



T.C.
SELÇUK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ



SAYISAL DENTAL MODELLERDEN
OTOMATİK CİNSİYET TESPİTİ

Betül UZBAŞ

DOKTORA TEZİ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Ağustos-2017
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL VE ONAYI

Betül UZBAŞ tarafından hazırlanan “Sayısal dental modellerden otomatik cinsiyet tespiti” adlı tez çalışması 24/08/2017 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği / ~~oy çokluğu~~ ile Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı’nda DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

Başkan

Doç. Dr. Harun UĞUZ

Danışman

Prof. Dr. Ahmet ARSLAN

Üye

Doç. Dr. Halife KODAZ

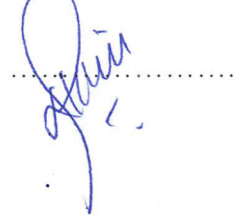
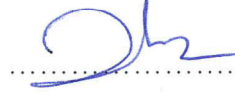
Üye

Yrd. Doç. Dr. Ahmet BABALIK

Üye

Yrd. Doç. Dr. Hatice KÖK

İmza



Yukarıdaki sonucu onaylıyorum.

Prof. Dr. Mustafa YILMAZ
FBE Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

DECLARATION PAGE

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.



Betül UZBAŐ

Tarih: 24.08.2017

ÖZET

DOKTORA TEZİ

SAYISAL DENTAL MODELLERDEN OTOMATİK CİNSİYET TESPİTİ

Betül UZBAŞ

Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Prof.Dr. Ahmet ARSLAN

2017, 104 Sayfa

Jüri

Prof.Dr. Ahmet ARSLAN
Doç.Dr. Harun UĞUZ
Doç.Dr. Halife KODAZ
Yrd.Doç.Dr. Ahmet BABALIK
Yrd.Doç.Dr. Hatice KÖK

Cinsiyet, kimliği bilinmeyen bir kişiye ait önemli tanımlayıcı bilgilerdendir. Kişinin cinsiyetine bağlı olarak, arama yapılacak olan kümede indirgeme yapılabilmekte ve bu sayede arama hızında artış sağlanabilmektedir. Dişler, dayanıklı ve dirençli bir yapıya sahip olmalarından dolayı kaza, yangın gibi afetlerden sonra bile bilinmeyen bir kişiye ait özelliklerin belirlenmesinde önemli bir kaynak görevi görmektedir. Bundan dolayı dişlerden cinsiyet analizi, özellikle arkeoloji ve adli tıp için güncel bir araştırma konusudur.

Literatür incelendiğinde dişlerden cinsiyet tespitinin genellikle diş hekimliği ve adli tıp alanlarında elle yapılan ölçümler kullanılarak gerçekleştirildiği gözlemlenmektedir. Bu tarz yöntemler ölçüm yapmak için ek bir çabaya ve zaman kaybına sebep olmaktadır. Ayrıca cinsiyet dimorfizminin popülasyondan popülasyona değişiklik göstermesi sebebiyle her popülasyon için uygun değerlerin belirlenmesi gerekmektedir.

Bu çalışmada hızlı ve zahmetsiz bir şekilde sayısal dental modellerden otomatik cinsiyet tespiti yapabilen iki sistem önerilmiştir. İlk yapılan çalışmada kontrollü bir ortamda maksiller alçı modelleri hizalanarak 2B görüntüleri alınmış ve otomatik segmentasyon işlemleri yapıp Gri Seviye Eş-Oluşum Matrisi (GSEM) ile sınıflandırmada kullanılacak özellikler çıkarılmıştır. Rastgele Orman (RO) algoritması ile sınıflandırma yapılarak cinsiyet tespiti gerçekleştirilmiştir. Yapılan ikinci çalışmada 3B sayısal maksiller alçı modelleri İteratif Yakın Nokta (İYN) algoritması kullanılarak otomatik hizalanmış ve segmentasyon işleminden sonra modeller derinlik imgelerine dönüştürülmüştür. Özellik çıkarma işlemi için lokal Ayrık Kosinüs Dönüşümü (AKD) kullanılmış ve RO algoritması kullanılarak cinsiyet analizi yapılmıştır.

Bu tez kapsamında sayısal dental modellerden görüntü işleme, özellik çıkarma ve yapay zekâ yöntemleri kullanılarak otomatik cinsiyet tespitini başarıyla gerçekleştiren sistemler önerilmiştir. Yapılan çalışma bilgisayar bilimleri, adli tıp ve diş hekimliğini kapsayan çok disiplinli bir çalışmadır.

Anahtar Kelimeler: Cinsiyet Tespiti, Görüntü İşleme, Makine Öğrenmesi, Özellik Çıkarımı

ABSTRACT

Ph.D THESIS

AUTOMATIC GENDER DETERMINATION FROM DIGITAL DENTAL MODELS

Betül UZBAŞ

**THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCE OF
SELÇUK UNIVERSITY
THE DEGREE OF DOCTOR OF PHILOSOPHY
IN COMPUTER ENGINEERING**

Advisor: Prof.Dr. Ahmet ARSLAN

2017, 104 Pages

Jury

**Prof.Dr. Ahmet ARSLAN
Assoc.Prof.Dr. Harun UĞUZ
Assoc.Prof.Dr. Halife KODAZ
Asst.Prof.Dr. Ahmet BABALIK
Asst.Prof.Dr. Hatice KÖK**

Gender is an important identifier of an unknown person. Depending on the gender of the person, the search space can be reduced and the search speed can be increased. Since teeth have a durable and resistant structure, they act as an important source in determining the characteristics of an unknown person even in disasters such as accidents and fires. Therefore gender analysis of teeth is a current research topic, especially for archaeology and forensic medicine.

When the literature is examined, it is observed that gender determination is generally performed by using manual measurements in dentistry and forensic medicine. Such methods include an additional step for measurement and this causes additional effort and loss of time. In addition, since gender dimorphism differs from population to population, appropriate values for each population should be determined.

In this study, two systems that can automatically detect gender from digital tooth models quickly and effortlessly are proposed. In the first study, 2D images are taken in a controlled environment by aligning the maxillary plaster models and automatic segmentation procedures are performed. Then the features to be used with the Grey Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) are extracted. Gender detection is performed by classification with the Random Forest (RF) algorithm. In the second study, the 3D digital maxillary plaster models are automatically aligned by using the Iterative Closest Point (ICP) algorithm, and after segmentation the models are converted to depth maps. For feature extraction, local Discrete Cosine Transform (DCT) is used and gender analysis is performed using the RF algorithm.

In this thesis, systems are proposed that successfully perform automatic gender determination from digital dental models using image processing, feature extraction and artificial intelligence methods. The study is a multidisciplinary study involving computer science, forensic medicine and dentistry.

Keywords: Gender Determination, Image Processing, Machine Learning, Feature Extraction

ÖNSÖZ

Bu çalışmamda bana yol gösteren tez danışmanım Prof. Dr. Ahmet ARSLAN'a, Necmettin Erbakan Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi öğretim üyesi Yrd. Doç. Dr. Hatice KÖK'e ve Selçuk Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü'nün tüm öğretim elemanlarına teşekkür ederim.

Çalışmalarım sırasında sağlamış oldukları öğrenim bursu için TÜBİTAK BİDEB'e ve 3 Boyutlu diş modellerini elde etme sürecinde yardımlarından ötürü Konya AS-Dental firmasına teşekkürlerimi sunarım.

Maddi ve manevi yönden beni her zaman destekleyen, üzerimde büyük hakları olan aileme ve eşim Mehmet UZBAŞ'a teşekkürü bir borç bilirim.

Betül UZBAŞ
KONYA-2017



İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT.....	v
ÖNSÖZ.....	vi
İÇİNDEKİLER	vii
SİMGELER VE KISALTMALAR.....	ix
1. GİRİŞ.....	1
1.1. Tezin Amacı ve Önemi	1
1.2. Tezin Literatüre Katkısı	2
1.3. Tezin Organizasyonu	2
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	4
3. DIŞ ANATOMİSİ.....	12
3.1. Diş Ölçüm Metotları.....	16
4. 3 BOYUTLU MODELLEME	19
4.1. 3B Görüntü Temsilleri	21
4.1.1. Nokta kümeleri	21
4.1.2. 2.5B derinlik imgeleri	24
5. ÖZELLİK ÇIKARIMI.....	25
5.1. Görüntü Dönüşümleri	25
5.2. Fourier Dönüşümü.....	26
5.3. Ayrık Dönüşümler	28
5.3.1. Ayrık Fourier Dönüşümü (AFD)	29
5.3.2. Ayrık Kosinüs Dönüşümü (AKD)	31
5.4. Gri Seviye Eş Oluşum Matrisi (GSEM)	35
6. MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ.....	39
6.1. Karar Ağaçları	39
6.1.1. Karar ağacının yapısı	40
6.1.2. Karar ağacının oluşturulması	41
6.1.3. Budama.....	44
6.2. Ağaç Tabanlı Topluluk Öğrenme Yöntemleri	45
6.2.1. Bagging	46
6.2.2. Boosting	47
6.2.3. Rastgele Orman (RO) algoritması	49
6.3. Destek Vektör Makinesi (DVM).....	51

6.3.1. Doğrusal olarak ayrılabilen verilerde DVM.....	52
6.3.2. Doğrusal olarak ayrılamayan verilerde DVM	53
6.4. Yapay Sinir Ağları (YSA)	54
6.5. K en Yakın Komşu (kNN)	55
6.6. Naive Bayes (NB).....	55
6.7. Performans Değerlendirme Kriterleri.....	56
7. ÖNERİLEN SİSTEM.....	58
7.1. Önerilen Sistem-1	58
7.1.1. Görüntü elde etme işlemi	58
7.1.2. Segmentasyon İşlemi	59
7.2. Önerilen Sistem-2.....	62
7.2.1. 3B model elde etme işlemi	62
7.2.2. Segmentasyon işlemi.....	63
8. DENEYSSEL ÇALIŞMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA.....	65
8.1. Veri Seti	65
8.2. Deneysel Çalışma-1	65
8.2.1. Deneysel çalışma sonuçları	66
8.3. Deneysel Çalışma-2.....	78
8.3.1. Deneysel çalışma sonuçları	80
9. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	92
9.1. Sonuçlar	92
9.2. Öneriler	93
KAYNAKLAR	95
EKLER.....	102
ÖZGEÇMİŞ.....	103

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

μ	: Ortalama
σ	: Standart sapma
C(.)	: AKD'nin frekans bileşenleri
D	: Veri seti
F(.)	: AFD'nin frekans bileşenleri
g(i,j)	: i ve j indisinin belirttiği GSEM elemanı
I(.)	: Uzaysal alanda görüntü
R	: Rotasyon
R(.)	: AFD'nin frekans bileşenlerinin gerçek kısmı
S(.)	: AFD'nin frekans bileşenlerinin sanal kısmı
t	: Öteleme

Kısaltmalar

1B	: 1 Boyut
2B	: 2 Boyut
2.5B	: 2.5 Boyut (Derinlik İmgesi)
3B	: 3 Boyut
AFD	: Ayrık Fourier Dönüşümü
AKD	: Ayrık Kosinüs Dönüşümü
AUC	: Area Under the ROC Curve (ROC eğrisi altında kalan alan)
CART	: Classification And Regression Trees (Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları)
CT	: Computed Tomography
CBCT	: Cone Beam Computed Tomography
DN	: Doğru Negatif
DP	: Doğru Pozitif
DVM	: Destek Vektör Makinesi
GSEM	: Gri Seviye Eş-Oluşum Matrisi
ID3	: Iterative Dichotomiser
İYN	: İteratif Yakın Nokta
JPEG	: Joint Photographic Experts Group
kNN	: k en Yakın Komşu (kNN)
NB	: Naive Bayes
OOB	: Out of Bag
OPTOCOM	: Optik sayısallaştırma cihazı
RO	: Rastgele Orman
ROC	: Receiver Operating Characteristics
SD	: Sınıflandırma Doğruluğu
TAFD	: Ters Ayrık Fourier Dönüşümü
TAKD	: Ters Ayrık Kosinüs Dönüşümü
TDA	: Tekil Değer Ayrışımı
YN	: Yanlış Negatif
YP	: Yanlış Pozitif
YSA	: Yapay Sinir Ağları

1. GİRİŞ

1.1. Tezin Amacı ve Önemi

İnsanların diğer insanlardan ayırt edilmesini, tanınmasını ve tanımlanmasını sağlayan tüm özelliklerine kimlik, bir insanın bu özelliklerinin belirlenmesine kimlik tespiti denilmektedir. Dişler, besinlerin koparılıp parçalanmasını, konuşmada seslerin doğru bir şekilde çıkarılmasını ve etrafındaki destek dokuları koruyup onların gelişmesini sağlamaktadır. Bu görevlerinin yanında kişiye ait bilgilerin belirlenmesinde de önemli birer kaynak görevi görmektedirler.

Dişler dayanıklı ve dirençli bir yapıya sahip olmalarından dolayı kaza ve yangın gibi afetlerde bile yapısını bozulmadan koruyabilmektedir. Bu sebeple de dişler arkeoloji ve adli tıp bilim dallarında kimlik tespitinde faydalı bir araçtır.

Arkeoloji ve adli tıp bilimi için, kimliği belli olmayan bir kişiye ait özelliklerin tespit edilmesi oldukça önemlidir (Vodanović ve ark., 2007; Monali ve ark., 2011). Arkeolojide, tarihi bir yerleşim yerine ait bulgular incelenirken, geçmişte burada yaşamış halkın demografik bilgilerinin belirlenmesi önemlidir. Toplu mezarlar ile karşılaşıldığında, eğer iskeletlere ait kemikler deforme olmuş ise ya da kemik parçaları birbirlerinden ayırıştırılamıyorsa, cinsiyet dağılımı ve yaş aralığı hakkında bilgiler dişlerden elde edilebilir.

Adli tıp için, özellikle kaza, cinayet veya herhangi bir sebepten ölen ve kimliği belli olmayan kişilerin veya uçak, tren kazası ya da büyük kitle facialarında hayatını kaybedenlerin kimliklerinin tespiti mühim bir konudur. Bu gibi durumlarda, vücuttaki diğer dokulara nazaran daha dayanıklı ve dirençli olan dişlerden faydalanılmaktadır. Dişler, ölü yakılması (kremasyon) hariç en ciddi yangınlarda bile bozulmadan kalabildikleri için adli vakalarda kimlik tespitinde kullanılan ciddi bir kaynaktır.

Cinsiyet tespiti kimlik tespitinin önemli bir adımıdır. Kişinin cinsiyetine bağlı olarak arama yapılacak olan kümede indirgeme yapılabilmekte ve bu sayede arama hızında artış sağlanabilmektedir. Ayrıca tanıma sistemleri cinsiyete göre eğitilebilmekte, böylece kimlik tespit başarısı artırılabilir (Makinen ve Raisamo, 2008).

Son yıllarda 3B modelleme ve görüntüleme teknolojisinin kullanımı giderek yaygınlaşmaktadır. Tanıma sistemlerinde 2B imgeler yerine 3B şekil bilgileri tercih edilmeye başlanmıştır. 2B görüntülere bağlı tanıma sistemlerinin başarısının nesnenin

bulunduğu ortam şartları, görüntülerdeki poz değişimi, ışık değişimi gibi kısıtlamalara sahip olması, 3B görüntüleme yöntemlerine olan ilgiyi artırmaktadır.

Bu çalışmanın amacı sayısal dental modellerden, hızlı ve zahmetsiz otomatik cinsiyet tespiti gerçekleştiren yeni bir sistem tasarlamaktır.

1.2. Tezin Literatüre Katkısı

Bu çalışmada, bireylerin sayısal dental modellerinden, görüntü işleme ve özellik çıkarma yöntemlerinden faydalanılarak sınıflandırmada kullanılacak özellikler elde edilmektedir. Daha sonra bu özellikler kullanılarak Rastgele Orman (RO) algoritması ile cinsiyet tespiti yapılmaktadır. Çalışmamızın literatüre sağladığı başlıca katkılar şunlardır:

- Sayısal maksiller alçı modelleri kullanılarak otomatik dental ark segmentasyonu yapılmış ve özellikler otomatik olarak elde edilerek cinsiyet tespiti gerçekleştirilmiştir. Tasarlanmış olan bu otomatik sistem sayesinde sınıflandırmada kullanılacak özellikler zahmetsiz bir şekilde elde edilebilmektedir.
- Önerilen otomatik yöntem sayesinde elle yapılan ölçümlerde ortaya çıkan zaman kaybı giderilmekte ve hızlı bir şekilde cinsiyet tespiti gerçekleştirilebilmektedir.
- Özellikle arkeoloji ve adli tıp alanlarında kolayca kullanılabilir bir yöntemdir.
- Diş boyutları popülasyondan popülasyona farklılık göstermektedir. Bu sebeple her bir popülasyonda cinsiyete göre diş boyutlarının ayrı ayrı hesaplanması gerekmektedir. Önerdiğimiz yöntem her popülasyona kolayca adapte edilebilmektedir.
- Disiplinler arası yapılan bu çalışma ile arkeoloji, adli tıp, diş hekimliği ve bilgisayar mühendisliği alanlarında literatüre katkı sağlanmaktadır.

1.3. Tezin Organizasyonu

Bu tez çalışması 9 bölüme ayrılmıştır.

Giriş bölümünde tez çalışmamızın amacı, önemi, literatüre katkısı ve tezin organizasyonundan bahsedilmiştir.

İkinci bölümde literatürde dişlerden cinsiyet tespiti üzerine yapılmış çalışmalar incelenmiş ve sunulmuştur.

Üçüncü bölümde dişin anatomisi hakkında bilgilere yer verilmiştir.

Tezin dördüncü bölümünde 3B modelleme ve 3B görüntü temsillerinden bahsedilmiştir.

Beşinci bölümde tez kapsamında önerilen sistemlerde özellik çıkarımı için kullanılan Ayrık Kosinüs Dönüşümü (AKD) ve Gri Seviye Eş Oluşum Matrisi (GSEM) yöntemlerine yer verilmiştir.

Altıncı bölümde cinsiyet tespiti için son aşaması olan sınıflandırma işleminde kullanılan RO algoritması ve diğer yapay zekâ tekniklerinin yapıları ve nasıl çalıştıkları anlatılmıştır.

Tezin yedinci bölümünde bu tez çalışması kapsamında önerilen iki sistem anlatılmıştır. İlk önerilen sistemde aydınlatma düzeneği kullanılarak elde edilen dış alçı modellerinin 2B görüntülerinden, ikinci önerilen sistemde 3B sayısal dış alçı modellerinden otomatik cinsiyet tespiti gerçekleştirilmiştir.

Sekizinci bölümde önerilen sistemler kullanılarak gerçekleştirilen deneysel çalışmalardan bahsedilmiştir.

Son bölümde sonuçlar sunulmuş ve önerilen sistemlerin avantaj ve dezavantajları tartışılarak önerilere yer verilmiştir.

2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Literatürde diş bilgileri kullanılarak kişiye ait cinsiyeti belirlemek için çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Bunlar temelde görsel/klinik yöntemler, mikroskopik yöntemler ve gelişmiş yöntemler olarak sınıflandırılmıştır. Görsel/klinik yöntemler ile cinsiyet farklılığını bulmak için diş boyutu, kök uzunluğu ve diş kron yapısı, kanin dişi dimorfizmi kullanma, diş morfolojisi ve cinsiyet tayini, diş indeksi ve odontometrik farklılıklar kullanılmıştır (Monali ve ark., 2011).

Diş eti kalınlığının kadınlar ve erkekler arasında anlamlı farklılığa sahip olduğunu gösteren çalışmalar yapılmıştır. Kolte ve arkadaşları çalışmalarında genç (16-24), orta yaş (25-39) ve ileri yaşa (>40) ait üç yaş grubundan, her yaş grubunda 20 erkek ve 20 kadından oluşan 120 denek üzerinde diş eti kalınlığını değerlendirmişlerdir. Maksiller ve mandibuler ön segmentte diş eti genişliği ve diş eti kalınlığı değerlendirilmiş, genç yaş grubunda diş eti belirgin bir şekilde daha kalın olmakla birlikte diş eti genişliğinin daha yaşlı kimselere göre daha düşük olduğu görülmüştür. Kadınların diş eti kalınlıklarının erkeklere göre daha ince ve daha az genişlikte olduğu tespit edilmiştir. Mandibuler ark, maksiller ark ile karşılaştırıldığında daha az genişlikte diş eti kalınlığına sahiptir. Bu çalışmada diş eti kalınlığının ve genişliğinin cinsiyete, yaşa ve dental ark bölgesine göre değiştiği gösterilmiştir (Kolte ve ark., 2014).

Müller ve arkadaşları 19-30 yaş aralığındaki 40 genç yetişkin (21 kadın ve 19 erkek) üzerinde yaptıkları çalışmada, kadınların erkeklere göre çok daha ince palatal mukozaya sahip olduğunu tespit etmişlerdir. Palatal mukozasının kalınlığı cinsiyete ve periodontal fenotipe bağlı olduğunu sunmuşlardır (Müller ve ark., 2000).

Anand ve arkadaşları 25 erkek ve 25 kadından oluşan ve ortalama yaşı 25 olan 50 kişilik gönüllü bir grup üzerinde yaptıkları çalışmada diş eti kalınlığının erkekler ve kadınlar arasında istatistiksel olarak anlamlı farklılığa sahip olduğunu belirtmişlerdir (Anand ve ark., 2012).

Vandana ve Savitha yaşları 16-38 arasında değişen 16 erkek ve 16 kadın çalışma grubunda maksiller ve mandibuler ön dişlerin diş eti kalınlığını transgingival sondlama ile değerlendirmişlerdir. Genç yaş grubundaki bireylerde ileri yaşlardaki kimselere göre daha kalın diş eti bulunduğunu gözlemlemişlerdir. Diş etlerinin kadınlarda erkeklerden daha ince olduğu ve mandibuler arkta maksiller arka göre daha ince diş eti olduğunu tespit etmişlerdir. Çalışmada diş eti kalınlığının yaş, cinsiyet ve dental arka göre değiştiğini belirtmişlerdir (Vandana ve Savitha, 2005).

Diş boyutları üzerinden yapılan farklı ölçümlerde cinsiyet farklılığı olduğunu belirten çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Garn ve arkadaşları yaptıkları çalışmada daimi (permanent) dişlerin cinsiyet ayrımcılığına etkisini belirlemek için 109 erkeğin ve 95 kadının sağ taraftaki daimi dişlerinin meziodistal ve bukkolingual çaplarını optik sayısallaştırma cihazı (OPTOCOM) ile ölçmüşlerdir. Çalışma sonucunda en çok ayrımcı etkiyi 6 dişte (üst ve alt kanin dişler, alt ikinci molar diş, üst ve alt yan kesici dişler, üst ikinci premolar diş) yalnız meziodistal çap kullanarak elde etmişlerdir (Garn ve ark., 1977).

Suazo ve arkadaşları 18-24 yaş aralığında 67 erkek ve 83 kadından oluşan Şili popülasyonunda 150 hastanın dişlerinin (üçüncü molar dişler ve büyük madde kaybı ve dolgular içeren dişler hariç) meziodistal ve bukkolingual boyutlarını ölçmüşlerdir. Bukkolingual çap farklarının cinsiyet analizinde istatistiksel olarak anlamlı olduğunu belirtmişlerdir (Suazo ve ark., 2008).

Gupta ve Daniel'in 18-25 yaş aralığındaki 53 erkek ve 53 kadın bireyden oluşan Puduçeri popülasyonu üzerinde kumpas kullanarak yaptıkları çalışmada mandibuler kanin dişlerin meziodistal genişliği, mandibuler kanin dişler arası genişliği ve maksiller premolar ve molar dişler arası genişliklerin odontometrik ölçümlerinin anlamlı cinsiyet dimorfizmi gösterdiğini belirtmişlerdir. Çalışma sonucunda mandibuler kanin indeksi ve Pont indeksi gibi dental indekslerin hızlı ve güvenilir cinsiyet belirleme yöntemleri olarak düşünülebileceğini göstermişlerdir. Bu değerlerin bireylerin cinsiyetinin belirlenmesinde diğer yöntemler yanında ilave araçlar olarak kullanılabilceğini vurgulamışlardır (Gupta ve Daniel, 2016).

İşcan ve Kedici Türk popülasyonunun Balkanlar, Kafkaslar, Ortadoğu, İran ve bunun yanı sıra antik Romalılar, Bizanslılar, Araplar ve Asyalı Türklerden gelen genlerden oluştuğunu belirtmişlerdir. Modern Türk nüfusunu, bu var olan ve soyu tükenmiş insanların bir karışımı olmasından ötürü, temsilci bir çalışma nüfusu olarak düşünmek için ideal olduğunu vurgulamışlardır. Ankara üniversitesinde eğitim gören ortalama yaş oranı 21 olan 50 erkek ve 50 kadın Türk öğrenciden oluşan çalışma grupları üzerinde yaptıkları çalışmalarında erkeklerin diş boyutlarının kadınlara göre anlamlı ölçüde daha büyük olduğunu tespit etmişlerdir. Cinsiyet tespiti oranının %73 ile %77 arasında değiştiğini belirtmişlerdir (İşcan ve Kedici, 2003).

Karaman yaşları 16 ila 19 arasında değişen Türk popülasyonundan 30 erkek ve 30 kadın bireyden oluşan çalışma grubu üzerinde diyagonal diş ölçümleri kullanarak cinsiyet belirlemek için çalışma yapmıştır. Çalışma sonucunda ortalama %83.3 başarı

oranına ulaşılmıştır. Diyagonal ölçümlerden elde edilen sonuçlara göre erkek bireylerin dişlerinin kadın bireylerin dişlerine göre istatistiksel olarak anlamlı büyüklüğe sahip olduğu tespit edilmiştir (Karaman, 2006).

Peckmann ve arkadaşları çalışmalarında çağdaş Şili nüfusunda daimi maksiller dişler ve kanin dişlerin meziodistal boyutu ile cinsiyet dimorfizmini araştırmak için çalışma yapmışlardır. Yaşları 13 ila 37 arasında değişen Şili Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesinden 303 bireyden (126 erkek ve 177 kadın) çalışma grubu oluşturmuşlardır. Dijital kumpas kullanarak daimi sağ ve sol kesici dişlerin (insizör) ve kanin dişlerin en geniş meziodistal boyutlarını ölçmüşler ve sadece santral kesici dişlerin ve kanin dişlerin önemli cinsel dimorfizm gösterdiklerini belirtmişlerdir (Peckmann ve ark., 2016).

Al-Sehaibany tarafından yapılan çalışmada 16 ve 18 yaş aralığında 265 (146 erkek ve 119 kadın) bireyden oluşan çalışma grubu üzerinde yüz boyutları için tam yüz standart dijital fotoğraf ve maksiller ön diş ölçümleri için diş alçı modellerinden kesitler incelenmiştir. Çalışma sonucunda erkeklerin ve kadınların maksiller yan kesici (lateral) dişlerinin genişliğinin yüksekliğe oranı arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark gözlemlenmiştir (Al-Sehaibany, 2011).

Al-Khatib ve arkadaşları stereofotogrametrik bir sistem kullanarak Malayların diş ölçümleri ve dental ark boyutlarını araştırmışlardır. Bu çalışmada yaşları 13 ile 30 arasında değişen 252 kişinin diş alçı modelleri stereofotogrametri ile elde edilmiş ve 3B görüntüleme sistemi kullanılarak ölçümler yapılmıştır. Cinsiyet farklılıkları ve yaşla ilişkili değişiklikler değerlendirilmiş ve çalışma grubunda farklı değişkenler arasındaki ilişkiler araştırılmıştır. Erkeklerin meziodistal kron genişliklerinin ve dental ark boyutlarının istatistiksel olarak kadınlardan büyük olduğu kaydedilmiştir (Al-Khatib ve ark., 2011).

Horvath ve arkadaşları 3B modellerle maksiller ön diş formu ve cinsiyet arasındaki korelasyonu incelemişlerdir. 60 erkek ve 60 kadından oluşan sağlıklı diş yapısına sahip 120 Kafkasyalı bireyin maksiller sağ orta kesici ile maksiller sağ kanin dişleri arasındaki alanının 3B sayısal modellerini elde etmişlerdir. Maksiller ön dişlerin cinsiyete özel farklılıklara sahip olduğunu belirtmişlerdir (Horvath ve ark., 2012).

Literatür incelendiğinde maksiller ve mandibuler kanin dişlerden yapılan ölçümlerin cinsiyet dimorfizminde önemli bir araç olduğunu gösteren çalışmalar bulunmaktadır. Hasanreisoglu ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada Türk toplumundan 100 kişilik diş hekimliği öğrencilerinden oluşan çalışma grubunun tüm

yüz ve ön diş görüntüleri ön cepheden maksimum gülümseme ile standart koşullar altında dijital fotoğrafçılıkla kaydedilmiştir. Ayrıca bireylerin maksiller arklarının alçı modelleri elde edilmiştir. Çalışmada erkeklerin maksiller santral kesici ve kanin diş boyutlarının kadınlara göre daha fazla olduğunu ve kanin dişlerin en fazla cinsiyet varyasyonunu gösterdiğini gözlemlemişlerdir (Hasanreisoglu ve ark., 2005).

Zirahei ve arkadaşları yaşları 18 ve 24 arasında değişen Nijerya'da 231 sağlıklı öğrencinin kanin dişlerinin en geniş meziodistal genişliği ve her iki arkta bulunan kanin dişlerin kasp tepeleri arasındaki mesafelerini (interkanin mesafesi) kumpas kullanarak ölçmüşlerdir. Ölçümler sonucunda maksiller kanin dişlerin cinsiyet belirlemede istatistiksel olarak anlamlı olduğunu belirtmişlerdir (Zirahei ve ark., 2013).

Parekh ve arkadaşları 18-24 yaş aralığında 152 kadın ve 216 erkek olmak üzere toplamda 368 öğrenci üzerinde gerçekleştirdikleri çalışmalarında daimi maksiller kanin dişlerin meziodistal genişliğini ve interkanin mesafeyi ölçmüşlerdir. Bu ölçümlerden maksiller kanin indeksini hesaplamışlardır. Meziodistal genişliğin, kaninler arası ark genişliğinin ve daimi maksiller kanin dişlerinin kanin indeksinin cinsel dimorfizm sağladığını göstermişlerdir. Meziodistal çapta sağ maksiller kanin dişin sol maksiller kanin dişten daha fazla cinsel dimorfizme sahip olduğu bulunmuştur. Benzer şekilde sağ maksiller kanin indeksi sol maksiller kanin indeksine göre daha fazla cinsel dimorfizm göstermektedir (Parekh ve ark., 2012).

Lakhanpal ve arkadaşlarının yaptıkları çalışmada 18-30 yaş grubunda 100 bireyin (50 erkek ve 50 kadın) dişlerinin bukkolingual ve meziodistal boyutları kumpas kullanılarak ölçülmüştür. Maksiller dişler bağımsız kullanıldığında, cinsiyet ayrımı için meziodistal boyutların bukkolingual boyutlardan daha uygun olduğu tespit edilmiştir (Lakhanpal ve ark., 2013).

Rao ve arkadaşları çalışmalarında mandibuler kanin indeksi kullanarak cinsiyet belirleme için bir ön çalışma yapmışlardır. Bu çalışmada her cinsiyetten 15-21 yaş aralığında 766 Güney Hindistanlı bireyin sağlıklı ve yıpranmamış mandibuler daimi dişleri üzerinde çalışılmıştır. Toplanan veriler istatistiksel olarak analiz edilmiş ve cinsiyet belirleme erkeklerde % 84.3, kadınlarda % 87.5 başarıyla gerçekleştirilmiştir (Rao ve ark., 1989).

Muller ve arkadaşları 210 kız ve 214 erkekten oluşan topluluğu rastgele örneklendirmişler ve bireylerin diş boyutunu ve dental arkını kumpas kullanarak ölçmüşlerdir. Mandibuler kanin indeksi her iki cinsiyet için de hesaplanmıştır. Diş

dizilimi göze alındığında başarı oranının standart mandibuler kanin indeksine göre arttığı belirtilmiştir (Muller ve ark., 2001).

Kaushal ve arkadaşları tarafından 17-21 yaş grubunda Kuzey Hint popülasyonundan 60 bireyin (30 erkek 30 kadın) ağız içinden veya dış alçı modelinden ölçümler yapılmıştır. İnterkanin mesafe ve hem sağ hem de sol alt kanin dişlerinin genişliği ağız içinden ölçülmüş, aynı zamanda aynı kişilerin mandibuler kanin indeksi dış alçı modelleri üzerinden hesaplanmıştır. Ağız içi veya dış alçı modellerinden yapılmış mandibuler kanin dişlerin ölçümlerinin istatistiksel olarak anlamlı cinsel dimorfizm gösterdiği belirlenmiştir. Sol kanin dişinin sağ kanin dişi ile karşılaştırıldığında daha yüksek cinsel dimorfizm sergilediği sunulmuştur (Kaushal ve ark., 2003).

Rai ve Anand Kuzey Hindistan popülasyonundan 17-57 yaş grubundan 445 (212 kadın, 233 erkek) bireyin dış alçı modelleri üzerinde dijital kumpas kullanarak meziobukkal, distolingual ve meziolingual ölçümleri yapmışlardır. Mandibuler kanin dişinin yapılan tüm ölçümlerde istatistiksel olarak anlamlı cinsiyet farklılığına sahip olduğunu belirtmişlerdir (Rai ve Anand, 2007).

Nagesh ve arkadaşları 19-24 yaş aralığındaki 20 erkek 20 kadın hastadan oluşan çalışma grubunda mandibuler kanin dişlerinin ağız içi ve dış alçı modelleri üzerinden meziodistal ölçümlerini gerçekleştirmişlerdir. Çalışmalarında mandibuler kanin dişlerin cinsiyet dimorfizminde istatistiksel olarak anlamlı farka sahip olduğunu göstermişlerdir. Ayrıca sağ mandibuler kanin dişle karşılaştırıldığında sol mandibuler kanin dişin daha fazla cinsel dimorfizme sahip olduğu belirtilmiştir (Nagesh ve ark., 2011).

