temel Bileşen Analizi (PCA), Doğrusal Ayırıştırma Analizi (LDA), ve Yapay Sinir Ağlar gibi Karar Destek Makinaları (SVM) de bu grup altına koyulabilir. Geometrik tabanlı yöntemlerde yerel yüz özellikleri ve bunların yerleri arasındaki ilişki araştırılır. Bu çalışmada kullanılan seyrek yaklaşım tabanlı sınıflama (SRC) doğrusal olmayan şablon eşleme yöntemi olarak kabul edilebilir.

3.1.1. Temel bileşen analizi (PCA)

Temel bileşen analizi tanıma, boyut indirgeme ve veri içindeki en güçlü örüntüyü bulmak için kullanılan istatistiksel bir metottur. Veri içerisindeki var olan değişimler mümkün olduğunca korunmaya çalışılarak temel bileşenler bulunur. Temel bileşenler varyans değerlerine göre sıralanmaktadır.

Eğitim kümesi veri matrisinin ($\mathbf{X}$), M tane $N \times 1$ 'lik gözlem vektöründen oluştuğu kabul edilirse denklem (3.1)'deki gibi gösterilir.

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}^1 \mid \mathbf{x}^2 \mid \dots \mid \mathbf{x}^M] (N \times M) \quad (3.1)$$

Eğitim vektörünün ortalaması bulunarak ($\mathbf{m}$), her bir gözlem vektöründen çıkartıldığında değişkenler sıfır ortalamalı olmaktadır. Ortalaması çıkarılmış gözlem vektörleri denklem (3.2), sıfır ortalamalı gözlem matrisi denklem (3.3)'de verildiği gibi belirlenebilir.

$$\tilde{\mathbf{x}}^i = \mathbf{x}^i - \mathbf{m}, \forall i \quad (3.2)$$

$$\tilde{\mathbf{X}} = [\tilde{\mathbf{x}}^1 | \tilde{\mathbf{x}}^2 | \dots | \tilde{\mathbf{x}}^M] (N \times M) \quad (3.3)$$

Sıfır ortalamalı gözlem verisinin kovaryans matrisi denklem (3.4) kullanılarak hesaplanabilir.

$$\mathbf{C} = \tilde{\mathbf{X}}\tilde{\mathbf{X}}^T \quad (3.4)$$

TBA için özdeğer-özvektör ayrıştırması denklem (3.5) kullanılarak gerçekleştirilir. $\mathbf{C}$, $N \times N$ boyutlu bir matris, λ herhangi bir skaler ve $\mathbf{v}$ sıfırdan farklı bir sütun vektör olmak üzere, denklem (3.5)'i sağlayan λ sayısı $\mathbf{C}$ 'nin özdeğeri ve $\mathbf{v}$ de λ ile ilişkili özvektörüdür.

$$\mathbf{C}\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v} \quad (3.5)$$

Cinsiyet sınıflaması bilgisayarlı görüşlerde en zorlu problemlerden biridir. Yeni doğanların ve çocukların cinsiyete göre sınıflandırılması insanlar için zorlayıcı bir durumdur. TBA verilerin boyutsallığını azaltmanın yanı sıra görüntülerden en uygun özelliği çıkartılması için de uygulanmasından dolayı cinsiyet sınıflandırılmasında da kullanılmaktadır (Hassonpour *et al.* 2016). Ayrıca, insan ayak izi sabitliği ve benzersizliğinden dolayı bir kişinin ayak izi temelli biyometrik tanımlanması TBA kullanılarak doku ve şekil temelli özelliklerinin seçilmesiyle yapılmaktadır (Khokher *et al.* 2015). TBA tekniği mutlu, üzgün, endişeli gibi çeşitli yüz ifadelerini tanımlamak için de kullanılmıştır (Meher and Maben 2014).

TBA doğruluk, zaman sınırlaması, süreç hızı ve kullanılabilirlik gibi avantajlara sahiptir. TBA'nın en büyük avantajlarından biri ise test görüntüleri ile öğrenilmiş eğitim görüntüleri arasında hızlı bir karşılaştırma yapmasından dolayı TBA'daki özyüzlerin öz bir depo olarak kullanılmasıdır.

TBA daha fazla veri sınıflandırması yapmaktadır ve örnek sayısı küçük olduğundan yüksek doğruluğa sahiptir. Örnek sayısı arttıkça doğruluğu azalmasından dolayı da dezavantaja sahiptir.

3.1.2. Doğrusal ayrıştırma analizi (DAA)

Doğrusal ayrıştırma analizinin amacı ayırt edilebilir öznelik kümeleri ile kümelerin doğrusal dönüşümlerini bulmaktır. Sınıfları başarılı şekilde ayıracak vektörleri bularak sınıflar-içi saçılımı en büyük yapmaya çalışırken, sınıflar arası saçılımı en düşük seviyeye getirmeyi amaçlamaktadır.

Sınıflar-içi saçılım matrisi denklem (3.6), sınıflar arası saçılım matrisi denklem (3.7) kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$\mathbf{S}_M = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^{N_k} \left[(\mathbf{X}_k^{(i)} - \bar{\mathbf{x}}_k)(\mathbf{X}_k^{(i)} - \bar{\mathbf{x}}_k)^T \right] \quad (3.6)$$

$$\mathbf{S}_B = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (N_k(\bar{\mathbf{x}}_k - \bar{\mathbf{x}})(\bar{\mathbf{x}}_k - \bar{\mathbf{x}})^T) \quad (3.7)$$

$\mathbf{S}_M$ sınıflar-içi saçılım matrisi, $\mathbf{S}_B$ sınıflar arası saçılım matrisi, $\mathbf{X}_k^{(i)}$ k sınıfının i . görüntüsüdür. $\bar{\mathbf{x}}_k$ k sınıfının ortalama değer vektörü, $\bar{\mathbf{x}}$ eğitim setindeki tüm örneklerin ortalama değer vektörü, N_k k sınıfının örneklem boyutudur.

Ayrımcı güç kullanılabilirliği için çeşitli ölçümler mevcuttur. Fisher kriteri yaygın olanlarından biridir:

$$J(W) = \frac{\|W^T S_B W\|}{\|W^T S_W W\|} \quad (3.8)$$

Optimal izdüşüm matrisi W , genelleştirilmiş özdeğer problemini çözme yoluyla elde edilebilmektedir.

$$S_B W = \lambda S_W W \quad (3.9)$$

DAA altuzayındaki x_i eğitim örneklerinin gösterimi aşağıdaki gibidir:

$$y_i = W^T x_i \quad (3.10)$$

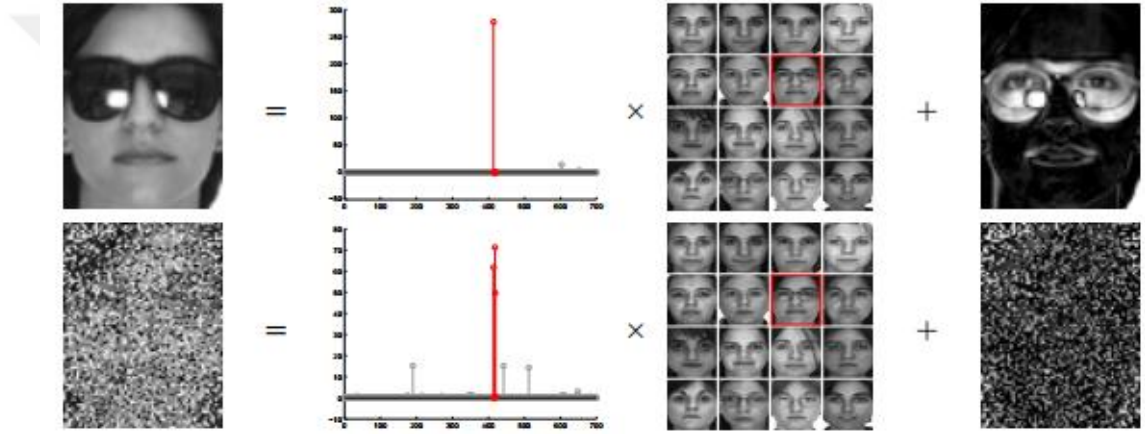
DAA yüz tanıma için cazip bir seçimdir (Zhao *et al.* 1998). DAA, eğitim örnekleri ile bilinen sınıflara dayanılarak bazı bilinmeyen sınıfların örneklerini sınıflandırmak için istatistiksel bir yaklaşımdır (Mahmud *et al.* 2015). DAA aynı zamanda kanser sınıflandırılması içinde kullanılmaktadır. Kanser sınıflandırılması için DNA microarray verileri doku numunelerinin veya özellik vektörlerinin sayısı ile karşılaştırıldığında çok sayıda boyutlar oluşturmaktadır. Özellik alanının yüksek boyutluluğu sınıfların genelleme performansını düşürür ve hesaplama karmaşıklığını arttırmaktadır. Özellik alanının boyutsallığını azaltarak daha sonra düşük boyutlu özellik alanında sınıflandırılarak bu durumun üstesinden geline bilinmektedir (Sharma and Paliwal 2015). Metin belgesi sınıflandırılmasında da kullanılan bir yöntemdir (Sharma and Paliwal 2015). Çünkü bir metin belgesi içeriğine dayalı olarak önceden tanımlanmış bir kategorizeye göre düzenlenmekte ve belgenin kategorize edilmesi için boyutsal küçültme ve sınıflandırma tekniklerinin uygulanması gerekmektedir.

DAA özellik çıkarma ve boyut indirgeme konusunda kullanılan popüler tekniklerden biridir. Sınıf ayırıcı bilgiler mümkün olduğunca koruyarak boyutsallığı azaltmaktadır. Fakat bazen DAA'da küçük örnek boyutu problemi oluşmaktadır. Örnek sayısı azken her bir resmin boyutu büyük olduğunda ortaya çıkan sorundur.

3.1.3. Seyrek yaklaşım tabanlı sınıflama (SRC)

Seyrek yaklaşım tabanlı sınıflama tüm eğitim seti kullanılarak istenilen nesneyi bulmak için en seyrek gösterimi bulmayı amaçlamaktadır. Bozulma ve tıkamalara karşı hassasiyeti fazladır.

Şekil 3.1 SRC'nin basit bir örneğini göstermektedir.



Şekil 3.1. Seyrek tabanlı yaklaşımın bir özeti (Wright *et al.* 2009)

Test görüntüsü solda, tüm eğitim setinin aralıklı kombinasyonu + tıkanıklık ve bozulmalar sağ taraftadır. Kırmızı katsayılar eğitim setindeki doğru bireylere karşılık gelmektedir. Algoritmamız AR yüz veri tabanındaki 100 bireyin 700 farklı görüntüsünden doğru kişiyi bulmamızı sağlıyor.

Bir test örneğinin k farklı sınıftaki eğitim örneklerinden hangi sınıfa ait olduğu yüz tanımadaki temel problemlerden biridir. i . sınıfa ait n_i eğitim örneklerinden oluşan bir sütun matrisi $A_i = [v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,n_i}] \in \mathbb{R}^{m \times n_i}$ şeklinde yazılabilmektedir. A_i iki boyutlu görüntülerden oluşmaktadır.

