

T.C.
İSTANBUL OKAN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

Berkay AKKUŞ

GÖRÜNTÜ İŞLEME YÖNTEMİ KULLANILARAK ARKEOLOJİK
BULGULAR ÜZERİNDE PİŞME SEVİYE TESPİTİ

DANIŞMAN
Prof. Dr. Semih Bilgen

İstanbul, Kasım 2022

T.C.
İSTANBUL OKAN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

Berkay AKKUŞ
(193001006)

GÖRÜNTÜ İŞLEME YÖNTEMİ KULLANILARAK ARKEOLOJİK
BULGULAR ÜZERİNDE PİŞME SEVİYE TESPİTİ

DANIŞMAN
Prof. Dr. Semih Bilgen

İstanbul, Kasım 2022

T.C.
İSTANBUL OKAN ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

Berkay AKKUŞ
(193001006)

GÖRÜNTÜ İŞLEME YÖNTEMİ KULLANILARAK ARKEOLOJİK
BULGULAR ÜZERİNDE PİŞME SEVİYE TESPİTİ

Tezin Enstitüye Teslim Edildiği Tarih :26/11/2022

Tezin Savunulduğu Tarih :20/10/2022

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Semih BİLGEN _____
(İstanbul Okan Üniversitesi)
Diğer Jüri Üyeleri : Prof. Dr. Emin Erkan KORKMAZ _____
(Yeditepe Üniversitesi)
Prof. Dr. Bekir Tefvîk AKGÜN _____
(İstanbul Okan Üniversitesi)

İstanbul, Kasım 2022

ÖNSÖZ

Yüksek lisans tezimin planlanması ve yürütülmesi sürecinde bilgi ve deneyimiyle değerli katkılar sunan ve çalışmama destek olan değerli danışman hocam Sayın Prof. Dr. Semih BİLGEN'e,

Kullanılan testi parçalarının pişme seviyeleri hakkında gerekli tüm bilgilere ulaşabilmemi sağlayan ve uzman görüşleri olarak tez içerisinde belirtilen Doç.Dr. Erkan KONYAR ve tüm ekibine;

Tez çalışmasında kullanılan arkeolojik buluntuların pişme seviyeleri üzerinde araştırmalarını benden esirgemeyen ve sonuna kadar çalışma boyunca tüm sorularıma büyük bir öğretme hevesiyle her defasında cevapsız bırakmayan Arş.Gör. SERAP ERDOĞAN'a,

Sadece eğitim ve öğretim hayatımda değil, tüm yaşamım boyunca desteklerini ve sevgilerini her zaman hissettiğim çok değerli ANNEM ve BABAMA Sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ	ii
İÇİNDEKİLER	iii
ÖZET.....	vi
ABSTRACT	vii
KISALTMALAR	viii
ŞEKİL LİSTESİ	ix
TABLO LİSTESİ	xii
BÖLÜM 1 GİRİŞ.....	1
BÖLÜM 2 LİTERATÜR	5
2.1. Yapılan Çalışmalar	5
2.1.1. Görüntü Bölütleme Yöntemleri.....	5
2.1.2. Renk Uzay Dönüşümleri	11
2.1.3. Görüntü Sınıflandırma Yöntemleri	14
2.2. Yapay Sinir Ağları ve Kural Tabanlı Sınıflandırma.....	19
2.3. Bölütleme.....	21
BÖLÜM 3 MATERYAL VE YÖNTEM	23
3.1. MATERYAL	23
3.1.1. Veri Seti	23
3.1.2. MATLAB	24
3.2. YÖNTEM	25
3.2.1. Görüntünün Sayısallaştırılması	25
3.2.2. İlgi Bölgesi (ROI)	26
3.2.3. Veri Setinin Arttırılması	29
3.2.3.1. Görsellerin Farklı Açılardan Kaydedilmesi.....	30
3.2.3.2. Veri Arttırma (Data Augmentation) Yöntemi	30
3.2.4. İlgi Bölgesinin Grid (Izgara) Sistemine Dönüşümü.....	32
3.2.5. İlgi Bölgesi İçerisinden Seçim Dışı Kalan Alanların Çıkarılması	35
3.2.6. Görsellerin Uzunluk ve Genişlik Değerlerinin Eşitlenmesi.....	39

3.2.7. RGB – CIE L*a*b Renk Uzayı Dönüşümü	40
3.2.8. K-means Kümeleme Yöntemi ile Görüntü Bölütlemesi	41
3.2.9. Komşu Piksellerin Küme Farklılık Oranı Tespiti.....	45
3.2.9.1. Evrişim (Konvolüsyon) yöntemi	45
3.2.9.2. İç İçe Döngü Yöntemi	48
3.2.10. Karar Ağacı Sınıflandırma Algoritması	55
3.3. Doğruluk Değerlendirmesi	60
BÖLÜM 4 BULGULAR	62
BÖLÜM 5 TARTIŞMA VE SONUÇ	78
5.1. Tartışma.....	81
5.2. Sonuç	83
KAYNAKÇA	84
EKLER.....	89
Ek-1a	89
Ek-1b	93
Ek-1c	97
Ek-1d	101
Ek-2a	105
Ek-2b.....	108
Ek-2c.....	111
Ek-2d.....	114
Ek-2e.....	117
Ek-3a.....	122
Ek-3b	125

ÖZET

GÖRÜNTÜ İŞLEME YÖNTEMİ KULLANILARAK ARKEOLOJİK BULGULAR ÜZERİNDE PİŞME SEVİYE TESPİTİ

Arkeoloji biliminde kazılar sonucunda elde edilen testilerin içerisinde saklanan maddelerin tahmini, o dönemde yaşamış insanların yaşam biçimleri, testinin bulunduğu dönemin iklim koşulları gibi birçok konu hakkında bilgi vermektedir. Testi içerisinde saklanan maddenin tahmini için bize en çok yardım eden bilgi ise bulunan testinin pişme seviyesidir. Klasik yöntemlerde tespit için sıklıkla uzman tecrübesinden yararlanılmaktadır. Dolayısıyla bu yöntemin düşük güvenilirlik, düşük verimlilik ve büyük miktarda öznellik gibi eksiklikleri bulunmaktadır. Bu tez çalışmasında arkeolojik kazılar sonucunda elde edilmiş testi parçaları üzerinde çeşitli görüntü işleme teknikleri kullanılarak testilerin kırık parçalarının renk farklılıklarını tespit edilmesini sağlayan ve daha sonrasında testileri belirli sınıflara ayıran bir yazılım geliştirilmiştir. Tez kapsamında hazırlanan yazılım ile kırık testi parçaları üzerinde istenilen alanı kullanabilmek için kullanıcının görüntüler üzerinde özgürce çizim yapmasına olanak sağlayan bir arayüz geliştirilmiştir. İlgili bölge adı verilen bu yeni görseller üzerinde renk uzayı dönüşümü yapılmış ve test parçalarının farklı ışıklandırmalar altında kaydedilmesi nedeniyle oluşabilecek renk farklılıkları ortadan kaldırılmıştır. K-means kümeleme algoritması kullanılarak, ilgili bölge hazırlanan görseller üzerinde bulunan her pikselin renk değerleri incelenerek renk kümeleri oluşturulmuştur. Her pikselin hangi kümeye ait olduğunun tespiti sonrasında tüm piksellerin sekiz komşu pikseli ile karşılaştırılmasını sağlayan bir döngü geliştirilmiştir. Çalışmalar sonucunda komşu pikselleri ile farklı bir kümeye ait olan piksel sayısı değeri yüksek olan testilerin genelde pişme seviyesi yüksek olan testiler olduğu görülmüştür. Elde edilen sonuçlar ve uzman görüşleri kullanılarak bir eğitim seti oluşturulmuştur. Sınıflandırma yöntemlerinden karar ağacı algoritması kullanılmış, oluşturulan eğitim ve test veri setleri ile testilerin uygun sınıfa aktarılması hedeflenmiştir. Yapılan çalışma sonucunda geliştirilen yazılım ile testiler üzerinde pişme seviyesi tespitinde 78,57% gibi bir başarı oranı elde edildiği gösterilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Görüntü işleme, kümeleme, k-means, arkeoloji, görüntü bölütleme
Tarih: 24.11.2022

ABSTRACT

BAKING LEVEL DETERMINATION ON ARCHEOLOGICAL ARTIFACTS USING IMAGE PROCESSING

Determination of the material stored in archeological artifacts provides information on lifestyles and climate conditions of the period to which they belong. The level of baking of a container provides the most valuable piece of information about what was stored in it. Traditionally, expert opinion has been the most common way of this determination, often leading to low reliability and subjectiveness. In the present study, software has been developed to apply image processing techniques on archeological findings to classify them according to their level of baking. A user interface allowing freehand definition of a region of interest (RoI) has been developed. On the RoI, colour space transformation has been applied to overcome deviations that may arise due to pictures taken under different lighting conditions. Colour K-means algorithm is used for clustering pixels in the RoI. Based on experts' evaluations, it has been observed that samples with a high number of pixels in different clusters with neighbouring pixels have a high level of baking. A training set of samples thus prepared has been used to apply a decision tree algorithm on test data, achieving an accuracy level of 78,57%.