Sai kiran ve arkadaşları 15-34 yaş aralığında 60 bireyden (30 erkek, 30 kadın) çalışma grubu oluşturmuşlardır. Sağ ve sol mandibuler kanin dişlerinin maksimum meziodistal genişlikleri ilk olarak ağız içinden sonra aynı bireylere ait dış alçı modelleri üzerinden dijital kumpas yardımıyla ölçülmüştür. Toplanan veriler istatistiksel analizlere tabi tutulmuş ve cinsel dimorfizm hesaplanmıştır. Çalışmada mandibuler kanin dişini cinsiyet tayini için değerli bir araç olarak bulmuşlardır. Erkeklerde kadınlara kıyasla ortalama kanin dişi genişliğinin daha yüksek olduğu kaydedilmiştir. Sağ mandibuler kanin dişin sol mandibuler kanin dişinden daha büyük bir cinsel dimorfizm gösterdiğini belirtmişlerdir (Sai kiran ve ark., 2014a).

Bakkannavar ve arkadaşları 15-25 yaş aralığında 250 kadın 250 erkek 500 öğrenci üzerinde yaptıkları çalışmalarında cinsiyet belirlemede sağ mandibuler kanin indeksi kullanarak erkeklerde %73.2 ve kadınlarda %75.6 toplamda %74.2 doğruluk

oranına ulaşmışlardır. Çalışmada mandibuler kanin indeksinin cinsiyet belirlemek için iyi bir araç olduğu ve diğer parametrelerle beraber kullanıldığında cinsiyet tahmin yüzdesini daha da artıracakını belirtmişlerdir (Bakkannavar ve ark., 2015).

Ahuja ve Manchanda yaptıkları çalışmada 18-25 yaş arası yetişkinlerden oluşan çalışma grubunun yumuşak doku analizi ile dudak uzunluğunu, dudak izini ve mandibuler kanin indeksini cinsiyet tespiti için değerlendirmişlerdir. Sonuçlar istatistiksel analizlere tabi tutulmuştur. Yazarlar mandibuler kanin indeksi ve üst dudak uzunluğunun dudak izlerine kıyasla cinsiyet tayini için daha doğru ve spesifik olduğunu, aynı zamanda daha fazla korelasyon gösterdiğini belirlemişlerdir (Ahuja ve Manchanda, 2009).

Iqbal ve arkadaşları Çin Uygur nüfusu için mandibuler kanin indeksinin güvenilirliğini incelemek ve bu etnik grup için normal değerini belirlemek amacıyla 117 erkek ve 119 kadından oluşan 216 bireyin diş alçı modellerini kullanmışlardır. Dijital kumpas kullanarak dental modeller üzerinden yaptıkları mandibuler kanin diş kronlarının meziodistal boyutunu, kanin dişler arası mesafeyi ve mandibuler kanin indeksini hesaplamışlardır. Ölçümlerin istatistiksel olarak anlamlı cinsel dimorfizm sergilediğini bulmuşlardır. Mevcut verilerden elde edilen mandibuler kanin indeksi kullanılarak yapılan cinsiyet tayininin oldukça güvenilir sonuçlar ortaya koyduğunu bu nedenle mandibuler kanin indeksinin Uygur nüfusu için cinsiyet tayininde güvenilir bir yöntem olduğunu belirtmişlerdir (Iqbal ve ark., 2015).

Erkeklerde dental arkın derinliği ve genişliğinin kadınlara göre istatistiksel olarak anlamlı büyüklüğe sahip olduğunu gösteren çalışmalar yapılmıştır. Forster ve arkadaşları yaptığı çalışmada 18-68 yaş aralığında 185 Kafkasyalı birey incelenmiştir. Erkeklerin ark genişliklerinin kadınlardan istatistiksel olarak daha büyük olduğu tespit edilmiştir. Dental ark genişliğinin cinsiyet ve yüzün dikey morfolojisi ile ilişkili olduğu sonucuna varılmıştır (Forster ve ark., 2008).

Louly ve arkadaşları çalışmalarında yaşları 9, 10, 11 ve 12 olan özel ve devlet okulundan 1687 öğrenciden normal oklüzyonlu 66 Brezilyalı çocuğun (29 erkek ve 37 kız) diş alçı modellerini oluşturmuşlardır. Dental ark incelendiğinde 10-12 yaş aralığındaki erkeklerin daha büyük maksiller derinliğe sahip olduğu bulunmuştur (Louly ve ark., 2011).

Ölmez ve Doğan'ın Türk popülasyonundan yaşları 14 ile 19 arasında değişen 600 birey (362 kadın ve 238 erkek) üzerinde yaptıkları çalışmada cinsiyet farklılığının morfolojik yapı üzerindeki etkilerinin belirgin olduğunu belirtmişlerdir. Erkeklerde

dental arkın kızlardan daha fazla derinliğe ve genişliğe sahip olduğunu bulmuşlardır (Ölmez ve Dogan, 2011).

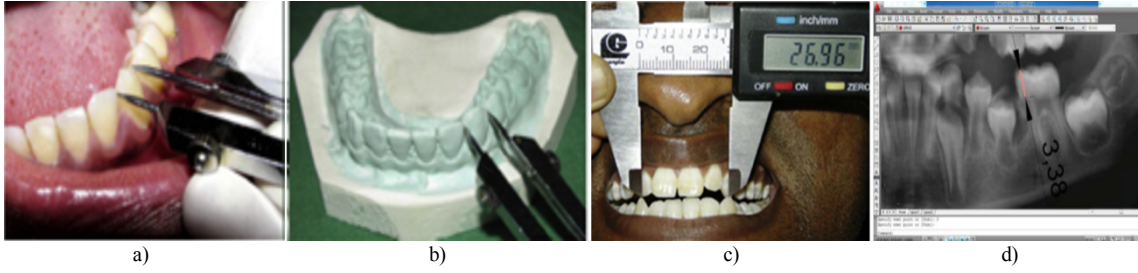
Shin'e ait çalışmada 347 maksiller alçı model görüntülerinden diş şablonu kullanılarak yarı otomatik segmentasyon işlemi yapılmış ve dental ark elde edilmiştir. Elde edilen dental ark görüntülerinden Temel Bileşenler Analizi yöntemi ile otomatik olarak çıkarılmış 18 özellik k-en Yakın Komşu (kNN) algoritması ile sınıflandırmış ve %76 başarı oranına ulaşılmıştır. Kadınlarda ve erkeklerde elde edilen başarı oranı sırasıyla %79.3 ve % 71.4 olarak tespit edilmiştir (Shin, 2006).

Dişlerden cinsiyet tespiti alanında çalışmalar genellikle diş hekimliği, anatomi ve adli tıp alanlarında yapılmıştır. Bu alanda yapılmış başlıca ve güncel çalışmalar Çizelge 2.1'de verilmiştir.

Çizelge 2.1. Literatürde yapılan başlıca ve güncel çalışmalar

Yazarlar	Referans	Yıl	Araştırma alanı	Özellik çıkarma işlemi	Analiz yöntemi
Hasanreisoglu ve arkadaşları	(Hasanreisoglu ve ark., 2005)	2005	Diş hekimliği	Kumpas Adobe PhotoShop	İstatistiksel Test
Garn ve arkadaşları	(Garn ve ark., 1977)	1977	Diş hekimliği	OPTOCOM	İstatistiksel Test
Rao ve arkadaşları	(Rao ve ark., 1989)	1989	Adli tıp	Kumpas, Ayırıcı	İstatistiksel Test
Muller ve arkadaşları	(Muller ve ark., 2001)	2001	Adli tıp	Kumpas	İstatistiksel Test
İşcan ve Kedici	(İşcan ve Kedici, 2003)	2003	Adli tıp	Kumpas	İstatistiksel Test
Kaushal ve arkadaşları	(Kaushal ve ark., 2003)	2003	Anatomi	Kumpas, Ayırıcı	İstatistiksel Test
Karaman	(Karaman, 2006)	2006	Adli tıp	Kumpas	İstatistiksel Test
Sai kiran ve arkadaşları	(Sai kiran ve ark., 2014a)	2014	Adli tıp	Kumpas, Ayırıcı	İstatistiksel Test
Bakkannavar ve arkadaşları	(Bakkannavar ve ark., 2015)	2015	Adli tıp	Kumpas, Ayırıcı	İstatistiksel Test
Iqbal ve arkadaşları	(Iqbal ve ark., 2015)	2015	Adli tıp	Kumpas	İstatistiksel Test
Peckman ve arkadaşları	(Peckmann ve ark., 2016)	2016	Adli tıp	Kumpas	İstatistiksel Test
Gupta ve Daniel	(Gupta ve Daniel, 2016)	2016	Adli tıp	Kumpas	İstatistiksel Test
Shin	(Shin, 2006)	2006	Bilgisayar bilimleri	Temel Bileşenler Analizi	kNN

Şekil 2.1’de literatürde karşılaştığımız mevcut ölçüm yöntemlerinin örnekleri verilmiştir.

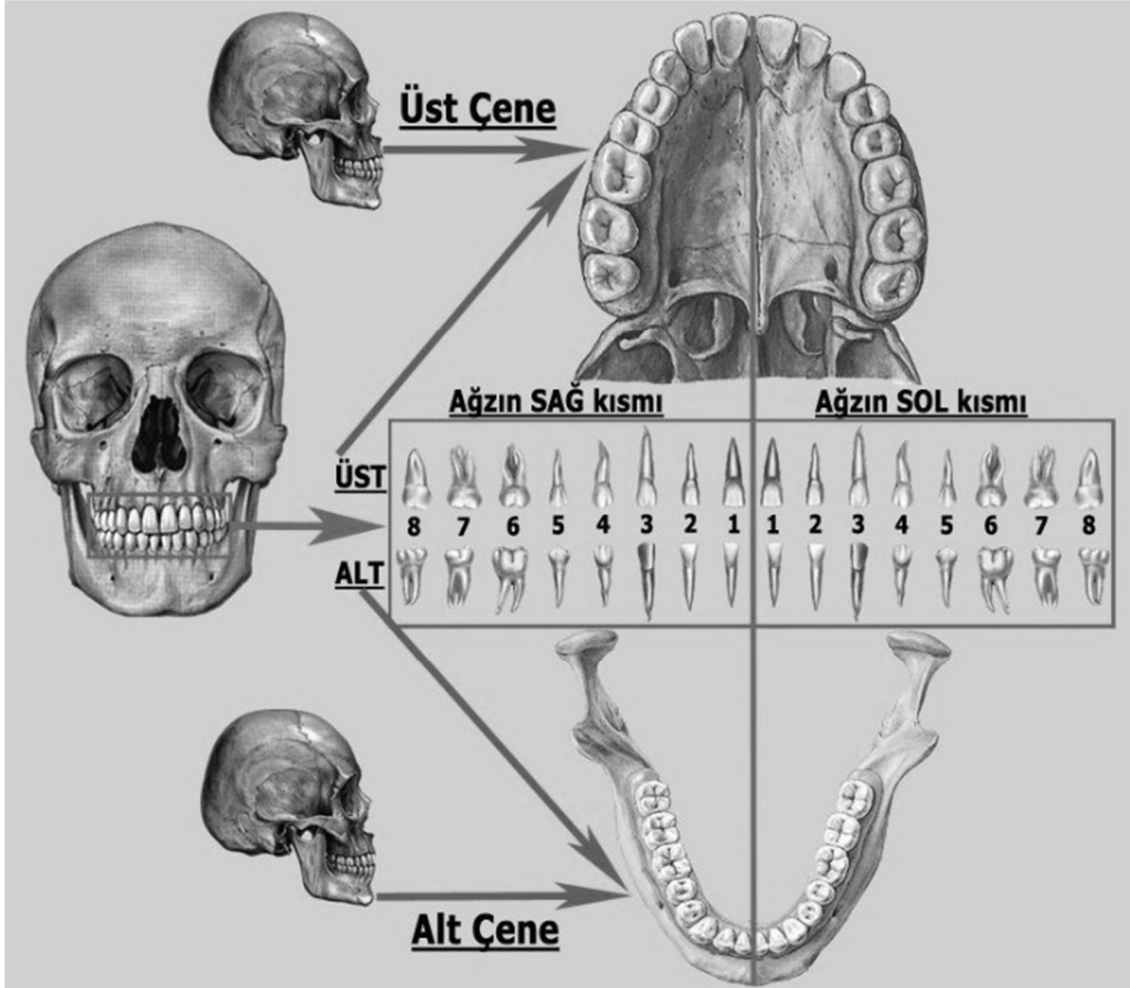


Şekil 2.1. Literatürde karşılaşılan mevcut ölçüm yöntemleri; a) ağız içi ölçüm (Sai kiran ve ark., 2014a), b) alçı modelinden ölçüm (Sai kiran ve ark., 2014a), c) ağız içi interkanin genişliği ölçümü (Bakkannavar ve ark., 2015), d) radyografiler üzerinden çizim programlarıyla ölçüm (Toprak, 2013)

Konuyla ilgili literatür taraması yapıldığında, dişlerden cinsiyet tespiti için genel olarak elle ölçülen değerlerin ve istatistiksel yaklaşımların kullanıldığı görülmüştür. Bu değerler ağız içinden (intraoral), diş alçı modellerinden dijital sürmeli kumpas ile veya radyografilerden AutoCad benzeri çizim programları kullanılarak ölçülmektedir.

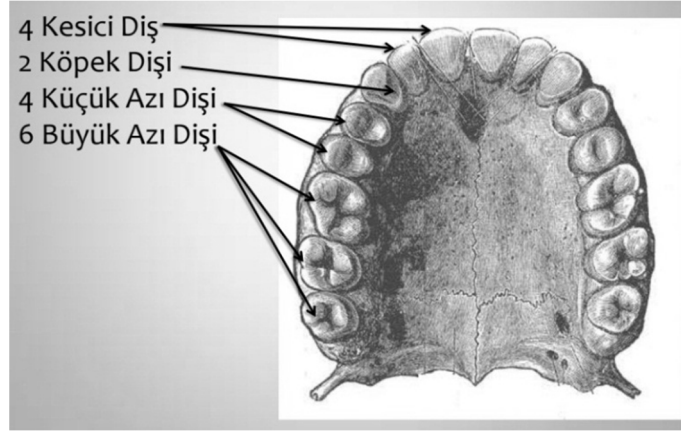
3. DİŞ ANATOMİSİ

Dişler, bir ucu çene kemiğine gömülü olan çiğneme, yutma, konuşma işlevlerinin yerine getirilmesini sağlayan ve yüze estetik bir görünüm kazandıran organlardır. Dişler belirli bir düzende ağızda üst çene ve alt çenede karşılıklı iki grup meydana getirirler. Şekil 3.1’de kafatasında diş dizilimi gösterilmektedir.



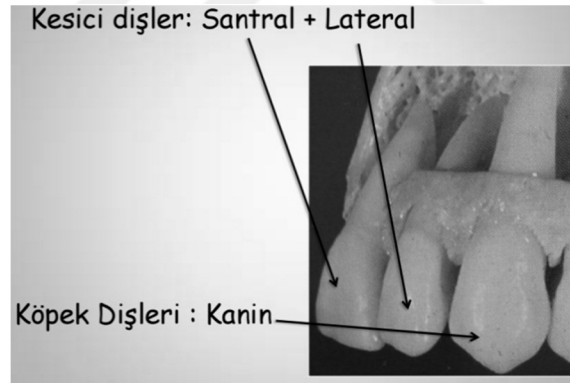
Şekil 3.1. Diş dizilimi (İğneli, 2017)

Alt çene kemiği Latince mandibula, üst çene kemiği maksilla ve dişe ait ifadesi dental olarak isimlendirilmektedir. Alt çene kemiğine ait ifadesi “mandibuler” ve üst çene kemiğine ait ifadesi “maksiller” olarak kullanılmaktadır. Alt çene ve üst çene grubunda da bir kavis şeklinde 16 adet diş dizilimi bulunmaktadır. Bu diş dizisi “dental arkı” oluşturmaktadır. Dişlerin dental arkta gruplandırılması Şekil 3.2’de gösterilmektedir.



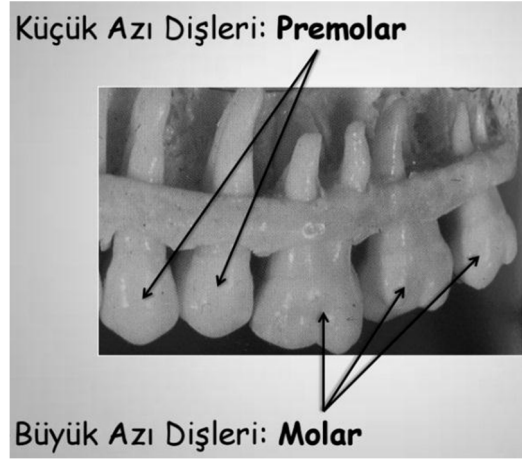
Şekil 3.2. Dental arktaki diş grupları (Aksoy, 2017)

Diş arki üzerinde dişler ön grup (anterior) ve arka grup dişler olarak sınıflandırılır. Anterior dişler kesici dişler (santral, lateral) ve köpek dişlerinden oluşmaktadır. Keser veya kesici dişler (insizör veya insisiv) besinleri kesmeye yardımcı olur. Köpek dişleri (kanin) besinleri tutup delmeyi sağlar. Şekil 3.3'te ön grup dişler gösterilmektedir.



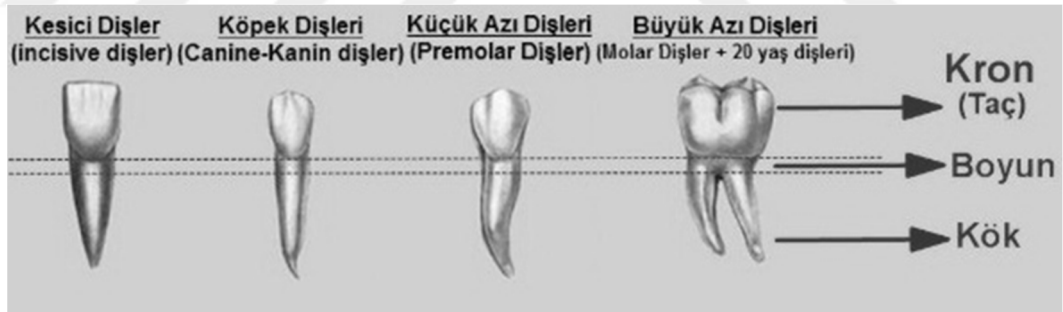
Şekil 3.3. Ön grup dişler (Aksoy, 2017)

Diş arkında bulunan arka grup dişler küçük azı dişler (premolar) ve büyük azı dişlerden (molar) oluşmaktadır. Küçük azılar gıdaları, küçük parçaları ayırmaya yardımcı olur. Büyük azılar ise gıdaları küçük parçalara ayırmayı ve öğütmeyi sağlar. Arka grup dişlerin gösterimi Şekil 3.4'te verilmiştir.



Şekil 3.4. Arka grup dişler (Aksoy, 2017)

Dişler kron (taç), boyun ve kök bölümlerinden oluşmaktadır. Kron bölümü beyaz, sert ve parlak yüzeyli bir doku olan mine ve kök bölümü sement dokusu ile örtülüdür. Kron bölümü ağızda dişin görünen bölümüdür. Kron ve kök bölümünün birleştiği bölüme ise serviks (boyun) bölümü ismi verilir. Boyun bölümü dişin diş eti ile birleştiği kısımdır. Diş kökleri çenenin kemik uzantısına tutunmaktadır. Diş kökleri bir veya birden fazla olabilmektedir. Şekil 3.5'te diş bölümleri gösterilmektedir.



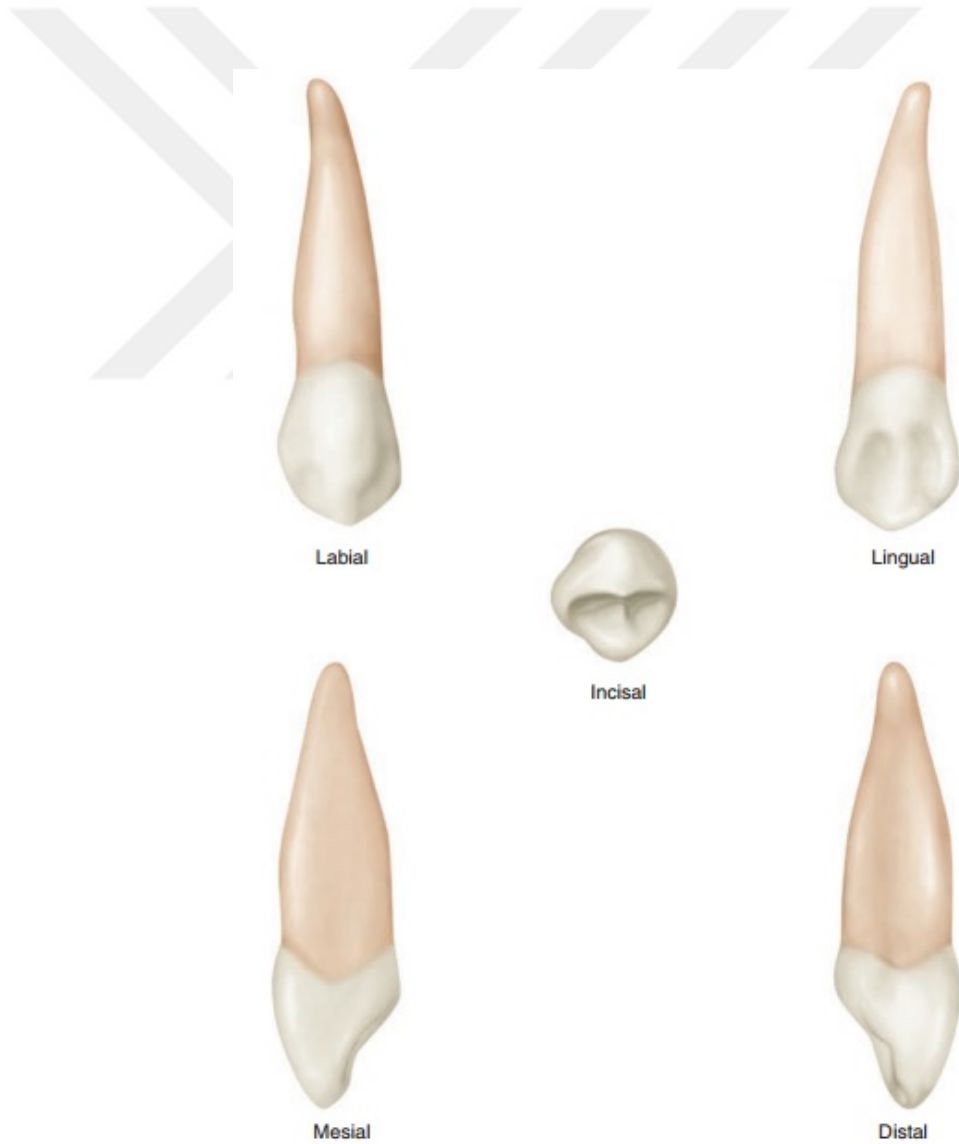
Şekil 3.5. Diş bölümleri (İğneli, 2017)

Kesici ve kanin dişleri 4 yüzeye 1 kenara, büyük ve küçük azı dişleri ise 5 yüzeye sahiptir (KulezProtez, 2017).

- Vestibul yüz; alt ve üst dişlerde dudağa ve yanağa bakan yüzeydir.
 - Labial yüz; alt ve üst çenede bulunan ön gruptaki dişlerin dudağa bakan yüzeyleridir.
 - Bukkal yüz; alt ve üst çenede bulunan arka gruptaki dişlerin yanağa bakan yüzeyleridir.
- Lingual yüz; alt çenede bulunan tüm dişlerin dile bakan yüzeyleridir.

- Palatinal yüz; üst çenede bulunan tüm dişlerin damağa bakan yüzeyleridir.
- Proksimal-Aproksimal yüz; dişlerin kendilerine komşu dişlerle temasta olan yan yüzeyleridir.
 - Mesial yüz; orta çizgiye yakın olan yüzey
 - Distal yüz; orta çizgiye uzak olan yüzey
- Okluzal yüz; alt ve üst çenede bulunan arka gruptaki dişlerin çiğneyici yüzeyleridir.
- Kesici (İnsizal) kenar; alt ve üst çenede bulunan ön gruptaki dişlerin labial ve lingual yüzeylerinin birleşmesiyle oluşan kenardır.

Şekil 3.6'da maksiller sağ kanin dişe ait yüzeyler ve Şekil 3.7'de mandibuler sağ ilk molar dişe ait yüzeyler gösterilmektedir.



Şekil 3.6. Maksiller sağ kanin dişe ait yüzeyler (Nelson ve Ash, 2009)



Şekil 3.7. Mandibuler sağ molar dişe ait yüzeyler (Nelson ve Ash, 2009)



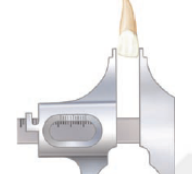
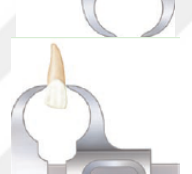
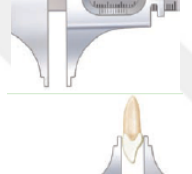

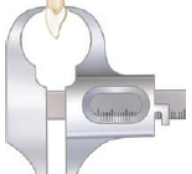
3.1. Diş Ölçüm Metotları

Diş yüzeyleri ve kenarları için kullanılan terimler beraber kullanılarak diş üzerindeki yer isimlerini ifade edebilirler. Bu terimler birleştirilirken aşağıdaki sıralama göz önünde bulundurulur (KulezProtez, 2017).

1. Mesial
2. Distal
3. Labial-Bukkal-Vestibul
4. Lingual-Palatinal
5. Servikal
6. İnsizal-Okkluzal





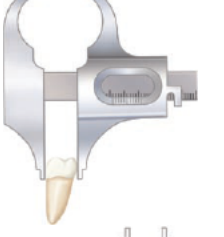
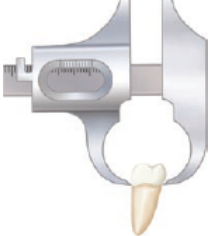

Ön grup dişler için ölçüm yöntemleri aşağıda Çizelge 3.1'de verilmiştir.

Çizelge 3.1. Ön grup dişlerde yapılan ölçümler (Nelson ve Ash, 2009)

Ölçüm	Yöntem
Kron boyu (labial)	
Kök boyu	
Kron mesodistal boyutu	
Kron serviks mesodistal boyutu	
Kron labiolingual boyutu	
Kron serviks labiolingual boyutu	
Mesialde servikal çizgi kurlatürü	
Distalde servikal çizgi kurlatürü	Mesialde servikal çizgi kurlatürü ölçümündeki dişin distal yüzeyinin döndürölüp ölçölmesi

Arka grup dişler için ölçüm yöntemleri aşağıda Çizelge 3.2’de verilmiştir.

Çizelge 3.2. Arka grup dişlerde yapılan ölçümler (Nelson ve Ash, 2009)

Ölçüm	Yöntem
Kron boyu (bukkal)	
Kök boyu	
Kron mesodistal boyutu	
Kron serviks mesodistal boyutu	
Kron bukkolingual boyutu	
Kron serviks bukkolingual boyutu	
Mesialde servikal çizgi kurlatürü	
Distalde servikal çizgi kurlatürü	Mesialde servikal çizgi kurlatürü ölçümündeki dişin distal yüzeyinin döndürölüp ölçölmesi

4. 3 BOYUTLU MODELLEME

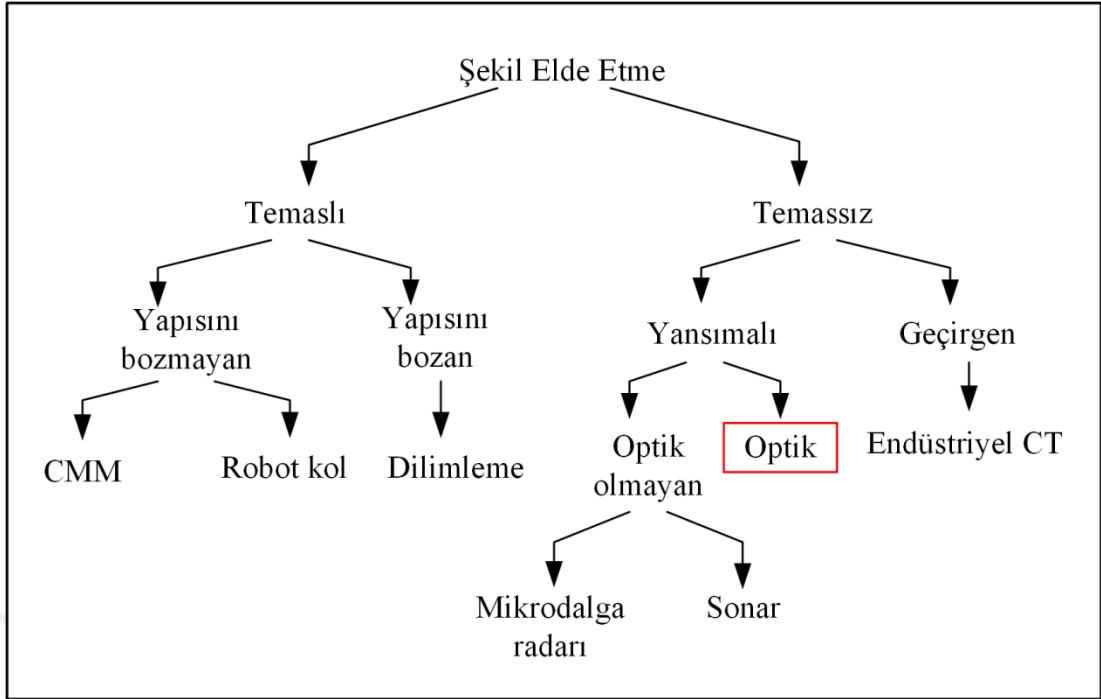
Bir cisim en, boy, derinlik algılarının hepsine birden sahipse bu cisim için üç boyuttan bahsedilebilir.

İnsanlar ilk gördükleri bir nesnenin bile 2B görüntüsünden 3B şeklini algılayabilirler. İnsan beyni 2B görüntülerden 3B model elde edilmesinde önemli rol oynamaktadır. Nesnenin görünümü, 3B nesnelerin benzerliği ve başka benzer faktörler söz konusu 3B şekillerin oluşumunda yardımcı olmaktadır (Widanagamaachchi ve Dharmaratne, 2008).

İnsanların iki göze sahip olması derinlik algılamasını sağlayan etkenlerden biridir. İki göz arasındaki mesafe nedeniyle bir nesneye bakıldığında iki retinada birbirlerinden farklı görüntüler oluşmaktadır. Bu görüntülerin birleştirilme işlemi beyin görme merkezinde gerçekleşmekte ve üçüncü boyut bilgisi beyin tarafından sağlanmaktadır. İnsanlar tarafından bilinçsiz bir eylem şeklinde gerçekleşen bu olayın bilgisayarlar tarafından yapılması karmaşık işlemler gerektirmektedir.

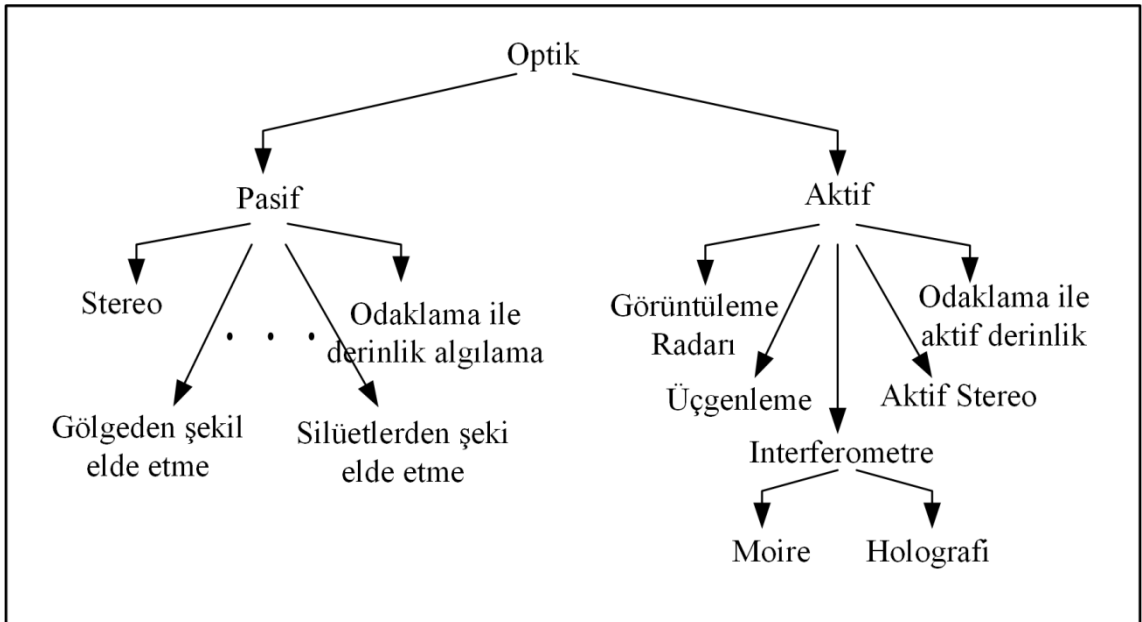
Bir nesnenin bilgisayar ortamında matematiksel olarak temsilinin geliştirilmesine 3B modelleme denilmektedir. 3B modeller X, Y ve Z eksenlerinden oluşmaktadır. Son yıllarda kullanıma giren 3 boyutlu görüntüleme ve modelleme teknolojisinin kullanım alanları giderek artmaktadır. 3B modelleme film, animasyon, oyun, mimari, çeşitli endüstrilerde ve tıp alanı gibi farklı disiplinlerde kullanılmaktadır. Bunun sebepleri arasında 2B görüntüleme ortaya çıkan dezavantajları gidermek ve daha gerçekçi analizler yapabilmek yer almaktadır. 2B görüntüleme, nesnenin bulunduğu ortamın şartlarından daha çok etkilenmesi, görüntünün çekim yönü ve benzeri kısıtlamalar 3B görüntüleme yöntemlerine ilgiyi daha da artırmaktadır. Ayrıca 3B görüntüleme sayesinde elde edilen derinlik bilgisi analiz ve sınıflandırma için kullanılacak yeni özellikler sağlamakta ve böylece daha gerçekçi analizlere olanak tanımaktadır.

