

**3 BOYUTLU AYRIK KOSİNÜS DÖNÜŞÜMÜ TABANLI  
YÜZ BULMA VE TANIMA**

**Göksel GÜNLÜ**

**DOKTORA TEZİ  
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**HAZİRAN 2010  
ANKARA**

Göksel GÜNLÜ tarafından hazırlanan 3 Boyutlu Ayrık Kosinüs Dönüşümü Tabanlı Yüz Bulma ve Tanıma adlı bu tezin Doktora tezi olarak uygun olduğunu onaylarım.

Yrd.Doç.Dr. Hasan Şakir BİLGE

Bilgisayar Mühendisliği

.....

Bu çalışma, jürimiz tarafından oy birliği ile Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında Doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Gözde Bozdağı AKAR (TİK)

.....

Elektrik-Elektronik Mühendisliği, ODTÜ

Yrd.Doç.Dr. Hasan Şakir BİLGE (Danışman)

.....

Bilgisayar Mühendisliği, Gazi Üniversitesi

Prof. Dr. İrfan KARAGÖZ (TİK)

.....

Elektrik-Elektronik Mühendisliği, Gazi Üniversitesi

Prof. Dr. Müzeyyen SARITAŞ

.....

Elektrik-Elektronik Mühendisliği, Gazi Üniversitesi

Yrd.Doç.Dr. İlkey ULUSOY

.....

Elektrik-Elektronik Mühendisliği, ODTÜ

Tarih: 18/06/2010

Bu tez ile G.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu Doktora derecesini onamıştır.

Prof. Dr. Bilal TOKLU

.....

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

## **TEZ BİLDİRİMİ**

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

Göksel GÜNLÜ

**3 BOYUTLU AYRIK KOSİNÜS DÖNÜŞÜMÜ TABANLI  
YÜZ BULMA VE TANIMA  
(Doktora Tezi)**

**Göksel GÜNLÜ**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ  
HAZİRAN 2010**

**ÖZET**

Yüz tanımada ilgi yüksek doğruluk beklentisi nedeniyle 3 boyutlu (3B) yöntemlere yönelmiştir. 3B yüz tanıma problemi beş alt modüle ayrılabilir; yüz bulma ve hizalama, öznitelik çıkartma, öznitelik seçme, sınıflandırma ve karar verme. Bu tez çalışmasında modüllerin her biri için mevcut yöntemlerin bir kısmı incelenerek iyileştirme yapılmıştır ve yeni yöntemler önerilmiştir. Sınıflandırma hariç her bir modül için en iyi çözüm bulunarak 3B yüz tanıma probleminin tamamının performansının artırılması sağlanmıştır. Ayrık Kosinüs Dönüşümü (AKD) tabanlı yeni bir simetri ölçütü tanımlanarak yüz bulma ve hizalama için kullanılmıştır. Öznitelik çıkartma için 3B AKD tabanlı yeni bir yöntem önerilmiştir. Bu amaçla voksel yapısı şeklinde gösterilen 3B yüz verilerine global ve yerel olmak üzere 2 farklı şekilde 3B AKD dönüşümü uygulanmaktadır. Global dönüşümde yüzün tamamından veya bir ilgi bölgesinden katsayılar çıkartılmaktadır. Yerel yaklaşımda, 3B alt bölgeler kullanılarak, frekans bilgisinin yanında uzaysal bilgiden de yararlanılabilmektedir. Böylece ifade değişimlerinden oluşan yerel bozulmanın olumsuz etkilerini azaltmak mümkün olmaktadır. Örtüşen alt bölge yaklaşımı ile göz ve burun gibi nirengi noktalarında ötelemelere karşı duyarlılık azaltılmıştır. 2B ve 3B AKD tabanlı yüz tanımada ayırt edici özniteliklerin

bulunması için filtre ve sıralı öznitelik seçme yöntemleri test edilmiştir. Alt bölge tabanlı yöntemlerde, her bir alt bölgeden değişen sayıda öznitelik seçilerek başarımlar artırılmıştır. Şekil ve doku bilgisi veri seviyesinde birleştirilerek oluşturulan voksel yapısından 3B AKD ile öznitelik çıkartılmıştır. Mevcut yöntemler ve önerilen yöntemler, araştırmacılar tarafından en çok kabul gören 3D RMA ve FRGC veritabanlarında test edilmiş ve karşılaştırılmıştır. Deneysel çalışmaların sonunda ilgili veritabanlarında, önerilen yöntemlerle %99'un üstünde başarı oranları elde edilmiştir.

**Bilim Kodu** : 905.1.067  
**Anahtar Sözcükler** : 3B Yüz Bulma, 3B Yüz Tanıma, 3B Ayrık Kosinüs Dönüşümü, Simetri Ölçütü  
**Sayfa Sayısı** : 133  
**Tez Yöneticisi** : Yrd. Doç. Dr. Hasan Şakir BİLGE

**3D DISCRETE COSINE TRANSFORM BASED  
FACE DETECTION AND RECOGNITION  
(PhD Thesis)**

**Göksel GÜNLÜ**

**GAZİ UNIVERSITY  
INSTITUTE OF SCIENCE AND TECHNOLOGY  
JUNE 2010**

**ABSTRACT**

Due to expectation of obtaining a high accuracy, interest in face recognition has been shifted to the 3 dimensional (3D) methods. 3D face recognition can be analyzed in five sub modules; face detection and alignment, feature extraction, feature selection, classification and decision. In this study the existing methods for each module are examined, some of them are improved, and new methods are proposed. The whole system performance of the 3D face recognition is increased by finding best solutions to each of sub-modules, except classification. A new Discrete Cosine Transform (DCT) based symmetry measure is presented and used for face detection and face alignment. A 3D DCT based method for feature extraction is proposed. For this purpose, face is represented in voxel structure and 3D DCT is applied in two different ways; globally and locally. In the global approach, features are extracted from whole face or from a region of interest. In the local approach, using 3D sub regions, spatial information is preserved beside frequency information. Thus negative effects of the expression variations are reduced. Using overlapping sub region approach, system performance is improved against to facial landmark shifting, such as nose and eye. Filter and sequential methods are compared to extract discriminative features from 2D and 3D DCT coefficients. Variable number of coefficients is

selected from each sub region and thus recognition performance is increased with respect to constant number of selected features from each sub region. 3D shape and texture information are fused at data level using texture information for voxel values and features are extracted from this voxel structure by using 3D DCT. Existing methods and proposed methods have been successfully tested in 3D RMA and FRGC databases, which are most popular databases among 3D face recognition community. In the experimental results, high recognition rates above 99% are achieved by using proposed methods in related databases.

**Science Code** : 905.1.067

**Key Words** : 3D Face Detection, 3D Face Recognition, 3D Discrete Cosine Transform, Symmetry Measure

**Page Number** : 133

**Adviser** : Assist. Prof. Dr. Hasan Şakir BİLGE

## TEŞEKKÜR

Bu tez, bana maddi ve manevi desteğini eksik etmeyen birçok insanın çabasının ürünüdür ve bu insanların bir kısmına adlarıyla yer vermek istiyorum. Tabii ki en büyük teşekkür, Hocam, danışmanım Hasan Şakir Bilge'ye; bana çizdiği yol ve en umutsuz anlarımda yanımda olduğu için. Kendisinin olumlu yaklaşımı ve sabrı olmasaydı bu tezin biteceğini düşünmüyorum.

İkinci teşekkürüm, kardeşim Ramazan'a. Tam 4 yıldır tezi bitirmemi beklediği ve yapmam gerekenleri üstüne alarak yükümü hafıflettiği için. Ve doktora çalışmamın bitmesini sabırsızlıkla bekleyen öğrencim ve arkadaşım, Mümin'e,

Önerileriyle tezime büyük katkı sağlayan Gözde Bozdağı Akar ve İrfan Karagöz Hoca'ma,

Her gördüğünde veya telefonla tezimin durumunu soran Emel ve Zehra'ya,

Ve en başından beri maddi ve manevi desteğini eksik etmeyen Aile'me,

Sahip oldukları süper bilgisayarımı, tezim için kısa süreli de olsa kullanıma açan Bilgisayar Mühendisliği Bölümünün sayın hocalarına, en samimi teşekkürlerimi sunarım.

Tezimi, beni sabırla bekleyen Kardeşim Ramazan'a adıyorum.

## İÇİNDEKİLER

|                                                       | Sayfa |
|-------------------------------------------------------|-------|
| ÖZET .....                                            | iv    |
| ABSTRACT .....                                        | vi    |
| TEŞEKKÜR .....                                        | viii  |
| İÇİNDEKİLER .....                                     | ix    |
| ÇİZELGELERİ LİSTESİ .....                             | xii   |
| ŞEKİLLERİN LİSTESİ .....                              | xiii  |
| SİMGELER VE KISALTMALAR .....                         | xviii |
| 1. GİRİŞ .....                                        | 1     |
| 2. LİTERATÜR TARAMASI .....                           | 7     |
| 2.1. Biometrik Sistemler .....                        | 7     |
| 2.2. Yüz Bulma .....                                  | 9     |
| 2.3. 3B Yüz Tanıma .....                              | 12    |
| 2.3.1. Nokta kümeleri .....                           | 12    |
| 2.3.2. Derinlik imgeleri .....                        | 15    |
| 2.3.3. Geometrik bilgiler .....                       | 21    |
| 2.3.4. Profil .....                                   | 22    |
| 2.3.5. Nokta imzaları .....                           | 22    |
| 3. 3B YÜZ BULMA VE KAYITLAMA .....                    | 24    |
| 3.1. Önileme: Filtreleme, Eksik Bölge Tamamlama ..... | 24    |

**Sayfa**

|        |                                                     |    |
|--------|-----------------------------------------------------|----|
| 3.2.   | 3B Yüz Bulma.....                                   | 25 |
| 3.2.1. | Eğrililik imgeleri ile burun ucunu bulma.....       | 27 |
| 3.2.2. | AKD tabanlı simetri analizi ile yüz bulma .....     | 34 |
| 3.2.3. | Deneysel sonuçlar .....                             | 39 |
| 3.3.   | Hizalama ve Kayıtlama .....                         | 48 |
| 3.4.   | Kırpma.....                                         | 55 |
| 4.     | DERİNLİK İMGELERİNDEN YÜZ TANIMA .....              | 58 |
| 4.1.   | 3B Yüzlerin Gösterim Şekilleri.....                 | 59 |
| 4.2.   | Öznitelik Çıkartma .....                            | 61 |
| 4.2.1. | Bağımsız bileşenler analizi (BBA) .....             | 61 |
| 4.2.2. | Ayrık kosinüs dönüşümü (AKD).....                   | 62 |
| 4.2.3. | Ayrık Fourier dönüşümü (AFD).....                   | 65 |
| 4.3.   | Sınıflandırma.....                                  | 66 |
| 4.4.   | Doğrusal Ayırtaç Analizi (DAA) .....                | 67 |
| 4.5.   | Deneysel Çalışmalar.....                            | 67 |
| 4.5.1. | Yerel ikili örüntü (YİÖ Lokal Binary Pattern) ..... | 73 |
| 4.5.2. | Yerel 2B AKD .....                                  | 75 |
| 5.     | ÖZNİTELİK SEÇME.....                                | 77 |
| 5.1.   | Sıralı Arama Yöntemleri .....                       | 79 |

**Sayfa**

|        |                                                  |     |
|--------|--------------------------------------------------|-----|
| 5.2.   | Global 2B AKD'den Öznitelik Seçme .....          | 82  |
| 5.3.   | Yerel 2B AKD'den Öznitelik Seçme .....           | 85  |
| 5.4.   | BBA Uygulandıktan Sonra Öznitelik Seçme .....    | 91  |
| 6.     | 3B AKD İLE YÜZ TANIMA .....                      | 93  |
| 6.1.   | Global 3B AKD.....                               | 94  |
| 6.2.   | 3B Alt Bölgelere Ayırma .....                    | 100 |
| 6.3.   | Örtüşen Alt Bölge Yaklaşımı .....                | 105 |
| 6.4.   | 4B Tanıma (3B Şekil ve Doku ile Tanıma).....     | 108 |
| 6.5.   | 3D RMA Veritabanı ile Elde Edilen Sonuçlar ..... | 113 |
| 6.5.1. | Deney I.....                                     | 114 |
| 6.5.2. | Deney II .....                                   | 115 |
| 6.5.3. | Deney III.....                                   | 117 |
| 7.     | SONUÇ VE ÖNERİLER.....                           | 121 |
| 7.1.   | Yüz Bulma .....                                  | 121 |
| 7.2.   | Öznitelik Çıkartma .....                         | 122 |
| 7.3.   | Öznitelik Seçme .....                            | 123 |
| 7.4.   | Bilgi Birleştirme.....                           | 124 |
|        | KAYNAKLAR .....                                  | 126 |
|        | ÖZGEÇMİŞ .....                                   | 132 |

## ÇİZELGELERİN LİSTESİ

| Çizelge                                                                                                         | Sayfa |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------|
| Çizelge 3.1. Yüzeylerin ortalama (H) ve Gauss (K) eğrilik değerleri ile sınıflandırılması.....                  | 27    |
| Çizelge 3.2 Yüz bulma için kullanılan eğrilikler arasındaki geometrik ilişkiler.....                            | 33    |
| Çizelge 3.3 1. yöntem için burun ucu bulma sonuçlarının sınıflandırılması.....                                  | 40    |
| Çizelge 3.4. Burun ucu referans alınmak üzere yüzden çıkartılan elipsoid bölgelere ait geometrik bilgiler ..... | 57    |
| Çizelge 4.1 Derinlik imgelerine uygulanan 3 farklı yöntem için tanıma oranları....                              | 72    |
| Çizelge 6.1. Alt bölge kombinasyonları için tanıma oranları.....                                                | 101   |
| Çizelge 6.2. Farklı ölçüler için tanıma oranlarının ortalaması .....                                            | 102   |
| Çizelge 6.3. Farklı alt bölge boyutlarına göre tanıma oranları.....                                             | 104   |
| Çizelge 6.4. Farklı örtüşme ve alt bölgeler için tanıma oranları .....                                          | 107   |
| Çizelge 6.5. 4B yüz tanıma için sonuçlar .....                                                                  | 112   |
| Çizelge 6.6. 3D RMA veritabanında elde edilen sonuçlar .....                                                    | 120   |

## ŞEKİLLERİN LİSTESİ

| Şekil                                                                                                                                                                                                                                                                                                                      | Sayfa |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------|
| Şekil 3.1. Eğrilik imgeleri ile yüzün bulunması için adımlar .....                                                                                                                                                                                                                                                         | 26    |
| Şekil 3.2. Yüzün düşey ekseninde profili için HK sınıflandırması.....                                                                                                                                                                                                                                                      | 28    |
| Şekil 3.3. (a) 4 kere aşağı örneklenmiş ve 11x11 Gauss filtresi uygulanmış derinlik imgesi için sonuçlar .....                                                                                                                                                                                                             | 29    |
| Şekil 3.4. (a) silindirik konveks bölgeler (b) bölütlenmiş ve gri seviye ile numaralandırılmış silindirik konveks bölgeler .....                                                                                                                                                                                           | 31    |
| Şekil 3.5. (a) Yüz bulma yöntemiyle çıkartılan 3B şekil ve doku bilgisi (b) ‘+’ işaretli noktalar, FRGC Ver2 veritabanında her yüz için burun ucu ve kemeri arasındaki uzaklığı, ‘O’ işaretli noktalar her birey için bulunan yüzlerin, burun ucu ve kemeri arasındaki ortalama uzaklığı göstermektedir.....               | 32    |
| Şekil 3.6. (a) FRGC 2 veritabanından alınan 3B bir yüz (b) derinlik imgesi üzerinde 30° aralıklarla 0-180° arasında alınan kesitler (c-h) 0-180° için simetri imgeleri (i) tüm açılarda simetri imgelerinin toplamı (j) toplam simetri imgesinin eşiklenmiş hali.....                                                      | 38    |
| Şekil 3.7. Kovesi’nin [40] önerdiği Faz Geçiş (Phase Congruency) yöntemi ile elde edilen simetri imgesi .....                                                                                                                                                                                                              | 39    |
| Şekil 3.8. (a) Burun ucu bulunamayan yüzlerden bir örnek, burun kemeri olmadığı için burun ucu bulunamadı (b) Dönme bağımsız yüz bulmanın hatası (c) Burun ucu hatalı bulunmuş (d) burun ve kemer arası uzaklık 100 piksel alındığından, dudakta oluşan dışbükey elipsoit iki burun ucu bulunmasına neden olmaktadır. .... | 41    |
| Şekil 3.9. Kemer üzerinde bulunan uzun çizgi, kemerin uzun (burun ucu ile kemeri arası 98) çıkmasına neden olmaktadır.....                                                                                                                                                                                                 | 42    |

| Şekil                                                                                                                                                                                                                                                      | Sayfa |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------|
| Şekil 3.10. Şekil ve doku arasında çakışma sorunu (a) doku imgesi; kırmızı yuvarlak elle işaretlenmiş burun ucu, ‘+’ işareti şekil imgesinden bulunan burun ucu (b) şekil imgesi burun ucu mavi ‘+’ ile işaretlenmiş. ....                                 | 43    |
| Şekil 3.11. Gauss Karışım Modeli yöntemi ile bulunan yüzlerdeki hatalı burun uçları.....                                                                                                                                                                   | 44    |
| Şekil 3.12. Simetri ölçütü kullanılarak hatalı bulunan burun ucu. (a) derinlik imgesi (b) doku imgesi (c) nokta kümesi gösterimi. Burun ucu alnı örten saçlardan dolayı hatalı bulunmuştur. ....                                                           | 45    |
| Şekil 3.13. Simetri ölçütü kullanılarak hatalı bulunan burun uçları .....                                                                                                                                                                                  | 46    |
| Şekil 3.14. Şekil ve dokunun çakışma hatasından kaynaklanan burun ucunun farklı noktalarda çıkması.....                                                                                                                                                    | 47    |
| Şekil 3.15. FRGC veritabanında elle işaretlenmiş yüz nirengi noktaları; burun ucu, göz kenarları a) Önden Görünüm.....b)yandan görünüm                                                                                                                     |       |
| Şekil 3.16. (a) 3D RMA veritabanında hesaplanan ortalama yüz ve burun ucu (b) ortalama yüz; mavi FRGC Ver1, kırmızı FRGC Ver2 .....                                                                                                                        | 49    |
| Şekil 3.17. Burun ucu ve kemerinin hassas olarak bulunması (a,b) Ortalama burun ucu ve kemeri (c) burun ucu ve kemerinin veritabanındaki bir yüze kayıtlanması.....                                                                                        | 50    |
| Şekil 3.18. Yüzün ve nirengi noktalarının (burun ucu ve kemeri, gözler) bulunması. (a) veritabanından elde edilen derinlik imgesi üzerindeki minimum ve maksimum kıvrım bölgeleri (b) geometrik ve simetrik olarak yüz koşulunu sağlayan yüz bölgesi ..... | 50    |
| Şekil 3.19. FRGC veritabanındaki yüzlerden örnekler. Yüzler arasında ölçek farklılıkları görülmektedir.....                                                                                                                                                | 52    |
| Şekil 3.20. Burun ile belirlenen ölçeğe göre yüz bölgesinin seçilmesi ve derinlik ve doku bilgisinin ara değerlendirilmesi.....                                                                                                                            | 52    |

| Şekil                                                                                                                                                                                                  | Sayfa |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------|
| Şekil 3.21. (a) Göz çukurları arasındaki uzaklık (b) burun ucu ve kemeri arasındaki uzaklık için standart sapma grafiği (1-466 arası FRGC Ver2; 467-744 arası FRGC Ver1 veritabanı için değerler)..... | 53    |
| Şekil 3.22. (a) FRGC veritabanından örnek bir yüz (b) standart sapma yüzü (c) ortalama yüz (d) FAD (Varyansların oranı) yüzü.....                                                                      | 56    |
| Şekil 3.23. Kayıtlanmış yüzden farklı yüz bölgelerinin çıkartılması.....                                                                                                                               | 56    |
| Şekil 4.1. BBA - 1. yöntem; yüzler birbirinden bağımsız kaynak yüzlerin birleşimi olarak oluşturulur [53]. .....                                                                                       | 62    |
| Şekil 4.2. 2B doku bilgisi ve global 2B AKD.....                                                                                                                                                       | 64    |
| Şekil 4.3. Doku bilgisi; (a) 8x8 pencerelerde gösterilmesi (b) 2B AKD'si (c) yerel 2B AKD logaritmik ve doğrusal ölçek ile gösterilmesi.....                                                           | 65    |
| Şekil 4.4. Her blok için düşük frekanslı 2B AKD katsayıları sol üst köşede toplanmıştır. (a) orijinal imge (b) logaritmik ölçek ile gösterimi (c) katsayıların genliğinin indisi ile azalması.....     | 65    |
| Şekil 4.5. a) FRGC Ver2 veritabanında 10 kişiye ait yüzler (b) BBA taban yüzleri (c) burun bölgesi yüzleri (b) BBA taban yüzleri.....                                                                  | 69    |
| Şekil 4.6. düşük frekanslı 2B AKD katsayıları sol üst köşede toplanmıştır. (a) orijinal imge (b) logaritmik ölçek ile gösterimi (c) katsayıların genliğinin indisi ile azalması.....                   | 70    |
| Şekil 4.7. 2B AKD için düşük frekanslı $N \times N$ katsayısının farklı bölgeler için tanıma oranlarının değişimi .....                                                                                | 71    |
| Şekil 4.8. Çizelge 4 3'te verilen derinlik imgelerine uygulanan 3 farklı yöntem için farklı yüz bölgelerine ait tanıma oranları.....                                                                   | 73    |
| Şekil 4.9. LBP ile farklı yüz bölgeleri için elde edilen tanıma oranları (a) LBP(8,2) (b) LBP(16,2).....                                                                                               | 74    |
| Şekil 4.10. Önceki yöntemlerde kullanılan yerel 2B AKD'de sabit sayıda katsayı ile elde edilen tanıma oranları için grafik .....                                                                       | 76    |

| Şekil                                                                                                                                                                                                                                                                                                             | Sayfa |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------|
| Şekil 5.1. 2B AKD Katsayısı ile Değişimi.....                                                                                                                                                                                                                                                                     | 83    |
| Şekil 5.2. Global 2B AKD katsayıları için (a) Fisher ayırtaç değerleri (b) $\{C(u,v) \mid 0 \leq u \leq 12 ; 0 \leq v \leq 12\}$ için enerji grafiği (c) $\{C(u,v) \mid 1 \leq u \leq 12 ; 1 \leq v \leq 12\}$ için enerji grafiği.....                                                                           | 85    |
| Şekil 5.3. (a) alt bölgelere ait yerel 2B AKD katsayılarının FAD değerleri (b) 2B AKD katsayılarından burun bölgesine ait bir bloğun detaylı grafiği. Mavi + ile Yeşil yuvarlak ile gösterilen katsayılar 5x5 blok içinde kalan 2B AKD katsayıları , kırmızı olanlar, (c) AKD katsayılarının alınış sıraları..... | 86    |
| Şekil 5.4. Yüzün alt bölgelere ayrılması .....                                                                                                                                                                                                                                                                    | 87    |
| Şekil 5.5. 2B AKD ile farklı yüz bölgeleri için tanıma oranının, seçilen öznitelik sayısı ile değişimi.....                                                                                                                                                                                                       | 88    |
| Şekil 5.6. Farklı yüz bölgeleri için maksimum tanıma oranları.....                                                                                                                                                                                                                                                | 89    |
| Şekil 5.7. (a) Blok 2B AKD FAD; min=9.4738, max= 64.8903, ort=18.2970 (b) Global 2B AKD FAD; min= 6.2420, max= 64.3792, ort= 11.7489 .....                                                                                                                                                                        | 90    |
| Şekil 5.8. (a) BBA yönteminde, FAD ile seçilen öznitelik sayısına göre tanıma oranlarının değişimi (b) 95-100 arası bölgenin detaylı gösterimi.....                                                                                                                                                               | 92    |
| Şekil 6.1. $N^3$ 3B AKD Katsayıları kullanılarak elde edilen tanıma oranı.....                                                                                                                                                                                                                                    | 94    |
| Şekil 6.2. $N^3$ adet 3B AKD Katsayılarına DAA sınıflandırıcısı uygulanarak elde edilen tanıma oranı.....                                                                                                                                                                                                         | 95    |
| Şekil 6.3. 15x15x15 katsayı içinden, $N=\{1,2,...,14\}$ arası tüm katsayılar dışlandığında tanıma oranı .....                                                                                                                                                                                                     | 96    |
| Şekil 6.4. 3B AKD katsayılarından FAD ile seçilen özniteliklerin boyutu ile tanıma oranının değişimi (a) DAA uygulamadan sınıflandırma sonuçları (b) DAA uygulandıktan sonra sınıflandırma sonuçları.....                                                                                                         | 97    |
| Şekil 6.5. 3B AKD SKİA için tanıma oranı ve öznitelik sayısı grafiği .....                                                                                                                                                                                                                                        | 99    |

| <b>Şekil</b>                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                      | <b>Sayfa</b> |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------|
| Şekil 6.6. SKİA ile Öznitelik Seçme (b) %95-100 arası bölgenin detaylı gösterimi.....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                             | 100          |
| Şekil 6.7 (a) 16 alt bölgeye ayrılmış 3B yüz (b) her bir alt bölge için AKD katsayılarının ayırt edicilik değeri (mavi ‘+’ işareti). Global olarak seçilmiş en ayırt edici 200 katsayı kırmızı kareler ile gösterilmiştir. ....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   | 103          |
| Şekil 6.8. Örtüşen alt bölge yöntemi ile yüz %50 örtüşen alt bölgelere ayrılmıştır. ....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                          | 106          |
| Şekil 6.9. Farklı alt bölgeler ve örtme için tanıma oranları .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                | 108          |
| Şekil 6.10. 4B yüz tanıma için sonuçlar.....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                      | 111          |
| Şekil 6.11. Deney I, II ve III’te test edilen yaklaşımlar .....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   | 114          |
| Şekil 6.12. Seçilen öznitelik sayısı ile tanıma oranının değişimi.....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            | 116          |
| Şekil 6.13. Seçilmiş 3B AFD katsayılarının yerleri, noktaların büyüklükleri ayırt ediciliği ile orantılıdır.....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  | 116          |
| Şekil 6.15. FAD ile seçilen 3B AKD katsayıları ve x, y, z eksenini boyunca histogramları (a) 3B yüz için nokta kümesi (b) Ayırtedici ilk 110 AKD katsayısı (noktaların büyüklükleri ayırtediciliği ile doğru orantılıdır) (c) x (kırmızı), y ( yeşil), z (mavi) eksenini boyunca seçilen katsayıların histogramları (d) x-z düzleminde yüzün yansıması (e) x-z düzleminde seçilen AKD katsayılarının yansıması (f) x-eksenini boyunca seçilen AKD katsayılarının histogramı (g) x-z düzleminde yüzün yansıması (h) x-z düzleminde seçilen AKD katsayılarının yansıması (i) y-eksenini boyunca seçilen AKD katsayılarının histogramı (j) z-y düzleminde yüzün yansıması (k) z-y düzleminde seçilen AKD katsayılarının yansıması (l) z-eksenini boyunca seçilen AKD katsayılarının histogramı ..... | 119          |

## SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış bazı kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

| Kısaltmalar | Açıklama                                                          |
|-------------|-------------------------------------------------------------------|
| <b>AFD</b>  | Ayrık Fourier Dönüşümü (Discrete Fourier Transform)               |
| <b>AKD</b>  | Ayrık Kosinüs Dönüşümü (Discrete Cosine Transform)                |
| <b>BBA</b>  | Bağımsız Bileşenler Analizi (Independent Component Analysis)      |
| <b>DAA</b>  | Doğrusal Ayırtaç Analizi (Linear Discriminant Analysis)           |
| <b>DVM</b>  | Destekçi Vektör Makinaları (Support Vector Machine)               |
| <b>DYN</b>  | Döngülü en Yakın Nokta (Iterative Closest Point)                  |
| <b>FAD</b>  | Fisher Ayırtaç Değeri (Fisher Discriminant Coefficient)           |
| <b>FRGC</b> | Face Recognition Grand Challenge                                  |
| <b>GKM</b>  | Gauss Karışım Modeli (Gaussian Mixture Model)                     |
| <b>GGI</b>  | Genişletilmiş Gauss İmgesi ( Extended Gaussian Image)             |
| <b>Nİ</b>   | Nokta İmzaları (Point Signature)                                  |
| <b>NKF</b>  | Nokta Kümeleri Farkı (Point Cloud)                                |
| <b>NoMA</b> | Negatif olmayan Matris Analizi (Nonnegative Matrix Factorization) |
| <b>SKGA</b> | Sıralı Kayan Geri Arama (Sequential Floating Backward Search)     |
| <b>SKİA</b> | Sıralı Kayan İleri Arama (Sequential Floating Forward Search)     |
| <b>SSA</b>  | Sabit Sıralı Arama (Fixed Sequential Search)                      |
| <b>KSA</b>  | Kayan Sıralı Arama (Floating Sequential Search)                   |
| <b>TBA</b>  | Temel Bileşenler Analizi (Principal Component Analysis)           |
| <b>YİÖ</b>  | Yerel İkili Örüntü (Local Binary Pattern)                         |

## 1. GİRİŞ

Yapılan çalışmalar ve araştırmalar, günümüzde sadece elektronik kartlara veya şifrelere bağımlı sistemlerin yeterli olmadığını, bu nedenle güvenliği arttırmak için biometrik tanıma sistemlerinin iyi bir alternatif olacağını göstermektedir. Birçok resmi ve sivil kurum güvenliği arttırmak için insana özgü karakteristik bilgileri kullanan biometrik tanıma sistemlerine yönelmektedir. Biometrik sistemler kişiye özgü ham verileri işleyerek bireyi en iyi tanımlayan elektronik bilgiye çevirmektedir. Ayrıca biometrilerin şifre ve kart gibi istenmeyen kullanıcıların eline geçme olasılığı çok daha düşüktür. Bu sistemler taşıma ve unutma problemi olmadan güvenlik gerektiren tüm ortamlarda kolaylıkla kullanılabilmesi nedeniyle ilgi çekmektedir.

En çok kullanılan biometri olan parmak izi güvenilir ve taklit edilmesi zor olmasına karşın yüksek seviyede kullanıcı işbirliği gerektirir. Ayrıca algılayıcı ile temas gerektiğinden, zamanla algılayıcıda kirlenme ve algılama bozukluğu oluşabilmektedir. İris çok yüksek güvenilirliğe sahip olmasına karşın belirli seviyede kullanıcı işbirliği gerektirmektedir. Yüz, kullanıcı iris ve parmak izi kadar yüksek güvenli olmamasına karşın kullanıcı işbirliği gerektirmemesi nedeniyle sosyal kabul edilebilirliği yüksektir. Bu nedenle kullanım rahatlığı ve güvenlik arasında dengeli bir noktadadır. Yüz biometrisinin önemli bir avantajı özel algılayıcılar gerektirmemesidir. Birçok ortamda bulunabilen normal bir kamerayla bu bilgi elde edilebilmektedir. Ayrıca kullanıcı etkileşimi gerektirmediği için, aranan kişilerin saklanması zorlaştırmaktadır.

Yüz, diğer biometrilere göre birçok avantajı olmasına karşın, daha yüksek güvenilirliğe olan ihtiyaç sürekli artmaktadır. Bu nedenle üzerinde en çok çalışılan biometri olmuştur. Yine de daha güvenilir yöntemlere olan ihtiyaç devam etmektedir. Çünkü yüz verisi, özel bir algılayıcı ile kontrollü ortamlarda elde edilmeyebilir. Bu nedenle diğer biometrilere karşılaşılmayan problemler, birçok yöntem geliştirilmesine neden olmuştur.

Başarıyı etkileyen en büyük etkenler; aydınlanma, poz değişimi ve ifade değişimidir.

Aydınlanma değişimi 2B yüz tanıma karşılaşılan en büyük problemlerden birisidir. Birçok yöntem kontrollü aydınlanmış ortamlarda yüksek başarı göstermesine karşın, aydınlanmanın kontrol edilemediği ortamlarda başarısı olumsuz etkilenmektedir. Poz değişiminde ise yüzdeki nirengi noktalarının bir kısmı kullanılamamaktadır. İfade değişimi, yüzdeki nirengi noktalarının konumunu ve şeklini değiştiren diğer önemli bir problemdir.

Bu problemler nedeniyle bireylerin farklı yüzleri arasındaki varyans, farklı bireylerin yüzleri arasındaki varyanstan daha büyük olabilmektedir. Geliştirilen birçok yönteme karşın 2B yüz tanıma ifade, poz, aydınlanma farklılıkları nedeniyle performans düşümü hala devam etmektedir. Bu nedenle ilgi çok daha yüksek doğrulukta çalıştığı düşünülen 3B yüz tanıma sistemlerine kaymıştır. Ancak 3B bilginin elde edilmesi 2B kadar kolay değildir. Yine de başlangıçta pahalı olan 3B algılama sistemleri çok daha hızlı ve kolay elde edilebilir olmaya başlamıştır. Bu nedenle yüz tanıma karşılaşılan yüksek doğruluk problemi 3B yüz tanıma ile çözülmeye çalışılmaktadır. 3B sistemlerin aydınlanma ve dönmeye karşı daha güvenilir olduğu belirtilse de, problemler tümüyle çözülebilmemiş değildir. Özellikle burun ve göz kenarlarında eksik veri bölgeleri oluşabilmektedir. Dönme problemi de kesin olarak çözülebilmemiş değildir. Aşırı dönmelerde özellikle göz çukuru, çene altı, burun kenarı gibi bölgelerde problem oluşmaktadır.

İfade değişikliklerinde ağzın açık olması durumunda, bu bölgeden elde edilen hatalı derinlik bilgileri, saç ve kaş gibi bölgelerden yeterli derinlik bilgisinin elde edilememesi veya elde edilen bilgilerden bu bölgelerin ara değerlendirilmesi durumunda ortaya çıkan hatalı derinlik bilgileri 3B yüz tanımanın önündeki problemlerdir.

Diğer bir problem ise, 2B yüz tanımanın en büyük avantajı olan kullanıcı etkileşimi gerekmemesi, 3B için doğru değildir. Şu anki teknoloji ile saniyeler süren algılama

sırasında oluşan hareket nedeniyle şekil ve doku bilgisinde bozulmalar ve çakışma hataları oluşmaktadır. İki bilginin çakışık olduğunu kabul eden yöntemler için performans düşüklüğü oluşturmaktadır. Bir modaliteye göre yapılan hizalama veya nirengi noktaları diğer modalite için doğru olmayabilmektedir. Elle yapılan işaretlemede doku bilgisi kullanılırken, 3B çakıştırma ile elde edilen sonuçlar arasında 10 milimetrenin üzerinde hatalar oluşabilmektedir.

Ayrıca hareket halindeki veya algılayıcıdan 1m den fazla uzakta bulunan bir yüzden 3B şekil bilgisinin yeterli doğrulukta alınamamaktadır. Yüksek doğrulukta bir tanımanın yapılabilmesi için 3B konum bilgisinin 1 mm. altında alınması gerekmektedir. Ancak yine de 3B yüz tanıma diğer biometrilere çok daha az kullanıcı etkileşimi gerektirme potansiyeline sahiptir. Daha hızlı ve hassas tarama teknolojilerinin ortaya çıkması ile şu anda sadece 2B yüz tanımanın sahip olduğu etkileşim gerektirmeme özelliği, yakın bir gelecekte 3B yüz tanıma için de geçerli olacaktır. Yine de burada problemin sadece 3B algılayıcılar mı olduğu düşünülse de, daha dayanıklı yöntemlerin geliştirilmesi gerekliliği ortadadır.

3B yüz tanımada iki türlü bilgi kullanılabilir; 2.5B ve 3B. Şu anda 3B algılayıcılar sabit bir noktadan derinlik bilgisini çıkartmaktadır. Dolayısıyla elde edilen bilgi  $(x,y)$  konumlarına karşılık gelen derinlik bilgisi, diğer bir ifadeyle yüzey bilgisidir, ancak kesinlikle 3B model değildir. 3B modelin elde edilebilmesi için tüm bakış açılarından derinlik bilgisinin elde edilmesi gerekir. Bu ise iki yöntemle sağlanabilir, birincisi nesneyi kendi eksenini etrafında çevirip, 3B algılayıcı ile taranması, ikincisi ise örtme olmayacak şekilde farklı noktalardan elde edilecek 2.5B derinlik imgelerinden tam 3B modelin elde edilmesidir. İlk yöntem daha çok katı ve cansız nesneleri döner bir masanın üzerine yerleştirilerek yapılmaktadır. İkinci yöntem ise 3B yüz tanımada uygulanabilecek bir yöntemdir. Görüldüğü gibi 3B yüz modelinin elde edilebilmesi zorlu bir işlemdir. Bu nedenle ilk 3B yüz tanıma yöntemleri, 2B yöntemlerin uzantısı olarak başlamıştır. Çünkü daha kolay elde edilebilen derinlik imgeleri üzerinde 2B tanıma yöntemlerinin uygulanması çok zor değildi. Ancak 2.5B

yöntemler 2B tanımda karşılaşılan örtme ve dönme gibi problemlere tam bir çözüm getiremez. Poz değişimi 3B tanıma sistemlerini de etkilemektedir ve çene altı, burun, göz çukuru gibi bölgelerde eksik noktalar oluşmaktadır.

### Tezin Katkıları

Bu tezde yüz bulma, öznitelik çıkartma ve bilgi birleştirme için yeni yöntemler önerilmiştir. Ayrıca 3B yüz bulma ve tanıma için daha önce önerilmiş yöntemler test edilip bir kısmı iyileştirilmiştir.

### *Simetri ölçütü*

Doğadaki birçok nesne gibi insan ve yüzü de yüksek derecede simetriye sahiptir. AKD'nin simetri özelliğinden faydalanarak yeni bir simetri ölçütü tanımladık. Tanımladığımız simetri ölçütü 1B sinyallerden, 2B yüze ve 3B voksel yapılarına kadar nesnelerin sahip olduğu simetri ile ilgili bilgi verebilmektedir.

### *Burun ucu ve kemerinin hassas bulunması*

3B tanıma yöntemlerinin birçoğu için tanıma başarısı çakıştırma başarısına bağlıdır. Çakıştırma için en çok kullanılan yöntem olan Döngüsel en Yakın Nokta (DYN) ilk hizalamaya çok bağımlıdır ve yerel minimumlara çok kolay takılabilmektedir. O nedenle başlangıçta iki yüzün birbiriyle çok iyi hizalanması gerekmektedir. Hizalama için en çok kullanılan nirengi noktası burundur. Burun ucunun doğru bulunamaması kayıtlamanın hatalı yapılması dolayısıyla, tanımanın başarısız olacağı anlamına gelir. Biz de burun ucunu çok yüksek doğrulukta bulmak için yukarıda belirtilen simetri ölçütünü kullanan yeni bir yöntem önerdik.

### *3B yüz bulma yöntemlerinin karşılaştırılması*

Yüz bulma yüz tanımanın ilk adımıdır. Yüz bulma için birçok yöntem önerilmiştir. Yöntemlerin büyük bir çoğunluğu derinlik imgesinden hesaplanan eğrilik imgeleri üzerinde sınıflandırma ile buldukları yüz nirengi noktaları arasındaki geometrik ilişkileri kullanır. Bir kısmı bulunan nirengi noktalarının alanlarını, açılarını veya uzaklıklarını kullanarak bulunan bölgenin yüz olup olmadığına karar verir. Bu amaçla daha önce belirlenmiş eşik değerleri kullanılmaktadır. Diğer bir kısmı ise farklı istatistiksel yöntemlerle yüzdeki nirengi noktalarından oluşturdukları kombinasyonların yüz olma olasılığına göre karar verir. Yeni önerdiğimiz simetri ölçütü ile birlikte 3 farklı 3B yüz bulma yöntemini karşılaştırdık.

### *3B Ayrık Kosinüs Dönüşümü (AKD) ile öznitelik çıkartma*

3B nesnelerden öznitelik çıkartmak için 3B AKD tabanlı yeni bir yöntem önerdik. Çok büyük boyutlu veriler arasındaki uzaysal ilinti, bilgi sıkıştırma gücü ispatlanmış AKD yöntemi ile yok edilmektedir. Böylece çok az sayıda katsayı ile bilginin çok büyük bir kısmı ifade edilebilmektedir.

Bağımsız Bileşenler Analizi (BBA), özyüz, Negatif olmayan Matris Ayrıştırması (NoMA), Fisheryüz gibi yöntemlerin şekil bilgisini kullanabilmesi için 3B verileri 2.5B derinlik imgelerine dönüştürmek gerekmektedir. 3B AKD, 3B verilerden öznitelik çıkartmak için kullanılabilir. Böylece 3B yüz modellerinden bilgi kaybı olmadan öznitelik çıkartılabilir. Ancak yüz veritabanlarında tam 3B şekil bilgisi yerine, 3B nesnelerin bir noktadan yansıması olan derinlik imgeleri verildiğinden, bu özellik test edilemedi.

### *2B AKD katsayılarının seçilmesi*

Tanıma başarısını yükseltmek için AKD katsayılarının seçilmesi ile çalışmalar mevcuttur. Bir kısmı enerjiyi göz önüne alırken, bir kısmı sezgisel olarak ilk AKD

katsayılarını dışlayarak tanıma oranını arttırmıştır. Biz de AKD katsayılarını bireysel ve kombinasyonel ayırt ediciliklerine göre seçerek tanıma oranını arttırdık.

#### *Yüze ait 2B AKD katsayılarının tekli indislerde yoğunlaşması*

Düşey eksenle simetri nedeniyle yüze ait 2B AKD katsayıları tek indisli katsayılarda yoğunlaşmaktadır. Çift indisli katsayıların kullanılma nedenini AKD tabanlı simetri yöntemiyle açıkladık.

#### *Alt bölge yaklaşımında AKD katsayılarının seçilmesi*

İmgeleri alt bölgelere ayırmak, frekans bilgisinin yanında konum bilgisini de sakladığından, global yöntemlere göre başarıyı arttırmaktadır. Önceki yöntemler her bir alt bölgeden sabit sayıda katsayı seçmektedir. Biz de yaptığımız çalışmada her bir alt bölgeden değişken sayıda öznelik çıkartmanın başarıyı arttırdığını gösterdik.

#### *3B AKD katsayılarının seçilmesi*

3B yüzlerden elde edilen tüm katsayıların ayırt edici olmadığı gösterilerek, farklı yöntemlerle seçilen katsayıların bir kısmının ifade değişimine karşı dayanıklı olması sağlandı.

#### *4B tanıma*

Multi modal yöntemlerin çok büyük bir kısmı doku ve şekil bilgisini öznelik veya karar seviyesinde birleştirerek çalışmaktadır. Dolayısıyla şekil ve doku için öznelik çıkartma, seçme, sınıflandırma ayrı ayrı yapılmaktadır. 3B AKD öznelik çıkartma yöntemi hem şekil hem de doku bilgisini aynı anda kullanabilmektedir. Önerilen yöntem, 3B konum ve doku bilgisinden bilgi birleştirmeyi veri seviyesinde yapan iki yöntemden birisidir.

## 2. LİTERATÜR TARAMASI

Bu bölümde genel olarak yüz tanıma kullanılan öznitelik çıkartma yöntemlerini inceledik ve grupladık. Diğer modüller ile ilgili yapılmış çalışmaları ilgili bölümlerde ve karşılaştırmalarda yeri geldikçe vermeye çalıştık.

### 2.1. Biometrik Sistemler

Son yıllarda güvenlik konusunun daha önemli olmaya başlaması ile birlikte biometrik tanıma sistemlerine olan ilgi de artmıştır [1]. Bu sistemler içinde yüz tanıma diğerleri kadar yüksek başarı elde edilemese de doğrudan etkileşim istememesi nedeniyle diğerlerinden ayrılmaktadır. Örneğin el biometrisi ve parmak izinde algılayıcılara fiziksel temas gerekmektedir. Bu durum, algılayıcıların temiz kalmasının ve hijyen endişeleri için bir problem oluşturmaktadır. Fiziksel temas gerektirmeyen iris tanıma sistemlerinde ise algılayıcı ile etkileşim gerektirmektedir. Bu nedenle kullanıcıya bağımlılık oluştuğundan birçok güvenlik uygulaması için uygun değildir.

Yüz tanıma sistemlerinin büyük bir çoğunluğu 2B doku imgesini kullanmaktadır. Uygulamadaki birçok kameradan 2B doku bilgisi kolaylıkla elde edilebilir. 3B yüz tanıma ise şekil bilgisi kullanılır. Yüz tanıma karşılaşılan aydınlanma farklılıkları, bakış açısı ve ifade değişikliği gibi zorlukları aşmak için bir kısım araştırmacılar 2B parlaklık görüntülerini, bir kısmı 3B şekil bilgisini, diğer bir kısmı ise her ikisini de kullanmışlardır [2,3,4]. 3B şekil bilgisinin, bakış açısı ve aydınlanma farklılıklarından çok daha az etkilenmesi nedeniyle, 2B resimlerden daha fazla bilgi taşıdığı düşünülmektedir [5].

#### Terminoloji [5]

Yüz tanıma 2 farklı senaryodan oluşur; tanıma veya tanımlama (recognition-identification), diğeri yetkilendirme veya onaylama (authentication-verification). Her

iki senaryoda bireylerin bilinen yüzlerinin bulunduğu galeri, bilinen ve/veya bilinmeyen kişilere ait diğer yüzlerin bulunduğu sorgu (probe) kümesi bulunmaktadır. Bazı çalışmalarda sınıflandırma gibi amaçlarla eğitim kümesinin kullanılması gerekliliği nedeniyle 2. bir sorgu kümesi gibi adlandırılabilen doğrulama (validation) kümesi bulunur.

Tanıma senaryosunda, sorgu kümesinde bulunan tüm elemanlar galeride bulunanlar ile bire bir karşılaştırılır. Sorgu yüzü, galerideki en iyi karşılaştırma sonucuna sahip birey ile eşleştirilir.

Onaylama senaryosunda sorgu kümesinden bir yüz ile galeri kümesinden bir yüz ile karşılaştırılarak bir puan elde edilir. Elde edilen puan belirli bir eşik değerinin üstündeysen sorgu yüzü onaylanır.

Tanıma, tüm sorgu yüzleri ile galeri yüzlerinin bire bir onaylaması senaryosu gibi düşünülebilir bu nedenle onaylama senaryosuna göre daha zordur. Biz sonuçlarımızın tümünde tanıma senaryosunu uyguladık.

Genel olarak 3B şekil bilgisi 2B doku imgesi ile birlikte elde edilir. 3B verilerde her bir yüz noktası için  $x, y, z$  şekil bilgisinin yanında  $r, g, b$  değerini veren doku bilgisi de bulunur.

Biometrik tanıma sistemlerinde başarıyı arttırmak için aynı anda birden fazla modalite kullanılır. Örneğin 2B doku ve 3B şekil bilgisini kullanan yöntemler multimodal olarak adlandırılır. Yüz tanıma için genel olarak 2B ve 3B olmak üzere iki modalite kullanılmaktadır. 2B doku bilgisini kullanarak tanıma yapan birçok yöntem önerilmiştir [4]. 2B doku bilgisi ile özellikle kontrollü ortamlarda çok yüksek başarılar elde edilebilirken, farklı yüz ifadeleri, aydınlanma ve poz değişiklikleri için başarı oranı düşmektedir. 2B doku bilgisi, 3B bir yapıya sahip yüzün bir izdüşümüdür; dolayısıyla aydınlanma ve poz değişiklikleri bu izdüşümü çok fazla değiştirebilmektedir. Bu olumsuzluklardan etkilenmemek için 3B şekil bilgisinin de

kullanılması önerilmektedir. Şekil bilgisi yüzün anatomik özelliklerine bağımlıdır ve doku bilgisine göre daha az değişen bilgi taşımaktadır. Örneğin aydınlatma veya makyaj gibi işlemler şekil bilgisini değiştirmemektedir. Ancak 3B yüz tanımanın başarısı 3B algılayıcılardan alınan verilere çok duyarlı olduğu için, 2B yüz tanımaya olan ilgi halen devam etmektedir. Yüksek duyarlılığa sahip algılayıcıları kullanmak zorunda olunması 3B yüz tanımanın maliyetini artırmaktadır. Bu nedenle çok yüksek güvenliğin gerektiği alanlarda kullanımı tercih edilmektedir. Ayrıca şekil bilgisinin eldesi belli oranda etkileşim de gerektirmektedir.

3B şekil bilgisi yaşlanmaya duyarlıdır. Farklı zamanlarda alınmış veriler en azından yüzdeki şişmanlığa bağlı şekil bilgisini değiştirmektedir. Çünkü zamanla kişinin yüz doku bilgisinin yanında şekil bilgisi de değişmektedir. Bu nedenle yaşlanma hem 2B hem de 3B tanıma için zorlu bir bozucu etkidir.

Görüldüğü gibi, her iki modalitenin de kendisine göre avantajları ve dezavantajları vardır. Tanıma başarısının artırılması için iki modalitenin de kullanılması önerilmiştir. Bu konuda yapılan çalışmalarda araştırmacıların az bir kısmı 3B tanımanın daha başarılı olduğunu belirtmesine karşın, genel olarak çoklu (2B+3B gibi) yöntemlerin daha kesin sonuçlar verdiği düşünülmektedir.

## 2.2. Yüz Bulma

Birçok 2B yüz bulma önerilmesine karşın, çok az sayıda 3B yüz bulma yöntemi önerilmiştir. 3B yüz bulma konusunda en önemli çalışmalardan birisi Colombo ve ark. [7] tarafından yapılmıştır. Önerdikleri yöntemde nirengi tabanlı (feature based) ve bütünsel (holistic) iki yaklaşımın birleşiminden oluşur. Birinci yaklaşım, 3B yüz tanımada nirengi noktalarını çıkartmak için en çok kullanılan eğrilik imgeleri tabanlıdır. Eğrilik imgeleri üzerinde, burun göz gibi belirgin nirengi noktaları çıkartılır. İkinci adımda ise burun ve gözden oluşan üçlemelerden oluşan adayların, PCA tabanlı sınıflandırıcı ile yüz olup olmadığına karar verilir. PCA tabanlı

sınıflandırıcı Turk ve Pentland tarafından 2B yüzler için önerilmiştir. Bu yöntemde yüzler, değişimi en iyi kodlayan yüz uzayına aktarılır. İmge ve yüz uzayından geri yansımaları arasındaki fark, imgenin yüz olma olasılığının ölçüsüdür. 2B imgelerde aydınlanma, örtme, ifade değişimi gibi problemler yöntemin başarısını arttırmaktadır. Önerilen 3B yüz bulma yöntemi, 2B için kullanılan PCA tabanlı yöntemin derinlik imgeleri için uyarlanmış halidir. Yöntem yüzlerin kamera karşısında serbestçe konumlandırılmasına olanak tanımaktadır. Tek kısıt yüzlerin burun ve göz kısımlarının açık olması ve bu yüz bölgelerinin dönmeden dolayı örtmeye maruz kalmamasıdır. 55 bireye ait 140 imge üzerindeki 150 yüz ile yapılan deneylerde %82 başarı elde edilmiştir. Bazı imgelerde birden fazla yüz bulunmaktadır.