Keywords: Image processing, clustering, k-means, archaeology, image segmentation

Date: 24.11.2022

KISALTMALAR

ANN	: Artificial Neural Network (Yapay Sinir Ağları)
C	: Celsius (Santigrat)
CIE	: Commission Internationale de l'Eclairage (Uluslararası Aydınlatma Komisyonu)
CNN	: Convolution Neural Network (Konvolüsyonel Sinir Ağları)
DT	: Decision Tree (Karar Ağacı)
FCM	: Fuzzy C-means (Bulanım C-means)
JPEG	: Joint Photographic Experts Group (Birleşik Fotoğraf Uzmanları Grubu)
K-NN	: K-Nearest Neighbors (K-En Yakın Komşu)
L	: lightness (Parlaklık)
MATLAB	: Matrix Laboratory (Matris Laboratuvarı)
MHz	: Megahertz
MP	: Megapixel (Megapiksel)
MRF	: Markov Random Field (Markov rastgele alan)
RGB	: Red, Green, Blue (Kırmızı, Yeşil, Mavi)
ROI	: Region of Interest (İlgi Bölgesi)
SVM	: Support Vector Machine (Destek Vektör Makine)

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1. (a), (d), (g) Orijinal Görüntü; (b), (e), (h) Etiketli Görüntü; (c), (f), (i) Öklid Hesaplamalı K-Means Çıktı Görüntü (Bayram ve Nabiye, 2020).....	7
Şekil 2.2. Görüntüye Watershed Algoritması Uygulanışı (Karhan vd, 2015).....	9
Şekil 2.3. Beyinin; (a) MR Görüntüsü, (b) Kestirilen Görüntüsünün Tersini.....	9
Şekil 2.4. a) Orijinal Görüntü, b) K-Means Algoritmasının Oluşturduğu Renk Kümeleri (Aba, 2014)	11
Şekil 2.5. a) Meyvenin Orijinal Görüntüsü, b) Gri Seviyeye Dönüştürülmüş Görsel Üzerinde Uygulanan Kümeleme İşlemi, c) CIE L*A*B Renk Formatına Dönüştürülmüş Görsel Üzerinde Uygulanan Kümeleme İşlemi (Pham ve Ryong, 2015).	12
Şekil 2.6. Yumurta ve Zeminden Ayrılmış Yumurta Görüntüsü (Öztürk ve Gangal, 2014).	13
Şekil 2.7. Kenar Bulma Yönteminin Örnek Bir Uygulaması (WEB_1, 2018).....	15
Şekil 2.8. Yumuşak Karar Ağacı Yöntemiyle Oluşturulmuş Bir Yapı Örneği (Wozniak ve Połap, 2020).	16
Şekil 2.9. a) Orijinal Yaprak Görüntüsü b) K-Means Algoritması İle Renk Değerlerine Göre Kümelere Ayrılmış Yaprak Görüntüsü (Nandhini ve Bhavani, 2020)..	18
Şekil 2.10. Sınıflandırma Yöntemleri Arasında Başarı Oranı Karşılaştırılması (Nandhini ve Bhavani, 2020).....	18
Şekil 3.1. Örnek Testi Görüntüleri.....	24
Şekil 3.2. İlgi Alanı Belirlenmesi.....	26
Şekil 3.3. Görsel Üzerinden Serbest Çizim Yapılması a) Ekrana Yansıtılan Görsel b) Seçim Sonrası Oluşan Görüntü.....	28
Şekil 3.4. Oluşturulan Yeni İlgi Bölgesinin Ekran Görüntüsü.....	29
Şekil 3.5. a) ilgi bölgesi alınmış görsel b) sol doku parçası c) sağ doku parçası.....	30
Şekil 3.6. a) ilgi bölgesi alınmış görsel b-c) ilgi bölgesi alınan görsel üzerinde rastgele 360 derece açı ile döndürülen iki ayrı görsel.	32
Şekil 3.7. Genişlik ve Uzunluk Değerleri Bilinen Görselin İki Boyutlu Grid Sistemine Dönüşümü ve Örnek Koordinat Gösterimi.	33
Şekil 3.8. X1 Ve X2 İki Boyutlu Dizileri Kullanılarak Oluşturulan Grid Yapının Örnek Bir	

Bölümü.....	35
Şekil 3.9. Örnek “Position” Değişkeninin Variables Alanında Oluşan Görüntüsü.....	36
Şekil 3.10. a) Koordinat Değerleri Ile Oluşan Grafik Yapısı, b) Mesafeler Kullanılarak Oluşan Grafik Yapısı.	37
Şekil 3.11. İlgi Bölgesi İçerisinden Kullanıcın Seçmediği Bölümlere Siyah Renk Atanması.....	39
Şekil 3.12. K-Means Kümeleme Adımları.....	42
Şekil 3.13. K-Means Algoritmasının Akış Şeması.	43
Şekil 3.14. Örnek Bir Bölümü Verilmiş “pixel_labels” Dizisinin Variables Alanında Oluşan Görüntüsü.....	45
Şekil 3.15. “pixel_labels” Değişkeninin Ekran Görüntüsü.....	45
Şekil 3.16. Evrişim Uygulama Yöntemi Yöntem 1 (Çavuşlu, 2021).....	47
Şekil 3.17. Evrişim Uygulama Yöntemi Yöntem 2 (Çavuşlu, 2021).....	47
Şekil 3.18. Komşu Pikseller Ile Olan Küme Değişim Oran Tespitinin Akış Şeması.....	49
Şekil 3.19. Örnek Bir Bölümü Verilmiş “komsudegisimorani” Dizisinin Variables Alanında Oluşan Görüntüsü.	52
Şekil 3.20. Örnek Karar Ağacı Yapıları (Freund ve Mason, 1999).....	56
Şekil 3.21. View Komutu Kullanılarak Ekran Yansıtılan Karar Ağacı Algoritması.	58
Şekil 3.22. Tahmin Değişkeninin Editor Alanındaki Gösterimi.	59
Şekil 4.1. a) Pişme Seviyesi Yüksek Testi Örneği, b) İlgi Bölgesinin Belirlenmesi, c) Çalışmada Kullanılacak İlgi Bölgesi.	62
Şekil 4.2. a) Pişme Seviyesi Düşük Testi Örneği, b) İlgi Bölgesinin Belirlenmesi, c) Çalışmada Kullanılacak İlgi Bölgesi.	63
Şekil 4.3. a) Pişme Seviyesi Düşük Testi Üzerinden Alınan İlgi Bölgesi, b) CIE L*A*B Renk Formatına Dönüşmüş İlgi Bölgesinin Renklerine Göre Kümeleme Algoritması Çıktısı, c) RGB Renk Formatına Dönüşmüş İlgi Bölgesinin Renklerine Göre Kümeleme Algoritması Çıktısı	63
Şekil 4.4. a) Pişme Seviyesi Yüksek Testi Üzerinden Alınan İlgi Bölgesi, b) CIE L*A*B Renk Formatına Dönüşmüş İlgi Bölgesinin Renklerine Göre Kümeleme Algoritması Çıktısı, c) RGB Renk Formatına Dönüşmüş İlgi Bölgesinin Renklerine Göre Kümeleme Algoritması Çıktısı	64
Şekil 4.5. K-Means Kümeleme Algoritması Sonrasında Ortaya Çıkan Örnek Sonuçlar.....	65
Şekil 4.6. a) Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı Karar Ağacı b) Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması Karar Ağacı c) Her Sütuna Düşen Küme Farklılık	

Ortalaması Karar Ağacı d) Her Satıra ve Sütuna Düşen Küme Farklılık Sonuçlarının Ortalaması Karar Ağacı.....	70
Şekil 4.7. Tüm Parametreler Kullanılarak Elde Edilen Karar Ağacı Yapısı.	76