Bir nesnenin 3B modelinin elde edilmesi için çeşitli yöntemler bulunmaktadır. Bu yöntemler Şekil 4.1’de gösterildiği gibi temaslı ve temassız olmak üzere iki gruba ayrılır. Temaslı yöntemlerde tarama yapılacak yüzeye temas ederek şekil bilgisi elde edilmektedir. Temassız yöntemlerde fiziksel bir temas olmadan kamera kullanılarak model elde edilmektedir.



Şekil 4.1. 3B şekil elde etme yöntemleri (Curless, 2000; Aktaş, 2007)

3B şekil etme yöntemlerinden optik şekil algılama yöntemleri Şekil 4.2’de gösterildiği şekilde sınıflandırılmaktadır.



Şekil 4.2. Optik şekil algılama yöntemleri (Curless, 2000; Aktaş, 2007)

Bu tez çalışmasında diş alçı modellerinin sayısal 3B şekillerinin elde edilmesi için aktif tarama yapan DWOS-dentalwings 7 serisi tarayıcı kullanılmıştır (Şekil 4.3).

Bu tarayıcı iki optik kamera ve bir video asistan kamerasına sahiptir. Dar triangulasyon açıları oluşturan lazer kamera ilişkisi sayesinde optimum hassaslık ve üretkenlik sağlamaktadır. DWOS-dentalwings 7 serisi 15 mikrondan daha küçük tarama hassasiyetine sahiptir (TurkuazDental, 2016).



Şekil 4.3. DWOS-dentalwings 7 serisi tarayıcısı (TurkuazDental, 2016)

4.1. 3B Görüntü Temsilleri

3B modellerde en yaygın kullanılan temsiller nokta kümeleri ve 2.5B olarak da adlandırılan derinlik imgeleridir.

4.1.1. Nokta kümeleri

3B nokta kümeleri yaklaşım sadeliği nedeniyle yaygın olarak kullanılan betimleme yöntemlerinden biridir. Bu temsil birbirinden bağımsız N adet 3 boyutlu nokta kümesinden (x, y, z) oluşmaktadır. Genel olarak birçok 3B tarama cihazları x, y, z koordinat bilgilerini üretebilir.

Bu yaklaşımda modeller arasında öznitelik çıkartmak için önce modellerin hizalanması gerekmektedir. Tanıma başarısı hizalamanın doğru olmasından etkilenmektedir.

4.1.1.1. Görüntü hizalama yöntemleri

Görüntü hizalama yöntemlerinin amacı kaydedilmiş farklı sayısal görüntülerin sahip oldukları bölgelerinin ve ortak noktalarının daha iyi ilişkilendirilebilmeleri için bu görüntülerin uzaysal olarak hizalanmasıdır. Görüntü tanıma, medikal görüntü analizi, uydu ve gökyüzü fotoğrafçılığı gibi birçok görüntü işleme uygulamasında görüntü çakıştırma önemli bir basamaktır.

Görüntü hizalama sayesinde farklı noktalara veya farklı bakış açısına sahip imgelerin aynı geometrik düzleme getirilmesiyle daha doğru ve güvenilir görüntü analizleri yapılabilmesi sağlanmaktadır. Örneğin bir yüz tanıma işleminde farklı açılardan alınan yüz görüntüleri yüz tanıma başarısını olumsuz etkilemektedir. Biyomedikal alanda da hastanın görüntü kayıtları hastalığın seyri ve hassas bir şekilde küçük değişikliklerin tespitinin yapılabilmesi için görüntü çakıştırma kullanılmaktadır.

Görüntü çakıştırma işleminde kullanılan en popüler metotlardan biri İteratif Yakın Nokta (İYN, Iterative Closest Point (ICP)) algoritmasıdır (Akça, 2004).

4.1.1.1.1. İteratif Yakın Nokta (İYN) algoritması

İYN algoritması 1992 yılında Besl ve McKay tarafından geliştirilmiştir (Besl ve McKay, 1992). Bu algoritma nokta kümeleri arasında uygun eşleştirmeyi bulmaktadır ve bu eşleştirmeye göre uygun öteleme ve rotasyon değerlerini elde etmektedir. İYN algoritması için giriş ve çıkış şu şekildedir:

Giriş:

- $P=\{P_i\}$; çakıştırılan noktalar kümesi, $i=1,2,\dots,N_p$
- $X=\{X_i\}$; model noktalar kümesi, $i=1,2,\dots,N_x$

Çıkış: (R,t) ; P 'yi X ile çakıştıran dönüşüm (R : Rotasyon, t :öteleme)

Bu algoritma iki aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada iki kümenin noktaları arasındaki en kısa mesafe hesaplanır. İkinci aşamada bağlantılı noktalara göre hareket tahmin edilir.

İlk adımda Denklem 4.1'de gösterildiği gibi noktalar arasındaki en kısa öklid uzaklığı hesaplanır. P kümesi için en yakın noktalar kümesi Y Denklem 4.2'deki gibi hesaplanır.

$$d(p, x) = \|p - x\|^2 \quad (4.1)$$

$$Y_{i,k} = c(P_{i,k}) = X \left| \min_{x \in X} d(P_{i,k}, x) \right. \quad (4.2)$$

En kısa mesafe hesaplandıktan sonra Denklem 4.3 ve 4.4'te verilen eşleştirilmiş noktaların $(p_{i,0}, y_{i,k})$ karesel hata fonksiyonunu minimize edecek rotasyon (R_k) ve öteleme (t_k) değerleri hesaplanır.

$$e(R_k, t_k) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|y_{i,k} - (R_k(p_{i,0}) + t_k)\|^2 \quad (4.3)$$

$$e_k = \min_{R_k, t_k} e(R_k, t_k) \quad (4.4)$$

R_k ve t_k değerlerini hesaplamak için literatürde çeşitli yöntemler kullanılmaktadır. Arun ve arkadaşları tarafından önerilen Tekil Değer Ayrışımına (TDA) dayalı çözüm (Arun ve ark., 1987), Horn ve arkadaşları tarafından sunulan ortonormal matrisleri kullanan yöntem (Horn ve ark., 1988), Horn tarafından geliştirilen kuaterniyon (quaternion) metodu (Horn, 1987) ve Walker ve arkadaşları tarafından önerilmiş ikili kuaterniyon (dual quaternion) tabanlı hesaplama (Walker ve ark., 1991) yöntemleri R ve t 'yi hesaplamak için kullanılan popüler yöntemlerdendir. Bu algoritmalar gürültülü verilerde benzer performans ve istikrar göstermektedir (Eggert ve ark., 1997). Larusso ve arkadaşları yaptıkları çalışmada bu algoritmalarından TDA yaklaşımının daha iyi sonuç verdiğini belirtmiştir (Larusso ve ark., 1995). Bu çalışmada R ve t 'yi hesaplamak için TDA yaklaşımı tercih edilmiştir.

R ve t hesaplandıktan sonra bulunan en iyi çakıştırma Denklem 4.5'te gösterildiği gibi veri kümesine uygulanır. ($P_{k+1} = \{P_{i,k+1}\}$)

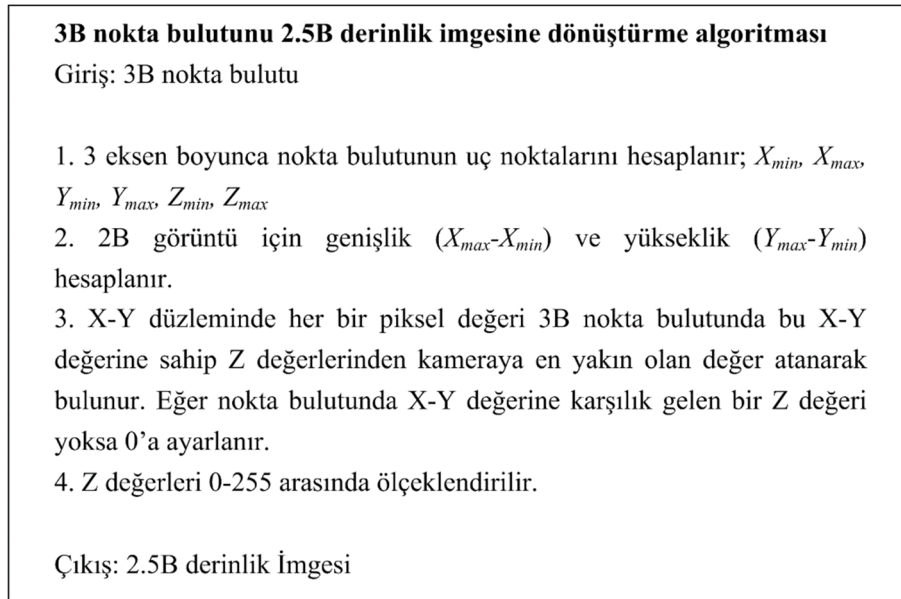
$$P_{i,k+1} = R_k P_{i,0} + t_k \quad (4.5)$$

Maksimum iterasyon sayısına veya minimum hata oranına ulaşıncaya kadar iterasyon sonlandırılır.

4.1.2. 2.5B derinlik imgeleri

2.5B imgeler olarak da bilinen derinlik imgeleri çok kullanılan betimleme yöntemlerinden biridir. Derinlik imgeleri 3B nokta kümelerinin iki boyutlu temsilinden oluşmaktadır, bu temsilde X-Y düzleminde her bir piksel derinlik değeri Z'yi saklamaktadır. 2.5B derinlik imgeleri gri seviye görüntü gibi düşünülebilir, siyah pikseller arka planı beyaz pikseller ise kameraya en yakın noktayı temsil etmektedir (Abate ve ark., 2007). Bazı sensörler doğrudan derinlik imgelerini üretebilirken, nokta bulutu elde eden sensörlerden edinilen bilgiler de derinlik imgelerine dönüştürülebilmektedir. 3B nokta bulutunun belli bir bakış açısı dikkate alınarak derinlik imgesi elde edilebilmektedir.

Derinlik imgeleri kolayca işlenebildiği için en yaygın kullanılan 3B gösterim şekillerinden biridir. 2B imge tanımada başarı ile uygulanmış birçok yöntem, derinlik imgelerine doğrudan uygulanabilmekte veya kolayca uyarlanabilmektedir (Günlü, 2010). Çalışmamızda 3B nokta bulutu 2.5B derinlik imgesine dönüştürülmüş ve özellikler bu imgeden elde edilmiştir. Bu tez çalışmasında derinlik imgesine dönüştürmek için Şekil 4.4'te verilen algoritma kullanılmıştır.



Şekil 4.4. 3B nokta bulutunu 2.5B derinlik imgesine dönüştürme algoritması

5. ÖZELLİK ÇIKARIMI

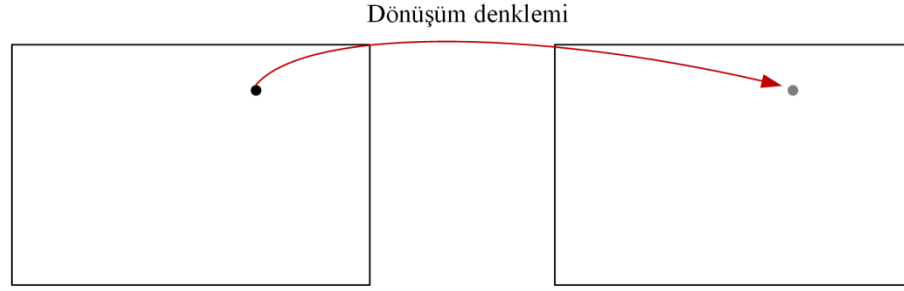
Bilgisayar görüntüleme sistemi, insan görme sisteminin gözlerden türetilen görüntüleri beyinde işlediği gibi, bir elektronik kameradan alınan görüntüleri işlemektedir. Bu sistemler elektronik mühendisliği, bilgisayar bilimleri ve benzer birçok alanda ilgi çeken bir konudur. Ayrıca biyometrik tanıma sistemlerinde, adli tıpta, askeriyede, görüntülü kontrol sistemlerinde ve daha birçok alanda görüntü sistemlerine ilgi artmaktadır.

Bilgisayarla görme alanında en önemli konulardan biri görüntü analizidir. Görüntü analizi işleminde görüntüler incelenerek bu görüntülerden anlamlı bilgilerin çıkarılması sağlanmaktadır. Görüntü analizi özellik çıkarımı ve örüntü tanıma isimli iki alt başlıktan oluşmaktadır. Özellik çıkarımı, görüntülerden görüntüye ait yüksek seviye bilgilerin (renk, şekil vb.) elde edilme aşamasıdır. Örüntü tanıma ise bu yüksek seviye bilgilerden faydalanılarak görüntüdeki nesnenin tanınması aşamasıdır.

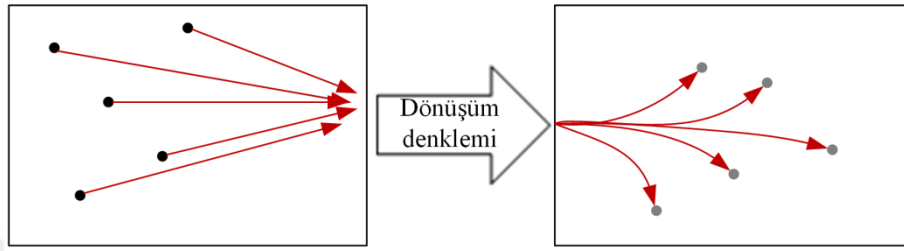
Görüntü analizinde amaç, uygulamada problemleri çözebilmek için anlamlı bilgiler çıkarmaktır. Bu işlem görüntü segmentasyonu ve dönüşümleri gibi görüntü miktarını azaltan zeki araçlar kullanılarak yapılmaktadır. Görüntü segmentasyonu nesne özelliklerine bakmaya izin vermektedir. Görüntü dönüşümleri uzaysal frekans bilgisi-spektral frekans özelliklerini elde etmeyi sağlamaktadır (Umbaugh, 1998).

5.1. Görüntü Dönüşümleri

Genel olarak bir dönüşüm, görüntü verilerini, bir dönüşüm denklemi aracılığıyla farklı bir matematiksel alana haritalama işlemidir. Renk dönüşümünde giriş ve çıkış resimlerindeki piksellerin birebir eşleştirilmiş olarak bir renk uzayından bir başka renk uzayına dönüşümü gerçekleştirilir. Görüntünün mekânsal frekans içeriğine ilişkin bilgiler sağlayan dönüşümlerde ise uzaysal alandaki görüntü verisi frekans alanına (spektral alan olarak da adlandırılır) eşleştirilir. Giriş resmindeki (uzaysal alan) tüm piksellerin çıkış resmindeki (frekans alanı) her değere katkısı bulunmaktadır. Bu işlem Şekil 5.1'de gösterilmektedir (Umbaugh, 1998).



A. Renk dönüşümü başka bir pikselle eşleştirmek için bir piksel kullanır



B. Frekans dönüşümü için giriş resmindeki bütün piksellerin çıkış resmindeki değerlere katkısı vardır

Şekil 5.1. Görüntü dönüşümleri (Umbaugh, 1998)



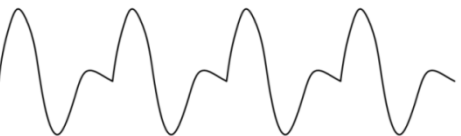

5.2. Fourier Dönüşümü

Fourier teoremi Fransız matematikçi ve fizikçi Jean Baptiste Joseph Fourier (1768-1830) tarafından 1822 yılında "The Analytical Theory of Heat" (Isının Analitik Kuramı) isimli kitabında sunulmuştur. Fourier teoremine göre bir periyodik fonksiyon basit dalga fonksiyonları sinüsel ve kosinüsel fonksiyonların toplamı şeklinde ifade edilebilmektedir. Euler bağlantısı kullanılarak sinüsel ve kosinüsel fonksiyonlarının karmaşık üslü sayıların toplamı şeklinde gösterilmesine Fourier serisi denilmektedir.

Fourier dönüşümü sinyalin içindeki bilgilerin elde edilmesini sağlayan görüntü işleme, sinyal işleme ve birçok mühendislik alanında popüler olarak kullanılan bir yöntemdir. Fourier dönüşümünde sinyal farklı frekans, genlik ve fazlarda sinüs ve kosinüslerin toplamı şeklinde gösterilebilmektedir.

Fourier dönüşümü karşılaşılabilecek dört temel sinyal türünün sonucunda dört kategoriye ayrılabilir. Bir sinyal sürekli ya da ayrık olabilir ya da periyodik ya da aperiyojik olabilir. Bu iki özelliğin kombinasyonuyla Şekil 5.2'de gösterildiği gibi 4 farklı kategori oluşmaktadır (Smith, 1999) :

- **Aperiiodik-Sürekli:** Buna, örnek olarak Gauss eğrisi verilebilir. Bu sinyaller, pozitif ve negatif sonsuzluğa periyodik bir şekilde tekrarlanmadan uzanır. Bu tür bir sinyal için Fourier dönüşümü basitçe Fourier Dönüşümü olarak adlandırılır.
- **Aperiiodik-Ayrık:** Bu sinyaller sadece pozitif ve negatif sonsuzluk arasındaki ayrık noktalarda tanımlanır ve kendilerini periyodik olarak tekrarlamazlar. Bu tür Fourier dönüşümü, Ayrık Zamanlı Fourier Dönüşümü olarak adlandırılır.
- **Periyodik-Sürekli:** Burada sinüs dalgaları, kare dalgalar, negatif ve pozitif sonsuzlukta düzenli bir şekilde kendini tekrarlayan herhangi bir dalga formu örnek olarak verilebilir. Fourier dönüşümünün bu sürümü Fourier serisi olarak adlandırılır.
- **Periyodik-Ayrık:** Bunlar pozitif ve negatif sonsuzluk arasında periyodik olarak kendilerini tekrarlayan ayrı sinyallerdir. Bu Fourier dönüşümü sınıfı bazen Ayrık Fourier Serisi olarak adlandırılır, ancak çoğunlukla Ayrık Fourier Dönüşümü olarak adlandırılmaktadır.

Dönüşüm Tipleri	Sinyal Örnekleri
Fourier Dönüşümü Aperiiodik-Sürekli	
Ayrık Zamanlı Fourier Dönüşümü Aperiiodik-Ayrık	
Fourier Serileri Periyodik-Sürekli	
Ayrık Fourier Dönüşümü Periyodik-Ayrık	

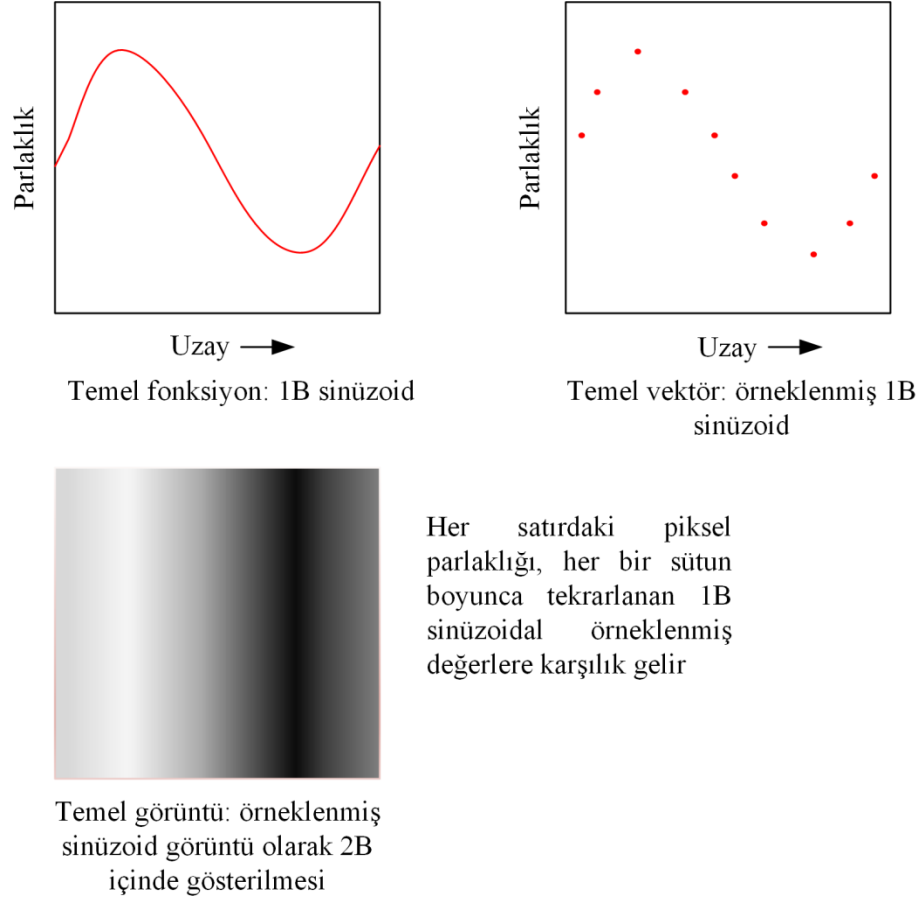
Şekil 5.2. Sinyal türlerine göre Fourier dönüşümünün türleri (Smith, 1999)

Fourier dönüşümü görüntüyü sinüs ve kosinüs bileşenlerine ayırabilmek için önemli bir dönüşüm aracıdır. Fourier dönüşümü görüntü analizi, görüntü filtreleme ve görüntü sıkıştırma gibi geniş yelpazede görüntü işleme uygulamalarında kullanılan bir tekniktir. Dönüşüm uygulanan giriş resmi uzaysal alanı temsil ederken, çıkış resmi Fourier veya frekans domenindeki görüntüyü temsil etmektedir. Fourier domenindeki her bir piksel uzaysal alan görüntüsünde bulunan belirli bir frekansı temsil etmektedir.

5.3. Ayrık Dönüşümler

Bilgisayarlı görüntüleme içeren fen ve mühendislik kapsamında birçok alanda ayrık dönüşümler bir araç olarak kullanılmaktadır. Başlangıçta sürekli formlarında tanımlanan bu dönüşümlerin günümüzde yaygın olarak ayrık (örneklenmiş) formları kullanılmaktadır. Ayrık dönüşümler için gereken çok sayıda aritmetiksel işlemler bir görüntüdeki devasa miktardaki veriyle birleşince çok fazla bilgisayar gücü gerektirmektedir. Günümüzde artan bilgisayar gücü, bellek ve disk depolama kapasitesi, bu tarz dönüşümlerin son yıllara kıyasla çok daha uygulanabilir olmasını sağlamaktadır (Umbaugh, 1998).

Dönüşümlerin ayrık biçimleri bu dönüşümlerin dayandığı fonksiyonların sürekli formunun diğer bir deyişle *temel fonksiyonlarının* örneklenmesi yoluyla oluşturulur. Bu dönüşümler için kullanılan fonksiyonlar genellikle sinüzoidal ve dikdörtgendir ve tek boyutlu (1B) durum için örnekleme işlemini *temel vektörler* sağlamaktadır. Görüntü gibi iki boyutlular için genişletildiğinde bunlar *temel matrisler* ve *temel görüntülerdir*. Şekil 5.3'te temel fonksiyon, temel vektör ve temel görüntü gösterilmektedir (Umbaugh, 1998).



Şekil 5.3. Temel fonksiyon, temel vektör ve temel görüntü (Umabaugh, 1998)

5.3.1. Ayrık Fourier Dönüşümü (AFD)

Ayrık Fourier Dönüşümü (AFD) görüntü işleme uygulamalarında kullanılan Fourier Dönüşümlerinin bir türüdür. Bu dönüşüm sayesinde bir görüntü 2 boyutlu sinüzoidal terimlerin ağırlıklı toplamı şeklinde ayrıştırılabilir. $r = 0, 1, 2, \dots, N-1$ ve $c = 0, 1, 2, \dots, N-1$ olmak üzere $N \times N$ boyutunda bir görüntü için 2 boyutlu AFD Denklem 5.1'deki gibi hesaplanır (Umabaugh, 1998):

$$F(u, v) = \frac{1}{N} \sum_{r=0}^{N-1} \sum_{c=0}^{N-1} I(r, c) e^{-j2\pi \left(\frac{ur+vc}{N} \right)} \quad (5.1)$$

$u = 0, 1, 2, \dots, N-1$ ve $v = 0, 1, 2, \dots, N-1$ 'dir $I(r, c)$ uzaysal alandaki görüntüdür ve $F(u, v)$ ise frekans alanındaki karşılığıdır. Doğal logaritmik fonksiyonun tabanı

$e = 2.71828$ 'dir. Karmaşık sayının sanal koordinatı olan $j = \sqrt{-1}$ 'dir. Euler bağlantısında temel fonksiyonlar Denklem 5.2 kullanılarak sinüzoidal tanımlanır:

$$e^{ix} = \cos x + j \sin x \quad (5.2)$$

Bu denklemden Fourier dönüşümü Denklem 5.3'teki gibi ifade edilebilir:

$$F(u, v) = \frac{1}{N} \sum_{r=0}^{N-1} \sum_{c=0}^{N-1} I(r, c) \left[\cos\left(\frac{2\pi}{N}(ur + vc)\right) - j \sin\left(\frac{2\pi}{N}(ur + vc)\right) \right] \quad (5.3)$$

$F(u, v)$ karmaşıktır, gerçek kısmı kosinüs terimleriyle, sanal kısmı sinüs terimleriyle ilişkilidir. Eğer $F(u, v) = R(u, v) + jS(u, v)$ şeklinde kompleks spektral bileşen olarak sunulursa, burada $R(u, v)$ gerçek kısmı ve $S(u, v)$ sanal kısmıdır. Kompleks spektral bileşenlerden genlik ve faz Denklem 5.4 ve Denklem 5.5 kullanılarak hesaplanır (Umbaugh, 1998):

$$GENLİK = |F(u, v)| = \sqrt{[R(u, v)]^2 + [S(u, v)]^2} \quad (5.4)$$

$$FAZ = \Phi(u, v) = \tan^{-1} \left| \frac{S(u, v)}{R(u, v)} \right| \quad (5.5)$$

Bir sinüzoidalın genliği basitçe bunun zirve değeridir ve faz orijinin nerede olduğu veya sinüzoidin nereden başladığını belirlemektedir. Genlik bilgisinin kaybedilmesi kontrast kaybına yol açacaktır, faz bilgisi ise nesnenin görüntünün içerisinde nerde olduğu bilgisini barındırmaktadır. Dönüşüm gerçekleştirildikten sonra tekrar orijinal görüntü elde etmek isteniyorsa Ters Ayrık Fourier Dönüşümü (TAFD) yapılması gerekmektedir. TAFD denklemi Denklem 5.6'da verilmiştir (Umbaugh, 1998):

$$F^{-1}[F(u, v)] = I(r, c) = \frac{1}{N} \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) e^{j2\pi \left(\frac{ur+vc}{N}\right)} \quad (5.6)$$

5.3.2. Ayrık Kosinüs Dönüşümü (AKD)

AKD 1974 yılında tanıtılmıştır (Ahmed ve ark., 1974). AKD, Fourier dönüşümüne benzer şekilde sinüzoidal temel fonksiyonları kullanmaktadır. AKD'nin farkı karmaşık olmayışdır, AKD sadece kosinüs fonksiyonlarını kullanır sinüs fonksiyonlarını kullanmamaktadır.

Frekans düzleminde bir sinyalin gösterimi sinyalin içerdiği değişimleri ifade etmektedir. Sayısal görüntü işlemenin gerçek sayılardan oluşan verilere sahip olmasından ve görüntünün ayırt ediciliği içeriğindeki değişimlere bağlı olmasından dolayı AKD görüntü işleme uygulamalarında genellikle tercih edilen bir yöntemdir. Fourier Dönüşümü ve diğer bazı dönüşümler sinyali gerçek ve sanal kısımlarıyla ifade ettiğinden dolayı görüntü için uygulandığında simetri olacak ve fazla bilgiye neden olacaktır. Bu sebeple AKD sinyali ifade etmek için daha az bellek miktarına ihtiyaç duymaktadır. AKD sinyalin enerjisini daha küçük bir alana sıkıştırarak daha az veride daha çok bilgi ifade edilmesini sağlamaktadır (Atalar, 2008).

AKD resim ve video sıkıştırma, boyut azaltma uygulamalarında sıklıkla tercih edilen bir yöntemdir. Yaygın olarak kullanılan JPEG (Joint Photographic Experts Group) sıkıştırma yöntemi de AKD kullanmaktadır.

AKD sinyale kosinüs fonksiyonu uygulayarak orijinal sinyali frekans uzayına dönüştürür. Bu dönüşüm sadece kosinüs fonksiyonlarını kullandığı için yalnız gerçek aritmetik hesaplama yapmaktadır. $M \times N$ boyutundaki giriş resmi I için AKD katsayılarının hesabı Denklem 5.7'de verilmiştir.

$$C(u, v) = \alpha_u \alpha_v \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} I(m, n) \cos \frac{\pi(2m+1)u}{2M} \cos \frac{\pi(2n+1)v}{2N}, \quad 0 \leq u \leq M-1, \quad 0 \leq v \leq N-1 \quad (5.7)$$

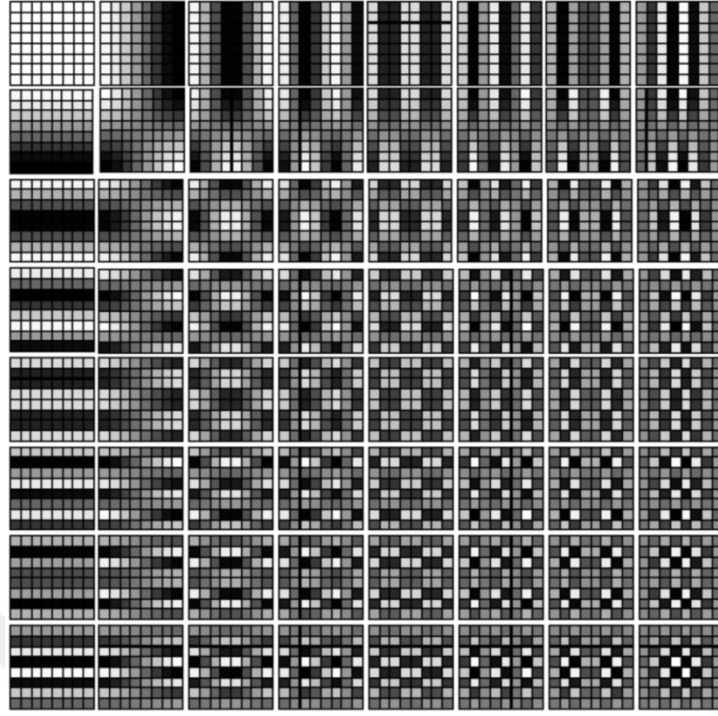
$$\alpha_u = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{M}}, & u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{M}}, & 0 < u \leq M-1 \end{cases}$$

$$\alpha_v = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}}, & v = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & 0 < v \leq N-1 \end{cases}$$

$M \times N$ boyutunda bir imgeye AKD uygulandıktan sonra yine $M \times N$ boyutunda bir sinyal matrisi elde edilir. AKD gerçekleştirildikten sonra tekrar orijinal görüntü elde etmek isteniyorsa Ters AKD (TAKD) yapılması gerekmektedir. TAKD denklemi Denklem 5.8’de verilmiştir:

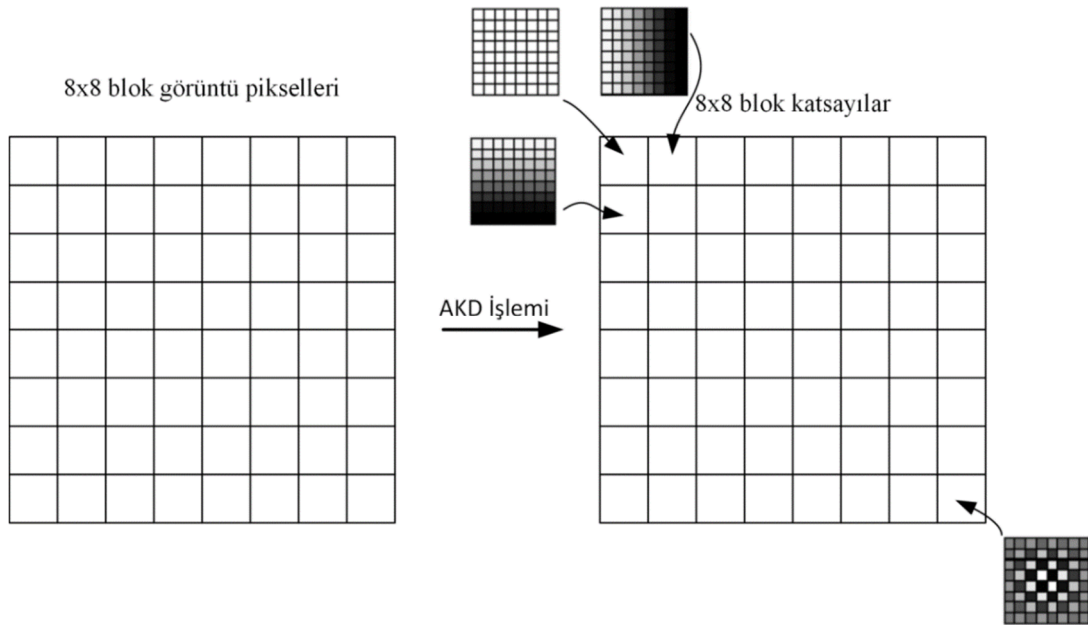
$$I(m, n) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} \alpha_u \alpha_v C(u, v) \cos \frac{\pi(2m+1)u}{2M} \cos \frac{\pi(2n+1)v}{2N} \quad (5.8)$$

Sinyalin AKD dönüşümü, o sinyali oluşturan kosinüs fonksiyonlarının toplamından oluşmaktadır. Görüntüler 2 boyutlu sinyallerdir. Bir görüntünün AKD oluşturan temel sinüzoidal fonksiyonlarından oluşan görüntülere “Taban Görüntüler” denilmektedir. Şekil 5.4’te 8×8 piksellik bir taban görüntü örneği verilmiştir. Şekil 5.4 incelendiğinde hem dikey de hem de yatay da frekanstaki kademeli artış görülmektedir. Elde edilen matriste sol üst köşedeki hücrede DC bileşeni geri kalan hücrelerde ise AC bileşen katsayıları yer almaktadır. DC düşük frekans katsayılarını, AC yüksek frekans katsayılarını temsil etmektedir.