Deri rengi bilgisi 2B yüz bulma için çok kullanılmıştır. Ancak deri rengi aydınlanmaya ve algılayıcı aygıtın parametrelerine çok bağımlıdır. Bu nedenle yüz olmayan birçok bölge yüz olarak işaretlenebilmektedir. Tsaklanodio ve ark. [6] 3B yüz bulma için hem rengi hem de derinlik bilgisini kullanan bir yöntem önermiştir. Elde edilen bir imgede piksellerin %50'den fazlası arka plana aittir ve yüz kameraya en yakın pikseller arasındadır. Bu kabulden yola çıkarak yüz ve gövde 60x50x50 hacim içinde kalan bölgede bulanabilir. Gövde ve yüz, Gauss Dağılımı Modeli ile birbirinden ayrılmaktadır. İkinci adımda ise yüzün orta noktası aranmaktadır. Bu nokta ise gözler arasındaki orta noktadır. Yüzdeki simetriden faydalanılarak bulunan dikey ve yatay eksenlerin kesiştiği nokta, orta nokta olarak kabul edilmiştir. Hough dönüşümü tabanlı simetri ölçütü kullanılarak düşey ve yatayda maksimum simetriye sahip nokta yüzün orta ucu olarak bulunmuştur. 500 yüz için yapılan testlerde düşeyde 3 piksel, yatayda 4 piksel hata ile yüzün orta noktası bulunmuştur. 2B yüz bulma yöntemleri rastgele bir görüntüde mevcut bir veya birden fazla yüzün yerini tespit etmektedirler. Bu çalışmada ise, problem, 2B deki gibi çok büyük bir alanda arama değildir, küçük bir alanda arama yapılır. Çünkü genel olarak 3B verilerin içinde bireylerin omuz ve baş kısmı bulunmaktadır [6]. Burada amaç yüzün yerinin, özellikle de burun ucu ve önyüz bölgesinin konumunun belirlenmesidir. Yine de derinlik imgeleri içinde, 2B yüz bulmadaki gibi, daha zorlu imgeler içinde yüz bulma

ile ilgili çalışmalar yapılmıştır. Örneğin Colombo ve ark. [7] birden fazla insan yüzünün bulunduğu, hatta yüzün bir kısmının örtük olduğu 3B verilerde yüzlerin konumunu belirlemiştir. Bazı araştırmacılar yüzlerin portre şeklinde bulunduğu verilerde yüzün konumunun belirlenmesini 3B yüz olarak kabul etmese de, birçok araştırmacı bu durumu 3B yüz bulma veya yerelleştirme olarak adlandırmıştır. Ancak yüzün konumunun bilinmesi genel olarak problemin yüz bulma olarak tanımlanmasını sağlamıştır.

Eğrilik imgesi oluşturmak için 3B şekil bilgisi, 2.5B derinlik imgesine dönüştürülür. Bu imgeler üzerinde her nokta için en büyük ve en küçük eğrilik değerleri kullanılarak Gauss veya ortalama kıvrım haritaları elde edilir. Diğer bir yöntem ise şekil indisi (shape-index) imgesinin çıkartılmasıdır [8]. Şekil indisi en büyük ve en küçük eğrilik değerlerinden elde edilen, 0-1 arasında değişen ve koordinat sisteminden bağımsız bir şekil bilgisidir. Yüzdeki nirengi noktalarını bulmak için araştırmacıların bir kısmı ortalama ve Gauss eğrilik değerlerini kullanırken, diğer bir kısmı şekil indisini tercih etmiştir. Bir araştırmacı ise hibrit bir yöntem denemiş, burun için şekil indisini, göz çukurları için en büyük ve en küçük eğrilik değerlerini kullanmıştır [9]. Nirengi noktası olarak en çok kullanılan yer burun ucu ve göz çukurlarıdır. Çünkü bu iki nokta çok belirgin eğrilik değerlerine sahip olduğu gibi ifadeden en bağımsız yüz noktalarıdır. Bazı çalışmalarda burun kenarları, burun kimeri ve gözün dış kenarları da kullanılmıştır [9]. Genel olarak ilk adım burun ucunun belirlenmesidir. Daha sonra bazı geometrik ve sezgisel (heuristic) kurallar ile diğer nirengi noktalarının yerleri belirlenmektedir [7]. Bu yaklaşımlardan sadece birisi kullanıldığında birçok yüz için başarılı sonuçlar alınsa da, özellikle farklı ırklardaki kişilerin burun ve göz çukurlarını belirlemede başarısız olabilmektedir. Genel olarak önerilen yaklaşım ise, farklı geometrik ve sezgisel kurallardan elde edilen aday nirengi noktaları arasından en uygun olanı seçmektir. Sonuç olarak elde edilen nirengi noktaları ile yüzler kabaca hizalanmaktadır.

### 2.3. 3B Yüz Tanıma

3B yüz tanıma yöntemleri kullanılan veriye göre iki farklı gruba ayrılabilir; ilk gruptakiler sadece şekil bilgisini kullanırken, diğer gruptakiler aynı anda hem şekil hem de doku bilgisini kullanır. 3B şekil bilgisi elde edilirken, şekil bilgisinin yanında algılayıcılardan doku bilgisi de elde edilmektedir. 3B ile ilgili yapılan ilk çalışmalarda genellikle sadece şekil bilgisi kullanılmıştır. Daha önce yapılan çalışmalar gösterim şekillerine göre gruplandırılarak incelenmiştir. Nokta kümeleri veya derinlik imgeleri en çok kullanılanlardır.

#### 2.3.1. Nokta kümeleri

3B verileri ifade etmek için kullanılan en basit yöntemdir. Her bir nokta için  $x$ ,  $y$ ,  $z$  şeklinde konum bilgisi tutulur. Ancak noktalar arasında bağlantı bilgisi yoktur. O nedenle yüzeyleri ifade etmek için ek işlem yapmak gerekir.

Nokta kümelerinden öznitelik çıkartmak için iyi hizalanmaları gerekmektedir. Hizalama kalitesi tanıma başarısını çok etkilemektedir. Hizalama için en çok kullanılan yöntem DYN'dir. DYN ile iki nokta kümesi arasında karşılaştırma için en uygun dönme öteleme parametreleri dögüsel olarak bulunur. DYN'nin en önemli iki dezavantajı; başlangıç hizalamasına çok duyarlı olması ve katı olmayan bozulmaları modelleyememesidir. Ön hizalama için yüzdeki nirengi noktaları kullanılır. En çok kullanılan nirengi noktası ise burun ucudur. Burun ucu yüzdeki en belirgin ve değişmez nokta olarak kabul edilmektedir. Yüzler burun ucuna göre hizalandıktan sonra DYN ile karşılaştırılır. DYN katı olmayan bozulmaları modelleyememesi nedeni ile ifade değişimlerine karşı başarısı düşmektedir.

Bir kısım araştırmacılar DYN'yi sadece karşılaştırma amacı ile kullanıp öznitelikleri başka yöntemlerle çıkartmıştır. Bir kısmı ise DYN'yi hem karşıtırmada hem de benzerlik ölçütü olarak kullanmışlardır. Her iki durumda da DYN ile karşıtırma tanıma başarısını doğrudan etkilemektedir. Örneğin Üstün ve ark.[10] DYN ile

çakıştırmanın 3B yüz tanıma üzerine başarısını çeşitli alt uzay tabanlı özyüz, Negatif olmayan Matris Ayırıştırması (NoMA), Bağımsız Bileşenler Analizi (BBA) ve Fisheryüz yöntemleri için incelemiştir. FRGC ver1 veritabanında ilk 4 yüz eğitim kümesi olmak üzere 666 yüz ile deneyler yapmıştır. Deneylerde sadece burun ucu hizalama ve DYN ile çakıştırmanın başarı üzerine etkisi incelenmiştir. DYN ile çakıştırma yapılmazsa sadece Fisheryüz ve BBA yöntemi ile 2B tanımadan daha başarılı sonuç elde edilmektedir. Çakıştırma yapıldığında tüm yöntemler başarılı olmaktadır. Ayrıca çakıştırma yapıldığında tüm yöntemler en yüksek başarıyı göstermiştir. Bu sonuç çakıştırmanın 3B yüz tanıma üzerine etkisini açıkça göstermektedir. Çakıştırma için DYN'nin çeşitlemelerini de test etmiştir. Çeşitlemeler yakınsama hızı açısından farklılıklar göstermesine karşın, aynı yere yakınsadığı görülmüştür. Bu nedenle deneylerin büyük çoğunluğu orijinal DYN kullanılarak yapılmıştır.

Chang ve ark. [11] burnu kapsayan 3 farklı alt yüz bölgesinden tüm yüzü kullanarak elde ettiği tanıma başarısından daha iyi sonuç elde etmiştir. DYN ile çakıştırdığı bu bölgelerden çakıştırma başarısına göre her bir bölgeden puan elde etmiştir. Her bir puanı çarpma kuralına göre karar seviyesinde birleştirerek tanıma yapmıştır. 4485 yüzün bulunduğu FRGC veritabanınsa nötr yüzler için %97.1, nötr olmayan yüzler için %87.1 başarı elde etmiştir.

Faltemier ve ark. [12] de yüzleri ön hizalamak için burun ucunu kullanmıştır. 3 adımdan oluşan bir yöntem önerilmiştir. İlk olarak yüzdeki farklı bölgeler şekil indisi (S) ve eğrilik (C-curvedness) değerine göre sınıflandırılmıştır. Şekil indisi 0.125'ten küçük, eğrilik değeri 0.2'den büyük olan bölgeler burun ucu olabilecek noktadır ( $c_n$ ). İkinci adımda 3B yüz, model yüze DYN ile hizalanmış, en yüksek  $z$  değerine sahip nokta ( $p_n$ ) burun ucu olabilecek diğer bir noktadır. Son adımda ise model yüzün burun ucu ( $m_n$ ) ile  $p_n$  ve  $c_n$  arasında karşılaştırma yapılarak burun ucunun yeri belirlenmiştir. Üç farklı yöntemin birleşmesiyle burun ucu belirlenmiştir. Önerdiği burun ucu bulma yöntemi ile FRGC ver2 veritabanında 4007 yüzden 3935 yüz için

burun uçlarını, elle işaretlenmiş noktalara 10mm doğrulukta bulmuştur. Daha sonra burun ucunu referans alarak merkezi ve yarıçapı farklı 38 farklı noktadan dairesel yüz bölgesi çıkartmıştır. Sorgu ve galeri yüzlerinden çıkartılan her bir bölgeyi DYN ile karşılaştırarak karşılaştırma başarısını Borda Count, toplama, çarpma, minimum gibi birçok bilgi birleştirme yöntemi ile karar seviyesinde birleştirerek tanıma yapmıştır. Birleştirme için en iyi bölgeden başlayarak kullanılan bölge sayısını sürekli artırmıştır. Her bir bölgenin eklenmesiyle başarı az da olsa artmış en yüksek sonucu elde ettiği 28 bölgeyi seçmiştir. Yönteminin ifade değişimleri ve eksik bölge durumunda onaylama ve tanımlama senaryoları ile test etmiştir. 1. deneyinde FRGC ver2 veritabanındaki 4007 yüzün tamamını kullanarak %93,2 (%0.1 FAR) onaylama başarısı sağlamıştır. İkinci deneyinde ise 466 kişinin ilk yüzünü galeri, diğerlerini sorgu olarak kullanarak nötr yüzler için %98,5, nötr olmayan yüzler için %96,2 ilk sıra (rank one) başarı elde etmiştir. Faltemier ve ark. [12], yöntemlerini hızlandırmak için, verileri aşağı örnekleyerek nokta sayısını azaltmıştır. Yine de her bir sorgu yüzü ve galeri yüzünü karşılaştırmak 10sn zaman almaktadır. Tanımlama için tüm yüzleri birbiri ile hizalamak işlem karmaşıklığını çok fazla arttırmaktadır. İşlem yükünü azaltmak için ortalama yüz modeli geliştirilmiştir [41]. Böylece her bir yüz sadece ortalama yüze DYN ile kayıtlanarak tüm yüzlerle kayıtlama gereksinimi ortadan kaldırılmıştır.

DYN yüze iki farklı şekilde uygulanabilmektedir. Tüm yüze uygulandığında ifade değişimlerine karşı dayanıksız olmaktadır. Yerel olarak uygulandığında ise katı-eşleme yapmasının eksikliği belirli ölçüde azaltılabilmektedir. Yerel yapmanın diğer bir avantajı ise nokta sayısı ile üstel olarak artan işlem karmaşıklığını, çok sayıda daha küçük bölge ile toplamda azaltmaktır.

Mian ve ark. [13] ön hizalama için yeni bir yöntem önermiştir. Otomatik olarak bulduğu burun ucunu referans alıp TBA ile döngüsel olarak yüzün pozunu ve yönelmesini düzeltmiştir. Ayrıca yüzleri aynı ölçeğe getirmenin değerli bilgi kaybına neden olduğunu belirtmiştir. Büyük veritabanlarında hızlıca karar vermek için, basit

ama hızlı Spherical Face Representation (SFR) yöntemini önermiştir. Bu yöntemde burnu merkez alan küreler içinde kalan noktaların histogramını kullanarak düşük olasılığa sahip yüzler ilk aşamalarda elenmiştir. Kalan yüzler ise bölgesel çakıştırma işlemine tabi tutulmuşlardır. Önerilen yöntem yüzü otomatik olarak bölütlemekte, göz, alın ve burun gibi ifadeye dayanıklı bölgeleri, iyileştirilmiş DYN ile yoğun eşleştirmektedir. Bölgeler arasındaki uzaklık benzerlik ölçüsü olarak kullanılmıştır. Farklı yüz bölgeleri arasındaki sonuçları ağırlıklandırılmış toplama kuralına göre birleştirmiştir. Mian önerdiği iki aşamalı yöntem ile tanıma hızını 27 kat hızlandırmıştır. Ayrıca nötr ve tüm yüzlerin karşılaştırılmasında, sadece şekil bilgisiyle %98,5, hem şekil hem de doku ile %99.3 başarı elde etmiştir. Elde ettiği sonuçları aynı veritabanında yapılan diğer çalışmalarla karşılaştırarak yönteminin hızını ve başarısını göstermiştir.

Geometrix firmasının 3B yüz tanıma yöntemini tanımlayan Maurer ve ark. [14] gürültü ve çukurları temizlendikten sonra iki 3B düğümlerini DYN ile çakıştırmıştır. Çakıştırılmış iki düğüm kümesi arasındaki uzaklık imge olarak saklanmıştır. Sınıf içi ve sınıflar arası hataları istatistiksel olarak modelleyip, belirli bir eşik değeri ile karşılaştırarak sonuç elde etmiştir. 2B doku bilgisinden [15]'de detaylarını verdiği yöntem ile sonuç elde etmiştir. Doku ve şekil bilgisini birleştirmek için ağırlıklandırılmış toplama kuralını kullanmıştır. Ancak 3B şekil için başarı çok yüksek ise doku bilgisi ihmal edilmektedir. Bu durum şekil bilgisinin doku bilgisine olan üstünlüğünü de göstermektedir. %60 nötr, %20 büyük, %20 küçük ifade değişimlerinin olduğu 4007 yüzden oluşan FRGC ver2 veritabanında yaptığı testlerde, nötr ifadeli yüzlerde %99.2 (%0.1 FAR), tüm yüzlerde %93,5 başarı onaylama başarısı elde etmiştir.

### **2.3.2. Derinlik imgeleri**

3B şekil bilgisi birçok biçimde gösterilebilmektedir. Nokta kümeleri tam 3B olarak kabul edilirken, derinlik imgeleri 3B noktaların belirli bir açıdan 2B'deki yansıması

olduğundan, 2.5B olarak adlandırılmaktadır. Derinlik imgesi, her bir noktadaki derinlik değerini göstermektedir. Her ne kadar derinliği göstermesine karşın 2B bir sinyal olması nedeniyle, Temel Bileşenler Analizi (TBA) [16], Gabor filtreleri [17], Fisheryüz [10], AKD [18],[19] gibi 2B yüz tanıma yöntemleri derinlik imgesine uygulanabilmektedir. Kıvrım analizi yöntemi de, 3B tanımada kullanılmış ilk yöntemlerdendir [20]. Dutağacı ve ark. [18], Bağımsız Bileşenler Analizi (BBA), Ayrık Fourier Dönüşümü (AFD), AKD, Negatif Olmayan Matris Çarpanlarına Ayırma (NoMA) gibi yansıtma tabanlı yöntemleri; 3B nokta kümeleri, derinlik görüntüleri ve voksel yapıları üzerinde değerlendirmiştir. Deneysel çalışmalarını 3D RMA veritabanında 106 kişi üzerinde yapmışlardır. 424 yüzü eğitimde, 193 yüzü ise test için kullanarak, 5 deney için tekrarlanmış ve NoMA ve BBA yöntemleri için %99.79 başarı elde edilmiştir.

McCool ve ark. [21] 3B yüzleri alt bölgelere bölerek her bir bölgeden, diğerlerinden bağımsız olarak öznelilik çıkartmıştır. Sonra her bir özneliliğin dağılımını Gauss Karışım Modeli (GKM) ile modellemiştir. Yüzleri aynı poza getirmek için göz uçları, burun ucu ve çene orta noktasına göre normalize etmiştir. Çıkarılan yüz bölgelerini 8x8, 16x16 ve 32x32 boyutunda %75 örtüşen alt bölgelere ayırarak her bir bölgeye 2B AKD uygulamıştır. AKD katsayılarını varyansa göre sıralamış değişken sayılarda (25, 50, 75) katsayıyı GKM ile modellemek için kullanmıştır. Önerdiği yöntemde GKM modelini eğitmek amacıyla her bir birey için 2 eğitim, 1 doğrulama (validation), 1 test yüzü kullanmıştır. FRGC veritabanında bulunan 1150 yüz üzerinde deneysel çalışmalarını gerçekleştirmiştir. Deneylerinde 8x8 blok boyutunun başarıyı çok düşürdüğünü ve en iyi EER değerinin 16x16 blok boyutu için elde edildiğini göstermiştir. Diğer bir sonuç ise DC katsayı çıkartmanın başarıyı arttırmasıdır. 2B AKD ile elde ettiği sonucu 3B Temel Bileşenler Analizi (TBA) yöntemi ile karşılaştırmıştır. 3B TBA yönteminin yerel değişimleri modelleyemediğini, kendi önerdiği serbest parça (free-parts approach) yönteminin konum bilgisini de içerdiğinden daha başarılı olduğunu rapor etmiştir.

2.5B imge, 3B yüzeylerin basitleştirilmiş halidir ve düzlemde her bir  $(x,y)$  noktası için bir derinlik değeri ( $z$ ) bulunur. 2.5B imgeler bir nesnenin tüm 3B bilgisine değil, sadece bir noktadan görünen bilgisine sahiptir. Uygulamada da 3B algılayıcılar, bir nesnenin sadece bir noktadan alınan kısmi görünümünü sağlarlar. 3B yüz modeli farklı bakış açılarından alınan 2.5B imgelerini kullanarak elde edilebilir. Bu durumda problem 2.5B imgeleri 3B modellere çakıştırma olmaktadır.

Lu ve ark. [1] 2.5B derinlik imgelerini 3B modele kayıtlamak için yeni bir yöntem önermiştir. Bu yöntemde ilk olarak yüzdeki nirengi noktaları çıkartılmaktadır. Çıkartılan nirengi noktaları baz alınarak 2.5B imgeler 3B modele hizalanmaktadır. Nirengi noktaları, derinlik imgelerinde şekil indisi (shape index) yöntemi ile bulunmaktadır. Daha sonra en az 3 nirengi noktası kullanılarak 2.5B imgeler 3B modele dönüştürülür. Bu aşamaya kadar iki 3B nokta kümesi sadece kaba olarak hizalanmıştır. Yüzeylerin birbirine daha hassas kayıtlanması için DYN kullanılır. Ancak noktadan-yüzeye uzaklık kullanılmıştır, böylece DYN'nin noktadan-noktaya kayıtlanmasında ortaya çıkan yerel minimumlara takılma probleminden yeterince sakınılmaya çalışılmıştır. Ayrıca denedikleri hibrit DYN yöntemi, Besl ve McKay'in [22] DYN algoritmalarının karışımıdır. Bu yöntemin daha hızlı ve sağlam olduğunu belirtmişlerdir. Önerdikleri yöntemde DYN ile yapılan çakıştırma kalitesi birinci benzerlik ölçütü olarak kullanılmaktadır. Diğer ise test ve sorgu yüzünden elde edilen 2B yüzler arasındaki uzaklıktır. Bir kere 3B model elde edildikten sonra farklı aydınlanmalara sahip yüzler sentezlenebilmektedir. Elde edilen yeni yüzler, Doğrusal Ayırtaç Analizi (DAA) uzayına yansıtılarak karşılaştırılmaktadır. Test ve eğitim yüzleri arasındaki uzaklık ölçütü olarak kosinüs uzaklığı kullanılmıştır. DYN uzaklığı ile DAA sonucu toplama kuralı ile karar seviyesinde birleştirilerek tanıma yapılmaktadır. Birden fazla farklı bakış açısına sahip derinlik imgelerinden oluşan veritabanı olmadığı için Minolta Vivid ile 100 bireyden elde ettikleri veriler üzerinde testler yapılmıştır. Testlerinde DYN + DAA yöntemi ile yalnızca DYN kullanarak elde ettikleri sonuçtan daha yüksek başarı elde etmişlerdir. Yöntemlerinin ifade

değişimlerine karşı zayıf olduğunu bildirmişlerdir. Çünkü DYN katı olmayan değişimlere karşı zayıftır.

Hiyerarşik grafik eşleme algoritması (HGM) 2B tanıma yöntemleri içinde en başarılı yöntemlerden biridir. Temel olarak esnek grafik (elastik graph) doku bilgisini ve yüzdeki nirengi noktalarının konum bilgilerini taşır. Elastik grafik yüze otomatik olarak yerleştirilip, her bir nirengi noktasındaki doku bilgilerinden optimize edilmiş filtreler ile öznitelikler çıkartılır. Bu öznitelik vektörleri arasındaki uzaklık benzerlik ölçütü olarak kullanılır. Hüsken ve ark. [23] şekil bilgisi için de HGM yöntemini kullanmıştır. Şekil bilgisi derinlik imgesine dönüştürülerek, doku imgesine benzer şekilde HGM yöntemi ile öznitelik çıkartılır. Ancak öznitelik çıkartmak için kullanılan filtreler derinlik imgeleri için özelleştirilmiştir. 3B HGM yöntemi nirengi noktalarını 2B doku bilgisinden elde etmektedir. Bu nedenle saf bir 3B yöntem değildir. Ancak çıkartılan öznitelik bilgileri derinlik bilgisini kullanmaktadır. Önerdikleri multi modal yöntemin başarısını FRGC Ver2 veritabanında 466 bireye ait 4007 yüz üzerinde test etmişlerdir. Yüzlerin %59 u nötr yüz ifadesine sahiptir. Deney sonuçlarına göre 2B HGM, 3B HGM yönteminden çok daha başarılı tanıma oranı yakalamıştır. 2B ve 3B HGM sonuçlarını toplama kuralı ile birleştirdiklerinde ise iki yöntemden daha yüksek başarı elde edilmiştir. Yine de bu Hüsken bu sonucun 2B ve 3B'nin sahip olduğu potansiyel ile ilgili kesin bir kararın verilmesi için yeterli olmadığını belirtmiştir. Ayrıca multi modal yöntemlerin başarısının, kullandıkları 2B ve 3B yöntemlerin istatistiksel olarak ilintisiz olmasına bağlı olduğunu rapor etmiştir.

Birçok araştırmacı şekil ve doku bilgisini birleştirmenin başarı oranını arttıracığını, şekil bilgisinin, doku bilgisinden daha ayırt edici bilgi taşıdığını belirtmiştir. Ancak Visage firmasının tam otomatik hiyerarşik grafik eşleme algoritmasını (HGM) tanımlayan Hüsken ve ark. [23] birçok araştırmacıdan farklı düşünmektedir; 2B doku bilgisi şekil bilgisinden daha ayırt edici bilgi taşımaktadır. HGM yöntemi göz burun gibi yüzdeki nirengi noktalarının birbirine göre konumlarını referans almaktadır. O nedenle 3B ve 2B için bu noktalar değişmeyeceğine göre 2B bilgiyi öne çıkaran

nedir? Hüsken bu noktaların iki modalite ile elde etmedeki hassasiyetlerin etkili olduğunu, algılayıcıların algılama sırasındaki hatalardan kaynaklanabileceğini belirtmiştir.

Moreno ve ark. [24] 3B şekil bilgisinden elde ettiği geometrik betimleyiciler ile tanıma yapmıştır. 3B algılayıcı ile elde ettiği veritabanında 420 yüz bulunmaktadır. Her bir yüz için ortalama 2186 noktadan oluşan nokta kümesini kullanmıştır. Nokta kümeleri üzerinde bulunan gürültüyü ortanca ve Gauss filtre ile temizledikten sonra elde ettiği 4 noktadan oluşan düğüm (mesh) üzerinde ortanca (H) ve Gauss (K) eğriliklerini çıkartmıştır. H ve K değerlerine göre yüzü 7 farklı bölgeye ayırmış ve burnun sağ ve sol taraflarında sıfır geçiş noktalarından çizgiler elde etmiştir. En zayıf bölütleme göz bölgelerinde elde edilmiştir. Çünkü dönme ile göz çukurlarında örtme olmaktadır ve bu yüzlerde göz çukurlarından birisi bulunamamaktadır. Burun ucu ise en kararlı nokta olduğu ve dönme olan yüzlerde bile çok iyi bulunabildiği belirtilmiştir. Her bir yüz için 7 bölge ve 2 çizgi kullanılarak açı, uzaklık, alan ve eğrilik değerlerinden oluşan 86 farklı parametre hesaplanmıştır. 86 parametrenin sınıflar arası varyansının sınıf içi varyansına oranı olan Fisher ayırtaç değerini (FAD) hesaplayarak en ayırt edici parametreleri belirlemiştir. 86 parametreyi 1 den  $n$ 'ye kadar kullanarak elde ettiği başarı oranını çizdirdiğinde en yüksek başarının 33-37 öznitelik için sağlandığı görülmüştür. Karşılaştığı problemlerden birisi eksik bölgeler nedeniyle her yüz için tüm parametrelerin hesaplanamamasıdır. Bu nedenle tüm parametreleri tam olan yüzler ile deneyleri gerçekleştirmiştir. 60 bireye ait 420 yüzden oluşan veritabanında tüm parametreleri olan 310 yüz üzerinde yöntemini test etmiştir. Deney sonuçlarına göre en iyi sonuçlar açı ve uzaklık bilgileriyle elde edilmiştir. Alan bilgisinin ise en zayıf bilgi taşıdığı belirtilmiştir. Ayrıca  $x$ -ekseninde dönmeler örtme nedeniyle özellikle göz bölgesinde ciddi bilgi kayıplarına neden olmaktadır.

Akagündüz ve ark. [25] ise nokta kümeleri üzerinde ortalama ve Gauss eğrilik değerlerini hesaplamış, yüzdeki nirengi noktalarını çıkartmıştır. Ancak Akagündüz,

SIFT [26] yönteminden esinlenip, Moreno'dan farklı olarak çeşitli ölçeklerde yaparak, ölçekten bağımsız olmasını sağlamıştır. Ayrıca bölütleme yapmamıştır. 3B veri, Gauss piramit ile yumuşatılıp aşağı örneklenmiş, her bir ölçek için HK haritası çıkartılmıştır. Daha sonra her bir HK imgesi orijinal ölçek boyutuna getirilmiştir. Elde edilen 3B voksel yapısında aynı ölçekte 8, bir önceki ve sonraki ölçekte birer olmak üzere 10 komşuluğunda her bir voksel için etiketleme yapılmıştır. Voksel etiketlemeden sonra aşındırma (erosion) ve genişletme (dilation) işlemleri ile bağlantılı 3B hacim elde edilmiştir. Her bir hacim elemanı yüzey için temel bir nitelik olarak alınmıştır. Elde edilen ölçekten bağımsız bu nitelikler, tanıma amaçlı olarak kullanılabilecektir.

Pan ve ark. [27] diğer araştırmacılardan farklı bir yöntemle 'göreceli derinlik imgelerinden' TBA yöntemiyle öznelilik çıkarmıştır. İlgili bölgesini belirlemek için simetri eksenini kullanmıştır. Yöntemi iki önemli kısımdan oluşmaktadır; simetri düzleminin bulunması ve burun ucunun belirlenmesi. 3B nokta kümesinden oluşan yüzün simetriğini kendisi ile karşılaştırarak simetri düzlemini bulmuş, simetri ekseninde burnu bularak, burundan geçen küre içinde kalan bölgeyi ilgi bölgesi olarak belirlemiştir. Bu nedenle burun ucunun doğru bulunması çok kritiktir. Daha sonra yüzü belirten  $S$  yüzeyini, ayırıcı karakteristiğini koruyarak  $U$  düzlemsel üçgenlemesine çevirmiştir. Böylece yüzdeki üçgen düğümlerini düzleme taşımıştır.  $S$  yüzeyindeki her bir noktanın  $U$  düzlemine olan göreceli uzaklığından derinlik imgesi elde etmiştir. Göreceli derinlik imgesine TBA uygulayarak öznelilikleri çıkartmıştır. Önerdiği yöntem ile genel özyüz yöntemine göre %4 iyileştirme sağlamıştır.

Nirengi noktalarını bulmak için simetri eksenini kullanan diğer araştırmacı ise Gökberk'tir [19]. Çalışmasında nirengi noktalarını bulmak için küçük bir çerçeveyi şekil indisi üzerinde gezdirerek, her bir piksel için simetri değeri elde etmiştir. Yüzün düşey eksenini boyunca simetri eksenini üzerinde burun ucunu hassas olarak belirlemiştir.

Kakadiaris ve ark. [28] 3B model ile 2.5B derinlik imgeleri arasındaki deformasyonu modelleyen bir yöntem önermiştir. Poz değişimlerinin etkisini azaltmak için çok aşamalı hizalama yöntemi geliştirmiştir. Spin imgeleri ile hizaladığı yüzleri düzeltilmiş (trimmed) DYN ile nokta kümelerini birbirine kayıtlamıştır. Daha sonra yüzlerdeki geometrik karakteristikleri yakalamak için bozulabilen (deformable) model yaklaşımını kullanmıştır. Yaklaşım giriş yüzü ile model yüzü arasındaki bozulmayı modeller. Bu bozulma geometrik imge analiz yöntemiyle 2B imgeye dönüştürülür. İmge üzerinde dalgacık analizi ile katsayılar çıkartılır. Dalgacık dönüşümü için iki dönüşüm kullanılmıştır; Haar ve piramit. Önerilen yöntem FRGC Ver2 veritabanında 4007 yüz üzerinde test edilmiştir. Nötr yüzler için %99, tüm veritabanı için %97.3'lere varan başarı elde edilmiştir. Haar dönüşümü yaklaşık %2 daha iyi performans sağlamıştır.

### **2.3.3. Geometrik bilgiler**

Eğrilik imgeleri derinlik imgelerine göre birçok avantajlara sahiptir [20]. Eğrilik betimleyicileri hemen hemen yönelmeden bağımsızdır. Yüzeyleri tanımlamak için daha iyi bilgi taşıyabilirler. Eğrilik imgeleri 3B yüz tanımada ilk kullanılan yöntemlerden birisidir. Gordon ve ark. [20] derinlik imgeleri üzerinde ortalama ve Gauss eğriliklerini hesaplayarak bu eğriliklerin işaretlerine göre bölütlemiştir. Daha sonra göz ve burun gibi nirengi noktalarından geometrik parametreler çıkartmıştır. Parametrelerin gücünü belirlemek için FAD ile en ayırtedicilerini belirlemiştir. En ayırt edici 4 öznelik olan yüz genişliği, burun yüksekliği, derinliği ve genişliğini kullanıp Öklid uzaklık ölçütü ile karşılaştırarak tanıma yapmıştır. Deneysel çalışmalarını 8 kişiye ait 24 yüz ile gerçekleştirmiş ve %100 başarı elde etmiştir.

#### 2.3.4. Profil

Pan tanıma için yüz profilini ve yüzey bilgisini kullanmıştır [29]. Profil çıkartmak için kendi önerdiği bir yöntemle bulunan simetri eksenini kullanmıştır. 3D RMA veritabanında 30 kişi ile yaptığı testlerde %3,3 hata oranı (EER) elde etmiştir.

Beumier ve ark. 3B yüz elde etmek için yapısal ışık tabanlı bir veri edinme sistemini kullanarak 3D RMA veri tabanını hazırlamıştır [30]. Ayrıca bu veritabanında yüzey çakıştırma ve profilleri kullanan iki tanıma yöntemini test etmiştir. Deneysel çalışmalarda yüzey çakıştırma (SURF) %13, profilleri kullandığı yöntem ise %7.25 hata oranı (EER) göstermiştir. Deneylerinde sakal ve gözlük nedeniyle iyi verilerin elde edilmediği bir kişiye ait yüzler dışlanmıştır.

#### 2.3.5. Nokta imzaları

Chua ve ark. [31] 3B nesnelerdeki kompleks yüzeyleri tanımlayabilmek için nokta imzaları yöntemini geliştirmiştir. Nokta imzaları 3B bir noktanın komşularına göre yapısal özelliklerini tanımlayan bir tanımlayıcıdır. Bu tanımlayıcı, noktanın konum bilgilerinden çok daha fazla bilgi taşımaktadır. Nokta imzaları yöntemi ile 3B kompleks yüzeyler her bir nokta için 1B bilgiye dönüştürülmektedir. Bu nedenle 3B tanıma işlemi 1B'de yapılabilir. Nokta imzalarını hesaplamak için 3B nokta etrafında  $r$  yarıçaplı daire çizilip, referans vektöre göre normal vektörü çevrilerek elde edilen her bir açı için yüzeye olan uzaklık bilgisi, nokta imzası olarak adlandırılır. Ortalama ve Gauss eğriliklerin işaretleri ile yüzeylerin 8 ( $3 \times 3 = 9$  durum, biri geçersiz) farklı durumu vardır [32]. Nokta imzaları sadece yüzeylerin önceden formüle edilmiş 8 durumunu değil herhangi bir şekli tanımlayacak güce sahiptir. Belirtilen avantajlara karşın nokta imzaları yüksek işlem karmaşıklığına sahiptir. Dönme ve ötelemeden bağımsız olduğu için yüzeyleri karşılaştırmada kullanılmaktadır. Her bir nokta imzası diğer noktalardan bağımsız ifade edilebildiği için örtük veya eksik bölgelerin bir kısmını betimlemek için uygundur. Bu yöntem

özellikle poz değişiklikleri, eksik bölge örtme gibi yüz tanımda karşılaşılan problemlerin çözümü için potansiyele sahiptir. Konumdan bağımsız olması nedeniyle farklı ifadeler içeren yüzlerde %100 başarı elde edilmiştir.

Xu ve ark. 3B noktaları düzenli mesh olarak göstermiş, yerel şekil değişimi bilgisi ile tanıma yapmıştır. Deneyleri 3D RMA veritabanında 30 ve 120 kişilik deney kümeleri ile yapmıştır [33]. Her kişinin bir yüzünü test yüzü olarak, geri kalan yüzleri eğitim yüzü olarak kullanmıştır. Hızlı olduğunu belirttiği yöntemde 30 kişi için %96,1, 120 kişi için %72.4 başarı elde etmiştir.

İrfanoğlu ve ark. [34] Nokta Kümeleri Farkı (NKF) ile Nokta İmzaları (Nİ) yöntemini karşılaştırmıştır. Nokta kümeleri farkı DYN ile karşılaştırdığı yüzeyler arasında kalan hacmidir. 30 kişiye ait 3 yüzün bulunduğu 3D RMA veritabanında yaptığı testlerde Nİ ile NKF'nin yaklaşık aynı sonucu verdiğini, ancak Nİ'nin işlem karmaşıklığının daha yüksek olduğunu rapor etmiştir.

Gökberk ve ark. [35] 3D RMA veritabanında nokta kümeleri, derinlik imgeleri, profil ve şekil indisi tabanlı dört değişik yöntem ile tanıma yapmıştır. Elde edilen sonuçları karar seviyesinde (decision level) birleştirmeye yönelik farklı yöntemler analiz edilmiştir. Her kişiden 6 adet yüz bilgisi olmak üzere 106 kişinin 318 verisini galeri, 193'ünü ise sorguda kullanmıştır. Deneysel çalışmalarda DAA tabanlı seri birleştirme yönteminde ortalama %97.93 başarı elde etmiştir. Farklı tanıma yöntemlerinden elde edilen sonuçların öznelite veya karar verme aşamalarında farklı birleştirme yöntemleri ile analiz edilmesi tanıma başarılarını arttırmaktadır.

### 3. 3B YÜZ BULMA VE KAYITLAMA

3B yüz tanımda yüzün bulunması, gürültülerin temizlenmesi ve sonrasında tüm yüzlerin nirengi noktalarının aynı hizaya getirilmesi tanıma başarısını doğrudan etkilemektedir. Çünkü yüzler arasında çok belirgin bir fark yoktur ve küçük olan bu farkların gürültü ve hizalamadan kaynaklanan bozucu etkilerinden temizlenmesi gerekmektedir. İlk adım 3B verilerin önışlenmesidir. Bu amaçla 3B veriler filtrelenerek eksik bölgeler ara değerkleme ile tamamlanır. Özellikle kaş ve saç gibi bölgelerde bulunan eksiklerin doldurulması ve veri eldesi sırasında, 3B nokta elde etmede karşılaşılan gürültünün ayrıştırılmasıdır. Bu amaçla farklı filtreler ile darbe tipli gürültüler temizlenmektedir. İkinci adım, 3B veri içinden yüzün çıkartılmasıdır. Bu amaçla en çok kullanılan eğrilik imgeleri üzerinde Gauss ve ortalama eğriliklerin hesaplanmasıdır. Bu eğriliklerin işaretlerine göre yüzdeki farklı nirengi bölgeleri bulunur. 3. Adım ise yüzlerin birbirleriyle aynı hizaya getirilmesidir. Bu amaçla burun ucu, burun kemeri veya göz gibi belirgin yüz nirengi noktaları aynı hizaya getirilir ve referans yüze veya birbirine göre kayıtlanır.

Bu çalışmada öncekilerden farklı olarak 3B yüz bulma için yeni bir simetri ölçütü tanımlanarak 3B yüz bulmada bu ölçüt kullanılmaktadır. Ayrıca daha önce önerilen eğrilik imgesi tabanlı yüz bulma yöntemleri ile önerilen yöntemin başarısı karşılaştırılmıştır.

#### 3.1. Önışleme: Filtreleme, Eksik Bölge Tamamlama

3B yüz verileri genel olarak üç yöntemle elde edilebilir [36]. Birincisi pasif yöntem dediğimiz stereo kameralarla elde edilen derinlik imgeleridir. İki kameradan alınan görüntülerdeki noktalar karşıtılarak derinlik elde edilir. İkincisi aktif olarak adlandırılan ve yapısal ışıklandırma ve stereo kameralar ile elde edilen derinlik imgeleridir. 3B nesne üzerine projektör ve benzeri cihazlar ile ışık düşürülerek pasif yöntemle göre daha iyi derinlik bilgisi elde edilir. Üçüncüsü ise lazer tarayıcılarıdır.

Bu yöntemde yüze lazer yansıtılarak kamera ile alınan görüntülerden lazer çizgi üzerindeki noktaların 3B konum bilgileri hesaplanır. Bu üç yöntemin hepsinde de renkli doku bilgisi elde edilebilmektedir. En iyi derinlik bilgisi lazer tarayıcılar ile elde edilse de tüm yöntemlerde darbe tipli gürültüler oluşmaktadır. Özellikle kaş, göz bebeği ve saç gibi yüz bölgelerinde görülen bu gürültüler kayıtlama ve tanıma aşamasında problemlere yol açmaktadır. Bu nedenle 3B tarayıcılardan elde edilen verilere ön işleme uygulanması gerekmektedir.

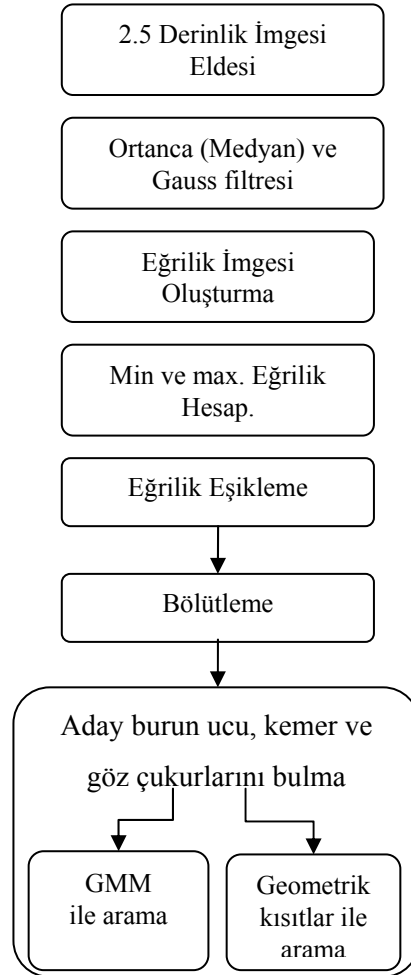
Genel olarak ön işleme iki kısımdan oluşmaktadır; filtreleme ve eksik bölge tamamlama. Ancak filtreleme doğrudan 3B verilere değil, 3B verilerden elde edilmiş derinlik imgelerine uygulanmaktadır. Böylece 2B imgeye dönüştürülmüş yüzler üzerine bilinen 2B filtreleme yöntemleri uygulanabilmektedir. Filtreleme, iki fazdan oluşmaktadır. Birinci fazda darbe tipli gürültüler ortanca filtre ile temizlenir. İkinci fazda ise yumuşatma filtreleri uygulanır. Yumuşatma amacı ile Gauss veya ortalama filtre uygulanabilmektedir. Burada önemli olan filtre boyutunun doğru seçilmesidir. Çünkü küçük boyutlu filtreler gürültüyü yeterince temizleyemezken, büyük boyutlu filtreler ise, yüzdeki önemli olan detayların kaybolmasına neden olabilmektedir. Biz, çalışmalarımızda genel olarak 5x5 filtreler kullandık. Diğer bir adım ise eksik bölgelerin tamamlanmasıdır. Özellikle göz-bebekleri ile saç ve kaş gibi bölgelerde karşılaşılan eksikler tamamlanmadığında, yüzdeki nirengi noktalarının hatalı bulunmasına veya çakıştırma başarısının düşmesine neden olabilmektedir. Bu amaçla ara değerlendirme yapılmaktadır. Biz de çalışmamızda doğrusal ara değerlendirme yöntemini kullandık.

### **3.2. 3B Yüz Bulma**

3B yüzü bulmak için en çok kullanılan yöntem eğrilik imgelerinde ortalama ve Gauss eğrilik değerlerinin hesaplanarak ilgili yüz nirengi noktalarının bulunmasıdır [37]. Bu yöntemde sadece 3B şekil bilgisi yeterlidir. Ancak bazı yöntemler doku bilgisinden yararlanmaktadır. Özellikle renk bilgisini kullanarak deriyi bulmaktadır

[38]. Böylece 3B yüz tanıma problem oluşturan kaş ve saç gibi bölgelerin dışlanabilmesini de sağlamaktadır. Ancak doku bilgisini de kullanılan yöntemlerde doku ile şekil bilgisinin çakıştığı varsayılmaktadır. Bu durum pratikte her zaman doğru değildir. Veri eldesi sırasında hareketten dolayı, şekil ve doku imgesi çakışmayabilmektedir.

Bu çalışmada burun ucunun bulunması için en çok kullanılan kıvrım betimleyicileri ve burada önerilen yöntem FRGC v2 veritabanında bulunan 4007 yüz ile karşılaştırılmıştır.

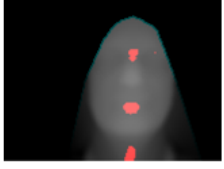
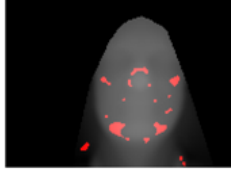
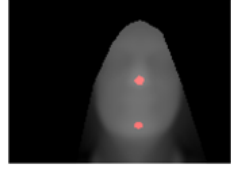
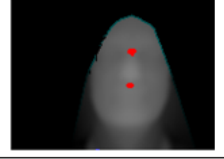
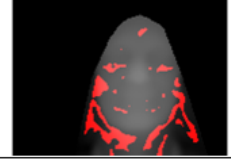
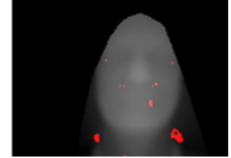
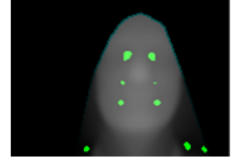


Şekil 3.1. Eğrilik imgeleri ile yüzün bulunması için adımlar

### 3.2.1. Eğrililik imgeleri ile burun ucunu bulma

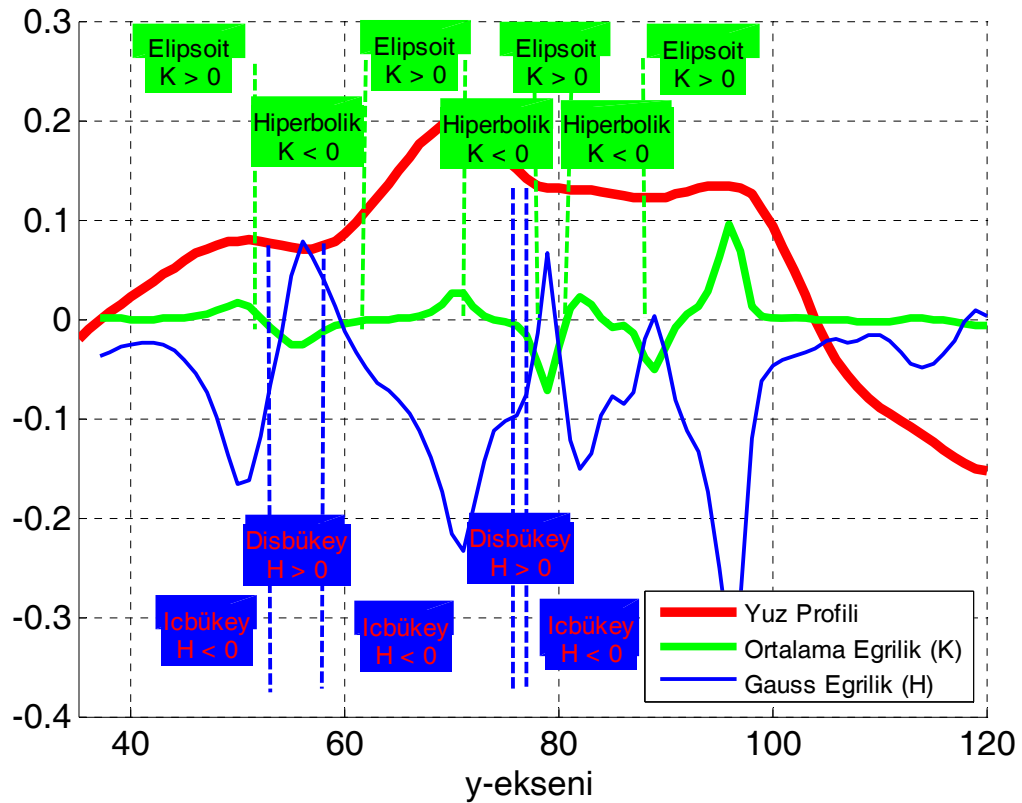
Kıvrım betimleyicileri döndürme ve ötelemeye dayanıklı olduğu için yüze ait karakteristiklerin elde edilmesinde sıklıkla kullanılmaktadır [7,32]. Genel olarak Şekil 3.1’de gösterilen adımlardan oluşmaktadır. Yüzler  $M \times N$  boyutlarında derinlik imgesi olarak ifade edildiğinde, imgedeki her bir  $(x_i, y_i)$  piksel için ortalama Gauss kıvrım değerleri hesaplanır. Kıvrım değerlerinin hesaplanmasında kullanılan 2. dereceden türevler gürültüye karşı çok bağımlı olduklarından, yüzeylere önce  $5 \times 5$  ortanca filtre sonra  $5 \times 5$  Gauss yumuşatma filtresi uygulandı.