Test örneğine ait olan $y \in \mathbb{R}^m$ denklem (3.11) kullanılarak hesaplanabilir.

$$y = a_{i,1}v_{i,1} + a_{i,2}v_{i,2} + \dots + a_{i,n_i}v_{i,n_i} \quad (3.11)$$

Bazı skalerler için $a_{i,j} \in \mathbb{R}$, $j=1,2, \dots, n_i$ 'dir.

Test örneğinin i . üyesi başlangıçta bilinmediğinden, tüm eğitim setini içeren yeni bir A matrisi tanımlayabiliriz. A matrisi k tane nesne sınıflarının n tane eğitim örneklerinin birleşiminden oluşmaktadır.

$$A \doteq [A_1, A_2, \dots, A_k] = [V_{1,1}, V_{1,2}, \dots, V_{k,n_k}] \quad (3.12)$$

Böylece tüm eğitim seti kullanılarak y yeniden denklem (3.13) kullanılarak yazılabilir.

$$y = A\mathbf{x}_0 \in \mathbb{R}^m \quad (3.13)$$

Burada $\mathbf{x}_0 = [0, \dots, 0, a_{i,1}, a_{i,2}, \dots, a_{i,n_i}, 0, \dots, 0]^T \in \mathbb{R}^n$ i . sınıf ile ilişkili sıfır harici bir katsayı vektör girişleridir.

SRC yüz tanıma yöntemlerinden biridir. İlk olarak J. Wright *et al.* (2009) zorlu yüz tanıma için seyrek temsili sınıflandırma (SRC) fikrini bulmuşlardır (Wright *et al.* 2009). Eğitim görüntüleri bir sözlük olarak kullanılmıştır. Giriş test görüntüleri eğitim görüntülerinin aralıklı lineer gösterimi ve l_1 normalizasyonu ile kodlanmışlardır. SRC'nin temel fikri her bir kimlik sınıfı için yeterli miktarda eğitim örneğinin bulunması durumunda, test örneği görüntüsünün aynı sınıfa ait olan eğitim örneği görüntüsünün doğrusal kombinasyonu ile temsil edilmesini mümkün kılmaktır. SRC aynı zamanda yüz ifadelerinden yeni doğan ağırlı değerlendirilmesinde güvenilir bir göstergedir. SRC test örneğinin yüz ifadelerini dört sınıfa ayırmak için uygulanmaktadır (Lu *et al.* 2016). Mei ve Ling aralıklı gösterim fikrini araç sınıflandırması ve görsel takip için kullanmışlardır (Mei and Ling 2009; Mei and Ling 2011). Hatta nesne izleme sorununu çözmek için seyrek gösterimin uygulanabileceğini göstermiş ve görsel izleme sorunu için kapsamlı seyrek temsili yöntemini önermişlerdir.

SRC veri gürültüsü için daha sağlamdır. SRC yüz tanıma görüntü bozulması ve tıkanmalara karşı dayanıklıdır ve aydınlatma probleminin telafisinde de kullanılan bir yöntemdir.

3.2. Dalgacık Dönüşümü Kullanılarak Yüz Tanıma

3.2.1. Motivasyon

Dalgacıklar çeşitli teknik alanlarda yoğun olarak kullanılmaktadırlar. Dalgacık dönüşümü fonksiyonları, dizileri, görüntüleri analiz etmek için kullanılan çok ölçekli bir dönüşüm tekniğidir.

Sabit frekansların basit dalgaları olan zaman sinyalleri Fourier analizi yöntemiyle basit bir şekilde işlenebilir. Fakat Fourier analizi ile frekans uzayına dönüştürülen sinyalin zaman bilgisi kaybolur. Ancak bazı sinyaller zamanla değişebilen ve önemli bilgiler içeren geçici özellikler (eğim, kırılma, anlık değişim vs.) veya durağansızlıklar içermektedir. Bu sinyaller için dalgacıklar daha iyi sonuç vermektedirler. Dalgacıklar aynı anda hem zaman hem de frekansla uğraşırlar. Bu özelliğinden dolayı bu tez çalışmasında Dalgacık filtreler kullanılmaktadır.

3.2.2. Dalgacık filtreler

Dalgacık dönüşümü zaman- frekans dönüşümünün en popüler olanlarından biridir. Bazı dalgacıklar sürekli ve sonsuz olarak çizilmektedirler. Oysa bunları dijital sinyaller olarak kullanmak için önce sınırlı sayılarda ve sonlu noktalardaki dalgacık filtreler şeklinde dönüştürmek gerekmektedir. Belli zamanlardaki filtre değerini oluşturmak için zaman içindeki dalgacık denklemini istenilen noktalarda değerlendirmemiz gerekmektedir.

Dalgacık dönüşümü matematiksel olarak;

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \overline{\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (3.14)$$

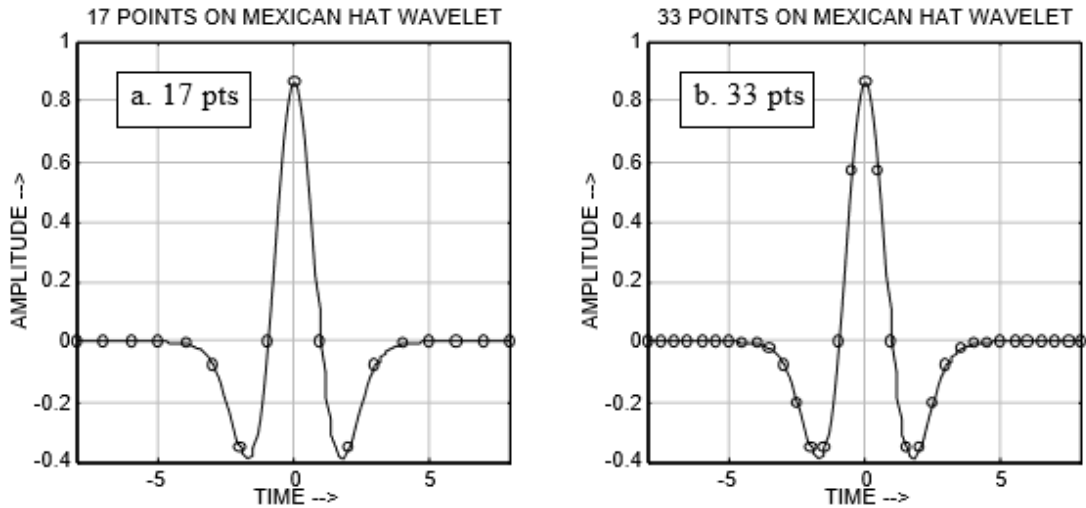
veya $\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ olmak üzere;

$$W(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \overline{\Psi_{a,b}(t)} dt \quad (3.15)$$

denklemleriyle verilmektedir. Bu denklemlerde $a > 0$, $b \in \mathfrak{R}$ olmak üzere a , ölçekleme parametresini; b dönüşüm parametresini; $x(t)$, işareti; Ψ , dalgacık fonksiyonunu; $W(a, b)$ da işaretin sürekli dalgacık dönüşümünü belirtir.

Belirli bir dalgacık için zamanın bir fonksiyonu olarak matematiksel ifade (Mexican Hat);

$$mexh(t) = \left\{ \frac{2}{\sqrt{3\pi}^{-\frac{1}{4}}} \right\} (1 - t^2) e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (3.16)$$



Şekil 3.2. Mexican Hat dalgacık 17 ve daha sonra 33 noktada dalgacık filtre sürekli gösterimi üzerine bindirildi

Tanımlayıcı denklem, sonsuz sürekli bir dalga formunu tanımlamasına rağmen, eşit aralıklı ayrı noktalar kullanarak dijital bilgisayarlarda kullanılmaya hazır ayırık sonlu uzunluklu filtreler oluşturulmaktadır.

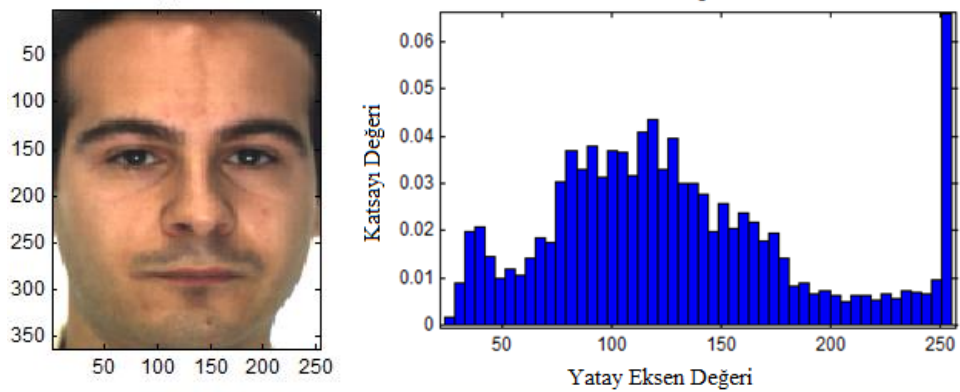
Bazı dalgacıklar Biorthogonal dalgacık çiftleri gibi simetriye sahiptirler. Shannon veya Sinc dalgacıkları belirli frekanslara sahip olayları bulabilmektedirler. Haar dalgacıkları, kenar algılama için iyidir. Kiflet dalgacıkları, kendilik-benzerliklerine sahip veriler için iyidir.

Dalgacık uzatılarak veya kaydırılarak onu istenilen olayla eşleştirebiliriz. Böylece zaman içindeki frekansını ve yerini bulabiliriz.

3.2.3. Görüntülerin dalgacık filtreli gösterimi

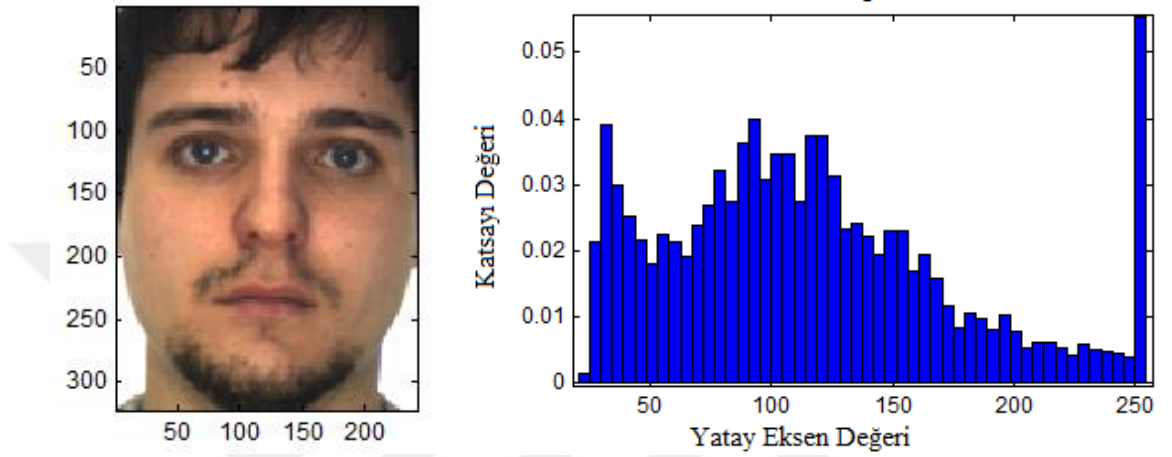
Dalgacık filtreler dalgacık katsayılarının bulunması ile yüz tanıma, parmak izi tanıma gibi görüntü işleme alanlarında kullanılmaktadır. Yüz tanıma sistemlerinde bir kişiye ait tüm dalgacık katsayıları bulunarak diğer görüntülerinkilerle karşılaştırılır ve o kişiye ait yüzün bulunması sağlanabilir.