Şekil 5.4. 8x8 taban görüntü (Salomon, 2007)

AKD katsayıları giriş resmi ile taban görüntü ilişkilendirilerek hesaplanır. Şekil 5.5'te AKD uygulanma işlemi gösterilmektedir. AKD'ye giriş olarak piksel görüntünün 8x8 bloğu verilmiştir. AKD işlemi uygulandıktan sonra 8x8 blok veri katsayıları elde edilir. AKD işleminden sonra gereksiz bilgi eleme işlemi kolaylaşmaktadır.



Şekil 5.5. 8x8 blok görüntüye AKD uygulama işlemi (Simpson, 2006)

AKD lokal ve global olmak üzere 2 farklı şekilde uygulanabilmektedir. Global AKD imgenin tamamına AKD uygulayarak katsayıların elde edilmesidir. Global AKD ile elde edilen katsayılar tüm imgeye ait bilgileri taşımaktadır. Yerel AKD dönüşümünde imge alt bloklara ayrılır ve her bir alt bloğa ayrı ayrı AKD uygulanır. Yerel AKD uygulanırken alt blok boyutunun seçilmesi önemlidir. Alt bloklara ayırma hesaplama karmaşıklığı ve bellek gereksinimi açısından avantajlara sahiptir (Singh ve ark., 2007). Eğer çok küçük seçilirse gürültüye bağımlı olmaktadır, çok büyük seçilmesi durumunda ise sağladığı avantajlar azalacaktır.

5.3.2.1. Ayrık Kosinüs Dönüşümünün Özellikleri

AKD'nin görüntü işleme uygulamalarında sahip olduğu özellikler aşağıda verildiği gibidir (Khayam, 2003):

Dekorelasyon: Görüntü işleme uygulamalarında yapılan dönüşümlerin temel avantajı komşu pikseller arasındaki benzerliğin giderilmesidir. Bu sayede bağımsız bir şekilde kodlanabilen ilişkisiz dönüşüm katsayıları elde edilebilmektedir.

Enerji Sıkıştırma: Sıkıştırma işleminin etkinliği girdi resmini ne kadar az sayıda katsayıyla ifade edebildiği ile ölçülebilir. Dönüşüm işleminden sonra küçük genliğe sahip katsayılar atılarak görüntü görsel bozulmaya neden olmayacak şekilde yeniden yapılandırılabilir. AKD yüksek korelasyonlu görüntüler için mükemmel bir sıkıştırma sağlamaktadır.

Ayrılabilirlik: AKD Denklem 5.7'de gösterildiği şekilde ifade edilmektedir. Bu özellik ayrılabilirlik olarak bilinir. 2B AKD dönüşümü 1B AKD sırayla satırlara ve sütunlara uygulanarak 2 adımda hesaplanabilmektedir. Bu özellik hesaplamanın kolaylaştırılmasını sağlamaktadır.

Simetri: Denklem 5.7'ye bakıldığında, AKD'de satırlara ve sütunlara uygulanan işlemlerin fonksiyonel olarak aynı olduğu görülmektedir. Bu tür bir dönüşüm simetri dönüşümü olarak isimlendirilir. Ayrılabilirlik ve simetri özellikleri Denklem 5.9'daki gibi gösterilebilir:

$$T = AfA' \quad (5.9)$$

Burada A elemanları $a(i, j)$ olan $N \times N$ simetrik bir matristir ve f $N \times N$ görüntü resmidir. $a(i, j)$ değeri Denklem 5.10'da verilmiştir.

$$a(i, j) = \alpha(j) \sum_{j=0}^{N-1} \cos \left[\frac{\pi(2j+1)i}{2N} \right] \quad (5.10)$$

Bu özellik sayesinde dönüşüm matrisi çevrimdışı olarak önceden hesaplanabilir ve daha sonra görüntüye uygulanabilir. Bu da hesaplama verimliliği açısından büyük iyileşme sağlamaktadır.

Ortogonallik: Önceki bölümde verilen Denklem 5.9'un tersi Denklem 5.11'deki gibi yazılabilir:

$$f = A^{-1}TA^{-1} \quad (5.11)$$

AKD temel fonksiyonları ortogonaldır. Dolayısıyla Denklem 5.12'de belirtildiği gibi A matrisinin tersi transpozese eşittir.

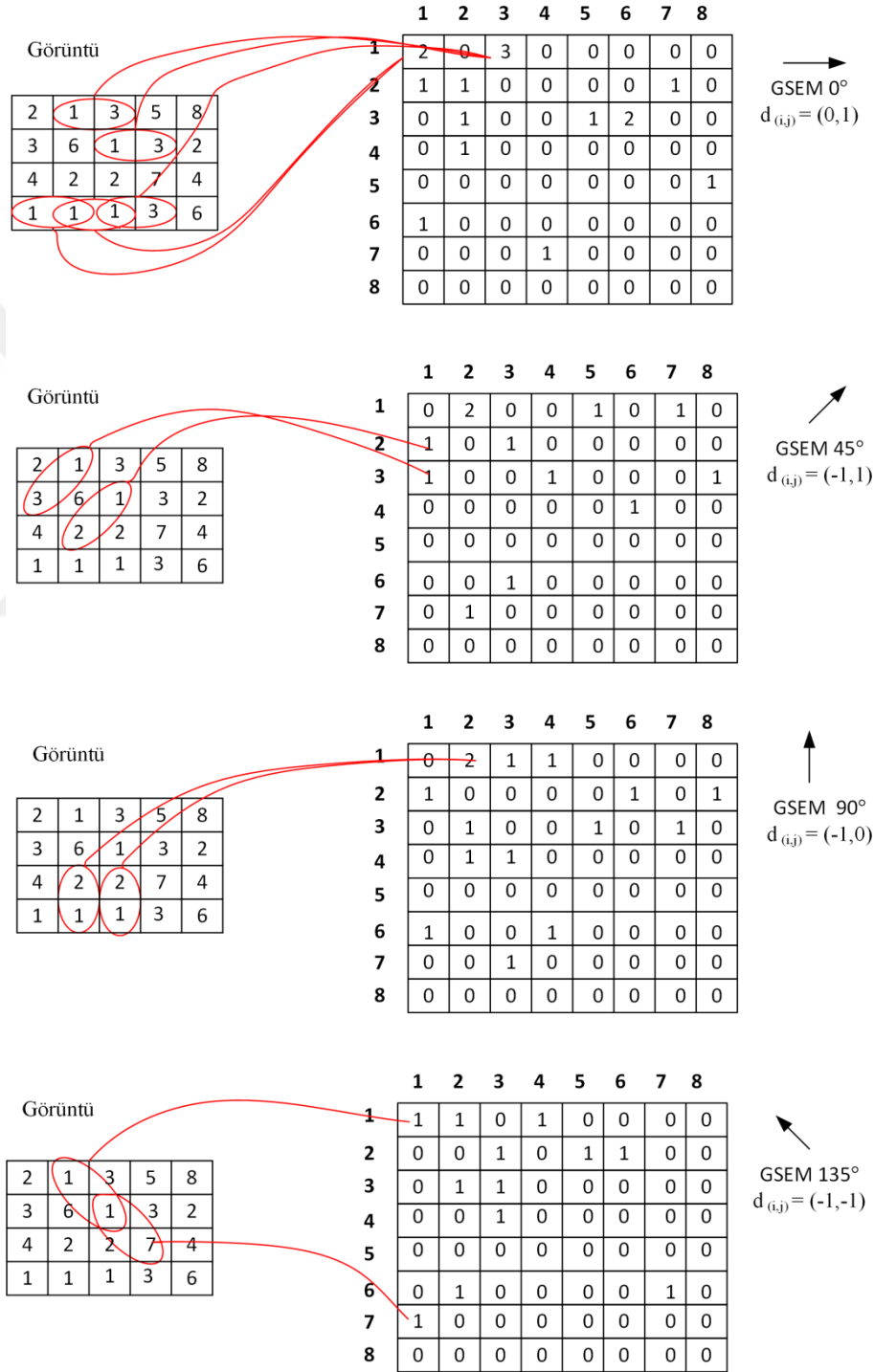
$$A^{-1} = A^T \quad (5.12)$$

Dolayısıyla bu özellik sayesinde ön hesaplama karmaşıklığında azalma sağlanabilmektedir.

5.4. Gri Seviye Eş Oluşum Matrisi (GSEM)

GSEM (Haralick ve ark., 1973) gri seviye görüntü içindeki iki farklı piksel arasındaki ilişkiyi inceleyen özellik çıkarma yöntemidir. Bu yöntemde ilk olarak belirli değerler ve belirli bir mekânsal ilişki içinde, görüntü içindeki piksel çiftlerinin hangi sıklıkta görüldüğü hesaplanır ve GSEM oluşturulur. Daha sonra bu matristen analiz için kullanılacak özellikler çıkarılır.

GSEM, belli bir yönde, aralarında belli bir uzaklık olan gri seviyeli bir çift pikselin birbirlerine göre oluşma sıklıklarını veren kare bir matristir. Bu matris pikseller arasındaki uzaklık d ve açı θ iken gri seviye i 'den gri seviye j 'ye geçme olasılığını gösterir. Bu matris üzerinde genellikle $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ ve 135° olacak şekilde dört yönde inceleme yapılır (Şekil 5.6).



Şekil 5.6. 4 farklı yönde oluşturulan GSEM

GSEM için Matlab'ın `graycrops`¹ fonksiyonu kullanılmıştır. Bu fonksiyon kontrast, korelasyon, enerji ve homojenlik özelliklerini elde etmeyi sağlamaktadır. Kontrast ve homojenlik özellikleri gri seviyelerin (i ve j) farkının ve her bir matris girişinin olasılığının bir fonksiyonudur. Enerji ve entropi özellikleri belirli bir arama penceresinde gri değer dağılımının düzenliliğini ölçmektedir. Kontrast ve homojenlik özelliklerinin aksine enerji ve entropi özellikleri yalnızca GSEM olasılık girişlerinin bir fonksiyonudur (Eichkitz ve ark., 2013). Kontrast, korelasyon özellikleri görüntüdeki lokal varyasyonları ölçmektedir (Sathyamoorthy, 2013). Bu çalışmada, imgedeki lokal varyasyonları ölçerek elde edilen özellikler kullanılmıştır.

i) **Kontrast:** Kontrast özelliği görüntüde bulunan yerel değişimlerin miktarını gösterir. Bir piksel ve komşusu arasındaki yoğunluk zıtlığıdır. Sabit görüntülerde karşılık 0'dır. Kontrast özelliği Denklem 5.13'te gösterildiği gibi hesaplanır.

$$\sum_{i,j} |i-j|^2 g(i,j) \quad (5.13)$$

Burada $g(i,j)$ i ve j indisinin belirttiği GSEM elemanını ifade etmektedir.

ii) **Korelasyon:** Korelasyon özelliği görüntüdeki komşu piksellerin gri seviyelerinin lineer bağımlılıklarının bir ölçüsüdür. Bir piksel ve komşusunun birbiriyle nasıl ilişkili olduğunu gösterir. Korelasyon özelliği birbirleriyle tamamen pozitif ilişkili görüntülerde 1 ve tamamen negatif ilişkili görüntülerde ise -1'dir. Korelasyon değerinin hesaplanması Denklem 5.14'te verilmiştir.

$$\sum_{i,j} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)g(i,j)}{\sigma_i\sigma_j} \quad (5.14)$$

Burada σ standart sapmayı, μ ortalamayı ifade etmektedir.

¹ <http://www.mathworks.com/help/images/ref/graycrops.html>.

iii) **Homojenlik:** Homojenlik özelliği GSEM'deki elemanların dağılımının diyagonal GSEM'deki elemanların dağılımına yakınlığının bir ölçüsüdür. Denklem 5.15'te homojenlik değerinin hesaplaması verilmiştir.

$$\sum_{i,j} \frac{g(i,j)}{1+|i-j|} \quad (5.15)$$



6. MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ

Duygularımızda ve günlük hayatımızda zihinsel fonksiyonlarımız çok önemli olduğu için insanoğlu bilimsel homo sapiens (bilge insan) olarak adlandırılmaktadır. Yapay zekâ alanı akıllı varlıkları anlamaya çalışır. Fakat zekâ ile ilgili olan felsefe ve psikolojinin aksine yapay zekâ onları anlamanın yanı sıra akıllı varlıklar oluşturmak hedefindedir (Russell ve Norvig, 1995).

Yapay zekâ, zekâ ve zihinsel fonksiyonların nasıl kullanıldığının öğrenilip yapay sistemlere aktarılmasıdır. Makine öğrenmesi ise yapay zekânın bir disiplindir. Makine öğrenmesi bir problemi çözmek için probleme ait verilerden model üretilmesi ve analizlerin bu modele göre yapılmasıdır.

Makine öğrenmesi bilgisayarların verilere dayalı nasıl öğrendiğini inceler. Ana araştırma alanı bilgisayar programlarının, otomatik bir şekilde karmaşık desenleri tanımayı ve verilere dayalı zeki kararlar vermeyi öğrenmesidir. Makine öğrenmesi hızlı büyüyen bir disiplindir (Han ve ark., 2012).

6.1. Karar Ağaçları

Bir amaca ulaşabilmek için eldeki olanak ve koşullara göre en uygununun seçilmesi karar olarak tanımlanabilir. Karar ağaçları bir problem için en uygun karara ulaşmak amacıyla kullanılan ağaç görünümünde tahmin edici bir yöntemdir.

Karar ağaçları popüler olarak kullanılan makine öğrenmesi yöntemlerinden biridir. Bunun sebebi zahmetsiz, basit ve hızlı bir şekilde oluşturulabilmesi ve kolay anlaşılabilir sonuçlara sahip olmasıdır.

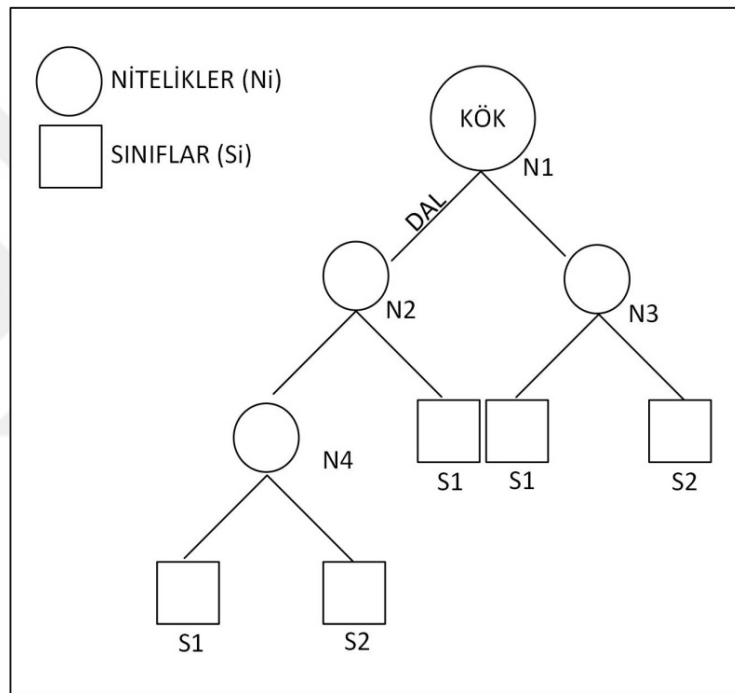
1970'lerin sonunda 1980'lerin başında J.Ross Quinlan tarafından ID3 (Iterative Dichotomiser) olarak bilinen bir karar ağacı algoritması geliştirilmiştir. Quinlan daha sonra ID3 algoritmasının halefi C4.5 algoritmasını sunmuştur. 1984 yılında Breiman ve arkadaşları tarafından Sınıflandırma ve Regresyon Ağaçları (CART) sunulmuştur. ID3 ve CART aynı zamanda birbirinden bağımsız olarak geliştirilmiştir ancak eğitim dizilerinden karar ağacı öğrenmek için benzer yaklaşımı kullanmışlardır (Han ve ark., 2012).

Karar ağacı tümevarımsal çıkarım için en yaygın kullanılan metotlardan birisidir. Karar ağaçları öğrenmesi, karar ağaçları tarafından temsil edilen öğrenme

fonksiyonu ile ayrık değerli hedef fonksiyonuna yaklaşmak için bir yöntemdir. (Mitchell, 1997).

6.1.1. Karar ağacının yapısı

Karar ağaçları dal, yaprak ve düğüm birimlerinden oluşan hiyerarşik bir yapıya sahiptir. Hiyerarşik yapının en tepesinde kök düğüm, en alt kademesinde ise yapraklar vardır. Düğümler ve yapraklar arasında dolaşmayı sağlayan dallar bulunmaktadır. Şekil 6.1’de örnek bir karar ağacı yapısı gösterilmektedir.



Şekil 6.1. Örnek karar ağacı yapısı

Karar ağaç yapısı eğitim örneklerine göre oluşturulur. Karar ağaçları geçmiş veriden kurallar çıkararak yeni gelen test verilerinin hangi sınıfa ait olduğuna karar vermektedir. Karar ağacında sorular sorulur ve bu soruların cevaplarına göre ağaçta hareket edilir. Sorulan sorular ve cevapları birleştirilerek kurallar belirlenir. Ağaç yapısı eğer-ise den oluşan kurallar bütününden oluşmaktadır.

Karar ağaçları oluşturulduktan sonra bir test verisi karar ağacıyla sınıflandırılmak istendiğinde kök düğümünden başlanarak sorular sorulur ve her sonucun cevabına göre uygun dal takip edilir. Bir yaprağa ulaşıncaya kadar

düğümlerdeki yönlendirmelere göre dallarda hareket edilir. Verinin sınıfı ulaşılan yaprağın sınıfı olarak belirlenir.

6.1.2. Karar ağacının oluşturulması

Karar ağacı oluşturma sırasında alan bilgisi veya parametre ayarı gerektirmez bu nedenle bilgi keşfi için uygundur. Karar ağacının öğrenme ve sınıflandırma aşamaları basit ve hızlıdır (Han ve ark., 2012).

Ağaç oluşturma sürecinde veriyi uygun demetlere ayıracak özellik seçim kriteri belirlenir ve bu kritere göre ağaç yapısı oluşturulur. Karar ağacı oluştuktan sonra sonucu etkilemeyen, sınıflandırmaya katkısı olmayan gürültülü veriler içeriyor olabilir. Ağaç budama yapılarak bu dallar kaldırılabilir.

6.1.2.1. Karar ağaçları özellik seçimi

Ağaç kurulumu sırasında sınıfları ayıracak en uygun bölünmeye sahip özelliği belirlemek için özellik seçimi yapılır. Bilgi kazancı (information gain), kazanç oranı (gain ratio) ve gini fonksiyonu popüler özellik seçim kriterindedirler (Han ve ark., 2012).

6.1.2.1.1. Entropi

Entropi terimi sistemin belirsizliğini ya da düzensizliği ifade eder. Entropi değerinin sıfır olması örneklerin tümünün aynı sınıf olması anlamına gelmektedir. Karar ağacı oluşturulurken veri setinin entropisinin sıfır olana kadar düşürülmesi amaçlanmaktadır. c farklı duruma sahip hedef nitelik değeri için D veri setinin entropisi Denklem 6.1'deki gibi hesaplanır:

$$Entropi(D) = -\sum_{i=1}^c p_i \log_2 p_i \quad (6.1)$$

Burada p_i , D veri setindeki i sınıfının olasılığıdır, i sınıfına ait veri sayısının D veri setindeki tüm elemanların sayısına bölünmesiyle elde edilir.

6.1.2.1.2. Bilgi kazancı

Bilgi kazancı veri setindeki en ayırt edici özelliği belirlemek için kullanılan ölçüm değerlerinden biridir. Veri setindeki her bir değer için bilgi kazancı hesaplanır ve bilgi kazancı en yüksek nitelik değeri en iyi bölünmeyi sağlayacak nitelik olarak belirlenir. Bilgi kazancı ile elde edilen nitelik ilk aşamada kök, diğer aşamalarda ise bir düğüm (alt veri seti için kök) olarak kabul edilir ve karar ağacı dallandırma işlemine devam edilir.

D veri seti için A niteliğine göre bilgi kazancı Denklem 6.2'deki gibi hesaplanır:

$$Bilgi_Kazancı(D, A) = Entropi(D) - \sum_{i=1}^v \frac{|D_i|}{|D|} Entropi(D_i) \quad (6.2)$$

Burada v , A niteliğinin alabileceği değerlerin sayısı, $Entropi(D)$ veri setinin A niteliğine göre bölünmeden önceki entropisi, $Entropi(D_i)$ ise veri setinin A niteliğine göre bölündüğünde i . alt bölümüne göre entropisidir.

6.1.2.1.3. Kazanç oranı

Bilgi kazancı yöntemi çok sayıda değere sahip özellikleri seçmeye eğilimlidir. Bu sorunun giderilmesi için ID3'ten geliştirilmiş C4.5 algoritması özellik seçimi için Kazanç Oranı yöntemini kullanmaktadır. Kazanç Oranı en ayırt edici özelliği belirlemek için Bölünme Bilgisi isimli terimi kullanır. D veri seti için A niteliğine göre "Bölünme Bilgisi" Denklem 6.3'teki gibi hesaplanır:

$$Bölünme_Bilgisi(D, A) = - \sum_{i=1}^v \frac{|D_i|}{|D|} \log_2 \left(\frac{|D_i|}{|D|} \right) \quad (6.3)$$

$Kazanç_Oranı$, $Bilgi_Kazancı$ ve $Bölünme_Bilgisi$ bilgilerini kullanılarak Denklem 6.4'teki gibi hesaplanır:

$$Kazanç_Oranı = \frac{Bilgi_Kazancı(D, A)}{Bölünme_Bilgisi(D, A)} \quad (6.4)$$

Ağacın her bir düğümünde elde edilen *Kazanç_Oranı* en yüksek değere sahip olacak şekilde ve her bir yaprak düğümün aynı sınıfa ait gözlem değerlerine sahip oluncaya kadar *D* veri kümesinin tekrarlı bir şekilde bölünmesine devam edilir.

6.1.2.1.4. Gini indeksi

Gini indeksi Breiman ve arkadaşları (Breiman ve ark., 1984) tarafından önerilmiş CART karar ağacı oluşturmada kullanılan bir indekstir. Gini indeksi veri seti içindeki sınıflara ilişkin özelliklerin safsızlığını ölçmek için kullanılır. *D* veri seti için gini indeksi Denklem 6.5'teki gibi hesaplanır:

$$Gini(D) = 1 - \sum_{i=1}^c p_i^2 \quad (6.5)$$

Burada p_i *D* veri setindeki *i* sınıfının olasılığıdır, *i* sınıfa ait veri sayısının *D* veri setindeki tüm elemanların sayısına bölünmesiyle elde edilir.

Gini indeksi her özellik için ikili bölünmeyi değerlendirir. *A* niteliği için en iyi ikili bölünmeyi belirlemek amacıyla olası tüm alt gruplar incelenir. *A* niteliği *D* veri setini D_1 ve D_2 şeklinde iki alt veri setine bölündüğünde, ayırım yapıldıktan sonraki gini indeksi denklemi Denklem 6.6'daki gibi hesaplanır:

$$Gini_A(D) = \frac{|D_1|}{|D|} Gini(D_1) + \frac{|D_2|}{|D|} Gini(D_2) \quad (6.6)$$

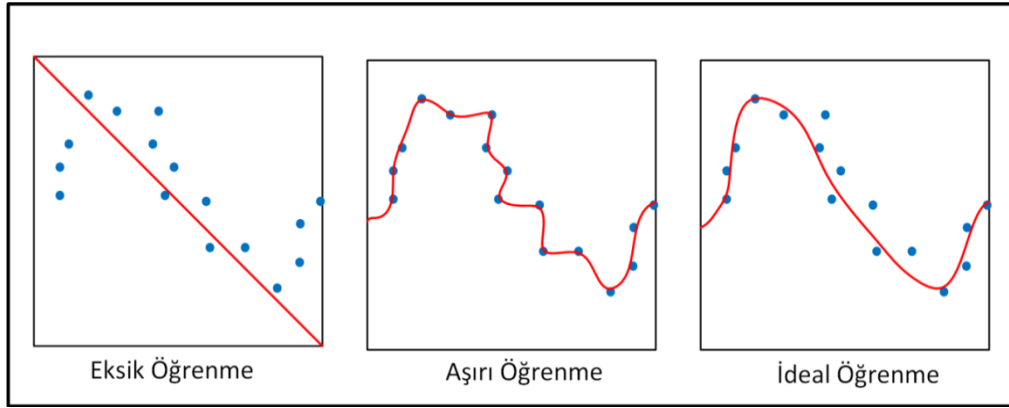
Her özellik için olası ikili bölünmelerin hepsi dikkate alınır. En düşük $Gini_A(D)$ değerine sahip alt küme, bölme alt kümesi olarak seçilir. *A* niteliğinin ikili bölünmesiyle elde edilen safsızlıktaki azalma Denklem 6.7'de verilmiştir.

$$\Delta Gini(A) = Gini(D) - Gini_A(D) \quad (6.7)$$

Safsızlıktaki azalmayı en üst düzeye çıkaran (veya minimum Gini indeksine sahip) özellik bölünme özelliği olarak seçilir

6.1.3. Budama

Karar ağacı oluşturulduğunda gürültü ve aykırı örneklerden dolayı eğitim verilerindeki anormallikler model yapısında aşırı öğrenmeye (overfitting) sebep olabilmektedir. Aşırı öğrenme durumunda eğitim verilerini sınıflandırmada %100 başarı oranına ulaşılabilirken yeni gelen test verileri için başarı oranı düşük kalmaktadır. Eksik öğrenme (underfit) ise eğitim veri setindeki önemli noktaların göz adı edilerek modelin oluşturulmasıdır, bu durumda da ağacın doğruluk oranı düşük olacaktır. Verilerin önemli ve gerekli noktaları göz önünde bulundurularak modelin geliştirilmesine ise ideal öğrenme denilmektedir. İdeal öğrenme hem mevcut eğitim veri seti hem de yeni gelecek test veri seti için yeterli doğruluk oranını korumaktadır. Şekil 6.2’de aşırı öğrenme, eksik öğrenme ve ideal öğrenme tipleri gösterilmektedir (Akman, 2010).



Şekil 6.2. Öğrenme tipleri (Akman, 2010)

Gürültü ve aykırı örnekler aşırı öğrenmeye sebep olmakta ve model hatalı oluşmaktadır. Bu durumda ideal öğrenmeyi sağlayabilmek için budama işlemi gerçekleştirilir. Budanmış ağaçlar daha küçük, daha az karmaşık olma eğilimindedir ve böylelikle daha kolay anlaşılabilir. Budanmış ağaçlar test verilerini budanmamış

ağaçlara göre daha iyi ve hızlı sınıflandırabilmektedir (Han ve ark., 2012). Ağaç budama için ön budama ve sonradan budama olmak üzere iki ortak yaklaşım vardır.

Ön budama yaklaşımında ağacın inşa edilmesi safhasında budama işlemi gerçekleştirilir. Düğümün bölünme aşamasında bölünen kümelerle ait özellikler belli bir eşik değerinin altında kalıyorsa ağacın oluşumu durdurulur. Durdurma sonucunda o kümedeki olasılığı en yüksek sınıf yaprak olarak oluşturulur. Böylece ağacın gereksiz büyümesi engellenmiş olacaktır. Uygun bir eşik seçimi önemlidir. Yüksek eşik değeri basitleştirilmiş ağaçlara, düşük eşikler ise çok az basitleştirilmiş ağaçlar oluşmasına sebep olacaktır. Bunun yanında ön budama ağaç oluşumunu erken durduracağından dolayı ağacın yeterli olgunluğa erişmesini engellemiş olacaktır.

İkinci ve daha yaygın olarak kullanılan budama yöntemi ise ağaçlar tamamen büyüdüktan sonra gerçekleştirilen sonradan budama yaklaşımıdır. Belirli bir düğüm noktasında alt ağaç kaldırılıp bir yaprak ile değiştirilerek budama gerçekleştirilir. Yaprak alt ağaçta en sık olan sınıfa göre etiketlenir. Sonradan budama üç farklı şekilde gerçekleştirilebilir:

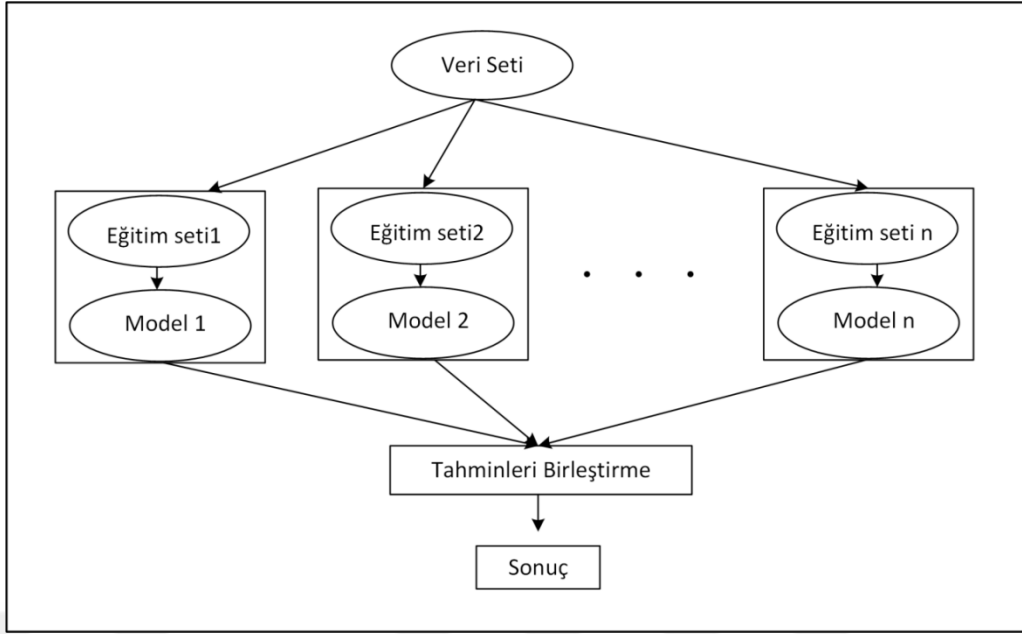
- Alt ağaçları silme ve yaprak oluşturma
- Alt ağaçları yükseltme
- Dal kesme

6.2. Ağaç Tabanlı Topluluk Öğrenme Yöntemleri

Topluluk öğrenme yöntemleri (Ensemble Learning), birden çok sınıflandırıcı üretilerek yeni gelen örneğin bu sınıflandırıcılardan elde edilen sonuca göre sınıflandırılmasıdır. Birden fazla sınıflandırıcıdan elde edilen tahminlere göre oylama yapılarak en yüksek oya sahip sınıf topluluğun sonucu olarak sunulur.

Birden çok sınıflandırıcı, tek bir sınıflandırıcıdan elde edilen hataları telafi edeceğinden toplu sınıflandırıcılardan elde edilen test hata oranı daha düşük olmaktadır (Opitz ve Maclin, 1999).

Ağaç tabanlı topluluk öğrenme yöntemlerinde birden çok ağacın tahminleri birleştirilerek karar verilir. Böylece tekil bir ağaç tahmin hatasına karşı eğilimliyse topluluk içinde bulunan diğer doğru ağaçların oy üstünlüğü sonucu bu hatalar dışlanır. Şekil 6.3'te ağaç tabanlı topluluk öğrenme yöntemi için örnek verilmiştir.



Şekil 6.3. Ağaç tabanlı topluluk öğrenme yöntemi örneği

Ağaç tabanlı topluluk öğrenme yöntemlerine olan ilgi giderek artmaktadır. Bagging, Boosting ve RO algoritmaları en popüler ağaç tabanlı topluluk öğrenme yöntemleri arasında yer almaktadır.

6.2.1. Bagging

Bagging (bootstrap aggregating) Breiman tarafından geliştirilmiş bir yöntemdir (Breiman, 1996). Bir topluluk yöntemi olan bagging, sınıflandırma ve regresyon modelleri için kullanılabilir. Bagging mantığını daha kolay anlayabilmek için şöyle bir örnek verilebilir. Bir hastanın hastalık belirtileri göz önüne alınarak tanı konulması isteniyor. Bir doktorun bu tanıyı koymasına yerine birkaç doktordan tanı koymasına istenebilir. Eğer belirli bir hastalık diğer doktorların tanısında da ortaya çıkarsa bu en doğru tanı olarak seçilecektir. Yani kesin tanı her doktordan eşit oy sonucunda en yüksek oya sahip tanı olarak belirlenir. Tek bir doktorun tanısı yerine doktorlar topluluğundan elde edilen tanı daha güvenilir olacaktır. Bagging mantığı bu örneğe benzer şekilde her doktorun yerine sınıflandırıcı koyarak düşünülebilir (Han ve ark., 2012).

Bagging yöntemi birçok sınıflandırıcı yöntemi için kullanılabilmesinin yanında en çok karar ağaçları için tercih edilmektedir (Akman, 2010). Bu yöntemde orijinal veri setinden sınıf yapısını bozmayacak şekilde iadeli rastgele seçim yapıp (bootstrap) elde

edilen alt örneklerden karar ağaçları oluşturulur ve bu ağaçların elde ettiği tahmin sonuçları değerlendirilerek kesin sonuç belirlenir. Elde edilen alt örnek sayısı orijinal veri setindeki örnek sayısı ile eşit olacaktır. Bu yüzden bazı veriler bootstrap sonucunda elde edilen alt örnekte yer almazken bazıları birden fazla olabilmektedir. Bagging yönteminde art arda oluşturulan ağaçlar birbirinden bağımsızdır. Bagging algoritması Şekil 6.4'te verilmiştir.

Bagging Algoritması (Han ve ark., 2012)

Giriş:
 D , d adet gözlemden oluşan veri seti
 k , topluluk içindeki model sayısı
sınıflandırma öğrenme şeması (karar ağaçları, bayes vb.)