TABLO LİSTESİ

Tablo 3.1. Görselin MATLAB Programına Aktarımı	26
Tablo 3.2. Görsel Üzerinden Serbest Çizim Yapılması	27
Tablo 3.3. Görsel Üzerinden Serbest Çizim Sırasında Üzerinden Geçilen Noktaların Minimum ve Maksimum Noktalarının Ayrıştırılması.	28
Tablo 3.4. Görsel Üzerinden İlgi Bölgesinin Oluşturulması	29
Tablo 3.5. Rndaffine, Rotation Ve Imwarm Komutlarının Kullanımı.	31
Tablo 3.6. Görsellerin Grid Sisteme Dönüşümü İçin Hazırlanan Satır ve Sütun Değerleri İle Oluşturulan Değişkenler	33
Tablo 3.7. Meshgrid Komutunun Kullanımı	34
Tablo 3.8. Kesit Alanların Minimum ve Maksimum Değerlere Göre Yeniden Hesaplanması.....	37
Tablo 3.9. Inpolygon Metodunun Kullanımı.	38
Tablo 3.10. Repmat Metodunun Kullanımı.	38
Tablo 3.11. Imresize Metodunun Kullanımı.	39
Tablo 3.12. Görsellerin Rgb2lab Metodu Kullanılarak Renk Modelinin Değiştirilmesi.	41
Tablo 3.13. Im2Single Metodunun Kullanımı.....	44
Tablo 3.14. Görsellerin Renk Değerlerine Göre Kümelerine Ayrılması	44
Tablo 3.15. Sekiz Komşu Pikseli Kontrol Etmek İçin Oluşturulmuş Döngü.	50
Tablo 3.16. Tüm Satırların Tek Tek Kontrol Edilmesini Sağlayan Döngü.....	53
Tablo 3.17. Tüm Sütunların Tek Tek Kontrol Edilmesini Sağlayan Döngü.....	55
Tablo 3.18. Karar Ağacı Algoritmasında Kullanılan Veri Dizisi.	57
Tablo 3.19. Karar Ağacı Algoritmasında Kullanılan Karar Veri Dizisi.	57
Tablo 3.20. Karar Ağacının Oluşmasını Sağlayan Komutlar.....	58
Tablo 3.21. Yeni Gelen Verinin Hangi Sınıfa Dahil Olduğunun Tespitini Gösteren MATLAB Kodu.....	59
Tablo 4.1. Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı Tablosu.	66
Tablo 4.2. Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması Tablosu.	67
Tablo 4.3. Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması Tablosu.	68
Tablo 4.4. Her Satıra ve Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması Tablosu.	69

Tablo 4.5. Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı Sonuçları ve Uzman Görüşler ile Karşılaştırılması.	71
Tablo 4.6. Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması Sonuçları ve Uzman Görüşler İle Karşılaştırılması.	72
Tablo 4.7. Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması Sonuçları ve Uzman Görüşler ile Karşılaştırılması.	73
Tablo 4.8. Her Satıra ve Sütuna Düşen Küme Farklılık Sonuçlarının Ortalaması Hesaplamalarının ve Uzman Görüşler ile Karşılaştırılması.....	74
Tablo 4.9. Test Verileri Üzerinde Yapılan İşlemlerin Sonuçları ve Uzman Görüşler ile Karşılaştırılması.	75
Tablo 4.10. Literatürde Bulunan Diğer Çalışmaların Başarı Oranı Tablosu.	77



BÖLÜM 1 GİRİŞ

Arkeolojik buluntuların incelenmesinde akla gelen başlıca sorular; buluntunun niteliği, hangi zamanda, nasıl ve nerede üretildiği, hangi amaçlar doğrultusunda kullanıldığı şeklinde olacaktır. Bu gibi sorulara arkeolojik yöntemler sonucunda ulaşmanın yanında fen ve doğa bilimleri yöntemlerinin uygulanması yoluyla cevap bulmak mümkün olmaktadır. Arkeolojik buluntuların kimyasal ve fiziksel yöntemler kullanılarak incelenmeleri, buluntuların yaşlarının saptanmasına, hangi malzeme ile yapılmış olduğuna, kullanılan ham maddenin hangi kaynaktan çıkarıldığına, hangi yollar izlenerek nerelere ve ne biçimlerde ulaştığına ve pişirilme seviyelerine dair bilgilerin belirlenmesine olanak sağlamaktadır (Yılmaz, 2021).

Pişmiş topraktan yapılma kaplar, arkeolojik araştırmalarda en çok üzerinde çalışılan, en eski teknoloji ürünüdür. Hamurun yapısı, biçimlendirme teknikleri, pişirilmesi, testilerin biçimleri ve yüzeyinin almış olduğu görünümler incelendiğinde, bulundukları devrin alışkanlık ve gereksinimlerini, teknolojik anlamda ne kadar ilerleme sağlayabildiklerini ve ulaştıkları aşamayı, hobileri ve zevklerini, farklı toplumlarla olan sosyal ilişkilerini, bulundukları ve yaşam sürdürdükleri bölgeyi ve son olarak yaşam süreçleri hakkında en önemli ipuçları vermektedir (Yılmaz, 2021).

Tarih boyunca tüm uygarlıklar su muhafaza etmek ya da taşımak, diğer yandan tahıl gibi mecburi ihtiyaçların korunması ve saklanması için farklı yöntemler ve ürünler geliştirmişlerdir. Geliştirilen bu ürünlerin içerisinde en çok kullanılanlardan biri ise testiler olarak karşımıza çıkmaktadır. Eski dönemlerde ve hala günümüzde insanlar, testiler içerisine birçok ürün saklamışlardır. Saklanan bu ürünler açısından testilerin pişme seviyeleri oldukça büyük önem taşımaktadır. Doğadan elde edilen kırmızı kil 900C – 1080C arasında pişirildiğinde istenilen pişme seviyesine gelmekte ve pişme seviyesi yüksek bir testi olarak günümüzde isimlendirilmektedir. 900C altında pişirildiğinde ise pişme seviyesi düşük olarak nitelendirilmektedir. Testiler az piştiklerinde sağlamlığının düşük olması nedeniyle içerisinde sakladıkları ürünler değişiklik göstermektedir. Pişme seviyesi düşük olan bir

testide daha çok tahıl buğday gibi dışarıya sızması beklenmeyen ürünler saklanırken, pişme seviyesi yüksek olan testilerde su, yağ, şarap gibi sıvı maddeler saklanmaktadır. Tüm bu bilgiler, o dönemin insanların yaşayışları ve beslenme şekilleri gibi özelliklerinin tespitinde yardımcı olacağı düşüncesiyle, pişme seviyesi tespiti arkeoloji bilimi açısından önemli bir yer tutmaktadır.

Tarihte ilk seramik ürünlerine baktığımızda, bulundukları yörenin iklim koşullarına ve bitki örtülerine ait kil ile şekillendirildikleri ve o yörede yetişen ağaç odunları ile pişirildikleri gözlemlenmektedir. Bu pişirim açık alanda yığma ya da çukur kazılarak içine seramik objeler yerleştirildikten sonra odunlar ve çalı çırpı ile pişirilerek yapılmaktadır. Yeterince odun ve süre kullanıldığında pişme dereceleri iyi olmaktadır. Yeterli odun ve ateşleme olmadığında ise daha az piştiği için seramiklerin zamanla su ve ısı değişimlerinden dolayı dayanıklılıklarının azaldığı, çabuk kırıldıkları ya da çatladıkları gözlemlenmektedir. Teknolojinin ilerlemesi ise günümüzde, doğadan ya da laboratuvarlarda çok çeşitli istenilen dereceye uygun kiler yapılabilmektedir. Bu kilerin istenilen malzemeye göre içeriği belirlenmekte ve içerisinde kullanılan hammaddeler doğadan elde edilmektedir. Eski dönemlerde sadece doğada açık ateşte ve odun pişirimi ile yapılan pişirimlerin yerini, gazlı fırınlar ve elektrikli fırınlar almıştır. Eski çağlarda pişirim derecesinde şans faktörü varken günümüzde istenilen derecede pişirimler şans faktörü olmadan yapılabilmektedir. Teknolojinin gelişmesiyle bir testi yapılırken önceden pişme seviyesinin kararı verilebilmekte ve ona göre uygun işlemler yapılabilmektedir. Bu da daha sonrasında elde edilen testinin pişme seviyesi hakkında karar vermeyi kolaylaştırmaktadır. Isıtma teknikleri, biçimlendirme teknikleri ve çamur çeşitleri teknoloji ile gelişmiştir. Soğuk-sıcak gibi yüksek-düşük ısı değişimlerine dayanıklı testiler yapılabilmektedir. Fırın içi sıcaklıkları kontrollü bir şekilde kilin pişme derecelerine göre ayarlanabilmekte ve dolayısıyla oluşturulan testilerin pişme seviyeleri en baştan bilinmektedir.