AR veri tabanındaki m-001 numaralı kişiye ait dalgacık katsayıları Şekil 3.3'deki gibidir.



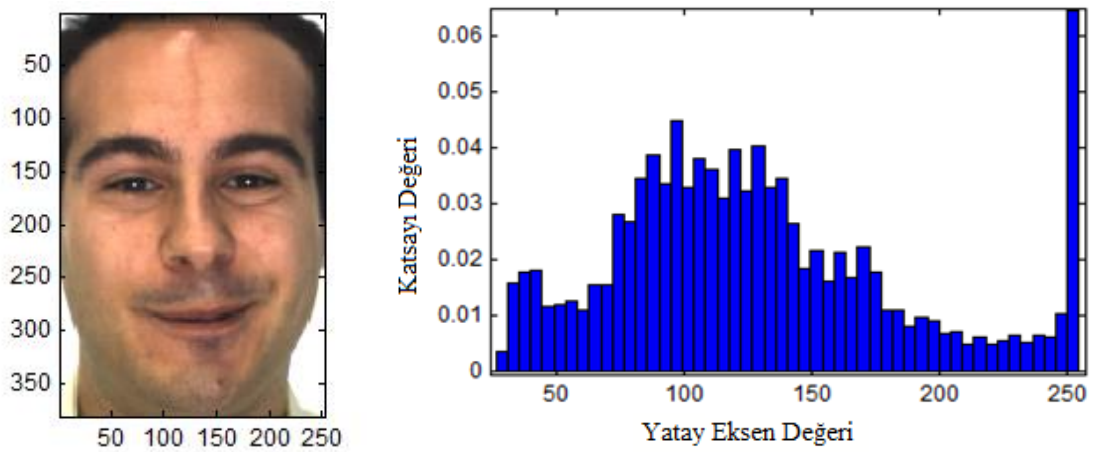
Şekil 3.3. AR veri tabanındaki m-001 numaralı kişiye ait dalgacık katsayıları

AR veri tabanındaki m-001 numaralı kişiye ait dalgacık katsayıları MATLAB programı kullanılarak Şekil 3.3'deki gibi bulunmuştur. AR veri tabanındaki m-002 numaralı kişiye ait katsayılar ise Şekil 3.4'deki gibidir;



Şekil 3.4. AR veri tabanındaki m-002 numaralı kişiye ait dalgacık katsayıları

AR veri tabanındaki m-001 numaralı kişiye ait farklı görüntüsünün dalgacık katsayıları ise Şekil 3.5'deki gibidir;



Şekil 3.5. AR veri tabanındaki m-001 numaralı kişiye ait farklı bir görüntü

Şekil 3.3 ve Şekil 3.4'deki katsayılar karşılaştırıldığı zaman birbirinden oldukça farklı fakat Şekil 3.3 ve Şekil 3.5'deki görüntülerin birbirine benzediği görülmektedir.

MATLAB programı kullanılarak AR veritabanındaki kişilere ait katsayılar hesaplanmış ve yüz tanıma gerçekleştirilmiştir.

Katsayı matrisleri kullanılarak görüntünün çoklu çözünürlük analizi sağlanmaktadır (Garcia 1998). Dalgacık dönüşümü birçok nedenden dolayı uygulanabilir:

- Dalgacık dönüşümü kullanarak bir görüntüyü ayrıştırmak alt görüntülerin çözünürlüğünü ve hesaplama karmaşıklığını azaltmaktadır.
- Dalgacık dönüşümü görüntüyü farklı frekans aralıklarına karşılık gelen alt görüntülere dönüştürür ve bu durum hesaplama yükünü azaltmayı sağlamaktadır.
- Dalgacık dönüşümünü kullanmak frekans ve uzay alanında yerel bilgilerin edinilmesini sağlamaktadır.

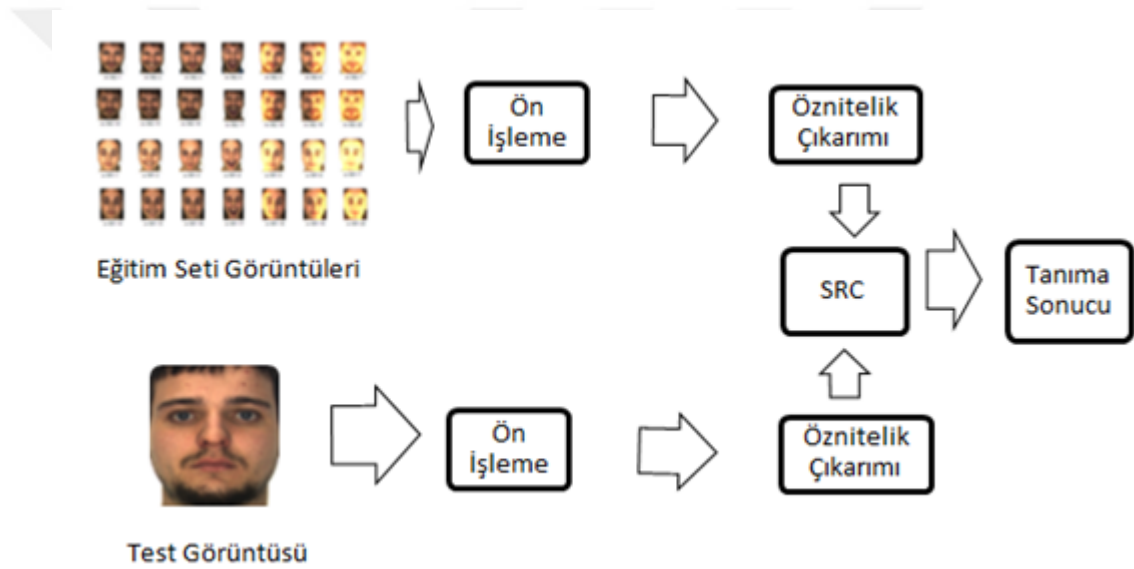
Bu avantajlarından dolayı çalışmamızda dalgacık dönüşümü tercih edilmiştir. Düşük frekansa sahip alt bant ile aynı sınıftaki ortak özellikleri içeren bilgiler kullanılmıştır. Böylece yüz görüntüsünün tanıma oranı arttırılmıştır.

Dalgacık dönüşümü görüntü işleme için çok kullanılan bir araçtır. Temel bileşen analizi ile yüz tanınmasında çok miktarda hesaplama problemi ve az tanımlama kapasitesinden dolayı dalgacık dönüşümü kullanılmıştır. Böylece hesaplama karmaşıklığı azaltılmıştır (Fan and Chan 2012). Ayrıca dalgacık dönüşümü ve iki boyutlu temel bileşen analizi kullanılarak yüz tanıma oranı artmaktadır. Burada dalgacık dönüşümü boyutu azaltmak için kullanılan bir ön işlem olarak ele alınmaktadır (Wang 2014). LBP ile dalgacık dönüşümü ile yüz tanımda, dalgacık dönüşümü verilen bir görüntüyü o görüntünün özelliklerinin çıkartılabileceği dört çeşit frekans görüntüsü haline dönüştürmek için kullanılmaktadır (Mohamed and Yampolskiy 2012).

4. ARAŞTIRMA BULGULARI ve TARTIŞMA

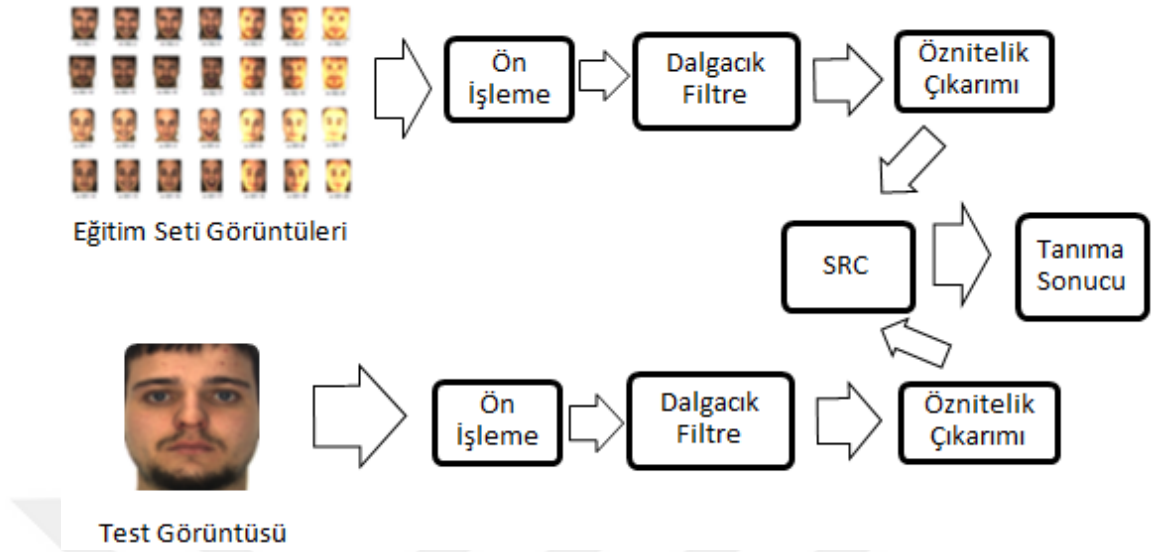
4.1. Önerilen Yöntem

Tez çalışmamızı dalgacık filtre kullanılarak ve dalgacık filtresiz olarak iki şekilde gerçekleştirdik. Tez çalışmasında kullandığımız dalgacık filtresiz yüz tanıma prosedürünün bir özeti olan akış diyagramı aşağıda verilmiştir:



Şekil 4.1. Seyrek gösterime dayalı yüz tanıma akış şeması

Dalgacık filtre kullanılarak oluşturulan yüz tanıma prosedürünün bir özeti olan akış diyagramı aşağıda verilmiştir:



Şekil 4.2. Seyrek gösterime dayalı Dalgacık filtre kullanılarak oluşturulan yüz tanıma akış şeması

Ön işleme: AR veritabanı kullanılarak “.RAW” formatında olan görüntüler “.PNG” formatına dönüştürülmüş ve 192x256 boyutunda ölçeklendirilmiştir. Renkli görüntüler gri seviyeye çevrilerek, resim üzerindeki parlaklıkların hepsi aynı seviyeye getirilmiştir. Elde edilen görüntüler daha sonra tekrar istenilen örnekleme oranlarıyla ölçeklendirilerek dalgacık filtre aşamasına geçilmiştir.