Çıkış: Topluluk modeli M^*

Metot:
for $i=1$ **to** k **do** // k model için
 Bootstrap alt örneklem D_i , D veri setinden oluşturulur
 D_i ve öğrenme yöntemi kullanılarak M_i^* modeli üretilir
end for

Yeni gelen X verisini sınıflandırmak için topluluk kullanımı:
 k modellerin her birine göre X sınıflandırılır ve çoğunluk oyu döndürülür

Şekil 6.4. Bagging algoritması

6.2.2. Boosting

Boosting yöntemi “Zayıf öğrencilerden oluşan sınıflayıcılar bir araya getirilerek güçlü bir öğrenci oluşturmak mümkün mü ?” fikrine dayanan bir topluluk öğrenme yöntemidir (Kearns, 1988). Bu yöntemde birçok zayıf sınıflandırıcı birleştirilerek güçlü bir sınıflandırıcı elde etmek amaçlanmaktadır.

Boosting mantığını anlayabilmek için Bölüm 6.2.1’de verilen bir hastanın hastalık belirtileri göz önüne alınarak tanı konulması örneği düşünülebilir. Tanı koymak için bir doktora değil birden fazla doktora danışılmaktadır. Bu doktorların daha önceki tanı doğruluklarına dayanarak her doktora tanı değeri için bir ağırlık atanır. Nihai tanı bu ağırlıklandırılmış tanıların bir kombinasyonudur. Bu işlem boosting mantığının özünü oluşturur (Han ve ark., 2012).

Boosting yönteminin amacı öğrenme algoritmasının doğruluğunu artırmaktır. Algoritma başlangıçta tüm gözlemlere aynı ağırlığı verir. Her yeni zayıf öğrenciden

elde edilen sonuca göre ağırlıklandırma güncellenir. Yanlış sınıflandırma sonucuna sahip gözlemlerin ağırlıkları artırılır, böylece zor durumlarda da iyi sonuç veren güçlü bir sınıflandırıcı elde etmek amaçlanır.

Boosting yöntemi ile oluşturulan ağaç topluluğunda her bir ağaçtan elde edilen ağırlıklandırılmış sonuçlar göz önüne alınarak nihai sınıf tahmini yapılır. Bu yöntemde yeni oluşturulan ağaçlar önceki oluşturulan ağaçlara bağlı olarak oluşturulur. En çok bilinen boosting algoritması Freund ve Schapire tarafından önerilen Adaboost algoritması (Freund ve Schapire, 1996) Şekil 6.5'te verilmiştir.

Adaboost Algoritması (Han ve ark., 2012)

Giriş:

D , d adet gözlemden oluşan veri seti

k , döngü sayısı (her döngüde bir sınıflandırıcı oluşturulur)

sınıflandırma öğrenme şeması (karar ağaçları, bayes vb.)

Çıkış: Topluluk modeli M^*

(1) Başlangıçta her bir gözleme $1/d$ olmak üzere eşit ağırlık atanır

(2) **for** $i=1$ **to** k

(3) Ağırlıklar göz önüne alınarak D veri setinden D_i oluşturulur

(4) D_i eğitim setinden model M_i modeli elde edilir

(5) M_i modelinin hatası hesaplanır

(6) **if** hata (M_i) > 0.5 **then**

(7) 3. adıma geri dön

(8) **end if**

(9) **for** D_i eğitim setinde doğru sınıflandırılmış her bir gözlem için **do**

(10) $hata(M_i) / (1-hata(M_i))$ formülüyle gözlemdaki ağırlık çarpılır // ağırlıklar güncellenir

(11) her bir gözlemdaki ağırlıklar normalize edilir

(12) **end for**

Yeni gelen X verisini sınıflandırmak için topluluk kullanımı:

İlk olarak her sınıfın ağırlığı 0 olarak atanır

for $i=1$ **to** k **do** // her sınıflayıcı için

// sınıflandırıcının oylarının ağırlığı

// gelen X için M_i modeline göre tahmin yapılır

Sınıf c için w_i ağırlığı eklenir

end for

En büyük ağırlığa sahip sınıf döndürülür

Şekil 6.5. Adaboost algoritması

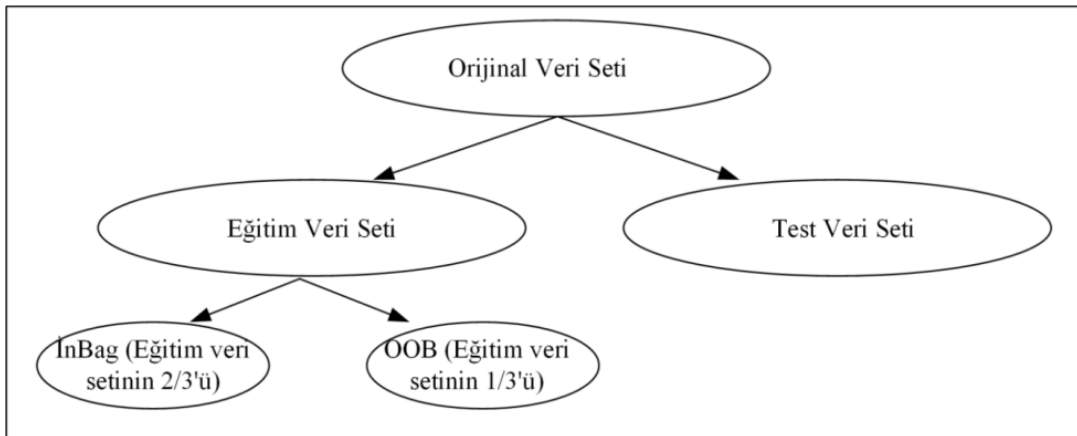
6.2.3. Rastgele Orman (RO) algoritması

Toplu sınıflandırma yöntemlerinden biri olan RO algoritması en başarılı sınıflandırma yöntemlerinden biri olarak bilinmektedir. Doğası gereği çok farklı disiplinlere hitap etmesinden dolayı, RO farklı alanlarda çalışan araştırmacıların dikkatini çekmektedir.

RO algoritması (Breiman, 2001) tarafından sunulmuştur, ağaç tipi sınıflandırıcılar topluluğu olarak tanımlanabilir. Bireysel ağaçların birleştirilerek oluşturulan karar ormanı oluşturma mantığına dayanmaktadır. Karar ormanındaki her bir ağaç orijinal veri setinden bootstrap örnekleme yapılarak oluşturulur. Karar verme aşamasında ormanda bulunan ağaçlardan elde edilen sınıf tahminleri bir araya getirilerek sınıf sonucu elde edilir.

RO yöntemi, Bagging yöntemi ve Ho (Ho, 1998) tarafından önerilen Rastgele Altuzay yöntemlerinin birleştirilmesinden oluşmaktadır. Bagging yönteminde veri setinden bootstrap örnekleme yapılarak birbirinden bağımsız ağaçlar oluşmaktadır. Rastgele Altuzay yönteminde ise en uygun dallara bölünmeyi sağlayacak değişken tüm değişkenler arasından rastgele seçilmiş az sayıda değişken tarafından belirlenir.

Bu yöntemde modeli test etmek için ayrı bir test verisi bulunmuyorsa ya da orijinal veri seti eğitim ve test olmak üzere ayrılmadıysa, orijinal veri setinin $2/3$ 'ü (inBag) eğitim verisi, geri kalan $1/3$ ise (out of Bag, OOB) test verisi olarak ayrılır. Eğer orijinal veri setinde test verisi ve eğitim verisi ayrı olarak belirlenmişse eğitim verisinin $2/3$ 'ü (inBag) öğrenme için, $1/3$ 'ü ise (out of Bag, OOB) iç hata oranını hesaplamak amacıyla kullanılır. RO yönteminde veri seçimi Şekil 6.6'da gösterilmiştir.



Şekil 6.6. RO yönteminde veri seçimi

Karar ormanı içinde kaç ağaç oluşturulacaksa o sayıda bootstrap örnekleme yapılır ve her bir örneklem için inBag ve OOB verileri belirlenir. Her bir ağaç inBag verisi ile oluşturulur ve OOB verisi ile her birinin hata oranı hesaplanır. Modelin hata oranı tüm ağaçlardan elde edilen hata oranının ortalaması alınarak belirlenir. Modelin testi için ayrılmış ayrı test verisi varsa bununla da hata hesabı yapılabilir. Test verisi ile elde edilen hata oranı OOB hata oranına yakın bir değer olmaktadır (Akman, 2010).

Algoritmada 2 parametre belirlenmelidir; bunlar her bir düğüm için kullanılacak değişken sayısı m ve ormanda oluşturulacak ağaç sayısı N 'dir. Ağaç sayısı N 'nin artması sonucun daha kararlı olmasını sağlar, fakat bunun yanında hesaplama süresinin uzamasına neden olacaktır. Diğer belirlenmesi gereken parametre, ağaç oluşturmak için p adet değişkenden m adeti rassal seçilerek elde edilir ($m < p$). Bu m değişkenin bilgi kazancı en yüksek olana göre en iyi bölünme (split) hesaplanmaktadır.

RO modelinin kurulması aşamaları şu şekildedir:

- RO modeli kurulmadan önce her bir düğüm için kullanılacak değişken sayısı m ve ormanda oluşturulacak ağaç sayısı N belirlenir.
- Parametreler belirlendikten sonra orijinal veri setinden bootstrap örnekleme yapılır.
- Her bootstrap örnekleme için şu adımlar tekrarlanır:
 - Her örneklem için eğitimde kullanılacak inBag ve test için kullanılacak OOB verileri belirlenir.
 - Oluşturulan örnek veri setinden belirlenen m adet değişken rassal seçilir ($m < p$). Ağaç yapısının aşırı büyümemesi için ve aşırı öğrenme problemini önlemek için tüm değişkenler kullanılması yerine rassal seçilmiş m adet değişken kullanılmaktadır.
 - Rassal belirlenen m değişkene göre bölünme (split) hesaplanır. Yeni bir dal oluşmasına gerek kalmayınca kadar bu işlem tekrar edilir.
 - OOB için ayrılmış veri seti kullanılarak iç hata oranı hesaplanır.

RO modeli kurulduktan sonra yeni gelen gözlemler N adet ağaçtan elde edilen tahminlere göre nihai tahmin belirlenir:

- Sınıflandırma işlemleri için en çok oyu alan sınıf nihai sınıf olarak belirlenir.
- Regresyon için yapılan oylamanın ortalaması alınarak nihai tahmin yapılır.

RO algoritmasının özellikleri şunlardır (Breiman ve Cutler, 2016) :

- Mevcut algoritmalar içinde eşsiz bir doğruluğa sahiptir.
- Büyük veri tabanları üzerinde verimli çalışır.
- Hiçbir değişkeni elemeden binlerce giriş verisi üzerinde çalışabilir.
- Hangi değişkenlerin sınıflandırma üzerinde önemli olduğuna dair tahminler verir.
- Orman büyümesi ilerledikçe genelleme hatasının bir iç tarafsız tahmini üretilir.
- Eksik verilerde tahminde etkili bir yöntemdir, verinin büyük bir kısmı eksik olduğunda bile doğruluğu korumaktadır.
- Dengesiz veri setlerinde sınıf popülasyonlarının hatalarını dengelemek için yöntemleri vardır.
- Oluşturulan ormanlar ileride farklı verilerde kullanılmak üzere saklanabilir.
- Değişkenler ve sınıflar arasındaki ilişki hakkında bilgi vermek için prototipler hesaplanır.
- Durum çiftleri arasındaki yakınlıkları hesaplanır ve bunlar kümeleme, aykırı değerlerin yerini belirleme ya da verinin ilginç görünümünü verme (ölçeklendirerek) amacıyla kullanılabilir.
- Yukarıdaki özellikler etiketlenmemiş veriler içinde genişletilebilir.
- Değişkenlerin etkileşimini tespit etmek için bir deneysel yöntem sunar.

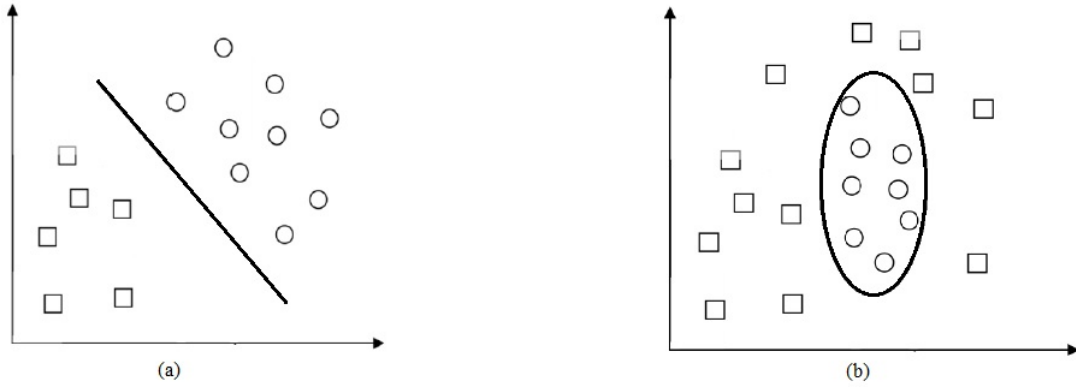
RO algoritması için genelleme hatası ormandaki ağaç sayısı arttıkça yakınsar, bu nedenle aşırı öğrenme bir problem değildir. Aynı zamanda RO algoritması çok hızlıdır (Breiman ve Cutler, 2016), bagging ve boosting algoritmalarına göre daha hızlı çalışmaktadır (Han ve ark., 2012).

6.3. Destek Vektör Makinesi (DVM)

Destek Vektör Makinesinin (DVM) temel eğitim prensibi, sınıfı bilinmeyen test numuneleri için beklenen sınıflandırma hatasını en aza indirgeyecek şekilde mümkün olan en iyi hiper düzlemi tahmin etmektir (Moghaddam ve Yang, 2000).

DVM verilerin doğrusal olarak ayrılabilirliğine göre iki gruba ayrılır. Doğrusal olarak ayrılabilen verilerde maksimum sınır kolaylıkla bulunabilirken, doğrusal olarak ayrılamayan verilerde maksimum sınırın bulunabilmesi için verilerin doğrusal olarak

ayrılabilirliği bir uzaya aktarılması gereklidir (Demirci, 2007). Şekil 6.7’de doğrusal olarak ayrılabilen ve doğrusal olarak ayrılamayan veriler için örnek verilmiştir.



Şekil 6.7. (a) doğrusal olarak ayrılabilen ve (b) doğrusal olarak ayrılamayan nitelik uzayı (Atasever, 2011)

6.3.1. Doğrusal olarak ayrılabilen verilerde DVM

DVM algoritmasında N elemandan oluşan x_i gözlemler kümesi için etiket değerleri $y_i = \{-1, +1\}$ şeklinde gösterildiğinde aynı etiketli tüm gözlemleri aynı hiper düzlemin aynı tarafında bırakmak amaçlanmaktadır.

İki sınıflı doğrusal olarak ayrılabilen verileri ayıracak birçok hiper düzlem vardır. DVM kendisine en yakın noktalar arası uzaklığı maksimum yapan hiper düzlemi bulmaya çalışır. Sınır genişliğini sınırlandıran noktalara destek vektörler ve sınırı maksimum yapan hiper düzleme optimum hiper düzlem denilmektedir (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2010). Böyle bir hiper düzlem çizildiğinde bu hiper düzlemin üstünde kalan noktalar Denklem 6.8’deki ve bu hiper düzlemin altında kalan noktalar Denklem 6.9’daki eşitsizliğe uymaktadır. Bu iki denklemden Denklem 6.10’daki eşitsizlik bulunmaktadır.

$$w \cdot x_i + b \geq +1 \quad (6.8)$$

$$w \cdot x_i + b \leq -1 \quad (6.9)$$

$$y_i(w \cdot x_i + b) - 1 \geq 0 \quad (6.10)$$

Optimum hiper düzlemi bulmak için ağırlık (w) ve bias (b) değerlerinin bulunması gereklidir. Lagrange formülasyonu kullanılarak ve Karush-Kuhn-Tucker koşullarından yararlanılarak bu problem çözülebilir. Denklem 6.11'de gösterilen karar fonksiyonu kullanılarak sınıfı bilinmeyen bir test gözlemi sınıflandırılabilir (Han ve ark., 2012).

$$d(X^T) = \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i X_i X^T + b_0 \quad (6.11)$$

Denklem 6.11'de y_i destek vektör X_i 'nin sınıf etiketini, X^T test gözlemi, α_i ve b_0 optimizasyonla belirlenen sayısal parametreleri ve l destek vektör sayısını ifade etmektedir.

6.3.2. Doğrusal olarak ayrılamayan verilerde DVM

Doğrusal olmayan verileri DVM kullanarak sınıflandırmak için pozitif değer alan ξ_i yapay değişkeni tanımlanır (Cortes ve Vapnik, 1995). Yapay değişken dikkate alınarak Denklem 6.10'un yeniden yazılmış hali Denklem 6.12'de verilmiştir;

$$y_i(w \cdot x_i + b) - 1 + \xi_i \geq 0 \quad (6.12)$$

Girdi uzayında doğrusal olarak ayrılamayan veriler için hiper düzlem belirlemek amacıyla bu veriler doğrusal olarak ayrılabilceği yüksek boyutlu uzaya taşınır. DVM, Denklem 6.13'te gösterilen çekirdek fonksiyonu kullanarak doğrusal olarak ayrılamayan verilerin sınıflandırmasını yapabilmektedir (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2010).

$$K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j) \quad (6.13)$$

Çizelge 6.1'de sık kullanılan çekirdek fonksiyonları sunulmuştur (Han ve ark., 2012).

Çizelge 6.1. Çekirdek fonksiyonları

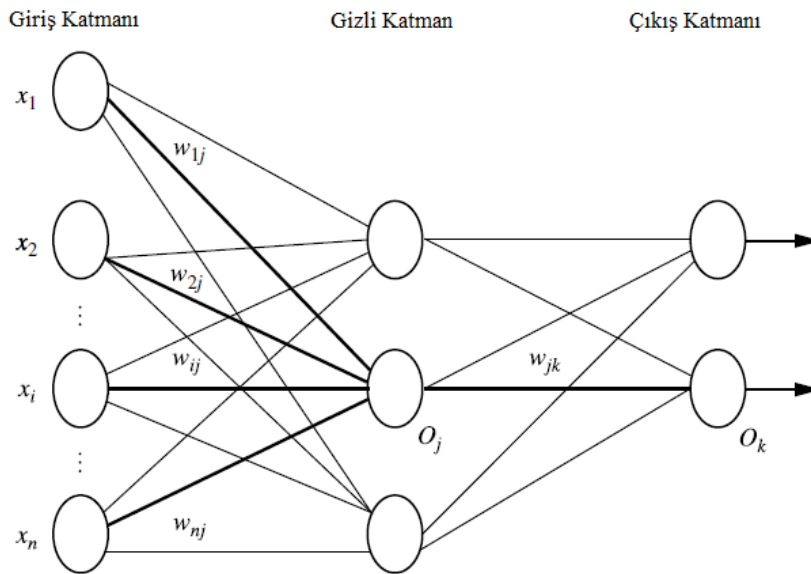
$K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + 1)^d$	d dereceli Polinom
$K(x_i, x_j) = e^{-\ x_i - x_j\ ^2 / 2\sigma^2}$	Gaussian Radyal Tabanlı Fonksiyon
$K(x_i, x_j) = \tanh(\kappa x_i \cdot x_j - \delta)$	Sigmoid

6.4. Yapay Sinir Ağları (YSA)

Yapay Sinir Ağları (YSA) biyolojik öğrenme sistemlerinde birbirine bağlı nöronların oluşturduğu çok karmaşık ağlardan ilham alınarak geliştirilmiştir. YSA yoğun bir şekilde birbirine bağlı basit birimler kümesinden oluşur. Her bir birim bir dizi gerçek değerli girdi alır ve tek gerçek değerli bir çıktı üretir (Mitchell, 1997).

YSA yapıları ileri beslemeli ve geri beslemeli olmak üzere iki gruba ayrılır. İleri beslemeli YSA yapıları yalnızca kendinden önceki katmandaki hücrelerden gelen çıktıları alır ve kendinden sonraki katmana aktarır. Geri beslemeli YSA yapılarında ise yalnız kendinden önceki katmandan değil aynı zamanda kendi katmanından ve kendinden sonraki katmandan gelen çıktıları da alabilmektedir.

Tek katmanlı YSA sadece giriş ve çıkış katmanlarından oluşmaktadır. Çok katmanlı YSA giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanından oluşur. Şekil 6.8'de çok katmanlı ileri beslemeli YSA yapısı gösterilmektedir.



Şekil 6.8. Çok katmanlı ileri beslemeli YSA yapısı (Han ve ark., 2012)

YSA genel çalışma prensibinde veriler giriş katmanından alınır, ara katmanda işlenir ve çıkış katmanına iletilir. YSA ile sonuç üretebilmek için ilk olarak ağ yapısının eğitilmesi gerekmektedir.

YSA yapısını eğitmek için öncelikle ağ yapısı (gizli katman sayısı ve katmanlardaki nöron sayıları) ve parametreler (başlangıç ağırlıkları, öğrenme katsayısı ve momentum katsayısı) belirlenir. Belirlenen sonlanma kriteri sağlanana kadar şu işlemler tekrarlanır:

- Giriş değerleri ağa verilerek çıkış vektörü hesaplanır.
- Hedef vektör ve çıkış vektörü arasındaki farka bakılarak hata bulunur.
- Hatayı minimize edecek şekilde ağırlıklar güncellenir.

6.5. k en Yakın Komşu (kNN)

kNN algoritması Fix ve Hodges (Fix ve Hodges, 1951) tarafından 1951 yılında tanıtılmış ve 1967 yılında Cover ve Hart (Cover ve Hart, 1967) tarafından geliştirilmiştir. En temel ve basit sınıflandırma yöntemlerinden biridir.

kNN yöntemi benzetme yoluyla öğrenmeyi, yani belirli bir test gözlemini benzer eğitim gözlemleriyle karşılaştırarak elde ettiği bulguları temel alır. Eğitim kümesindeki gözlemler n adet nitelikte tanımlanır, her gözlem uzayda n boyutlu bir nokta temsil eder. (Han ve ark., 2012). Bilinmeyen bir gözlem geldiğinde kendine en yakın k adet örneğe bakılarak sınıflandırılır. Çeşitli uzaklık fonksiyonları (öklid, manhattan, hamming, maximal) kullanılarak uzaklık hesaplanabilir.

kNN algoritmasındaki adımlar şu şekildedir:

- k değeri belirlenir.
- Eğitim kümesi içindeki gözlemlerin yeni gelen test gözlemine uzaklığı hesaplanır.
- En yakın k adet gözlem belirlenir.
- k adet gözlemin sınıf değerlerine bakılarak sınıflandırma gerçekleştirilir.

6.6. Naive Bayes (NB)

Bayes Teoremi Thomas Bayes tarafından önerilmiş koşullu olasılıkları hesaplamayı sağlayan basit matematiksel bir formüldür.

NB sınıflayıcı Bayes teoreminin niteliklerin aynı derecede önemli ve bağımsız olduğu varsayımlarıyla basitleştirilmiş halidir. Bu sınıflandırmada eğitim örnekleri kullanılarak sistemin olasılık hesapları yapılır. Yeni gelen test verisi için daha önce hesaplanmış olasılık değerleri kullanılır ve hangi sınıfa ait olduğu belirlenir.

NB sınıflandırıcının giriş verisi n adet özellikten oluşan X gözlemdir. C_1, C_2, \dots, C_m ifadesi m adet sınıf değerini ifade ettiği durumda son olasılık Denklem 6.14'te gösterildiği şekilde hesaplanır.

$$P(C_i | X) = \frac{P(X | C_i) \times P(C_i)}{P(X)} \quad (6.14)$$

$P(X)$ değeri tüm sınıflar için sabit olduğu için $P(X | C_i) \times P(C_i)$ olasılığının en yüksek değeri aranır (Han ve ark., 2012). Maksimum $P(X | C_i) \times P(C_i)$ değerine sahip sınıf yeni gelen X örneğinin sınıfı olarak belirlenir.

6.7. Performans Değerlendirme Kriterleri

Sınıflandırma Doğruluğu (SD), ROC eğrisi altında kalan alan (The Area Under the ROC Curve (AUC)), Duyarlılık ve Özgüllük yöntemleri performans değerlendirmek amacıyla kullanılan kriterlerdendir. Bunlar sistemden oluşturulan konfüzyon matrisinden elde edilen değerlerden hesaplanmaktadır. Konfüzyon matrisindeki her satır doğru sınıf değerine sahip örneklerin sayısını, her sütun ise tahmin edilen sınıfa ait örnek sayısını belirtmektedir. Çizelge 6.2'de iki sınıflı sınıflayıcı için örnek konfüzyon matrisi verilmiştir.

Çizelge 6.2. Konfüzyon matrisi

	Pozitif (Tahmin)	Negatif (Tahmin)
Pozitif (Gerçek)	Doğru Pozitif (DP)	Yanlış Negatif (YN)
Negatif (Gerçek)	Yanlış Pozitif (YP)	Doğru Negatif (DN)

Konfüzyon matrisinden elde edilen performans ölçüm denklemleri Denklem 6.15, 6.16 ve 6.17'de verilmiştir:

$$SD = \frac{DP + DN}{DP + DN + YP + YN} \quad (6.15)$$

(6.16)

$$Duyarlılık = \frac{DP}{DP + YN}$$

$$Özgüllük = \frac{DN}{YP + DN} \quad (6.17)$$

Duyarlılık doğru pozitiflerin doğru sınıflandırılma oranının bir ölçüsüdür ve özgüllük değeri doğru negatiflerin doğru tanımlanma oranını ölçer (Han ve ark., 2012).

The Receiver Operating Characteristics (ROC) eğrisi fayda (DP'ler) ve maliyetler (YP'ler) arasındaki göreceli denge tablosunu gösteren sınıflandırıcı performansın iki boyutlu bir tasviridir (Fawcett, 2006). AUC iki grup arasındaki ayrımın ne kadar iyi olduğunu ölçmektedir.

7. ÖNERİLEN SİSTEM

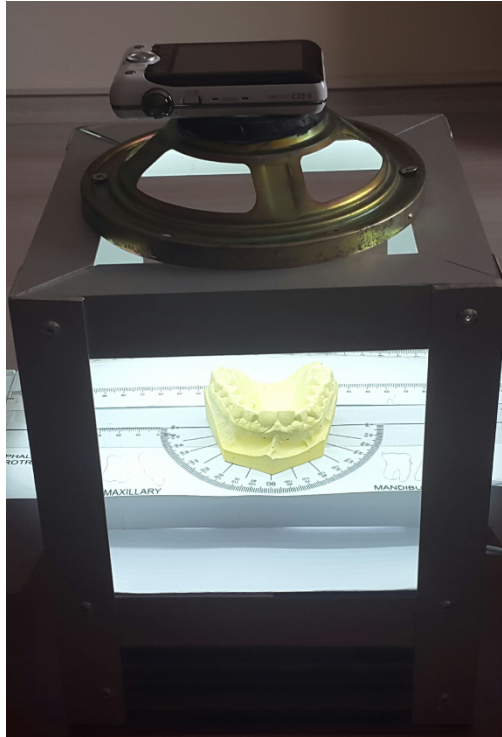
Bireylerin sayısal maksiller alçı modellerinden tamamen otomatik cinsiyet tespiti gerçekleştirmek amacıyla önerilen iki farklı sistem bu bölümde anlatılmıştır.

7.1. Önerilen Sistem-1

2B sayısal maksiller alçı model görüntülerinden cinsiyet tespiti gerçekleştirilmek için önerilmiş sistemin ilk aşamasında tasarlanmış kontrollü aydınlatma ortamı kullanılarak standart bir şekilde görüntüler alınmakta ve segmentasyon işlemi gerçekleştirilmektedir.

7.1.1. Görüntü elde etme işlemi

Herhangi bir gölgelenme olmadan standart bir şekilde görüntü elde etmek için bir aydınlatma düzeneği kurulmuştur (Şekil 7.1). Bireylerin maksiller dişlerinden elde edilmiş alçı modelleri bu düzeneğe yerleştirilerek her bir model için standart görüntü elde edilmektedir.



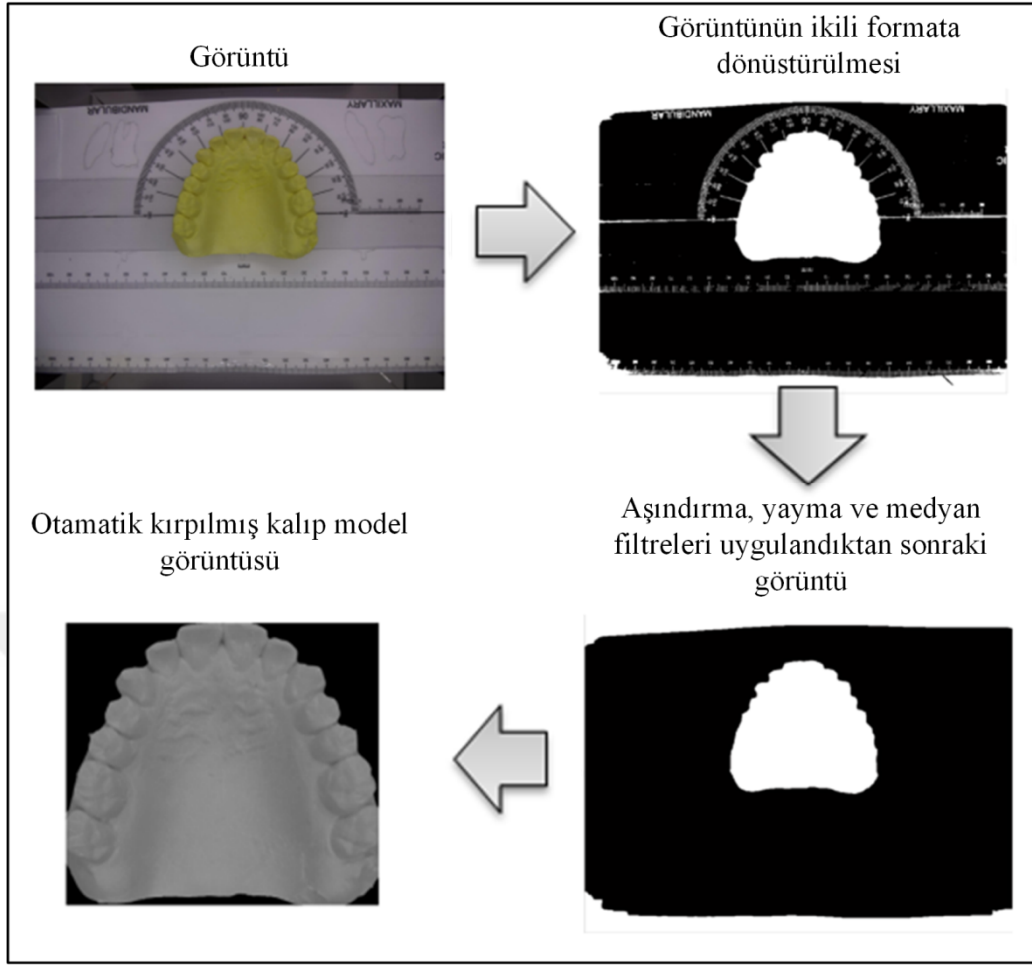
Şekil 7.1. Aydınlatma düzeneği ve görüntü alma işlemi

Şekil 7.1’de gösterildiği gibi küp şeklinde oluşturulmuş düzeneğin üst iç kısmı, diş alçı modelini her bir yönden aydınlatacak şekilde ışık kaynaklarıyla donatılmıştır. Model görüntülerini aynı açıdan alabilmek için sabit bir kamera görüntü alma düzeneğine monte edilmiştir. Böylece tüm görüntüler aynı koşullar altında alınmaktadır. Ayrıca modeldeki dişlerin açısal değişimlerinden kaynaklanacak sorunları elemine edebilmek için modellerin alt kısmına alçıdan kaide yapılarak trimlenmiştir. Modeller yere paralel ve kameranin dental arkı ve dişleri dik bir açıyla göreceği şekilde yerleştirilmeye çalışılmıştır. Böylece modeldeki dişler için farklı bakış açılarının oluşması önlenmiştir. Tüm modellerin aynı açıyla durması sağlanmıştır. Modelin altına yerleştirilen cetvel ve açı ölçüm kartları tüm modellerin aynı hizada görüntülenmesini sağlamıştır.

7.1.2. Segmentasyon İşlemi

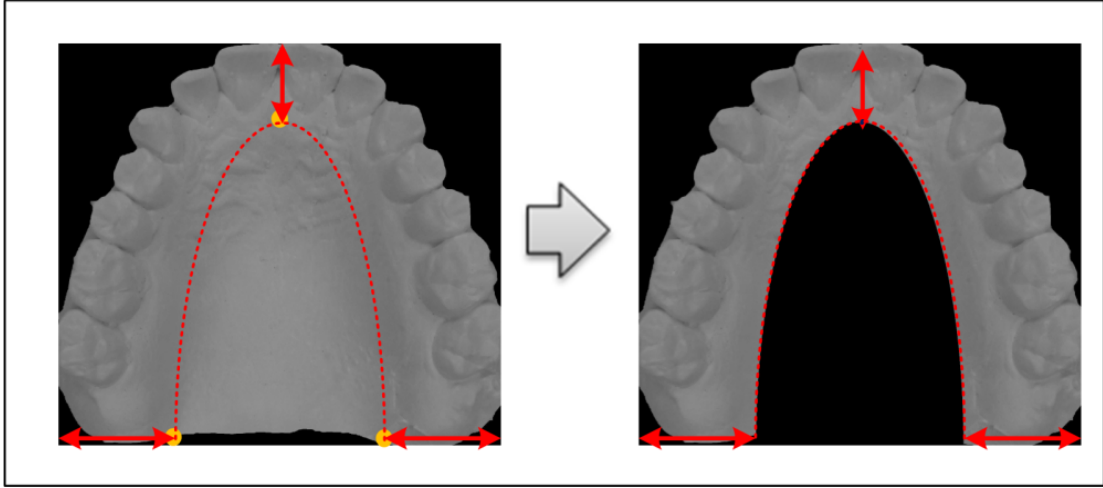
Standart görüntü elde etmek için tasarlanan aydınlatma düzeneği kullanılarak her bir maksiller alçı modelinin görüntüsü elde edildikten sonra alınan görüntülerin segmentasyon işlemine geçilmektedir.