Bir testi üzerinde pişme seviyesi tespiti yapılırken genel olarak günümüzde, teknolojik ilerlemelerin aksine hala uzman bir görüşün düşüncelerine önem verilmekte ve genelde testi üzerinde yapılan çalışmalar ile elde edilen gözlemler neticesinde karar verme yoluna başvurulmaktadır.¹ Hazır bir testi üzerinde pişme seviyesi tespiti açısından uzmanların başvurduğu bazı yöntemler incelendiğinde; testiler içerisine su konulduğunda yüzeyde terleme olması, su emmesinden ve emdikten sonra testi üzerinde oluşan çatlamlar, testi çevresinde zamanla oluşan yeşermelerden ya da kırıldıklarında iç kısımlarında dışına göre daha fazla koyuluklar bulunması gibi gözlemler

¹ Marmara Üniversitesi Güzel Sanatlar Fakültesi Seramik Anasanat Dalı Arş. Gör. Serap Erdoğan'dan Alınan Bilgi.

sonucunda daha az piştiğinin düşünülmesi gibi yöntemler karşımıza çıkmaktadır.²

Bilgisayar Mühendisliği Yüksek Lisans programı kapsamında yürütülen bu çalışmanın amacı arkeolojik kazılar sonucunda elde edilen testler üzerinde, bilgisayarlı görüntü işleme yöntemleri kullanarak pişme seviyesi tespitinin hedeflenmesi, uzmanların görüşlerinin teknolojik bir açıdan desteklenmesidir.

Aşağıda literatür incelememizde gösterileceği gibi, bilgisayarlı görüntü işlemede kümeleme yaklaşımı çokça kullanılmış ise de arkeolojide yapılan uygulama sayısı fazla değildir. Uygulamaların genellikle tıp, botanik, coğrafya ya da güvenlik alanına yönelik oldukları görülmektedir.

Çalışmamızda testlerin pişme seviyesinin tespitinde görüntü işleme ve sınıflandırma algoritmaları kullanılmaktadır. Görüntü işleme için MATLAB (*Matrix Laboratory*) programının kullanılmasıdaki amaç, MATLAB kütüphanesinin her veri elementini bir matris olarak değerlendirmesidir. Oluşturulan bu matris yapı ile kullanılan testi görüntüleri üzerinde yer alan tüm pikseller birer koordinat düzlemi içerisinde bulunan noktalar olarak değerlendirilebilmekte ve bu sayede her piksellerin komşu piksel değerlerinin tespiti kolaylaşmaktadır. Çalışmada kullanılan testi örneklerinin görüntülerinin alınması esnasında farklı ışıklandırma ve açılardan meydana gelebilecek renk farklılıklarının ortaya çıkmasını engellemek amacıyla MATLAB programına aktarılan görseller RGB (*Red, Green, Blue*) renk formatından CIE (*Commission Internationale de l'Eclairage*) L^*a^*b renk formatına dönüştürülmüş ve L (*Lightness*) katmanı çalışma kapsamından çıkarılmıştır. Daha sonrasında görsel üzerinde bulunan tüm pikseller barındırdıkları renk değerlerine göre K-means kümeleme algoritması kullanılarak üç ayrı renk kümesine ayrılmıştır. Oluşturulan bu üç ayrı renk kümesinden ilk küme testi parçası ile çevresinde bulunan alanı birbirinden ayırırken, diğer iki renk kümesi ise testi içerisinde kararlı bir renk dağılımının oluşmasını sağlamaktadır. Elde edilen renk kümelerinde pişme seviyesi düşük olan bir testide kararlı bir renk dağılımı gösterirken, pişme seviyesi düşük olan bir testide bu durum söz konusu değildir. Gözlemlenen bu sonuç sonrasında her pikselin hangi kümeye ait olduğunu gösteren yeni bir matris oluşturulmuştur. Oluşturulan bu matris yapı içerisinde her piksel, komşu sekiz piksel değeri ile karşılaştırılarak kaç komşu pikselinden farklı bir kümeye ait olduğu tespiti edilmiştir. Tüm bu sonuçlar; tüm komşu piksellerinden farklı bir kümeye ait piksel sayısı, her satıra düşen küme farklılık ortalaması, her sütuna düşen küme farklılık ortalaması ve her satıra ve sütuna düşen küme farklılık sonuçlarının ortalaması adlı başlıklar altında incelenmiştir.

² İstanbul Üniversitesi Edebiyat Fakültesi Eskiçağ Tarihi Ana Bilim Dalı Doç Dr. Erkan Konyar'dan Alınan Bilgi.

Tez kapsamında elde edilen tüm sonuçlar, hazırlanan yazılımın aşağıdaki bölümlerde belirtilen 12 MP (Megapixel) kamera değerlerine sahip Iphone 13 marka telefon ile kayda alınmış görüntü verileri ile, 3.4 GHz (Gigahertz) işlemci ve 12000MHz (Megahertz) bellek hızı bulunan ekran kartı içeren bilgisayar donanımı üzerinde çalıştırılmasıyla elde edilmiştir.



BÖLÜM 2 LİTERATÜR

2.1. Yapılan Çalışmalar

2.1.1. Görüntü Bölütleme Yöntemleri

Serdar Solak ve Umut Altınışik (2018) yayınladıkları makalede fındık meyvesini kullanmış, fındıkların görüntülerinin dijital ortama aktarıldıktan ve iki boyutlu görüntüler incelendikten sonra kapladıkları boyut ve alan verileri hesaplanmıştır. Elde edilen veriler incelendikten sonra fındıkların boyutlarına göre küçük, orta, büyük olmak üzere üç farklı gruba ayrılması sağlanmıştır. Bu sınıflandırma işleminde Ortalama Tabanlı Sınıflandırma ve K-means kümeleme algoritmaları kullanılmıştır (Solak ve Altınışik, 2018). Ortalama tabanlı sınıflandırma yönteminde veriler kendi aralarında otomatik olarak 3 farklı sınıfa ayrılmaktadır. Ayrılan bu sınıflar arasında oluşturulan ilk küme merkezi hesaplanırken **formül 2.1** kullanılmıştır. Formülde bulunan değerlerler k_2 , ortanca küme merkezini, N toplam nesne sayısını, A_x ($m00$) x indisli nesnenin alanını ifade etmektedir.

$$K_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n Alan_x \quad (2.1)$$

İlk küme merkezi hesaplandıktan sonra diğer iki küme merkezi bulunan ilk küme merkezine göre hesaplanmaktadır. Hesaplamalar öncesinde en büyük (*MaksAlan*) ve en küçük (*MinAlan*) bulunmaktadır. Diğer iki küme merkezinin hesaplanma formülleri **formül 2.2** ve **formül 2.3** de verilmiştir.

$$K_1 = \frac{K_2 + 3 \times MinAlan}{4} \quad (2.2)$$

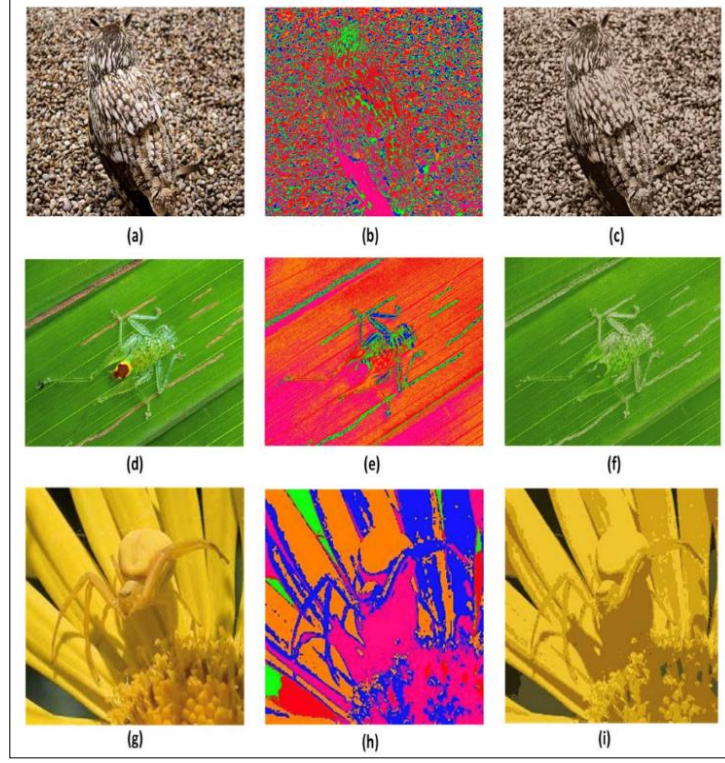
$$K_3 = \frac{K_2 + 3 \times MaksAlan}{4} \quad (2.3)$$

Küme merkezleri oluşturulduktan sonra bulunan tüm nesneler oluşturulan küme merkezlerine olan uzaklıklarına göre uygun kümeye yerleştirilerek sınıflandırma işlemi tamamlanmaktadır. Bu yöntemin K-means kümeleme algoritmasından farkı, K-means kümeleme algoritmasında isteğe bağlı olarak küme merkezleri artırılıp azaltılabilme imkanının bulunmasıdır. K-means kümeleme

algoritması hakkında detaylı bilgiler yöntem bölümünde anlatılmıştır. Bunun yanında K-means kümeleme algoritmasının temel amacı, belirlenen kümelerin kendi içlerindeki nesneler arasındaki benzerliklerin maksimum ve kümeler arası nesne benzerliklerinin ise minimum olması temeline dayanmasıdır. Bu iki yöntem kullanılarak fındıkların boyutlarına göre kümelerine ayrılması sonrasında %90 ile %100 arasında bir benzerlik oluşturulduğu gözlemlenmiş, bununla birlikte tüm fındıkların büyük fındık sınıfına dahil olduğu 25 adet fındık üzerinde bu iki yöntem kullanıldığında %100 aynı sonuçların verildiği gözlemlenmiştir (Solak ve Altınışik, 2018).