Çizelge 3.1. Yüzeylerin ortalama (H) ve Gauss (K) eğrilik değerleri ile sınıflandırılması

|         | $K < 0$                                                                                                           | $K = 0$                                                                                                           | $K > 0$                                                                                                          |
|---------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| $H < 0$ | <b>Hiperbolik içbükey</b><br>  | <b>Silindirik içbükey</b><br>  | <b>Eliptik içbükey</b><br>  |
| $H = 0$ | <b>Hiperbolik simetrik</b><br> | <b>Düzlem</b><br>              | --                                                                                                               |
| $H > 0$ | <b>Hiperbolik dışbükey</b><br> | <b>Silindirik dışbükey</b><br> | <b>Eliptik dışbükey</b><br> |

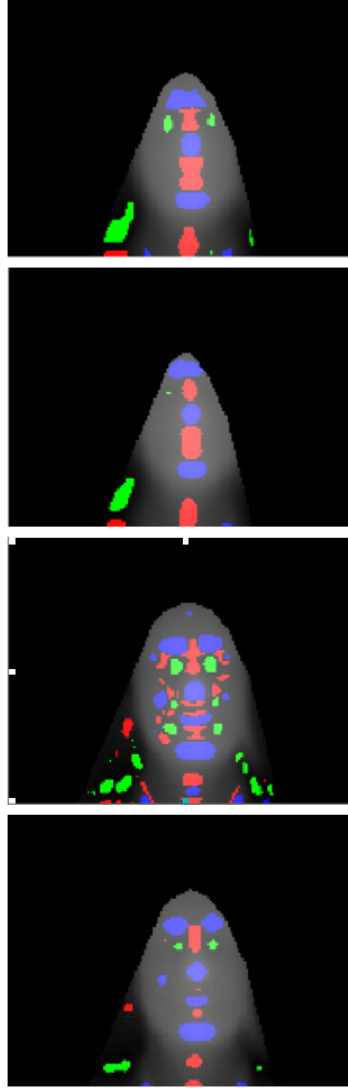
Yüzeyler ortalama (H) ve Gauss (K) eğrilik değerlerine göre Çizelge 3.1’deki gibi 8 farklı şekilde sınıflandırılabilir. Aynı tabloda açıklayıcı olması için HK

sınıflandırmasına göre yüze ait eğrilik bölgeleri verildi. Yüz bulmada en çok eliptik içbükey yapıda olan burun ucu, eliptik dışbükey göz çukuru ile hiperbolik yapıdaki burun kemeri kullanılmaktadır.



Şekil 3.2. Yüzün düşey ekseninde profili için HK sınıflandırması

Şekil 3.2’de bir yüz profili H ve K işaretlerine göre bölgelere ayrıldı. Yüzün simetri ekseninden geçen profil üzerinde ortalama eğrilik (K) işaretine göre yüzeyin elipsoit veya hiperbolik olduğu belirlenebilir. Pozitif K değerine sahip alın, burun ucu ve çene bölgesi elipsoit, negatif ortalama eğrilik (K) değerine sahip burun kemeri, dudak üstü ve dudak altı ise hiperbolik bir yapıdır. Profil üzerindeki noktaların içbükey veya dışbükey olmaları ise Gauss eğrilik değeri ile belirlenebilir. Negatif Gauss eğrilik değerine sahip alın, burun ucu ve çene içbükey bir yapı gösterirken, burun kemeri ve burun ucu altı dış bükey bir yapı göstermektedir.



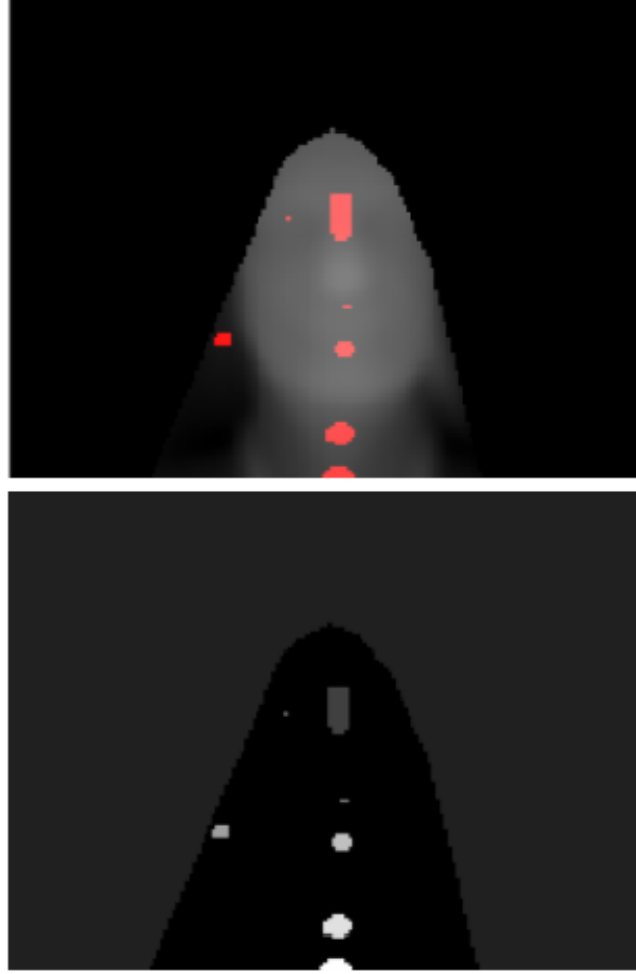
Şekil 3.3. (a) 4 kere aşağı örneklenmiş ve 11x11 Gauss filtresi uygulanmış derinlik imgesi için sonuçlar  
 (b) Ortalama ve Gauss filteresi uygulandığında nirengi noktaları (detaylar, özellikle göz çukurları kayboldu)  
 (c) 4 kere aşağı örneklenmiş ve 5x5 Gauss filteresi uygulanmış derinlik imgesi için sonuçlar  
 (d) Ortalama ve Gauss filteresi uygulanıp eşiklendikten sonra (detaylar, özellikle göz çukurları belirgin)

Yüze ait nirengi noktaları farklı eğrilik bölgeleri ile işaretlenmiştir. Örneğin burun ucu ve çene eliptik dışbükey, burun kemeri ve dudak-üstü hiperbolik simetrik, göz çukurları ve ağız kenarları eliptik içbükey bölgedir. Bu yüz bölgelerinin belirlenmesi

için H ve K eğrilik bölgelerini eşik değerleri ile karşılaştırarak, düşük eğrilik değerlerine sahip bölgeleri dışladık.

Dikkat edilirse Şekil 3.3 (c)'de istenmeyen farklı yüz bölgelerinde de gürültülü bölgeler oluşmaktadır. Bu bölgeleri dışlamak için Colombo ve ark. [7] H ve K imgelerini tekrar filtrelemiştir. Akagündüz ve ark. [25] ise aşındırma (erosion) ve genişletme (dilation) operatörlerini kullanmıştır. Ancak eğrilik bölgelerinin filtrelenmesi özellikle göz gibi küçük nirengi bölgelerinin kaybolmasına neden olmaktadır (Şekil 3.3(b)). Biz de çalışmamızda farklı bir yol izleyerek belirlenen eğrilik bölgelerini filtreledikten sonra tekrar eşikleyerek Şekil 3.3 (c)'deki küçük bölgeleri dışlayarak daha belirgin ve elipsoit yüz bölgelerini elde ettik. Ayrıca göz gibi bölgeler hala belirgin olarak kalmıştır (Şekil 3.3-d).

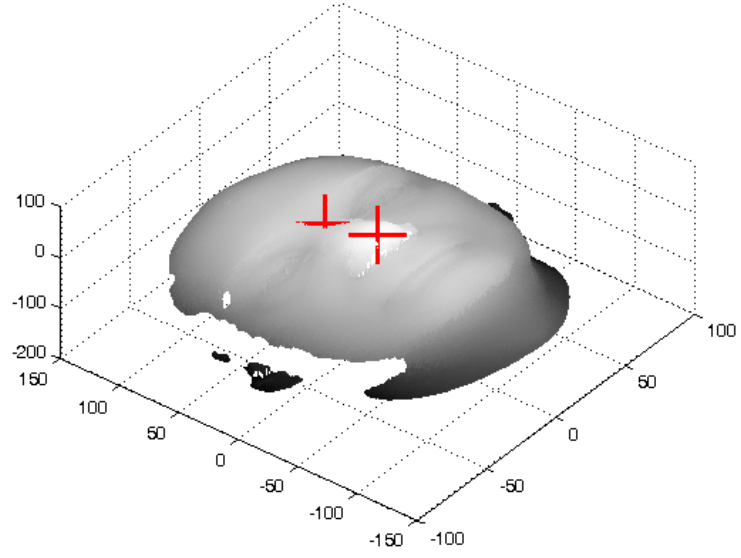
Farklı eğrilik değerleri bulunduktan sonra bu bölgelerin bölütlenmesi gerekmektedir. Şekil 3.4'te silindirik konveks bölgeler eşiklenerek aynı yüz üzerinde kırmızı ile işaretlenmiştir. Daha sonra bu bölgeler bölütlenerek her bölütün ağırlık merkezi ve piksel sayısı belirlenmiştir. Her işlem, hiperbolik simetrik ve eliptik dışbükey bölgeler içinde uygulanarak, her bir bölgenin ağırlık merkezi ve piksel sayısı kaydedilmiştir.



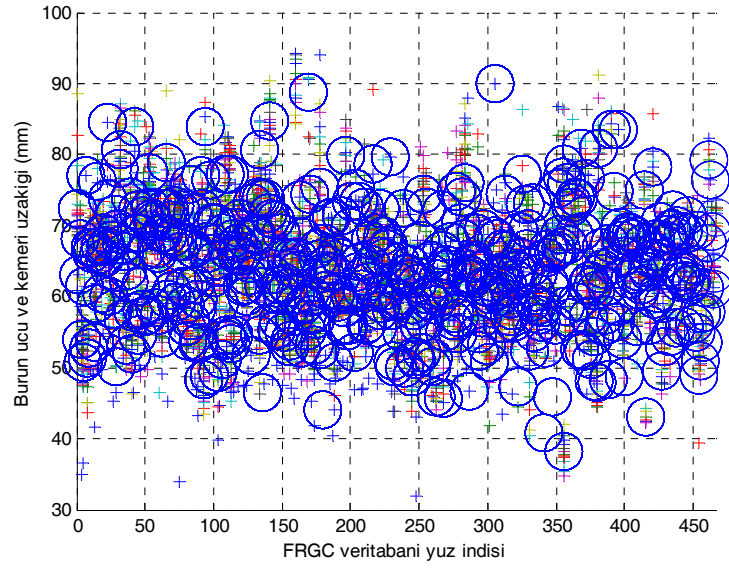
Şekil 3.4. (a) silindirik konveks bölgeler (b) bölütlenmiş ve gri seviye ile numaralandırılmış silindirik konveks bölgeler

#### Geometrik ölçütler

Eğrilik haritaları incelendiğinde en kararlı 3 yüz bölgesi bulunmaktadır; burun ucu, burun kemeri ve göz çukurları. Yüz bu 3 yüz bölgesinden oluşursa bu bölgeler arasında bulunan geometrik kısıtlarla yüz bulunabilir. Biz çalışmamızda bu bölgeler arasındaki uzaklığı ve her bir bölgenin alanını (piksel sayısını) ölçüt olarak belirledik; buna göre 2 göz çukuru, 1 burun ucu ve 1 burun kemeri arasında Çizelge 3.2'deki 10 farklı ölçütün sağlanması gerekmektedir;



(a)



(b)

Şekil 3.5. (a) Yüz bulma yöntemiyle çıkartılan 3B şekil ve doku bilgisi (b) ‘+’ işaretli noktalar, FRGC Ver2 veritabanında her yüz için burun ucu ve kimeri arasındaki uzaklığı, ‘O’ işaretli noktalar her birey için bulunan yüzlerin, burun ucu ve kimeri arasındaki ortalama uzaklığı göstermektedir

Çizelge 3.2. Yüz bulma için kullanılan eğrilikler arasındaki geometrik ilişkiler.

|              |                                                  |
|--------------|--------------------------------------------------|
| $p_{uc}$     | Burun ucu piksel sayısı                          |
| $p_{kem}$    | Burun kemeri piksel sayısı                       |
| $p_{g1}$     | 1. göz çukuru piksel sayısı                      |
| $p_{g2}$     | 2. göz çukuru piksel sayısı                      |
| $d_{uc,kem}$ | Burun ucu ve kemeri arasındaki uzaklık           |
| $d_{uc,g1}$  | Burun ucu ve 1. göz çukuru arasındaki uzaklık    |
| $d_{uc,g2}$  | Burun ucu ve 2. göz çukuru arasındaki uzaklık    |
| $d_{kem,g1}$ | Burun kemeri ve 1. göz çukuru arasındaki uzaklık |
| $d_{kem,g2}$ | Burun kemeri ve 2. göz çukuru arasındaki uzaklık |
| $d_{g1,g2}$  | 1.göz çukuru ve 2. göz çukuru arasındaki uzaklık |

Bu şartları sağlayan dörtlü, yüz olarak belirlenir. Burada önemli olan bu ölçütlerin belirlenmesidir. Ölçütler deneysel olarak belirlendi. Şekil 3.5'te FRGC Ver2 veritabanında bulunan 466 bireye ait 4007 yüzün burun ucu ve kemeri arasındaki uzaklık ( $d_{uc,kem}$ ) ve her birey için ortalama uzaklık verilmiştir. Burun boyutu 30-100 mm arasında değişmektedir. O nedenle burun ucu ve kemeri arasındaki uzaklık  $30 \text{ piksel} < d_{uc,kem} < 100 \text{ mm}$  olarak belirlenmiştir.

#### Gauss Karışım Modeli

Derinlik imgeleri üzerinde HK işaretlerine göre yüz bölgelere ayrıldıktan sonra, iç bükey elipsoit bölgelerden göz çukuru, dış bükey elipsoit bölgelerden burun ucu, hiperbolik bölgelerden burun kemeri olacak şekilde yüz kombinasyonları hazırlandı. Burada bir yüzün bir burun ucu, bir burun kemeri ve 2 göz çukurundan oluştuğu varsayılmaktadır. Bu dört önemli yüz nirengi noktası arasında bulunan uzaklık değerleri ile her bir nirengi noktasının piksel sayısı arasında istatistiksel bir ilişki vardır. Bu ilişki istatistiksel olarak modellenirse, bu modele uyan kombinasyonlar yüz olarak işaretlenebilir. Bu çalışmada istatistiksel ilişki GKM ile modellenmiştir.

Gauss olasılık dağılım fonksiyonu (pdf) basitliği ve dağılımları modelleyebilme özelliği nedeniyle birçok uygulamada kullanılmaktadır.

O vektörüne ait pdf aşağıdaki gibi ifade edilebilir;

$$N(o; \mu, \Sigma) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d |\Sigma|}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (o - \mu)^T \Sigma^{-1} (o - \mu) \right] \quad (3.1)$$

Bu denklemde  $d$  vektör boyutu,  $\mu$  tüm eğitim vektörlerinin ortalaması,  $\Sigma$  kovaryans vektörüdür.

Gauss karışım modeli,

$$P(o) = \sum w_m N_m(o; \mu_m, \Sigma_m) \quad (3.2)$$

olarak yazılabilir.

Biz çalışmamızda 10 farklı bilgiyi kullanarak öznitelik vektörünü elde ettik. Bunlar, bir önceki yöntemde kullanılan ve Çizelge 3.2’de verilen geometrik ilişkilerdir.

Yüz veritabanındaki ilk 100 bireye ait 977 yüzden elde edilen burun ucu, burun kemeri ve göz çukuruna ait 10 farklı değişken GKM yi eğitmek için kullanıldı. GKM’de merkez sayısının, başarıyı çok etkilemediği, en iyi sonucun 3 merkezli GKM ile elde edildiği rapor edildiğinden, deneysel çalışmalarda 3 merkezli GKM kullanıldı [37].

### 3.2.2. AKD tabanlı simetri analizi ile yüz bulma

Yüz bulma ve tanıma yöntemleri yüzde bulunan simetriden faydalanmıştır. Özellikle eksik bölgelerin tamamlanması, nirengi noktalarının tespiti ile ilgili çalışmalar

yapılmıştır. Yüz bulma ile ilgili çalışmalarda simetri, farklı yöntemlerle birlikte kullanılmıştır. Örneğin Gökberk ve ark. [9] yaptığı çalışmada, burun ucunu bulduğu simetri eksenini üzerinde arayarak daha kesin bir burun ucu bulmaya çalışmıştır. Ancak, burada önerdiğimiz yöntem, yüz bulma işlemi için sadece simetri bilgisinden yararlanılmaktadır ve simetri ölçütü olarak yeni önerdiğimiz AKD tabanlı bir yöntem kullanılmaktadır.

### Simetri ölçütü

Simetri ölçütü için AKD'nin simetri özelliğinden yararlanılmıştır. Simetrik sinyallerin enerjileri çift indisli katsayılarla toplanmaktadır [39]. AKD'nin bu özelliği şu şekilde gösterilebilir;  $f(x)$  sinyali için 1B AKD  $C(u)$ ;

$$C(u) = w(u) \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \cos\left(\frac{(2x+1)\pi u}{2N}\right) \quad w(k) = \begin{cases} 1/2, & k=1 \\ 0, & \text{diğer} \end{cases} \quad (3.3)$$

$C(u)$  tek ve çift olmak üzere iki bileşene ayrılabilir;

$$\begin{aligned} C(u) &= C_e(u) + C_o(u) \\ C_e(u) &= C(2v); \\ C_o(u) &= C(2v+1); \quad v = 0, 1, 2, \dots, N/2 - 1 \end{aligned} \quad (3.4)$$

$$\begin{aligned} C(2v+1) &= w(2v+1) \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \cos\left(\frac{(2x+1)\pi(2v+1)}{2N}\right) \\ C(2v+1) &= w(2v+1) \sum_{x=0}^{N/2-1} f(x) \cos\left(\frac{(2x+1)\pi(2v+1)}{2N}\right) + \sum_{x=N/2}^{N-1} f(x) \cos\left(\frac{(2x+1)\pi(2v+1)}{2N}\right) \\ C(2v+1) &= w(2v+1) \sum_{x=0}^{N/2-1} \left\{ f(x) \cos\left(\frac{(2x+1)\pi(2v+1)}{2N}\right) + f(N-1-x) \cos\left(\frac{(2(N-1-x)+1)\pi(2v+1)}{2N}\right) \right\} \\ C(2v+1) &= w(2v+1) \sum_{x=0}^{N/2-1} \left\{ f(x) \cos\left(\frac{(2x+1)\pi(2v+1)}{2N}\right) + f(N-1-x) \cos\left(\frac{2N\pi(2v+1)}{2N} - \frac{(2x+1)\pi(2v+1)}{2N}\right) \right\} \\ C(2v+1) &= w(2v+1) \sum_{x=0}^{N/2-1} \left\{ f(x) \cos\left(\frac{(2x+1)\pi(2v+1)}{2N}\right) + f(N-1-x) \cos\left(\pi - \frac{(2x+1)\pi(2v+1)}{2N}\right) \right\} \end{aligned} \quad (3.5)$$

Tek indisli terimler tekrar düzenlendiğinde Eş. 3.5 elde edilir. Eş. 3.5'te simetrik sinyaller için  $f(x)=f(N-1-x)$  ve iyi bilinen trigonometrik eşitlik  $\cos\left(\frac{(2x+1)\pi(2v+1)}{2N}\right) = -\cos\left(\pi - \frac{(2x+1)\pi(2v+1)}{2N}\right)$  kullanılırsa, tek indisli terimler sıfır olur  $\{C(2v+1)=0\}$ . Simetrik sinyaller çift indisli terimlere sahip olur ve  $C(u)=C_e(u)$  yazılabilir. Simetrik bir sinyalin tüm enerjisi çift indisli terimlerde bulunmaktadır. Bu durum sadece ideal simetrik sinyaller için geçerlidir. Pratikte ise sinyalin simetrisine göre enerji çift indisli terimlerde toplanır. Bu sonucu kullanarak simetri ölçütünü tanımlayabiliriz;

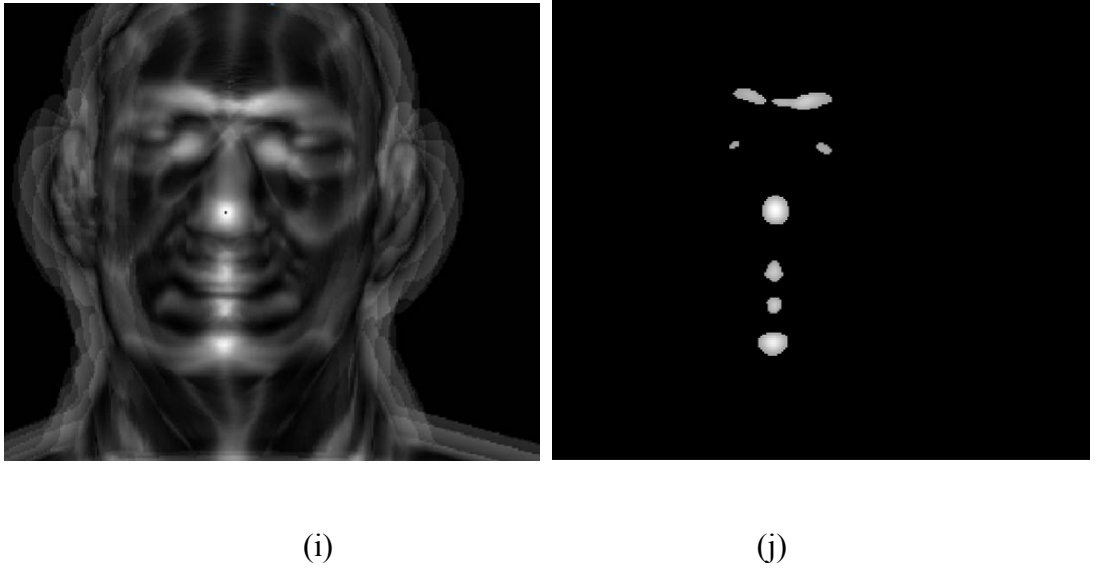
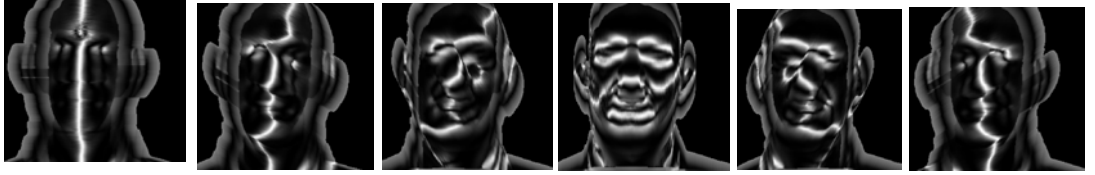
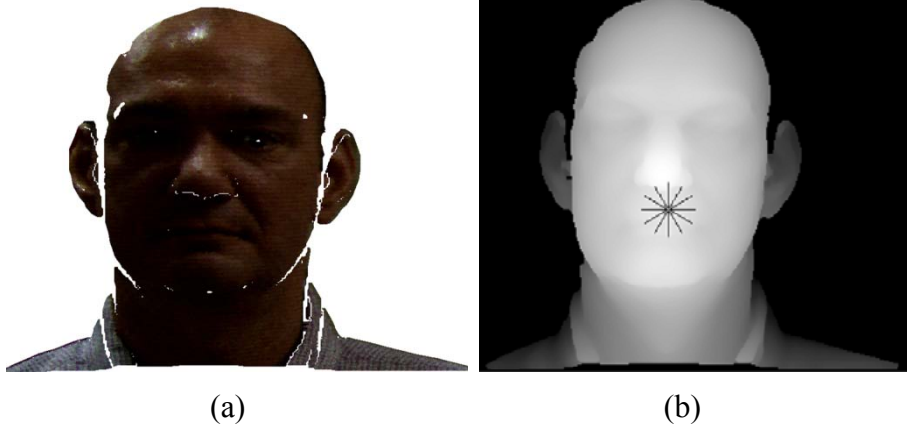
$$Sym_{1D} = \frac{\sum_{k=1}^{N/2-1} |C(2k)|^2}{\sum_{k=1}^{N-1} |C(k)|^2} \quad (3.6)$$

Simetri ölçütünde en büyük problem düzlem bölgeleridir. Çünkü bu yüzeylerde AC AKD katsayıları sıfıra yaklaştığından, çok küçük bir gürültü simetri ölçütünde hataya neden olmaktadır. Şekil 3.7'de Kovesi'nin [40] önerdiği faz geçiş (Phase Congruency) yöntemi ile bulunmuş simetri imgesi görülmektedir. Benzer durum Kovesi'nin önerdiği simetri ölçütünde de problem oluşturmaktadır. Bu problem çok küçük bir katsayı kullanılarak halledilebilir. Şöyle ki; yüzeyler için AC terimler çok küçük değer alıyor, bu durumda eşitlik (3.6)'te payda da bulunan AC terimlerin enerjileri toplamına  $\epsilon$  terimini ekleriz. Böylece küçük AC enerjisine sahip düzlem noktalarında simetri sıfıra yaklaşacaktır.

$$Sym_{1D} = \frac{\sum_{k_1=1}^{N/2-1} |C(2k)|^2}{\sum_{k=1}^{N-1} |C(k)|^2 + \epsilon} \quad (3.7)$$

Buradaki eşitlik bir boyut için geçerlidir. Ancak formül, 2B imgelere farklı açı ve ölçeklerde uygulanarak 2B ye genişletilebilir. Bu amaçla imge üzerinde merkez noktası  $(x_i, y_i)$  pikseli plan  $d$  uzunluğunda farklı açılarda  $a$  adet kesit alınır. Her bir kesit için Eş. 3.7'deki formül kullanılarak  $a$  açısı için simetri değeri hesaplanır. Farklı  $a$  açıları için hesaplanan simetri değerleri toplanarak yönsüz simetri değeri bulunur. Her bir piksel için bu simetri değeri hesaplanır.

Şekil 3.6 (a)'da FRGC Ver2 veritabanından alınan 3B bir yüz görülmektedir. Şekil 3.6 (b)'de ise  $30^\circ$  aralıklarla  $0-180^\circ$  açılarda alınmış kesitler görülmektedir. Her bir kesit için Eş. 3.7'de verilen simetri değeri her bir piksel için hesaplanmıştır. Şekil 3.6 (c-h)'de farklı açılar için hesaplanan simetri imgeleri görülmektedir. İmge üzerindeki her bir piksel simetri değerine göre 0-1 arasında değişen değer almaktadır. Beyaz noktalar simetri değerinin en yüksek olduğu noktalardır. Bilindiği gibi yüz burun ucundan geçen eksen boyunca simetriktr.  $0^\circ$  için simetri değeri simetri ekseninde en yüksek değerini almaktadır. Şekil 3.6 (f)'de ise  $90^\circ$  için simetri haritası verilmiştir. Beklendiği gibi yatay simetrik yüz bölgeleri, kaş ve dudak bölgeleri simetri değerinin en yüksek olduğu bölgelerdir. Diğerleri ise belirtilen açıdaki simetri haritalarıdır. Tüm açılardaki simetri değerleri toplanırsa Şekil 3.6 (i)'de verilen simetri haritası elde edilir. Bu imge incelendiğinde özellikle yüzün düşey eksenindeki simetri ekseninde bulunan burun ucu, çene gibi bölgelerin, yatayda ise kaş ve dudak gibi nirengi noktalarının simetrik olduğu görülür. Yaptığımız deneylerde en yüksek simetriye sahip noktanın burun ucunda olduğunu gördük, ikinci en yüksek simetri çene bölgesinde sağlanmaktadır. Ancak en yüksek simetri hemen hemen tüm yüzlerde burun ucunda sağlanmaktadır. FRGC Ver2 veritabanında 4007 yüz üzerinde yaptığımız çalışmada sadece 5 yüz için hata oldu.



Şekil 3.6. (a) FRGC 2 veritabanından alınan 3B bir yüz (b) derinlik imgesi üzerinde  $30^\circ$  aralıklarla  $0-180^\circ$  arasında alınan kesitler (c-h)  $0-180^\circ$  için simetri imgeleri (i) tüm açılarda simetri imgelerinin toplamı (j) toplam simetri imgesinin eşiklenmiş hali

Bu sonuçlar, eğrilik imgelerinden elde edilen sonuçlarla da paraleldir. Eğrilik imgelerinde eliptik içbükey yüzey bölgesi olarak burun ucu ve çene çıkmaktadır. Burun ucu genel olarak en belirgin eliptik içbükey nirengi noktasıdır ve bu özelliği ile burun ucu bulmada kullanılır. Ancak bazı yüzlerde çene ucu, burun ucundan daha belirgin olmakta ve burun ucu bulmada hataya neden olmaktadır. Bu problemi aşmak için burun kemeri ve göz çukuru ile olan geometrik ilişkisine bakılmaktadır. Diğer bir sorunlu yüz bölgesi ise ağızdır. Özellikle farklı yüz ifadeleri için açık olan ağız, çok yüksek eğrilik değerine sahip olmakta, burun ucu bulmak için sorun oluşturmaktadır. Çünkü açık olan ağız için dudaklar burundan çok daha fazla eğrilik değerine sahip olmaktadır.

$M \times N$  boyutlarında bir imge için işlem karmaşıklığı

$$O = MN ad \log(d) \quad (3.8)$$

Burada  $d$  belirlenen açıdaki çizgi uzunluğu,  $a$  yönelme sayısıdır.



Şekil 3.7. Kovesi'nin [40] önerdiği Faz Geçişi (Phase Congruency) yöntemi ile elde edilen simetri imgesi

### 3.2.3. Deneysel sonuçlar

Testlerimizi FRGC ver2.0 veritabanında bulunan 466 bireye ait 4007 adet 3B yüz üzerinde gerçekleştirdik. 3B yüzler hem doku hem de derinlik imgesinden oluşmaktadır. Ancak biz sadece şekil bilgisini kullandık. Veritabanında bulunan

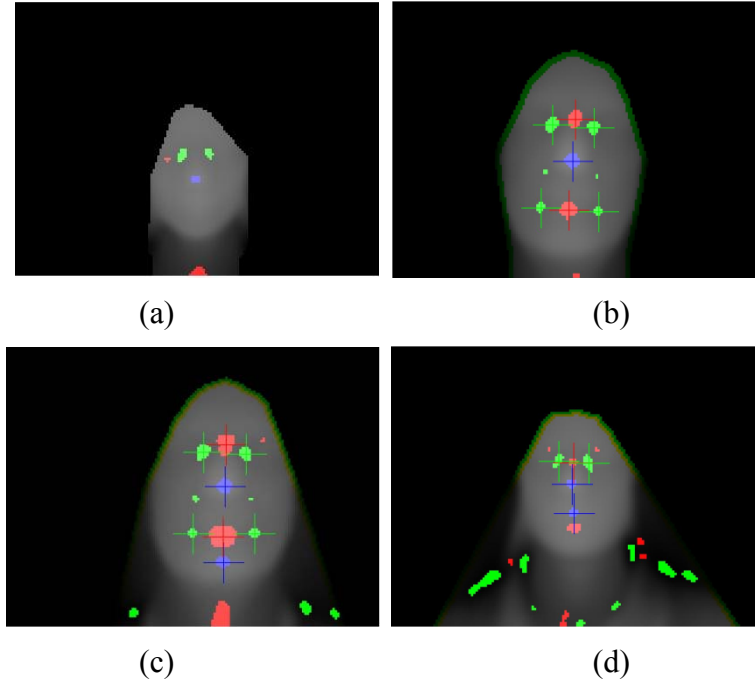
yüzler hem nötr hem de ifade değişimlerine sahip olduğundan, yöntemler ifade değişimlerine karşı da test edilmiştir.

Eğrilik imgesi ve geometrik ölçütler:

Deneylerimizde, Bölüm 3.2.1 ve 3.2.2’de verilen 3 yöntem ile test ettik. Birinci yöntemde eğrilik imgeleri üzerinde bulunan bölgeler Gauss ve ortalama eğrilik değerlerine göre sınıflandırılmış, burun ucu, burun kemeri ve göz olmaya aday bölgeler arasında geometrik ilişkiler farklı eşik değerleri ile karşılaştırılarak burun ucu bulunmaya çalışılmıştır. Çizelge 3.3’te 1. yöntem ile elde edilen burun ucu bulma yönteminin sonuçları görülmektedir. 4007 yüzden 37 tanesinde burun ucu bulunamamıştır. Bu hatalı yüzler incelendiğinde dört adet nirengi noktalarından bazılarının eksik olduğu görülmüştür. Örneğin, Şekil 3.8 (a)’da burun kemeri bulunamadığı için, burun ucu belirlenemeyen bir yüz görülmektedir. Yöntem, 4 temel yüz elemanı; burun ucu, kemeri ve göz çukurlarını dikkate aldığı için bir tanesinin bile eksik olması, burun ucunun kesin olarak belirlenememesi için yeterlidir.

Çizelge 3.3. 1. yöntem için burun ucu bulma sonuçlarının sınıflandırılması

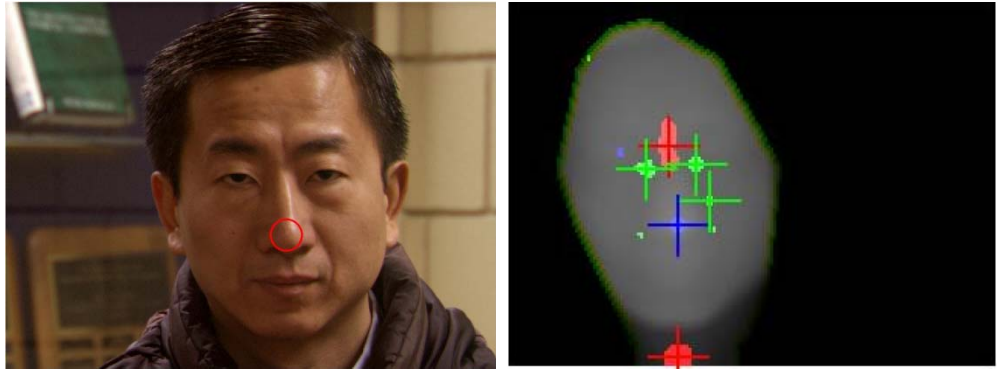
| Burun ucu | Burun ucu sayısı | Yüz sayısı (@4007) |
|-----------|------------------|--------------------|
| Yok       | -                | 37 (%0.92)         |
| Var       | 1                | 3599 (%89.81)      |
|           | >1               | 371 (%9.25)        |



Şekil 3.8. (a) Burun ucu bulunamayan yüzlerden bir örnek, burun kemeri olmadığı için burun ucu bulunamadı (b) Dönme bağımsız yüz bulmanın hatası (c) Burun ucu hatalı bulunmuş (d) burun ve kemer arası uzaklık 100 piksel alındığından, dudakta oluşan dışbükey elipsoit iki burun ucu bulunmasına neden olmaktadır.

Burada problem, asıl olarak, eğrilik imgesinde HK için seçilen eşik değerlerinin büyük olmasından kaynaklanmaktadır. Ancak eşik değeri küçük seçilirse, kararlı olmadığı halde yüz ve yüz olmayan bölgelerdeki kıvrımlarda istenmeyen aday bölgelerin sayısı artmaktadır. Diğer bir problem ise yüzde dudak, ağız gibi bölgelerde oluşan eğrilik bölgelerinin burun kemeri ve göz çukuru ile aynı özelliklere sahip olması ve birden fazla burunu ucunun bulunmasıdır. Bu durum Çizelge 3.3'te diğer bir hata olan birden fazla burun ucunun bulunmasına neden olmaktadır. Bu şekilde 371 tane, birden fazla hatalı yüz bulunmaktadır. Hatalar genel olarak 2 tipte oluşmaktadır. Şekil 3.8 (b)'de birden fazla burun ucu bulunmuş yüz görülmektedir. Hata, dudak ucunun kemer, dudak kenarlarının ise göz çukuru özelliği göstermesinden kaynaklanmaktadır. Şekil 3.8 (c)'de ise hata aynı şekilde dudak ucunun burun kemeri, dudak kenarlarının göz çukuru özelliği göstermesinden kaynaklanmıştır. Ancak 1. hatadan bir farkla ayrılmaktadır; çene burundan sonra

burun gibi elipsoit dışbükey özelliği gösteren en belirgin yüz bölgesidir. Bu özelliği nedeniyle burun ucuyla karışmıştır. Dolayısıyla 2. burun ucu, hatalı olarak, çene ucu olarak bulunmuştur. Burada şöyle bir çözüm akla gelebilir; burun ucunun burun kemerinden aşağıda olması kural olarak belirlenebilir. Ama bu durumda, yöntem dönmeden bağımsız olma özelliğini kaybedecektir. Şekil 3.8 (d)'de ise daha farklı bir hata oluşmuştur. Burun ucu ile aynı eğrilik özelliği gösteren dudak ucu, 2. burun ucu olarak işaretlenmiştir. Burada çözüm burun ucu ve burun kemeri arasındaki uzaklığın düşürülmesi olarak düşünülebilir, ancak bu durumda burun ucu ve kemeri arasındaki uzaklık büyük olan yüzlerde yüz bulamama hatası oluşacağı bilinmelidir. Örneğin Şekil 3.9'daki yüzde bu uzaklık 98 piksel olarak görülmektedir. 100 pikselin altında seçilecek bir sınır değeri bu yüz için hata oluşturacaktır.



Şekil 3.9. Kemer üzerinde bulunan uzun çizgi, kemerin uzun (burun ucu ile kemeri arası 98) çıkmasına neden olmaktadır.

Bu çalışmada burun uçları için referans ölçütümüz, veritabanında verilen elle işaretlenmiş burun ucu koordinatlarıdır. Bu koordinatlar ile yöntemlerin buldukları burun ucu arasındaki Öklid uzaklığı 20 pikselden büyük olduğunda burun ucu hatalı olarak bulunmuş sayılmaktadır. Bu şekilde hatalı olarak bulunduğunu düşündüğümüz yüzler incelendiğinde, veritabanında verilen ve elle işaretlenmiş noktalarda hatalar olduğu görülmüştür. Çünkü elle işaretlemeler doku imgelerine göre yapıldığından, 3B şekil bilgisi ve dokunun çakışmadığı imgelerde hatalar olmaktadır. Çünkü 3B şekil bilgisinin elde edilmesi için yaklaşık 1 saniyelik bir süreye ihtiyaç vardır. Bu

süre esnasında bazı bireylerin yüzünde oluşan hareket nedeniyle şekil ve doku bilgisi tam çakışmamaktadır. Yöntemimiz sayesinde bu yüzler otomatik olarak bulunmaktadır. Şekil 3.10'da burun ucu, şekil bilgisi üzerinde doğru olarak bulunmasına karşın, doku imgesi ile şekil imgesinin çakışmaması nedeniyle hata olarak algılanmaktadır. Ayrıca doku imgesi incelendiğinde çekim esnasında yüzde hareket olduğu görülebilmektedir.

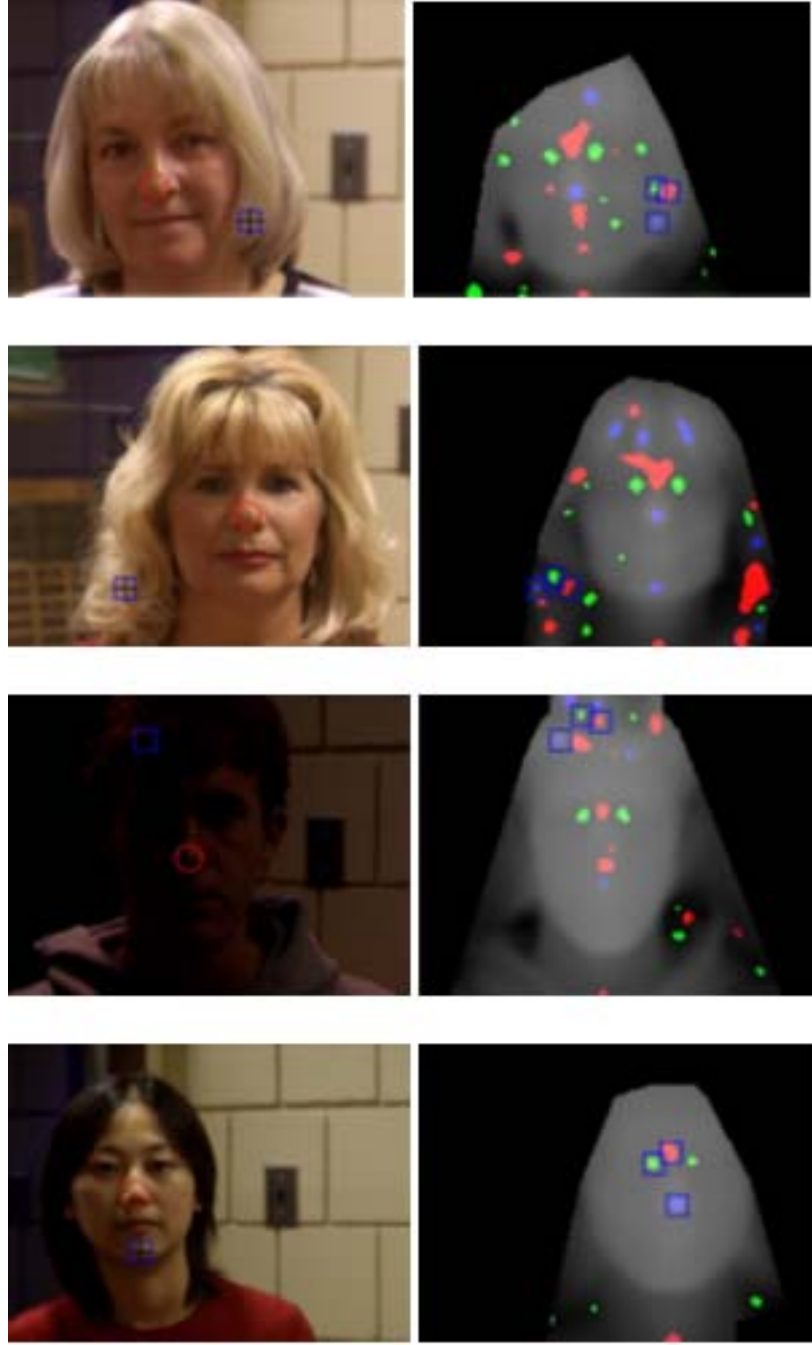


Şekil 3.10. Şekil ve doku arasında çakışma sorunu (a) doku imgesi; kırmızı yuvarlak elle işaretlenmiş burun ucu, '+' işareti şekil imgesinden bulunan burun ucu (b) şekil imgesi burun ucu mavi '+' ile işaretlenmiş.

#### Gauss karışım modeli

GKM'i 100 bireye ait 977 adet yüz üzerinde eğittik. Bu çalışmada 3 merkezli GKM modeli kullanıldı. GKM, Çizelge 3.2'de verilen 10 değişken ile istatistiksel model oluşturmaktadır. Deneylerde burun ucu, kemeri ve göz çukurlarından oluşan tüm 4'lü kombinasyonlar listelenerek, bu kombinasyonlar içinden yüz olmaya aday en yüksek olasılığa sahip olan yüz dörtlüsünün elipsoit dışbükey noktası burun ucu olarak belirlenmiştir.

4007 yüz üzerinde yaptığımız deneylerde %99.62 başarı elde edildi. Sadece 15 yüzde hata oluştu. Şekil 3.11'de, bu hatalar incelendiğinde, büyük bir kısmında saç gibi gürültülü bölgelerde oluşan nirengi noktalarının benzeri eğrilik noktalarının hataya neden olduğu görülmüştür.

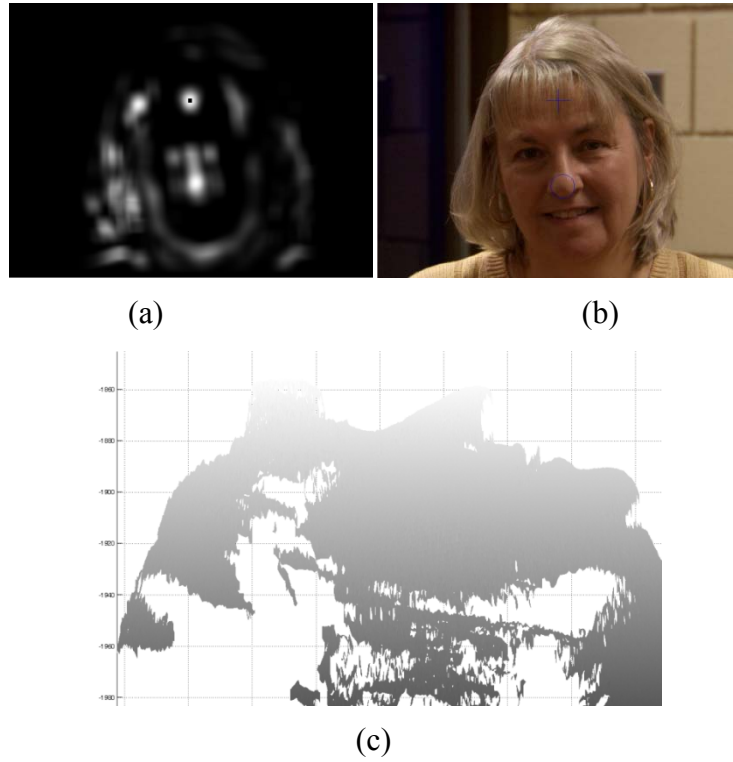


Şekil 3.11. Gauss Karışım Modeli yöntemi ile bulunan yüzlerdeki hatalı burun uçları

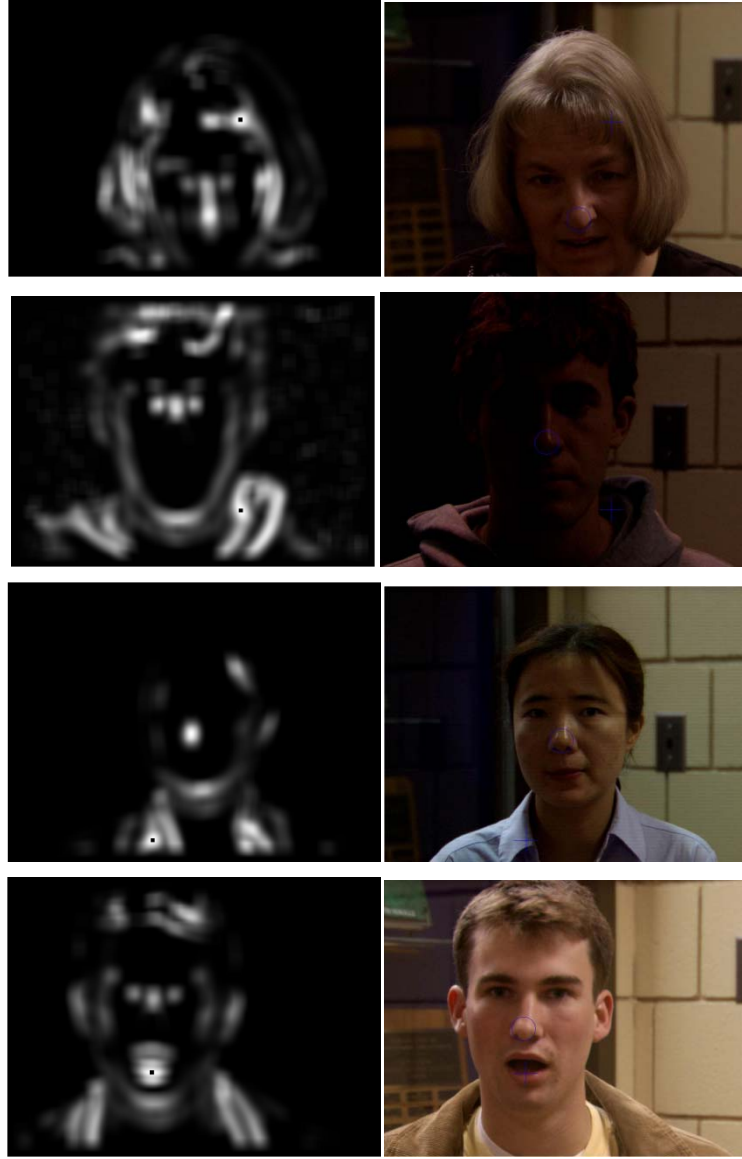
#### AKD tabanlı simetri ölçütü ile yüz bulma deney sonuçları

Test ettiğimiz 3. yöntem, burun ucunu bulmak için bizim tanımladığımız AKD tabanlı simetri ölçütünü kullanmaktadır. 1. ve 2. yöntemden farklı olarak eğrilik

imgelerinin hesaplanmasına ihtiyaç yoktur. Eğrilik imgelerinde burun ucunu bulmak için göz ve kemer gibi yardımcı elemanlara ihtiyaç duyulmaktadır. Ancak önerdiğimiz yöntemde burun ucu doğrudan bulunabilmekte, en yüksek simetri değerine sahip nokta burun ucu olarak seçilmektedir. 4007 yüz üzerinde yaptığımız testlerde sadece 5 yüzde hata olmuştur. Şekil 3.13'te hatalı imgeler incelendiğinde hatayı saç, yaka ucu ve çene gibi 3 farklı noktada olduğu görülmüştür. Burada en beklenmeyen hata Şekil 3.12 (a)'da saçlarda oluşan hatadır. Saçlar gürültülü olmasına karşın simetri beklenmez.



Şekil 3.12. Simetri ölçütü kullanılarak hatalı bulunan burun ucu. (a) derinlik imgesi (b) doku imgesi (c) nokta kümesi gösterimi. Burun ucu alnı örten saçlardan dolayı hatalı bulunmuştur.



Şekil 3.13. Simetri ölçütü kullanılarak hatalı bulunan burun uçları

Hatayı açıklamak için Şekil 3.12 (c)'deki gibi 3B yüzün profilden bakıldığında, saçların gürültülerinin filtreleme ve eksik bölge doldurma aşamasında, gürültülerinden ayrıştırılarak elipsoit içbükey bir şekil aldığı bu nedenle de simetri değerinin yüksek çıktığı görülmektedir. Diğer hatalar yaka ve çene gibi simetrisi yüksek olabilecek noktalarda oluştuğu görülmüştür (Şekil 3.13). Daha önce karşılaşılan şekil ve doku imgesinin çakışmamasından kaynaklanan burun ucunun hatalı bulunması burada da söz konusudur (Şekil 3.14).