Diş alçı model resmini arka plandan ayırt etmek için renkli resim kırmızı, yeşil ve mavi kanallarında incelenmiş ve mavi kanal kullanılarak arka plandan en başarılı şekilde ayırt edildiği gözlemlenmiştir. Bu yüzden ilk olarak resim mavi kanalında eşik (threshold) seviyesine göre ikili (binary) formata çevrilir. İkili formata çevirme işlemi sonrasında arka plandaki gürültülerden kurtulmak için aşındırma, yayma ve medyan filtreleme işlemleri uygulanır. Şekil 7.2’de gösterildiği gibi alçı model görüntüsünün arka planda kalan gürültülerden arındırılması sağlanır. Daha sonra ilk resimden yukarıda anlatılan işlemlerden sonra elde edilen alan kırılarak diş kalıbı segmente edilir. Segmente edilmiş olan resim GSEM ile özellik çıkarabilmek için gri seviyeye dönüştürülür. Alçı model görüntülerindeki renk bilgisi cinsiyet belirlemede kullanılacak özellik barındırmadığı için gri seviyeye dönüştürüldüğünde bir kayıp olmamaktadır.



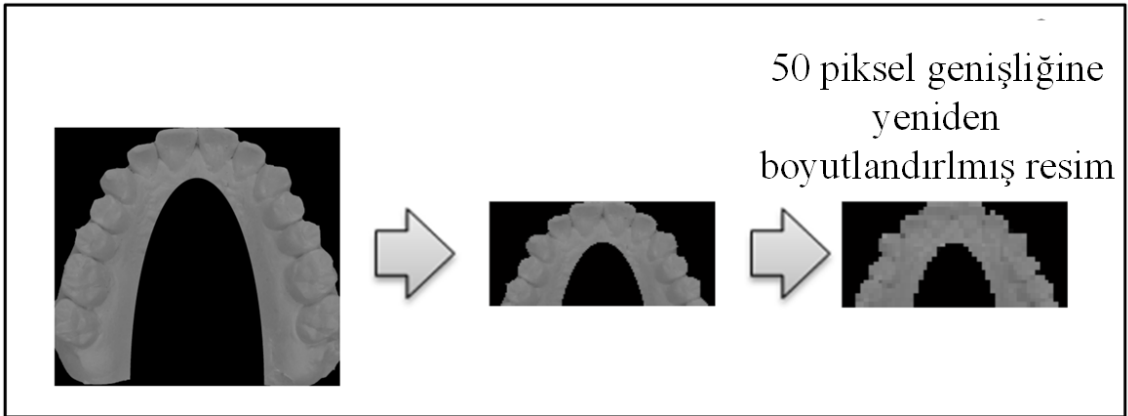
Şekil 7.2. Diş modelinin segmentasyon işlemi

Diş modeli segmente edildikten sonra, dental arkı elde edebilmek için segmente edilmiş diş model resimleri üzerinde 3 nokta otomatik olarak belirlenir. Bu noktalar Şekil 7.3'te sarı renkle işaretlenmiştir. 1. nokta resmin sol alt köşesinden 450 piksel sağda, 2. nokta resmin sağ alt köşesinden 450 piksel solda ve 3. nokta resmin üst kenarının tam orta pikselinden 300 piksel aşağıda bulunmaktadır. Bu noktaların üzerinden geçen (Şekil 7.3'te gösterildiği gibi) yarım elips şeklindeki alan görüntüden çıkarılarak dental ark elde edilmektedir.



Şekil 7.3. Diş modelinden dental arkın elde edilmesi

Literatür incelendiğinde ön dişlerden ve özellikle kanin dişlerinden elde edilen ölçümler kullanılarak cinsiyet sınıflandırmasının yapıldığı gözlemlenmiştir. Ayrıca bazı bireylerde 20'lik dişlerin olup bazılarında olmaması ve azı dişlerinde deformasyonun çok olması sınıflandırmayı olumsuz etkileyecek unsurlardır. Bu yüzden Şekil 7.4'te gösterildiği gibi ön dişleri içinde bulunduran dental arkın yarısı kırılmaktadır.



Şekil 7.4. Ön dişlere ait dental ark görüntüsünün segmentasyonu

Kırpma işleminden sonra orijinal yükseklik/genişlik oranı korunarak diş genişlikleri standart 50 piksel boyutunda olacak şekilde yeniden boyutlandırılır. Resmin boyutunu küçültmek bazı ayrıntıların kaybolmasına neden olabilmesinin yanında sınıflandırmayı olumsuz etkileyecek gereksiz ayrıntıların elimine edilmesini de sağlamaktadır.

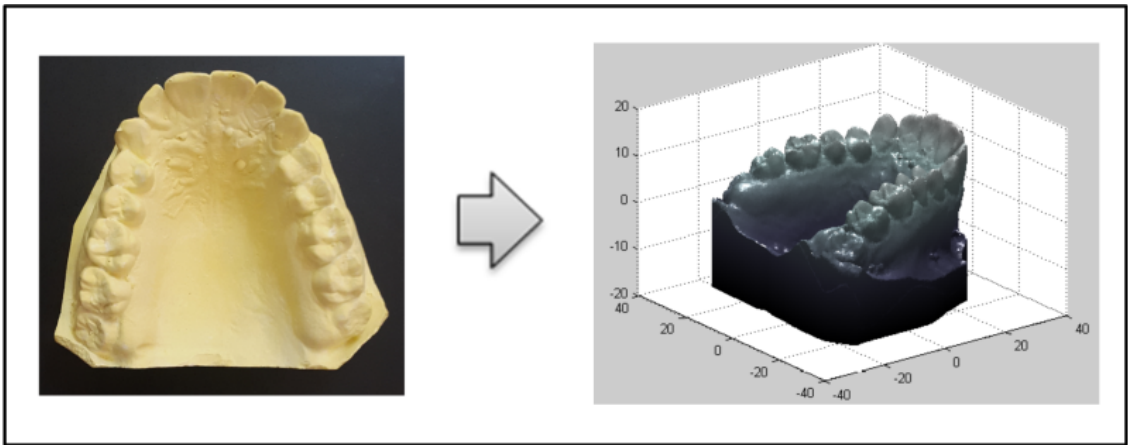
Segmentasyon işleminden sonra segmente edilmiş görüntüler için GSEM oluşturulmakta ve bu matristen özellikler çıkarılmaktadır. Elde edilen özellikler RO algoritması ile sınıflandırılıp cinsiyet tespiti gerçekleştirilmektedir.

7.2. Önerilen Sistem-2

Bölüm 7.1’de 2B sayısal maksiller alçı model görüntülerinden cinsiyet tespiti için önerilen sistem, görüntülerin standart olabilmesi için kontrollü görüntü elde etme ortamına ihtiyaç duymaktadır. Bu dezavantajı gidermek için 3B sayısal maksiller diş modellerinden otomatik cinsiyet tespiti gerçekleştiren sistem bu bölümde sunulmuştur.

7.2.1. 3B model elde etme işlemi

Önerilen otomatik sistemin ilk aşamasında maksiller alçı modellerinin 3B sayısal modelleri bilgisayar ortamına aktarılmaktadır. Bu işlem için 15 mikrondan daha küçük hassasiyete sahip DWOS-dentalwings 7 serisi cihazı kullanılmıştır. Tarama sonucu elde edilen model Şekil 7.5’te gösterilmiştir.



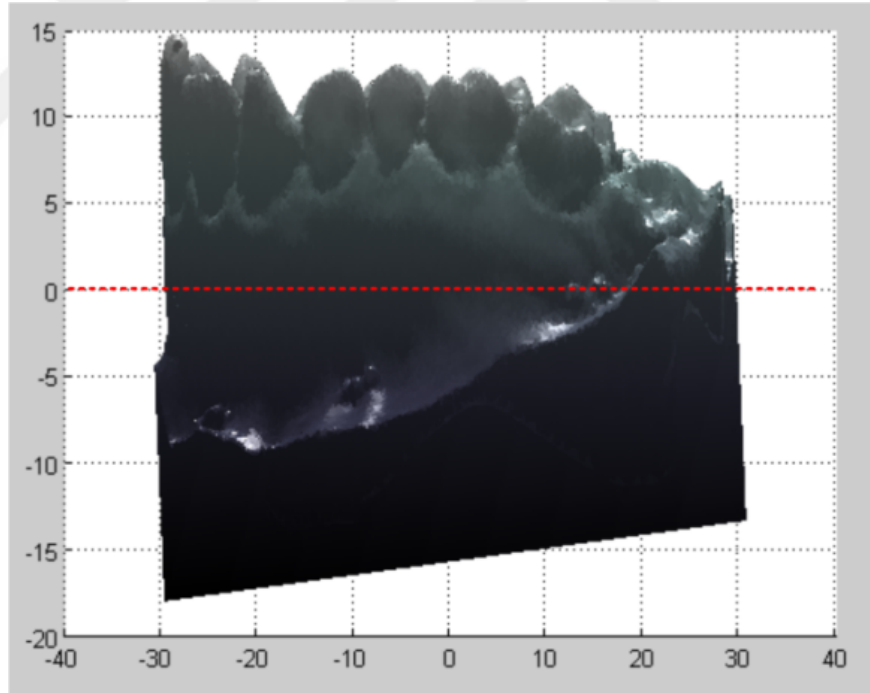
Şekil 7.5. Sayısal 3B dental model

Maksiller alçı modellerinin sayısal 3B modelleri elde edildikten sonra tüm modellerin koordinat sisteminde aynı hizaya getirilmesi için İYN algoritması kullanılmaktadır. Tüm modeller seçilen referans modelin koordinat sistemine göre aynı hizaya getirilmekte ve böylece aynı standartlarda modeller elde edilmesi sağlanmaktadır. Önerilen Sistem-1’de diş alçı modellerinin aynı standartlarda

görüntülerinin elde edilmesi için kontrollü bir çekim ortamında modeller cetvel üzerinde hizalanarak görüntüleri alınmıştır. Önerilen Sistem-2’de İYN algoritması kullanılarak bu kontrollü ortama gerek kalmadan tüm modellerin otomatik bir şekilde hizalanması sağlanmaktadır.

7.2.2. Segmentasyon işlemi

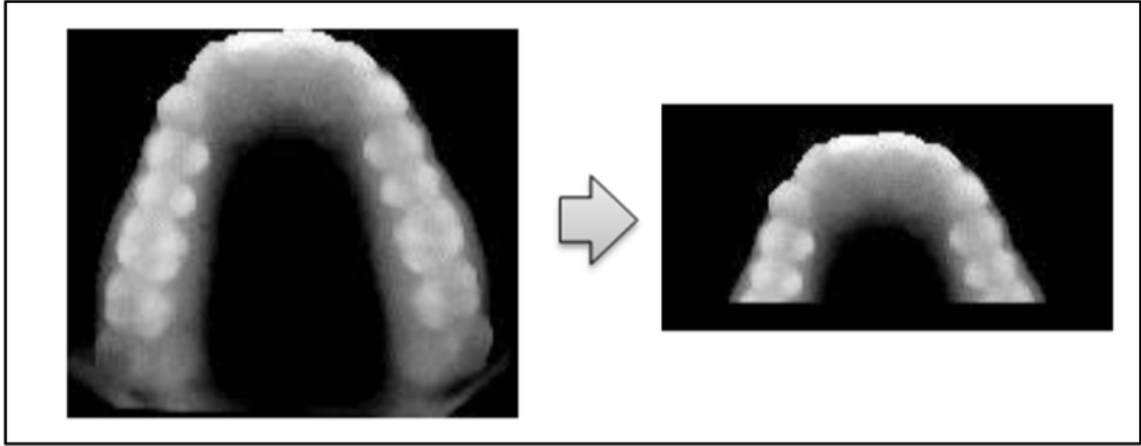
Veri kümesi içinde bulunan tüm modeller hizalandıktan sonra segmentasyon işlemine geçilir ve dişleri içinde bulunduran dental ark alanı segmente edilir. Bu işlem için derinlik değerine sahip Z bilgisinden yararlanılmıştır. İYN ile hizalanmış diş modellerinin hepsi için Z-ekseninde 0 değerinin üzerinde kalan bölge dişleri içinde bulunduran dental arkı barındırmaktadır. Şekil 7.6’da da gösterildiği gibi Z-ekseninde 0 değerinin altında kalan noktalar modelden elenerek segmentasyon işlemi otomatik olarak gerçekleştirilmektedir.



Şekil 7.6. Z-eksenine göre segmentasyon işlemi

Segmentasyon işleminden sonra elde edilen 3B nokta bulutu 2.5B derinlik imgelerine dönüştürülür. Önerilen Sistem-1’de de belirtildiği gibi 20’lik dişlerin bazı bireylerde olmamasından veya azı dişlerinde görülen deformasyondan kaynaklanan olumsuzluklar başarıyı olumsuz yönde etkilemektedir. Bu durumların başarıyı

düşürmemesi için 2.5B dental ark derinlik imgesinin yarısı kırpılır. Bu işlem Şekil 7.7’de gösterilmiştir.



Şekil 7.7. 2.5B derinlik imgesinin kırpılması

Şekil 7.7’de gösterildiği gibi 2.5B derinlik imgesinin yarısı kırpılarak yukarıda anlatılan dezavantajlar giderilmekte ve daha başarılı sınıflandırma yapılmasına olanak sağlanmaktadır. Sınıflandırma işleminde kullanılacak özellikler bu bölgeden elde edilmektedir.

Segmentasyon işleminden sonra segmente edilmiş 2.5B derinlik imgelerinden AKD kullanılarak özellikler çıkarılmakta ve RO algoritması ile sınıflandırma yapılmaktadır.

8. DENEYSSEL ÇALIŞMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA

8.1. Veri Seti

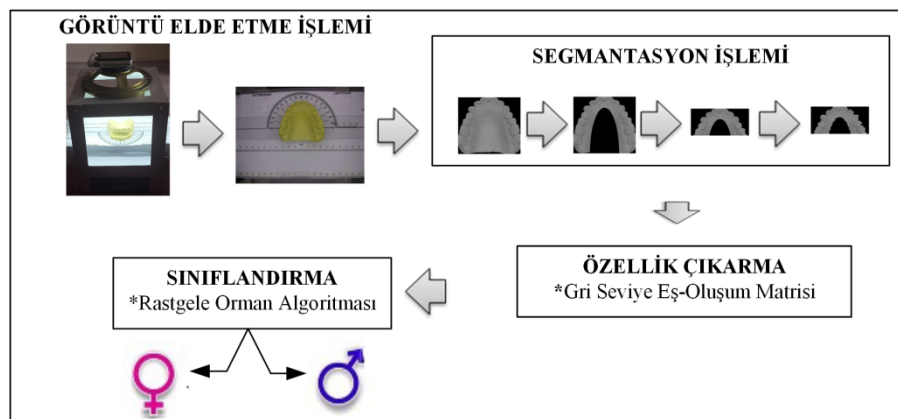
Veri kümesinin oluşturulması için, Necmettin Erbakan Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesinden 2015/002 sayılı etik kurul onayı alınarak, 21-24 yaş aralığında Türk popülasyonuna ait 40 kişiden (20 kadın, 20 erkek) çalışma grubu oluşturulmuştur. Her bir bireye ait maksiller alçı modelleri kullanılmıştır. Etik kurul onayı EK-1'de sunulmuştur.

Protez uzmanları, dental anatomi ve dişlerin altındaki dento alveolar kemik yapısının elverdiği miktarda dişleri normalden uzun veya ark dışında ya da eğimli yapabilirler. Bu sebepten çalışmamızda en fazla tek bir diş protezine sahip bireyler çalışma grubuna kabul edilmiştir. Tek bir diş protezin diğer dişlerle uyumlu olması gerekir. Çalışmayı olumsuz etkilememesi için 2 veya daha fazla sayıda protezi olan vakalar veri setine dahil edilmemiştir.

Çalışmaya dahil ettiğimiz vakalar normal diş dizilimine sahip olup özellikle ön bölgede diş eksikliği ve/veya fazlalığı veya artmış düzeyde çapraşıklığı bulunmayan vakalardır. Çift sıra dizilim gösteren aşırı çapraşık vakalar dişlerin tam gözlenemeyeceği için çalışmaya dahil edilmemiştir.

8.2. Deneysel Çalışma-1

Bölüm 7.1'de sunulan önerilen sistem-1 için gerçekleştirilen adımlar Şekil 8.1'de özetlenmiştir.



Şekil 8.1. Önerilen sistem-1'de uygulanan adımlar

Sistemin ilk aşamasında standart bir şekilde görüntüler alınarak segmentasyon işlemi gerçekleştirilmiştir. Segmentasyon işleminden sonra her bir görüntü için $d=1$ ve $\theta = 0^\circ, 45^\circ$ ve 135° olacak şekilde 3 farklı yönde GSEM oluşturulmuştur. Oluşturulan her bir matristen 3 doku özelliği (kontrast, korelasyon ve homojenlik) toplamda 9 özellik çıkarılmıştır.

d parametresinin uygun bir değer seçilmesi incelenen görüntüde bulunan dokuların kabalığı veya inceliği ile yakından ilişkili olduğundan önem taşımaktadır. Bu çalışmada görüntülerde bulunan ince detaylı dokuları da tespit edebilmek için uzaklık parametresi 1 olarak seçilmiştir. GSEM'nin 3 yön ($\theta = 0^\circ, 45^\circ$ ve 135°) için hesaplanmasındaki amaç dental ark görüntülerinin bu yönlerde anlamlı özellikler taşımasıdır.

Sınıflandırma işlemi için Orange Canvas ve Weka yazılımları kullanılarak RO algoritması uygulanmıştır. Topluluktaki ağaç sayısı 100, 300, 500, 1000 ve 5000 olacak şekilde 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için sonuçlar elde edilmiş ve bu sonuçlar sunulmuştur.

Orange paket programı RO algoritmasında bölünmeyi belirlemek amacıyla özellik seçim kriteri olarak “Kazanç Oranı” kullanılmaktadır. Orange yazılımında sınıflandırma için kullanılacak rassal değişken sayısı m , varsayılan değer $m = \sqrt{p}$ (burada p toplam değişken sayısını ifade etmektedir) (Geurts ve ark., 2006) olarak belirlenmiştir.

Weka yazılımı bölünmeyi belirlemek amacıyla özellik seçim kriteri olarak “Gini İndeksi” kullanılmaktadır. Weka yazılımında sınıflandırma için kullanılacak rassal değişken sayısı m , varsayılan değer olan $m = \text{int}(\log_2 |p|) + 1$ (burada p toplam değişken sayısını ifade etmektedir) (Breiman ve Cutler, 2016) olarak belirlenmiştir.

8.2.1. Deneysel çalışma sonuçları

30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri ve toplulukta bulunan ağaç sayısı 100 için özellik seçim kriteri olarak “Kazanç Oranı” seçildiğinde SD, AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri Çizelge 8.1’de verilmiştir. Sonuçlar 10-kat çapraz doğrulama kullanılarak elde edilmiştir.

Çizelge 8.1. Özellik seçim kriteri olarak “Kazanç Oranı” kullanılarak ağaç sayısı 100 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	80.00	90.00	75.00	85.00	15	17
2	77.50	87.50	70.00	85.00	14	17
3	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
4	85.00	87.50	85.00	85.00	17	17
5	85.00	92.50	85.00	85.00	17	17
6	85.00	87.50	85.00	85.00	17	17
7	77.50	87.50	75.00	80.00	15	16
8	80.00	85.00	75.00	85.00	15	17
9	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
10	80.00	85.00	80.00	80.00	16	16
11	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
12	80.00	87.50	75.00	85.00	15	17
13	75.00	92.50	65.00	85.00	13	17
14	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
15	85.00	87.50	85.00	85.00	17	17
16	80.00	90.00	75.00	85.00	15	17
17	82.50	85.00	80.00	85.00	16	17
18	77.50	87.50	75.00	80.00	15	16
19	80.00	85.00	80.00	80.00	16	16
20	82.50	87.50	85.00	80.00	17	16
21	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
22	85.00	92.50	85.00	85.00	17	17
23	80.00	90.00	75.00	85.00	15	17
24	87.50	87.50	90.00	85.00	18	17
25	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
26	80.00	90.00	75.00	85.00	15	17
27	80.00	87.50	75.00	85.00	15	17
28	87.50	87.50	90.00	85.00	18	17
29	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
30	85.00	85.00	85.00	85.00	17	17
Ortalama	82.00	88.42	79.83	84.17	15.97	16.83

Çizelge 8.1’de sunulan RO algoritmasında toplulukta bulunan ağaç sayısı 100 için 30 farklı rassal çalıştırmayla gerçekleştirilen cinsiyet tespitinin SD değerlerine bakıldığında en yüksek değer %87.50 en düşük değer %75.00 olarak bulunmuştur. Ortalama SD değeri ise %82.00 olarak hesaplanmıştır.

Doğru sınıflandırılmış kadın sayısı en yüksek 18 ve en düşük 13 olurken, erkek için bu sayı en yüksek 17 ve en düşük 16 olarak tespit edilmiştir. Ortalama AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %88.42, %79.83 ve %84.17 olarak hesaplanmıştır.

Toplulukta bulunan ağaç sayısı 300 ve özellik seçim kriteri “Kazanç Oranı” olarak seçildiğinde 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için elde edilen başarı sonuçları Çizelge 8.2’de sunulmuştur.

Çizelge 8.2. Özellik seçim kriteri olarak “Kazanç Oranı” kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 300 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
2	85.00	85.00	85.00	85.00	17	17
3	80.00	85.00	80.00	80.00	16	16
4	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
5	82.50	90.00	85.00	85.00	17	16
6	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
7	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
8	80.00	87.50	80.00	80.00	16	16
9	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
10	80.00	90.00	80.00	80.00	16	16
11	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
12	80.00	87.50	75.00	85.00	15	17
13	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
14	85.00	87.50	85.00	85.00	17	17
15	85.00	87.50	85.00	85.00	17	17
16	80.00	90.00	75.00	85.00	15	17
17	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
18	80.00	87.50	75.00	85.00	15	17
19	75.00	85.00	70.00	80.00	14	16
20	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
21	85.00	87.50	85.00	85.00	17	17
22	82.50	92.50	80.00	85.00	16	17
23	80.00	90.00	75.00	85.00	15	17
24	85.00	87.50	85.00	85.00	17	17
25	85.00	92.50	75.00	85.00	15	17
26	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
27	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
28	82.50	92.50	85.00	80.00	17	16
29	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
30	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
Ortalama	82.50	88.85	80.67	84.17	16.13	16.80

Çizelge 8.2’ye bakıldığında SD değerinin en yüksek %85 ve en düşük %75 olduğu görülmektedir. Kadınlar için en yüksek 17 ve en düşük 14, erkekler için en yüksek 17 ve en düşük 16 birey için doğru cinsiyet sınıflandırması yapılmıştır. Ortalama SD, AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %82.50, %88.85, %80.67 ve %84.17 olarak elde edilmiştir.

30 rastgele sayı üretici tohum değeri için RO algoritması toplulukta bulunan ağaç sayısı 500 ve özellik seçim kriteri “Kazanç Oranı” olarak seçildiğinde elde edilen cinsiyet analiz sonuçları Çizelge 8.3’te verilmiştir.

Çizelge 8.3 Özellik seçim kriteri olarak “Kazanç Oranı” kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 500 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	87.50	90.00	90.00	85.00	18	17
2	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
3	80.00	85.00	80.00	80.00	16	16
4	85.00	92.50	85.00	85.00	17	17
5	82.50	92.50	85.00	80.00	17	16
6	85.00	87.50	85.00	85.00	17	17
7	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
8	85.00	92.50	85.00	85.00	17	17
9	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
10	80.00	90.00	80.00	80.00	16	16
11	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
12	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
13	85.00	87.50	85.00	85.00	17	17
14	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
15	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
16	80.00	90.00	75.00	85.00	15	17
17	85.00	87.50	85.00	85.00	17	17
18	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
19	82.50	87.50	85.00	80.00	17	16
20	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
21	87.50	87.50	90.00	85.00	18	17
22	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
23	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
24	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
25	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
26	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
27	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
28	87.50	90.00	90.00	85.00	18	17
29	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
30	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
Ortalama	83.58	89.00	82.83	84.33	16.57	16.87

Çizelge 8.3 incelendiğinde cinsiyet tespitinin SD değeri en yüksek %87.50 en düşük %80.00 ve 30 farklı rassal çalıştırma için elde edilen ortalama SD değeri %83.58 olarak tespit edilmiştir.

Doğru sınıflandırılmış en yüksek kadın sayısı, en düşük kadın sayısı, en yüksek erkek sayısı ve en düşük erkek sayısı sırasıyla 18, 15, 17 ve 16 olarak bulunmuştur.

Ortalama AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %89.00, %82.83 ve %84.33 olarak hesaplanmıştır.

Çizelge 8.4'te özellik seçim kriteri "Kazanç Oranı", toplulukta bulunan ağaç sayısı 1000 ve 30 rastgele sayı üretici tohum değeri için elde edilen başarı sonuçları sunulmuştur.

Çizelge 8.4. Özellik seçim kriteri olarak "Kazanç Oranı" kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 1000 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
2	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
3	85.00	87.50	85.00	85.00	17	17
4	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
5	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
6	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
7	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
8	80.00	90.00	75.00	85.00	15	17
9	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
10	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
11	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
12	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
13	85.00	87.50	85.00	85.00	17	17
14	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
15	87.50	90.00	90.00	85.00	18	17
16	80.00	90.00	75.00	85.00	15	17
17	80.00	90.00	85.00	85.00	17	17
18	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
19	80.00	90.00	80.00	80.00	16	16
20	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
21	87.50	87.50	90.00	85.00	18	17
22	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
23	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
24	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
25	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
26	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
27	87.50	90.00	90.00	85.00	18	17
28	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
29	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
30	80.00	87.50	80.00	80.00	16	16
Ortalama	83.25	89.17	82.17	84.67	16.43	16.93

Çizelge 8.4'e bakıldığında cinsiyet tespiti için SD değeri en yüksek %87.50 en düşük %80.00 olarak bulunmuştur. Kadınlardan en yüksek 18 ve en düşük 15 birey doğru sınıflandırılırken, erkekler için en yüksek 17 ve en düşük 16 birey doğru

sınıflandırılmıştır. Ortalama SD, AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %83.25, %89.17, %82.17 ve %84.67 olarak elde edilmiştir.

Çizelge 8.5'te sunulmuş toplulukta bulunana ağaç sayısı 5000, özellik seçim kriteri "Kazanç Oranı" ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile gerçekleştirilen cinsiyet tespitinin ortalama SD değeri %82.83 olarak hesaplanmıştır. En yüksek SD değeri %85.00 ve en düşük SD değeri %82.50 olarak bulunmuştur.

Çizelge 8.5. Özellik seçim kriteri olarak "Kazanç Oranı" kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 5000 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
2	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
3	85.00	87.50	85.00	85.00	17	17
4	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
5	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
6	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
7	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
8	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
9	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
10	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
11	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
12	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
13	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
14	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
15	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
16	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
17	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
18	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
19	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
20	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
21	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
22	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
23	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
24	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
25	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
26	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
27	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
28	85.00	87.50	85.00	85.00	17	17
29	85.00	90.00	85.00	85.00	17	17
30	82.50	87.50	80.00	85.00	16	17
Ortalama	82.83	89.00	80.67	85.00	16.13	17.00

Doğru sınıflandırılmış kadın sayısı en yüksek 17 ve en düşük 16 olurken, her rastgele sayı üretici tohum değeri için erkek sayısı 17 olarak tespit edilmiştir. Ortalama

AUC, Duyarlılık ve Özgüllük deęerleri sırasıyla %89.00, %80.67 ve %85.00 olarak hesaplanmıřtır.

Toplulukta bulunan aęaç sayısı 100 için özellik seçim kriteri ‘‘Gini İndeksi’’ kullanılarak 30 farklı rastgele sayı üretici tohum deęeri için elde edilen başarı sonuçları Çizelge 8.6’da sunulmuřtur.

Çizelge 8.6. Özellik seçim kriteri olarak ‘‘Gini İndeksi’’ kullanılarak toplulukta bulunan aęaç sayısı 100 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum deęeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum deęeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doęru Sınıflandırılmıř	
					Kadın	Erkek
1	85.00	91.10	85.00	85.00	17	17
2	87.50	92.00	90.00	85.00	18	17
3	85.00	92.30	85.00	85.00	17	17
4	85.00	91.00	85.00	85.00	17	17
5	82.50	92.10	80.00	85.00	16	17
6	82.50	92.50	80.00	85.00	16	17
7	85.00	91.80	85.00	85.00	17	17
8	82.50	90.90	80.00	85.00	16	17
9	80.00	90.00	80.00	80.00	16	16
10	82.50	90.80	85.00	80.00	17	16
11	85.00	91.30	85.00	85.00	17	17
12	87.50	90.80	90.00	85.00	18	17
13	85.00	91.80	85.00	85.00	17	17
14	82.50	91.50	80.00	85.00	16	17
15	87.50	92.10	90.00	85.00	18	17
16	87.50	92.00	90.00	85.00	18	17
17	82.50	90.60	85.00	80.00	17	16
18	82.50	90.40	80.00	85.00	17	16
19	85.00	91.40	85.00	85.00	17	17
20	85.00	91.30	85.00	85.00	17	17
21	82.50	90.00	80.00	85.00	16	17
22	85.00	91.30	85.00	85.00	17	17
23	85.00	91.00	85.00	85.00	17	17
24	85.00	90.60	85.00	85.00	17	17
25	82.50	90.50	85.00	80.00	17	16
26	80.00	90.50	80.00	80.00	16	16
27	85.00	91.30	85.00	85.00	17	17
28	87.50	91.80	90.00	85.00	18	17
29	82.50	91.60	80.00	85.00	16	17
30	85.00	91.10	85.00	85.00	17	17
Ortalama	84.25	91.25	84.33	84.17	16.90	16.80

Özellik seçim kriteri ‘‘Gini İndeksi’’ kullanılarak 100 aęaç sayısı için RO ile gerekleřtirilen cinsiyet tespitinin SD deęeri en yüksek %87.50 en düşük %80.00 olarak bulunmuřtur. Kadınlardan en fazla 18, en düşük 16 birey doęru sınıflandırılırken, erkekler için bu sayı en yüksek 17 ve en düşük 16 olarak tespit edilmiřtir. Ortalama SD,

AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %84.25, %91.25, %84.33 ve %84.17 olarak hesaplanmıştır.

300 ağaç sayısı ve özellik seçim kriteri “Gini İndeksi” için 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri ile elde edilen başarı sonuçları Çizelge 8.7’de sunulmuştur.

Çizelge 8.7. Özellik seçim kriteri olarak “Gini İndeksi” kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 300 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	82.50	91.60	80.00	85.00	16	17
2	85.00	91.50	85.00	85.00	17	17
3	82.50	91.80	80.00	85.00	16	17
4	85.00	90.80	85.00	85.00	17	17
5	82.50	91.50	80.00	85.00	16	17
6	82.50	91.60	80.00	85.00	16	17
7	82.50	92.10	80.00	85.00	16	17
8	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
9	85.00	91.00	85.00	85.00	17	17
10	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
11	82.50	91.50	80.00	85.00	16	17
12	82.50	90.90	80.00	85.00	16	17
13	85.00	92.50	85.00	85.00	17	17
14	82.50	92.10	80.00	85.00	16	17
15	82.50	91.10	80.00	85.00	16	17
16	82.50	91.80	80.00	85.00	16	17
17	85.00	91.00	85.00	85.00	17	17
18	82.50	90.30	80.00	85.00	16	17
19	85.00	91.80	85.00	85.00	17	17
20	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
21	82.50	91.40	80.00	85.00	16	17
22	82.50	91.10	80.00	85.00	16	17
23	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
24	85.00	91.40	85.00	85.00	17	17
25	82.50	90.30	80.00	85.00	16	17
26	82.50	90.80	80.00	85.00	16	17
27	87.50	91.60	90.00	85.00	18	17
28	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
29	82.50	92.30	80.00	85.00	16	17
30	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
Ortalama	83.25	91.38	81.50	85.00	16.30	17.00

Çizelge 8.7 incelendiğinde en düşük SD değeri, en yüksek SD değeri ve ortalama SD değeri sırasıyla %82.50, %87.50 ve %83.25 olarak tespit edilmiştir. Doğru sınıflandırılmış kadın sayısı en yüksek 18 ve en düşük 16 olurken, her rastgele sayı üretici tohum değeri için doğru sınıflandırılmış erkek sayısı 17 olarak tespit edilmiştir.

Ortalama AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %91.38, %81.50 ve %85.00 olarak bulunmuştur.

Özellik seçim kriteri “Gini İndeksi”, toplulukta bulunan ağaç sayısı 500 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için elde edilen başarı sonuçları Çizelge 8.8’de sunulmuştur.

Çizelge 8.8. Özellik seçim kriteri olarak “Gini İndeksi” kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 500 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	85.00	91.80	85.00	85.00	17	17
2	82.50	90.90	80.00	85.00	16	17
3	82.50	91.80	80.00	85.00	16	17
4	82.50	90.80	80.00	85.00	16	17
5	82.50	91.50	80.00	85.00	16	17
6	82.50	91.80	80.00	85.00	16	17
7	82.50	91.60	80.00	85.00	16	17
8	82.50	91.40	80.00	85.00	16	17
9	82.50	90.50	80.00	85.00	16	17
10	85.00	91.30	85.00	85.00	17	17
11	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
12	82.50	91.40	80.00	85.00	16	17
13	85.00	91.60	85.00	85.00	17	17
14	82.50	91.50	80.00	85.00	16	17
15	82.50	90.80	80.00	85.00	16	17
16	82.50	91.80	80.00	85.00	16	17
17	85.00	90.50	85.00	85.00	17	17
18	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
19	82.50	92.00	80.00	85.00	16	17
20	82.50	90.80	80.00	85.00	16	17
21	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
22	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
23	82.50	91.10	80.00	85.00	16	17
24	85.00	91.40	85.00	85.00	17	17
25	82.50	90.30	80.00	85.00	16	17
26	82.50	91.50	80.00	85.00	16	17
27	85.00	91.90	85.00	85.00	17	17
28	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
29	82.50	92.10	80.00	85.00	16	17
30	82.50	91.10	80.00	85.00	16	17
Ortalama	83.00	91.29	81.00	85.00	16.20	17.00

500 ağaç sayısı ve özellik seçim kriteri “Gini İndeksi” için RO ile gerçekleştirilen cinsiyet tespiti için SD değeri en yüksek %85.00 en düşük %82.50 olarak tespit edilmiştir.