Dalgacık Filtre: İstenilen örnekleme oranlarıyla ölçeklendirilen görüntüler, tek dereceli iki boyutlu dalgacık ayrışımı kullanılarak, Daubechies dalgacık türüne ait üç numaralı katsayıları (db3) ile filtreleme yapılmıştır. Bu filtreleme ile görüntüler “LL,HL,LH,HH” şeklinde dört bölgeye ayrılmış ve sadece “LL” görüntüleri kullanılarak, tek dereceli ters ayrık iki boyutlu dalgacık dönüşümü ile görüntüler geri getirilmiştir.

Öznitelik Çıkarımı: Geri getirilen görüntüler A matrisini oluşturmaktadır. A bir eğitim setini temsil etsin ve eğitim seti içerisinde k tane sınıf olduğunu farz edersek, i. sınıf n_i tane görüntüyü içermektedir. i. sınıf görüntüleri, $A_i = [a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{in_i}] \in R^{m \times n_i}$, her bir sütun vektörü örnekleme yüz görüntüsünü temsil eder ve m ise sütun vektörünün

boyutudur. Verilen herhangi bir y test örneği için, eğitim setine dahil edilen kategorilerin bir kısmı, A setinden doğrusal bir kombinasyon olarak elde edilir.

y_1 'i test örneği olarak alırsak, i . sınıfa ait olmaktadır ve A_i eğitim seti ile ortak bir sınıfa dahil olacaktır. Test örneği A_i 'nin lineer bir kombinasyonu olarak aşağıdaki gibi gösterilir:

$$y_1 = x_{i1}a_{i1} + x_{i2}a_{i2} + \dots x_{in_i}a_{in_i}, x_{ij} \in R, j = 1, 2, \dots, n_i \quad (4.1)$$

Genel olarak test örneğinin bu etiketli kategorisi bilinmemektedir. Bu yüzden tüm k sınıf görüntüler kullanılarak eğitim seti oluşturulur.

$$A = [A_1, A_2, \dots, A_k] = [a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1n_1}, \dots, a_{k1}, \dots, a_{kn_k}] \quad (4.2)$$

Böylece her test örneği y_0 sözlüğün lineer bir kombinasyonu olarak gösterilebilir.

$$y_0 = Ax_0 \quad (4.3)$$

Burada $x_0 = [0, 0, \dots, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in_i}, \dots, 0, \dots, 0]^T \in R^m$ bir katsayı vektörüdür ve i . sınıf ile ilişkili olanlar hariç sıfırdır. Çalışmamızda oluşturulan A matrisi $k \times 819$ boyutundadır. 819 çalışmamızda kullandığımız görüntü sayısını göstermekte, k ise öznitelik vektör boyutlarını 192'den 12'ye kadar değiştirerek elde edilen öznitelik vektörünün kaç elemandan oluştuğunu göstermektedir.

SRC: Eğer $m > n$ ise yukarıdaki eşitlik aşırı kararlıdır ve x_0 çözümü tektir. Fakat yüz tanıma problemleri için boyut azaltma eşitliklerinden dolayı çözüm tek değildir. Seyrek gösterim teorisi ile eğer çözüm yeterince seyrek ise, l_0 -norm seyrek çözüm problemi, l_1 -norm problem çözümüne dönüştürülebilir.

$$x_1 = \operatorname{argmin} \|x\|_1 \quad (4.4)$$

Tanım Sonucu: Yüz görüntüsü girdisi yaklaşık olarak $y_i = \delta(x_i)$ şeklindedir. Daha sonra y_i ve y arasındaki artıklığı en aza indirerek, girdi görüntülerini sınıflara atayarak sınıflandırırız.

Dalgacık filtre kullanılarak oluşturulan yüz tanıma sisteminde elde edilen sonuçlar ile dalgacık filtresiz tanıma sistemi kullanılarak elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında kazanımın sağlandığı gözlemlenmiştir.

4.2. l^1 –minimizasyonu

Seyrek yaklaşım tabanlı sınıflandırmada x_0 vektörünün girdileri y test örneğinin kimliğini kodladığından $y = Ax$ denklemlerinin lineer sistemini çözerek elde etmeye çalışmak daha uygundur.

Eğer; $m > n$ ise, $y = Ax$ denklem sistemi aşırı kararlıdır ve doğru x_0 genellikle tek bir çözüm olarak bulunabilir. Bu zorluk l^1 - minimizasyonu ile çözülebilmektedir.

Klasik Gauss-Markov modelinde, bilinmeyen parametreler vektörü x lineer hale getirilmiş parametrik bir dengeleme ile aşağıdaki fonksiyonel ve stokastik modellere göre belirlenebilir:

$$\begin{aligned} I + v &= Ax \\ D^T x &= 0 \\ P &= Q_1^{-1} = \sigma_0^2 C_1^{-1} \end{aligned} \quad (4.5)$$

Burada v_{nx1} düzeltmeler vektörü; I_{nx1} gözlemler vektörü; $A_{n \times n}$ rank defektli tasarım matrisi; $P_{n \times n}$ ağırlık matrisi; D_{uxd} tasarım matrisinin rank defektliğini tamamlamak için kullanılan datum matrisi; 0_{dx1} sıfır vektörü; $C_{I(n \times n)}$ gözlemlerin kovaryans matrisi;

$Q_{I(n \times n)}$ kofaktör matrisi ve σ_0^2 önsel varyans faktörüdür. Bahsedildiği gibi l^1 – minimizasyonu, en küçük toplam yöntemi düzeltmelerin mutlak değerlerini ağırlıklı toplamını en aza indiren parametrelerin tahminidir.

l^1 -norm parametre kestirim probleminin bir lineer programlama problemi olarak çözümü için bütün parametrelerin ve düzeltmelerin negatif olmadığı matematiksel bir formülün geliştirilmesi gerekmektedir. Geliştirme denklem (4.7) kullanılarak başlanır ve boşluk değişkenlerinin eklenmesi ile l^1 tahmin problemine dönüşmektedir. Bu eşitliği bir formüle dönüştürebilmek için negatif olmayan parametreleri ve düzeltmeleri, parametreler için iki tane (α, β) ve düzeltmeler için iki tane (u, w) olmak üzere dört adet gevşek değerler vektörü formüle katılabilir. Düzeltmeler ve parametreler negatif veya pozitif olabilmektedir. Gevşek değerleri kullanarak vektörler aşağıdaki gibi hesaplanabilmektedir:

$$\begin{aligned} v &= u - w, u, w \geq 0 \\ x &= \alpha - \beta, \alpha, \beta \geq 0 \end{aligned} \tag{4.6}$$

Amaç fonksiyonu ve denklem (4.7)'deki bağlantılarıyla verilen kısıtlamalar, gevşek değer vektörü ile yeniden yazılabilir:

Amaç fonksiyonu;

$$f = p^T |v| = p^T |u - v| = p^T (u + v) \rightarrow \min \tag{4.7}$$

Kısıtlamalar;

$$\begin{aligned} I + u - w &= A(\alpha - \beta) \\ D^T(\alpha - \beta) &= 0 \end{aligned} \tag{4.8}$$

Amaç fonksiyonu ve kısıtlamalar daha açık şekilde yazılabilir:

Amaç fonksiyonu;

$$f = [0^T 0^T p^T p^T] \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ w \\ u \end{bmatrix} \rightarrow \min \quad (4.9)$$

Kısıtlamalar;

$$\begin{bmatrix} A & -A & I & -I \\ D^T & -D^T & Z & Z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ w \\ u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

Z sıfır matrisi, I ise birim matrisidir. l^1 -norm minimizasyonu problemi;

$$f = c^T x \rightarrow \min \quad (4.11)$$

$$Ax = y; \underline{x} \geq 0 \quad (4.12)$$

şeklinde yazılabilir. Böylece lineer programlama yöntemiyle çözülebilen bir optimizasyon problemine dönüşmüş olur. İterasyon $\underline{x}$ çözüm vektörü sıfıra yaklaşıncaya kadar devam edilebilir.

Seyrek gösterim ve sıkıştırılmış algılamanın ortaya çıkan teorisindeki son gelişmeler açığa çıkardı ki istenen x_0 çözümü seyrek ise l^0 - minimizasyon probleminin çözümü l^1 -minimizasyon probleminin çözümüne eşittir (Vapnik 2000).

$$(l^1); x_1 = \operatorname{argmin} \|x\|_1 \quad Ax = y \quad (4.13)$$

4.3. l^2 –minimizasyonu

l^2 -normu yer ölçümlerinde parametre tahminlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Bir probleminin l^2 normu kolaylıkla yazılabilir ve sonuç daima tektir. Eğer v, p ve p_i sırasıyla ölçümlerin düzeltilmesi, ağırlık matrisi ve ağırlık matrisinin diyagonal elemanları olarak alınırsa, l^2 normunun amaç fonksiyonu aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$v^T P v = [P v v] = \sum p_i v_i^2 = \min \quad (4.14)$$

l^2 -norm metodu ile önemli noktalardan biri düzeltme hesabı yapılan ölçümlerin normal dağılıma sahip olduğu varsayımıdır. Ancak pratikte ölçümler brüt ve sistematik hatalardan dolayı her zaman normal dağılıma sahip olmayabilir. Brüt ve sistematik hatalar temizlenmeden önce ayarlama hesabı l^2 norm metodu ile yapılmalıdır. l^2 -norm metodunun brüt ve sistematik hatalardan daha fazla etkilenmesinden dolayı dezavantajları vardır. Sorunun l^2 norm çözümü vardır. Problemde sırasıyla n, u ($n > u$) ve d , ölçüm sayısı, bilinmeyen parametreler ve arıza bozukluğudur.

$$A_{n,u} \delta X_u = l_n \quad (4.15)$$

Burada A tasarım matrisi, δX kaydırılmış bilinmeyen parametreler, l ölçüm vektörüdür. Daha sonra doğrusal denklem sistemi çözülmelidir. Yaklaşık çözüm ile denklem sistemi denklemin sağ tarafına v düzeltilmesi eklenerek hesaplanabilir.

$$A \delta X = l + v \quad (4.16)$$

v vektör düzeltmelerinin seçimine bağlı olarak sonsuz çözümler üretmektedir. Bilinmeyen parametreler ve ölçüm düzeltmeleri aşağıdaki gibi elde edilmektedir:

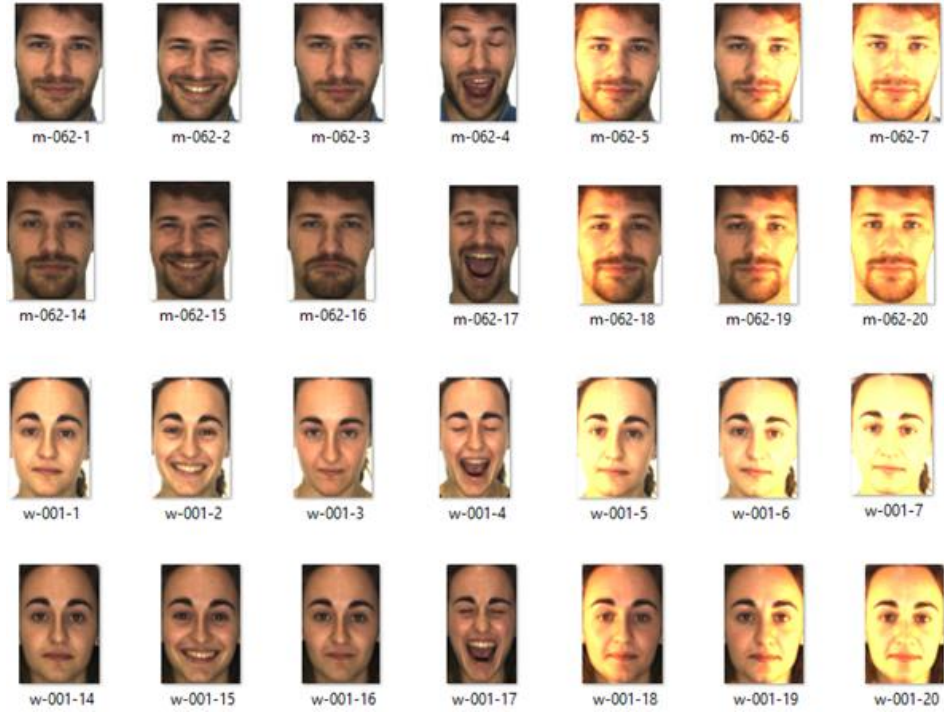
$$v = A \delta X - l \quad (4.17)$$

Ölçüm grubunun ortalaması, belirsiz bir parametrenin özel bir durumu için belirli bir değer olarak alınır, l^2 normunun çözümü elde edilebilmektedir. Eğer düzeltmeler ölçüm gruplarından hesaplanırlarsa, l^2 norm yöntemiyle brüt ve sistematik hataları içermeyen normal bir dağılım göstermektedirler. Hem karenin düzeltilmiş toplamı hem de düzeltmenin mutlak değeri toplamı en düşüktür.

4.4. AR Veritabanı

AR veri tabanı, 126 kişi için 4000'in üzerinde ön görüntüden oluşmaktadır. Her bir birey için, iki ayrı günde toplam 26 resim vardır. Bu görüntüler, aydınlatma değişikliği, ifadeler, yüz maskeleri dahil yüz değişiklikleri içerirler. Denemede, 63 erkek ve 54 kadından oluşan veri setinin bir alt kümesini seçilmiştir. Her bir kişi için, yalnızca aydınlatma ve ifade değişikliği içeren 14 resim seçilmiştir. Eğitim seti için bir kişinin birinci gündeki 7 resmi, test seti için ikinci gündeki 7 resmi kullanılmıştır. Görüntüler 192 x 256 boyutunda kırılmış ve gri resme dönüştürülmüştür. 1/16 ve 1/64 arasında örnekleme oranları seçilmiştir.

AR veritabanından kullanılan bir kadın ve bir erkeğe ait resimler Şekil 4.3'deki gibidir.



Şekil 4.3. AR veritabanından kullanılan bir kadın ve bir erkeğe ait resimler

4.5. Aralıklı Gösterime Dayalı Sınıflandırma ve Algoritması

Eğitim setindeki sınıflarından birinden yeni bir test görüntüsü y verildiği zaman, ilk olarak (4.13) denklemi ile $\hat{x}_1$ seyrek temsili hesaplanmaktadır. Tahmini $\hat{x}_1$ içerisindeki sıfır olmayan girdiler, tek bir nesne sınıfı i deki A sütunları ile ilişkilendirilir ve test görüntüsü y kolayca atanabilmektedir. Oysa gürültü ve modelleme hatası birden çok nesne sınıfıyla ilişkili küçük sıfır olmayan girdilere neden olabilir. Genel seyrek gösterimine dayanılarak, bu durumu çözmek için birden çok muhtemel sınıflandırıcı tasarlanabilmektedir. Örneğin y , $\hat{x}_1$ 'deki en büyük tek girdi sınıfına atanabilir. Bununla birlikte; bu buluşsal yöntemler yüz tanımda görüntülerle ilişkili alt uzay yapısını kullanmamaktadırlar. Bu doğrusal yapıyı daha iyi kullanmak için, y 'den her nesnenin tüm eğitim görüntüleriyle ilişkili katsayıların ne kadar iyi üretildiğine bağlı olarak y 'yi sınıflandırabiliriz.

Her i sınıfı için; $\delta_i : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$, i . sınıfa ait katsayıları seçen karakteristik fonksiyonu olmalıdır. $x \in \mathbb{R}^n$ için, $\delta_i(x) \in \mathbb{R}^n$ i sınıfı ile ilişkili x içerisinde girdileri olan ve yalnızca sıfırdan farklı girdileri olan bir vektördür. Sadece i . sınıf ile ilişkili katsayıları kullanarak verilen test örneği y , $\hat{y}_i = A\delta_i(\hat{x}_1)$ yaklaşık olarak değerlendirilebilmektedir. Daha sonra y 'i, y ve $\hat{y}$ arasındaki kalıntıyı en aza indirgeyen nesne sınıfına atayarak bu yaklaşık değerlere dayalı olarak sınıflandırabiliriz:

$$\min_i r_i(y) \doteq \|y - A\delta_i(\hat{x}_1)\|_2 \quad (4.18)$$

Aşağıdaki algoritma yüz tanıma prosedürünün bir özetidir:

1. Giriş: Eğitim örnekleri matrisi

$$A = [A_1, A_2, \dots, A_k] \in \mathbb{R}^{m \times n} \text{ k sınıf için, test örneği } y \in \mathbb{R}^m$$

2. Birim l^2 normunu elde etmek için A matrisinin sütunlarını normalize edin.

3. l^1 minimizasyon problemini çözün:

$$\hat{x}_1 = \operatorname{argmin}_x \|x\|_1 \text{ } Ax = y$$

4. Kalanları hesaplayın:

$$r_i(y) = \|y - A\delta_i(\hat{x}_1)\|_2 \text{ } i = 1, \dots, k$$

5. Çıkış:

$$(y) = \operatorname{argmin}_i r_i(y)$$

4.6. l^1 – minimizasyonu ile Seyrek Çözüm Sonuçları

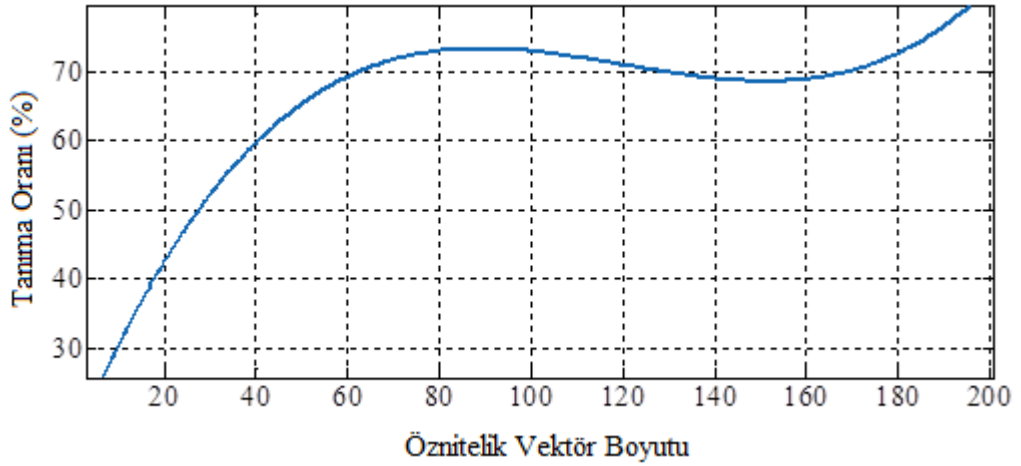
Algoritmanın nasıl çalıştığını göstermek için AR veritabanındaki 1.638 tane görüntünün 819 tanesini eğitim seti için, 819 tanesini test için kullanmıştır. Görüntüler 192 x 256 boyutuna getirilmiştir. 1/16 ve 1/64 arasında örnekleme oranları seçilmiştir. Örnekleme oranlarına göre hesaplanan öznelik boyutları Çizelge 4.1'deki gibi gösterilmiştir.

Çizelge 4.1. Örnekleme sayısına göre değişen Öznelik Vektör Boyutu

Örnekleme Sayısı	Öznelik Vektör Boyutu $\frac{(192 * 256)}{(\text{Örnekleme Sayısı})^2}$
16	192
20	122
24	85
28	63
32	48
36	38
40	31
44	25
48	21
52	18
56	16
60	14
64	12

4.6.1. l^1 – minimizasyonu ile seyrek çözüm bayanlar için sonuçlar

AR veritabanındaki 54 tane bayanın 756 tane görüntüsünün 378 tanesi ve erkeklerin 441 tane görüntüsü eğitim seti için, bayanların 378 tane görüntüsü test için kullanılmıştır. Öznitelik vektör boyutlarına göre tanıma oranları Şekil 4.4'deki gibidir.

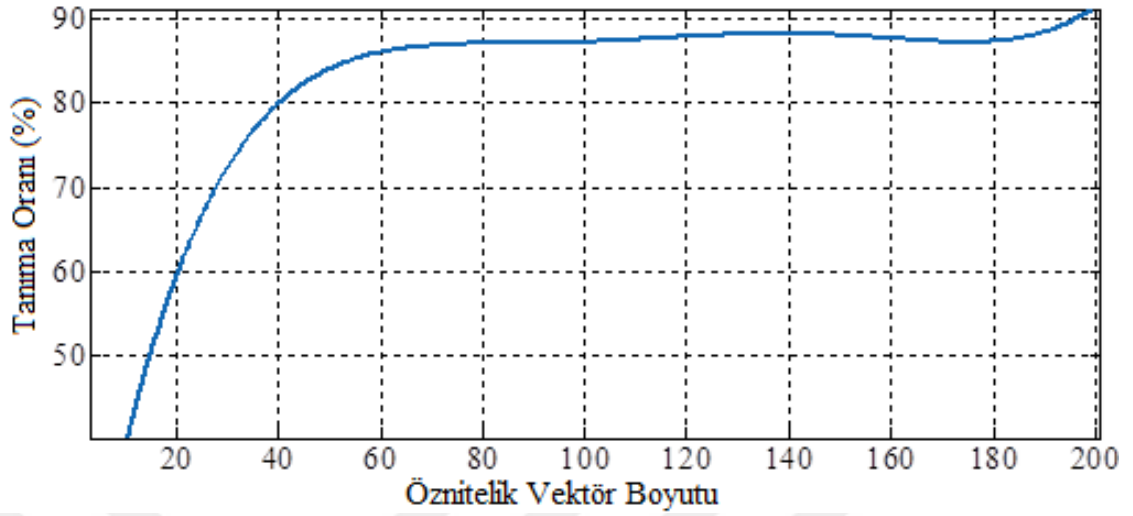


Şekil 4.4. AR veritabanı bayanlar yüz tanıma oranı

Şekil 4.4'de bayanlar için tanıma oranı verilmiştir. Örnekleme sayısı 16 olduğunda öznitelik vektör boyutu 192 olmaktadır ve örnekleme sayısı arttıkça öznitelik vektör boyutu azalmaktadır. Öznitelik vektör boyutu arttıkça tanıma oranında genelde artış gözlemlenmiştir. Çünkü girilen örnekleme sayısı büyük olduğunda ölçeklenme küçülecek ve tanıma zorlaşacaktır.