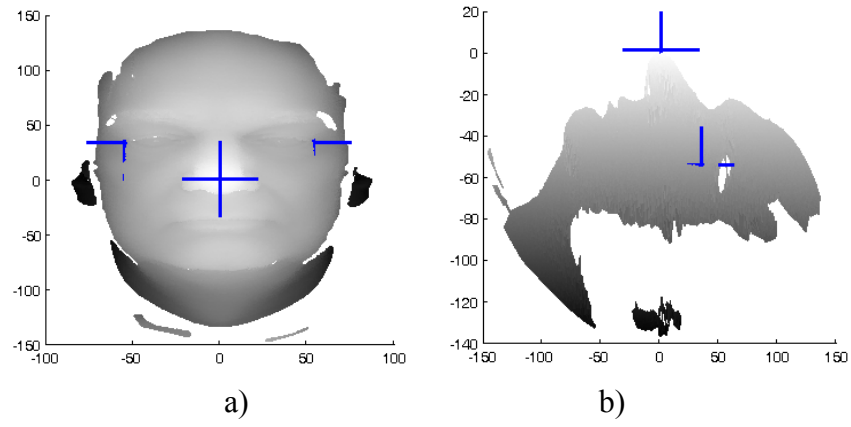
Şekil 3.14. Şekil ve dokunun çakışma hatasından kaynaklanan burun ucunun farklı noktalarda çıkması

Bu bölümde 3B yüzlerin bulunması için simetri tabanlı yöntem önerildi. Simetri ölçütü olarak AKD terimleri kullanıldı. Her piksel için farklı açılarda hesaplanan simetri ölçütü o piksel için yönsüz simetriyi vermektedir. Yüz imgeleri burun ucundan geçen düşey eksen boyunca simetriktir. Bu eksen boyunca en simetrik nokta burun ucudur. Burun ucu birçok yüz tanıma yöntemi için en önemli nirengi noktasıdır ve tanıma başarısı burun ucunun doğru bulunmasına çok bağlıdır. Önerdiğimiz simetri tabanlı yöntemin başarısı FRGC v2 veritabanında bulunan 4007 yüz ile test edildi. Bu veritabanında farklı yüz ifadelerine sahip yüzler de bulunmaktadır. Bu nedenle yöntemler, yüz tanıma en büyük problemlerden birisi olan yüz ifadelerine karşı da başarıları test edilmiştir. Önerdiğimiz simetri tabanlı yöntem ile 5 yüz dışında kalan 4002 yüzde burun ucunu doğru olarak belirledik ve bilinen en yüksek başarı oranını (%99.88) elde ettik. Önerdiğimiz yöntemi daha önce önerilen eğrilik imgeleri tabanlı iki yöntem ile karşılaştırdık. Daha önce önerilen yöntemler Gauss ve ortalama eğrilik değerlerinin eşikleyerek elde ettikleri burun ucu, burun kemeri ve göz çukurları arasında mevcut geometrik ilişkiyi istatistiksel olarak analiz ederek, derinlik imgelerinde yüzü bulmaktadır. Bu yöntemler arasında Gauss Karışım Modeli %99.63 başarı oranı elde etmiştir. Ancak bu yöntem önerdiğimiz simetri tabanlı yöntemden eğrilik imgesi hesaplama ve GKM modelleme gibi daha fazla adım içermektedir. Ayrıca başarısı için modelin eğitilmesi ve doğru eğitim kümesinin seçilmesi gibi ek adımlarda içermektedir. Bizim yöntemimiz hem tek adımdan oluşmakta, hem de daha başarılıdır.

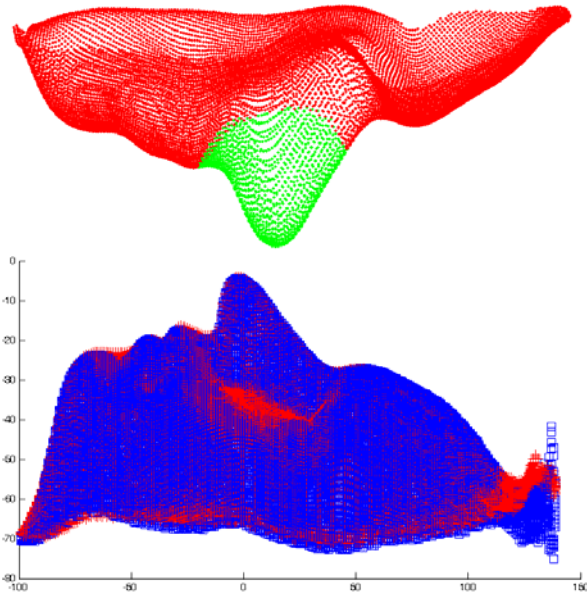
### 3.3. Hizalama ve Kayıtlama

3B yüzlerin iyi hizalanması ve kayıtlama 3B yüz tanıma yönteminin başarısı için çok önemlidir. Hizalama, yüzlerin belirli bir nirengi noktasına göre aynı koordinata getirilmesidir. Kayıtlama ise, aynı hizaya getirilmiş yüzdeki noktaların birbirleriyle eşleştirilerek arasındaki uzaklığın minimize edilmesidir.

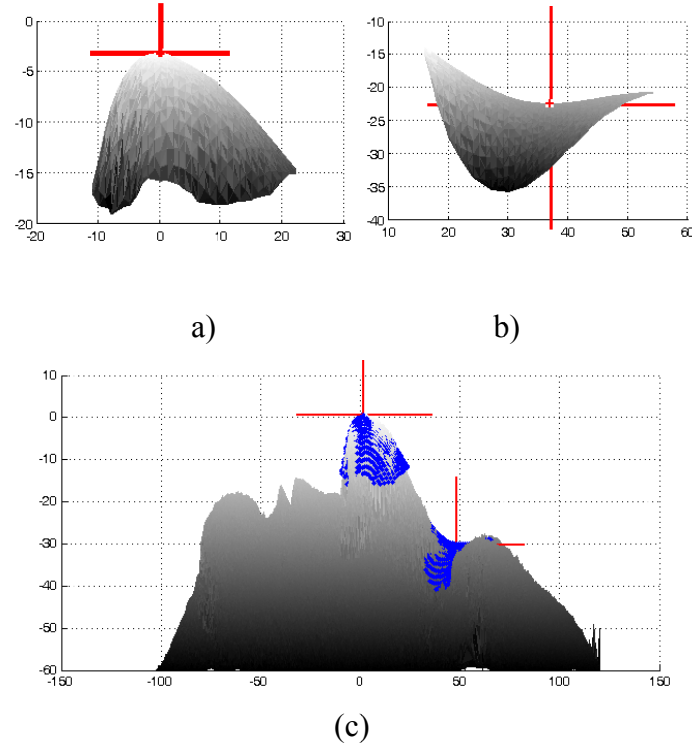
DYN başlangıç koşullarına çok duyarlı bir kayıtlama yöntemidir. Bu nedenle çakıştırma yapılacak yüzlerin birbirleriyle iyi hizalanmış olmaları gerekmektedir. Hizalama için en çok kullanılan nirengi noktası burun ucudur. Bu çalışmada yüzler burun ucuna göre hizalanmıştır. Ancak, yüz bulmada bulunan burun ucu, kayıtlama için yeterli doğruluğa sahip değildir. FRGC Ver2 veritabanında, bazı yüzlerde burun ucu, 2B doku bilgisine göre elle işaretlenmesi nedeniyle, şekil bilgisindeki burun ucuna denk gelmemektedir (Şekil 3.15). Çünkü doku ve şekil bilgisinde çakışma problemleri vardır. Şekil ve doku bilgisi çakışsa bile burun ucu istenen doğruluğa sahip değildir. Bu nedenle burun ucunun çok daha hassas belirlenmesi gerekmektedir. Burun ucunun doğru bulunması için ortalama burun ucu kabaca bulunmuş burun ucu başlangıç alınmak üzere, tüm yüzlerin burun ucu ile çakıştırılmıştır. Ortalama burun ucu, ortalama yüzden çıkartılmaktadır. Bu nedenle önce ortalama yüzün bulunması gerekmektedir. Ortalama yüz, buruna göre çakıştırılmış yüzlerin z-ekseni yönünde ortalamaları alınarak hesaplanmaktadır (Şekil 3.16). Ortalama burun ise, ortalama yüzden merkezi burun ucu olmak üzere çıkartılan elipsoit bölgedir. Ortalama burun ucu burun ucunun daha da hassas olarak bulunması için kullanılmaktadır. Bu amaçla burun ucu kabaca bulunan burun ucuna hizalanır. Daha sonra DYN ile kayıtlanır. Kayıtlama sonunda ortalama burun ucu, giriş yüzünün de burun ucu olur (Şekil 3.17). Bu aşamadan sonra yüzler, 2. kez hassas olarak bulunan burun ucuna göre tekrar hizalanır.



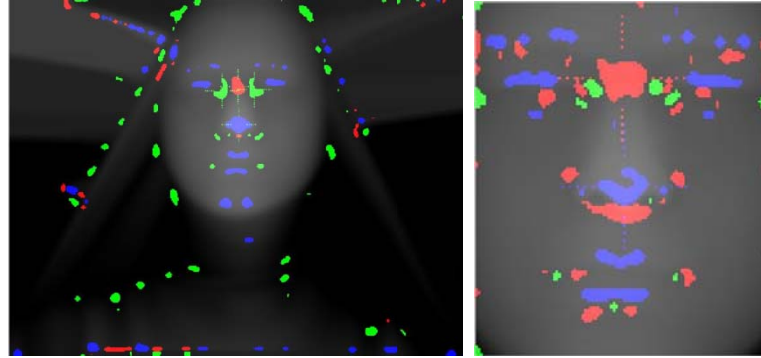
Şekil 3.15. FRGC veritabanında elle işaretlenmiş yüz nirengi noktaları; burun ucu, göz kenarları a) Önden Görünüm b) yandan görünüm



Şekil 3.16. (a) 3D RMA veritabanında hesaplanan ortalama yüz ve burun ucu (b) ortalama yüz; mavi FRGC Ver1, kırmızı FRGC Ver2



Şekil 3.17. Burun ucu ve kemerinin hassas olarak bulunması (a,b) Ortalama burun ucu ve kemeri (c) burun ucu ve kemerinin veritabanındaki bir yüze kayıtlanması



Şekil 3.18. Yüzün ve nirengi noktalarının (burun ucu ve kemeri, gözler) bulunması. (a) veritabanından elde edilen derinlik imgesi üzerindeki minimum ve maksimum kıvrım bölgeleri (b) geometrik ve simetrik olarak yüz koşulunu sağlayan yüz bölgesi

### Kıvrım betimleyicileri ile hassas arama

Yüz bölgesi kabaca bulunurken büyük pencere genişliğine (9x9) sahip filtre kullanıldı. Nirengi noktalarının hassas olarak bulunabilmesi için filtre boyutu küçültülebilir. Filtrenin küçük seçilmesi aynı nirengi noktası için birden fazla bölütlenmiş bölge olmasına neden olmaktadır. Ayrıca çok fazla sayıda aday burun kemeri ve ucu olmakta, işlem yükü çok artmaktadır. Diğer bir sorun da, aynı nirengi noktası için birden fazla bölütlenmiş bölgelerden oluşmasıdır. Bu sorunları aşmak için kullanılan büyük boyutlu filtreler ise nirengi noktalarının hassas olarak belirlenmesini engellemektedir. Bu nedenle nirengi noktaları yüz olarak belirlenen bölgede, daha küçük filtreleme yapılarak elde edilmiş kıvrım değerlerinden hesaplanmaktadır. Yüz bölgesinde ikinci bir kıvrım analizi ile nirengi noktaları daha hassas bulunabilse de, DYN ile ortalama nirengi noktası kayıtlama yöntemi kadar başarılı olmamaktadır. Çünkü nirengi noktalarında oluşan bölütlenmiş kıvrım bölgeleri düzgün olmayan bir dağılım göstermekte, bu piksellerin ağırlık merkezleri ise hataya neden olmaktadır (Şekil 3.18).

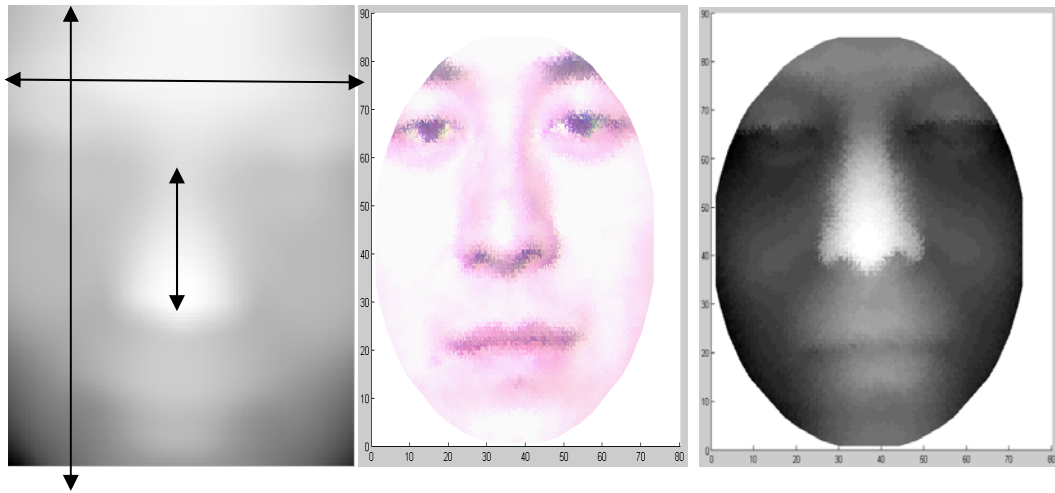
### Veritabanındaki ölçek farklılıklarının incelenmesi

Yüz tanımadaki önemli problemlerden birisi de ölçektir. Bazı araştırmacılar ölçekten bağımsız çalışmak için SIFT gibi yöntemler önermiştir [26]. Bir kısmı ise nirengi noktaları arası uzaklığı tüm yüzler için sabit bir değere getirme yoluna gitmişlerdir. Kullanılan iki yöntem; burun ucu ve kemer uzaklığı veya iki göz kenarı uzaklığını sabitlemektir. Ancak 3B yüzlerde göz kenarı uçlarını belirlemek kolay değildir. FRGC veritabanında ise göz kenar ucu bilgileri verildiği için bu yöntem uygulanabilir. Biz ise bu çalışmada burun ucu ve kemeri arasını birim ölçek alarak tüm yüzleri ortak koordinat sistemine taşıma yolunu seçtik. Çünkü burun ucu ve kemeri önerdiğimiz yöntemle çok hassas belirlenebilmektedir.

Şekil 3.19’da görüldüğü gibi FRGC Ver1 veritabanındaki yüzler ölçekli değildir. burun ucu  $P_{bur}(x,y,z)$  ve kemer  $P_{kem}(x,y,z)$  arasındaki uzaklık  $l_{bur} = P_{bur}(x,y,z) - P_{kem}(x,y,z)$ , yani burnun uzunluğu, birim ölçek değeri olarak alınmıştır.



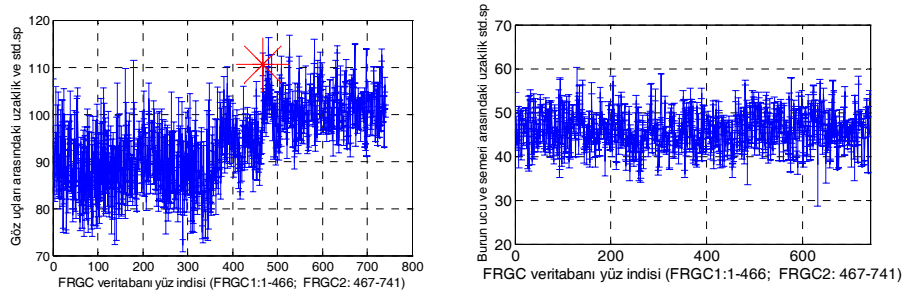
Şekil 3.19. FRGC veritabanındaki yüzlerden örnekler. Yüzler arasında ölçek farklılıkları görülmektedir.



Şekil 3.20. Burun ile belirlenen ölçeğe göre yüz bölgesinin seçilmesi ve derinlik ve doku bilgisinin ara değerlendirilmesi

Önerdiğimiz kayıtlama tabanlı hassas nirengi noktası bulma yöntemini elle işaretlenmiş veritabanı bilgisiyle karşılaştırdık. Daha önce de belirttiğimiz gibi elle işaretlemeler doku bilgisini kullanmıştır. Bizim önerdiğimiz yöntem şekil bilgisini kullanmaktadır. Şekil 3.21 (a)’da FRGC veritabanındaki her bir kişinin elle

işaretlenmiş göz uçları arasındaki uzaklığın standart sapma değerleri verilmiştir. Veritabanında 1-466 arası yüzler FRGC Ver2, 467-744 arası yüzler ise FRGC Ver1 olarak isimlendirilmiştir. Şekil 3.21 (b)'de ise burun ucu ve kemiği arasındaki uzaklık değerlerinin standart sapma grafikleri verilmiştir. Dikkat edilirse Şekil 3.21 (a)'da FRGC Ver1 ve Ver2 arasında göz kenarları arasında fark olduğu görülür, diğer bir deyişle FRGC Ver1 için göz çukurları arasındaki uzaklık FRGC Ver2 den daha büyüktür. Şekil 3.21 (b)'de ise iki veritabanı için burun kemiği ve ucu arası uzaklık aynı ortalama değere sahip olduğu görülmektedir. Bu durum, DYN tabanlı hassas burun ucu ve kemiği bulmanın doğruluğunu göstermektedir.



Şekil 3.21. (a) Göz çukurları arasındaki uzaklık (b) burun ucu ve kemiği arasındaki uzaklık için standart sapma grafiği (1-466 arası FRGC Ver2; 467-744 arası FRGC Ver1 veritabanı için değerler)

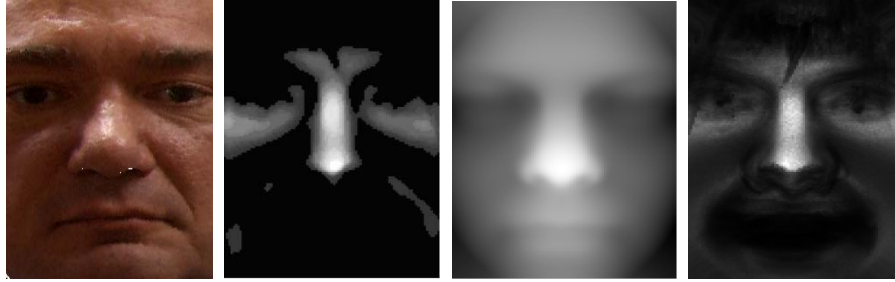
Deneysel çalışmalarımızda tüm yüzleri aynı ölçeğe getirmek için yukarıda her bir yüz için bulduğumuz burun ucu-kemer uzaklığını birim olarak tüm yüzleri bu ölçeğe getirdik (Şekil 3.20). Ancak yaptığımız deneysel çalışmalarda aynı ölçeğe getirmenin başarıyı düşürdüğünü gördük. Bu durum iki şekilde açıklanabilir. Biz yaptığımız deneylerde daha çok, ayırt ediciliği daha yüksek olan burun bölgesini kullanmaktayız. Veritabanındaki tüm burunların aynı ölçeğe getirilmesi, burun bölgeleri arasındaki ayırt ediciliği azaltmaktadır. Bu durum McCool ve ark. [16] tarafından da belirtilmiştir. Ancak McCool [16] yaptığı çalışmada göz kenarları arasındaki uzaklığı birim ölçek olarak kullanmanın yüz uzayında yüzler arasındaki uzayı küçülttüğünü ve başarıyı düşürdüğünü belirtmiştir.

### Yüzlerin kayıtlanması:

Kayıtlamada genel olarak 2 yöntem kullanılır. Birincisi ortalama yüze göre kayıtlamadır. Bu yöntemde, seçilen yüzlerden hesaplanan ortalama yüze tüm yüzler kayıtlanır. İkinci yöntemde ise karşılaştırılacak olan tüm yüzler birbirine kayıtlanır. Ancak bu durumda aşırı hesap yükü oluşur. Bu sorunu çözmek için, yüzlerdeki nokta sayıları aşağı örneklenerek (down sampling) azaltılır [12]. Bu durumda ise kayıtlama kalitesinin ve çözünürlüğün düşmesi söz konusu olabilir. Biz çalışmamızda ortalama yüz modelini kullandık. Çevrimdışı olarak eğitim kümesindeki yüzlerden hesapladığımız ortalama yüze tüm yüzleri kayıtladık. Kayıtlama için en çok DYN kullanılmaktadır. Besl ve ark. [22] tarafından önerilen bu yöntem başlangıç hizalamasına çok duyarlı olduğundan, kaba hizalamanın doğru yapılması başarıyı etkilemektedir. Bu sorunu burun ucunu yukarıda belirlediğimiz yöntemle çok hassas olarak bulduk. DYN'nin diğer bir sakıncası ise katı bir kayıtlama yapmasıdır. Bu nedenle en iyi sonuç elde edilemeyebilir. Bu problem ile başa çıkmak için bükme tabanlı yöntemler kullanılabilir. Bükme tabanlı yöntemler yüzleri deformasyona sokarak yüzler arasında daha iyi bir eşleme sağlayabilmektedir. Bu amaçla belirli sayıda nirengi noktasının bulunması gerekmektedir. En çok kullanılanlar; burun ucu, kemeri, göz kenarları dudak kenarları, çene gibi belirli yüz noktalarıdır. İnce levha bükme (TPS-Thin plate Spline) yönteminde bu noktalar birbirleriyle eşlenerek, geri kalan yüzeyler ince levha gibi bükülür. Bükme sonunda deformasyon bilgisi öznitelik çıkartma için kullanılır. Ancak bükme tabanlı yöntemlerin başarısı DYN kadar yüksek değildir [41]. Çünkü bükme sırasında çok değerli yüzey bilgisi deformasyona uğramaktadır. Özellikle ifade değişiklikleri için kayıtlama istenen seviyede olmayabilmektedir. Bu sorunu aşmak için yüzün farklı bölgelere ayrılması ve her yüz bölgesi ayrı ayrı kayıtlama yapılması önerilmiştir [12]. Bu yöntemle (REFER) başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

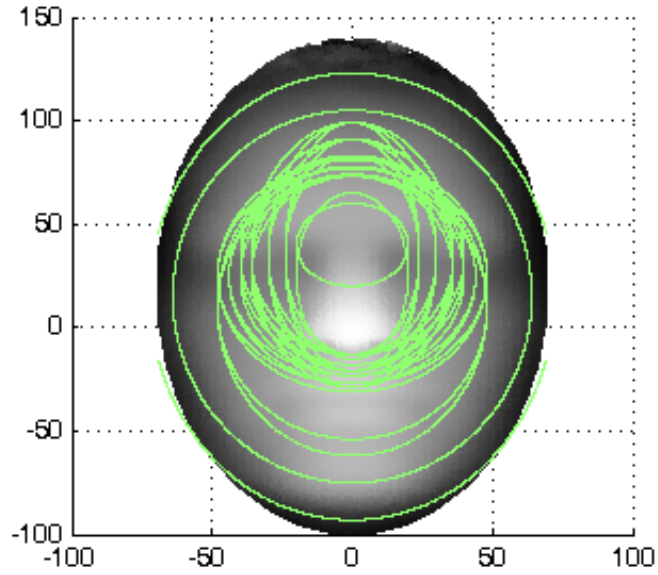
### 3.4. Kırpma

Bu çalışmada kırpma iki kez uygulanmıştır. 1. adımda yüz bulma sonu elde edilen burun ucunu merkez alan 3B elipsoidin içindeki yüz bölgesi çıkartıldı. Burada amaç omuz, boyun saç ve arka plan gibi yüz olmayan kısımların çıkartılmasıdır. 2. adımda yüzde ilgili yüz bölgelerin tanıma için kullanılması amacı vardır. Çünkü tüm yüz bölgeleri aynı ayırt ediciliğe sahip değildir. Bu adımda sadece burun ucu değil düşey simetri ekseninden geçen hat boyunca farklı noktalar merkez alınarak farklı büyüklükteki yüz bölgeleri tanıma için kullanılmaktadır. Bu ise yüzdeki bölgelerin yüz ifadesinden farklı seviyelerde etkilenmesidir. Önceki çalışmalarda deneysel olarak burun ve göz bölgesinin daha ayırt edici olduğu belirlenmiş, bu nedenle bu yüz bölgeleri tanıma için kullanılmıştır. Biz de bu çalışmada bunun nedenlerini araştırdık. FRGC veritabanında yüzlerdeki her pikselin  $z$  derinlik değerlerinin ortalaması ve varyansı hesaplandı (Şekil 3.22 (b,c)). Dikkat edilirse burun ve gözüaltındaki bölgelerin varyansı çok yüksektir. Ancak bu değişim ifade değişimden kaynaklanabilir ve tanıma için anlamlı bilgi taşımayabilir. Bu nedenle Şekil 3.22 (d) verilen sınıflar arası varyansın sınıf içi varyansa bölümü olan FAD yüzünü hesapladık. FRGC veritabanında farklı yüz ifadesine sahip yüzler vardır. Aynı yüze ait farklı ifadeye sahip yüzler kullanıldığı için ifadeden bağımsız bölgeleri bulduk. Şekil 3.22 (b) ve Şekil 3.22 (d) karşılaştırılırsa burun alt alın bölümü ve göz çevresinin ayırt edici bilgi taşıdığı görülür. Ağız bölgesi ise ifade değişiminden en çok etkilenen yüz bölgesi olduğu görülür. Örneğin Faltemier ve ark. [12] ağız bölgesinin tanımaya katkısı olmadığını rapor etmiştir.



Şekil 3.22. (a) FRGC veritabanından örnek bir yüz (b) standart sapma yüzü (c) ortalama yüz (d) FAD (Varyansların oranı) yüzü

Veritabanındaki yüzler ortalama yüze kayıtlandıktan sonra istenen yüz bölgesi çıkartılarak tanıma için kullanılır. Şekil 3.23'te ve Çizelge 3.4'te elipsoit bölgelerin burun ucu merkez olmak üzere  $x$ ,  $y$  ve  $z$  eksenini için koordinatları ve yarıçap büyüklükleri verilmiştir.



Şekil 3.23. Kayıtlanmış yüzden farklı yüz bölgelerinin çıkartılması

Çizelge 3.4. Burun ucu referans alınmak üzere yüzden çıkartılan elipsoid bölgelere ait geometrik bilgiler

| Bölge<br># | elipsoit |     |     |       |       |       |
|------------|----------|-----|-----|-------|-------|-------|
|            | $x$      | $y$ | $z$ | $r_x$ | $r_y$ | $r_z$ |
| 1          | 0        | 15  | 0   | 72    | 108   | 52    |
| 2          | 0        | 15  | 0   | 64    | 90    | 52    |
| 3          | 0        | 35  | 0   | 24    | 48    | 68    |
| 4          | 0        | 35  | 0   | 24    | 56    | 68    |
| 5          | 0        | 35  | 0   | 24    | 64    | 68    |
| 6          | 0        | 35  | 0   | 30    | 48    | 68    |
| 7          | 0        | 35  | 0   | 30    | 56    | 68    |
| 8          | 0        | 35  | 0   | 30    | 64    | 68    |
| 9          | 0        | 35  | 0   | 36    | 48    | 68    |
| 10         | 0        | 35  | 0   | 36    | 56    | 68    |
| 11         | 0        | 35  | 0   | 36    | 64    | 68    |
| 13         | 0        | 10  | 0   | 48    | 64    | 48    |
| 14         | 0        | 10  | 0   | 48    | 72    | 52    |
| 15         | 0        | 35  | 0   | 36    | 48    | 60    |
| 16         | 0        | 30  | 0   | 36    | 48    | 60    |
| 17         | 0        | 25  | 0   | 36    | 48    | 60    |
| 18         | 0        | 35  | 0   | 40    | 48    | 60    |
| 19         | 0        | 30  | 0   | 40    | 48    | 60    |
| 20         | 0        | 25  | 0   | 40    | 48    | 60    |
| 21         | 0        | 25  | 0   | 44    | 48    | 60    |
| 22         | 0        | 25  | 0   | 44    | 48    | 56    |
| 23         | 0        | 25  | 0   | 44    | 52    | 52    |
| 24         | 0        | 25  | 0   | 48    | 52    | 52    |
| 25         | 0        | 25  | 0   | 48    | 56    | 52    |

#### 4. DERİNLİK İMGELERİNDEN YÜZ TANIMA

Yüz verileri birbiriyle ilintili birçok noktadan oluşur. Bu noktaların her birinin tanıma için kullanılması gerekli olmadığı gibi, gereksiz işlem yükü de oluşturur. Bu nedenle yüzleri en iyi ifade eden bilgilerin çıkartılması gerekir. Giriş verileri çok fazla ve gereksiz olduğunda, bu verilerin daha az sayıdaki öznitelik kümeleri ile ifade edilir. Giriş verilerini, bilginin çok büyük bir kısmını saklıyarak, çok daha az sayıda öznitelik kümesine dönüştürülmesine öznitelik çıkartma denir.

Yüzler hizalanıp kayıtlandıktan sonra, bu yüzleri en iyi temsil eden özniteliklerin çıkartılması gereklidir. Yüzü 3B nesne olarak ele alan bazı araştırmacılar öznitelik çıkartmak için nokta imzaları, spin imgeleri, Genişletilmiş Gauss İmgesi (GGI-Extended Gaussian Image) gibi yöntemleri kullanmışlardır. Ancak yüz tanımanın 3B nesne tanımadan ayrılan yönleri vardır [41]. Yüzler birbirine çok benzeyen 3B nesnelerdir. Farklı bireylere ait yüzler arasında çok az fark vardır ve bu bilgilerin daha hassas yöntemlerle çıkartılması gerekir. İlk araştırmacılar 2B yüz tanıma yöntemlerini, derinlik imgelerine uygulayarak öznitelik çıkartmışlardır. Bu amaçla alt uzay tabanlı özyüz, Fisheryüz, AKD, AFD, NoMA gibi yöntemler kullanılmıştır. Diğer bir kısım araştırmacılar ise yüz profillerini karşılaştırarak benzerlik ölçütü kullanmışlardır. Yüzey eğrilikleri önceleri yüzün hizalanması veya yüz nirengi noktalarının bulunması için kullanılmıştır. Bir araştırmacı yüze ait eğrilik bilgisinden çıkartılan özniteliklerin, doğrudan 3B nokta bilgisinden çıkartılan özniteliklerden daha önemli olduğunu ve tanımayı arttırdığını bildirmiştir [41]. Diğer bir çalışmada [18], derinlik imgelerinden farklı olarak, AFD ile voksel-tabanlı öznitelik çıkartma yöntemi önerilmiştir.

3B yüz verileri, yüzdeki her bir noktanın 3B konum bilgisini tutar. Ancak uygulanacak öznitelik çıkartma yöntemine göre gösterim şeklinin belirlenmesi gerekir.

#### 4.1. 3B Yüzlerin Gösterim Şekilleri

3B yüz verileri 3B algılayıcılar tarafından 3B noktalar şeklinde ifade edilir ve yüz veritabanlarında bu şekilde kullanıma sunulur. Önışleme aşamasında 3B yüz verilerinin DYN ile kayıtlanması için 3B nokta kümelerinden yararlanılır. Önışlenmiş ve kayıtlanmış yüz verileri öznitelik çıkartmak için farklı şekillerde gösterilebilir. Kullanılacak olan öznitelik çıkartma algoritmasına uygun bir gösterim şekline dönüştürmek gerekebilir. Bu gösterim şekilleri şunlar olabilir: 3B nokta kümeleri, derinlik görüntüleri, ikili voksel yapısı, gri seviyeli voksel yapısı, v.b.

*3B nokta kümeleri*, yüzün yüzeyindeki her bir noktanın  $\{x,y,z\}$  şeklinde koordinat bilgisi ile ifade edilmesiyle oluşmaktadır.  $N$  adet farklı noktadan oluşan bir yüz  $N \times 3$  boyutundaki bir veri yapısı ile ifade edilir. Kayıtlama öncesinde yüzler farklı sayıda nokta kümesinden oluşabilmektedir. Kayıtlama sonrasında ise eksik noktalar ara değlerlenerek yüzler aynı sayıda noktadan oluşacak şekle getirilir. Bu durumda her bir yüze ait veride  $n$ . nokta her bir yüz için aynı noktayı göstermektedir. Ara değlerleme, DYN tabanlı çakıştırma için bir zorunluluk olmasa bile, daha fazla ve başarılı eşleştirme sağlamaktadır. Ayrıca iki yüz arasında kalan hacmin benzerlik ölçütü olarak kullanılması durumunda tercih edilmektedir.

Bu tezdeki çalışmalarda, 3B nokta kümeleri sadece DYN ile kayıtlama aşamasında kullanılmıştır, öznitelik çıkarma gibi diğer aşamalarda kullanılmamıştır.

*Derinlik imgeleri*, taranacak nesnenin yüzeyindeki her bir noktanın algılayıcıya olan uzaklığının hesaplanması ile elde edilir. 2.5B derinlik imgeleri, her bir  $(x,y)$  noktasına karşılık gelen noktanın  $z$  ekseninde derinlik bilgisini tutmaktadır. En çok karşılaşılan problem ise her bir  $(x,y)$  noktasına karşılık gelen derinlik bilgisinin elde edilemeyeışidir. Özellikle saç, kaş ve göz bebekleri gibi noktalarda eksik bilgiler oluşmaktadır. Bu noktalar ancak ara değlerleme ile oluşturulabilir. Derinlik imgesi kullanmanın diğer bir sakıncası ise özellikle burun kenarlarında az da olsa yüzün

dönmesinden kaynaklanan eksik verilerin bulunmasıdır. Çünkü burun ve göz kenarında hızlı değişen bir yüzey vardır. Bu bölgelerdeki eksik bölgeler, ara değerlendirme yapılsa bile önemli bilgi kaybına neden olabilmektedir. Oysa burun ve göz bölgesi yüzde en ayırt edici bilgiyi taşıyan önemli bölgelerdendir. Buna rağmen derinlik imgeleri kolayca işlenebildiği için en yaygın kullanılan yüz gösterim şekillerinden biridir. 2B yüz tanımada başarı ile uygulanmış birçok yöntem, derinlik imgelerine doğrudan uygulanabilmekte veya kolayca uyarlanabilmektedir.

*Voksel yapısı*, 3B yüzü,  $K \times M \times N$  boyutlarında 3B bir ızgara şeklinde ifade etmektedir. Öznitelik çıkartılacak yüz bölgesinin orta noktası voksel yapısının ortasına denk gelecek şekilde yerleştirilir. 3B ızgara üzerinde yüzün yüzeyine karşılık gelen noktalar  $V(x,y,z)$  fonksiyonu ile ifade edilmektedir.  $V(x,y,z)$  fonksiyonunun aldığı değerlere göre 3 farklı durum söz konusu olabilir; ikili voksel yapısı, uzaklık dönüşümlü yapı ve gri-seviyeli voksel yapısı.

İkili voksel yapısında,  $V(x,y,z)$  fonksiyonunun yüzün yüzeyine karşılık gelen noktalarında '1' değeri olur. Diğer noktalarda ise '0' değeri bulunur. İkili voksel yapısına bir dönüşüm uygulandığında, çok yüksek frekanslı bileşenler çıkmaktadır. Bu problemi gidermek için, Dutağacı ve ark. [18] yaptıkları çalışmada uzaklık dönüşümü uygulayarak başarıyı arttırdıklarını rapor etmişlerdir. Buna göre yüze karşılık gelen noktalar '0' olarak alınır, yüzden uzaklaştıkça vokselin değeri artırılır. Böylece daha yumuşak geçişli bir veri elde edilmektedir.

Bu tez çalışmasında ise yeni bir voksel yapısı tanımlanarak öznitelikler çıkarılmıştır; bu yapı *gri-seviyeli voksel* yapısı olarak adlandırılabilir. Daha önce yapılan çalışmalarda voksel yapısı sadece şekil bilgisi içermektedir. Bu çalışmada ise  $V(x,y,z)$  fonksiyonu, vokselin o noktadaki doku bilgisini gri seviyeli olarak taşımaktadır. Böylece voksel yapısı hem şekil hem de doku bilgisini içerecek şekilde tanımlanmış olur.

Bunların dışında yüzey normalleri, profil kümeleri, eğrilik imgeleri de 3B yüzleri temsil etmek için kullanılabilmektedir [41]. Bu çalışmada karşılaştırma için nokta kümeleri, öz nitelik çıkartmak için ise derinlik imgeleri ve voksel yapıları kullanılmıştır.

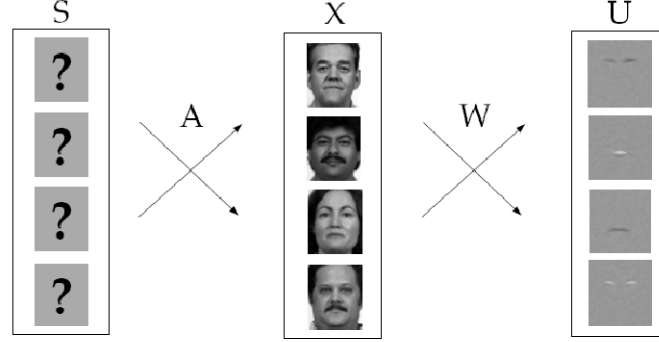
## 4.2. Öz nitelik Çıkartma

### 4.2.1. Bağımsız bileşenler analizi (BBA)

Temel Bileşenler Analizi (TBA) yüz tanıma yaygın kullanılan öz nitelik çıkartma yöntemlerinden biridir. Sirovich ve Kirby [42] yüz imgelerinin, yüz taban imgelerinin ağırlıklandırılmış toplamından elde edilebileceğini göstermişlerdir. TBA ile yüzleri, boyutu küçültülmüş verilerle temsil etmek mümkündür. TBA yüzleri sıkıştırmak için farkların karesinin ortalamasını minimize eder ve yüzleri temsil eden en az sayıda katsayıları bulur. Ancak ifade değişimi, yönelme ve aydınlanma gibi bozucu etkilere karşı duyarlıdır. Ayrıca giriş verilerine bağımlıdır. İyi bir tanıma için, eğitim kümesinin doğru seçilmesi gerekmektedir.

TBA imgelerdeki 2. dereceden istatistiksel bilgiyi kullanmaktadır, ancak daha yüksek dereceden istatistiksel bilgi kullanılmamaktadır [53]. Bağımsız Bileşenler Analizi yöntemi TBA'nın genelleştirilmiş halidir ve giriş bilgisindeki daha yüksek dereceden momentler de ayrıştırılmaktadır. BBA yüz tanıma problemine iki şekilde uygulanabilmektedir; Mimari I ve Mimari II. Çalışmalarımızda Mimari I'i kullandık. Bu mimaride eğitim yüzleri vektöre dönüştürülür. Her bir yüze satırları oluşturmak üzere  $X$  matrisi elde edilir BBA ile çıkış, istatistiksel olarak bağımsız bileşenlerden oluşturulur (Şekil 4.1). Daha sonra BBA,  $U = WX$  olmak üzere,  $W$  ağırlık matrisini hesaplar.  $U$  yüzleri temsil etmek için kullanılan taban imgeleridir. Yüzlerin BBA temsilleri,  $U$  taban imgelerinin doğrusal bileşenlerinden oluşmaktadır. Ancak imgelerin doğrudan kendisi değil, temel bileşenleri kullanılmaktadır. TBA katsayıları piksellerden en yüksek varyansa sahip olanları tutmaktadır. TBA kullanıldıktan sonra

hala yüksek dereceden istatistiksel bilgi bulunmaktadır, ancak ayrıştırılamamaktadır. BBA ile bu bilgi de ayrıştırılabilmektedir.



Şekil 4.1. BBA - 1. yöntem; yüzler birbirinden bağımsız kaynak yüzlerin birleşimi olarak oluşturulur [53].

BBA yönteminde yüzlerde bulunan bilginin büyük bir kısmının pikseller arasındaki yüksek dereceli istatistiksel bilgi olduğu kabul edilmektedir. Bu nedenle sadece 2. dereceden ilintiyi yok eden TBA yönteminden daha başarılı olduğu belirtilmiştir.

#### 4.2.2. Ayrık kosinüs dönüşümü (AKD)

Bilgi sıkıştırma kapasitesi ve giriş verilerinden bağımsız olması, hızlı hesaplama yöntemlerinin varlığı gibi özellikleri nedeniyle TBA'ya alternatif olarak AKD kullanılmaktadır. AKD, TBA'ya göre daha az işlem karmaşıklığına sahiptir. AKD ilk kez Ahmed ve ark. [43] tarafından önerilmiştir. Simetri ve dönüşüm dikliğine sahiptir. Örtüşen ve bağımsız olmayan Gabor fonksiyonlarının tersine, AKD taban fonksiyonları bağımsızdır.

AKD, sinyalleri, değişken frekanslardaki sinüslerin toplamına dönüştürür. Düşük frekanslı AKD katsayıları, ilintili yüz verilerini ifade etmek için önemlidir. İmgeler için 2B AKD kullanılır. Sol-üst köşede bulunan katsayılar enerjinin çok büyük bir kısmını tutar. Yüz tanıma problemlerinde bu katsayılar zig-zag tarama ile 1B dizilere taşınarak öznitelik vektörü oluşturulur. Hafed ve ark. [44] ve Ekenel ve ark. [45]

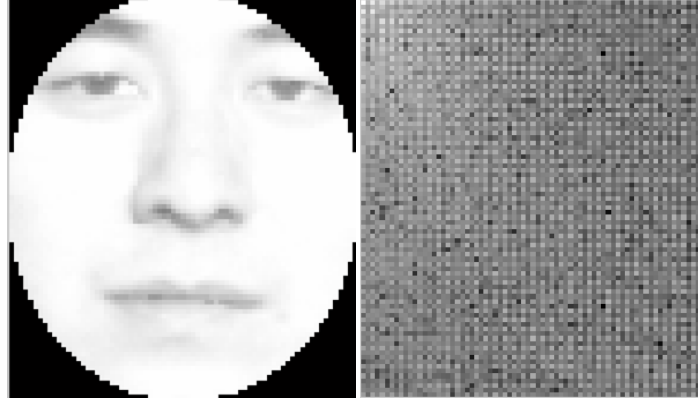
ORL veritabanında sol üst köşede bulunan katsayıları zig-zag tarama ile alarak 2B yüz tanımda kullanmıştır. Her ne kadar ilk katsayılar bilginin çok büyük bir kısmını taşısa da, bu katsayılar aydınlanmaya çok bağımlıdır. Bu nedenle bir çalışmada [46], ilk katsayıların dışlanması önerilmiştir. Böylece aydınlanmaya dayanıklı bir yüz tanıma yapılmıştır. Aynı çalışmada bilinenin aksine yüksek frekanslı katsayıların kullanılması önerilmiştir. Ancak bu durumda yüzlerin iyi hizalanmış olması gerekmektedir. Çünkü yüksek frekanslı katsayılar, ötelemeye ve gürültüye karşı çok duyarlıdır.

Jing ve ark. [47] AKD katsayılarını farklı bant bölgelerine ayırmış ve her bant bölgesinin ayırt ediciliğini hesaplayarak, en ayırt edici bölgeleri tanıma için kullanmıştır. Bu durumda özellikle çok düşük ve çok yüksek bant bölgeleri dışlanmıştır. Bu tez çalışmasında her bir AKD katsayısının ayırt ediciliği farklı istatistiksel yöntemlerle belirlenerek yüz tanıma için kullanılmıştır. Ama öncekilerden farklı olarak belirli bir bant bölgesi veya frekans bölgesi sezgisel olarak dışlanmamıştır. Her bir katsayının bireysel veya kombinasyonel olarak ayırt ediciliğine göre seçilmesi söz konusu olmuştur. Bu konuda daha detaylı bilgi öznitelik seçme bölümünde verilmiştir.

AKD imgelere global ve yerel olarak 2 şekilde uygulanabilmektedir. Buraya kadar AKD uygulamalarından kastedilen, global AKD uygulamalarıdır. Diğer bir ifadeyle AKD tüm imgeye doğrudan uygulanmaktadır.  $M \times N$  boyutundaki imgeye 2B AKD uygulanarak  $M \times N$  boyutunda AKD katsayıları elde edilir.

Global AKD yönteminde elde edilen dönüşüm katsayıları tüm imge ile ilgili bilgi taşır (Şekil 4.2). Ancak bu durumda imgenin tüm noktaları arasındaki ilinti kodlanmaya çalışılır. Bu ise özellikle yüzdeki farklı nirengi noktaları arasındaki bilginin iyi kodlanamamasına neden olmaktadır. Ayrıca yüzdeki her bir bölge aydınlanma ve ifade değişimlerinden farklı seviyelerde etkilenmektedir. Bu durumda

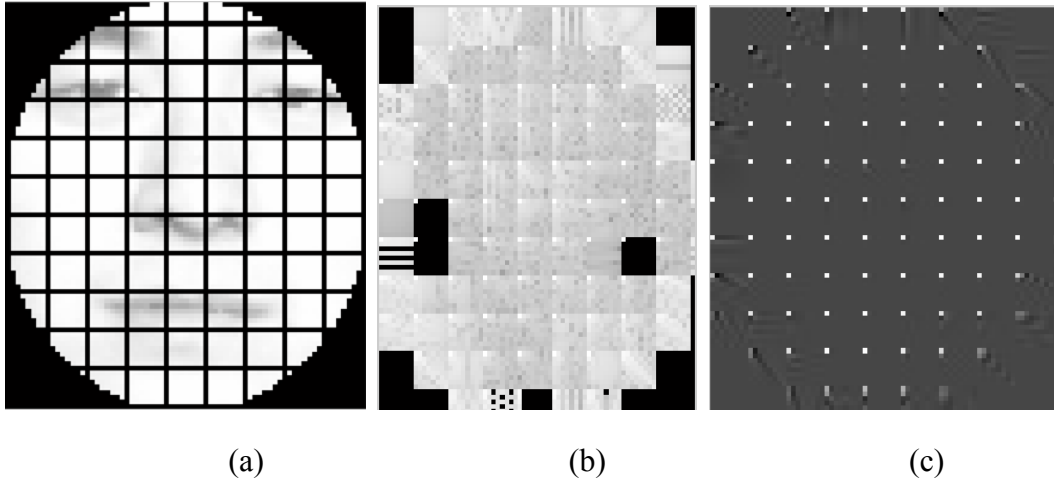
bozucu etkiler tüm AKD katsayılarını etkileyecektir. Global AKD nin bu eksikliğini gidermek için yerel AKD uygulanması önerilmiştir.



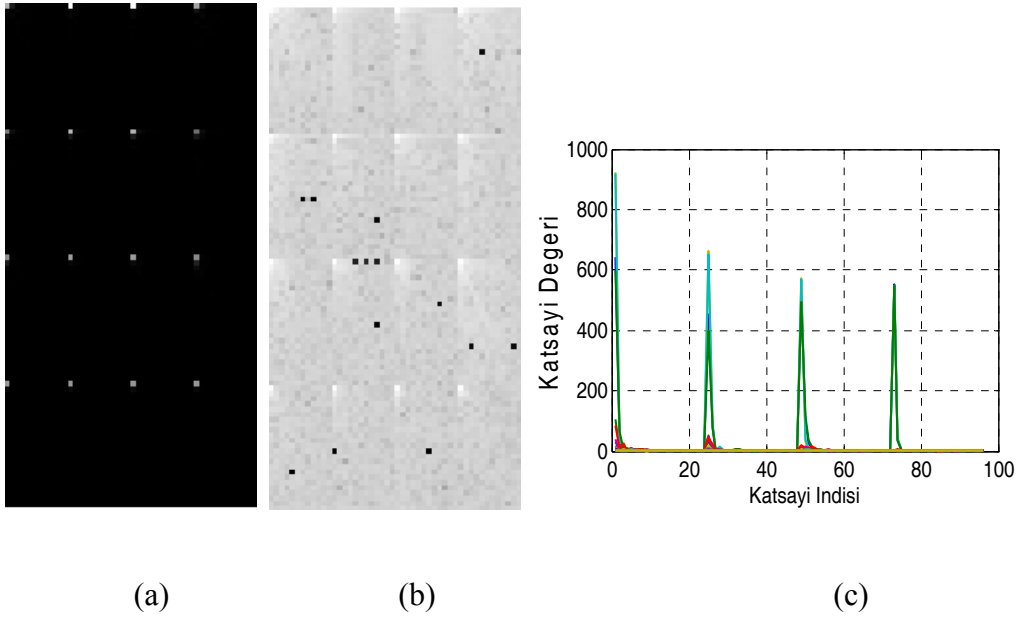
Şekil 4.2. 2B doku bilgisi ve global 2B AKD

Yerel AKD yönteminde yüz daha küçük bölgelere ayrılarak her bir bölgeye ayrı ayrı AKD uygulanır (Şekil 4.3). Her bir bölgeden elde edilen katsayılar öznitelik vektörü olarak kullanılır. Yerel AKD kullanma yüzdeki aydınlanma ve ifade değişikliğinden kaynaklanan bozucu etkilerin tüm AKD katsayılarını etkilemesini engeller. Bilindiği gibi yüzdeki her bir bölge ifade değişimlerinde farklı oranlarda etkilenmektedir. Örneğin ağız ve yanak bölgesi ifade değişimlerinden çok etkilenirken, burun ve gözler en az oranda etkilenmektedir. Bu nedenle yerel olarak uygulanan katsayılardan burun ve göz çevresinden elde edilenler daha kararlı bilgi taşımış olacaktır.

Yerel AKD’de önemli olan alt bölge boyutunun büyüklüğüdür. Çok küçük alt bölge seçilmesi katsayıların öteleme ve gürültüye olan bağımlılığını arttırırken, çok büyük alt bölge seçimi bu yöntemin avantajını azaltmaktadır.



Şekil 4.3. Doku bilgisi; (a) 8x8 pencerelerde gösterilmesi (b) 2B AKD'si (c) yerel 2B AKD logaritmik ve doğrusal ölçek ile gösterilmesi



Şekil 4.4. Her blok için düşük frekanslı 2B AKD katsayıları sol üst köşede toplanmıştır. (a) orijinal imge (b) logaritmik ölçek ile gösterimi (c) katsayıların genliğinin indisi ile azalması

#### 4.2.3. Ayırık Fourier dönüşümü (AFD)

Fourier dönüşümü, bir sinyal veya imgeyi frekans bileşenlerine ayrıştırarak frekans bölgesine taşır. Frekans bileşenleri, sinyali, periyodik sinüzoidal fonksiyonlar ile

ifade eder. Gerçek ve sanal olmak üzere iki kısımdan oluşur. Bu nedenle bir imgenin Fourier dönüşümünden iki farklı imge elde edilir. Fourier öznitelikleri 2 farklı şekilde alınabilir; gerçek ve sanal, genlik ve faz.

Bir yüz imgesinin Fourier katsayıları farklı frekans bilgilerini taşımaktadır. Göz, burun, ağız gibi yüzdeki nirengi noktaları büyüklüklerine göre farklı AFD katsayılarına katkı yapar. Genel olarak düşük frekans katsayıları, yüksek frekanslı katsayılardan daha fazla bilgi taşımaktadır. Bu nedenle genellikle düşük frekanslı ilk katsayılar tanıma için kullanılmıştır. AFD'nin AKD'ye göre en büyük dezavantajı gerçek ve sanal olmak üzere iki kısımdan oluşmasıdır. Bu nedenle AFD'nin sıkıştırma amacıyla kullanılması uygun değildir. Ancak öznitelik çıkartma amacıyla kullanılabilir.