Kadınlardan en yüksek 17 ve en düşük 16 birey doğru sınıflandırılırken, her rastgele sayı üretici tohum değeri için erkeklerden 17 birey doğru sınıflandırılmıştır. Ortalama SD, AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %83.00, %91.29, %81.00 ve %85.00 olarak hesaplanmıştır.

Özellik seçim kriteri “Gini İndeksi”, toplukta bulunan ağaç sayısı 1000 için 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri ile elde edilen başarı sonuçları Çizelge 8.9’da sunulmuştur. Ortalama SD değeri %82.67 olarak hesaplanmıştır. SD değeri en yüksek %85.00 en düşük %82.50 olarak bulunmuştur.

Çizelge 8.9. Özellik seçim kriteri olarak “Gini İndeksi” kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 1000 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	82.50	91.50	80.00	85.00	16	17
2	82.50	91.50	80.00	85.00	16	17
3	82.50	91.50	80.00	85.00	16	17
4	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
5	82.50	92.00	80.00	85.00	16	17
6	82.50	91.40	80.00	85.00	16	17
7	82.50	91.50	80.00	85.00	16	17
8	82.50	91.50	80.00	85.00	16	17
9	85.00	90.80	85.00	85.00	17	17
10	82.50	91.50	80.00	85.00	16	17
11	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
12	82.50	91.80	80.00	85.00	16	17
13	82.50	91.80	80.00	85.00	16	17
14	82.50	91.60	80.00	85.00	16	17
15	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
16	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
17	85.00	91.00	85.00	85.00	17	17
18	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
19	82.50	91.80	80.00	85.00	16	17
20	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
21	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
22	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
23	82.50	90.80	80.00	85.00	16	17
24	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
25	82.50	90.80	80.00	85.00	16	17
26	82.50	91.40	80.00	85.00	16	17
27	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
28	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
29	82.50	91.10	80.00	85.00	16	17
30	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
Ortalama	82.67	91.28	80.33	85.00	16.07	17.00

Doğru sınıflandırılmış kadın sayısı en yüksek 17 ve en düşük 16 olurken, her rastgele sayı üretici tohum değeri için doğru sınıflandırılmış erkek sayısı 17 olarak tespit edilmiştir. Ortalama AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %91.28, %80.33 ve %85.00 olarak hesaplanmıştır.

Çizelge 8.10'da 5000 ağaç sayısı ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri ve özellik seçim kriteri "Gini İndeksi" ile elde edilen cinsiyet tespiti sonuçları bulunmaktadır. Her rastgele sayı üretici tohum değeri için SD değeri %82.50 doğru sınıflandırılmış kadın sayısı 16 ve erkek sayısı 17 olarak tespit edilmiştir. Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %80.00 ve %85.00 olarak hesaplanmıştır. Ortalama AUC değeri %91.20 olarak elde edilmiştir.

Çizelge 8.10. Özellik seçim kriteri olarak "Gini İndeksi" kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 5000 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
2	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
3	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
4	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
5	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
6	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
7	82.50	91.80	80.00	85.00	16	17
8	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
9	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
10	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
11	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
12	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
13	82.50	91.50	80.00	85.00	16	17
14	82.50	91.50	80.00	85.00	16	17
15	82.50	91.80	80.00	85.00	16	17
16	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
17	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
18	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
19	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
20	82.50	90.90	80.00	85.00	16	17
21	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
22	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
23	82.50	91.30	80.00	85.00	16	17
24	82.50	91.50	80.00	85.00	16	17
25	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
26	82.50	91.40	80.00	85.00	16	17
27	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
28	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
29	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
30	82.50	91.00	80.00	85.00	16	17
Ortalama	82.50	91.20	80.00	85.00	16.00	17.00

Özellik seçim kriteri olarak “Kazanç Oranı” ve “Gini İndeksi” kullanılarak topluluktaki ağaç sayısı 100, 300, 500, 1000 ve 5000 için elde edilmiş sonuçların ortalama değerleri özet bir tablo şeklinde Çizelge 8.11’de verilmiştir.

Çizelge 8.11. 2B maksiller alçı model görüntülerinden elde edilen başarı sonuçları

Ağaç Sayısı	Kazanç Oranı ile elde edilen SD (%)	Gini İndeksi ile elde edilen SD (%)
100	82.00	84.25
300	82.50	83.25
500	83.58	83.00
1000	83.25	82.67
5000	82.83	82.50

RO için toplulukta bulunan ağaç sayısı artırıldığında özellik seçim kriteri olarak hem “Kazanç Oranı” hem de “Gini İndeksi” seçildiğinde farklı rastgele sayı üretici tohum değerleri için elde edilen SD değerlerinin %82.50’ye yakınsadığı görülmektedir.

Çizelge 8.12’de DVM, YSA, NB ve kNN yöntemleriyle elde edilen başarı sonuçları sunulmuştur. DVM için en uygun parametre değerleri; çekirdek fonksiyonu Radyal Tabanlı Fonksiyon, v-DVM tipi ve karmaşıklık sınırı (ν) 0.7 olarak belirlenmiştir. Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno öğrenme algoritması kullanılarak eğitilmiş YSA için en uygun gizli katman sayısı 10, iterasyon sayısı 300 ve düzenleme faktörü 1 olarak seçilmiştir. kNN algoritması için uzaklık ölçütü Manhattan ve k değeri 18 olarak tercih edilmiştir. Sonuçlar Orange paket programı ve 10-kat çapraz doğrulama kullanılarak elde edilmiştir.

Çizelge 8.12. 2B imgeler kullanılarak farklı makine öğrenmesi yöntemleriyle elde edilen başarı sonuçları

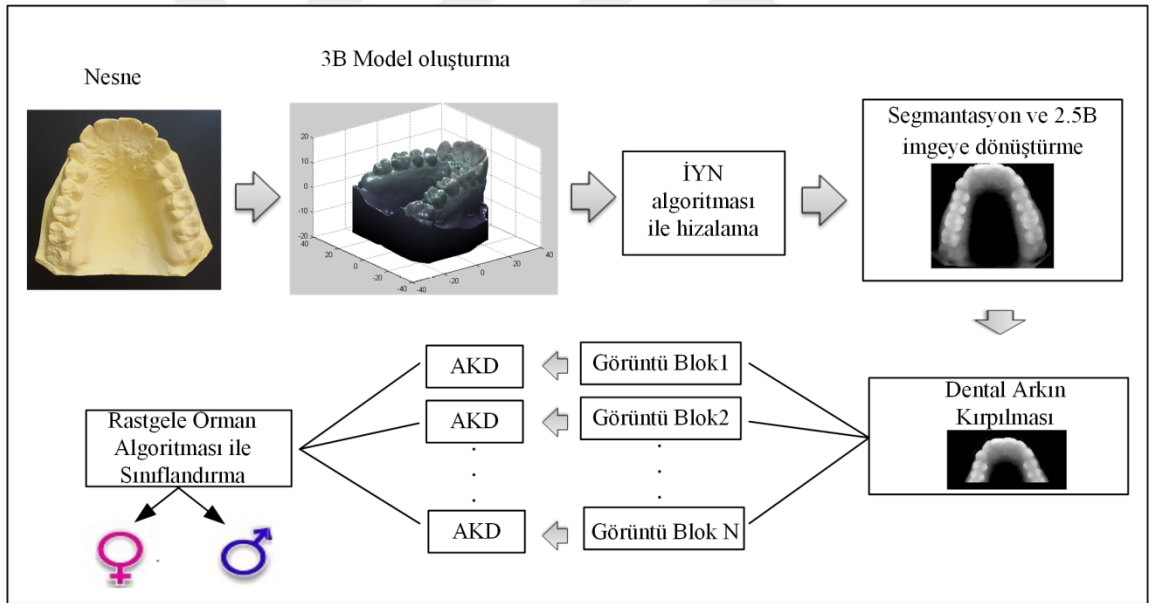
Yöntem	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
DVM	82.50	85.00	85.00	80.00	17	16
YSA	77.50	87.50	75.00	80.00	15	16
NB	77.50	80.00	75.00	80.00	15	16
kNN	67.50	75.00	75.00	60.00	15	12

Çizelge 8.12’de sunulan yöntemlerle elde edilen SD değerlerine bakıldığında DVM algoritması ile %82.50 olarak en başarılı sonuca ulaşıldığı görülmektedir. RO algoritmasında toplulukta bulunan ağaç sayısı arttırıldığında, özellik seçim kriteri hem

“Kazanç Oranı” hem de “Gini İndeksi” kullanılarak elde edilen başarı oranlarının %82.50 değerine yakınsadığı görülmektedir. RO algoritması ile elde edilen sonuçların sunulduğu Çizelge 8.1’den Çizelge 8.10’a kadar verilmiş çizelgelere bakıldığında ortalama AUC değerleri en az %88.42 en fazla %91.38 olarak hesaplanmıştır. DVM ile AUC değeri %85.00, YSA ile %87.50 olarak hesaplanmıştır. SD değerleri göz önüne alındığında en yüksek başarı oranı DVM ve RO algoritmaları kullanılarak elde edilmektedir. AUC değerleri göz önüne alındığında RO algoritması ile en başarılı sonuçlara ulaşıldığı görülmüştür.

8.3. Deneysel Çalışma-2

Bölüm 7.2’de anlatılan bireylerin 3B sayısal diş modellerinden otomatik cinsiyet tespiti gerçekleştiren sistem Şekil 8.2’de gösterilmiştir.



Şekil 8.2. Önerilen sistem-2’de uygulanan adımlar

Bu çalışmada 3B maksiller alçı modellerinden otomatik cinsiyet tespiti gerçekleştiren akıllı bir sistem önerilmiştir. 3B sayısal diş modelleri bilgisayar ortamına aktarılmış ve sonrasında segmentasyon işlemi ve 2.5B derinlik imgesine dönüştürme işlemi gerçekleştirilmiştir. Dental arkın 2.5B derinlik imgesi elde edildikten sonra imgenin yarısı kırılmıştır.

Elde edilen yarım dental arkın 2.5B derinlik imgeleri, diř ebatları farklı olduđu için farklı boyutlarda olmaktadır. AKD uygulanmadan önce imgeleri standart bir boyuta getirebilmek için 40×80 piksellik bir siyah arka plan imgesi oluşturulmuřtur. Her yarım dental ark imgesi ayrı ayrı yatay ve diřey yönde ortalı bir řekilde bu arka planın içine yerleřtirilerek 40×80 piksel boyutunda standart imgeler elde edilmiřtir.

Dental ark segmente edildikten sonra sınıflandırmada kullanılacak özelliklerin elde edilmesi için lokal AKD kullanılmıřtır. Standart boyuta getirilmiř imgeler lokal AKD uygulanmadan önce imge 20×20 alt bloklara ayrılmıřtır. Her blok dental ark üzerinde belirli bir bölgeyi temsil etmektedir.

Literatürde imgelerin AKD katsayılarından özellik çıkarmak için çeřitli yöntemler kullanılmıřtır. AKD uygulandıktan sonra zikzak tarama yapılarak 1B'ye indirgenen imgelerden ilk N adet AC katsayıları kullanılmasıyla sınıflandırma iřlemi gerçeleřtirilmiřtir (Ekenel ve Stiefelhagen, 2005). Ekenel ve arkadaşları yaptıkları çalıřmada imgeye lokal AKD uyguladıktan sonra zikzak tarama yapmıřlar ve en iyi başarı oranını ilk 10 özelliğten ilk dördünü atarak elde etmiřlerdir (Ekenel ve ark., 2007). Schwerin ve arkadaşları yüz tanıma iřlemi için lokal AKD uyguladıktan sonra zikzak tarama sırasına göre AC1, AC2 ve AC4 özelliklerini kullandıklarında aydınlatma varyasyonuna rađmen başarılı sonuçlara ulařmıřlardır (Schwerin ve Paliwal, 2008). Maheshkar ve arkadaşları imgeyi bloklara ayırarak lokal AKD uyguladıktan sonra sınıflandırma iřleminde özellik olarak her bloktaki diyagonal katsayıları kullanmıřlardır (Maheshkar ve ark., 2012).

Ekenel ve arkadaşları derinlik imgeleri üzerinde yaptıkları çalıřmada lokal özelliklerde AKD yönteminin sađlam ve güçlü bir yöntem olduđunu göstermiřlerdir (Ekenel ve ark., 2007). Bu çalıřmada da derinlik imgelerinden özellik çıkarma iřlemi için lokal AKD tercih edilmiřtir. Özellikler elde edildikten sonra RO algoritması kullanılarak sınıflandırılma yapılmıřtır.

Bu çalıřmada lokal AKD dönüşümünden sonra bloklardaki düşük frekanslı diyagonal katsayılar kullanıldıđında başarımın daha yüksek olduđu belirlenmiřtir. Her bir blok katsayılarında DC, AC4, AC12 ve AC24 özellikleri kullanıldıđında en başarılı sonuca ulařılmıřtır. Bu özelliklerin yerleřimi Şekil 8.3'te gösterilmektedir. Toplam 8 bloktan oluřan imgeden her bloktan 4 özellik, toplamda 32 özellik elde edilmiřtir.

DC	AC1	AC5	AC6	AC14	AC15
AC2	AC4	AC7	AC13	AC16	
AC3	AC8	AC12	AC17		
AC9	AC11	AC18	AC24		
AC10	AC19	AC23			
AC20	AC22				
AC21					

Şekil 8.3. 20x20 blokta AKD katsayıları

Elde edilen özellikler ile RO algoritması kullanılarak sınıflandırılma yapılmıştır. Sınıflandırma işlemi için Orange Canvas 2.7 paket programı ve Weka yazılımı kullanılmıştır.

8.3.1. Deneysel çalışma sonuçları

Topluluktaki ağaç sayısı 100, 300, 500, 1000 ve 5000 olacak şekilde 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için sonuçlar elde edilmiş ve bu sonuçlar sunulmuştur.

Sonuçlar 10-kat çapraz doğrulama kullanılarak elde edilmiştir.

Çizelge 8.13'te özellik seçim kriteri olarak "Kazanç Oranı" kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 100 için RO ile 30 rassal çalıştırma ile gerçekleştirilen cinsiyet tespiti sonuçları verilmiştir.

Ortalama SD değeri %85.17 olarak hesaplanmıştır. SD değeri en yüksek %90.00 en düşük %80.00 olarak bulunmuştur. Ortalama AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %91.75, %91.33 ve %79.00 olarak hesaplanmıştır.

Çizelge 8.13. Özellik seçim kriteri olarak “Kazanç Oranı” kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 100 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	87.50	90.00	95.00	80.00	19	16
2	85.00	92.50	90.00	80.00	18	16
3	82.50	92.50	90.00	75.00	18	15
4	85.00	88.75	90.00	80.00	18	16
5	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
6	90.00	92.50	95.00	85.00	19	17
7	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
8	85.00	92.50	90.00	80.00	18	16
9	82.50	91.25	90.00	75.00	18	15
10	82.50	90.00	90.00	75.00	18	15
11	87.50	92.50	95.00	80.00	19	16
12	82.50	90.00	85.00	80.00	17	16
13	90.00	90.00	90.00	90.00	18	18
14	87.50	92.50	90.00	85.00	18	17
15	87.50	92.50	90.00	85.00	18	17
16	87.50	92.50	90.00	85.00	18	17
17	80.00	92.50	85.00	75.00	17	15
18	82.50	92.50	95.00	70.00	19	14
19	85.00	92.50	90.00	80.00	18	16
20	85.00	92.50	90.00	80.00	18	16
21	80.00	90.00	85.00	75.00	17	15
22	87.50	92.50	95.00	80.00	19	16
23	82.50	90.00	90.00	75.00	18	15
24	82.50	92.50	90.00	75.00	18	15
25	85.00	92.50	90.00	80.00	18	16
26	85.00	90.00	95.00	75.00	19	15
27	85.00	92.50	90.00	80.00	18	16
28	90.00	92.50	95.00	85.00	19	17
29	87.50	92.50	95.00	80.00	19	16
30	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
Ortalama	85.17	91.75	91.33	79.00	18.27	15.80

Veri setinde bulunan 20 kadın birey içinde doğru sınıflandırılmış kadın sayısı en yüksek 19 ve en düşük 17 olarak elde edilmiştir. Yine veri setinde bulunan 20 erkek birey içinde analiz sonucunda en yüksek 18 ve en düşük 14 kişinin cinsiyeti doğru tespit edilmiştir.

Toplulukta bulunan ağaç sayısı 300 için 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri ve özellik seçim kriteri “Kazanç Oranı” için elde edilen başarı sonuçları Çizelge 8.14’de sunulmuştur.

Cinsiyet tespiti sonucunda kadınlardan en yüksek 19 ve en düşük 17 bireyin cinsiyeti doğru sınıflandırılmıştır. Erkeklerden ise cinsiyeti doğru olarak tespit edilmiş en yüksek 17 ve en düşük 15 birey tespit edilmiştir SD değeri en yüksek %90.00 en

düşük %80.00 olarak ve ortalama SD değeri %84.75 olarak bulunmuştur. Ortalama AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %92.33, %92.83 ve %76.67 olarak hesaplanmıştır.

Çizelge 8.14. Özellik seçim kriteri olarak “Kazanç Oranı” kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 300 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
2	85.00	92.50	90.00	80.00	18	16
3	82.50	92.50	90.00	75.00	18	15
4	87.50	92.50	95.00	80.00	19	16
5	87.50	92.50	95.00	80.00	19	16
6	90.00	92.50	95.00	85.00	19	17
7	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
8	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
9	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
10	82.50	90.00	90.00	75.00	18	15
11	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
12	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
13	82.50	90.00	90.00	75.00	18	15
14	87.50	92.50	95.00	80.00	19	16
15	82.50	92.50	90.00	75.00	18	15
16	82.50	92.50	90.00	75.00	18	15
17	80.00	92.50	85.00	75.00	17	15
18	82.50	92.50	90.00	75.00	18	15
19	87.50	92.50	95.00	80.00	19	16
20	85.00	92.50	90.00	80.00	18	16
21	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
22	87.50	92.50	95.00	80.00	19	16
23	82.50	92.50	90.00	75.00	18	15
24	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
25	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
26	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
27	87.50	92.50	95.00	80.00	19	16
28	82.50	92.50	90.00	75.00	18	15
29	82.50	92.50	90.00	75.00	18	15
30	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
Ortalama	84.75	92.33	92.83	76.67	18.57	15.33

Çizelge 8.15’te sunulan özellik seçim kriteri “Kazanç Oranı” ve toplulukta bulunan ağaç sayısı 500 olarak seçildiğinde RO ile gerçekleştirilen cinsiyet tespitinin SD değeri en yüksek %87.50 en düşük %82.50 olarak hesaplanmıştır. Kadınlardan en yüksek 19 birey ve en düşük 18 birey doğru sınıflandırılırken bu sayı erkekler için en yüksek 16 ve en düşük 15 olarak tespit edilmiştir. Ortalama SD, AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %84.92, %92.50, %94.00 ve %75.83 olarak bulunmuştur.

Çizelge 8.15. Özellik seçim kriteri olarak “Kazanç Oranı” kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 500 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
2	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
3	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
4	85.00	92.50	90.00	80.00	18	16
5	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
6	87.50	92.50	95.00	80.00	19	16
7	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
8	82.50	92.50	90.00	75.00	18	15
9	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
10	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
11	82.50	92.50	90.00	75.00	18	15
12	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
13	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
14	87.50	92.50	95.00	80.00	19	16
15	82.50	92.50	90.00	75.00	18	15
16	82.50	92.50	90.00	75.00	18	15
17	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
18	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
19	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
20	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
21	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
22	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
23	82.50	92.50	90.00	75.00	18	15
24	87.50	92.50	95.00	80.00	19	16
25	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
26	87.50	92.50	95.00	80.00	19	16
27	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
28	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
29	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
30	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
Ortalama	84.92	92.50	94.00	75.83	18.80	15.17

Toplulukta bulunan ağaç sayısı 1000, özellik seçim kriteri “Kazanç Oranı” ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için elde edilen başarı sonuçları Çizelge 8.16’da sunulmuştur.

Çizelge 8.16 incelendiğinde SD değeri en yüksek %87.50 en düşük %82.50 olarak bulunmuştur. Ortalama SD değeri ise %84.92 olarak hesaplanmıştır.

Cinsiyeti doğru sınıflandırılmış kadın sayısı en yüksek 19 ve en düşük 18 olarak tespit edilmiştir. Erkek bireyler için cinsiyeti doğru sınıflandırılmış en yüksek ve en

düşük kişi sayısı sırasıyla 16 ve 14 olarak bulunmuştur. Ortalama AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %92.50, %94.67 ve %75.17 olarak hesaplanmıştır.

Çizelge 8.16. Özellik seçim kriteri olarak “Kazanç Oranı” kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 1000 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
2	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
3	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
4	82.50	92.50	90.00	75.00	18	15
5	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
6	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
7	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
8	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
9	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
10	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
11	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
12	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
13	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
14	87.50	92.50	95.00	80.00	19	16
15	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
16	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
17	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
18	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
19	87.50	92.50	95.00	80.00	19	16
20	82.50	92.50	95.00	70.00	19	14
21	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
22	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
23	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
24	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
25	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
26	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
27	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
28	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
29	82.50	92.50	90.00	75.00	18	15
30	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
Ortalama	84.92	92.50	94.67	75.17	18.93	15.03

Çizelge 8.17’de ağaç sayısı 5000 ve özellik seçim kriteri “Kazanç Oranı” seçildiğinde RO ile gerçekleştirilen cinsiyet tespitinin başarı sonuçları sunulmuştur.

Her rastgele sayı üretici tohum değeri için SD değeri %85.00 olarak bulunmuştur. Cinsiyeti doğru sınıflandırılmış kadın sayısı 19, cinsiyeti doğru sınıflandırılmış erkek sayısı 15, AUC %92.50, Duyarlılık %95.00 ve Özgüllük %75.00 olarak tespit edilmiştir.

Çizelge 8.17. Özellik seçim kriteri olarak “Kazanç Oranı” kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 5000 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
2	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
3	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
4	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
5	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
6	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
7	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
8	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
9	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
10	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
11	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
12	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
13	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
14	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
15	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
16	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
17	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
18	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
19	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
20	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
21	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
22	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
23	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
24	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
25	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
26	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
27	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
28	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
29	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
30	85.00	92.50	95.00	75.00	19	15
Ortalama	85.00	92.50	95.00	75.00	19.00	15.00

Özellik seçim kriteri olarak “Gini İndeksi” seçilerek de RO algoritması ile sınıflandırma işlemi uygulanmış ve sonuçları sunulmuştur. Toplulukta bulunan ağaç sayısı 100 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için elde edilen başarı sonuçları Çizelge 8.18’de sunulmuştur. Sunulan sonuçlar incelendiğinde SD değeri en yüksek %85.00 en düşük %75.00 olarak bulunmuştur. En fazla 20 kadın bireyin cinsiyeti doğru sınıflandırılırken en düşük 17 kadın doğru sınıflandırılmıştır. Erkekler için cinsiyeti doğru sınıflandırılmış kişi sayısı en yüksek 15 ve en düşük 11 olarak tespit edilmiştir. Ortalama SD, AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %80.50, %84.46, %91.17 ve %69.67 olarak hesaplanmıştır.

Çizelge 8.18. Özellik seçim kriteri olarak “Gini İndeksi” kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 100 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	82.50	85.00	90.00	75.00	18	15
2	85.00	85.50	100.00	70.00	20	14
3	77.50	85.30	90.00	65.00	18	13
4	80.00	81.30	90.00	70.00	18	14
5	75.00	84.80	85.00	65.00	17	13
6	85.00	85.10	95.00	75.00	19	15
7	82.50	84.10	95.00	70.00	19	14
8	75.00	81.90	80.00	70.00	16	14
9	75.00	82.60	75.00	75.00	15	15
10	82.50	84.30	95.00	70.00	19	14
11	82.50	84.40	95.00	70.00	19	14
12	85.00	84.30	95.00	75.00	19	15
13	85.00	85.00	95.00	75.00	19	15
14	80.00	83.80	90.00	70.00	18	14
15	75.00	83.60	95.00	55.00	19	11
16	80.00	85.10	90.00	70.00	18	14
17	80.00	86.80	95.00	65.00	19	13
18	77.50	83.40	90.00	65.00	18	13
19	80.00	85.10	95.00	65.00	19	13
20	77.50	81.50	90.00	65.00	18	13
21	80.00	84.00	85.00	75.00	17	15
22	82.50	84.60	90.00	70.00	19	14
23	85.00	85.60	95.00	75.00	19	15
24	75.00	86.30	85.00	65.00	17	13
25	85.00	86.90	100.00	70.00	20	14
26	85.00	86.00	95.00	75.00	19	15
27	80.00	85.50	90.00	70.00	18	14
28	77.50	82.60	90.00	65.00	18	13
29	80.00	85.40	90.00	70.00	18	14
30	82.50	84.10	90.00	75.00	18	15
Ortalama	80.50	84.46	91.17	69.67	18.27	13.93

Özellik seçim kriteri “Gini İndeksi” olarak seçildiğinde toplulukta bulunan ağaç sayısı 300 için RO ile elde edilen analiz sonuçları Çizelge 8.19’da sunulmuştur. Ortalama SD değeri %81.50 olarak bulunmuştur. En yüksek SD değeri %85.00 ve en düşük SD değeri %77.50 olarak belirlenmiştir.

Cinsiyeti en yüksek doğru sınıflandırılmış kadın sayısı 19 ve en düşük 17, en yüksek doğru sınıflandırılmış erkek sayısı 15 ve en düşük 14 olarak tespit edilmiştir. Ortalama AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %84.73, %91.00 ve %72.00 olarak hesaplanmıştır.

Çizelge 8.19. Özellik seçim kriteri olarak “Gini İndeksi” kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 300 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	80.00	85.90	90.00	70.00	18	14
2	80.00	85.30	90.00	70.00	18	14
3	82.50	85.80	95.00	70.00	19	14
4	80.00	83.90	90.00	70.00	18	14
5	77.50	84.10	85.00	70.00	17	14
6	82.50	84.40	95.00	70.00	19	14
7	80.00	85.40	90.00	70.00	18	14
8	82.50	84.10	90.00	75.00	18	15
9	80.00	83.60	90.00	70.00	18	14
10	82.50	85.00	90.00	75.00	18	15
11	82.50	84.30	90.00	75.00	18	15
12	85.00	85.00	95.00	75.00	19	15
13	80.00	84.30	85.00	75.00	17	15
14	82.50	84.90	95.00	70.00	19	14
15	82.50	84.30	95.00	70.00	19	14
16	85.00	86.10	95.00	75.00	19	15
17	82.50	86.10	90.00	75.00	18	15
18	82.50	84.00	90.00	75.00	18	15
19	82.50	84.70	95.00	70.00	19	14
20	80.00	82.30	90.00	70.00	18	14
21	77.50	84.30	85.00	70.00	17	14
22	80.00	83.50	90.00	70.00	18	14
23	77.50	84.90	85.00	70.00	17	14
24	82.50	85.30	95.00	70.00	19	14
25	85.00	84.90	95.00	75.00	19	15
26	85.00	85.50	95.00	75.00	19	15
27	80.00	85.10	90.00	70.00	18	14
28	82.50	84.70	95.00	70.00	19	14
29	80.00	85.40	85.00	75.00	17	15
30	82.50	84.90	90.00	75.00	18	15
Ortalama	81.50	84.73	91.00	72.00	18.20	14.40

Toplulukta bulunan ağaç sayısı 500 ve özellik seçim kriteri olarak “Gini İndeksi” seçilerek 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için elde edilen başarı sonuçları Çizelge 8.20’de sunulmuştur. Elde edilen sonuçlara bakıldığında SD değeri en yüksek %85.00 en düşük %77.50 olduğu görülmektedir.

Kadınlardan en yüksek 19 ve en düşük 17 bireyin, erkeklerden en yüksek 15 ve en düşük 14 bireyin cinsiyeti doğru sınıflandırılmıştır. Ortalama SD, AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %80.75, %84.28, %90.17 ve %71.33 olarak bulunmuştur.

Çizelge 8.20. Özellik seçim kriteri olarak “Gini İndeksi” kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 500 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	80.00	85.80	90.00	70.00	18	14
2	80.00	84.40	90.00	70.00	18	14
3	80.00	85.50	90.00	70.00	18	14
4	82.50	85.00	95.00	70.00	19	14
5	80.00	84.10	90.00	70.00	18	14
6	85.00	84.00	95.00	75.00	19	15
7	80.00	84.50	90.00	70.00	18	14
8	80.00	84.30	90.00	70.00	18	14
9	77.50	83.60	85.00	70.00	17	14
10	80.00	84.00	85.00	75.00	17	15
11	80.00	83.50	85.00	75.00	17	15
12	85.00	84.90	95.00	75.00	19	15
13	77.50	83.60	85.00	70.00	17	14
14	82.50	84.70	95.00	70.00	19	14
15	82.50	84.10	95.00	70.00	19	14
16	80.00	84.50	90.00	70.00	18	14
17	77.50	85.30	85.00	70.00	17	14
18	80.00	82.80	90.00	70.00	18	14
19	82.50	84.30	95.00	70.00	19	14
20	82.50	83.00	90.00	75.00	18	15
21	77.50	83.80	85.00	70.00	17	14
22	80.00	83.10	90.00	70.00	18	14
23	82.50	84.50	90.00	75.00	18	15
24	80.00	84.90	90.00	70.00	18	14
25	80.00	84.30	90.00	70.00	18	14
26	85.00	83.90	95.00	75.00	19	15
27	80.00	84.30	90.00	70.00	18	14
28	80.00	84.60	90.00	70.00	18	14
29	80.00	85.60	90.00	70.00	18	14
30	82.50	83.50	90.00	75.00	18	15
Ortalama	80.75	84.28	90.17	71.33	18.03	14.27

Özellik seçim kriteri “Gini İndeksi” seçilerek toplulukta bulunan ağaç sayısı 1000 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için elde edilen başarı sonuçları Çizelge 8.21’de sunulmuştur.

Cinsiyeti doğru sınıflandırılmış kadın sayısı en yüksek 19 ve en düşük 18 olarak tespit edilmiştir. Erkeklerde ise en yüksek 15 ve en düşük 14 bireyin cinsiyeti doğru sınıflandırmıştır.

SD değeri en yüksek %85.00 en düşük %80.00 olarak bulunmuştur. Ortalama SD, AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %81.33, %84.31, %91.50 ve %71.17 olarak hesaplanmıştır.

Çizelge 8.21. Özellik seçim kriteri olarak “Gini İndeksi” kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 1000 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	82.50	85.00	95.00	70.00	19	14
2	80.00	84.50	90.00	70.00	18	14
3	80.00	84.90	90.00	70.00	18	14
4	82.50	84.40	95.00	70.00	19	14
5	80.00	83.80	90.00	70.00	18	14
6	82.50	84.00	95.00	70.00	19	14
7	82.50	84.40	90.00	75.00	18	15
8	80.00	84.60	90.00	70.00	18	14
9	80.00	83.50	90.00	70.00	18	14
10	82.50	84.70	90.00	75.00	18	15
11	82.50	84.30	95.00	70.00	19	14
12	82.50	83.60	90.00	75.00	18	15
13	85.00	85.00	95.00	75.00	19	15
14	82.50	84.30	90.00	75.00	18	15
15	80.00	84.50	90.00	70.00	18	14
16	80.00	85.30	90.00	70.00	18	14
17	80.00	84.10	90.00	70.00	18	14
18	80.00	83.20	90.00	70.00	18	14
19	82.50	84.00	95.00	70.00	19	14
20	85.00	83.50	95.00	75.00	19	15
21	80.00	83.80	90.00	70.00	18	14
22	80.00	83.60	90.00	70.00	18	14
23	82.50	84.60	95.00	70.00	19	14
24	80.00	85.10	90.00	70.00	18	14
25	80.00	84.50	90.00	70.00	18	14
26	85.00	84.00	95.00	75.00	19	15
27	80.00	84.30	90.00	70.00	18	14
28	80.00	85.30	90.00	70.00	18	14
29	80.00	85.50	90.00	70.00	18	14
30	80.00	83.10	90.00	70.00	18	14
Ortalama	81.33	84.31	91.50	71.17	18.30	14.23

Çizelge 8.22’de ağaç sayısı 5000 ve özellik seçim kriteri “Gini İndeksi” için RO ile gerçekleştirilen cinsiyet tespiti sonuçları bulunmaktadır.

Çizelge 8.22 incelendiğinde SD değeri en yüksek %82.50 en düşük %80.00 olarak hesaplanmıştır. Doğru sınıflandırılmış kadın sayısı en yüksek 19 ve en düşük 18 olurken, her bir rastgele sayı üretici tohum değeri için doğru sınıflandırılmış erkek sayısı 14 olarak tespit edilmiştir.

Ortalama SD, AUC, Duyarlılık ve Özgüllük değerleri sırasıyla %81.58, %84.47, %93.17 ve %70.00 olarak bulunmuştur.