4.6.2. l^1 – minimizasyonu ile seyrek çözüm erkekler için sonuçlar

AR veritabanındaki 63 tane erkeğin 882 tane görüntüsünün 441 tanesi ve bayanların 378 tane görüntüsü eğitim seti için, erkeklerin 441 tane görüntüsü test için kullanılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.5'deki gibidir.

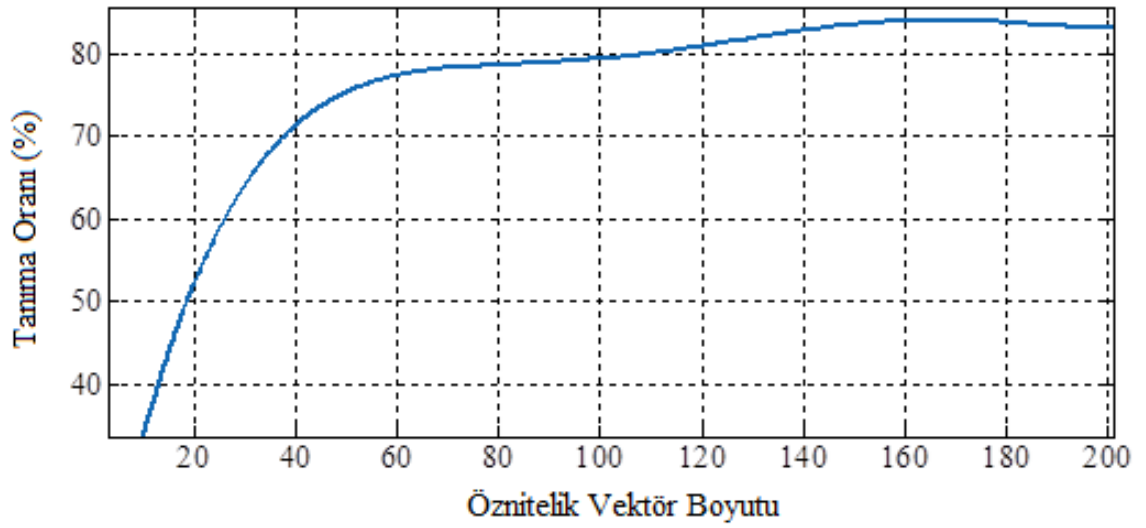


Şekil 4.5. AR veritabanı erkekler yüz tanıma oranı

Şekil 4.5’de erkekler için tanıma oranı verilmiştir. Örnekleme sayısı 16 olduğunda öznitelik vektör boyutu 192 olmaktadır ve örnekleme sayısı arttıkça öznitelik vektör boyutu azalmaktadır. Öznitelik vektör boyutu arttıkça tanıma oranında genelde artış gözlemlenmiştir. Erkeklerdeki tanıma oranı bayanların tanıma oranına göre daha fazla olduğu görülmüştür.

4.6.3. l^1 – minimizasyonu ile Seyrek çözüm erkekler ve bayanlar için toplam sonuçlar

AR veritabanındaki 63 tane erkeğin 882 tane görüntüsünün 441 tanesi ve 54 tane bayanın 756 tane görüntüsünün 378 tanesi eğitim seti için, erkeklerin 441 tane ve bayanların 378 tane görüntüsü test için kullanılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.6’deki gibidir.



Şekil 4.6. AR veritabanı erkekler ve bayanlar için toplam yüz tanıma oranı

Şekil 4.6’da toplam tanıma oranı verilmiştir. Öznitelik vektör boyutu arttıkça tanıma oranında artış gözlenmiştir. Erkeklerdeki tanıma oranı, bayanlardaki tanıma oranından fazla olduğu için toplam tanıma oranında başarı artmıştır.

4.6. l^1 – minimizasyonu ve Dalgacık Filtre Kullanarak Seyrek Çözüm Sonuçları

l^1 – minimizasyonu ile seyrek çözüm algoritmasına dalgacık filtre özellikleri eklenerek sonuçlar tekrar incelenmiştir. 1/16 ve 1/51 arasında örnekleme oranları seçilmiştir. Örnekleme oranlarına göre hesaplanan öznitelik vektör boyutları Çizelge 4.2’deki gibi gösterilmiştir.

Çizelge 4.2. Örnekleme sayısına göre Öznitelik Vektör Boyutu

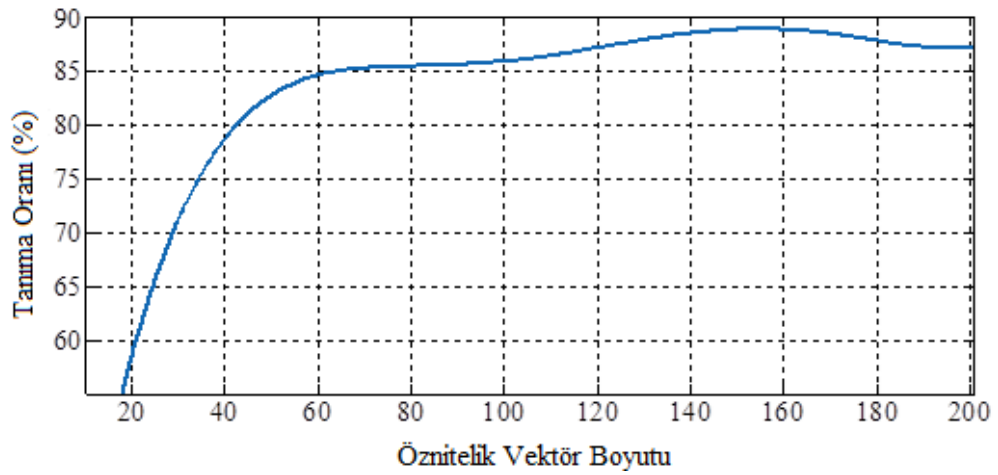
Örnekleme Sayısı	Öznitelik Vektör Boyutu $\frac{(192 * 256)}{(\text{Örnekleme Sayısı})^2}$
16	192
17	170
26	72

Çizelge 4.2. (devam)

32	48
34	42
36	37
48	31
50	19
51	18

4.7.1. l^1 – minimizasyonu ve dalgacık filtre kullanarak seyrek çözüm bayanlar için sonuçlar

l^1 – minimizasyonu ile seyrek çözüm bayanlar için olan çalışmamıza dalgacık filtre özellikleri eklenerek tekrar incelenmiştir. AR veritabanındaki 54 tane bayanın 756 tane görüntüsünün 378 tanesi ve erkeklerin 441 tane görüntüsü eğitim seti için, bayanların 378 tane görüntüsü test için kullanılmıştır. 1/16 ve 1/51 arasında örnekleme oranları seçilmiştir. Sonuçlar Şekil 4.7’deki gibidir.

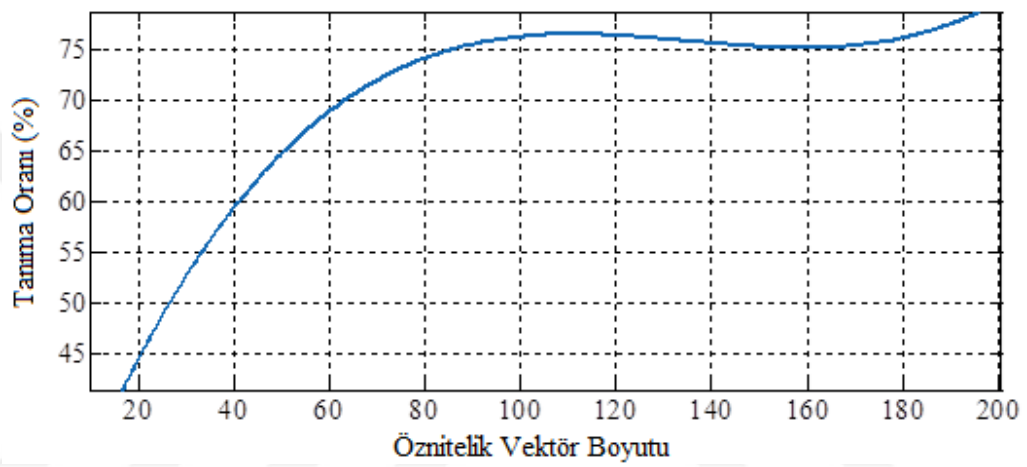


Şekil 4.7. AR veritabanı Dalgacık filtre özellikleri kullanarak bayanlar için tanıma oranı

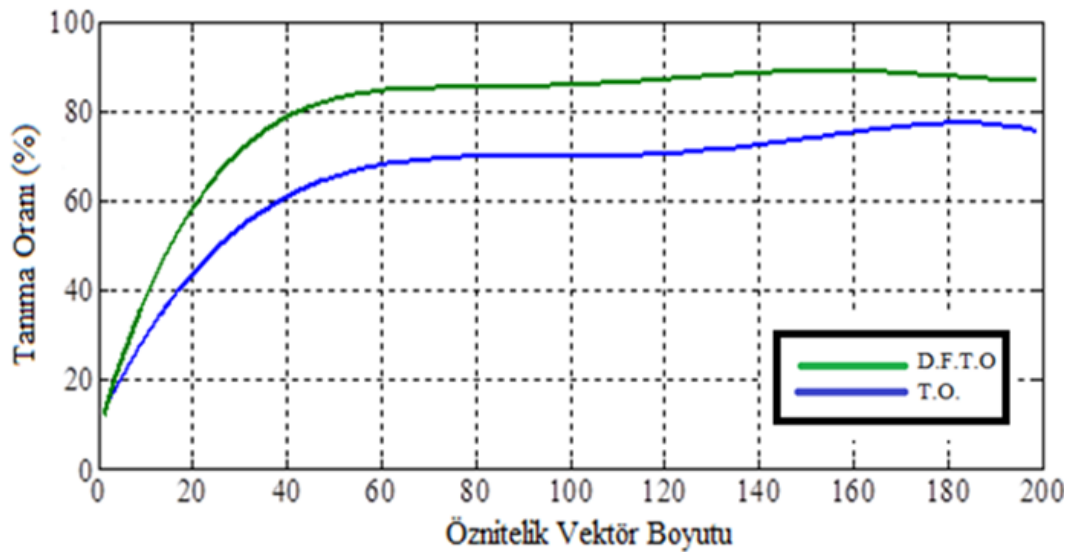
Şekil 4.7’de bayanlar için tanıma oranı verilmiştir. Öznitelik vektör boyutu arttıkça tanıma oranında genelde artış gözlenmiştir.