Tez çalışmasında ele alınan testler incelendiğinde her testi üzerinde üç farklı küme oluşturulduğu düşünüldüğünde, Ortalama Tabanlı Sınıflandırma yöntemi mantıklı gözükse de, birinci ve üçüncü küme merkezlerinin belirlenmesinde minimum ve maksimum değerler söz konusu olduğundan dolayı testlerin renk değerlerine göre oluşturulan kümeleme algoritmalarında testi içerisinde az miktarda da olsa oluşan farklı bir renk (böcek kalıntıları, bitki parçaları vb.) oluşacak olan üç farklı kümeyi olumsuz bir şekilde etkileyeceği düşünülmektedir. Bunun yanında K-means kümeleme algoritmasında belirlenen üç kümenin içerisine eklenen değerler renklerine göre dağıtıldığında oluşan uçuk renk tonları kümelerin en başta oluşmasını etkilememektedir.

Erkan Bayram ve Vasif Nabiyeu 2021 yılında görüntü işleme yöntemini kullanarak görseller üzerinde kamufle olmuş nesne tespiti yapılımasını amaçlamışlardır. Kamufle olan nesnelerin tespitinde K-means kümeleme algoritması kullanılmıştır. Görsellerin beş renk kümesine ayrılması sağlanmış oluşturulan beş kümenin merkezleri ise rasgele olarak belirlenmiştir (Bayram ve Nabiyeu, 2020).



Şekil 2.1.(a), (d), (g) Orijinal Görüntü; (b), (e), (h) Etiketli Görüntü; (c), (f), (i) Öklid Hesaplamalı K-Means Çıktı Görüntü (Bayram ve Nabiyev, 2020)

Şekil 2.1 incelendiğinde a, d ve g görsellerinin K-means kümeleme algoritması kullanılarak içerisindeki piksellere göre hazırlanan beş kümeye ayrılması sonucunda ve her kümenin gözlemlenebilmesi için verilen etiket renklerinin son hali b, e ve h görsellerinde gözlemlenmektedir. Son olarak kümeleme algoritması sonrasında ortaya çıkan sonuçlar ise c, f ve i görsellerinde bulunmaktadır.

Tüm görseller incelendiğinde kamufle olmuş nesnelerin tespiti kümeleme algoritması sonucunda pek başarılı olamamıştır. Bu tez çalışmasında ele alınan testler incelendiğinde pişme seviyesi yüksek ve pişme seviyesi düşük olan testlerin arasındaki en büyük farkın, pişme seviyesi düşük testlerin dokusu içerisinde iki farklı belirgin renk ayrımının bulunması, pişme seviyesi yüksek bir testide ise gözle görülür bir renk ayrımının bulunmamasıdır. Yapılan bu açıklamalar doğrultusunda K-means kümeleme algoritmasının istenilen görseli renk değerlerine göre farklı kümelere ayrılması amaçlandığında küme sayısının fazlalığı görsel üzerinde amaçlanan farklılıkların tespitini zorlaştırdığı gözlemlenmiştir.

Mahmut Hekim ve Umut Orhan 2011 de yayınladıkları makalede üç farklı kümeleme yöntemi üzerinde durmuştur. Bunlar K-means, FCM (*Fuzzy C-means*) ve çıkarımlı kümeleme yöntemleridir (Hekim ve Orhan, 2011). K-means kümeleme algoritmasını FCM kümeleme algoritmasından ayıran en büyük farklılık K-means algoritmasında her hücre yalnızca bir kümeye ait olabilmekte ve bu da

K-means kümeleme algoritmasını keskin bir kümeleme algoritması olarak tanımlanmasını sağlamaktadır (Işık ve Çamurcu, 2007). Her merkez noktasının bir kümeyi temsil etmesi mantığına dayanmakta ve küme büyüklüklerini olabildiğince eşitlemeye eğilimlidir. FCM kümeleme algoritmasında ise hücreler bir ya da daha fazla kümeye ait olabilmektedir. Bulanık mantık prensibine göre her hücre her bir kümeye $[0,1]$ değerleri arasında bir üyelik değeri ile bağlıdır. Tüm kümelere uzaklığının toplamı “1” olmalıdır (Işık ve Çamurcu, 2007). Bir hücre hangi kümeye daha yakın ise diğer kümelere olan üyelik değerinden fazla olacaktır. Bu değerlere göre her hücrenin hangi kümeye daha yakın olduğu belirlenebilmektedir. K-means kümeleme algoritması ile FCM kümeleme algoritması birbirlerine genel olarak oldukça benzemektedir, hatta FCM kümeleme algoritmasının bir diğer adı ise Yumuşak (*Soft*) K-means’dır. Bunun nedeni FCM kümeleme algoritmasının daha önce anlatıldığı gibi keskin küme dağılımlarının aksine hücrelerin kümelere olan yakınlıklarına göre değerler vermesi ve ona göre bir küme dağılımının sağlanmasıdır (Nichita vd, 2020).

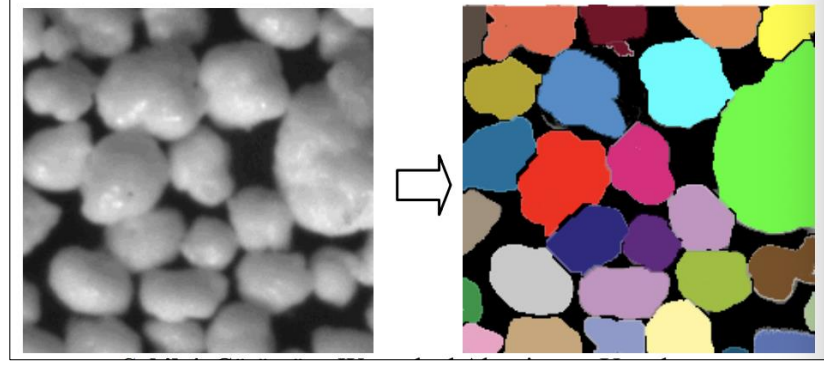
Tez çalışmasında testler üzerinde renklerin olabildiğince kararlı ve keskin bir küme ayrımının hedeflenmesinden dolayı K-means kümeleme algoritması daha uygun görülmüştür.

Yine Mahmut Hekim ve Umut Orhan’ın yayınladıkları makalede üzerinde durulan bir diğer kümeleme algoritması ise çıkarımlı kümeleme algoritmasıdır. Bu kümeleme algoritmasında diğer iki kümeleme algoritmasına göre küme merkezleri rasgele hücrelerden bağımsız bir şekilde belirlenmesi yerine, hücre noktaları dışında bir nokta küme merkezi olarak seçilememektedir. Bununla birlikte her hücre ise bir küme merkezi adaydır. En çok sayıda yakın komşusu bulunan hücre küme merkezi olarak belirlenmektedir (Hekim ve Orhan, 2011).

Tez çalışmamızda çıkarımlı kümeleme algoritmasına benzeyen bir yol izlense de küme merkezlerinin belirlenmesinde hücrelerin komşu sayısı önemli bir faktörken, testlerin üzerinde yapılan renk değerlerine göre kümeleme yönteminde farklı olarak diğer tüm renk kodlarına olan benzerlik ve farklılıklarına göre bir küme merkezinin belirlenmesi yöntemi kullanılmaktadır. Her hücre yine kontrol edilir ancak hücrelerin birbirleriyle olan yakınlıkları pek önemli olmamakta, önemli olanın renk değerlerine göre birbirlerine yakınlığı olarak belirlenmektedir.