Voksel olarak ifade edilmiş yüzlerden öznitelik çıkartmak için 3B AFD uygulanabilir. 2B AFD'de olduğu gibi düşük frekanslı 3B AFD katsayıları bilginin büyük bir kısmını taşıdığı için öznitelik olarak seçilebilir.

### 4.3. Sınıflandırma

Örüntü tanıma, sınıflandırma problemi olarak görülebilir. Nihai amaç, örüntüleri belirli bir ölçüte göre sınıflandırmaktır. Bu amaçla çıkartılan öznitelikler ile sınıflar birbirinden ayrıştırılır. k-ortalama sınıflandırıcısı, Destekçi Vektör Mekanizmaları (DVM - Support Vector Machine), YSA ve Markov modeli gibi birçok sınıflandırıcı kullanılmaktadır. En basit sınıflandırma ise, en yakın komşu (Nearest Neighbour, NN) sınıflandırıcısı ile yapılabilir. NN basit ve parametrik olmayan bir sınıflandırma yöntemidir.

NN ile sınıflandırmada,  $z$  sorgu yüzü ile tüm  $c$  sınıflarının yüzleri arasındaki en yakın eşleşme ( $c_x$ ) aranmaktadır.

$$c_x = \arg \min_i \|z - z_{c_i}\| \quad (4.2)$$

Bu tez çalışmasında Öklid uzaklık metriği tabanlı en yakın komşu sınıflandırıcı kullanıldı.

#### 4.4. Doğrusal Ayırtaç Analizi (DAA)

Sınıflandırma işlemi öncesinde sınıflar arası uzaklığı daha da arttırmak için, öznitelik vektörlerinin her biri bir bütün olarak kullanılıp DAA uygulanmıştır. DAA yöntemi ile hesaplanan  $W_{DAA}$  matrisi,  $y$  öznitelik vektörü ile çarpılarak, yeni öznitelik vektörü  $Y' = W_{DAA} \times Y$  elde edilmiştir. Amaç, sınıflar arası matris ( $S_w$ ) ile sınıf içi matrisi ( $S_b$ ) arasındaki oranı eniyileyen dönüşüm matrisini ( $det(S_b)/det(S_w)$ ) kullanmaktır [48]. Sınıf içi matrisi;

$$S_w = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^{n_i} (Y_j^i - \mu)(Y_j^i - \mu)^T \quad (4.3)$$

ve sınıflar arası matrisi;

$$S_b = \sum_{i=1}^c (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (4.4)$$

olarak hesaplanmaktadır. Burada,  $c$  sınıf sayısı,  $n_i$   $i$ . sınıftaki yüz sayısı,  $Y_j^i$   $j$ . sınıfın  $i$ . öznitelik vektörünü,  $\mu_i$   $i$ . sınıfın öznitelik vektörünün ortalaması,  $\mu$  tüm sınıfların ortalamasıdır.  $W_{DAA}$  ise,  $S_b S_w^{-1}$  matrisinin özvektörleridir.

#### 4.5. DeneySEL Çalışmalar

Deneylerde FRGC Ver2.0 veritabanı kullanıldı. Veritabanında 466 bireyin her biri için 2 ile 22 arasında olmak üzere toplam 4007 yüz bulunmaktadır. Çalışmamızda her bir yüz için 2 eğitim ve bir test yüzü olmak üzere en az 3 yüz gerekmesi

nedeniyle, veritabanında en az 3 yüze sahip 382 bireyin, 3879 yüzü testlerde kullanıldı. Bu durumda veritabanında bulunan yüzlerin %96.81 teste dahil edildi.

Yüz verilerinin algılayıcılar ile eldesi sırasında, algılayıcıya olan uzaklığın az da olsa değişmesi, farklı ırklar arasında yüzün büyüklüğünün ve en-boy oranının (aspect ratio) değişmesi nedeniyle farklı yüzlerden çıkartılan yüz bölgeleri aynı olmayabilir. Örneğin bireylerden birinin yüzü için seçilen bölge, alın ve çeneyi kapsar iken diğer birey için çene veya alının bir kısmını dışarıda bırakabilir. Veya bir yüz için gözler seçilen bölgede tamamıyla kapsanırken, farklı bir birey için gözlerin uçları dışarıda kalabilir. Şekil 3.21’de, veritabanındaki yüzler için burun ucu ile kemeri arasındaki uzaklığın ortalaması ve standart sapma grafiği verilmiştir. Yaptığımız incelemelerde bazı yüzler için 35 mm olan burun ve kemer uzaklığı, bazı yüzlerde 98mm’ye varmaktadır. Görüldüğü gibi yüzler arasında oran farklılıkları bulunmaktadır.

Diğer bir problem ise yüzdeki nirengi bölgelerinin farklı ayırt edicilik değerinin olmasıdır. Şekil 3.22’de yüzdeki farklı bölgelerin ayırtedicilik haritası incelendiğinde burun ve çevresinin daha ayırt edici bilgi sakladığı görülmektedir. O nedenle özellikle burun ucu ve çevresi merkez alınmak üzere farklı yarıçaplarda elipsoit bölgeler alınarak tanıma için kullanılmıştır. Her bir yöntem için deneyler bu yüz bölgelerinin her biri için ayrı ayrı yapılarak tablolarda verilmiştir.

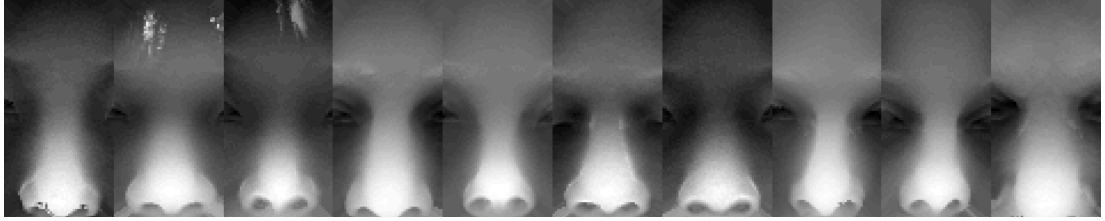
Şekil 4.5 (a)’da veritabanında bulunan yüzlerden 10 tanesi verilmiştir. Veritabanında bulunan 366 bireye ait 732 yüz kullanılarak, Şekil 4.5 (b)’de 10 tanesi verilen BBA taban imgeleri elde edilmiştir. Dikkat edilirse bu taban imgelerinde yüzün nirengi noktaları daha belirgindir. Belirtilen taban imgesi farklı bir yüz bölgesini vurgulayıcı öznitelik çıkartmaktadır. Bu durumu daha iyi gözlemlemek için Şekil 4.5 (c)’de 10 tanesi verilen burun bölgesinden oluşan yüz bölgesi için BBA taban imgeleri hesaplanarak Şekil 4.5 (d)’de verildi. Bilindiği gibi burun ve burun kemeri çevresi en kararlı bilgileri tutmaktadır. BBA taban imgeleri de bu bölgeleri vurgulamaktadır.



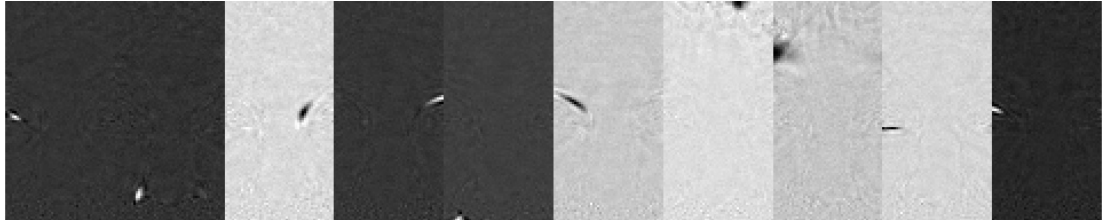
(a)



(b)



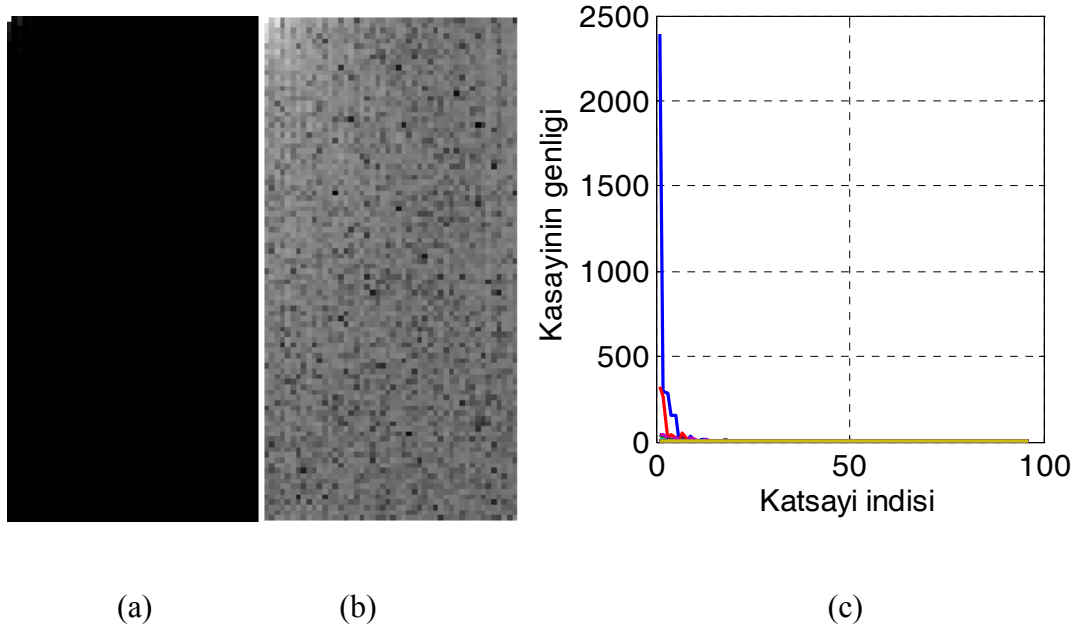
(c)



(d)

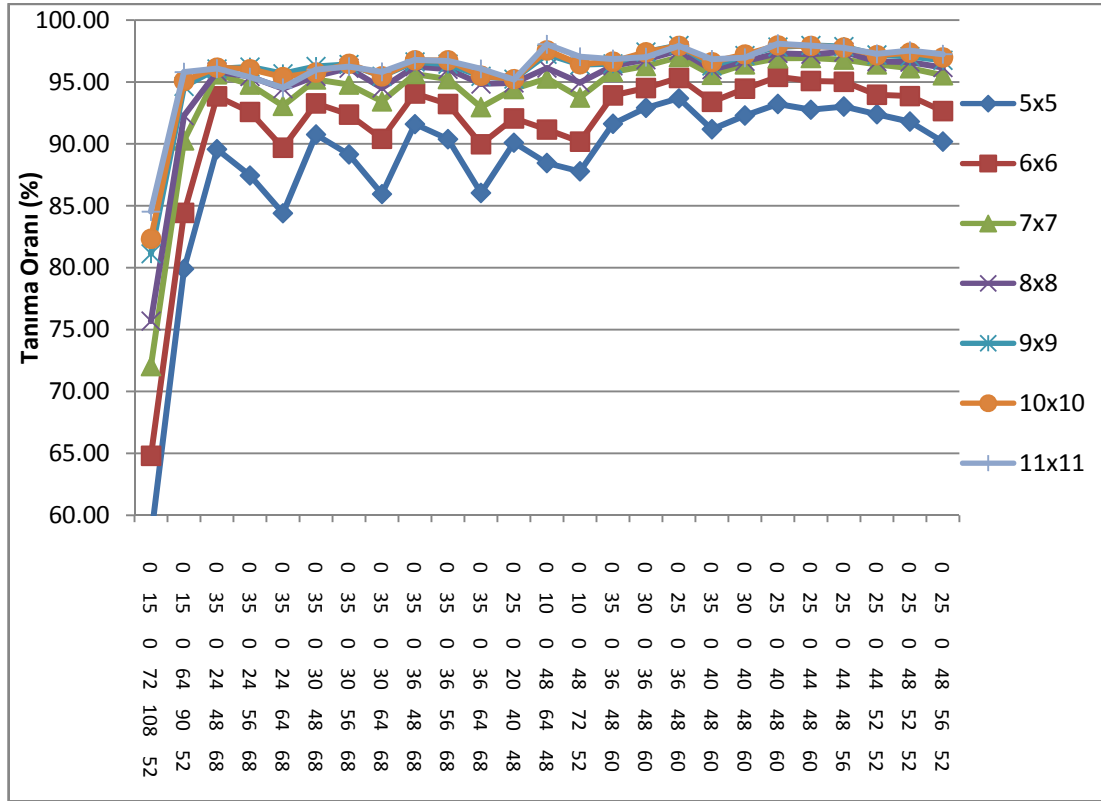
Şekil 4.5. a) FRGC Ver2 veritabanında 10 kişiye ait yüzler (b) BBA taban yüzleri (c) burun bölgesi yüzleri (d) BBA taban yüzleri

Şekil 4.6'da  $I(x,y)$  derinlik imgesine 2B AKD uygulandığında Şekil 4.6 (a)'da görülen katsayı imgesi elde edilmiştir. AKD katsayıları Şekil 4.6 (c)'de gösterildiği gibi düşük frekanslı katsayılar büyük genliğe sahiptir ve yüksek frekanslı katsayılar gidildikçe hızlı şekilde azalmaktadır. Bu nedenle imgeyi daha anlamlı olması için Şekil 4.6 (b)'de  $\log(|I(x,y)| + 1)$  gösterilmiştir. AKD, öznelilik çıkartmak için kullanıldığında sol üst köşedeki düşük frekanslı katsayılar kullanılır.



Şekil 4.6. düşük frekanslı 2B AKD katsayıları sol üst köşede toplanmıştır. (a) orijinal imge (b) logaritmik ölçek ile gösterimi (c) katsayıların genliğinin indisi ile azalması

$C'(u,v) \mid u < N \text{ ve } v < N$ , şeklinde  $N^2$  boyutlu katsayılar öznitelik olarak seçilir. Burada önemli olan en iyi  $N$  değerinin bulunmasıdır. Şekil 4.7'de  $N$  değerine karşılık gelen tanıma oranları verilmiştir. Deneyler daha önce belirlenen yüz bölgeleri için tekrarlanmıştır.  $N \geq 10$  için tanıma oranı tüm bölgelerde en iyi sonuçları vermektedir. Burada anlaşıldığı gibi 10'dan daha büyük indisli katsayılar tanıma oranına katkı yapmamaktadır. Ayırt edici bilgi düşük frekanslı 100 katsayı içinde bulunmaktadır.



Şekil 4.7. 2B AKD için düşük frekanslı  $N \times N$  katsayısının farklı bölgeler için tanıma oranlarının değişimi

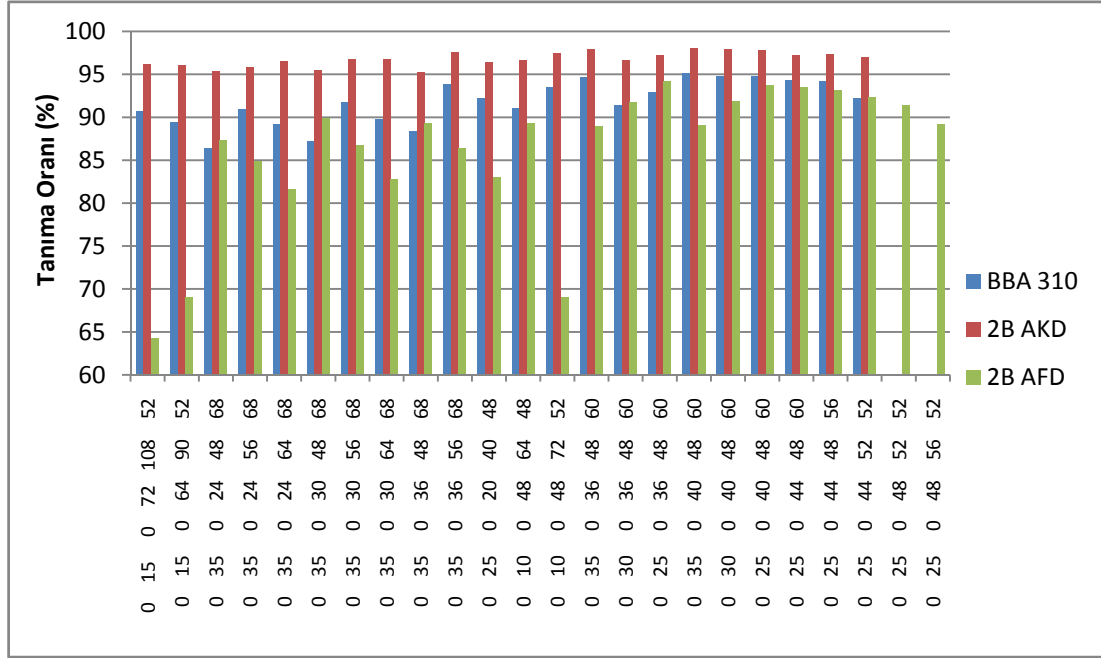
Diğer bir sinüzoidal dönüşüm olan 2B AFD derinlik imgelerine uygulanarak öznetelik çıkartıldı. AKD'ye benzer şekilde bilginin büyük bir kısmı düşük frekanslı AFD katsayılarında yoğunlaşmıştır. Sol üst köşede bulunan 10x10 AFD katsayısı kullanılarak tanıma yapıldı. Çizelge 4.1'de AFD için tanıma oranları AKD ve BBA için karşılaştırmalı olarak verilmiştir.

2B AKD, AFD ve BBA yöntemi ile farklı yüz bölgeleri için elde edilen tanıma oranları Çizelge 4.1'de liste halinde ve Şekil 4.8'de ise bar grafik olarak verilmiştir. Şekil 4.8 incelendiğinde kırmızı ile belirtilen 2B AKD ile tüm bölgeler için %95'in üzerinde başarı elde edilmiştir. BBA yöntemi ile %85-95, 2B AFD ile %65-95 arasında değişen başarı oranları elde edilmiştir. Tüm yüz bölgeleri için en iyi sonuç

2B AKD yöntemiyle elde edilmiştir. Genel olarak BBA, 2B AFD'den daha iyi başarı oranı gösterse de, bazı yüz bölgeleri için AFD daha başarılıdır.

Çizelge 4.1. Derinlik imgelerine uygulanan 3 farklı yöntem için tanıma oranları

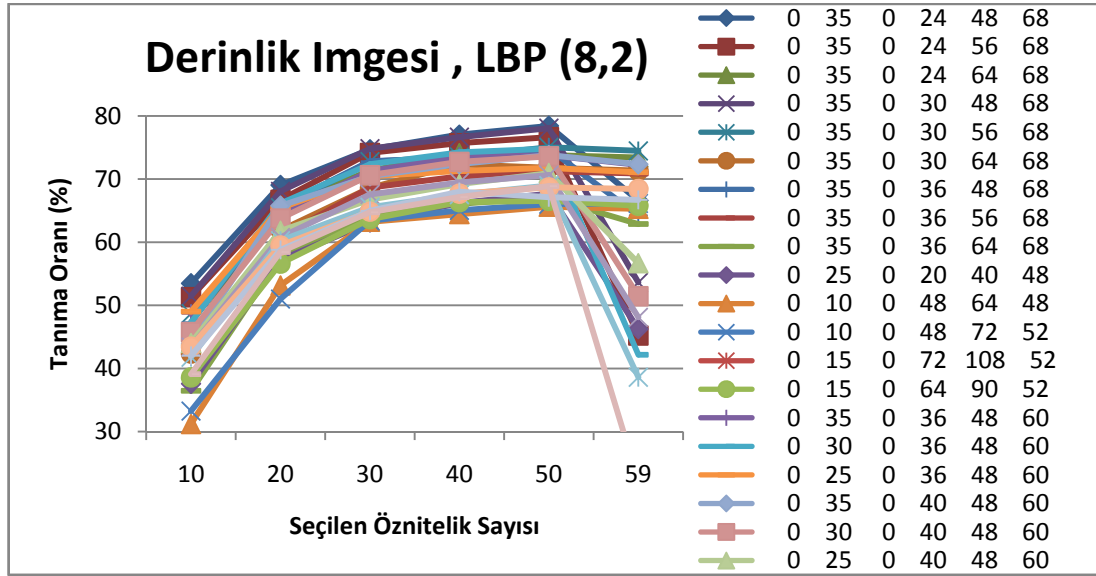
| Elips merkezleri |     |     | İlgi Bölgeleri |       |       | Yöntem       |         |              |
|------------------|-----|-----|----------------|-------|-------|--------------|---------|--------------|
| $x$              | $y$ | $z$ | $r_x$          | $r_y$ | $r_z$ | 2B AKD 10x10 | BBA 310 | 2B AFD 10x10 |
| 0                | 35  | 0   | 24             | 48    | 68    | 96.16        | 90.72   | 87.32        |
| 0                | 35  | 0   | 24             | 56    | 68    | 96.03        | 89.38   | 84.92        |
| 0                | 35  | 0   | 24             | 64    | 68    | 95.39        | 86.34   | 81.54        |
| 0                | 35  | 0   | 30             | 48    | 68    | 95.77        | 90.87   | 89.92        |
| 0                | 35  | 0   | 30             | 56    | 68    | 96.47        | 89.22   | 86.67        |
| 0                | 35  | 0   | 30             | 64    | 68    | 95.46        | 87.14   | 82.8         |
| 0                | 35  | 0   | 36             | 48    | 68    | 96.75        | 91.7    | 89.25        |
| 0                | 35  | 0   | 36             | 56    | 68    | 96.75        | 89.79   | 86.41        |
| 0                | 25  | 0   | 20             | 40    | 48    | 95.23        | 88.4    | 82.96        |
| 0                | 10  | 0   | 48             | 64    | 48    | 97.55        | 93.86   | 89.28        |
| 0                | 10  | 0   | 48             | 72    | 52    | 96.44        | 92.19   | 69.04        |
| 0                | 35  | 0   | 36             | 48    | 60    | 96.65        | 91      | 88.99        |
| 0                | 30  | 0   | 36             | 48    | 60    | 97.4         | 93.5    | 91.7         |
| 0                | 25  | 0   | 36             | 48    | 60    | 97.91        | 94.69   | 94.17        |
| 0                | 35  | 0   | 40             | 48    | 60    | 96.6         | 91.34   | 89.02        |
| 0                | 30  | 0   | 40             | 48    | 60    | 97.22        | 92.96   | 91.85        |
| 0                | 25  | 0   | 40             | 48    | 60    | 97.96        | 95.15   | 93.68        |
| 0                | 25  | 0   | 44             | 48    | 60    | 97.91        | 94.74   | 93.5         |
| 0                | 25  | 0   | 44             | 48    | 56    | 97.78        | 94.74   | 93.09        |
| 0                | 25  | 0   | 44             | 52    | 52    | 97.16        | 94.3    | 92.29        |
| 0                | 25  | 0   | 48             | 52    | 52    | 97.37        | 94.2    | 91.39        |
| 0                | 25  | 0   | 48             | 56    | 52    | 96.98        | 92.24   | 89.22        |



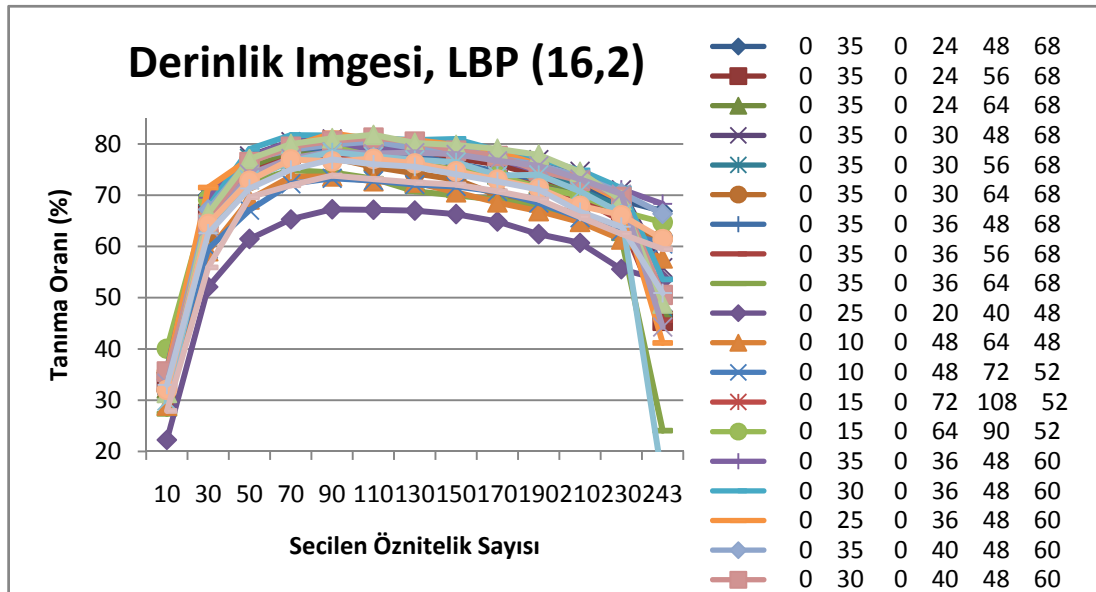
Şekil 4.8. Çizelge 4 3'te verilen derinlik imgelerine uygulanan 3 farklı yöntem için farklı yüz bölgelerine ait tanıma oranları

#### 4.5.1. Yerel ikili örüntü (YİÖ Lokal Binary Pattern)

Son zamanlarda öznetelik çıkartmak için önerilen diğer bir yöntem ise LBP'dir [49]. LBP yönteminde, imgedeki her bir piksel, sadece doku (derinlik) bilgisini değil, çevre piksellerine ait bilgiyi de tutmaktadır. Böylece her bir piksel, çok daha fazla bilgi taşımış olmaktadır. LBP daha kararlı bilgi taşımasına karşın, işlem karmaşıklığı yüksektir. Bu nedenle bir çalışmada AKD ile birlikte kullanılarak, daha hızlı çalışması sağlanmıştır [50]. LBP yönteminde her piksel, komşu piksellere ait farklı seviyede bilgi taşıyabilir. Örneğin, 2 piksel komşuluğunda 8 piksele ait bilgi LBP(8,2) şeklinde; 2 piksel komşuluğunda 16 piksele ait bilgi LBP(16,2) gösterilir. Şekil 4.9'da LBP(8,2) ve LBP(16,2) için elde edilen tanıma başarısının, seçilen öznetelik sayısı ile değişimi grafik olarak verilmiştir. LBP öznetelikleri FAD değerlerine göre seçilmiştir.



(a)



(b)

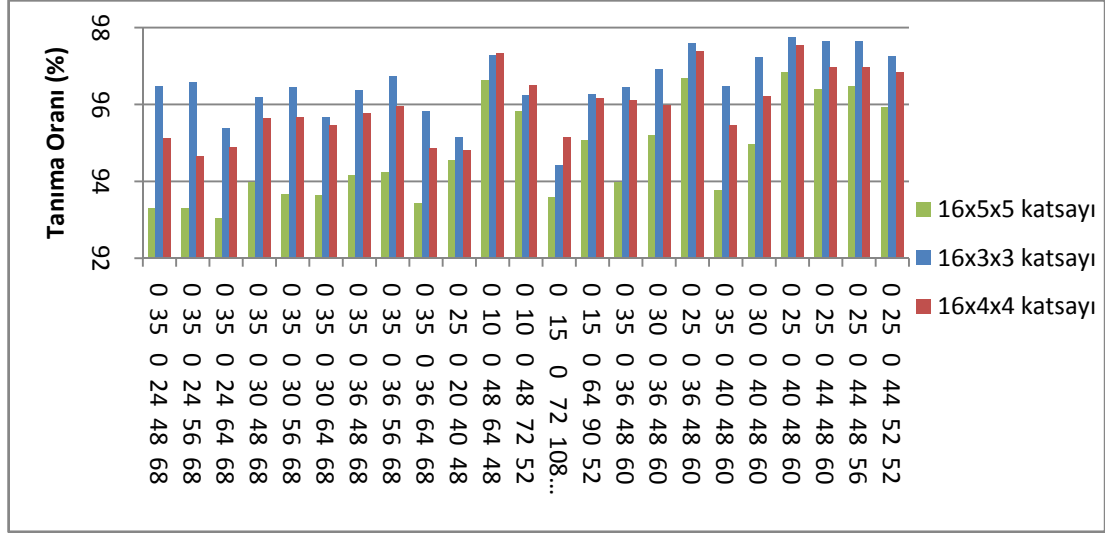
Şekil 4.9. LBP ile farklı yüz bölgeleri için elde edilen tanıma oranları (a) LBP(8,2)  
(b) LBP(16,2)

#### 4.5.2. Yerel 2B AKD

2B AKD uzaysal sinyalleri frekans bölgesine taşır. Bu nedenle konum bilgileri saklanmaz. Frekans bilgisinin yanında konum bilgisini de saklamak için, yerel AKD katsayılarının kullanılması önerilmiştir. Bu amaçla yüz imgeleri bloklara ayrılarak, her bloktan elde edilen düşük frekanslı AKD katsayıları öznitelik olarak kullanılır. Bu yöntemin sağladığı iki avantaj vardır; 1-) yerel AKD katsayıları ile uzaysal bilgi taşınır, 2-) ifade değişikliği gibi bölgesel etkiler yalnızca yerel AKD katsayılarını etkiler. Bilindiği gibi yüzdeki tüm bölgeler ifade değişikliğinden aynı oranda etkilenmez. Örneğin yanak ve ağız bölgesi yüz ifadelerinden çok etkilenmesine karşın, burun ve göz çevresi çok az etkilenir. Ancak global AKD uygulandığında, ağız ve yanak bölgesindeki değişiklikler, tüm katsayıları az yada çok etkiler. Bu ise katsayıların gürbüzlüğü azaltır. Bu çalışmada 3B şekil bilgisi kullanıldığı için yerel 2B AKD yönteminin ifade değişikliği üzerindeki etkisinden bahsettik. Ancak 2B yüz tanımadaki zorluklardan birisi de aydınlanmadır. Yüzdeki bölgeler ışıktan farklı derecelerde etkilenir. Öyle ki yandan gelen ışıklarda yüzün sağ ve sol tarafı farklı aydınlanmalara sahip olur. Bu nedenle 2B yüz tanımda yerel 2B AKD yöntemi ifade değişikliğinin yanında aydınlanma etkisi için de avantajlara sahiptir.

Her bloktan elde edilen AKD katsayıları, global olarak elde edilen AKD katsayılarına benzer şekilde seçilir. Sol üst köşede bulunan global AKD katsayıları seçilmektedir. Ancak ilk katsayılar aydınlanma ve ifade değişikliğine çok bağlı olduğundan, sezgisel olarak bu katsayılar dışlanmaktadır. Yerel 2B AKD için de benzer yaklaşım uygulanmaktadır [51]. Her bir bloğun, ilk bir kaç AKD katsayısı, gürültüye çok bağımlı olduğundan, öznitelik olarak kullanılmaz. Her bir bloktan  $N \times N$  sayıda katsayı kullanılarak öznitelik vektörü oluşturulur. Böylece  $d$  sayıda alt bloktan oluşan bir imge için  $dxN \times N$  boyutunda öznitelik vektörü elde edilir. Şekil 4.4 (a) 'da yüz, 16 alt bölgeye ayrılarak farklı sayıda katsayı öznitelik olarak kullanılmıştır. Şekil 4.10'daki gibi grafik olarak çizildiğinde en iyi sonuçların  $N = 3$  alındığı

görülmektedir.  $N=4$  ve 5 için tanıma oranları düşmektedir. Görüldüğü gibi özniteliklerin hepsinin kullanılması başarıyı düşürmektedir.



Şekil 4.10. Önceki yöntemlerde kullanılan yerel 2B AKD’de sabit sayıda katsayı ile elde edilen tanıma oranları için grafik

## 5. ÖZİNİTELİK SEÇME

Alt uzay tabanlı yöntemlerde dönüşüm sonrası taban imgelerinin hepsi tanımayı artırıcı etki yapmaz. Örneğin dönüşüm katsayılarının hepsinin kullanılması, boyut problemi olmasa bile doğru değildir. Çünkü bu taban imgelerinin bazıları yüzdeki ifade değişikliği gibi etkenlere daha bağımlıdır. Öyle ki bu katsayıların FAD değeri (sınıflar arası varyansı, sınıf içi varyansa oranı) daha büyüktür, kullanılması durumunda başarıyı düşürür. Öznelik seçme yöntemleri ile FAD değeri düşük olan katsayılar dışlanarak başarı artırılır. Diğer bir neden ise boyut düşürmedir. Her ne kadar BBA veya AKD gibi yöntemler bilgiyi belirli katsayılarda yoğunlaştırsalar da, elde edilen katsayıların boyutu büyük olabilir. Özellikle sınıflandırma sırasında kullanılan Mahalanobis veya DAA gibi ayırtaç yöntemlerinde kovaryans matrisinin tersinin alınamamasına yol açabilir. Bu durum daha çok eğitim küme sayısının küçük olmasından kaynaklanır. Ancak uygulamada eğitim küme sayısı genel olarak yeterli değildir.

Örüntü tanıma yöntemlerinin çoğu yüksek sayıda ilgisiz nitelikler ile başa çıkabilecek şekilde tasarlanmamışlardır. Büyük boyutlu veriler nedeniyle biometrik uygulamalarda öznelik seçme bir gereklilik halini almıştır. Öznelik seçme 2 amaçla yapılır; boyut düşürme, ayırt edici öznelikleri seçerek başarıyı artırma.

Öznelik seçmede amaç,  $D$  boyutlu  $Y=\{y_j \mid j=1,...,D\}$  kümesi içinden,  $J(X_{opt})$  kriterini maksimize eden  $d$  boyutlu  $X_{opt}=\{x_k \mid k=1,...,d\}$  altkümesinin bulunmasıdır. Optimum altküme,  $2^d$  olasılığın denenmesi ile bulunabilir. Ancak pratik problemler için bu pek uygulanabilir değildir. Bu nedenle suboptimal yöntemler kullanılır.

Saeey ve ark. [52] öznelik tanımayı üç alt gruba ayırmıştır. Filtre, sarmalama (wrapper) ve gömülü (embedded). Filtre yöntemleri niteliklerin bireysel özelliklerine bakar. Avantajı büyük boyutlu veritabanlarında kullanılabilir ve hızlı olmasıdır. Dezavantajı ise öznelikler arasındaki ilintiyi kullanmamasıdır. Birçok filtre yöntemi

sınıf ayırtaç değerini performans ölçütü olarak kullanır. Bu yöntemler içinde en çok kullanılan Fisher Ayırtaç Değeridir (FAD).

FAD ile katsayıların her birinin sınıf ayırma gücünü belirlemek için her bir katsayının sınıflar arası varyansının sınıf içi varyansa oranına bakılır [53,54,55].

Tüm katsayıların ortalaması  $\bar{x}$ ,

$j$ . sınıf için sınıf ortalaması  $\bar{x}_j$  ile verilirse sınıf-içi varyans

$$\sigma_{within} = \sum_j \sum_i (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 \quad (5.1)$$

ve sınıflar arası varyans

$$\sigma_{between} = \sum_j (\bar{x}_j - \bar{x})^2 \quad (5.2)$$

olarak verilir ve  $k$ . katsayının sınıflandırma gücü;

$$r_k = \frac{\sigma_{between,k}}{\sigma_{within,k}} \quad (5.3)$$

olarak verilir. Giriş verilerinden sınıflandırma gücü en yüksek olan  $l$  terim seçilir ve bu terimler bir araya getirilerek öznitelik vektörü oluşturulur;

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_l\} \quad (5.4)$$

Sarmalama (wrapper) yöntemleri, tüm nitelik kümesi içinde en iyi altkümeyi ararlar. Filtre yöntemlerden farklı olarak sarmalama (wrapper) yöntemler, niteliklerin bireysel değil, birbirleri arasındaki kombinasyonel özelliklerini dikkate alır.  $D$  nitelik kümesi için  $2^D$  altkümenin test edilmesi gerekir. Ancak büyük boyutlu kümeler için bu durum uygulanabilir değildir. Bu durumda sarmalama (wrapper) yöntemler hem

hız hem de başarı anlamında güzel bir çözüm sunarlar. Yine de bu yöntemlerde, yuvalanma etkisi tekdüze olmayan kriter fonksiyonu veya yüksek işlem yükü gibi problemler olabilmektedir.

### 5.1. Sıralı Arama Yöntemleri

Sarmalama (wrapper) yöntemler içinde en çok kullanılanlar ise sıralı yöntemlerdir. Sıralı yöntemler en iyi niteliği ekleyerek ( $X_{k+1} = X_k + X^+$ ) veya en kötü niteliği çıkartarak ( $X_{k+1} = X_k - X^-$ ) kriter fonksiyonu belirli bir şartı sağlayıncaya kadar çalışırlar ( $J(X) > t$ ).

Sıralı öznitelik arama (Sequential Feature Search) iki gruba ayrılır;

*Sabit Sıralı Arama (Fixed Sequential Search)* arama yöntemlerinde  $l$  adet öznitelik eklenip ' $r$ ' adet çıkartılır. Bu yöntemler *plus-l take away r* olarak adlandırılır.

(l,r) yöntemi :

Giris :  $Y = \{y_j \mid j = 1, \dots, D\}$ ,

Cikis :  $X_k = \{x_k \mid k = 1, \dots, d; x_k \in Y\}$

Ayarlama :  $l > r \Rightarrow k = 0; X_0 = \emptyset$ ; go to Adim 1

$l < r \Rightarrow k = D; X_0 = Y$ ; go to Adim 2

while  $k \neq k_{\text{hedef}}$

Adim 1 (Ekleme)

repeat l times

$$x^+ = \arg \max_{x \in Y - X_k} J(X_k + x)$$

$$X_{k+1} = X_k + x^+; k = k + 1$$

goto Adim 2

Adim 2 (Dislama)

repeat r times

$$x^- = \arg \max_{x \in X_k} J(X_k - x)$$

$$X_{k-1} = X_k - x^-; k = k - 1$$

goto Adim 1

*Değişken (floating) sıralı* aramada ileri ve geri adımlar dinamik olarak kontrol edilir.

*Sıralı İleri Arama (SİA-Sequential Forward Search-SFS):*

Suboptimal bir yöntem olan bu yöntem yerel olarak en iyi öz niteliği ekleyerek en iyi altkümeyi arar.

*Sıralı Geri Arama (SGA-Sequential Backward Search-SBS):* SİA'nın eşleniği olan SGA,  $D$  sayıdaki öz nitelik kümesi içinden en kötü öz niteliği çıkartarak en iyi altkümeyi arar. SİA ve SGA için yuvalanma etkisi (nesting effect) en büyük dezavantajdır. Yuvalanma etkisi,  $d < d'$  olmak üzere, seçilen  $d$  boyutlu öz nitelik kümesinin, seçilen diğer  $d'$  boyutlu öz nitelik kümesinin altkümesi olmamasıdır. Örneğin seçilen 3 elemanlı bir öz nitelik kümesinin tüm elemanları, seçilen 4 elemanlı öz nitelik kümesinin içinde bulunmayabilir. Sabit sıralı arama yöntemleri

yuvalanma etkisi nedeniyle önceki çıkartma ve ekleme hatalarını düzeltemezler. Bu yöntemler  $l-r$  aramaların özel durumudur.  $l-r$  yöntemi kısmen yuvalanma etkisi probleminin üstesinden gelse de en iyi  $(l,r)$  parametrelerinin bulunamayabilir. Bu durumun üstesinden gelmek için Sıralı Kayan İleri Arama (SKİA Sequential Floating Forward Selection) yöntemi önerilmiştir. Bu yöntemler ileri ekleme adımına, öznitelik çıkartma adımından daha iyi altküme bulunduğu sürece devam eder. Benzer durum Sıralı Kayan Geri Arama (SKGA -Sequential Floating Backward Selection – SKGA) SKGA içinde geçerlidir. SKGA, en kötü özniteliği çıkartma işlemine, en iyi özniteliği ekleme adımdan daha iyi küme bulunduğu sürece devam eder. SKİA ve SKGA için adımlar dinamik olarak belirlenir. Böylece yuvalanma etkisi probleminde kurtularak en iyi  $l$  ve  $r$  adımları ile öznitelik kümesi bulunur.

Sıralı Kayan İleri Arama (SKİA) :

Giriş :  $Y = \{y_j \mid j = 1, \dots, D\}$ ,

Çıkış :  $X_k = \{x_k \mid k = 1, \dots, d; \quad x_k \in Y\}$

Başlangıç :  $k = 0; \quad X_0 = \emptyset; \quad \text{go to Adım1}$

while  $k \neq k_{\text{hedef}}$

Adım1 (Ekleme)

$$x^+ = \arg \max_{x \in Y - X_k} J(X_k + x)$$

$$X_{k+1} = X_k + x^+; k = k + 1$$

Adım2 (Dislama)

$$x^- = \arg \max_{x \in X_k} J(X_k - x)$$

$$\text{if } J(X_k - x^-) > J(X_k)$$

$$X_{k-1} = X_k - x^-; k = k - 1$$

goto Adım 2

else

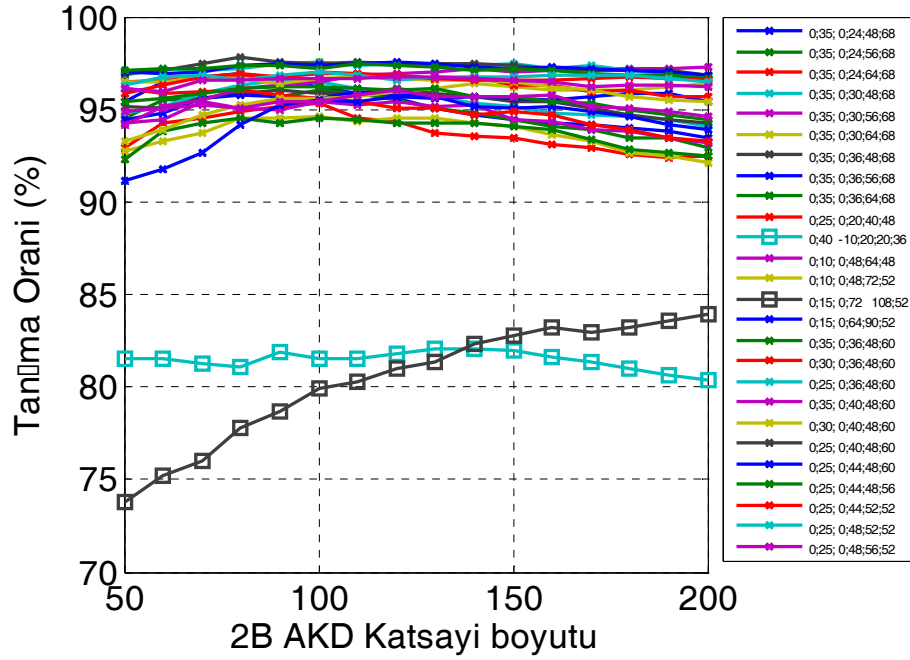
goto Adım 1

Öznitelik seçmede asıl problem, kriter fonksiyonu için büyük boyutlu kümelerde ortaya çıkan boyut problemidir (curse of dimensionality) [56]. Örneğin, seçilen kriter fonksiyonunda, kovaryans matrisinin tersi, rank problemi nedeniyle hesaplanamayabilir. Bu durumda büyük boyutlu kümeler için ileri SKİA yöntemi tercih edilebilir. Çünkü seçilen öznitelik sayısı kovaryans matrisinin tersi alınmayınca kadar ilerleyebilir. Bu nedenle bazı çalışmalarda sadece ileri arama yapan yöntemler tercih edilmektedir [57].

Büyük boyutlu öznitelik seçme problemlerinin bir kısmında Genetik Algoritma (GA) yöntemi tercih edilmektedir. Ancak, GA ile her zaman daha iyi sonuç elde edildiği anlamına gelmez. Çünkü Ferri ve ark. [57] yaptığı çalışmada GA'nın farklı öznitelik kümeleri için SKİA ten daha kötü sonuç verdiğini bu nedenle GA ve SKİA gibi yöntemlerin birleşiminden oluşan hibrit yöntemlerin kullanılabileceğini rapor etmiştir.

## 5.2. Global 2B AKD'den Öznitelik Seçme

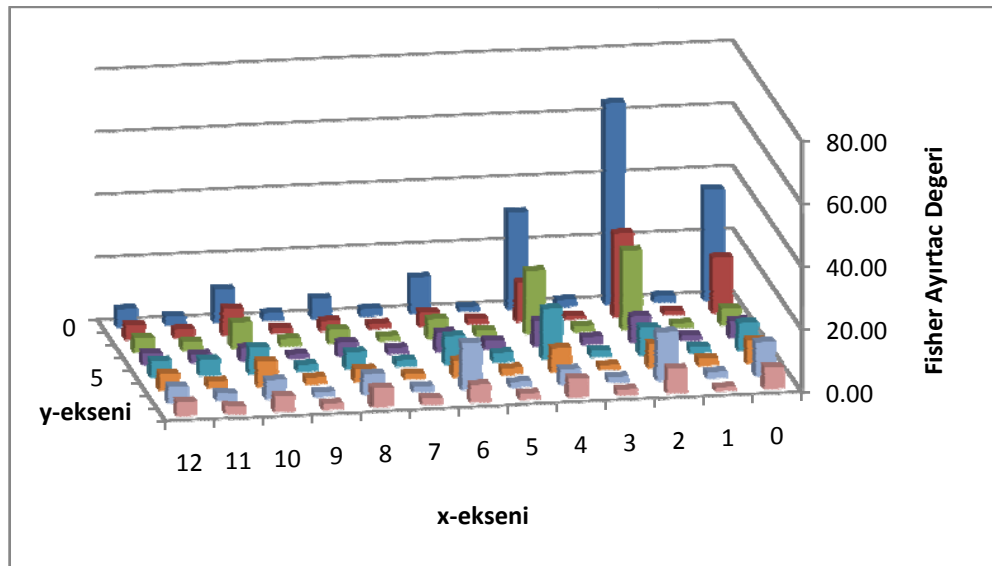
2B yüz tanımda genellikle 2B AKD katsayılarının tümü alınarak işlem yapılmıştır. Çok az çalışmada düşük frekanslı terimler seçilerek tanıma işlemi gerçekleştirilmiştir. Bir çalışmada ise, 2B dönüşüm katsayıları farklı bant bölgelerine ayrılarak, her bir bandın sınıf ayırma gücü ayrı ayrı belirlenmiştir [47]. Sınıf ayırma gücünün yüksek olmasına göre seçilen banttaki katsayılar öznitelik vektörü olarak kullanılmıştır. Bu çalışmada diğerlerinden farklı olarak her bir AKD katsayısının sınıf ayırma gücü hesaplanarak en ayırt edici  $n$  özniteliği tanıma için kullanılmıştır. Öznitelik seçmek için FAD kullanılmıştır. Şekil 5.1'de farklı yüz bölgelerinde  $n$  adet FAD ile seçilen öznitelik için tanıma oranı verilmiştir. Yaklaşık  $n=100$  için tanıma oranı en yüksek değerini almaktadır.



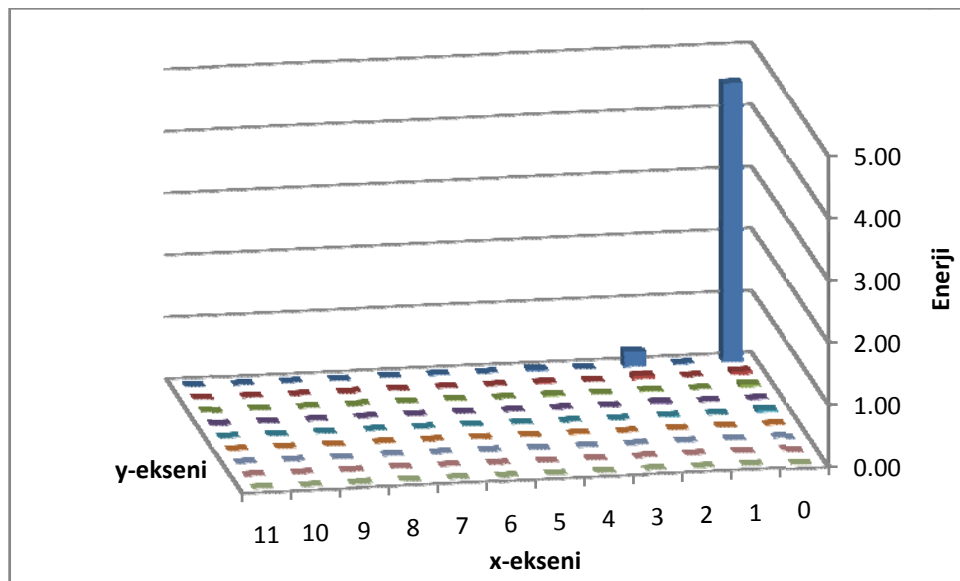
Şekil 5.1. 2B AKD Katsayısı ile Değişimi

Şekil 5.2 (a)'da düşük frekanslı global 2B AKD katsayılarının FADı, (b)'de enerji değerleri verilmiştir. En ayırt edici katsayılar düşük frekans bölgesinde yoğunlaşmasına karşın, düşük frekanslı katsayıların tamamının ayırma gücü yüksek değildir. Öyle ki en yüksek enerji değerine sahip ilk terimin ayırt ediciliği (0,0), çok daha az olan C(2,0) katsayısından daha az ayırt ediciliğe sahiptir. O halde daha önceki çalışmalarda yapılan yüksek enerjili katsayıların seçilmesi yolu doğru değildir.