Çizelge 8.22. Özellik seçim kriteri olarak “Gini İndeksi” kullanılarak toplulukta bulunan ağaç sayısı 5000 ve 30 farklı rastgele sayı üretici tohum değeri için RO ile elde edilen başarı sonuçları

Rastgele sayı üretici tohum değeri	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
1	82.50	85.30	95.00	70.00	19	14
2	82.50	85.00	95.00	70.00	19	14
3	82.50	84.30	95.00	70.00	19	14
4	82.50	84.30	95.00	70.00	19	14
5	80.00	84.00	90.00	70.00	18	14
6	82.50	84.60	95.00	70.00	19	14
7	80.00	84.00	90.00	70.00	18	14
8	82.50	84.50	95.00	70.00	19	14
9	80.00	84.50	90.00	70.00	18	14
10	82.50	84.70	95.00	70.00	19	14
11	82.50	84.50	95.00	70.00	19	14
12	80.00	84.30	90.00	70.00	18	14
13	82.50	85.00	95.00	70.00	19	14
14	82.50	84.70	95.00	70.00	19	14
15	82.50	84.70	95.00	70.00	19	14
16	80.00	84.50	90.00	70.00	18	14
17	80.00	84.50	90.00	70.00	18	14
18	82.50	84.00	95.00	70.00	19	14
19	82.50	84.50	95.00	70.00	19	14
20	80.00	84.50	90.00	70.00	18	14
21	80.00	84.30	90.00	70.00	18	14
22	80.00	84.30	90.00	70.00	18	14
23	82.50	84.30	95.00	70.00	19	14
24	82.50	84.50	95.00	70.00	19	14
25	82.50	84.70	95.00	70.00	19	14
26	82.50	84.50	95.00	70.00	19	14
27	82.50	84.50	95.00	70.00	19	14
28	82.50	84.40	95.00	70.00	19	14
29	80.00	84.30	90.00	70.00	18	14
30	80.00	84.00	90.00	70.00	18	14
Ortalama	81.58	84.47	93.17	70.00	18.63	14.00

3B sayısal maksiller alçı modelleri kullanılarak RO algoritmasının özellik seçim kriteri “Kazanç Oranı” ve “Gini İndeksi” ile toplulukta bulunan ağaç sayısı 100, 300, 500, 1000 ve 5000 için analiz sonuçları elde edilmiştir. Bu sonuçlardan oluşturulmuş özet bir tablo, Çizelge 8.23’te verilmiştir

Çizelge 8.23 incelendiğinde özellik seçim kriteri “Kazanç Oranı” ile elde edilen ortalama SD değerlerinin “Gini İndeksine” göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Toplukta bulunan ağaç sayısı artırıldığında farklı rastgele sayı üretici tohum değerleri için özellik seçim kriteri “Kazanç Oranı” ile elde edilen SD sonuçları %85.00’e, “Gini İndeksi” ile elde edilen SD sonuçları %82.50’ye doğru yakınsamaktadır.

Çizelge 8.23. 3B sayısal maksiller alçı modellerinden elde edilen başarı sonuçları

Ağaç Sayısı	Kazanç Oranı ile elde edilen SD (%)	Gini İndeksi ile elde edilen SD (%)
100	85.17	80.50
300	84.75	81.50
500	84.92	80.75
1000	84.92	81.33
5000	85.00	81.58

Çizelge 8.24'te DVM, YSA, NB ve kNN yöntemleriyle elde edilen başarı sonuçları sunulmuştur. DVM için en uygun parametre değerleri; çekirdek fonksiyonu Radyal Tabanlı Fonksiyon, v-DVM tipi ve karmaşıklık sınırı (ν) 0.45 olarak belirlenmiştir. Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno öğrenme algoritması kullanılarak eğitilmiş YSA için en uygun gizli katman sayısı 12, iterasyon sayısı 300 ve düzenleme faktörü 1 olarak seçilmiştir. kNN algoritması için uzaklık ölçütü Öklid ve k değeri 3 olarak tercih edilmiştir. Sonuçlar Orange paket programı ve 10-kat çapraz doğrulama kullanılarak elde edilmiştir.

Çizelge 8.24. 3B sayısal dental modeller kullanılarak farklı makine öğrenmesi yöntemleriyle elde edilen başarı sonuçları

Yöntem	SD (%)	AUC (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Doğru Sınıflandırılmış	
					Kadın	Erkek
DVM	82.50	82.50	90.00	75.00	18	15
YSA	77.50	85.00	85.00	70.00	17	14
NB	80.00	85.00	80.00	80.00	16	16
kNN	77.50	81.25	90.00	65.00	18	13

Çizelge 8.24'te sunulan yöntemlerle elde edilen sonuçlar incelendiğinde en yüksek SD değeri %82.50 ile DVM algoritması kullanılarak elde edilmiştir. RO algoritmasında özellik seçim kriteri "Kazanç Oranı" ile toplulukta bulunan farklı ağaç sayıları ile elde edilen ortalama SD değerleri en az %84.75 en fazla %85.17, ortalama AUC değerleri ise en az %91.75 en fazla %92.50 olarak elde edilmiştir. 3B sayısal dental modeller kullanılarak yapılan cinsiyet tespitinde hem SD değerleri hem de AUC değerleri göz önüne alındığında en başarılı sonuçlar RO algoritması ile elde edilmiştir.

9. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

9.1. Sonuçlar

Bu tez çalışmasında sayısal maksiller alçı modellerinden otomatik cinsiyet tespiti yapabilen iki akıllı sistem tasarlanmıştır. İlk önerilen sistemde, hazırlanmış kontrollü ortamdan alınmış 2B maksiller alçı model görüntüleri ve özellik çıkarım yöntemi olarak GSEM kullanılarak RO algoritması ile cinsiyet tespiti gerçekleştirilmiştir. Önerilen sistem-1’de sunulan bu yöntem, görüntülerin standart olabilmesi için kontrollü ortam kullanılması dezavantajına sahiptir. Önerilen sistem-2’de 3B sayısal dental modeller ve özellik seçim kriteri olarak lokal AKD kullanılarak RO algoritması ile cinsiyeti otomatik olarak belirleyen farklı bir akıllı sistem daha önerilmiştir. Bu sayede kontrollü ortama gerek kalmadan 3B modellerden cinsiyet analizi başarıyla gerçekleştirilmiştir.

Breiman RO algoritması için toplulukta bulunan ağaç sayısını artırmanın algoritmayı daha kararlı bir hale getirdiğini belirtmiştir (Breiman, 2001). Nitekim toplulukta bulunan farklı ağaç sayıları için Bölüm 8.2.1’de ve Bölüm 8.3.1’de verilen çizelgeler incelendiğinde ağaç sayısı arttıkça 30 farklı rassal çalışmada başarı oranlarının bir değere yakınsadığı görülmektedir. Fakat ağaç sayısının artışı algoritmanın daha yavaş çalışmasına neden olmakta ve işlem yükü, sayı artışıyla doğru orantılı olacak şekilde artmaktadır. Bu nedenle ağaç sayısı, işlem yükü göz önüne alınarak seçilmelidir.

Bölüm 8’de sunulan deneysel çalışma sonuçları incelendiğinde 3B sayısal maksiller alçı modelleri ve RO algoritması bölünme kriteri olarak “Kazanç Oranı” kullanıldığında en başarılı sonuçlar elde edildiği görülmektedir. Toplulukta bulunan ağaç sayısı artırıldığında her bir rassal çalıştırmada sonuçlar %85’e yakınsamaktadır.

Diş bilgileri kullanılarak cinsiyeti belirlemek amacıyla literatürde çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Literatür taraması yapıldığında bu alanda yapılan çalışmalarda genellikle elle yapılan ölçüm değerlerinin ve istatistiksel yaklaşımların kullanıldığı gözlemlenmiştir. Bu yöntemlerin dezavantajı ölçüm için ayrı bir zaman ve çaba gerektirmesidir. Diş boyutları popülasyondan popülasyona değiştiği için her popülasyon için ayrı hesaplama yapılmalıdır. Ayrıca elle yapılan ölçümler, ölçüm yapan kişiden kaynaklanan ölçüm hatalarından etkilenmektedir.

Adli diş hekimliği alanında cinsiyet belirleme için kullanılan diğer popüler yöntemlerden biri de frontal sinüslerin kullanıldığı yöntemlerdir (Quatrehomme ve ark., 1996). Sai Kiran ve arkadaşları (Sai Kiran ve ark., 2014b) frontal sinüs indeksinin cinsel dimorfizm için değerli bir araç olduğunu bildirmiştir. Soman ve arkadaşları (Soman ve ark., 2016) erkeklerin frontal sinüs uzunlukları, genişlikleri ve alanlarının ortalama değerlerinin kadınlardan daha büyük olduğunu belirtmişlerdir. Camargo ve arkadaşları (Camargo ve ark., 2007) frontal sinüs morfolojisinin sol alanının cinsiyete karar verme açısından en uygun değişken olduğunu belirtmişlerdir. Michel ve arkadaşları (Michel ve ark., 2015) frontal sinüs hacminde cinsel dimorfizmin var olduğunu bildirmişlerdir.

Frontal sinüslerden faydalanılarak yapılan cinsiyet tespiti yöntemlerinde görüntü alınabilmesi için film cihazı veya CT/CBCT gibi maliyetli cihazlara ihtiyaç vardır. Klinik teşhis için çok faydalı bulunan bu film ve CT/CBCT cihazların kullanılması sonucu hastalar radyasyona maruz kalmaktadır. Bunun dışında vakaların görüntülerinin standart olması önemlidir. Bu yüzden görüntülerin hizalanması gereksinimi vardır. Ayrıca sinüs yapı formu popülasyondan popülasyona farklılık göstermektedir. Bu yüzden her popülasyon için uygun değerlerin belirlenmesi gerekmektedir.

Bu tez çalışmasında sayısal dental modellerinden otomatik cinsiyet tespiti yapan iki sistem önerilmiştir. Frontal sinüslerde olduğu gibi sayısal dental modellerin de standart olması sistemin başarısı için önemlidir. 3B sayısal dental modellerden cinsiyet tespiti için önerilen sistemde İYN algoritması kullanılmaktadır. Bu sayede sayısal dental modeller otomatik hizalanmaktadır.

Sinüs yapı formu gibi diş boyutları da popülasyondan popülasyona farklılık göstermektedir. Bu tez kapsamında önerilen otomatik sistemler her popülasyona uyum sağlamaktadır. Her popülasyon için hızlı ve zahmetsiz bir şekilde cinsiyet tespiti yapılabilmektedir.

9.2. Öneriler

Ortodonti, diş protezi ve birçok diş tedavisinde ilk aşamayı diş modelleme süreci oluşturmaktadır. Model elde etmek için klasik yöntem olan alçı modelleme maddi ve manevi birçok dezavantaja sahiptir. Yanlış ölçü hem zaman, maliyet gibi maddi problemler yanında hasta memnuniyetsizliği gibi birçok sıkıntıya neden olmaktadır. Bunun dışında alçı modellerin saklanması zaman, yer ve maliyet gibi birçok probleme neden olmaktadır. Ayrıca modelin yıpranması, taşınması gibi daha birçok dezavantaja

sahiptir. Alçı modellemenin bahsedilen dezavantajları göz önüne alındığında sayısal modellemeye olan ihtiyaç görülmektedir. Westerlund ve arkadaşları ortodontide sayısal diş modellemenin günlük hayatta kullanımının kaçınılmaz bir hale geldiğini belirtmişlerdir (Westerlund ve ark., 2015).

3B görüntüleme ve modelleme teknolojisinin kullanım alanları giderek artmaktadır. Bunun sebepleri arasında 2B görüntülemeye ortaya çıkan dezavantajları gidermek ve daha gerçekçi analizler yapabilmek yer almaktadır. Ayrıca 3B görüntüleme sayesinde elde edilen derinlik bilgisi analiz ve sınıflandırma için kullanılacak yeni özellikler sağlamaktadır.

Her teknolojik yenilik gibi 3B sayısal diş tarayıcıları da piyasaya ilk çıktığında fiyatlarının yüksek olması dezavantajına sahip olmasına rağmen, sağladığı faydalar sebebiyle, kullanımı hızla yaygınlaşmaktadır. Gelişen teknolojiyle beraber sayısal diş tarayıcıların maliyetlerinin düşeceğini ve sayısal diş modellemenin rutin bir teknik haline geleceğini umuyoruz.

Bu tez çalışması kapsamında 2B ve 3B sayısal dental modellerden otomatik cinsiyet tespiti gerçekleştiren iki farklı sistem tasarlanmıştır. İlerleyen çalışmalarda cinsiyet tespiti için kullanılan diğer yöntemleri (sinüs formu, kemik yapısı vb.) ve sayısal dental modelleri beraber kullanan sistemler tasarlanarak daha başarılı analizler gerçekleştirilebilir.

Bu tez kapsamında gerçekleştirilen çalışma, bilgisayar bilimi, arkeoloji, adli tıp ve diş hekimliği literatürüne katkı sağlayacak, dişlerden cinsiyet tespiti alanında disiplinler arası öncü bir çalışmadır. Gelecek çalışmalarda sayısal dental modellerden yaş, uyruk vb. demografik özelliklerin otomatik tespitini gerçekleştiren sistemler tasarlamayı hedefliyoruz.

KAYNAKLAR

- Abate, A. F., Nappi, M., Riccio, D. ve Sabatino, G., 2007, 2D and 3D face recognition: A survey, *Pattern Recogn. Lett.*, 28 (14), 1885-1906.
- Ahmed, N., Natarajan, T. ve Rao, K. R., 1974, Discrete cosine transform, *IEEE Trans. Comput.*, C-32, 90-93.
- Ahuja, P. ve Manchanda, A., 2009, Application of oral hard and soft tissue structures in sex determination, *Internet J. Forensic Sci.*, 4 (2).
- Akça, D., 2004, A new algorithm for 3D surface matching, *20th ISPRS Congress*, 960-965.
- Akman, M., 2010, Veri madenciliğine genel bakış ve random forest yönteminin incelenmesi: Sağlık alanında bir uygulama, Yüksek Lisans Tezi, *Ankara Üniversitesi*, Ankara, Türkiye.
- Aksoy, G., 2017, Diş anatomisi ve fizyolojisi, http://dent.ege.edu.tr/dosyalar/kaynak/115_daf/50.pdf: [21.02.2017].
- Aktaş, K., 2007, Bir cismin 2-boyutlu resimlerinden 3-boyutlu modelinin üretilmesi, Yüksek Lisans Tezi, *Süleyman Demirel Üniversitesi*, Isparta, Türkiye.
- Al-Khatib, A. R., Rajion, Z. A., Masudi, S. M., Hassan, R., Anderson, P. J. ve Townsend, G. C., 2011, Tooth size and dental arch dimensions: a stereophotogrammetric study in Southeast Asian Malays, *Orthod. Craniofac. Res.*, 14, 243-253.
- Al-Sehaibany, F., 2011, Analysis of maxillary anterior teeth and various facial dimensions among adolescents in Riyadh, Saudi Arabia, *J. Pak. Dent. Assoc.*, 20 (2), 67-72.
- Anand, V., Govila, V. ve Gulati, M., 2012, Correlation of gingival tissue biotypes with gender and tooth morphology: A randomized clinical study, *Indian J. Dent.*, 3 (4), 190-195.
- Arun, K. S., Huang, T. S. ve Blostein, S. D., 1987, Least-squares fitting of two 3-D point sets, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, PAMI-9 (5).
- Atalar, M., 2008, Görüntü dizilerindeki artıklıkların işlenmesi, Yüksek Lisans Tezi, *Gazi Üniversitesi*, Ankara, Türkiye.
- Atasever, Ü. H., 2011, Uydu görüntülerinin sınıflandırılmasında hızlandırma (boosting), destek vektör makineleri, rastgele orman (random forest) ve regresyon ağaçları yöntemlerinin kullanılması, Yüksek Lisans Tezi, *Erciyes Üniversitesi*, Kayseri, Türkiye.
- Bakkannavar, S. M., Manjunath, S., Nayak, V. C. ve Pradeep Kumar, G., 2015, Canine index – A tool for sex determination, *Egypt J. Forensic. Sci.*, 5, 157-161.

- Besl, P. J. ve McKay, N. D., 1992, A method for registration of 3-D shapes, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 14 (2), 239-256.
- Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R. ve Stone, C., 1984, Classification and Regression Trees, *Monterey, CA*, Wadsworth and Brooks.
- Breiman, L., 1996, Bagging predictors, *Machine Learning*, 24, 123–140.
- Breiman, L., 2001, Random forests, *Machine Learning*, 45 (1), 5-32.
- Breiman, L. ve Cutler, A., 2016, Random forests, https://www.stat.berkeley.edu/~breiman/RandomForests/cc_home.htm: [17.10.2016].
- Camargo, J. R., Daruge, E., Prado, F. B., Caria, P. H. F., Alves, M. C., Silva, R. F. ve Daruge, J. E., 2007, The frontal sinus morphology in radiographs of Brazilian subjects: its forensic importance, *Braz. J. Morphol. Sci.*, 24 (4), 239-243.
- Cortes, C. ve Vapnik, V., 1995, Support vector machine, *Mach. Learn.*, 20, 273-297.
- Cover, T. M. ve Hart, P. E., 1967, Nearest neighbor pattern classification, *IEEE Transactions on Information Theory*, 13, 21–27.
- Curless, B., 2000, SIGGRAPH 2000 course on 3D photography, www.cs.cmu.edu/~seitz/course/Sigg00/notes.html: [21.02.2017].
- Demirci, D. A., 2007, Destek vektör makîneleri ile karakter tanıma, Yüksek Lisans Tezi, *Yıldız Teknik Üniversitesi*, İstanbul, Türkiye.
- Eggert, D. W., Lorusso, A. ve Fisher, R. B., 1997, Estimating 3-D rigid body transformations: a comparison of four major algorithms, *Mach. Vis. Appl.*, 9, 272-290.
- Eichkitz, C. G., Amtmann, J. ve Schreilechner, M. G., 2013, Calculation of grey level co-occurrence matrix-based seismic attributes in three dimensions, *Computers & Geosciences*, 60, 176-183.
- Ekenel, H. K. ve Stiefelhagen, R., 2005, Local appearance based face recognition using discrete cosine transform. 13th European Signal Processing Conference Antalya, Turkey.
- Ekenel, H. K., Gao, H. ve Stiefelhagen, R., 2007, 3-D face recognition using local appearance-based models, *IEEE Trans. Inf. Forensic Secur.*, 2 (3), 630-636.
- Fawcett, T., 2006, An introduction to ROC analysis, *Pattern Recognit. Lett.*, 27 (8), 861-874.
- Fix, E. ve Hodges, J. L., 1951, Discriminatory analysis, nonparametric discrimination: Consistency properties, *USAF School of Aviation Medicine, Randolph Field, Texas*.

- Forster, C. M., Sunga, E. ve Chung, C.-H., 2008, Relationship between dental arch width and vertical facial morphology in untreated adults, *Eur. J. Orthod.*, 30, 288-294.
- Freund, Y. ve Schapire, R. E., 1996, Experiments with a new boosting algorithm, *Proceedings of the Thirteenth International Conference on Machine Learning (ICML 1996)*, 148-156.
- Garn, S. M., Cole, P. E., Wainwright, R. L. ve Guire, K. E., 1977, Sex discriminatory effectiveness using combinations of permanent teeth, *J. Dent. Res.*, 56 (6), 697.
- Geurts, P., Ernst, D. ve Wehenkel, L., 2006, Extremely randomized trees, *Mach. Learn.*, 63 (1), 3-42.
- Gupta, J. ve Daniel, M., 2016, Crown size and arch width dimension as an indicator in gender determination for a Puducherry population, *J. Forensic Dent. Sci.*, 8 (3), 120.
- Günlü, G., 2010, 3 boyutlu Ayrık Kosinüs Dönüşümü tabanlı yüz bulma ve tanıma, Doktora Tezi, *Gazi Üniversitesi*, Ankara, Türkiye.
- Han, J., Kamber, M. ve Pei, J., 2012, Data mining: Concepts and techniques, *USA*, Morgan Kaufmann.
- Haralick, R. M., Shanmugam, K. ve Dinstein, I. H., 1973, Textural features of image classification, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 3, 610-621.
- Hasanreisoglu, U., Berksun, S., Aras, K. ve Arslan, I., 2005, An analysis of maxillary anterior teeth: facial and dental proportions, *J. Prosthet Dent.*, 94 (6), 530-538.
- Ho, T. K., 1998, The random subspace method for constructing decision forests, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20 (8), 832-844.
- Horn, B. K. P., 1987, Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions, *J. Opt. Soc. Am. A*, 4 (4), 629-642.
- Horn, B. K. P., Hilden, H. M. ve Negadharipour, S., 1988, Closed-form solution of absolute orientation using orthonormal matrices, *J. Opt. Soc. Am. A*, 5, 1127-1135.
- Horvath, S. D., Wegstein, P. G., Lüthi, M. ve Blatz, M. B., 2012, The correlation between anterior tooth form and gender- A 3D analysis in humans, *Eur. J. Esthet. Dent.*, 7 (3).
- İğneli, A., 2017, Ağız ve diş anatomisi giriş http://www.aysunigneli.com/agiz_dis_eti_dil_cene_anatomisi1.html [21.02.2017].
- Iqbal, R., Zhang, S. ve Mi, C., 2015, Reliability of mandibular canine and mandibular canine index in sex determination: A study using Uyghur population, *J. Forensic. Leg. Med.*, 33, 9-13.

- İşcan, M. Y. ve Kedici, P. S., 2003, Sexual variation in bucco-lingual dimensions in Turkish dentition, *Forensic Sci. Int.*, 137, 160-164.
- Karaman, F., 2006, Use of diagonal teeth measurements in predicting gender in a Turkish population, *J. Forensic Sci.*, 51 (3), 630-635.
- Kaushal, S., Patnaik, V. V. G. ve Agnihotri, G., 2003, Mandibular canines in sex determination, *J. Anat. Soc. India*, 52 (2), 119-124.
- Kavzoğlu, T. ve Çölkesen, İ., 2010, Destek vektör makineleri ile uydu görüntülerinin sınıflandırılmasında kernel fonksiyonlarının etkilerinin İncelenmesi, *Harita Dergisi*, 144, 73-82.
- Kearns, M., 1988, Thoughts on hypothesis boosting, <https://www.cis.upenn.edu/~mkearns/papers/boostnote.pdf>: [21.02.2017].
- Khayam, S. A., 2003, The Discrete Cosine Transform (DCT): Theory and application, http://www.lokminglui.com/DCT_TR802.pdf: [21.02.2017].
- Kolte, R., Kolte, A. ve Mahajan, A., 2014, Assessment of gingival thickness with regards to age, gender and arch location, *J. Indian Soc. Periodontol.*, 18 (4), 478-481.
- KulezProtez, 2017, Kulez protez laboratuvarı anatomi, www.kulezprotez.com.tr/yayinlar/Anatomi/Anatomi.DOC: [03.07.2017].
- Lakhanpal, M., Gupta, N., Rao, N. C. ve Vashisth, S., 2013, Tooth dimension variations as a gender determinant in permanent maxillary teeth, *JSM Dent.*, 1 (1).
- Larusso, A., Eggert, D. W. ve Fisher, R. B., 1995, A Comparison of four algorithms for estimating 3-D rigid transformations, *British Machine Vision Conference* 237-246.
- Louly, F., Nouer, P. R. A., Janson, G. ve Pinzan, A., 2011, Dental arch dimensions in the mixed dentition: a study of Brazilian children from 9 to 12 years of age, *J. Appl. Oral Sci.*, 19 (2), 169-174.
- Maheshkar, V., Kamble, S., Agarwal, S. ve Srivastava, V. K., 2012, DCT-based reduced face for face recognition, *Int. J. Inf. Technol. Knowl. Manage.*, 5 (1), 97-100.
- Makinen, E. ve Raisamo, R., 2008, An experimental comparison of gender classification methods, *Pattern Recogn. Lett.*, 29, 1544-1556.
- Michel, J., Paganelli, A., Varoquaux, A., Piercecchi-Marti, M. D., Adalian, P., Leonetti, G. ve Dessi, P., 2015, Determination of sex: interest of frontal sinus 3D reconstructions, *J. Forensic Sci.*, 60 (2), 269-273.
- Mitchell, T. M., 1997, Machine learning, *New York*, McGraw-Hil.

- Moghaddam, B. ve Yang, M.-H., 2000, Gender classification with support vector machines, *IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition Grenoble*, 306-311.
- Monali, C., Pritam, P., Tapan, M. ve Kajal, D., 2011, Gender determination: A view of forensic odontologist, *Indian J. Forensic Med. Path.*, 4 (4), 147-151.
- Muller, M., Lepi-Pegurier, L., Quatrehomme, G. ve Bolla, M., 2001, Odontometrical method useful in determining gender and dental alignment, *Forensic Sci. Int.*, 121, 194-197.
- Müller, H. P., Heinecke, A., Schaller, N. ve Eger, T., 2000, Masticatory mucosa in subjects with different periodontal phenotypes, *J. Clin. Periodontol.*, 27, 621–626.
- Nagesh, K. S., Iyengar, A. S., Kapila, R. ve Mehkri, S., 2011, Sexual Dimorphism in human mandibular canine teeth: A radiometric study, *J. Indian Acad. Oral Med. Radiol.*, 23 (1), 33-35.
- Nelson, S. J. ve Ash, M. M., 2009, Wheeler's dental anatomy, physiology, and occlusion, Elsevier Health Sciences.
- Opitz, D. ve Maclin, R., 1999, Popular ensemble methods: An empirical study, *Journal of Artificial Intelligence Research*, 11, 169-198.
- Ölmez, S. ve Dogan, S., 2011, Comparison of the arch forms and dimensions in various malocclusions of the Turkish population, *Open J. Stomatol.*, 1, 158-164.
- Parekh, D. H., Patel, S. V., Zalawadia, A. Z. ve Patel, S. M., 2012, Odontometric study of maxillary canine teeth to establish sexual dimorphism in Gujarat population, *Int. J. Biol. Med. Res.*, 3 (3), 1935–1937.
- Peckmann, T. R., Logar, C., Garrido-Varas, C. E., Meek, S. ve Pinto, X. T., 2016, Sex determination using the mesio-distal dimension of permanent maxillary incisors and canines in a modern Chilean population, *Sci. Justice*, 56 (2), 84-89.
- Quatrehomme, G., Fronty, P., Sapanet, M., Grevin, G., Bailet, P. ve Ollier, A., 1996, Identification by frontal sinus pattern in forensic anthropology, *Forensic Sci. Int.*, 83, 147-153.
- Rai, B. ve Anand, S., 2007, Gender determination by diagonal distances of teeth, *Internet J. Biol. Anthropol.*, 1 (1).
- Rao, N. G., Rao, N. N., Pai, L. ve Kotian, M. S., 1989, Mandibular canine index - A clue for establishing sex identity, *Forensic Sci. Int.*, 42, 249-254.
- Russell, S. J. ve Norvig, P., 1995, Artificial intelligence a modern approach, *New Jersey*, Prentice Hall.
- Sai kiran, C., Khaitan, T., Ramaswamy, P., Sudhakar, S., Smitha, B. ve Uday, G., 2014a, Role of mandibular canines in establishment of gender, *Egypt J. Forensic. Sci.*, 4 (3), 71-74.

- Sai Kiran, C., Ramaswamy, P. ve Khaitan, T., 2014b, Frontal sinus index – A new tool for sex determination, *J. Forensic Radiol. Imaging*, 2, 77-79.
- Salomon, D., 2007, Data compression, *London*, Springer-Verlag.
- Sathyamoorthy, D., 2013, Analysis of surface textures of physiographic features extracted from multiscale digital elevation models via grey level co-occurrence matrix, *Journal of Geodesy and Geoinformation*, 2 (1), 59-69.
- Schwerin, B. ve Paliwal, K., 2008, Local-DCT features for facial recognition, *2nd International Conference on Signal Processing and Communication Systems* Gold Coast, Australia.
- Shin, Y.-s., 2006, Gender identification on the teeth based on principal component analysis representation, *Lect. Notes Comput. Sci.*, 4069, 300-304.
- Simpson, W., 2006, Appendix A: The Discrete Cosine Transform, <http://www.globalspec.com/reference/40310/203279/appendix-a-the-discrete-cosine-transform>: [02.08.2017].
- Singh, S., Kumar, V. ve Verma, H. K., 2007, Optimization of block size for DCT-based medical image compression, *J. Med. Eng. Technol.*, 31 (2), 129-143.
- Smith, S. W., 1999, The scientist and engineer's guide to digital signal processing, *San Diego, California*, California Technical Publishing.
- Soman, B. A., Sujatha, G. P. ve Lingappa, A., 2016, Morphometric evaluation of the frontal sinus in relation to age and gender in subjects residing in Davangere, Karnataka, *J. Forensic Dent. Sci.*, 8 (1), 57.
- Suazo, G. I., Cantín, L. M., López, F. B., Sandoval, M. C., Torres, M. S., Gajardo, R. P. ve Gajardo, R. M., 2008, Sexual dimorphism in mesiodistal and bucolingual tooth dimensions in Chilean people, *Int. J. Morphol.*, 26 (3), 609-614.
- Toprak, Ö. K., 2013, Diş kök geçişiminin cinsiyet tayininde kullanılabilirliği, Bitirme Tezi, *Ege Üniversitesi*, İzmir, Türkiye.
- TurkuazDental, 2016, Dentalwings, http://www.turkuazdental.com/download/pdf/dw_brochure_o.pdf: [03.03.2016].
- Umbaugh, S. E., 1998, Computer vision and image processing, *New Jersey*, Prentice Hall.
- Vandana, K. L. ve Savitha, B., 2005, Thickness of gingiva in association with age, gender and dental arch location, *J. Clin. Periodontol.*, 32, 828-830.
- Vodanović, M., Demo, Ž., Njemirovskij, V., Keros, J. ve Brkić, H., 2007, Odontometrics: a useful method for sex determination in an archaeological skeletal population?, *J. Archaeol. Sci.*, 34 (6), 905-913.
- Walker, M. W., Shao, L. ve Volz, R. A., 1991, Estimating 3-D location parameters using dual number quaternions, *CVGIP: Imag. Understan.*, 54 (3), 358-367.

- Westerlund, A. G., Tancredi, W., Ransjo, M., Bresin, A., Psonis, S. ve Torgersson, O., 2015, Digital casts in orthodontics: a comparison of 4 software systems, *Am. J. Orthod. Dentofacial Orthop.*, 147 (4), 509-516.
- Widanagamaachchi, W. N. ve Dharmaratne, A. T., 2008, 3D face reconstruction from 2D images, *Computing: Techniques and Applications, 2008. DICTA '08. Digital Image*, Canberra, Australia, Australia, 365-371.
- Zirahei, J. V., Amaza, D. S., Hamman, L. L., Jacks, T. W., Kwabwugge, Y. A., Quagar, J. T. ve Sule-Out, K., 2013, Sexual dimorphism in maxillary canine teeth among students of Kogi State Polytechnic, Nigeria, *IOSR J. Dent. Med. Sci.*, 11 (5), 45-48.



EKLER**EK-1. Etik kurul onayı**

NECMETTİN ERBAKAN ÜNİVERSİTESİ DIŞ HEKİMLİĞİ FAKÜLTESİ
GİRİŞİMSEL OLMAYAN KLİNİK ARAŞTIRMALAR ETİK KURULU

Sayı: 2015/002

12.03.2015

Sayın Prof.Dr. Ahmet ARSLAN

Necmettin Erbakan Üniversitesi Diş Hekimliği Fakültesi Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar Etik Kurulu'nun 11.03.2015 tarihinde yapılan 2015/002 sayılı toplantısında yürütücüsü olduğunuz "Görüntü işleme ile ağız bölgesinden özellik çıkarımı ve analiz" başlıklı projenin bilimsel etik açıdan uygun olduğuna karar verildi.

Saygılarımla.

Doç. Dr. Ali Rıza TUNÇDEMİR

NEÜ Diş Hekimliği Fakültesi

Girişimsel Olmayan Klinik Araştırmalar

Etik Kurul Bşk.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Betül UZBAŞ
Uyruğu : T.C.
Doğum Yeri ve Tarihi : Gebze / 02.02.1989
Telefon : 0332 223 1993
e-mail : betulakkoc@selcuk.edu.tr

EĞİTİM

Derece	Adı, İlçe, İl	Bitirme Yılı
Lise	Özel Envar Lisesi, Selçuklu, Konya	2005
Üniversite	Selçuk Üniversitesi, Mühendislik Mimarlık Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Selçuklu, Konya	2010
Yüksek Lisans	Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği A.B.D., Selçuklu, Konya	2012
Doktora	Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği A.B.D., Selçuklu, Konya	2017

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görevi
2011-Devam ediyor.	Selçuk Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü	Arş.Gör.
2009-2010	Selçuk Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü	Öğrenci Asistan
2008-2009	Selçuk Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü	Öğrenci Asistan

UZMANLIK ALANI

Görüntü İşleme, Makine Öğrenmesi, Yapay Zekâ

YABANCI DİLLER

İngilizce

YAYINLAR

B. Akkoç, A. Arslan, H. Kök, 2017, " Automatic gender determination from 3D digital maxillary tooth plaster models based on the random forest algorithm and discrete cosine transform", Computer Methods and Programs in Biomedicine, vol:143, 59-65. doi: 10.1016/j.cmpb.2017.03.001 (SCI)

B. Akkoç, A.Arslan,“ Discrete Cosine Transform Based Automatic Gender Determination from Face Images”, International Conference on Engineering and Natural Sciences (ICENS 2016), Sarajevo, Bosnia and Herzegovina, 24-28 May 2016.

B. Akkoç, A. Arslan, H. K k, 2016, "Gray level co-occurrence and random forest algorithm-based gender determination with maxillary tooth plaster images", Computers in Biology and Medicine, vol:73, 102-107. doi:10.1016/j.combiomed.2016.04.003 (SCI)

B. Akkoç, A.Arslan,“Gender Determination from Regions of the Face”, International Conference on Engineering and Natural Sciences (ICENS 2015), Skopje, Macedonia, 15-19 May 2015.

B. Akkoç, A. Arslan, "Automatic Emotional Expression Analysis from Eye Area", Proc. SPIE 9445, Seventh International Conference on Machine Vision (ICMV 2014), Milano, ITALY, 19-21 November 2014. doi:10.1117/12.2180875.

B. Akkoç, A. Arslan, 2013, "The Bayesian Network Builder The Application Software that Devoloped to Construction of Bayesian Network and Make Inference", International Journal on Advances in Computing and Communication Technologies IJACCT (ISSN: 2321-3078), (3)1, 18-21. (Bu makale ICCSEE konferansında s zli olarak sunulmuştur.)

B. Akkoç, A. Arslan, "The Bayesian Network Builder The Application Software that Devoloped to Construction of Bayesian Network and Make Inference", ICCSEE 2013, Dubai, UAE, 16-17 November, 2013. (Bu bildiri IJACCT dergisinde yayınlanmıştır.)

B. Akkoç, E.  lker, A. Arslan, "Yapay Sinir Ađlarıyla Dudak Őekillerinden Otomatik Duygusal İfade Analizi", 21. IEEE Sinyal İřleme ve İletiřim Uygulamaları Kurultayı, SİU 2013, Girne, KKTC, 24-26 Nisan 2013.