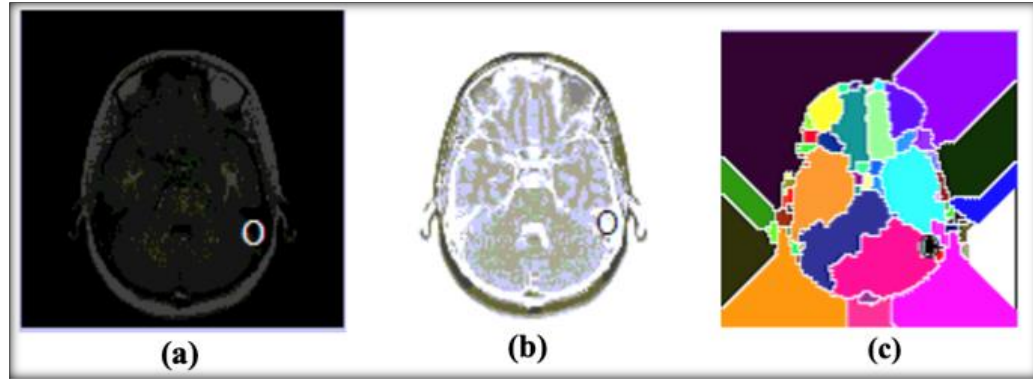
Literatürde bulunan kümeleme algoritmalarından bir diğeri olan Watershed Segmentation (Havza Bölütme) algoritması incelendiğinde kümelere ayrılacak nesnelerin homojenliği ve sınırında bulunan diğer nesneler ile olan karşıtlığı temel alınarak oluşturulan bir kümeleme algoritması olarak tanımlanmaktadır (Karhan vd, 2015). Watershed algoritması görüntüyü bir coğrafi şekil olarak kabul edildiği düşünülürse, yüksek ve alçak noktalar belirlenir. Yüksek ve alçak olarak belirlenen alanlar

piksel değerleriyle de bağlantılı bir şekilde ilişkilendirilerek ve topoloji gereği ters çevrilip su ile doldurulduğu düşünülürse suyun birbiri ile temas ettiği yerlerde bir su seddi oluşmuş olur ve bu su seddi dışında kalan bölümler ayrı renk değerleri ile belirlenebilmektedir (Karhan vd, 2015).



Şekil 2.2. Görüntüye Watershed Algoritması Uygulanışı (Karhan vd, 2015).

Watershed algoritmasının araştırıldığı ve uygulandığı bir diğer makale ise Mustafa Alçı ve Saime Akdemir'in yazdıkları makaledir. Bu makalede watershed algoritması kullanılarak beyin mr görüntülerinin bölütlenmesi sağlanmıştır. Görüntülerde yoğunlukları farklı olan dokular uygulanan algoritma ile bölütlenmiştir. Daha sonrasında elde edilen dokular farklı renkler atanarak belirtilmiştir. Elde edilen bu görseller üzerinde daha sonrasında tümör benzeri patolojik bir olgunun bulunup bulunmadığı incelenebilmekte eğer bir şüphe söz konusu ise belirlenen doku üzerinde yine bir watershed algoritması çalıştırılarak daha küçük doku bölümlerine ulaşılması mümkün olduğu gösterilmiştir (Alçı ve Akdemir, 2005).



Şekil 2.3. Beyinin; (a) MR Görüntüsü, (b) Kestirilen Görüntüsünün Tersi

Tez çalışmasında testlerin iki net renk kümesine bölünmesi hedeflendiğinden dolayı watershed algoritmasının uygulanması pişme seviyesi yüksek ve düşük testlerin birbirlerinden ayrılmasını zorlaştıracığı düşünüldüğünden tez çalışmasına dahil edilmemiştir.

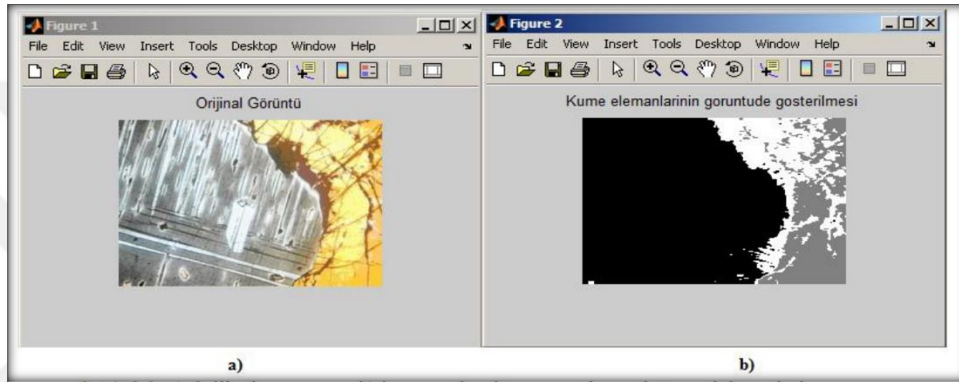
Pawar, vd 2017 de hazırladıkları çalışmada watershed yöntemini kullanarak meyve, sebze, çiçek ve yapraklardan oluşan görsellerin birbirlerinden ayırt edilmesini amaçlamışlardır. Çalışmanın aşamaları incelendiğinde, ilk olarak RGB renk formatında bulunan görseller gri renk formatına dönüştürülmüştür. Gri renk formatında bulunan görseller daha sonrasında watershed algoritması kullanılarak bölütlemeleri gerçekleştirilmiştir. Genel olarak incelendiğinde görüntü bölütme aşamasında watershed algoritması kullanılırken, sınıflandırma aşamasında ise K-En Yakın Komşu (*K-Nearest Neighbors K-NN*), Destek Vektör Makine (*Support Vector Machine-SVM*) ve Naive Bayes algoritmaları kullanılmıştır. 350 görüntü ile oluşturulmuş veri seti kullanılarak yapılan çalışmada 90% oranında bir başarı elde edilmiştir (Pawar vd, 2017).

Literatürde bulunan bir diğer kümeleme yöntemi ise OTSU yöntemidir. Otsu yöntemi görsellerde bulunan piksel değerlerinin dağılımına göre kümeleme işlemi gerçekleştirmektedir. Temel mantığı bulunan görsel gri tonlu bir resme çevrilmiş ise bu gri tonlu görsel üzerinde bir eşik değeri belirlenerek eşik değerin altındaki pikseller beyaz, üzerinde bulunan değerler ise siyah renk değeri atanarak siyah beyaz bir görsel elde edilmiş olur (Otsu, 1979).

Ziya Ekşi'nin 2012 yılında yazdığı yüksek lisans tezinde kemiklerde bulunan kırıkların tespitinde üç farklı kümeleme yöntemi kullanmıştır. Bu yöntemler sırasıyla K-means, FCM ve OTSU yöntemleri olarak belirlenmiştir. Kemikler üzerinde yapılan kümeleme algoritmaları sonucunda üç farklı yöntem değerlendirildiğinde hız performansı olarak OTSU yöntemi 0.315 saniye gibi yüksek bir hız performansı sergilemiş ve diğer iki yöntemden öne geçmiştir. Diğer kümeleme algoritması FCM ise 23,62 saniye ile kümelemeyi tamamlamıştır. K-means kümeleme algoritmasının hız performansı sonucu ise 8,09 olarak kaydedilmiştir (Ekşi, 2012). Diğer yandan bu üç kümeleme algoritmasının başarı oranları incelendiğinde 75 görsel üzerinden OTSU 30 tanesini doğru şekilde kemik ve doku ayrımını yapabilmiş, FCM yöntemi 75 görsel üzerinden 60 tanesini başarılı bir şekilde bölümleyebilmiş, K-means kümeleme algoritması ise %91 seviyesinde doğru bölümlenme yaparak diğer kümeleme algoritmalarından öne geçmiştir (Ekşi, 2012).

2.1.2. Renk Uzay Dönüşümleri

Fatih Aba 2014 yılında yazdığı yüksek lisans tezinde görüntü işleme yöntemi ile belirlenen silikat minerallerinin mikroskobik (*polarizasyon*) renkleri referans alınmış, K-means kümeleme algoritması kullanılarak 3 farklı kümeye ayrıştırılmış ve sonrasında içerisindeki minerallerin tanınması hedeflenmiştir. Denetimsiz sınıflandırma makine eğitim sürecinde hedef nitelik bulunmayan veriler için kullanılan sınıflandırma yöntemlerine verilen genel isimdir (Aba, 2014). Veriler arasındaki bazı yapısal ilişkilerin veya örüntülerin ortaya çıkarılmasında sıklıkla kullanılmaktadır. Fatih Aba tarafından yazılan yüksek lisans tezinde görseller üzerinde bulunan pikseller denetimsiz sınıflandırma yöntemi kullanılarak birbirleriyle olan ilişkileri incelenmiş, renk değerlerine göre kümelere ayrılması sağlanmıştır.