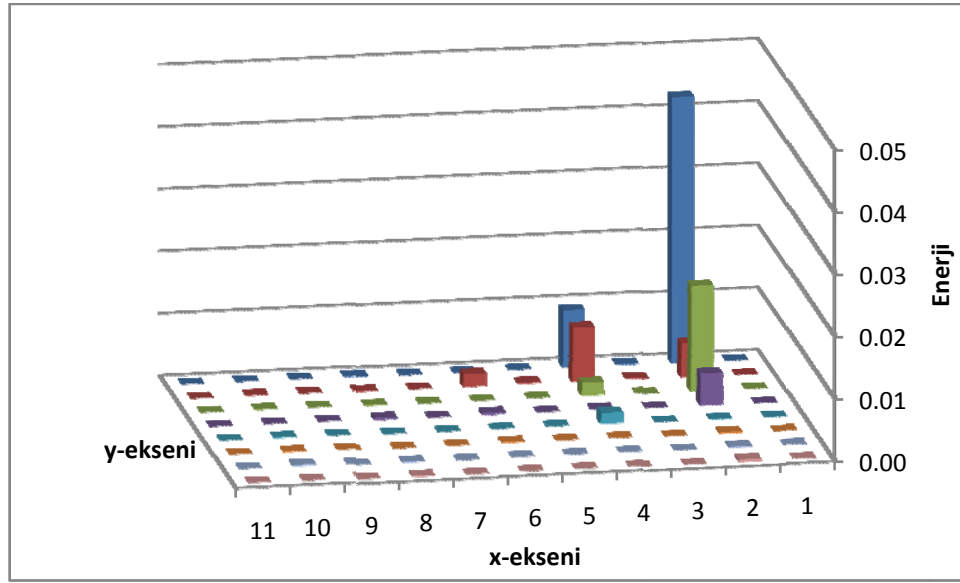
Grafikte dikkat çeken diğer önemli nokta ise  $u=2n+1$  tek indisli katsayıların hem ayırt ediciliği, hem de enerjisi sıfıra yakındır. Bu durum AKD'nin simetri özelliğinden kaynaklanmaktadır. Bilindiği gibi yüz düşey eksen boyunca simetriktr. Düşey simetri nedeniyle tek indisli katsayılar sıfıra yakın enerji değerine sahiptir. Bu konudaki teorik ve matematiksel açıklamalar ve simetri ile ilgili bir ölçüt Bölüm 3.2.2'de verilmiştir.



(a)



(b)

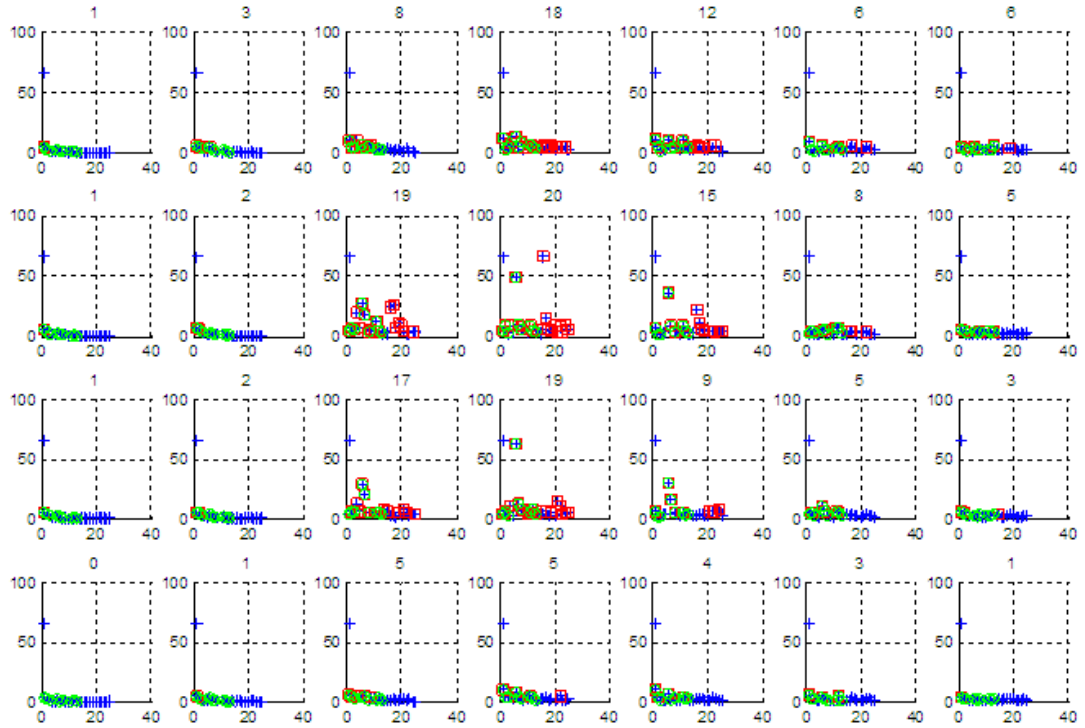


(c)

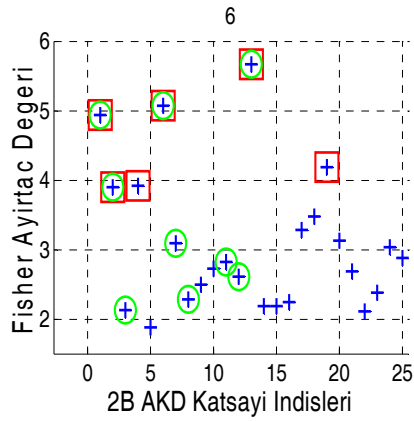
Şekil 5.2. Global 2B AKD katsayıları için (a) Fisher ayırtaç değerleri (b)  $\{C(u,v) \mid 0 \leq u \leq 12 ; 0 \leq v \leq 12\}$  için enerji grafiği (c)  $\{C(u,v) \mid 1 \leq u \leq 12 ; 1 \leq v \leq 12\}$  için enerji grafiği

### 5.3. Yerel 2B AKD'den Öznitelik Seçme

Şekil 5.4 ve Şekil 5.3'te yüz alt bölgelere ayrılarak her bir alt bölgeden ayrı ayrı AKD katsayıları seçilmiştir. Düşük frekanslı katsayıların hepsini değil öznitelik seçme yöntemleri ile belirlediğimiz katsayıları kullanarak tanıma başarısını arttırmaya çalıştık. Dikkat edilirse her bloktan farklı sayıda öznitelik alındığı görülür. Çünkü her bölgeden çıkarılan katsayıların ayırt ediciliği farklıdır. Özellikle burun ve burun kemeri çevresinde daha fazla sayıda katsayı seçilmiştir (kırmızı kareler), önceki yöntemler, sabit sayıda (örn 3x3) katsayıyı öznitelik olarak kullanıp, tanıma yapmaktadırlar. Sabit sayıda katsayı kullanmak, ayırt edici olmayan yanak ve alın gibi bölgelerden gürültülü katsayıların seçilmesine neden olacaktır.



(a)

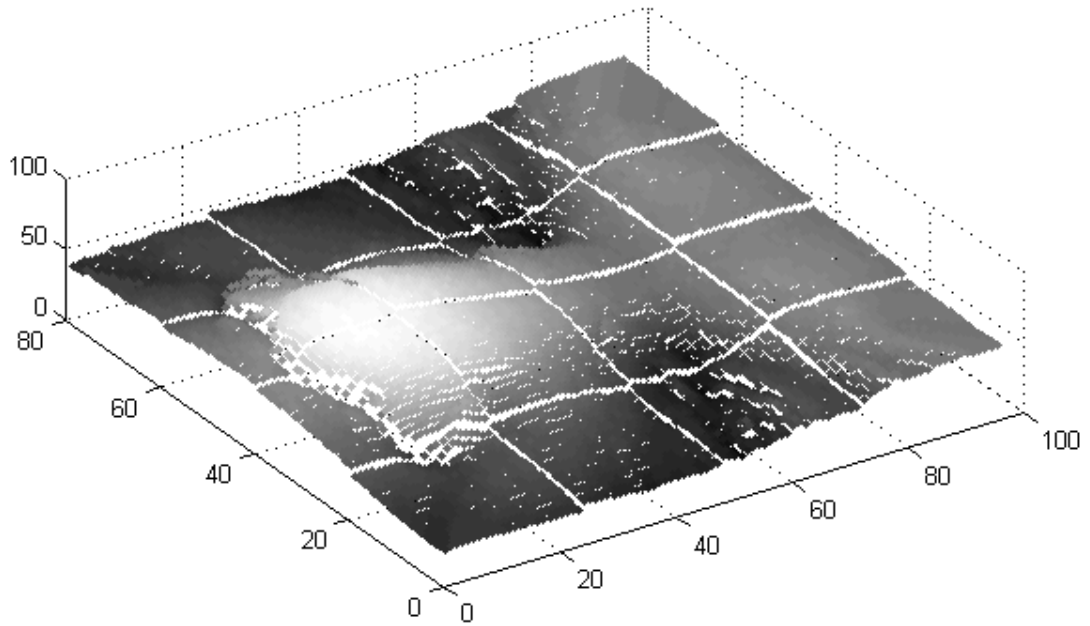


(b)

|   |    |    |    |    |
|---|----|----|----|----|
| 1 | 6  | 11 | 16 | 21 |
| 2 | 7  | 12 | 17 | 22 |
| 3 | 8  | 13 | 18 | 23 |
| 4 | 9  | 14 | 19 | 24 |
| 5 | 10 | 15 | 20 | 25 |

(c)

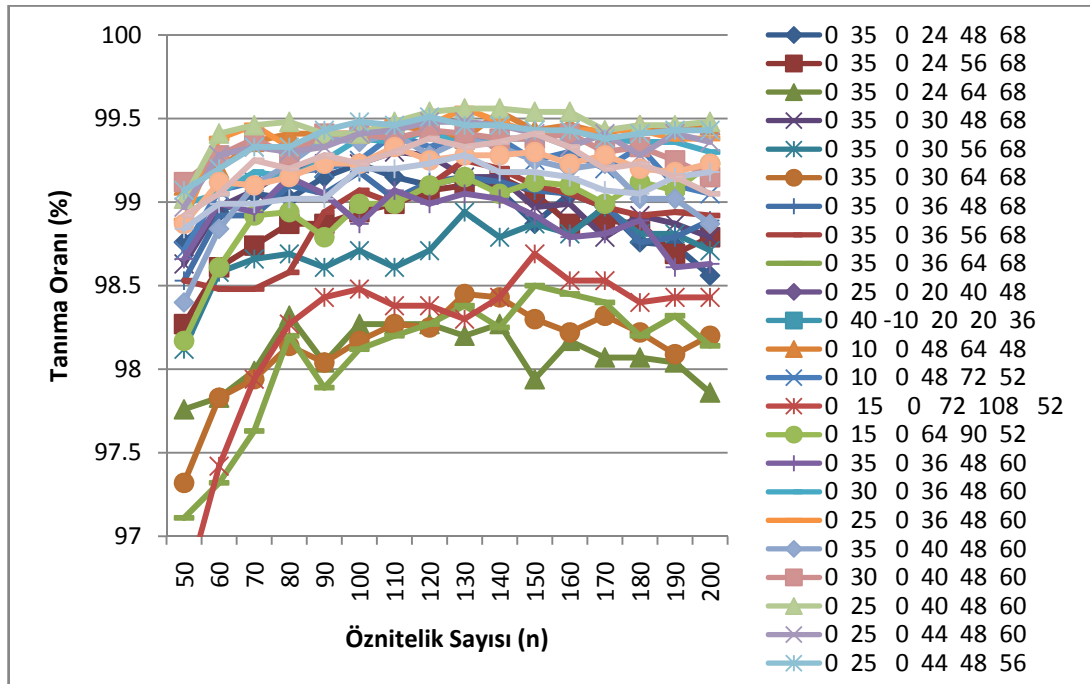
Şekil 5.3. (a) alt bölgelere ait yerel 2B AKD katsayılarının FAD değerleri (b) 2B AKD katsayılarından burun bölgesine ait bir bloğun detaylı grafiği. Mavi + ile Yeşil yuvarlak ile gösterilen katsayılar 5x5 blok içinde kalan 2B AKD katsayıları, kırmızı olanlar, (c) AKD katsayılarının alınış sıraları.



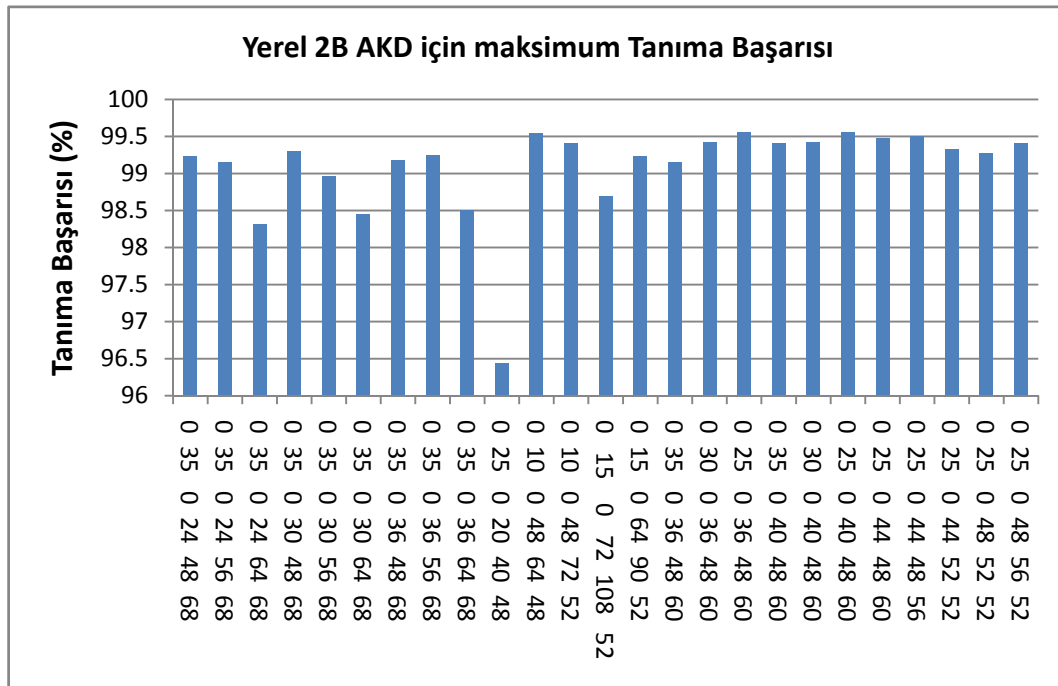
Şekil 5.4. Yüzün alt bölgelere ayrılması

Şekil 4.10 incelendiğinde yerel 2B AKD yönteminde en iyi tanıma oranının, her bloktan 3x3 katsayı alındığında sağlandığı görülür. 4x4 ve 5x5 için başarı düşmektedir. Aslında, 5x5 katsayı alındığında, 3x3 için alınan katsayılar kullanılmasına karşın, başarının düşme sebebini bulmak için her blok içindeki katsayıların ayırt ediciliğini hesaplayarak Şekil 5.3'te gösterdik. Bu grafiklerde her bir bölge için 25 (5x5) öznitelik için Fisher Ayırt edicilik değeri verilmektedir. Grafikleri daha iyi açıklayabilmek için en sağ üst köşedeki blok için Şekil 5.3 (b)'de detaylı olarak verdik. Ayrıca grafikteki her bir indisin 2B olarak hangi noktaya karşılık geldiğini ise (c)'de tablo ile gösterilmektedir. (b)'de her bir katsayının ayırt ediciliği mavi (+) ile, 3x3 blok içindeki katsayılar yeşil (O) ile, global olarak seçilen katsayılar ise kırmızı (□) ile gösterilmiştir. Önceki yöntemlerde, 3x3 blok içindeki ayırt edici olmayan katsayıları da öznitelik olarak kullanılmıştır. Bizim önerdiğimiz yöntemde ise 3x3 blok içinde olmadığı halde, ayırt edici olan 19. katsayı da öznitelik olarak seçilmiştir.

Yüz imgesi  $d$  tane altbölgeye ayrıldığında, her bir alt bölgeden elde edilen katsayılarından,  $FAD_1$   $t$  gibi bir eşik değerinden büyük olan toplam  $n$  adet, katsayı seçilir. Bu katsayılar ile tanıma yapılır. Seçilen yüz bölgeleri 16 alt bölgeye ayrılarak her bölgeden elde edilen 2B AKD katsayıları içinden sol üst köşeden seçilen  $5 \times 5$  katsayı ile  $D = 400$  ( $16 \times 5 \times 5$ ) katsayı uzayından  $n$  tanesi öznitelik olarak seçildi. Kriter fonksiyonu olarak FAD kullanıldı. En iyi tanıma oranı için  $n$  belirlenmelidir;  $n = \{50:10:200\}$  için Şekil 5.5'te verilmiştir. Bu sonuçlar incelendiğinde  $n=50$  için en düşük tanıma oranı sağlanırken  $n$ 'nin artması ile başarı artmakta yaklaşık olarak  $n=150$ 'den itibaren düşmektedir. Görüldüğü gibi tüm katsayıların kullanılması başarıyı arttırmamakta, hatta düşürmektedir. Şekil 5.6'da her bir alt bölge için en yüksek tanıma oranı bar grafik ile verilmiştir. Genel olarak %99'a yakın başarı elde edilirken, 3 bölge için %99.52'i aşan tanıma başarısına ulaşılmıştır.

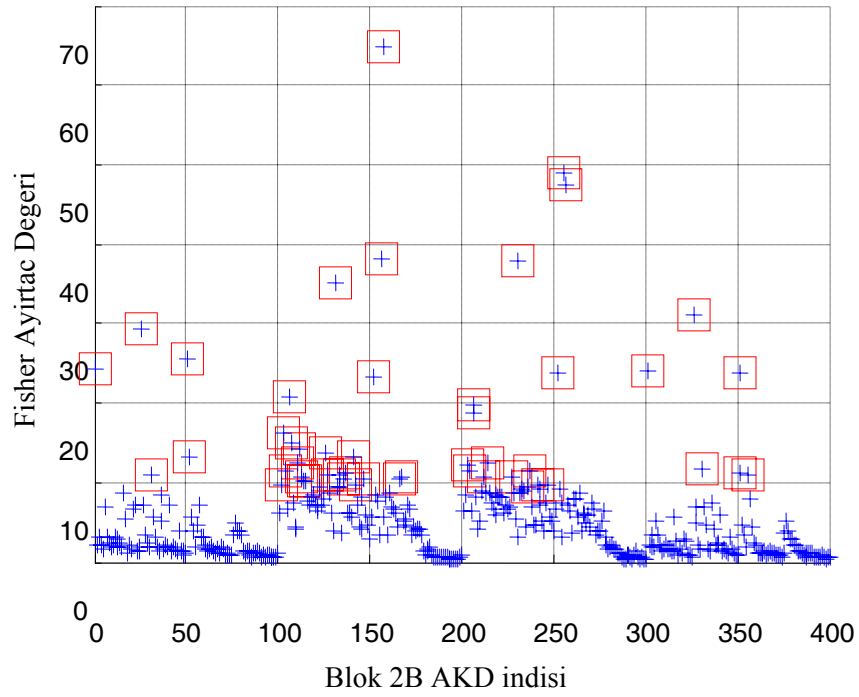


Şekil 5.5. 2B AKD ile farklı yüz bölgeleri için tanıma oranının, seçilen öznitelik sayısı ile değişimi

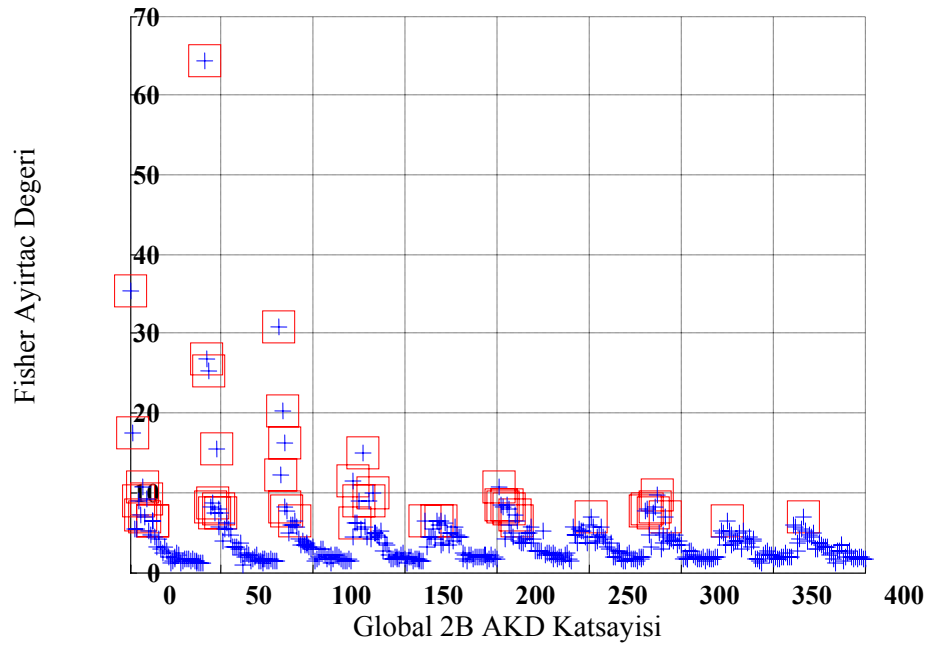


Şekil 5.6. Farklı yüz bölgeleri için maksimum tanıma oranları

Daha önce yapılan çalışmalarda yerel 2B AKD nin tanıma başarısının yüksek çıkmasının sebebi sezgisel olarak verilmiştir. Biz bu çalışmada bunun nedenini istatistiksel olarak araştırdık. Şekil 5.7 incelendiğinde, yerel 2B AKD katsayılarının, global AKD katsayılarına göre daha yüksek FAD değerine sahip olduğu görülür. Yerel 2B AKD katsayıları için FAD değeri ortalama olarak 18 olmasına karşın, global AKD katsayıları için bu değer 11'lere düşmektedir. Bu durum yerel 2B AKD yönteminin daha iyi sonuç vermesinin nedenin farklı bir açıklamasıdır.



(a)

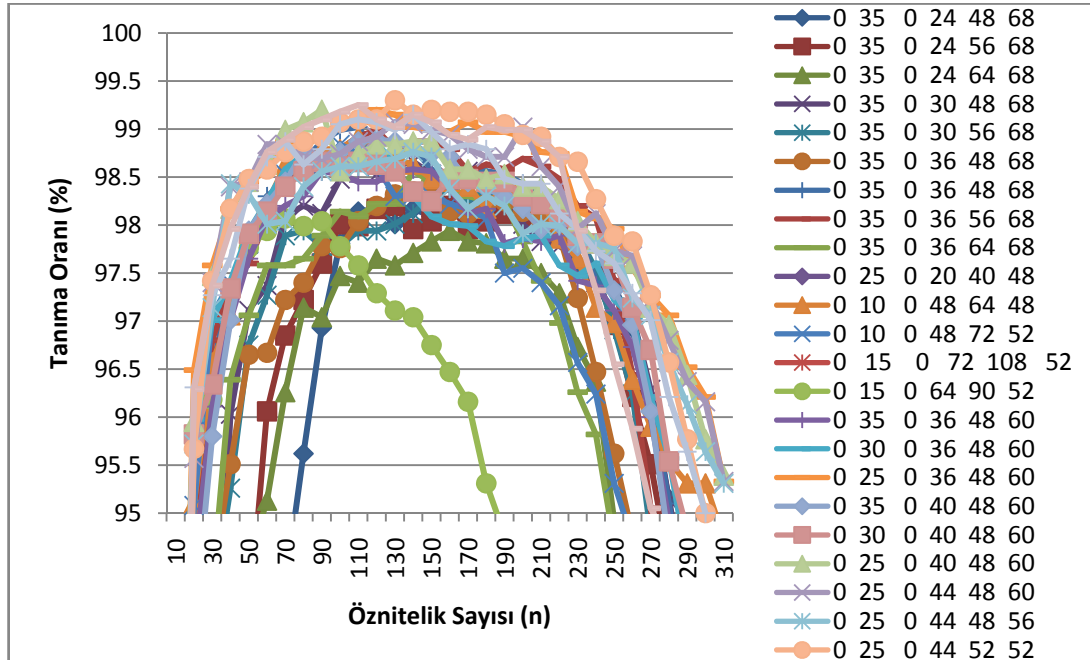
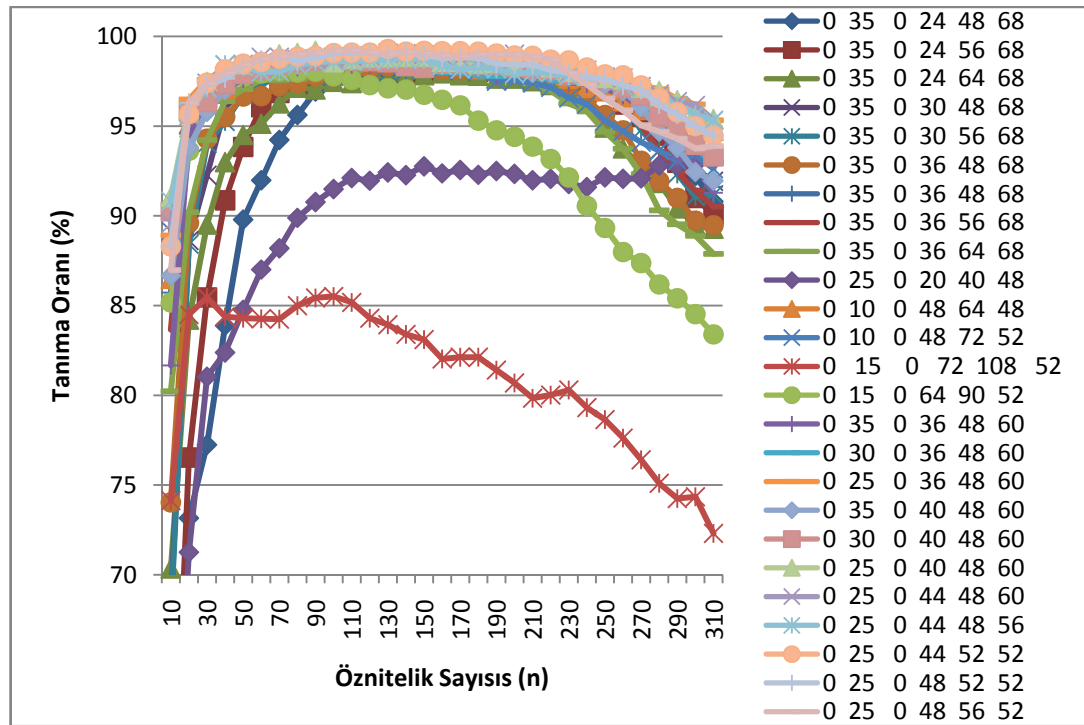


(b)

Şekil 5.7. (a) Blok 2B AKD FAD; min=9.4738, max= 64.8903, ort=18.2970 (b) Global 2B AKD FAD; min= 6.2420, max= 64.3792, ort= 11.7489

#### 5.4. BBA Uygulandıktan Sonra Öznitelik Seçme

BBA 2B ve 3B yüz tanıma başarıyla kullanılan alt uzay tabanlı bir yöntemdir. TBA yönteminde en yüksek varyansa sahip taban imgeleri tanıma kullanılmaktadır. BBA yönteminde ise hangi taban imgelerinin en yüksek varyansa sahip olduğunu belirleyecek bir ölçüt yoktur. Ayrıca yüz tanıma karşılaşılan ifade değişikliği, yaşlanma ve makyaj gibi problemler nedeni ile aynı kişinin yüzleri arasındaki varyans, farklı bireylerin yüzler arasındaki varyanstan büyük olabilmektedir. Bu durumda sadece sınıflar arası değil, sınıf içi varyansı da dikkate alacak bir ölçüt olarak Fisher Ayırtaç katsayısı kullanılır. 382 kişinin 766 yüzünden oluşan eğitim veritabanında  $N=310$  adet BBA taban imgesi hesaplandı. Daha sonra her bir yüz BBA uzayına aktararak  $N$  adet katsayının her biri için FAD bulundu.  $N$  öznitelik uzayı içinden,  $n$  adet öznitelik seçildi. Şekil 5.8’de seçilen ‘ $n$ ’ öznitelik sayısına göre tanıma oranlarının değişimi verilmiştir. Şekil 5.8 (b)’de detaylı olarak verilen grafik incelendiğinde, yaklaşık olarak  $n=150$  için tanıma oranının en yüksek değerinin aldığı, bu değerden sonra düştüğü görülmektedir. Tüm BBA katsayılarının kullanılması tanıma oranını düşürmektedir. Bu durum bazı BBA taban imgelerinin ifade değişikliği, yaşlanma ve makyaj gibi değişikliklere duyarlı olduğunu göstermektedir. Diğer bir ifade ile sınıf içi değişikliklere, sınıflar arası değişikliklerden daha fazla duyarlıdır. Öznitelik seçme yöntemi ile bu şekildeki istenmeyen BBA taban imgeleri dışlanarak başarı yükseltilmektedir.



Şekil 5.8. (a) BBA yönteminde, FAD ile seçilen öznitelik sayısına göre tanıma oranlarının değişimi (b) 95-100 arası bölgenin detaylı gösterimi

## 6. 3B AKD İLE YÜZ TANIMA

3B AKD, 2B AKD'nin 3B veriler için geliştirilmiş halidir. 2B AKD'den farklı olarak yalnızca pikseller arası (uzay boyutunda) ilintiyi değil, vokseller arasındaki ilintiyi de kullanır. 3B AKD tanımı şöyledir;

$$C(u, v, w) = \frac{2\sqrt{2}}{\sqrt{MNL}} \cdot \alpha(u)\alpha(v)\alpha(w) \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{z=0}^{L-1} f(x, y, z)g(x, u, M)g(y, v, N)g(z, w, L)$$

$$\alpha(p) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}}, & p = 0 \\ 1, & \text{diğer} \end{cases} \quad g(r, t, T) = \cos\left[\frac{(2r+1)t\pi}{2T}\right] \quad (4.1)$$

Bu çalışmada öznitelik çıkartmak için 3B AKD'nin kullanılması önerilmektedir. 3B AKD katsayıları içinden farklı yöntemlerle seçilen öznitelikler tanıma için kullanılmaktadır.

Öznitelik çıkartmak için 2B AKD yerine 3B AKD kullanmanın avantajları şunlardır;

1) 3B yüz voksel olarak ifade edildiğinden, 3B verilerin 2.5B derinlik imgelerine dönüştürülmelerine gerek yoktur. 3B veriler voksel yapısı olarak ifade edilebilir ve doğrudan öznitelik çıkartmada kullanılabilir.

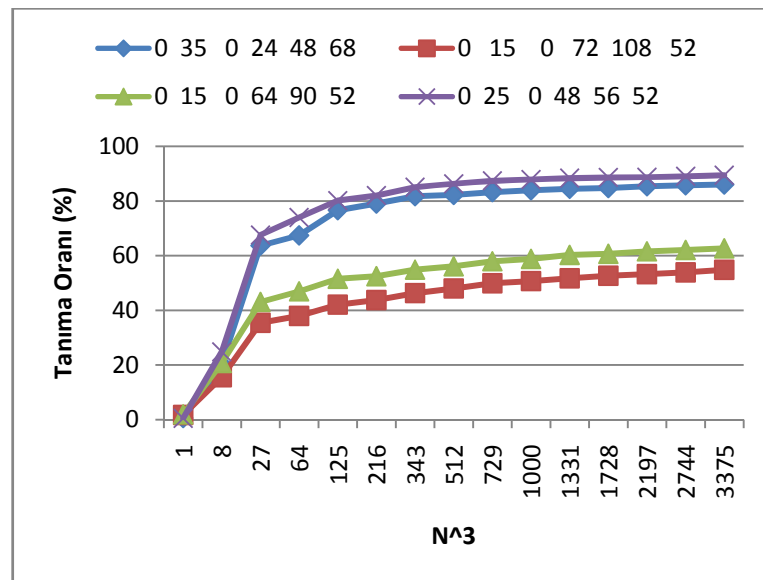
2) Şekil bilgisinin yanında doku bilgisi de vokselin içerdiği değer olarak ifade edilebildiğinden, veri seviyesinde bilgi birleştirme (information fusion) yapılabilir. Daha önceki çalışmalarda şekil ve doku bilgisinden farklı yöntemler ile öznitelik çıkartılarak, karar seviyesinde birleştirilme tanıma yapılmıştır. Burada önerilen 3B AKD yönteminde ise şekil ve doku veri seviyesinde birleştirilerek kullanılmaktadır. Daha önce doku ve şekil bilgisini veri seviyesinde birleştirmek öznitelik çıkarma yapılmamıştır, sadece bir çalışmada 4B çakıştırma amacıyla doku ve şekil aynı anda kullanılmıştır [58].

### 6.1. Global 3B AKD

$KxMxN$  boyutlarında voksel yapısı olarak ifade edilmiş yüze 3B AKD uygulanarak  $KxMxN$  boyutlarında katsayı matrisi elde edilir. Burada önemli olan bu katsayılarından hangilerinin öznel olarak kullanılacağıdır. Bu amaçla 3 farklı deneyde farklı yaklaşımlarla seçilen katsayıların tanıma başarısı incelenmiştir.

#### Deney I:

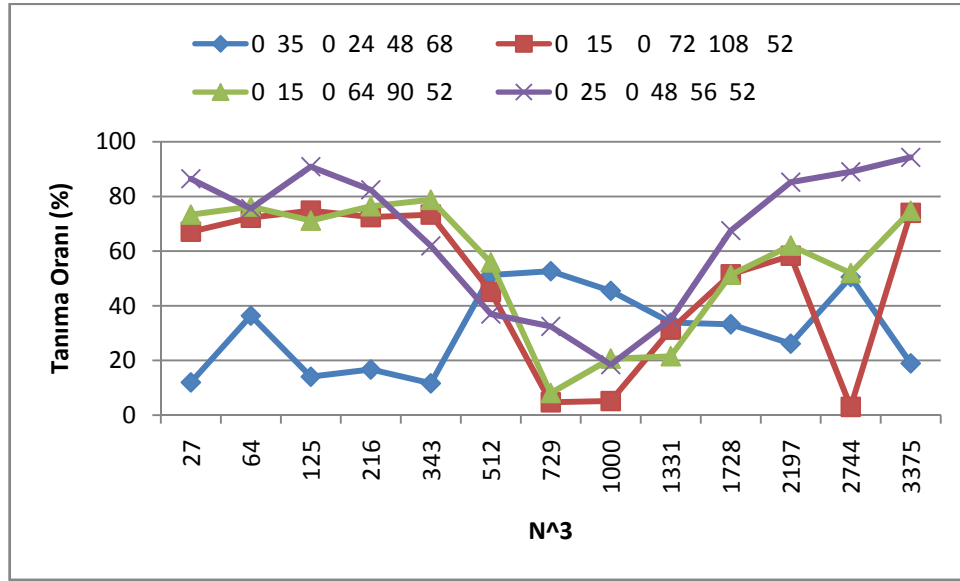
İlk deneyde, önceki çalışmalardaki 2B AKD'nin  $NxN$  düşük frekanslı katsayıların kullanılması gibi, 3B AKD'nin de düşük frekanslı katsayılarının kullanılması incelenmektedir. Burada  $NxNxN$  katsayılar tanıma için kullanılmaktadır. Şekil 6.1'de  $N^3$ 'ye bağlı olarak tanıma grafiği verilmiştir. Görüldüğü gibi  $N > 10$  için tanıma oranı daha da artmamaktadır.



Şekil 6.1.  $N^3$  3B AKD Katsayıları kullanılarak elde edilen tanıma oranı

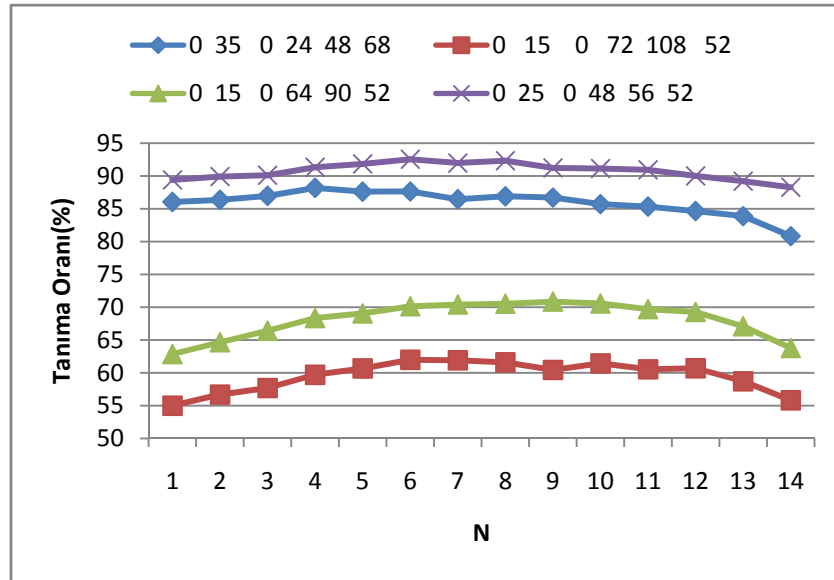
DAA'nın tanıma başarısını incelemek için,  $N^3$  adet katsayıya DAA uygulanarak tanıma için kullanıldı.  $N = \{3,4,...,15\}$  için tanıma grafiği Şekil 6.2'de verilmiştir. tanıma için kullanılan öznel olarak seçilen sayı, eğitim için kullanılan yüz sayısından büyük

olduğunda, dönüşüm matrisinde rank problemi oluşmakta, bu ise boyut problemine (curse of dimensionality) yol açmaktadır. Bu problemi aşmak için sınıf içi matrisin sözde tersi (pseudo inverse) hesaplandı. Yine de öznelilik sayısı, eğitim küme sayısı olan 724'e (362 birey X 2 yüz ) yaklaştığında tanıma oranı çok düşmektedir.



Şekil 6.2.  $N^3$  adet 3B AKD Katsayılarına DAA sınıflandırıcısı uygulanarak elde edilen tanıma oranı

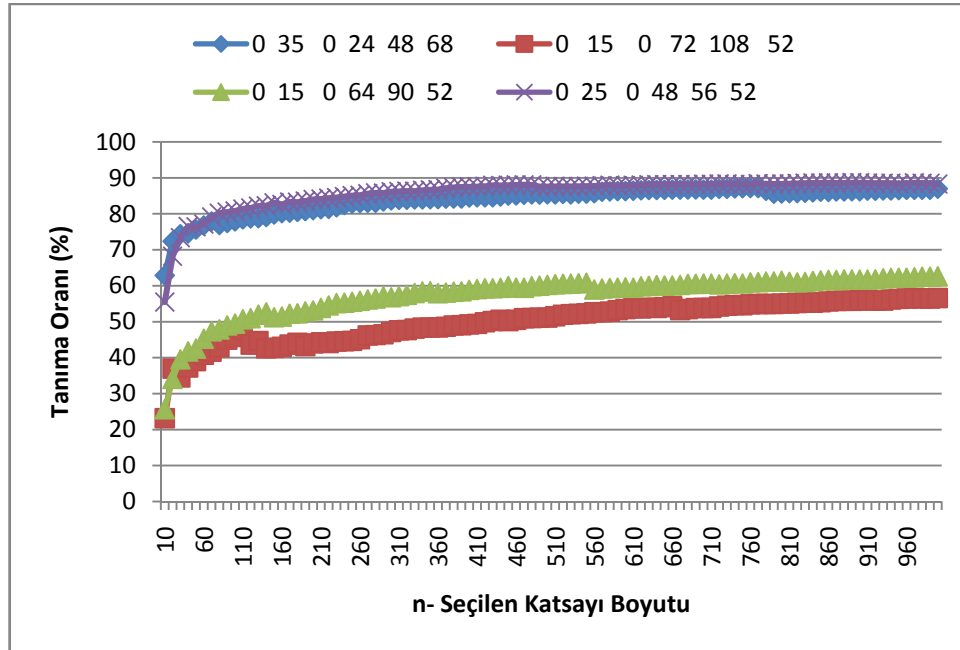
Dönüşüm tabanlı yöntemlerde, ifade değişikliği gibi bozucu etkilere çok bağımlı olduğu düşünülen ilk katsayılar dışlanarak, tanıma oranı artırılır. 15x15x15 boyutlarında 3B AKD katsayısı içinden en köşedeki  $N \times N \times N$  katsayı dışlanarak, geri kalan katsayılar tanıma için kullanıldı.  $N = \{1, 2, \dots, 14\}$  için elde edilen başarı grafiği Şekil 6.3'de verildi. İlk katsayıların atılması ile başarı artmasına karşın,  $N=8$ 'den itibaren başarı düşme eğilimindedir.



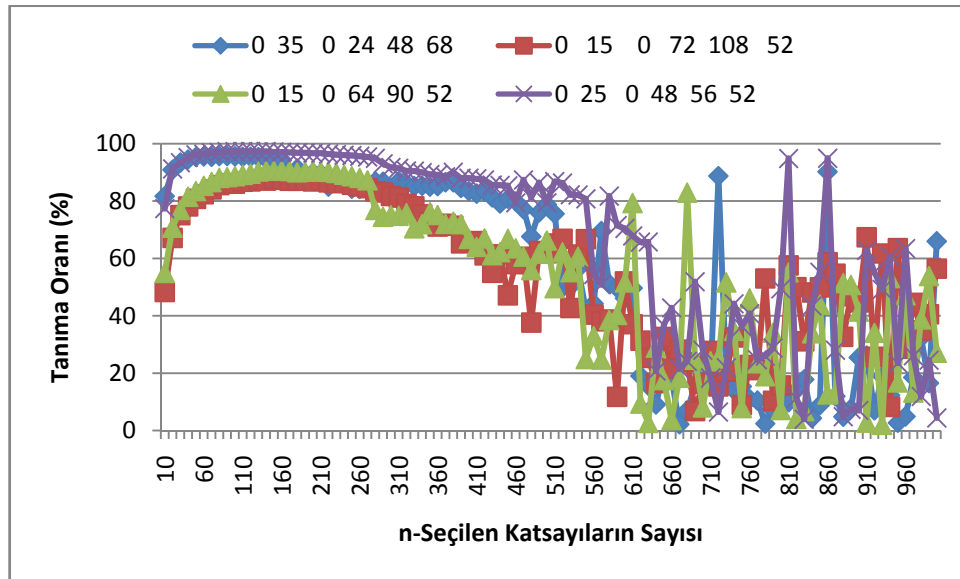
Şekil 6.3. 15x15x15 katsayı içinden,  $N=\{1,2,...,14\}$  arası tüm katsayılar dışlandığında tanıma oranı

#### Deney II:

Deney I’de yüksek frekanslı  $N^3$  katsayı öznitelik olarak kullanılmaktadır. Ancak bu özniteliklerin bazılarının ayırtedicilik değeri çok düşüktür. Örneğin ifade değişikliklerine çok duyarlıdır. Bu nedenle düşük frekanslı tüm katsayıların kullanılması başarıyı düşürebilir. Ayrıca en iyi tanıma oranının sağlandığı  $N=8$  için 512 boyutlu öznitelik vektörü boyut problemine yol açmaktadır. Özellikle sınıflandırma öncesi DAA ile ayırtaç analizinde, eğitim kümesinin küçük olması nedeniyle ters matris hesaplanmasında, boyut problemi (curse of dimensionality) ciddi bir sorun oluşturmaktadır. Bu problem sözde ters matris (pseudo inverse) ile çözülebilse de tüm katsayıların tanıma için kullanılmasına gerek olmayabilir. Deney II’de, bu sorunları çözmek için ayırt edici katsayıları bulmaya çalıştık. Bu amaçla her bir katsayı için FAD hesaplanarak en yüksek FADa sahip  $n$  katsayı öznitelik olarak seçilmektedir.



(a)



(b)

Şekil 6.4. 3B AKD katsayılarından FAD ile seçilen özneliklerin boyutu ile tanıma oranının değişimi (a) DAA uygulamadan sınıflandırma sonuçları (b) DAA uygulandıktan sonra sınıflandırma sonuçları

Tanıma oranının seçilen  $n$  katsayı sayısına göre grafiği Şekil 6.4'te verilmiştir. Şekil 6.4 (a) DAA uygulanmadığında elde edilen sonuçlar, Şekil 6.4 (b)'de ise DAA

uygulandığında elde edilen sonuçlar görülmektedir. DAA uygulandığında çok az sayıda (100-150) katsayı ile %98'lere varan başarı elde edilebilirken, uygulanmadığında %90'ların altında başarı elde edilmiştir. DAA ile çok yüksek başarı elde edilebilmesine karşın, boyut problemi nedeniyle,  $n > 200$ 'den itibaren başarı düşmektedir.  $n=100-150$  arasında en yüksek başarı elde edilmektedir.

### Deney III :

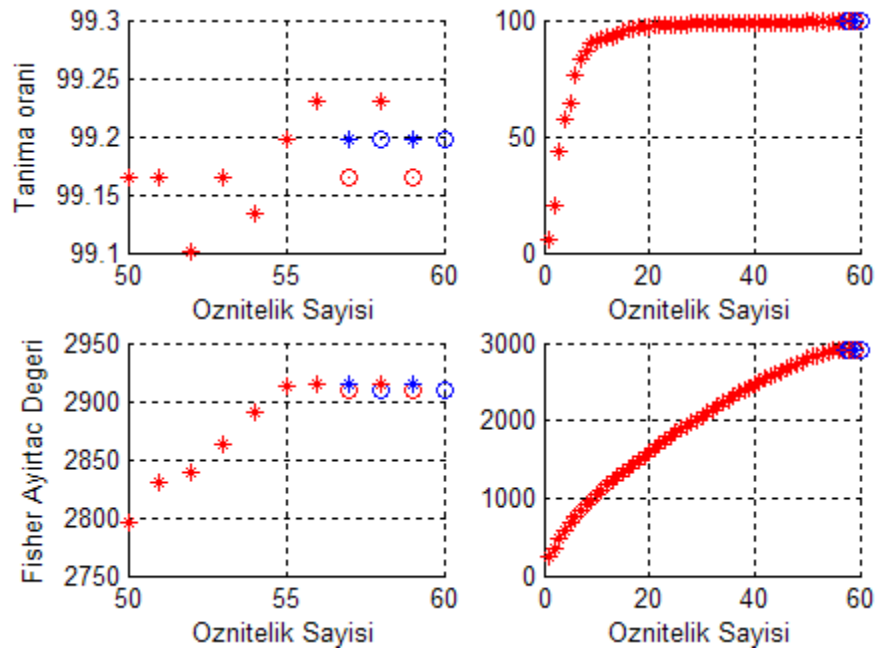
Deney II'de öznitelik seçmek için FAD kullanılmıştır, katsayıların sadece bireysel sınıf ayırma gücü dikkate alınmıştır. Ancak katsayılar arasında ilinti olabilir ve filtre grubundaki öznitelik seçme yöntemleri bu ilintiyi dikkate almamaktadır. Bu nedenle katsayıların kombinasyonel özelliklerini de dikkate alan öznitelik seçme yöntemleri kullanılmalıdır.

Bu amaçla Sıralı Kayan İleri Arama (SKİA Sequential Floating Forward Selection – SFFS) öznitelik seçmede kullanıldı. Sezgisel olarak sıralı arama yöntemleri kriter fonksiyonun tekdüze olduğunu kabul eder, yeni bir öznitelik eklendiğinde kriter fonksiyonun değeri azalmamalıdır. Birçok öznitelik seçme yöntemi tekdüzeliği sağlayan sınıf ayırtaç değerini kriter fonksiyonu olarak kullanır. Ayırtaç değeri, tekdüze kriter fonksiyonu olsa bile, sonuçlar her zaman en iyi olmaz [59]. Bu durum Şekil 6.5'de görülmektedir. Ayırtaç değeri artsa bile tanıma oranı tekdüze olarak artmamaktadır. Bu nedenle en iyi çözüm kullanılan sınıflandırıcının tanıma oranını kullanmaktır. Kriter fonksiyonu olarak tanıma oranı kullanıldığında işlem karmaşıklığı çok artar. Özellikle büyük nitelik kümelerinde, her bir adımda, her bir eleman için tanıma oranının hesaplanması çok zaman almaktadır. Bu nedenle FRGC veritabanındaki çalışmalarımızda yalnızca FAD kullandık.

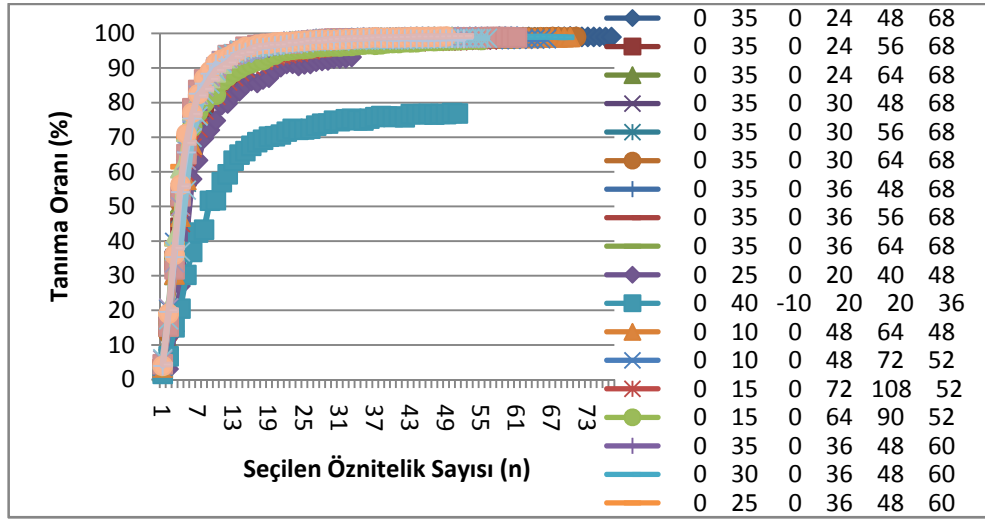
Şekil 6.5 (b) ve (d) de SKİA yapılan öznitelik seçme deneyinde seçilen öznitelik sayısı ile tanıma oranı ve FAD'ın değişimi verilmiştir. (a) ve (c)'de ise, daha detaylı olması için, eklenen son 10 katsayı (50-60) tanıma oranı ve FAD'ın değişimi

verilmiştir. (c) dikkatle incelenirse, 50,...,55 sırada eklenen katsayıların FAD değerini tekdüze olarak arttırırken, tanıma oranının sürekli olarak artmadığı görülebilir.