Dalgacık filtre kullanılarak çıkan sonuçları karşılaştırmak için dalgacık filtre kullanmadan örnekleme oranını 1/16 ve 1/51 arasında tekrar değiştirilerek çalıştırılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.8'deki gibidir.

Şekil 4.5 ve Şekil 4.6 karşılaştırıldığı zaman dalgacık filtre özellikleri kullanmak tanıma oranındaki başarıyı arttırmıştır. Karşılaştırmalı sonuçlar Şekil 4.9'da gösterilmiştir.



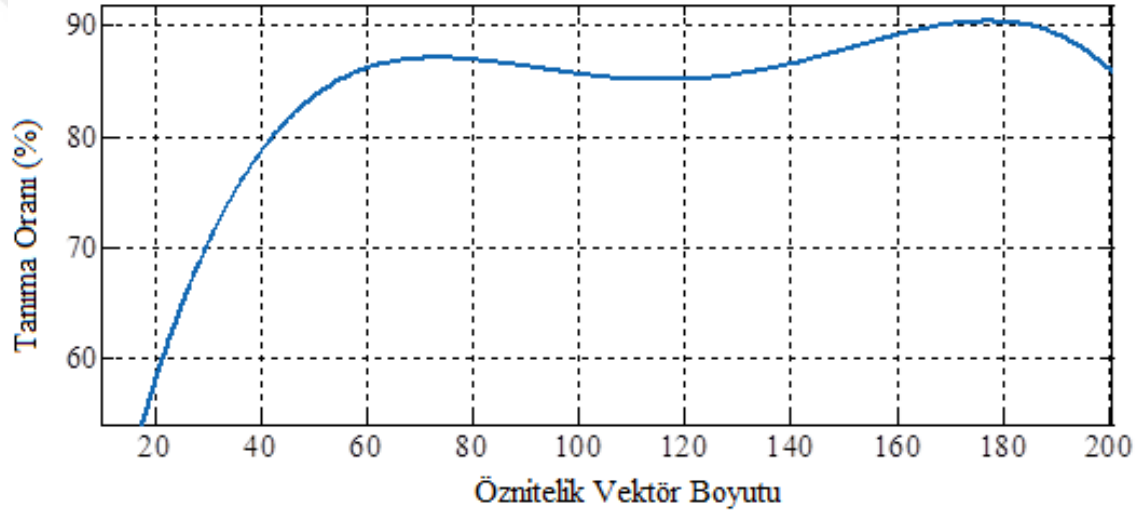
Şekil 4.8. AR veritabanı karşılaştırma için bayanlar yüz tanıma oranı



Şekil 4.9. AR veritabanı karşılaştırmalı sonuçlar

4.7.2. l^1 – minimizasyonu ve Dalgacık filtre kullanarak Seyrek çözüm erkekler için sonuçlar

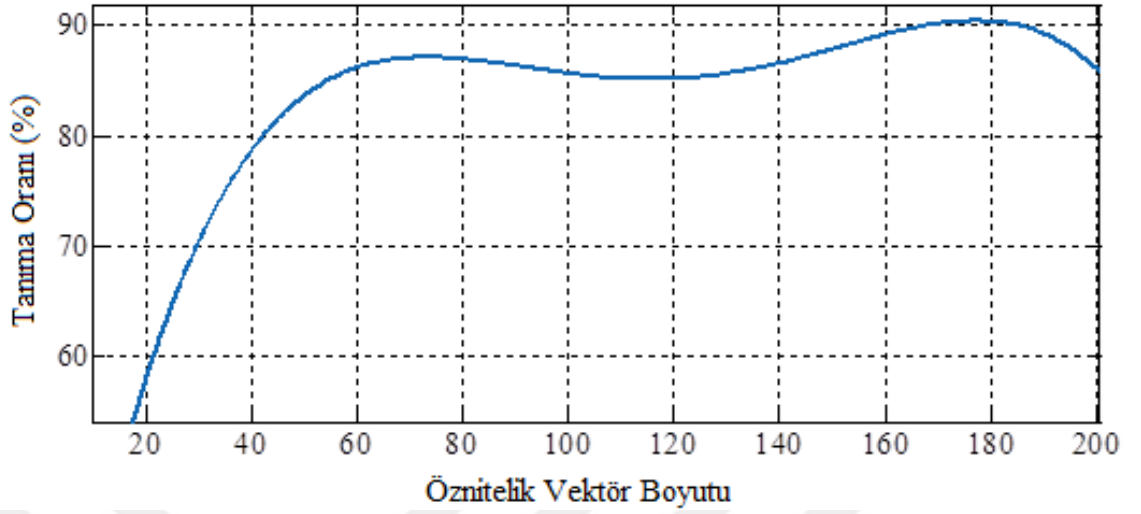
l^1 – minimizasyonu ile seyrek çözüm erkekler için olan çalışmamıza dalgacık filtre özellikleri eklenerek tekrar incelenmiştir. AR veritabanındaki 63 tane erkeğin 882 tane görüntüsünün 441 tanesi ve bayanların 378 tane görüntüsü eğitim seti için, erkeklerin 441 tane görüntüsü test için kullanılmıştır. 1/16 ve 1/51 arasında örnekleme oranları seçilmiştir. Sonuçlar Şekil 4.10'daki gibidir.



Şekil 4.10. AR veritabanı Dalgacık filtre özellikleri kullanarak erkekler için tanıma oranı

Şekil 4.10'da erkekler için tanıma oranı verilmiştir. Öznitelik vektör boyutu arttıkça dalgacık filtre özelliğinden dolayı tanıma oranında genelde artış gözlenmiştir.

Dalgacık filtre kullanarak çıkan sonuçları karşılaştırmak için dalgacık filtre olmadan örnekleme oranını 1/16 ve 1/51 arasında tekrar değiştirilerek çalıştırılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.10'daki gibidir.

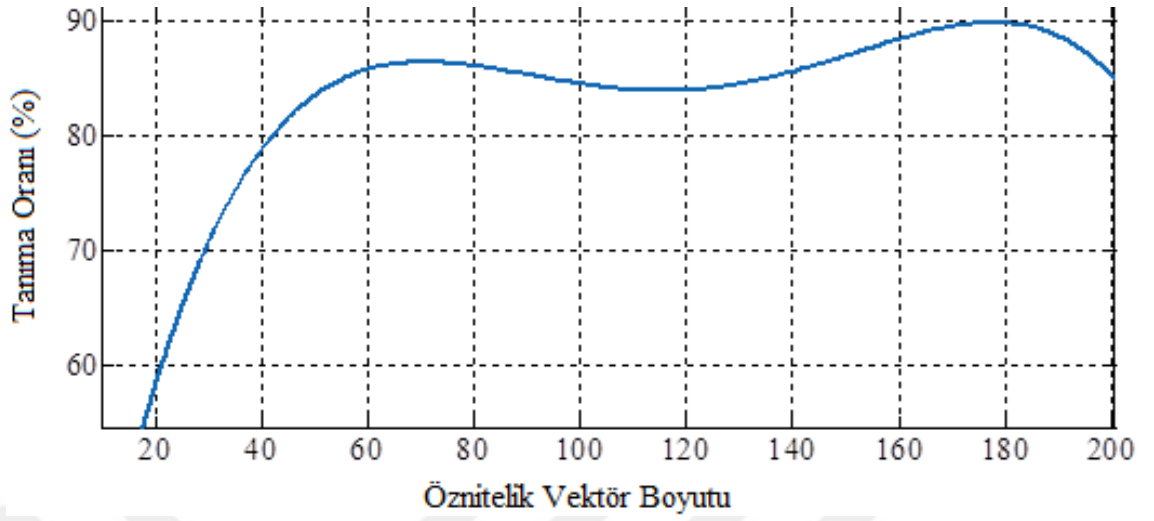


Şekil 4.11. AR veritabanı karşılaştırma için erkekler yüz tanıma oranı

Şekil 4.10 ve Şekil 4.11 karşılaştırıldığı zaman dalgacık filtre özellikleri kullanmak tanıma oranındaki başarıyı değiştirmemiştir.

4.7.3. l^1 – minimizasyonu ve dalgacık filtre kullanarak seyrek çözüm bayanlar ve erkekler için toplam sonuçlar

l^1 – minimizasyonu ile seyrek çözüm erkekler ve bayanlar toplam sonuç için olan çalışmamıza dalgacık filtre özellikleri eklenerek tekrar incelenmiştir. AR veritabanındaki 63 tane erkeğin 882 tane görüntüsünün 441 tanesi ve 54 tane bayanın 756 tane görüntüsünün 378 tanesi eğitim seti için, erkeklerin 441 tane ve bayanların 378 tane görüntüsü test için kullanılmıştır. 1/16 ve 1/51 arasında örnekleme oranları seçilmiştir. Sonuçlar Şekil 4.12’deki gibidir.

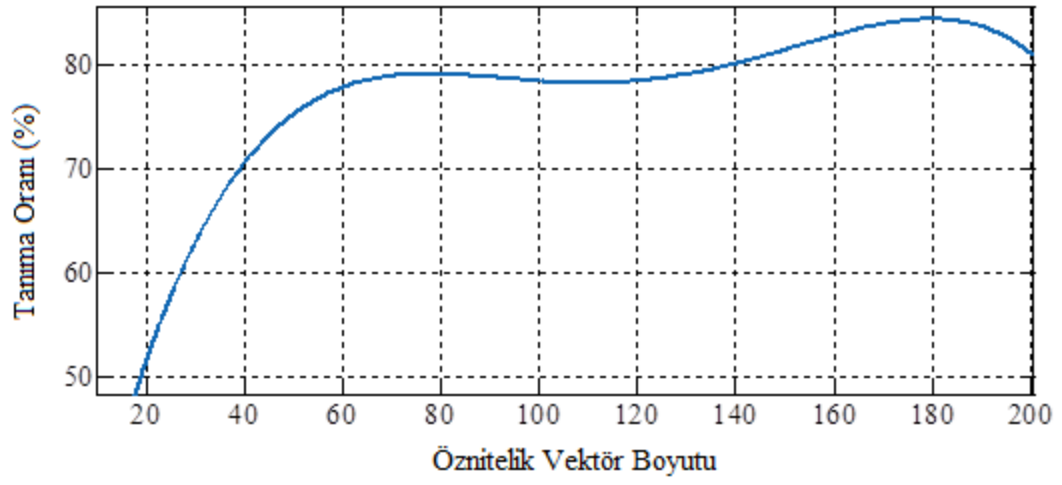


Şekil 4.12. AR veritabanı Dalgacık filtre özellikleri kullanarak erkekler ve bayanlar toplam sonuç için tanıma oranı