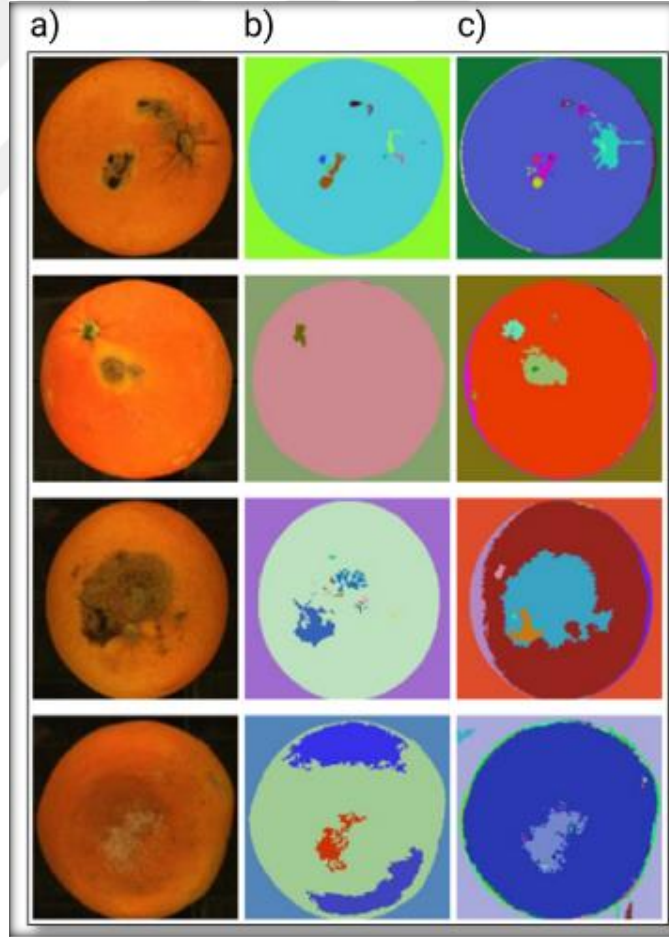


Şekil 2.4. a) Orijinal Görüntü, b) K-Means Algoritmasının Oluşturduğu Renk Kümeleri (Aba, 2014)

Şekil 2.4 incelendiğinde orijinal görüntü üzerinde bulunan pikseller renk değerlerine göre üç farklı kümeye bölündüğünde Şekil 2.4 b) de bulunan görüntü elde edilmektedir. Oluşan üç farklı küme siyah, beyaz ve gri değerler ile temsil edilmektedir. Daha sonrasında önceden oluşturulmuş yapay sinir ağı yöntemi kullanılarak minerallerin tanımlanması sağlanmıştır.

Mikroskobik görsel çıktıları üzerinde ışığın vuruş açısından dolayı oluşan gölgelerin piksellerin içerisinde bulunan renk kodlarını değiştirmeyeceği tahmin edildiğinden dolayı K-means kümeleme algoritmasına doğrudan RGB renk modeli formatında bulunan görseller eklenmiştir. Bu tez çalışmasında ise görseller aynı ışık kaynağının altında kayda alınmış olsa da testlerin fotoğraflarının çekimi sırasında bulundukları konumdan dolayı oluşan ışığın vuruş açılarından kaynaklanan gölgeler değerlendirilerek RGB renk modelinden CIE L*a*b renk modeline dönüşüm sağlanmıştır. CIE L*a*b renk formatı hakkında detaylı anlatım yöntem bölümünde bulunmaktadır.

Van Huy Pham ve Byung Ryong Lee 2015 de yayınladıkları makalede yine meyve ve sebze görüntüleri üzerinde bölütleme yöntemi kullanarak dış kısımlarında oluşan lekelerle göre kusur tespiti yapılması amaçlanmıştır. Bu makalede kullanılan bölütleme yöntemi ise K-means kümeleme algoritmasıdır. Meyve ve sebze görüntüleri aynı ışıklandırma ve cihaz kullanılarak dijital ortama aktarılmış olsa bile hata payını en aza indirmek için RGB renk formatından CIE L*a*b renk formatına dönüştürülmüştür. Çalışmada küme sayısı dört olarak belirlenmiştir. Bulunan görseller dört farklı renk kümesine ayrıldıktan sonra her kümeyi temsil etmesi amacıyla farklı renkler atanmış, elde edilen sonuçlar uzmanların görüşleriyle karşılaştırılmıştır. (Pham ve Ryong, 2015). Makalede üzerinde durulan bir diğer konu ise görsellerin gri tonlu bir görsele çevrildikten sonraki kümeleme algoritmasına sokulması ve CIE L*a*b renk formatına dönüştürüldükten sonra kümeleme algoritmasına sokulması arasındaki farklılıklardır. Gri seviyeli görseller ile yapılacak olan kümeleme işlemi CIE L*a*b renk uzayında bulunan görsellere göre hız anlamında çok daha iyi sonuçlar vermesine rağmen hassas bölütlenmenin hedeflendiği projelerde istenen sonuçlara ulaşamadığı gözlemlenmiştir (Pham ve Ryong, 2015).

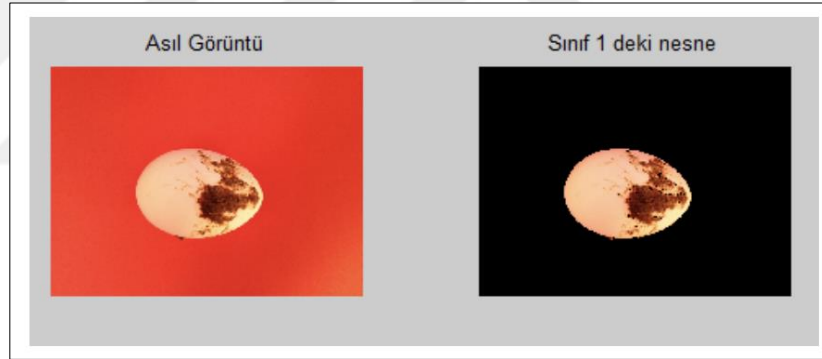


Şekil 2.5. a) Meyvenin Orijinal Görüntüsü, b) Gri Seviyeye Dönüştürülmüş Görsel Üzerinde Uygulanan Kümeleme İşlemi, c) CIE L*A*B Renk Formatına Dönüştürülmüş Görsel Üzerinde Uygulanan Kümeleme İşlemi (Pham ve Ryong, 2015).

Şekil 2.5 deki görsel incelendiğinde gri seviyeli renk formatına dönüştürülmüş görseller üzerinde yapılan kümeleme algoritmasında hedeflenen leke tespitine ulaşılamamaktadır.

Tez çalışmasında görsellerin CIE L*a*b renk formatına dönüştürülmesi görsel üzerinde gölgelerden dolayı oluşan renk farklılıklarının ortadan kaldırılması amacıyla olsa da bazı renk uzaylarına göre daha iyi performans sağladığı literatürde çalışmasında gözlemlenmiştir.

Nezahat Öztürk ve Ali Gangal'ın 2014 de yayınladıkları makalede K-means kümeleme algoritması kullanılarak beyaz yumurtalar üzerindeki yumurta kabuğu kusurlarının algılanması üzerinde çalışılmıştır. Aşamalar incelendiğinde ilk olarak görsel RGB renk formatından CIE L*a*b renk formatına dönüştürülerek L (*lightness*) katmanı çalışmadan çıkarılmıştır. Daha sonrasında K-means kümeleme algoritması kullanılarak elde edilen görseller renklerine göre kümelerine ayrılmıştır. Burada tez çalışmasından farklı olarak kümeleme yapılırken iki kez kümeleme algoritması çalıştırılmış ilkinde iki küme belirlenerek zemin ile yumurtalar birbirinden ayrılmış diğer kümeleme algoritmasında ise ilk algoritmada elde edilen yumurtanın içerisinde yine renklerine göre iki farklı küme oluşturulması hedeflenmiştir (Öztürk ve Gangal, 2014).



Şekil 2.6. Yumurta ve Zeminden Ayrılmış Yumurta Görüntüsü (Öztürk ve Gangal, 2014).

Şekil 2.6 de K-means kümeleme algoritması kullanılarak zemin ile yumurtanın birbirinden ayrılmış görüntüsü bulunmaktadır. Tez çalışmasında testler aynı arka plan kullanılarak çekilmiş olsa da testler ile arka planın birbirinden ayrılmasını sağlamak amacıyla görsel üzerinde serbest çizim imkânı sağlanmış daha sonrasında elde edilen yeni görsel (ilgi bölgesi) üzerinde üç farklı renk kümesi belirlenerek ilk ikisi testi içerisindeki renk farklılığını bulmakta, diğer küme ise serbest çizim sırasında dışarıda kalan arka planın belirlenmesinde kullanılmaktadır.