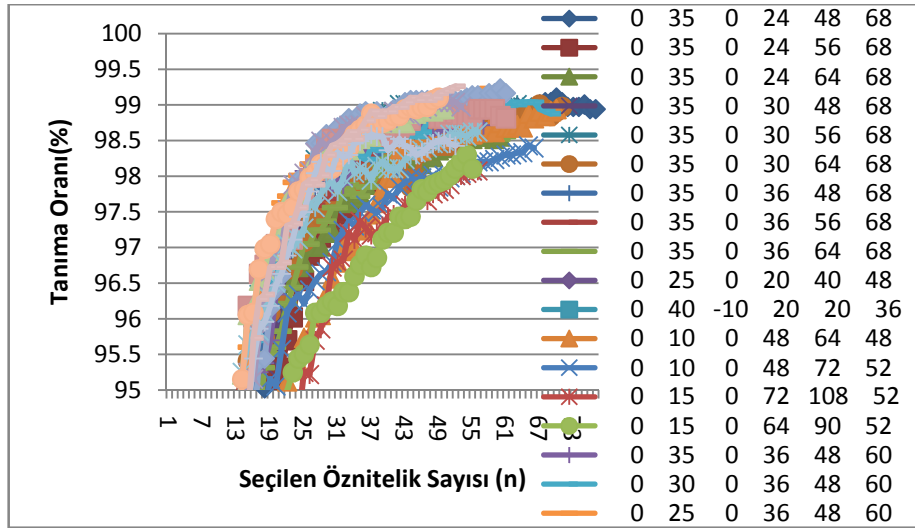
SKİA yöntemiyle bulunan 56 öznitelik ile %99'un üzerinde başarı elde edilmiştir. Aynı başarı, Deney II'de, FAD yöntemiyle seçilen yaklaşık 150 katsayı ile sağlanmıştır. Deney III'de, Deney II'den daha yüksek başarı elde edilememesine karşın, bulunan öznitelikler arasında ilinti olmaması nedeniyle çok daha az sayıda katsayı ile yaklaşık aynı tanıma oranına erişilmiştir. Şekil 6.6'da farklı yüz bölgeleri için, SKİA ile seçilen öznitelik sayısı ile tanıma başarısının değişimi verilmiştir. Neredeyse tüm bölgeler için 50 katsayı ile en yüksek başarıya ulaşılmıştır.



Şekil 6.5. 3B AKD SKİA için tanıma oranı ve öznitelik sayısı grafiği



(a)



(b)

Şekil 6.6. SKİA ile Öznitelik Seçme (b) %95-100 arası bölgenin detaylı gösterimi

## 6.2. 3B Alt Bölgelere Ayırma

3B yüz tanımadaki en büyük problemlerden birisi değişen yüz ifadeleridir [60]. Bu sorunu çözmek için farklı yöntemler önerilmiştir. Faltemier ve ark. [12] yüzü 32 farklı alt bölgeye ayırıp her birini ayrı ayrı DYN ile karşılaştırmış, karşılaştırma başarısını uzaklık ölçütü olarak kullanarak tanıma yapmıştır.

Çizelge 6.1. Alt bölge kombinasyonları için tanıma oranları

| Alt Bölge No | $d_x$ | $d_y$ | $d_z$ | Tanım Oranı (%) |
|--------------|-------|-------|-------|-----------------|
| 1            | 96    | 144   | 52    | 94.6            |
| 2            | 96    | 144   | 26    | 90.6            |
| 2            | 96    | 72    | 52    | 93.3            |
| 4            | 96    | 72    | 26    | 90.4            |
| 4            | 96    | 36    | 52    | 96.6            |
| 8            | 96    | 36    | 26    | 94.6            |
| 8            | 96    | 18    | 52    | 96.1            |
| 16           | 96    | 18    | 26    | 93.7            |
| 2            | 48    | 144   | 52    | 94.4            |
| 4            | 48    | 144   | 26    | 88.5            |
| 4            | 48    | 72    | 52    | 92.1            |
| 8            | 48    | 72    | 26    | 89.6            |
| 8            | 48    | 36    | 52    | 97.4            |
| 16           | 48    | 36    | 26    | 94.8            |
| 16           | 48    | 18    | 52    | 97.0            |
| 32           | 48    | 18    | 26    | 92.1            |
| 4            | 24    | 144   | 52    | 93.8            |
| 8            | 24    | 144   | 26    | 90.9            |
| 8            | 24    | 72    | 52    | 93.8            |
| 16           | 24    | 72    | 26    | 90.3            |
| 16           | 24    | 36    | 52    | 97.2            |
| 32           | 24    | 36    | 26    | 96.9            |
| 32           | 24    | 18    | 52    | 96.8            |
| 64           | 24    | 18    | 26    | 95.2            |

Bronstein ve ark. [61] ise deformasyonlara duyarlı yüzey temsilleri tanımlamıştır. Bu temsiller yüz ifadelerinde oluşan kıvrımlara karşı dayanıklıdır. Alt bölge tabanlı yöntemlerde en çok kullanılan ise, yüzü alt bölgelere ayırarak her bir alt bölgeden ayrı ayrı öznetelik çıkartmaktır. Böylece yüz ifadelerinden kaynaklanan bozulmalar yerel kalmaktadır. Bu çalışmada alt bölgelere ayırma işlemi 3B'ye taşındı.

Öncekilerden farklı olarak alt bölgelere ayırma işlemi 3B’de yapıldı. Her bir alt bölgeye 3B AKD uygulanarak, katsayılar bulunmaktadır. Bu katsayılar içinden en ayırt ediciler Fisher ayırtedicilik değeri ile belirlenerek öznitelik olarak seçildi. Şekil 6.7’de yüz 16 (4x4) alt bölgeye ayrılmıştır. Ancak en iyi alt bölge boyutu belirlenmelidir. Bu amaçla  $\{D_x=96, D_y=144, D_z=52\}$  boyutlarındaki yüz,  $x$ -ekseninde  $d_x=\{96, 48, 24\}$ ;  $y$ -ekseninde  $d_y=\{144, 72, 36, 18\}$  ve  $z$ -ekseninde  $d_z=\{52, 26\}$  boyutlarında 24 farklı kombinasyonda 3B alt bölgelere ayrıldı. Tüm alt bölgeler için tanıma oranları Çizelge 6.1’de verilmektedir. Çizelge 6.1 analiz edildiğinde en iyi tanıma oranlarının  $d_x=\{24,48\}$ ,  $d_y=36$ ,  $d_z=52$  için %97’nin üzerinde sağlandığı, daha küçük alt bölgelere ayırmanın tanımayı arttırmadığı görülmektedir. Alt bölge ölçüleri için ortalama tanıma oranları Çizelge 6.2’de verilmiştir. Burada amaç  $x$ ,  $y$  ve  $z$  eksenini farklı boyutlarda bölmenin etkisini incelemektir. Çizelge incelendiğinde,  $z$ -ekseni yönünde bölmenin başarıyı düşürdüğü, en iyi başarının  $d_x = 24\text{mm}$ ,  $d_y = 36\text{mm}$  ve  $d_z = 52\text{mm}$  için sağlandığı görülmektedir.

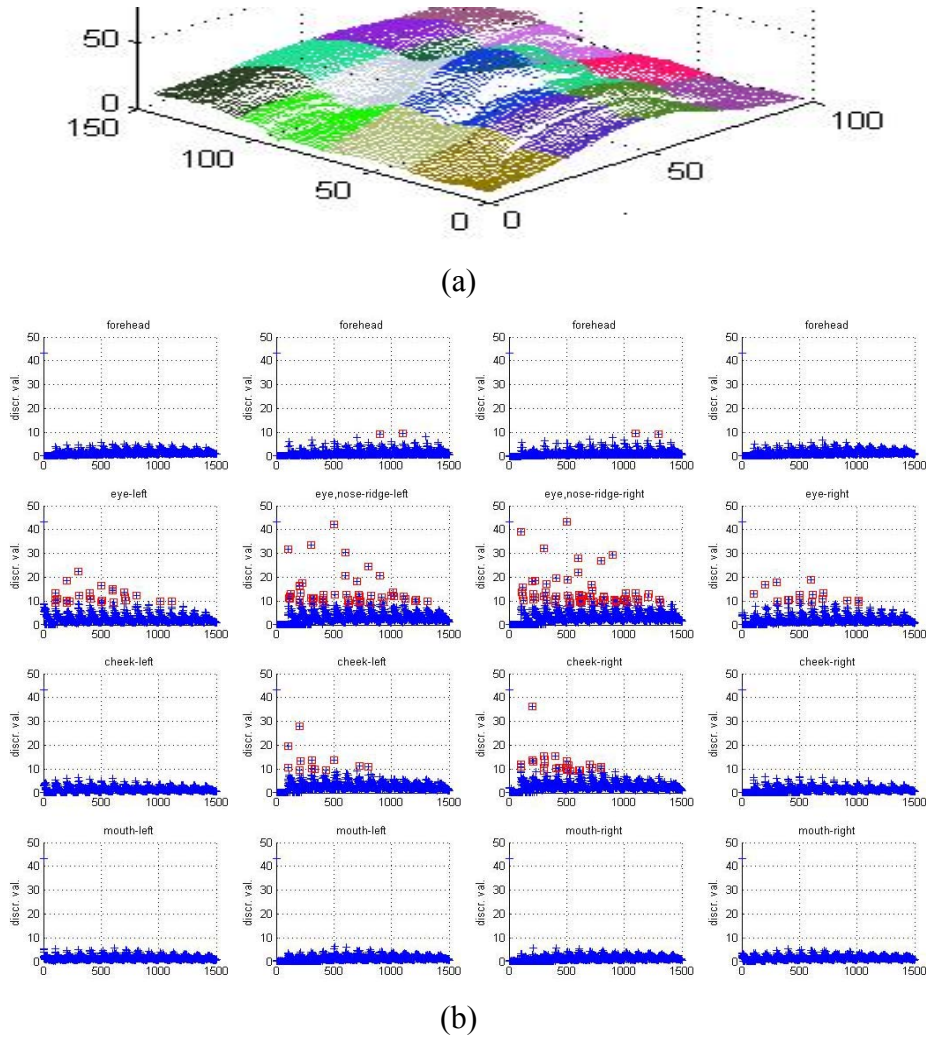
Çizelge 6.2. Farklı ölçüler için tanıma oranlarının ortalaması

|       | Alt bölge boyutu | Ortalama Tanıma Oranı |
|-------|------------------|-----------------------|
| $D_x$ | 96               | 93.7                  |
|       | 48               | 93.2                  |
|       | 24               | 94.4                  |
| $D_y$ | 144              | 92.1                  |
|       | 72               | 91.6                  |
|       | 36               | 96.3                  |
|       | 18               | 95.1                  |
| $D_z$ | 52               | 95.2                  |
|       | 26               | 92.3                  |

Yerel öznitelik çıkartma ve global öznitelik seçme:

Şekil 6.7’de 16 alt bölge için 3B AKD katsayıları verilmiştir. Önceki çalışmalardan farklı olarak yerel olarak çıkartılan öznitelikler, global olarak seçilmiştir. Her bir alt

bölgeden belirli bir eşik değerin üzerinde FAD'a sahip katsayılar tanımda kullanılmıştır. Bu durumda her bir bölgeden farklı sayıda katsayı seçilmiştir. Bazı bölgelerden (yanak, alın ve ağız) hiç katsayı seçilmezken burun ve göz çevresinden çok sayıda katsayı seçilmiştir. Seçilen ayırtedici katsayıların yarısından fazlası burun bölgesinden seçilmiştir.



Şekil 6.7 (a) 16 alt bölgeye ayrılmış 3B yüz (b) her bir alt bölge için AKD katsayılarının ayırt edicilik değeri (mavi ‘+’ işareti). Global olarak seçilmiş en ayırt edici 200 katsayı kırmızı kareler ile gösterilmiştir.

Diğer önemli bir nokta ise yüzün sağ ve sol tarafından seçilen öznelilik sayısının aynı olmasıdır. Bilindiği gibi yüz burundan geçen düşey eksen boyunca simetriktir. Bu

nedenle sağ ve sol yüz bölgeleri aynı ayırt etme gücüne sahiptir ve buralarda yaklaşık aynı sayıda öznitelik seçilmiştir. Burada yüzün sadece sağ veya sol tarafından elde edilen katsayılar ile tanıma yapılırsa başarının nasıl değişeceği belirlenmelidir. Yüzün sadece bir tarafından elde ettiğimiz katsayılar ile yaptığımız tanımada %1-3 arasında başarının düştüğü gözlemlendi. Çünkü yüzler ideal simetriye sahip değildir.

Yukarıdaki deneyden anlaşıldığı gibi yüzdeki en ayırt edici bölge burundur. Sadece burun bölgesi kullanıldığında başarının nasıl değiştiğini belirlemek amacı ile, burunun 25mm yukarısını merkez alan  $D_x=40$ ,  $D_y=80$  ve  $D_z=48$ mm boyutlarında bir voksel yapısı olarak  $d_x=\{40,20\}$ ,  $d_y=\{80,40,20\}$ ,  $d_z=\{48,24\}$  boyutlarında alt bölge kombinasyonları için tanıma oranı Çizelge 6.3'te verilmiştir. Yalnızca burun bölgesi kullanılarak tüm yüz bölgesini kullanmaktan daha yüksek başarı oranı elde edilmiştir. Faltemier ve ark. [12], 4007 yüzden oluşan FRGC Ver2 veritabanında, yüzden çıkarttığı 28 alt bölge ile nötr yüzler için %99.2, ifade bulunan yüzler için %96.3 başarı elde etmiştir. Biz ise FRGC Ver2 veritabanında 382 bireye ait 3885 yüzün sadece burun bölgesini kullanarak %98.7 başarı elde ettik.

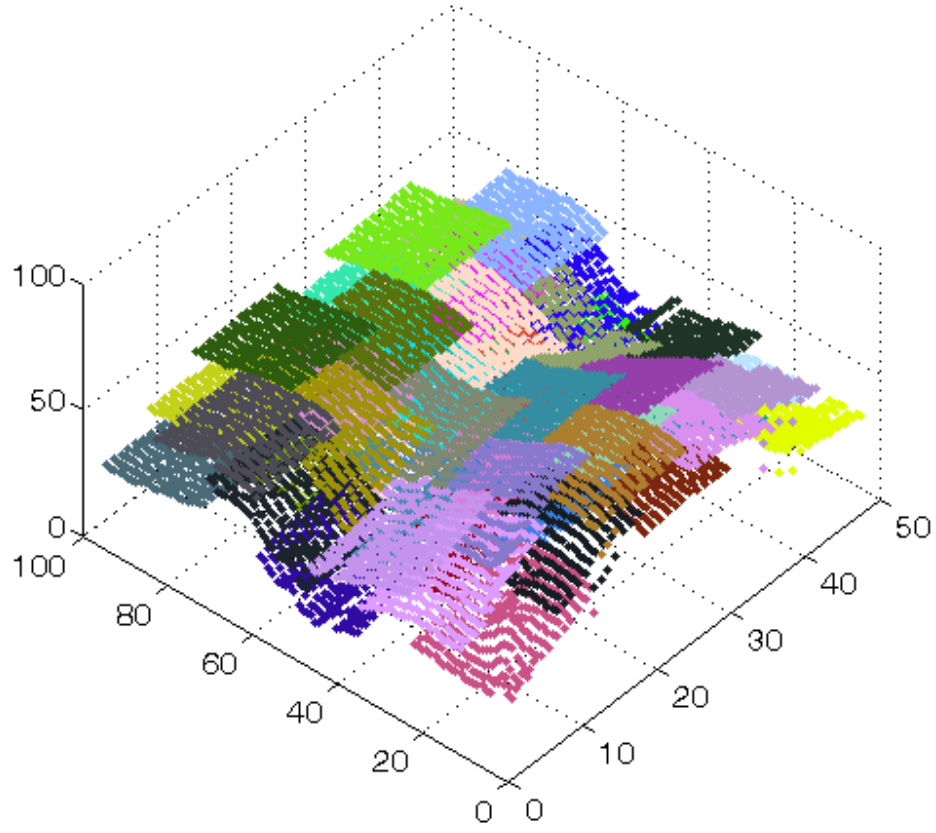
Çizelge 6.3. Farklı alt bölge boyutlarına göre tanıma oranları

| # alt bölge sayısı | $d_x$ | $d_y$ | $d_z$ | Tanıma Oranı (%) |
|--------------------|-------|-------|-------|------------------|
| 1                  | 40    | 80    | 48    | 98.02            |
| 2                  | 40    | 80    | 24    | 97.40            |
| 2                  | 40    | 40    | 48    | 97.89            |
| 4                  | 40    | 40    | 24    | 98.69            |
| 2                  | 20    | 80    | 48    | 97.94            |
| 4                  | 20    | 80    | 24    | 97.60            |
| 4                  | 20    | 40    | 48    | 98.40            |
| 8                  | 20    | 40    | 24    | 98.63            |
| 4                  | 40    | 20    | 48    | 98.71            |
| 8                  | 40    | 20    | 24    | 98.30            |
| 8                  | 20    | 20    | 48    | 98.97            |
| 16                 | 20    | 20    | 24    | 98.58            |

### 6.3. Örtüşen Alt Bölge Yaklaşımı

3B yüz tanıma hizalama ve karşılaştırma, tanıma başarısını etkileyen en önemli adımlardan birisidir. Karşılaştırma genel olarak DYN ile yapılmaktadır. DYN ise ön hizalamaya çok duyarlıdır ve yerel minimumlara takılma ihtimali yüksektir. O nedenle karşılaştırma öncesi yüzdeki nirengi noktalarının aynı noktaya getirilmesi gerekmektedir. Bu amaçla en çok kullanılan nirengi noktası burun ucudur. Burun ucu bulma yöntemlerinden bazıları ve bizim önerdiğimiz simetri imgeleri, çok başarılı olarak burun ucunu bulsa bile, ölçek farklılıkları sorun çıkartabilmektedir. Bazı çalışmalarda ölçekten bağımsız çalışmak için yüzleri aynı ölçeğe getirme yöntemleri geliştirilmiştir. Diğer önemli nokta ise ölçeğin hangi nirengi noktalarına göre yapılması gerektiğidir. Bazı araştırmacılar göz uçları arası uzaklığı kullanırken bazıları da burun kemeri ve ucu arasındaki uzaklığı kullanmışlardır. Yaptığımız deneysel çalışmalarda burun bölgesi kullanılarak yapılan bir tanıma burun boyutunun ölçek olarak kullanılması tanıma başarısını %2 düşürdüğü görülmüştür. Çünkü aynı ölçeğe sahip yüzlerde burun büyüklüğü 30-95 mm arasında değişmektedir. O halde burun boyutunu ölçek olarak kullanmak çok değerli bilginin kaybedilmesi anlamına gelmektedir.

Yüzler arasında nirengi noktaları farklı uzaklık ve büyüklüklere karşılık gelmektedir. Bu nedenle karşılaştırma yapılsa bile farklı yüzlere ait nirengi noktaları konumları değişebilmektedir. O nedenle önceki bölümde yüzü çok küçük alt bölgelere ayırmak başarıyı düşmektedir. Bu durumu çözmek için örtüşen alt bölge yaklaşımını denedik. Böylece karşılaştırma veya ölçek farklılığından kaynaklanan uzaysal kaymalardan belirli ölçüde sakınılabilinecektir.

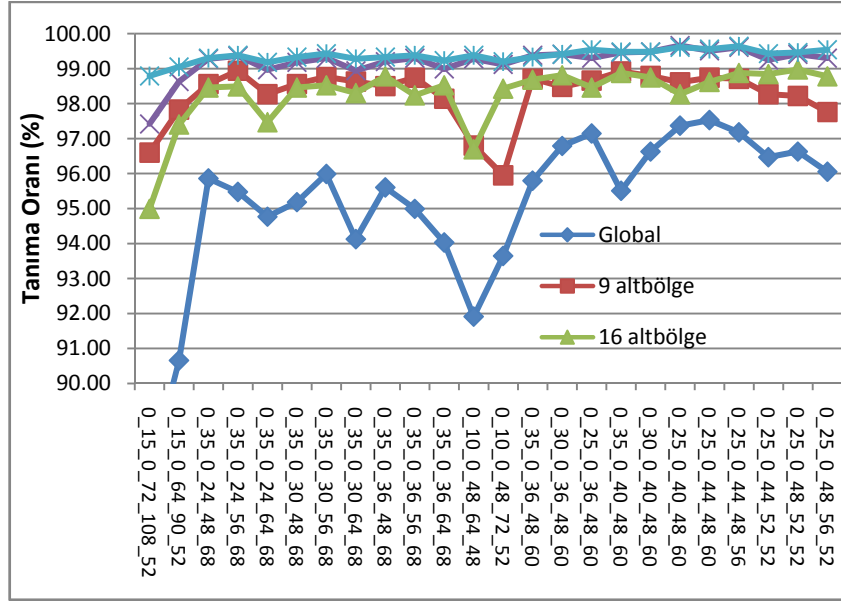


Şekil 6.8. Örtüşen alt bölge yöntemi ile yüz %50 örtüşen alt bölgelere ayrılmıştır.

Şekil 6.8’de, FRGC Ver2 veritabanında yüzleri%50 örtüşen 49 bölgeye ayrılarak deney sonuçları Çizelge 6.4 ve Şekil 6.9’da verilmiştir. 49 örtüşen alt bölge en iyi sonucu vermiş, örtüşme olmadığı duruma göre ortalama hata yarı yarıya azalmıştır.

Çizelge 6.4. Farklı örtüşme ve alt bölgeler için tanıma oranları

| Bölge # | elipsoit |     |     |       |       |       | Method |             |              |                          |
|---------|----------|-----|-----|-------|-------|-------|--------|-------------|--------------|--------------------------|
|         | $x$      | $y$ | $z$ | $r_x$ | $r_y$ | $r_z$ | Global | 9 alt bölge | 16 Alt bölge | 49 Alt bölge + %50 örtme |
| 1       | 0        | 15  | 0   | 72    | 108   | 52    | 87.35  | 96.60       | 94.99        | 97.42                    |
| 2       | 0        | 15  | 0   | 64    | 90    | 52    | 90.66  | 97.83       | 97.40        | 98.63                    |
| 3       | 0        | 35  | 0   | 24    | 48    | 68    | 95.86  | 98.56       | 98.46        | 99.28                    |
| 4       | 0        | 35  | 0   | 24    | 56    | 68    | 95.47  | 98.94       | 98.49        | 99.36                    |
| 5       | 0        | 35  | 0   | 24    | 64    | 68    | 94.77  | 98.27       | 97.46        | 98.97                    |
| 6       | 0        | 35  | 0   | 30    | 48    | 68    | 95.18  | 98.56       | 98.46        | 99.18                    |
| 7       | 0        | 35  | 0   | 30    | 56    | 68    | 95.99  | 98.76       | 98.52        | 99.30                    |
| 8       | 0        | 35  | 0   | 30    | 64    | 68    | 94.13  | 98.63       | 98.30        | 98.94                    |
| 9       | 0        | 35  | 0   | 36    | 48    | 68    | 95.60  | 98.50       | 98.78        | 99.20                    |
| 10      | 0        | 35  | 0   | 36    | 56    | 68    | 94.99  | 98.74       | 98.23        | 99.30                    |
| 11      | 0        | 35  | 0   | 36    | 64    | 68    | 94.03  | 98.14       | 98.52        | 98.99                    |
| 13      | 0        | 10  | 0   | 48    | 64    | 48    | 91.91  | 96.80       | 96.69        | 99.28                    |
| 14      | 0        | 10  | 0   | 48    | 72    | 52    | 93.64  | 95.95       | 98.43        | 99.12                    |
| 15      | 0        | 35  | 0   | 36    | 48    | 60    | 95.79  | 98.71       | 98.68        | 99.38                    |
| 16      | 0        | 30  | 0   | 36    | 48    | 60    | 96.79  | 98.48       | 98.81        | 99.41                    |
| 17      | 0        | 25  | 0   | 36    | 48    | 60    | 97.14  | 98.66       | 98.46        | 99.30                    |
| 18      | 0        | 35  | 0   | 40    | 48    | 60    | 95.51  | 98.92       | 98.88        | 99.46                    |
| 19      | 0        | 30  | 0   | 40    | 48    | 60    | 96.63  | 98.79       | 98.75        | 99.48                    |
| 20      | 0        | 25  | 0   | 40    | 48    | 60    | 97.37  | 98.61       | 98.27        | 99.66                    |
| 21      | 0        | 25  | 0   | 44    | 48    | 60    | 97.53  | 98.74       | 98.62        | 99.51                    |
| 22      | 0        | 25  | 0   | 44    | 48    | 56    | 97.18  | 98.71       | 98.88        | 99.61                    |
| 23      | 0        | 25  | 0   | 44    | 52    | 52    | 96.47  | 98.27       | 98.84        | 99.25                    |
| 24      | 0        | 25  | 0   | 48    | 52    | 52    | 96.63  | 98.22       | 98.97        | 99.41                    |
| 25      | 0        | 25  | 0   | 48    | 56    | 52    | 96.05  | 97.76       | 98.78        | 99.30                    |
|         |          |     |     | Ort   |       |       | 95.16  | 98.05       | 98.13        | 99.06                    |
|         |          |     |     | Std   |       |       | 2.31   | 1.27        | 1.13         | 0.79                     |



Şekil 6.9. Farklı alt bölgeler ve örtme için tanıma oranları

#### 6.4. 4B Tanıma (3B Şekil ve Doku ile Tanıma)

3B yüz tanıma, kullanılan bilgiye göre ikiye ayrılmaktadır; 3B şekil ile tanıma, 3B şekil ve doku ile tanıma. Daha önce yapılan çalışmalarda genel olarak 3B şekil ve dokunun birlikte kullanılmasının daha iyi performans gösterdiği rapor edilmiştir [62]. Bu çalışmalarda şekil ve doku bilgisi farklı seviyelerde birleştirilerek tanıma oranı arttırılmaya çalışılır.

Tek modlu tanıma sistemleri aydınlanma, ifade değişimi, örtme makyaj ve yaşlanma gibi birçok pratik problemten olumsuz etkilenmektedir. Çok modlu tanıma sistemleri farklı verilere ait bilgileri birleştirdikleri için bu olumsuzluklardan daha az etkilenmektedirler. Bu nedenle çok modlu tanıma sistemleri tek modlu tanıma sistemlerine göre daha başarılı sonuç verebilmektedir.

Sanderson ve Palliwal [63] bilgi birleştirmeyi iki kategoriye ayırmıştır; sınıflandırma öncesi ve sonrası. Sınıflandırma öncesi yöntemler; sınıflandırma yapılmadan bilgilerin birleştirilmesine dayanır. Sınıflandırma sonrası yöntemler ise her bir

sınıflandırıcıdan elde edilen sonuçları kullanarak karar verirler. Sınıflandırma öncesi bilgi birleştirme algılayıcı veya öznitelik seviyesinde yapılır.

*Algılayıcı seviyesi:* yöntemlerde, farklı algılayıcılardan elde edilen veriler birleştirilerek tek bir yüz imgesi elde edilmektedir. Özellikle kaliteli imge elde etmek için kullanılmaktadır. Aynı kişinin farklı algılayıcılar ile elde edilmiş yüz imgeleri kullanılarak daha kaliteli tek bir imge elde edilmektedir. Bu yöntem özellikle video görüntülerinde bulunan düşük çözünürlüklü yüzler için kullanılmaktadır. Buradaki asıl problem, farklı algılayıcılardan elde edilen yüz imgelerinin farklı ölçek ve yönelmelerde olmasıdır. Normalizasyon için gözlerin çakıştırılması bir çözüm olabilmektedir.

*Öznitelik seviyesi* yöntemlerde, aynı algılayıcıdan elde edilen imgeden farklı yöntemler ile çıkartılan öznitelikler birleştirilerek tek bir öznitelik vektörü elde edilir. Burada öznitelikler paralel veya otomatik olarak ağırlıklandırılabilir.

Öznitelik seviyesi bilgi birleştirmenin pratikte, aşağıda belirtilen uygulama zorlukları bulunmaktadır [64].

- 1-) Benzer yöntemlerin yüksek korelasyona sahip öznitelik çıkartma olasılığıdır. Bu nedenle bilgi birleştirme için tamamlayıcı yöntemler seçilmelidir.
- 2-) Yüz tanımda çıkartılan öznitelikler büyük boyutludur. Birden fazla büyük boyutlu özniteliğin birleştirilmesi boyut problemine (curse of dimensionality) yol açmaktadır.
- 3-) Uygulamadaki ticari tanıma yöntemleri öznitelik vektörlerini değil skor bilgilerini sağlamaktadır. Farklı modalitelerde elde edilen özniteliklere ulaşamadığı için birleştirme mümkün olmamaktadır.

Sınıflandırma Sonrası (Post-classification) bilgi birleştirme yöntemleri 4 alt kategoriye ayrılır;

*Dinamik sınıflandırıcı*; giriş verisine özel olarak en iyi sonucu veren sınıflandırıcının sonucunu seçer. Bu yöntem “winner-all-take” stratejisi olarak ta bilinir.

*Özet (abstract) seviyesi*: sınıflandırıcılara da her yöntem bireysel olarak bir sonuç üretir. Daha sonra bu sonuçlar kullanılarak çoğunluk oylaması (majority voting), and/or kuralı gibi yöntemler ile son karar verilir.

*Sıralama (rank)*: abstract seviyesinden farklı olarak her sınıflandırıcı bireysel olarak mümkün olan sonuçları sıralar. Bu yöntemlerde ‘highest rank’ yöntemi en üst sıradakini alır. ‘Borda count’ yöntemi ise ağırlıklandırılmış sıralamanın toplamına göre karar verilir.

*Skor (measurement) seviyesi*: yöntemler ise her bir sınıflandırıcıda elde edilen benzeşim veya uzaklık değeri kullanır. Çünkü farklı sınıflandırıcılardan elde edilen bu değerleri birleştirmek kolaydır.

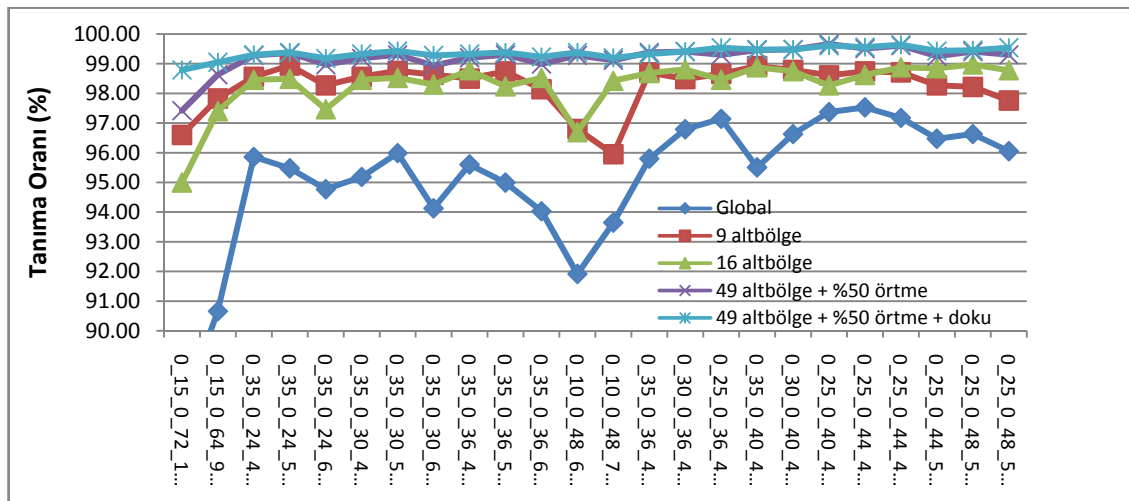
Çok modlu yöntemlerde en çok kullanılan yaklaşım skor seviyesi birleştirmedir. Bilgi birleştirme (Information Fusion) farklı seviyelerde yapılabilir. En çok tercih edilen, skor seviyesinde birleştirmedir.

Skor seviyesi 2 alt gruba ayrılır.

*Sınıflandırma (classification)* : sınıflandırıcı için 2 durum söz konusudur; kabul-doğru giriş, red-yanlış giriş. Bu durumda red ve kabul arasında yüksek dereceli bir sınır aranır. Bu amaçla Destekçi Vektör Mekanizmaları (DVM) ve yapay sinir ağları gibi yöntemler kullanılır.

*Birleştirme (combination)*: farklı sınıflandırıcılardan elde edilen sonuç tek bir sonuç elde etmek için kullanılır. Çarpım kuralı (product rule), toplama kuralı (sum rule), min ve max gibi yöntemler uygulanır. Önemli olan farklı skorların normalize edilerek ortak bir uzaya aktarılmasıdır. Başarı için bu adım önemlidir. Jain ve ark. [64] normalizasyon tekniklerini detaylıca incelemiştir.

3B yüz tanıma yöntemleri içinde multi-modal olanlar, hem doku bilgisini hem de şekil bilgisini kullanırlar. Genel olarak doku bilgisi ve şekil bilgisinden elde edilen sonuçlar karar seviyesinde birleştirilerek tanıma yapılır. Ancak veri seviyesinde bilgi birleştirme yapan tek yöntem Papathederou ve ark. [58] tarafından önerilen, 4B çakıştırma yöntemidir. Bu yöntemde  $x$ ,  $y$  ve  $z$  bilgilerine ek olarak doku bilgisi kullanılarak DYN ile çakıştırma yapılır. Çakıştırma başarısı uzaklık ölçütü olarak kullanılıp tanıma yapılır. Bu yönüyle çalışmamız Papathederou ve arkadaşlarının önerdiği 4B çakıştırma yönteminden sonra doku ve şekil bilgisini aynı anda kullanan 2. yöntemdir [65]. Bu yöntemde, gri seviyeli voksel yapısına 3B AKD uygulanarak öznetelik çıkartılır. En ayırt edici katsayılar seçilerek öznetelik olarak kullanılır. Önerdiğimiz yöntem için deneysel sonuçlar Çizelge 6.5 ve Şekil 6.10'da verildi. Doku bilgisinin kullanılması ile tanıma oranı %0.2 artmış, hata %20 azalmıştır.



Şekil 6.10. 4B yüz tanıma için sonuçlar

Çizelge 6.5. 4B yüz tanıma için sonuçlar

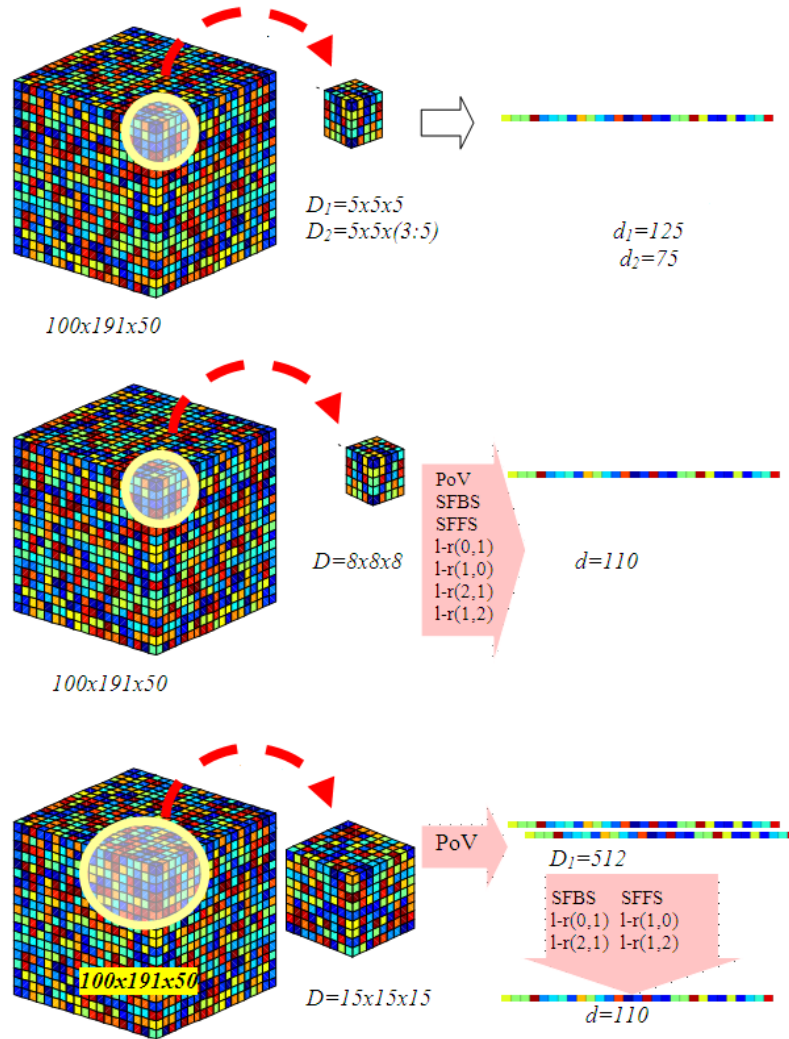
| Bölge # | elipsoit |     |     |       |       |       | Method        |        |             |              |                          |                                 |
|---------|----------|-----|-----|-------|-------|-------|---------------|--------|-------------|--------------|--------------------------|---------------------------------|
|         | $x$      | $y$ | $z$ | $r_x$ | $r_y$ | $r_z$ | Global 2B AKD | Global | 9 alt bölge | 16 alt bölge | 49 alt bölge + %50 örtme | 49 alt bölge + %50 örtme + doku |
| 1       | 0        | 15  | 0   | 72    | 108   | 52    | 91.2          | 87.35  | 96.60       | 94.99        | 97.42                    | 98.79                           |
| 2       | 0        | 15  | 0   | 64    | 90    | 52    | 94.4          | 90.66  | 97.83       | 97.40        | 98.63                    | 99.05                           |
| 3       | 0        | 35  | 0   | 24    | 48    | 68    | 96.5          | 95.86  | 98.56       | 98.46        | 99.28                    | 99.30                           |
| 4       | 0        | 35  | 0   | 24    | 56    | 68    | 96.7          | 95.47  | 98.94       | 98.49        | 99.36                    | 99.38                           |
| 5       | 0        | 35  | 0   | 24    | 64    | 68    | 96            | 94.77  | 98.27       | 97.46        | 98.97                    | 99.18                           |
| 6       | 0        | 35  | 0   | 30    | 48    | 68    | 96.6          | 95.18  | 98.56       | 98.46        | 99.18                    | 99.33                           |
| 7       | 0        | 35  | 0   | 30    | 56    | 68    | 96.5          | 95.99  | 98.76       | 98.52        | 99.30                    | 99.43                           |
| 8       | 0        | 35  | 0   | 30    | 64    | 68    | 96            | 94.13  | 98.63       | 98.30        | 98.94                    | 99.28                           |
| 9       | 0        | 35  | 0   | 36    | 48    | 68    | 96.3          | 95.60  | 98.50       | 98.78        | 99.20                    | 99.33                           |
| 10      | 0        | 35  | 0   | 36    | 56    | 68    | 96.6          | 94.99  | 98.74       | 98.23        | 99.30                    | 99.38                           |
| 11      | 0        | 35  | 0   | 36    | 64    | 68    | 95.7          | 94.03  | 98.14       | 98.52        | 98.99                    | 99.23                           |
| 13      | 0        | 10  | 0   | 48    | 64    | 48    | 96.5          | 91.91  | 96.80       | 96.69        | 99.28                    | 99.38                           |
| 14      | 0        | 10  | 0   | 48    | 72    | 52    | 96.4          | 93.64  | 95.95       | 98.43        | 99.12                    | 99.20                           |
| 15      | 0        | 35  | 0   | 36    | 48    | 60    | 96.9          | 95.79  | 98.71       | 98.68        | 99.38                    | 99.33                           |
| 16      | 0        | 30  | 0   | 36    | 48    | 60    | 97.6          | 96.79  | 98.48       | 98.81        | 99.41                    | 99.41                           |
| 17      | 0        | 25  | 0   | 36    | 48    | 60    | 98.3          | 97.14  | 98.66       | 98.46        | 99.30                    | 99.54                           |
| 18      | 0        | 35  | 0   | 40    | 48    | 60    | 97.1          | 95.51  | 98.92       | 98.88        | 99.46                    | 99.48                           |
| 19      | 0        | 30  | 0   | 40    | 48    | 60    | 97.7          | 96.63  | 98.79       | 98.75        | 99.48                    | 99.48                           |
| 20      | 0        | 25  | 0   | 40    | 48    | 60    | 98.5          | 97.37  | 98.61       | 98.27        | 99.66                    | 99.61                           |
| 21      | 0        | 25  | 0   | 44    | 48    | 60    | 98.5          | 97.53  | 98.74       | 98.62        | 99.51                    | 99.56                           |
| 22      | 0        | 25  | 0   | 44    | 48    | 56    | 98.5          | 97.18  | 98.71       | 98.88        | 99.61                    | 99.64                           |
| 23      | 0        | 25  | 0   | 44    | 52    | 52    | 98.1          | 96.47  | 98.27       | 98.84        | 99.25                    | 99.43                           |
| 24      | 0        | 25  | 0   | 48    | 52    | 52    | 97.7          | 96.63  | 98.22       | 98.97        | 99.41                    | 99.46                           |
| 25      | 0        | 25  | 0   | 48    | 56    | 52    | 97.1          | 96.05  | 97.76       | 98.78        | 99.30                    | 99.54                           |
|         |          |     |     | Ort   |       |       | 96.7          | 95.16  | 98.05       | 98.13        | 99.06                    | 99.25                           |
|         |          |     |     | Std   |       |       |               | 2.31   | 1.27        | 1.13         | 0.79                     | 0.60                            |

### 6.5. 3D RMA Veritabanı ile Elde Edilen Sonuçlar

Önerilen yöntemler yaygın olarak kullanılan 3D RMA yüz veritabanı üzerinde de test edilmiştir. Bu veritabanı iki oturumdan oluşmakta ve ikinci oturum daha zorludur. Her oturumda her kişi için üçer kayıt vardır. Toplam 120 kişi için 720 3B şekil bilgisi bulunmaktadır. Yüzlerin bazılarında yönelme ve ifade farklılıkları, sakal, gözlük gibi bozucu etkiler vardır. Ciddi eksik yüz bölümleri nedeniyle iki yüz deneysel çalışmada kullanılmamıştır. Geri kalan 118 yüze ait 6 yüz testlerde kullanılmıştır. Önceki çalışmalarda [18], değişik sayıda (3,4 ve 5) yüz eğitimde, kalan yüzler test için kullanılmıştır. Biz de testlerimizi 2, 3 ve 4 eğitim yüzü için tekrarladık [66].

3B yüzlerin voksel yapısı ile temsil edilmesi bellek açısından sorunlu olduğundan, her 3B noktanın koordinat değeri 10'a bölünerek, yüz bölgesi 100x191x90 boyutlarında bir prizma içerisine yerleştirildi. Bu 3B yapının 3B AKD ve AFD katsayıları hesaplandı.

Şekil 6.11'de gösterildiği gibi, 3D RMA veritabanında 3 farklı deney yapıldı; düşük frekanslı katsayıları kullanarak (Deney I), farklı öznitelik seçme yöntemleri ile seçilen katsayılar kullanarak (Deney II), Hibrit Öznitelik Seçme yöntemleri kullanarak (Deney III).



Şekil 6.11. Deney I, II ve III'te test edilen yaklaşımlar

### 6.5.1. Deney I

En çok bilgiyi taşıdığı belirtilen, düşük frekanslı 5x5x5 AKD katsayısı kullanılarak tanıma yapıldı. Ayrıca ifade değişikliği gibi bozucu etkenlere bağlı olduğu düşünülen ilk katmana ait katsayılar dışlanarak deneyler tekrarlandı. Katsayı boyutu %40 azalmasına karşın başarı arttığı görüldü.

Benzer deneyler 3B AFD ile de gerçekleştirildi. AFD gerçek ve sanal kısımlardan oluştuğundan, AKD ile yaklaşık sayıda katsayı kullanmak için 4x4x4x2-1 katsayı

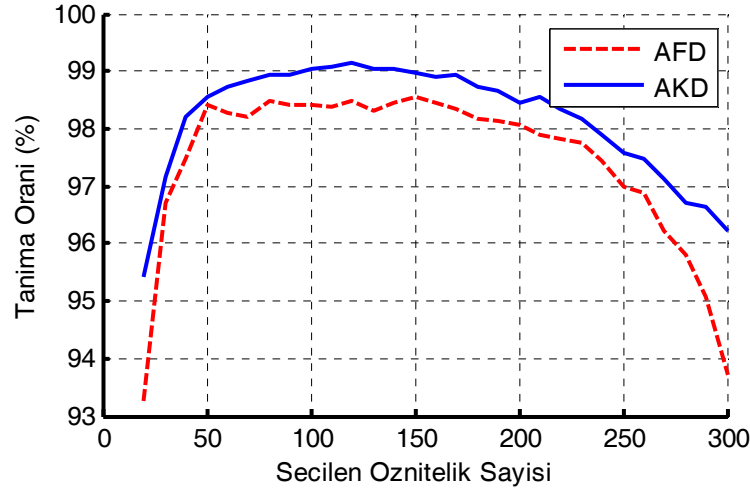
tanıma amacıyla kullanıldı. İlk katmana ait katsayılar dışlanarak, deney tekrarlandı. AKD’de olduğu gibi, katsayı boyutu düşmesine karşın başarı arttı.

Çizelge 6.6’da daha önce önerildiği gibi düşük frekanslı  $N \times N \times N$  katsayıları için başarı oranları görülmektedir. Bunlara ek olarak, histogramlara bakarak belirlediğimiz, ayırt ediciliği az olan ilk  $z$  katmanlarını çıkartarak elde ettiğimiz tanıma başarılarını da verdik. Görüldüğü gibi ilk AFD katmanı çıkartıldığında başarı neredeyse hiç değişmemektedir. İlk iki AKD katmanı dışlandığında başarı artmaktadır.

### 6.5.2. Deney II

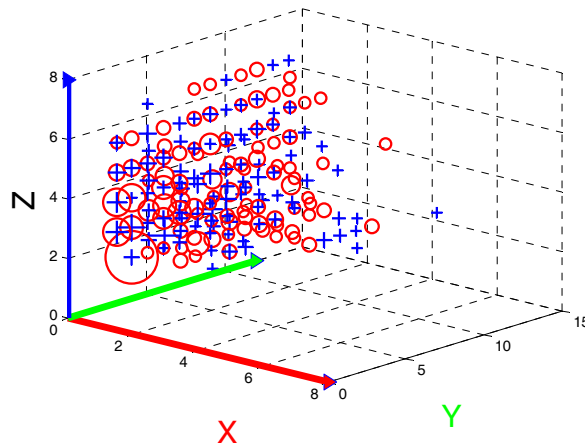
Deney I’de bozucu etkenlere bağımlı olduğu düşünülen bazı katmanlardaki katsayılar dışlanarak başarı arttırıldı. Görüldüğü gibi katsayıların ayırt edici olanlarının seçilmesi gerekmektedir. Bu amaçla 7 farklı öznitelik seçme yöntemi (FAD, SKGA, SKİA, 1-r(0,1), 1-r(1,0), 1-r(1,2), 1-r(2,1)) test edildi. Deney I’e göre başarı oranı oldukça arttı.

İlk olarak 3B AKD katsayılarından FAD en fazla olanlar seçilip öznitelik vektörleri oluşturuldu. Vektörün boyutu ile tanıma oranı arasındaki grafik Şekil 6.12’de görülmektedir. 20 terim kullanılması durumunda bile başarı %95’in üzerinde olmaktadır. Yaklaşık 80-150 arasında en iyi tanıma başarısı elde edilmektedir. Çalışmalarımızda 110 boyutlu öznitelik vektörünü kullandık.



Şekil 6.12. Seçilen öznelite sayısı ile tanıma oranının değişimi

AFD, AKD'den farklı olarak sanal kısma sahiptir. Şekil 6.13'te her noktadaki gerçek kısımlar kırmızı çember, sanal kısımlar mavi '+' işareti ile belirtildi. Ayrıca her katsayının ayırt ediciliği, o noktada çizilen çember ve '+' işaretinin büyüklüğü ile doğru orantılıdır. Bu çalışmada aynı noktaya ait gerçek ve sanal kısımlar ayrı öznelite olarak düşünüldü. Çünkü aynı noktanın gerçek ve sanal kısımları farklı sınıf ayırma gücüne sahip olduğu görüldü.



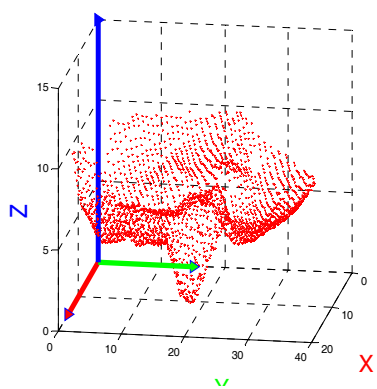
Şekil 6.13. Seçilmiş 3B AFD katsayılarının yerleri, noktaların büyüklükleri ayırt ediciliği ile orantılıdır.

3B AKD tabanlı yöntem için tanıma başarısı Çizelge 6.6'da görülmektedir. Çizelge incelendiğinde, AKD tabanlı öznitelik çıkartmanın, AFD'den biraz daha iyi olduğu görülmektedir.

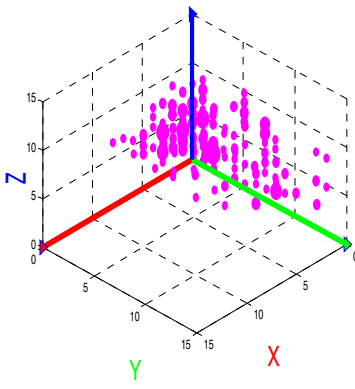
### 6.5.3. Deney III

SKİA ve SKGA gibi sıralı arama yöntemlerinde işlem gücü ve hafıza gereksinimi, arama uzayının büyümesi ile üstel olarak artmaktadır. O nedenle Deney II'de öznitelik arama 512 (  $8 \times 8 \times 8$ ) katsayı içinde yapıldı. Yine de daha büyük katsayılar içinde ayırt edici katsayılar bulunabilir. Bu durumda ise hafıza ve zaman problemi ortaya çıkmaktadır. Bu durumu aşmak için, daha büyük arama uzayında ( $3375 = 15 \times 15 \times 15$ ) en ayırt edici katsayılar FAD ile belirlenerek, arama uzayının boyutu 512'ye düşürüldü. Daha sonra 512 boyutlu katsayı uzayında, kombinasyonel olarak ayırtedici 110 katsayı, sıralı arama yöntemleri ile belirlenerek tanıma için kullanıldı. Böylece, FAD yönteminin hızı, sıralı yöntemlerin kombinasyonel seçme gücünden faydalanılan hibrit bir yöntem kullanıldı.