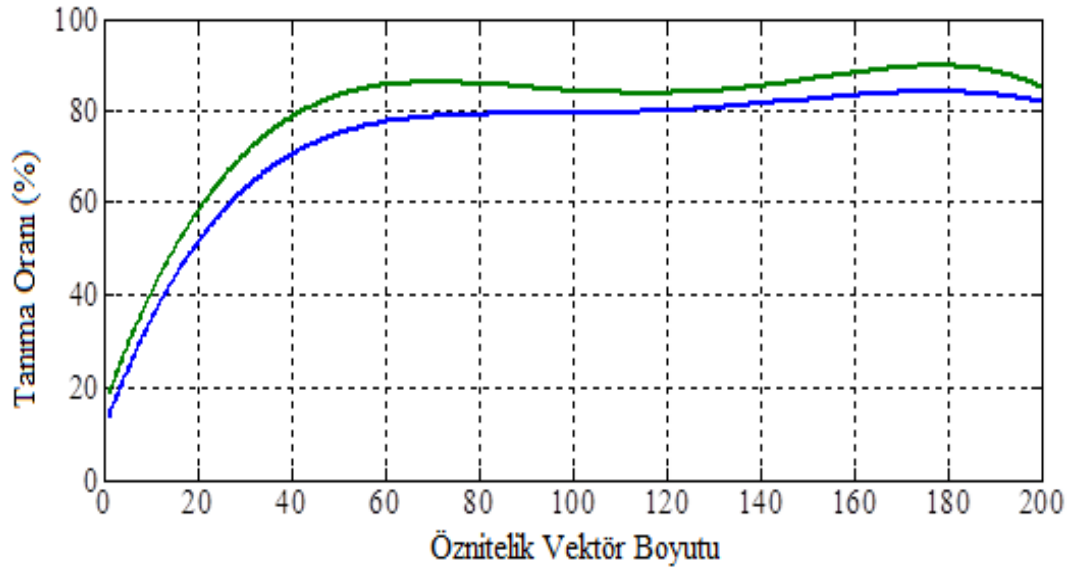
Şekil 4.12’de erkekler ve bayanlar toplam sonuç için tanıma oranı verilmiştir. Öznitelik vektör boyutu 18’den 192’ye doğru arttıkça tanıma oranında artış olmaktadır.

Dalgacık filtre kullanarak çıkan sonuçları karşılaştırmak için dalgasız filtre olmadan örnekleme oranını 1/16 ve 1/51 arasında değiştirilerek program tekrar çalıştırılmıştır. Sonuçlar Şekil 4.13’deki gibidir.

Şekil 4.12 ve Şekil 4.13 karşılaştırıldığı zaman dalgacık filtre özellikleri kullanmak tanıma oranındaki başarıyı arttırmıştır. Karşılaştırmalı sonuçlar Şekil 4.14’deki gibidir.



Şekil 4.13. AR veritabanı karşılaştırma için erkekler ve bayanlar için toplam yüz tanıma oranı



Şekil 4.14. AR veritabanı karşılaştırmalı sonuçlar

5. SONUÇ

Otomatik yüz tanıma, insan etkileşimi olmaksızın insan yüzünü tanımaya çalışan bilgisayarlı görme ve görüntü işleme de ana araştırma alanlarından biridir. Yüz tanıma sistemlerinde asıl problem yüzü tanımak ve kimliklendirmek için belirleyici bir özellik kümesi bulmaktır.

Bu çalışmada seyrekliğin kullanılmadığı yüz görüntüleri gibi yüksek boyutlu verilerin, daha iyi performansta sınıflandırılması için önemli olduğu teorik olarak hesaplanmıştır. Seyreklik kullanıldığında, özelliklerin seçimi kullanılan özelliklerin sayısından daha fazla önem kazanmıştır. Seyreklik öncelikle karmaşık düşük boyutlu yapılarıdaki yüksek boyutlu görsel verilerden bir çıkarım yapmaktadır. l^1 – minimizasyonu yöntemi bu tür yapıları ayıklamak için hesaplama araçları sunmakta ve dolayısıyla verilerin anlambilimine yardımcı olmaktadır. Ayrıca l^1 – minimizasyonu probleminin analitik bir çözümü vardır ve polinom zamanda çözülebilmektedir. Bu özelliklerinden dolayı çalışmamızda l^1 – minimizasyonu kullanılmıştır. l^1 – minimizasyonu ile seyrek çözüm bayanlar ve erkekler için ayrı ayrı incelenmiş ve erkeklerdeki başarı oranının bayanlardaki başarı oranından fazla olduğu gözlemlenmiştir.

Dalgacık filtreler, görüntüleri frekans bileşenlerine ayırmaktadır. Bu frekans bileşenlerinden düşük frekansta olanlar, yüz görüntülerindeki temel özelliklere sahiptirler. Sadece bu bileşenler kullanıldığında daha az sayıda özellikte ayırt edicilik kazanılmaktadır. Böylece hesaplama yükü azalmaktadır. Çalışmamızda dalgacık filtre kullanılarak ve dalgacık filtresiz sonuçlar karşılaştırılmıştır. Dalgacık filtrenin hesaplama karmaşıklığını ve yükünü azaltması özelliğinden dolayı, l^1 – minimizasyonu ve Dalgacık filtre kullanılarak Seyrek çözüm yapıldığında yüz tanıma başarı artmıştır.

AR veritabanı ve MATLAB programı ile kullanılan yöntemin doğruluğu gösterilmiştir. AR veritabanında, aydınlatma ve ifade varyasyonları kapsayan 54 bayan, 63 erkek ve

toplamda 117 kiřinin 14 farklı g r nt s  kullanılarak y ksek tanıma oranlarına ulařılmıştır.



KAYNAKLAR

- Donato, G., Bartlett, M. S., Hager, J. C., Ekman, P., and Sejnowski, T. J., 1999. Classifying facial actions. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 21(10), 974-989.
- Donoho, D. L., 2006. For most large underdetermined systems of linear equations the minimal ℓ_1 -norm solution is also the sparsest solution. *Communications on pure and applied mathematics*, 59(6), 797-829.
- Fan, C. L., and Chen, X. T., 2012. Research of face recognition based on wavelet transform and principal component analysis. In *Natural Computation (ICNC), 2012 Eighth International Conference on* (pp. 575-578). IEEE.
- Garcia, C., Zikos, G., and Tziritas, G., 1998. A wavelet-based framework for face recognition. In *Int. Workshop on Advances in Facial Image Anal. Recognition Technology, 5th European Conf. Computer Vision*.
- Gross, R., Shi, J., and Cohn, J. F., 2001. Quo vadis face recognition?. *Carnegie Mellon University, The Robotics Institute*.
- Gu, G., Hou, Z., Chen, C., and Zhao, Y., 2016. A dimensionality reduction method based on structured sparse representation for face recognition. *Artificial Intelligence Review*, 46(4), 431-443.
- Hassanpour, H., Zehtabian, A., Nazari, A., and Dehghan, H., 2016. Gender classification based on fuzzy clustering and principal component analysis. *IET Computer Vision*, 10(3), 228-233.
- Khokher, R., Singh, R. C., and Kumar, R., 2015. Footprint Recognition with Principal Component Analysis and Independent Component Analysis. In *Macromolecular Symposia* (Vol. 347, No. 1, pp. 16-26).
- Li, J., and Lu, C. Y., 2013. A new decision rule for sparse representation based classification for face recognition. *Neurocomputing*, 116, 265-271.
- Lu, C. Y., Min, H., Gui, J., Zhu, L., and Lei, Y. K., 2013. Face recognition via weighted sparse representation. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 24(2), 111-116.
- Lu, G., Yang, C., Chen, M., and Li, X., 2016. Sparse representation based facial expression classification for pain assessment in neonates. In *Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD), 2016 12th International Conference on* (pp. 1615-1619). IEEE.
- Lu, X., 2003. Image analysis for face recognition. *Personal notes*, 36.
- Mahmud, F., Khatun, M. T., Zuhori, S. T., Afroge, S., Aktar, M., and Pal, B., 2015. Face recognition using Principle Component Analysis and Linear Discriminant Analysis. In *Electrical Engineering and Information Communication Technology (ICEEICT), 2015 International Conference on* (pp. 1-4). IEEE.
- Martínez, A. M., 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(6), 748-763.
- Meher, S. S., and Maben, P., 2014. Face recognition and facial expression identification using PCA. In *Advance Computing Conference (IACC), 2014 IEEE International* (pp. 1093-1098). IEEE.

- Mei, X., and Ling, H., 2009. Robust visual tracking using ℓ_1 minimization. In Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on (pp. 1436-1443). IEEE.
- Mei, X., and Ling, H., 2011. Robust visual tracking and vehicle classification via sparse representation. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 33(11), 2259-2272.
- Mohamed, A., and Yampolskiy, R. V., 2012. Face recognition based on Wavelet transform and adaptive local binary pattern. In International Conference on Digital Forensics and Cyber Crime (pp. 158-166). Springer Berlin Heidelberg.
- Sayar, B., 2006. Face detection and recognition methods. Yüksek Lisans Tezi, Yeditepe Üniversitesi.
- Sharma, A., and Paliwal, K. K., 2015. Linear discriminant analysis for the small sample size problem: an overview. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 6(3), 443-454.
- Tian, Y. I., Kanade, T., and Cohn, J. F., 2001. Recognizing action units for facial expression analysis. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 23(2), 97-115.
- Vapnik, V. N., 2000. The nature of statistical learning theory, ser. Statistics for engineering and information science. New York: Springer, 21, 1003-1008.
- Wang, A., Jiang, N., and Feng, Y., 2014. Face recognition based on wavelet transform and improved 2dpca. In Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC), 2014 Fourth International Conference on (pp. 616-619). IEEE.
- Wright, J., Yang, A. Y., Ganesh, A., Sastry, S. S., & Ma, Y., 2009. Robust face recognition via sparse representation. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 31(2), 210-227.
- Zhao, W., Chellappa, R., and Krishnaswamy, A., 1998. Discriminant analysis of principal components for face recognition. In Automatic Face and Gesture Recognition, 1998. Proceedings. Third IEEE International Conference on (pp. 336-341). IEEE.
- Zhao, W., Chellappa, R., Phillips, P. J., and Rosenfeld, A., 2003. Face recognition: A literature survey. ACM computing surveys (CSUR), 35(4), 399-458.

ÖZGEÇMİŞ

1990 yılında Erzurum’da doğdu. Celal Akın İlköğretim Okulunu (2004), Erzurum Merkez Anadolu Lisesini (2008), Niğde Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümünü (2013) bitirdi. 2014 yılında Atatürk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü’nde Haberleşme Anabilim Dalı’nda Yüksek Lisans yapmaya başladı. Aynı yıl, Aksaray Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliğinde araştırma görevlisi olarak göreve başladı ve halen bu görevi sürdürmektedir.