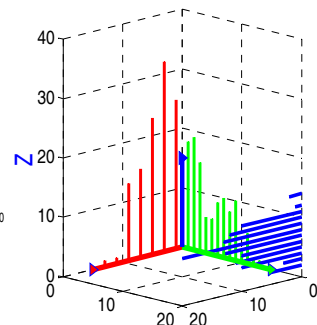
Şekil 6.14'te görüldüğü gibi ilk AKD katsayılarının ayırt ediciliği çok azdır ve her ayırt edici noktanın bulunduğu  $x$ ,  $y$  ve  $z$  değerleri farklıdır. Histogramların yüzün yönelimi ile olan ilişkisini göstermek için, 3B yüz noktaları histogramların yanına çizilmiştir. Yüzün yatay yönelimi  $x$  eksen, düşey yönelimi  $y$  eksen yönündedir. Yüzün yatay profili dikey profilinden daha yumuşak geçişlidir. Bu nedenle ayırt edici noktalar  $x$  eksen yönünde ilk 5 katmanda (3B uzayda  $x=5$  düzlemi) bulunmaktadır. Oysa  $y$  eksen yönünde 15. katmana (3B uzayda  $y=15$  düzlemi) kadar terimler ayırt edici bilgi taşımaktadır. Bu durum önceki çalışmalarda dikey profilin kullanılma nedenini de açıklamaktadır [67]. Diğer bir nokta ise düşey simetri nedeniyle  $x$ -ekseni boyunca tek indisli katsayıların histogramının hemen hemen sıfır olmasıdır. Simetri ve AKD katsayıları arasındaki ilişki Bölüm 3.2.2'te açıklanmıştı.



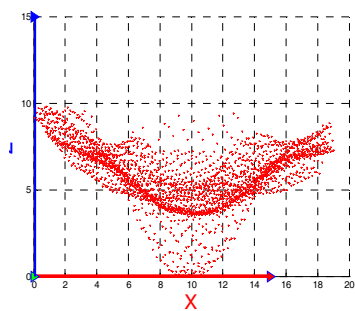
(a)



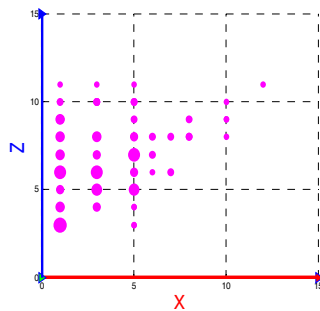
(b)



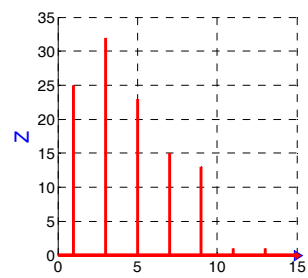
(c)



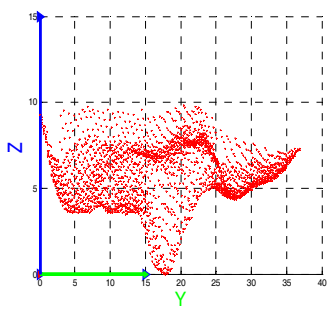
(d)



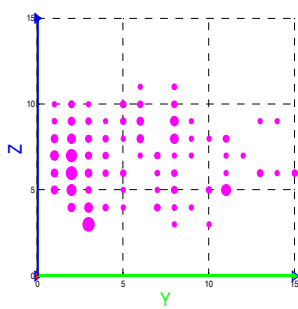
(e)



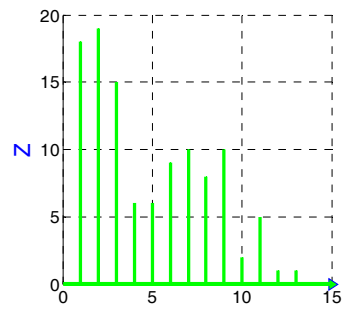
(f)



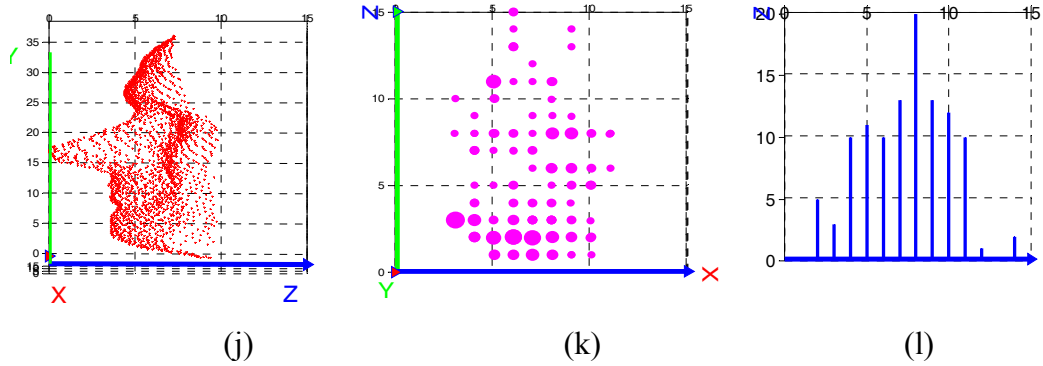
(g)



(h)



(i)



Şekil 6.14. FAD ile seçilen 3B AKD katsayıları ve x, y, z eksenı boyunca histogramları (a) 3B yüz için nokta kümesi (b) Ayırtedici ilk 110 AKD katsayısı (noktaların büyüklükleri ayırtediciliğı ile doğru orantılıdır) (c) x (kırmızı), y( yeşil), z (mavi) eksenı boyunca seçilen katsayıların histogramları (d) x-z düzleminde yüzün yansıması (e) x-z düzleminde seçilen AKD katsayılarının yansıması (f) x-eksenı boyunca seçilen AKD katsayılarının histogramı (g) x-z düzleminde yüzün yansıması (h) x-z düzleminde seçilen AKD katsayılarının yansıması (i) y-eksenı boyunca seçilen AKD katsayılarının histogramı (j) z-y düzleminde yüzün yansıması (k) z-y düzleminde seçilen AKD katsayılarının yansıması (l) z-eksenı boyunca seçilen AKD katsayılarının histogramı

Bu deneylerde 3B AKD katsayılarından ayırt edici olanlar, sınıf ayırt edicilik gücüne göre seçildi. Sınıflar arası uzaklığın daha da iyileştirilmesi için DAA uygulandı. Düşük frekanslı katsayıların sınıf ayırma gücünün yüksek olmasına karşın, ilk birkaç düşük frekanslı katsayının sınıflandırma gücünün olmadığı görüldü. Bu nedenle  $N \times N \times N$  prizma içindeki tüm katsayıların öznitelik vektörü olarak kullanılması verimli olmamaktadır. AKD yerine AFD kullanılarak, elde edilen sonuçlarla karşılaştırıldı. AFD, AKD'den farklı olarak sanal kısma sahiptir. Ancak aynı noktaya ait sanal ve gerçek kısımlar farklı sınıf ayırtediciliğe sahip olması nedeniyle, sanal ve gerçek kısımlar ayrı öznitelik gibi değerlendirildi. 3D RMA veritabanında, 118 kişi üzerinde yapılan testlerde, AKD katsayıları kullanılarak %99'un üzerinde tanıma başarısı elde edildi.

Çizelge 6.6. 3D RMA veritabanında elde edilen sonuçlar

|          |                         | 3D AFD      |                              |                        |       |       | 3D AKD      |                              |                        |       |       |
|----------|-------------------------|-------------|------------------------------|------------------------|-------|-------|-------------|------------------------------|------------------------|-------|-------|
|          | Öznitelik Seçme Yöntemi | Arama Uzayı | #<br>özniteli<br>k<br>boyutu | Tanıma Oranı (%)       |       |       | Arama Uzayı | #<br>özniteli<br>k<br>boyutu | Tanıma Oranı (%)       |       |       |
|          |                         |             |                              | # eğitim kümesi boyutu |       |       |             |                              | # eğitim kümesi boyutu |       |       |
|          |                         |             |                              | 2                      | 3     | 4     |             |                              | 2                      | 3     | 4     |
| Den. 1   | -                       | 4x4x4x2-1   | 127                          | 78.42                  | 94.89 | 97.53 | 5x5x5       | 125                          | 75.72                  | 93.15 | 95.58 |
|          | -                       | 4x4x(2:4)x2 | 96                           | 82.60                  | 95.46 | 97.11 | 5x5x(3:5)   | 75                           | 79.79                  | 95.73 | 97.36 |
| Den. II  | FAD                     | 7x7x6x2     | 110                          | 82.33                  | 94.39 | 97.37 | 8x8x8       | 110                          | 88.34                  | 96.95 | 98.75 |
|          | SKGA                    | 7x7x6x2     | 110                          | 85.33                  | 97.38 | 98.11 | 8x8x8       | 110                          | 88.28                  | 98.00 | 98.99 |
|          | SKİA                    | 7x7x6x2     | 110                          | 85.67                  | 95.56 | 96.84 | 8x8x8       | 110                          | 86.86                  | 97.18 | 97.69 |
|          | l-r(0,1)                | 7x7x6x2     | 110                          | 85.46                  | 97.18 | 98.33 | 8x8x8       | 110                          | 87.87                  | 97.25 | 99.02 |
|          | l-r(1,0)                | 7x7x6x2     | 110                          | 86.23                  | 95.22 | 96.50 | 8x8x8       | 110                          | 87.06                  | 97.46 | 97.72 |
|          | l-r(1,2)                | 7x7x6x2     | 110                          | 85.58                  | 96.60 | 97.94 | 8x8x8       | 110                          | 88.18                  | 97.33 | 98.83 |
|          | l-r(2,1)                | 7x7x6x2     | 110                          | 86.29                  | 95.81 | 96.50 | 8x8x8       | 110                          | 87.25                  | 96.50 | 98.08 |
| Den. III | FAD                     | 15x15x15x2  | 110                          | 86.72                  | 97.69 | 98.39 | 15x15x15    | 110                          | 89.68                  | 98.6  | 99.07 |
|          | FAD + SKGA              | 15x15x15x2  | 110                          | 90.04                  | 97.00 | 98.42 | 15x15x15    | 110                          | 92.69                  | 98.78 | 99.25 |
|          | FAD + SKİA              | 15x15x15x2  | 110                          | 90.34                  | 96.30 | 97.43 | 15x15x15    | 110                          | 93.67                  | 98.57 | 99.09 |
|          | FAD +l-r(0,1)           | 15x15x15x2  | 110                          | 89.55                  | 96.77 | 98.22 | 15x15x15    | 110                          | 92.54                  | 98.64 | 99.15 |
|          | FAD +l-r(1,0)           | 15x15x15x2  | 110                          | 90.13                  | 96.52 | 97.65 | 15x15x15    | 110                          | 93.72                  | 98.50 | 99.06 |
|          | FAD +l-r(1,2)           | 15x15x15x2  | 110                          | 90.07                  | 96.82 | 97.94 | 15x15x15    | 110                          | 92.58                  | 98.61 | 99.22 |
|          | FAD +l-r(2,1)           | 15x15x15x2  | 110                          | 90.40                  | 95.95 | 98.05 | 15x15x15    | 110                          | 93.41                  | 98.52 | 98.99 |

## 7. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada tamamıyla otomatik 3B yüz tanıma sistemi geliştirdik. Sistem 3B algılayıcıdan gelen 3B şekil ve/veya doku bilgisinden tanıma yapabilmektedir. Sistem beş ana modülden oluşmaktadır; yüz bulma ve hizalama, öznitelik çıkartma, öznitelik seçme, sınıflandırma ve karar verme. Bu modüllerin her birisinde mevcut yöntemlerin bir kısmını inceledik, iyileştirme yaptık ve yeni bir yöntem önerdik.

### 7.1. Yüz Bulma

3B yüz bulma ile ilgili yöntemler genel olarak eğrilik imgeleri üzerinde ortalama ve Gauss eğriliklerini hesaplayarak yüzdeki nirengi bölgelerini çıkartmaktadır. Daha sonra geometrik ölçütlere göre nirengi olması olası yüz bölgeleri belirlenmektedir. Biz çalışmamızda tamamen farklı, yeni bir yöntem önerdik, yüz olan bölgeleri çıkartmak için yüzün simetri özelliğinden faydalandık. Ayrıca simetri tabanlı yüz bulmada, yeni önerdiğimiz AKD tabanlı bir ölçüt kullandık.

Doğadaki nesnelerin birçoğu simetriye sahiptir, hatta bu simetri güzelliğin ve bütünlüğün bir ölçüsüdür. Bu çalışmada simetri bilgisi yüz bulma için kullanıldı. AKD tabanlı simetri ölçütü farklı nesnelerin bulunmasında da kullanılabilecektir.

Tanımladığımız simetri ölçütü AKD katsayılarının enerjisini kullanmaktadır. Gelecekte AKD taban imgeleri incelenerek farklı derecelerde ve uyarlanabilir simetri ölçütleri de geliştirilebilecektir.

Simetriye dayalı yüz bulma yönteminde 3B verilerden simetri haritaları hesaplandı. Bu imgeler üzerinde en yüksek simetri değerine sahip olan burun ucu bir sonraki adımda DYN ile hassas kayıtlama için kullanıldı.

Yüz bulmada kullanılan mevcut iki yöntem ile önerdiğimiz yeni yöntemi FRGC Ver2 veritabanında bulunan 4007 yüz üzerinde test ettik. Eğrilik imgeleri ile

bölütlenmiş bölgelerden çıkan geometrik parametreleri eşik değerleri ile bulan yöntem 408 yüz için hatalı sonuç verdi. Aynı geometrik ilişkileri, Gauss Karışım Modeli ile modellediğimizde hatalı yüz sayısı 15'e düştü. Önerilen yöntem ise, FRGC Ver2 veritabanında 4007 yüz üzerinde yapılan testlerde 4002'sinde doğru burun ucunu bularak, bilinen en yüksek başarıyı göstermiştir. Önerilen yöntem sadece simetriyi kullanarak burun ucunu bulan tek yöntemdir. Ayrıca başka yöntemler birden fazla yöntemin karar seviyesinde birleştirilmesi ile çalışmasına karşın, sadece AKD-simetri ölçütünü kullanan yöntem kadar başarılı olamamıştır.

## 7.2. Öznitelik Çıkartma

3B yüzlerden öznitelik çıkartmak için birçok yöntem önerilmiştir. İlk ve en çok kullanılan yöntemler 2B de uygulanmış yöntemlerin, derinlik imgeleri üzerinde uygulanarak özniteliklerin çıkartılmasıdır. Hemen hemen mevcut tüm veritabanlarında şekil bilgisi 2.5B derinlik imgesi olarak saklanmaktadır. Çünkü yüzlerin 3B modelini elde etmesi zor bir işlemdir. Bu nedenle 2.5B derinlik imgelerinde 2B yöntemler iyi sonuç vermektedir. Ancak 2.5B derinlik imgeleri tam 3B model değildir ve özellikle yönelme farklılığı olan bölgelerde bilgi kaybı olmaktadır. Bu çalışmada 3B yüz modellerini kullanabilen 3B AKD tabanlı yeni bir yöntem önerilmiştir. Bu amaçla hizalanmış yüzlerden voksel yapıları hazırlanarak 3B AKD ile katsayılar hesaplanmıştır.

Öznitelik çıkartmak için üç farklı yöntem test edildi. İlk olarak 3B AKD, yüze global olarak uygulanarak katsayılar elde edildi. İkinci olarak, 3B yüz alt bölgelere ayrılarak her bir bölgeden ayrı ayrı katsayılar seçildi. AKD konum bilgisini frekans bilgisine taşıdığı için konum bilgileri kaybedilir. Alt bölgelere ayrıldığında ise her bir alt bölge belirli ölçüde konum bilgisi de taşır. Ayrıca yüzdeki her bir bölge yüz ifadelerinden farklı miktarda etkilenir. Alt bölge yönteminde çok etkilenen yüz bölgeleri sadece ilgili alt bölgelerdeki AKD katsayılarını etkileyeceğinden, ifadeden az etkilenen yüz bölgelerinden gelen bilgiler daha kararlı olacaktır. Böylelikle ifadeye dayanıklı bir

yöntem tanımlanmıştır. Son olarak 3B yüz örtüşen alt bölgelere ayrılarak 3B AKD katsayıları hesaplandı. Böylece yöntemin ötelemeye karşı da başarısı artırılmıştır.

### 7.3. Öznitelik Seçme

2B AKD, şekil ve doku imgelerinde başarılı olarak kullanılmasına karşın, katsayıları yeterince analiz edilmemiştir. Bazı yaklaşımlar AKD katsayılarının düşük frekanslı olanların ifade değişikliği, aydınlanma gibi bozucu etkilere çok duyarlı olduğunu bu nedenle dışlanması gerektiğini sezgisel olarak belirtmişlerdir. Biz de yaptığımız çalışmada en iyi katsayıların seçilmesi için istatistiksel yöntemleri kullanıp nedenlerini tartıştık. Tek indisli katsayılardaki ayırma gücü ve enerjinin düşük olmasının nedenlerini yüzde bulunan simetri ile matematiksel ilişkisini açıkladık. Ve önerdiğimiz öznitelik seçme algoritması ile başarıyı arttırdık.

3B AKD sonucunda çok sayıda katsayı elde edilmektedir. Daha önce 2B yöntemlerdeki gibi bir yol ile sadece düşük frekanslı katsayıların alınması durumunda başarı istenen seviyeye çıkamamaktadır. Bu nedenle en ayırt edici katsayıları belirleyerek öznitelik olarak kullandık. Öznitelik seçmek için sadece bireysel ayırt ediciliği dikkate alan FAD ve niteliklerin birbirleriyle olan kombinasyonel ilintisini dikkate alan sıralı yöntemler test edildi. FAD ile seçilen çok daha az sayıdaki katsayı ile başarı %99'lara vardı. FAD çok hızlı hesaplanabilmektedir. Ancak sıralı yöntemler için en büyük problem nitelik sayısının artması ile çok genişleyen arama uzayı ve zaman problemi ile yeteri kadar eğitim kümesinin olmamasından kaynaklanan boyut problemidir (curse of dimensionality). İki veritabanı üzerinde farklı kriter fonksiyonu kullanıldı. 3D RMA veritabanında her birey için altı yüz olduğundan, en az bir yüzü eğitimde, bir yüzü doğrulama (validation), ikiden fazla yüzü ise testte kullanıldı. Arama uzayı çok büyük olmaması nedeniyle SKGA ve SKİA arama yöntemi boyut problemine takılmadan uygulanabildi ve kriter fonksiyonu olarak doğrulama verilerindeki tanıma oranı kullanıldı. Ancak FRGC Ver2 veritabanında çok fazla sayıda yüz olduğu ve hafıza

problemi nedeniyle kriter fonksiyonu olarak FAD kullanılabildi. Bu durumda yeteri kadar eğitim kümesi olmaması ve ortaya çıkan kovaryans matrisindeki rank problemi nedeniyle sadece SKİA yöntemini uygulayabildik. Öznitelik seçme ile tanıma oranı %99.6'lara kadar arttırılmıştır.

FRGC Ver2 veritabanında yaptığımız deneylerde yaklaşık 25 farklı bölge üzerinde çalıştık. Bu bölgelerin merkezi yüzün düşey simetri ekseninde olmak üzere farklı yarıçaplarda elipsoit bölgelerdir. Deneysel çalışmalarda en yüksek başarının burun ve göz çevresini de alan bölgelerde sağlandığı saptandı. Öyle ki sadece bu bölgede kullanılarak yapılan tanıma başarısı, tüm yüz kullanılarak yapılan tanıma başarısından daha büyüktür. Burun çevresindeki şekil bilgisinin kararlılığını piksel uzayında da gösterdik. Bu amaçla her piksel için FAD değerini hesaplayarak FAD imgesi hazırladık. İmge incelendiğinde burun ve gözaltı çevresindeki piksellerin en yüksek ayırtaç değerine sahip olduğu görüldü. Bu imge burun ve göz çevresindeki bilginin ayırtediciliğini piksel uzayında da göstermektedir.

Alt bölge tabanlı öznitelik çıkartma yöntemimizde, önceki çalışmalardan farklı olarak her bir alt bölgeden değişken sayıda öznitelik seçtik. Seçilen öznitelik sayıları incelendiğinde hemen hemen hepsinin yine burun ve göz çevresindeki alt bölgelerden seçildiği görüldü. Bu sonuç burun ve göz çevresindeki bilginin kararlılığını frekans bölgesi için kanıtlayan üçüncü sonuçtur.

#### **7.4. Bilgi Birleştirme**

3B yüz tanıma, 2B'ye göre daha yüksek başarı gösterse de, yüksek güvenli ve uygulamalar için ve zorlu koşullar altında daha iyi başarı gösterecek yöntemlere olan istek farklı modalitelerin birleştirilmesini zorunlu kılmaktadır. Sadece bir yöntem veya modalite tüm durumlarda en iyi çözümü sunamamaktadır. Genel eğilim, şekil ve doku bilgisini birlikte kullanmaktır. Yüz tanıma en çok kullanılan yöntem ise şekil ve doku bilgisinden elde edilen sonuçların karar seviyesinde birleştirilmesidir.

Biz bu yöntemlerden farklı olarak birleştirmeyi veri seviyesinde yaptık. Şekil bilgisini tutan 3B voksel yapısına 3B AKD'yi uygulayarak tanıma oranını, ortalama %99.05'ten %99.26'ya yükselip, hata oranını %20 azalttık. Önerilen yöntem veri seviyesinde şekil ve doku bilgisini birleştiren iki yöntemden birisi olmuştur.

Deneysel testleri yaptığımız FRGC Ver2 veritabanında şekil bilgisi ile doku bilgisi algılama sırasında hareketten kaynaklanan nedenlerle tutarlı değildir. Şekil bilgisine göre yapılan çakıştırma, doku bilgisini çakışmasını garanti etmemektedir. Şekil ve doku bilgisinin tutarlı olduğu veritabanlarında 4B yüz tanımanın başarısının daha da artırılabilceğı düşünölmektedir.

Sonuç olarak FRGC Ver2 veritabanında, yüz bulma ve tanıma için rapor edilen en yüksek başarılardan birinin elde edilmesi önerilen yöntemin başarısını göstermektedir. Örtüşen alt bölge yaklaşımı ve ayırt edici özniteliklerin seçilmesi ile ifade değışimlerine karşı kararlılık sağlanmıştır. Yaptığımız çalışma özellikle yüzdeki simetrimin kullanımı ve açıklanması açısından farklı bir yaklaşım getirmiştir. Önerilen simetri ölçütü, daha detaylı incelenerek 2B ve 3B nesne bulma ve tanımada kullanılabileceğı düşünölmektedir. 4B yüz tanımada uygulanabilecek ön işlem ve çakıştırma yöntemleri ile başarının daha da artırılabilcektir.

## KAYNAKLAR

1. Lu, X., Jain, A.K. Colbry, D. , “Matching 2.5D face scans to 3D models”, ***Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on***, 28(1):31-43 (2006)
2. Kong, S. Heo, J. Abidi, B. Paik, J. Abidi, M. “Recent Advances in Visual and Infrared Face Recognition - A Review”, ***The Journal of Computer Vision and Image Understanding***, 97(1): 103-135 ( 2005)
3. Zhao, W., Chellappa, R. Rosenfeld, A. Phillips, P.J. “Face recognition: a literature survey”, ***Technical Report CS-TR-4167R*** (2002)
4. Phillips, P. J., Flynn, P. J., Scruggs, T., Bowyer, K. W. Chang, J. Hoffman, K. Marques, J. Min, J. Worek, W. “Overview of the Face Recognition Grand Challenge”, ***IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*** (2005)
5. Bowyer, K. W., Chang, K. Flynn, P. “A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D + 2D face recognition”, ***Computer Vision and Image Understanding***, 101(1):1-15 (2006)
6. Tsalakanidou, F. and Malassiotis, S. and Strintzis, M.G., "Face localization and authentication using color and depth images", ***IEEE Transactions on Image Processing***, 14:2 (2005)
7. Colombo, A. and Cusano, C. and Schettini, R., "3D face detection using curvature analysis", ***Pattern Recognition***, 39(3):444-455 (2006)
8. Song, H. Shin, H Lee, S Sohn, K “Face recognition using facial shape indices with two different three-dimensional sensors,” ***Optical Engineering SPIE***,46:67-201 (2007)
9. Alyüz, N. Gökberk, B. Akarun, L. “Regional Registration and Curvature Descriptors for Expression Resistant 3D Face Recognition” ***IEEE 17th Signal Processing and Communications Applications***, SIU (2009)
10. Ustun, B. and Halici, U. and Ulusoy, I. and Inan, T., "Effects of 3D registration on subspace based face recognition methods", ***IEEE 16th Signal Processing, Communication and Applications Conference***, 1-4 (2008)
11. Chang, K.I. and Bowyer, K.W. and Flynn, P.J. Multiple nose region matching for 3D face recognition under varying facial expression. ***PAMI, IEEE***, 28:10, 1695-1700 (2006)

12. Faltemier, T. Bowyer, P.J. Flynn, K.W. "A region ensemble for 3D face recognition" *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 3(1):62-73 (2008)
13. Mian, AS and Bennamoun, M. and Owens, R. "An efficient multimodal 2D-3D hybrid approach to automatic face recognition", *PAMI IEEE* , 29(11):1927-1943 (2007)
14. Maurer, T. and Guigonis, D. and Maslov, I. and Pesenti, B. and Tsaregorodtsev, A. and West, D. and Medioni, G. and Geometrix, I. "Performance of Geometrix ActiveID TM 3D Face Recognition Engine on the FRGC Data", *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 154-154 (2005)
15. Okada, K. Steffens, J. Maurer, T. Hong, H. Elagin, E. Neven, H. and Malsburg, C. "The Bochum/USC Face Recognition System And How it Fared in the FERET Phase III Test, *Springer-Verlag*, 186-205 (1998)
16. McCool, C. Chandran, V. Sridharan, S. "2D-3D Hybrid Face Recognition Based on PCA and Feature Modelling", *Second International Workshop on Multimodal User Authentication*, 1-8 (2006)
17. Jahanbin, S. Choi, H. Jahanbin, R. Bovik, A.C. "Automated Facial Feature Detection And Face Recognition Using Gabor Features On Range And Portrait Images", *Image Processing*, 2768 – 2771 (2008)
18. Dutagaci, H. Sankur, B. Yemez, Y. "3D face recognition by projection-based methods", *SPIE*, 60-72 (2006)
19. Gokberk, B. Dutagaci, H. Ulas, A. Akarun, L. Sankur, B. "Representation Plurality and Fusion for 3-D Face Recognition", *Systems, Man, and Cybernetics, Part B, IEEE Transactions*, 38(1):155-173 (2008)
20. Gordon, G.G. and Tasc, R. "Face recognition based on depth and curvature features" *Proc. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Proceedings (CVPR)*, Champaign, IL, US, 808-810 (1992)
21. McCool, C. and Chandran, V. and Sridharan, S. and Fookes, C. "3D face verification using a free-parts approach" *Pattern Recognition Letters*, 29(9):1190-1196 (2008)
22. Besl, P.J. and McKay, N.D., "A method for registration of 3-D shapes", *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, IEEE Computer Society, 239-256 (1992)

23. Husken, M. and Brauckmann, M. and Gehlen, S. and Von der Malsburg, C., "Strategies and benefits of fusion of 2D and 3D face recognition", ***IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition***, 174-174 (2005)
24. Moreno, A.B. and Sanchez, A. and Velez, J.F. and Diaz, F.J., Face recognition using 3D surface-extracted descriptors, ***Irish Machine Vision and Image Processing Conference***, 1-6 (2003)
25. Akagunduz, E. and Ulusoy, I., 3D object representation using transform and scale invariant 3D features, ***IEEE 11th International Conference on Computer Vision, ICCV 2007***, 1-8 (2007)
26. Lowe, D.G., Distinctive image features from scale-invariant keypoints, ***International journal of computer vision***, Springer, 60:2,91-110 (2004)
27. Pan, G. and Han, S. and Wu, Z. and Wang, Y., 3D face recognition using mapped depth images, ***2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition***, 175-175 (2005)
28. Kakadiaris, IA and Passalis, G. and Toderici, G. and Murtuza, MN and Lu, Y. and Karampatziakis, N. and Theoharis, T., Three-dimensional face recognition in the presence of facial expressions: An annotated deformable model approach, ***PAMI,IEEE***, 29(4):640-649 (2007)
29. Lee, J. and Milios, E. "Matching Range Images of Human Faces", ***Proc. Int'l Conf. Computer Vision***, 722-726 (1990)
30. Beumier, C. Acheroy, M. "Face Verification From 3D And Grey Level Cues", ***Pattern Recognition Letters***, 22(12):1321-1329 (2001.)
31. Chua, C.S. "Point Signatures: A New Representation for 3D Object Recognition", ***International Journal of Computer Vision***, 25(1):63-85 (1997)
32. Faltemier, T. and Bowyer, K. and Flynn, P., "3D face recognition with region committee voting", ***IEEE Computer Society*** (2006)
33. Xu, C. Wang, Y Tan, T Quan, L "Automatic 3D face recognition combining global geometric features with local shape variation information", ***Automatic Face and Gesture Recognition, 2004. Proceedings. Sixth IEEE International Conference on*** (2004)
34. İrfanoğlu, M. O., Gökberk, G., Akarun, B., Çakıştırılmış Yüzey Benzerliğine Dayalı 3B Şekil Tabanlı, Yüz Tanıma, ***SIU*** (2004)

35. Gökberk, B. Akarun, L. "Comparative Analysis of Decision-level Fusion Algorithms for 3D Face Recognition", **18th International Conference on Pattern Recognition, ICPR 2006**, (2006)
36. Abate, A.F. and Nappi, M. and Riccio, D. and Sabatino, G., "2D and 3D face recognition: A survey", **Pattern Recognition Letters**, 28(14):1885-1906 (2007)
37. Akagunduz, E. and Ulusoy, I., "3D face representation using scale and transform invariant features", **Signal Processing, Communication and Applications Conference**, 1-4 (2008)
38. Anisetti, M. and Bellandi, V. and Damiani, E. and Arnone, L. and Rat, B., "A3fd: Accurate 3d face detection", **Signal Processing for Image Enhancement and Multimedia Processing**, Springer, 155-165, (2008)
39. Gunlu, G. ve Bilge, H.S. "Symmetry Analysis for 2D Images by Using DCT Coefficients", Fifth International Conference on Soft Computing, Computing with Words and Perceptions in System Analysis, Decision and Control, Famagusta, North Cyprus, IEEE (2009)
40. Kovesi, P., "Symmetry and asymmetry from local phase", **Tenth Australian Joint Conference on Artificial Intelligence**, 2-4 (1997)
41. Gökberk, B., "Three Dimensional Face Recognition", **PhD.Thesis, Boğaziçi University**, 2006
42. Sirovich, L. and Kirby, M. "Low-Dimensional Procedure for Characterization of Human Faces", **J. Optical Soc. Am.**, 4:519-524 (1987)
43. Ahmed, N. and Natarajan, T., "Discrete cosine transform", **IEEE Trans. Comput.** 23:90-93 (1974)
44. Hafed, Z.M. and Levine, M.D., "Face recognition using the discrete cosine transform", **International Journal of Computer Vision**, 43(3):167-188 (2001)
45. Ekenel, H.K. and Stiefelhagen, R., "Local appearance based face recognition using discrete cosine transform", **13th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2005)**, Antalya, Turkey (2005)
46. Chen, W. and Er, M.J. and Wu, S. "Illumination compensation and normalization for robust face recognition using discrete cosine transform in logarithm domain", **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, 36:2, 458-466 (2006)
47. Jing, X.Y. Zhang, D. "A face and palmprint recognition approach based on discriminant DCT feature extraction", **IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics**, 34(6) 2405-2415 (2004)

48. Swets, D.L. and Weng, J) Using discriminant eigenfeatures for image retrieval. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18:8, 831-836 (1996)
49. Ahonen, T H. and Pietikainen, M, Face description with local binary patterns: application to face recognition”, *IEEE Trans. on PAMI*, 28:12,2037-2041. (2006)
50. Ekenel, H.K. and Fischer, M. and Tekeli, E. and Stiefelhagen, R. and Ercil, A. Local binary pattern domain local appearance face recognition, *IEEE 16th Signal Processing, Communication and Applications Conference*, 1-4 (2008)
51. Schwerin, B. and Paliwal, K. , Local-DCT features for facial recognition (2009)
52. Saeys, Y. and Inza, I. and Larranaga, P. A review of feature selection techniques in bioinformatics, *Bioinformatics*, 23(19): 2507 (2007)
53. Bartlett, M.S. Movellan, J.R. Sejnowski, T.J. “Face recognition by independent component analysis”, *Neural Networks, IEEE Transactions*, 13(6):1450-1464 (2002)
54. Yuen, P.C. Lai, J. H. “Face representation using independent component analysis”, *Pattern Recognition*, 35(6):1247-1257 (2002)
55. Ekenel, H. K. Gao, H. and Stiefelhagan, R. "3-D face recognition using local appearance-based models," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2(3):630-635 (2007)
56. Bellman, R., Adaptive Control Processes., *Princeton University Press*, Princeton (1966).
57. Ferri, FJ and Pudil, P. and Hatef, M. and Kittler, J., Comparative study of techniques for large-scale feature selection, *PAMI*, 16:403-403 (1994)
58. Papatheodorou, T. and Rueckert, D., "Evaluation of automatic 4D face recognition using surface and texture registration", *Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition Proceedings*, 321-326 (2004)
59. Pudil, P. and Ferri, F.J. and Novovicova, J. and Kittler, J., “Floating search methods for feature selection with nonmonotonic criterion functions”, *Proceedings of the 12th IAPR International Conference*, Los Alamitos, CA 279-283 (1994)
60. Gunlu, G. and Bilge, H.S., 3D Face Decomposition and Region Selection against Expression Variations, *ICPR2010* (2010)

61. Bronstein, A. Bronstein, M. Kimmel, R. Expression-invariant 3D face recognition, *Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*, Springer, 62-70 (2003)
62. Chang, K. I. Bowyer, K. W. "An Evaluation of Multimodal 2D+3D Face Biometrics", *PAMI, IEEE*, 27(4):619-624 (2005)
63. Sanderson, C. and Paliwal, K.K., "Information fusion and person verification using speech and face information", *IDIAP, Martigny, Research Report*, 02-33 (2002)
64. Jain, A. and Nandakumar, K. and Ross, A., "Score normalization in multimodal biometric systems", *Pattern recognition*, 38(12):2270-2285 (2005)
65. Gunlu, G. and Bilge, H.S., Shape and Texture based Face Recognition on Overlapping 3D Sub-regions, *ISCIS2010* (2010)
66. Gunlu, G. and Bilge, H.S., "Face Recognition with Discriminating 3D DCT Coefficients", *The Computer Journal*, (2010)
67. Nagamine, T. Uemmura, T. Masuda, I "3D Facial Image Analysis for Human Identification", *Computer Vision and Applications, IAPR* (1992)

## ÖZGEÇMİŞ

### Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : GÜNLÜ, Göksel  
 Uyuğu : T.C.  
 Doğum tarihi ve yeri : 1979 İzmir  
 Medeni hali : Bekar  
 Telefon : 0 (312) 582 33 09  
 Faks : 0 (312) 582 33 09  
 e-mail : goksel@gazi.edu.tr

### Eğitim

| Derece        | Eğitim Birimi                     | Mezuniyet tarihi |
|---------------|-----------------------------------|------------------|
| Yüksek lisans | Gazi Üniversitesi Elektronik Müh. | 2004             |
| Lisans        | Gazi Üniversitesi Elektronik Müh. | 2001             |
| Lise          | İzmir Atatürk Lisesi              | 1997             |

### İş Deneyimi

| Yıl  | Yer               | Görev          |
|------|-------------------|----------------|
| 2002 | Gazi Üniversitesi | Arş. Görevlisi |

### Yabancı Dil

İngilizce

### Yayınlar

1. Gunlu, G, " Using DSP for Fast Face Recognition", GlobalDSP Magazine April, 2004 (www.globaldsp.com)
2. Gunlu, G, "Improving DSP performance for Artificial Neural Networks Based Face Recognition", IEEE Signal Processing and Communications Applications Conference, IEEE, 551 – 556, (2005)

3. Gunlu, G, Bilge, H.S., "Global Ayrik Kosinüs Dönüşümü ile Görüntü Sıkıştırma Başarımın İyileştirilmesi", Conference for Computer-Aided Engineering and System Modeling, (2006)
4. Gunlu, G, "Grup Filtre Tabanlı Yapay İşitme Cihazının Sayısal Sinyal İşleyici ile Gerçek Dünya Uygulaması", Conference for Computer-Aided Engineering and System Modeling, (2006)
5. Gunlu, G, Bilge, H.S., "Driver Face Recognition by Using 3D Discrete Cosine Transform", IEEE Intelligent Vehicles Symposium, IEEE, 680-685, (2007)
6. Gunlu, G, Bilge, H.S., "3B Ayrik Kosinüs Dönüşümü ile Yüz Tanıma", IEEE 15. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, (2007)
7. Gunlu, G. ve Bilge, H.S., "Feature Extraction and Discriminating Feature Selection for 3D Face Recognition", 24th International Symposium on Computer and Information Sciences, Guzelyurt, Northern Cyprus, 14-16 September, IEEE, (2009)
8. Gunlu, G., Bilge, H.S., "Symmetry Analysis for 2D Images by Using DCT Coefficients", Fifth International Conference on Soft Computing, Computing with Words and Perceptions in System Analysis, Decision and Control, Famagusta, North Cyprus, 2-4 September, IEEE, (2009)
9. Gunlu, G., Bilge, H.S., "Face Recognition with Discriminating 3D DCT Coefficients", The Computer Journal, doi: bxq031, (2010)
10. Gunlu, G., Bilge, H.S., "3D Face Decomposition and Region Selection against Expression Variations", ICPR2010, (2010) (Kabul edildi)
11. Gunlu, G., Bilge, H.S., "Shape and Texture based Face Recognition on Overlapping 3D Sub-regions", ISCIS2010, (2010) (Kabul Edildi)

#### **Patentler**

1. Yüksek Voltaj Darbe Jenaratörü
2. Yüksek Voltaj Enerjilendirici

- 
- 1 Lu, X., Jain, A.K. Colbry, D. , “Matching 2.5D face scans to 3D models”, ***Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on***, 28(1):31-43 (2006)
  - 2 Kong, S. Heo, J. Abidi, B. Paik, J. Abidi, M. “Recent Advances in Visual and Infrared Face Recognition - A Review”, ***The Journal of Computer Vision and Image Understanding***, 97(1): 103-135 ( 2005)
  - 3 Zhao, W., Chellappa, R. Rosenfeld, A. Phillips, P.J. “Face recognition: a literature survey”, ***Technical Report CS-TR-4167R*** (2002)
  - 4 Phillips, P. J., Flynn, P. J., Scruggs, T., Bowyer, K. W. Chang, J. Hoffman, K. Marques, J. Min, J. Worek, W. “Overview of the Face Recognition Grand Challenge”, ***IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*** (2005)
  - 5 Bowyer, K. W., Chang, K. Flynn, P. “A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D + 2D face recognition”, ***Computer Vision and Image Understanding***, 101(1):1-15 (2006)
  - 6 Tsalakanidou, F. and Malassiotis, S. and Strintzis, M.G., "Face localization and authentication using color and depth images", ***IEEE Transactions on Image Processing***, 14:2 (2005)
  - 7 Colombo, A. and Cusano, C. and Schettini, R., "3D face detection using curvature analysis", ***Pattern Recognition***, 39(3):444-455 (2006)
  - 8 Song, H. Shin, H Lee, S Sohn, K “Face recognition using facial shape indices with two different three-dimensional sensors,” ***Optical Engineering SPIE***,46:67-201 (2007)
  - 9 Alyüz, N. Gökberk, B. Akarun, L. “Regional Registration and Curvature Descriptors for Expression Resistant 3D Face Recognition” ***IEEE 17th Signal Processing and Communications Applications***, SIU (2009)
  - 10 Ustun, B. and Halici, U. and Ulusoy, I. and Inan, T., "Effects of 3D registration on subspace based face recognition methods", ***IEEE 16th Signal Processing, Communication and Applications Conference***, 1-4 (2008)

- 
- 11 Chang, K.I. and Bowyer, K.W. and Flynn, P.J. "Multiple nose region matching for 3D face recognition under varying facial expression", *PAMI, IEEE*, 28:10, 1695-1700 (2006)
  - 12 Faltemier, T. Bowyer, P.J. Flynn, K.W. "A region ensemble for 3D face recognition" *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 3(1):62-73 (2008)
  - 13 Mian, AS and Bennamoun, M. and Owens, R. "An efficient multimodal 2D-3D hybrid approach to automatic face recognition", *PAMI IEEE* , 29(11):1927-1943 (2007)
  - 14 Maurer, T. and Guigonis, D. and Maslov, I. and Pesenti, B. and Tsaregorodtsev, A. and West, D. and Medioni, G. and Geometrix, I. "Performance of Geometrix ActiveID TM 3D Face Recognition Engine on the FRGC Data", *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 154-154 (2005)
  - 15 Okada, K. Steffens, J. Maurer, T. Hong, H. Elagin, E. Neven, H. and Malsburg, C. "The Bochum/USC Face Recognition System And How it Fared in the FERET Phase III Test, *Springer-Verlag*, 186-205 (1998)
  - 16 McCool, C. Chandran, V. Sridharan, S. "2D-3D Hybrid Face Recognition Based on PCA and Feature Modelling", *Second International Workshop on Multimodal User Authentication*, 1-8 (2006)
  - 17 Jahanbin, S. Choi, H. Jahanbin, R. Bovik, A.C. "Automated Facial Feature Detection And Face Recognition Using Gabor Features On Range And Portrait Images", *Image Processing*, 2768 – 2771 (2008)
  - 18 Dutagaci, H. Sankur, B. Yemez, Y. "3D face recognition by projection-based methods", *SPIE*, 60-72 (2006)
  - 19 Gokberk, B. Dutagaci, H. Ulas, A. Akarun, L. Sankur, B. "Representation Plurality and Fusion for 3-D Face Recognition", *Systems, Man, and Cybernetics, Part B, IEEE Transactions*, 38(1):155-173 (2008)
  - 20 Gordon, G.G. and Tasc, R. "Face recognition based on depth and curvature features" *Proc. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Proceedings (CVPR)*, Champaign, IL, US, 808-810 (1992)
  - 21 McCool, C. and Chandran, V. and Sridharan, S. and Fookes, C. "3D face verification using a free-parts approach" *Pattern Recognition Letters*, 29(9):1190-1196 (2008)

- 
- 22 Besl, P.J. and McKay, N.D., "A method for registration of 3-D shapes", ***IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence***, IEEE Computer Society, 239-256 (1992)
  - 23 Husken, M. and Brauckmann, M. and Gehlen, S. and Von der Malsburg, C., "Strategies and benefits of fusion of 2D and 3D face recognition", ***IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition***, 174-174 (2005)
  - 24 Moreno, A.B. and Sanchez, A. and Velez, J.F. and Diaz, F.J., "Face recognition using 3D surface-extracted descriptors", ***Irish Machine Vision and Image Processing Conference***, 1-6 (2003)
  - 25 Akagunduz, E. and Ulusoy, I., "3D object representation using transform and scale invariant 3D features", ***IEEE 11th International Conference on Computer Vision, ICCV 2007***, 1-8 (2007)
  - 26 Lowe, D.G., "Distinctive image features from scale-invariant keypoints", ***International journal of computer vision***, Springer, 60:2,91-110 (2004)
  - 27 Pan, G. and Han, S. and Wu, Z. and Wang, Y., "3D face recognition using mapped depth images", ***2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition***, 175-175 (2005)
  - 28 Kakadiaris, IA and Passalis, G. and Toderici, G. and Murtuza, MN and Lu, Y. and Karampatziakis, N. and Theoharis, T., "Three-dimensional face recognition in the presence of facial expressions: An annotated deformable model approach", ***PAMI,IEEE***, 29(4):640-649 (2007)
  - 29 Pan, G. and Wu, Y. and Wu, Z. and Liu, W., ***Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks***, 3:2169-2174 (2003)
  - 30 Beumier, C. Acheroy, M. "Face Verification From 3D And Grey Level Cues", ***Pattern Recognition Letters***, 22(12):1321-1329 (2001.)
  - 31 Chua, C.S. "Point Signatures: A New Representation for 3D Object Recognition", ***International Journal of Computer Vision***, 25(1):63-85 (1997)
  - 32 Faltemier, T. and Bowyer, K. and Flynn, P., "3D face recognition with region committee voting", ***IEEE Computer Society*** (2006)
  - 33 Xu, C. Wang, Y Tan, T Quan, L "Automatic 3D face recognition combining global geometric features with local shape variation information", ***Automatic Face and Gesture Recognition, 2004. Proceedings. Sixth IEEE International Conference on*** (2004)

- 
- 34 İrfanoğlu, M. O., Gökberk, G., Akarun, B., “Çakıştırılmış Yüzey Benzerliğine Dayalı 3B Şekil Tabanlı, Yüz Tanıma”, *SIU* (2004)
  - 35 Gökberk, B. Akarun, L. “Comparative Analysis of Decision-level Fusion Algorithms for 3D Face Recognition”, *18th International Conference on Pattern Recognition, ICPR 2006*, (2006)
  - 36 Abate, A.F. and Nappi, M. and Riccio, D. and Sabatino, G., "2D and 3D face recognition: A survey", *Pattern Recognition Letters*, 28(14):1885-1906 (2007)
  - 37 Akagunduz, E. and Ulusoy, I., "3D face representation using scale and transform invariant features", *Signal Processing, Communication and Applications Conference*, 1-4 (2008)
  - 38 Anisetti, M. and Bellandi, V. and Damiani, E. and Arnone, L. and Rat, B., "A3fd: Accurate 3d face detection", *Signal Processing for Image Enhancement and Multimedia Processing*, Springer, 155-165, (2008)
  - 39 Gunlu, G. ve Bilge, H.S. “Symmetry Analysis for 2D Images by Using DCT Coefficients”., *Fifth International Conference on Soft Computing, Computing with Words and Perceptions in System Analysis, Decision and Control*, Famagusta, North Cyprus, IEEE (2009)
  - 40 Kovesi, P., "Symmetry and asymmetry from local phase", *Tenth Australian Joint Convergence on Artificial Intelligence*, 2-4 (1997)
  - 41 Gökberk, B., “Three Dimensional Face Recognition”, PhD.Thesis, Boğaziçi University, 2006
  - 42 Sirovich, L. and Kirby, M. “Low-Dimensional Procedure for Characterization of Human Faces”, *J. Optical Soc. Am.*, 4:519-524 (1987)
  - 43 Ahmed, N. and Natarajan, T., "Discrete cosine transform", *IEEE Trans. Comput.* 23:90-93 (1974)
  - 44 Hafed, Z.M. and Levine, M.D., "Face recognition using the discrete cosine transform", *International Journal of Computer Vision*, 43(3):167-188 (2001)
  - 45 Ekenel, H.K. and Stiefelhagen, R., "Local appearance based face recognition using discrete cosine transform", *13th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2005)*, Antalya, Turkey (2005)
  - 46 Chen, W. and Er, M.J. and Wu, S. “Illumination compensation and normalization for robust face recognition using discrete cosine transform in

- 
- logarithm domain”, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 36:2, 458-466 (2006)
- 47 Jing, X.Y. Zhang, D. “A face and palmprint recognition approach based on discriminant DCT feature extraction”, *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, 34(6) 2405-2415 (2004)
  - 48 Swets, D.L. and Weng, J. , “Using discriminant eigenfeatures for image retrieval”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18:8, 831-836 (1996)
  - 49 Ahonen, T H. and Pietikainen, M, “Face description with local binary patterns: application to face recognition”, *IEEE Trans. on PAMI*, 28:12,2037-2041. (2006)
  - 50 Ekenel, H.K. and Fischer, M. and Tekeli, E. and Stiefelhagen, R. and Ercil, A. “Local binary pattern domain local appearance face recognition”, *IEEE 16th Signal Processing, Communication and Applications Conference*, 1-4 (2008)
  - 51 Schwerin, B. and Paliwal, K. , “Local-DCT features for facial recognition” (2009)
  - 52 Saeys, Y. and Inza, I. and Larranaga, P. “A review of feature selection techniques in bioinformatics”, *Bioinformatics*, 23(19): 2507 (2007)
  - 53 Bartlett, M.S. Movellan, J.R. Sejnowski, T.J. “Face recognition by independent component analysis”, *Neural Networks, IEEE Transactions*, 13(6):1450-1464 (2002)
  - 54 Yuen, P.C. Lai, J. H. “Face representation using independent component analysis”, *Pattern Recognition*, 35(6):1247-1257 (2002)
  - 55 Ekenel, H. K. Gao, H. and Stiefelhagan, R. "3-D face recognition using local appearance-based models," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2(3):630-635 (2007)
  - 56 Bellman, R., Adaptive Control Processes., *Princeton University Press*, Princeton (1966).
  - 57 Ferri, FJ and Pudil, P. and Hatef, M. and Kittler, J., “Comparative study of techniques for large-scale feature selection”, *PAMI*, 16:403-403 (1994)
  - 58 Papatheodorou, T. and Rueckert, D., "Evaluation of automatic 4D face recognition using surface and texture registration", *Sixth IEEE International*

- 
- Conference on Automatic Face and Gesture Recognition Proceedings*, 321-326 (2004)
- 59 Pudil, P. and Ferri, F.J. and Novovicova, J. and Kittler, J., "Floating search methods for feature selection with nonmonotonic criterion functions", *Proceedings of the 12th IAPR International Conference*, Los Alamitos, CA 279-283 (1994)
  - 60 Gunlu, G. and Bilge, H.S., "3D Face Decomposition and Region Selection against Expression Variations", *ICPR2010* (2010)
  - 61 Bronstein, A. Bronstein, M. Kimmel, R., "Expression-invariant 3D face recognition", *Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*, Springer, 62-70 (2003)
  - 62 Chang, K. I. Bowyer, K. W. "An Evaluation of Multimodal 2D+3D Face Biometrics", *PAMI, IEEE*, 27(4):619-624 (2005)
  - 63 Sanderson, C. and Paliwal, K.K., "Information fusion and person verification using speech and face information", *IDLAP, Martigny, Research Report*, 02-33 (2002)
  - 64 Jain, A. and Nandakumar, K. and Ross, A., "Score normalization in multimodal biometric systems", *Pattern recognition*, 38(12):2270-2285 (2005)
  - 65 Gunlu, G. and Bilge, H.S., "Shape and Texture based Face Recognition on Overlapping 3D Sub-regions", *ISCIS2010* (2010)
  - 66 Gunlu, G. and Bilge, H.S., "Face Recognition with Discriminating 3D DCT Coefficients", *The Computer Journal*, (2010)
  - 67 Nagamine, T. Uemura, T. Masuda, I. "3D Facial Image Analysis for Human Identification", *Computer Vision and Applications, IAPR* (1992)