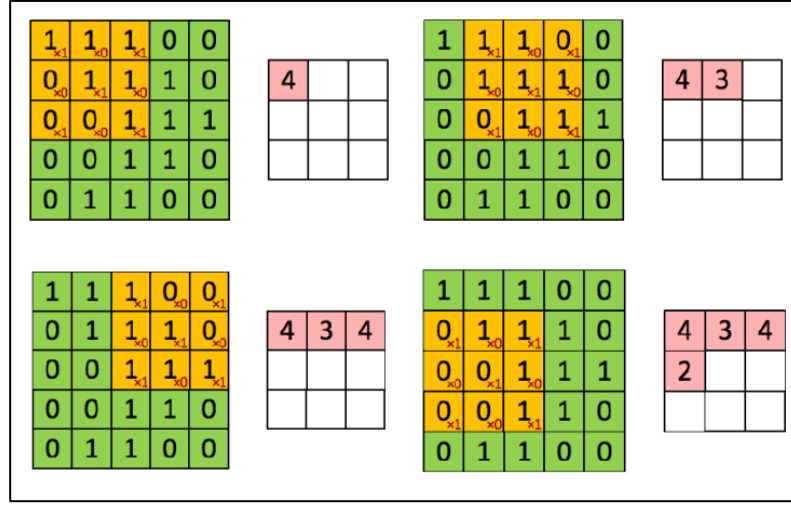
2.1.3. Görüntü Sınıflandırma Yöntemleri

Marcin Wozniak ve Dawid Połap 2020 yılında yazdıkları makalede, Konvolüsyonel Sinir Ağları (*Convolution Neural Network-CNN*) algoritması ve Yumuşak Karar Ağacı ismini verdikleri karar ağacı yöntemini farklı bir açıdan ele alarak hazırladıkları yeni bir yöntem kullanılarak arkeolojik kazılar sonucunda elde edilen buluntuları farklı özelliklerine göre değerlendirerek sınıflandırmayı hedeflemişlerdir (Wozniak ve Połap, 2020).

CNN modeli, uygulanan veriyi doğrudan işleme alarak sonuç elde etmek amacıyla kullanılan bir makine öğrenme modelidir (Gu vd, 2017). CNN özellikle sınıflandırma, tespit ve bölütleme amaçlı olarak görüntü işleme alanında başarılı sonuçlar elde etmesi açısından oldukça popüler bir hale gelmiştir (Hana vd, 2017).

Standart bir CNN modeli, evrişim (*convolution*), havuzlama ve tam bağlı olarak isimlendirilen katmanlardan oluşmaktadır. Modele ismini de veren evrişim katmanı, CNN modelinin en önemli katmanıdır. Makine öğrenmesinde kullanılan tüm öznitelikler bu katman sayesinde elde edilmektedir. Havuzlama katmanı ise kullanılan parametre ve öznitelik sayılarını azaltarak hesaplama maliyetlerini düşürmek için kullanılır. Tam bağlı katmanlar ise geleneksel makine öğrenmesinde bulunan çok katmanlı yapay sinir ağı gibi çalışmaktadır (Narin ve İşler, 2021).

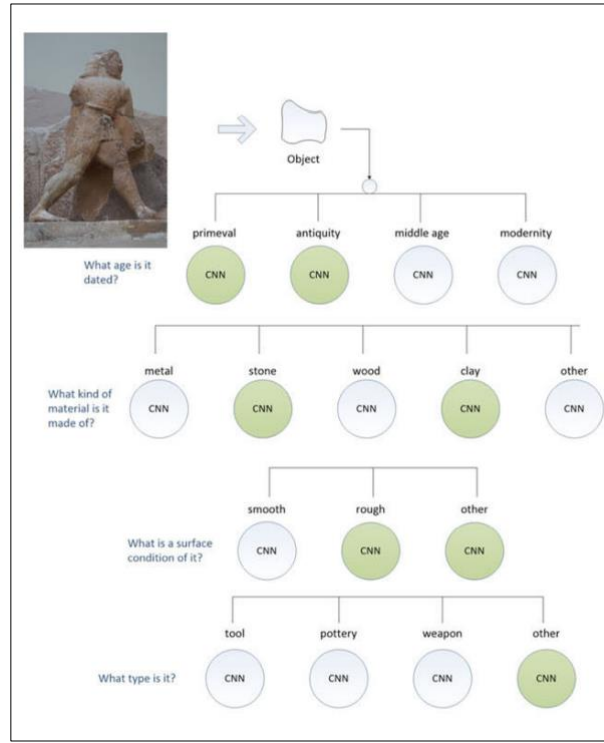
CNN modelinin görüntü işleme alanında kullanımı incelendiğinde, evrişim katmanı üzerinde işlem yapılacak görselin özelliklerini algılamaktan sorumlu olan katmandır. Bu katman, görüntüde bulunan düşük ve yüksek seviyeli özellikleri tespit etmek amacıyla çeşitli filtreler uygulanmaktadır. Uygulanan filtrelerden en yaygını ise kenar bulma (*edge detection*) yöntemidir. Kenar bulma yöntemi, genel olarak belli bir boyuta sahip görselin oluşturduğu matris yapı ile kenar bulma filtresi arasında görselin oluşturduğu matris yapının sol üst kısmından başlayarak indislerin çarpılması ve sonrasında elde edilen sonuçların toplanması ile elde edilir. Matris yapı içerisinde bulunan tüm alanlar hesaplanana dek kenar bulma filtresi bir sağa kaydırılarak ile bu işlem tekrarlanır.



Şekil 2.7. Kenar Bulma Yönteminin Örnek Bir Uygulaması (WEB_1, 2018).

Şekil 2.7 de 5x5 boyutunda 1 ve 0 değerlerinden oluşan görselin matris yapısını ve bu yapı üzerinde sarı karelerin sağ alt kısmında bulunan kırmızı renk ile gösterilmiş kenar bulma filtresinin uygulandığı gösterilmektedir. Çıktı matrisinin 3x3 olmasının nedeni ise 5x5 matrisinde 3x3 filtesi uygulandığında yatayda ve dikeyde 3 kez hareket etmesinden kaynaklanmaktadır. Şekil 2.7 de ilk dört aşaması gösterilmiştir. Bu işlemler sonucunda görselin kenarları tespit edilerek özellik tespiti yapılmış olur. CNN modelinde bir özellik tespiti için birden fazla filtre uygulanabilir. Sonuç olarak bir CNN modelinde birden fazla evrişim katmanı bulunmaktadır.

Marcin Wozniak ve Dawid Połap çalışmalarında CNN modelini kullanarak daha önceden hazırlamış oldukları katmanları kullanarak yeni bulunan görseller ile karşılaştırmış ve arkeolojik buluntuları doğru sınıflara aktarmayı hedeflemişlerdir. Giriş bölümünde bilgisayarlı görüntü işlemenin arkeolojide uygulandığı çalışmaların fazla olmadığını belirtilmiştir. Bu çalışma onlardan biri olarak öne çıkmaktadır. CNN modeli ile sonuçları elde ettikten sonra sınıflandırma aşamasında yumuşak karar ağacı yöntemini kullanmışlardır. Karar ağacı ile kendi hazırlamış oldukları yumuşak karar ağacı yönteminin arasındaki en temel fark, karar ağacında bir girdi tek bir sınıfa dahil olabilmekteyken yumuşak karar ağacı yönteminde birden fazla sınıfa ait olabilmekte bununla birlikte karar ağacı yapısında bulunan düğüm yapılarından birden fazla düğümü de bir sınıf olarak algılayabilmektedir (Wozniak ve Połap, 2020). Örnek bir görsel Şekil 2.8 de verilmiştir.



Şekil 2.8. Yumuşak Karar Ağacı Yöntemiyle Oluşturulmuş Bir Yapı Örneği (Wozniak ve Połap, 2020).

Şekil 2.8 incelendiğinde girdi olarak hazırlan görsel karar ağacı yapısından bilinen en son düğümde hangi sınıfa ait olacağının belirlenmesinin aksine her düğümde ilgili düğümde bulunan verilere göre birden fazla sınıfa atama yapılmaktadır.

CNN modeli ve yumuşak karar ağacı yöntemleri kullanılarak arkeolojik buluntuların sadece fotoğraflarının herhangi bir cihaz ile kayda alınmasıyla hangi döneme ait oldukları, hangi ham maddeler kullanılarak hazırlandığı, bulgunun bir silah olup olmadığı gibi karar verilmesi sağlanmıştır.

Dhian Satria Yudha Kartika ve Darlis Herumurti 2016 yılında hazırlamış oldukları çalışmada daha çok Japonyada yaşamlarını sürdüren koi balıklarının renk, doku ve desenlerine göre doğru sınıflandırma yapılması amaçlanmıştır. Çalışmada 9 adet koi balık grubu üzerinde 281 adet veri ile çalışılmıştır (Kartika ve Herumurti, 2016).

Test veri seti ile eğitim veri seti arasında doğru dağılımın sağlanması amacıyla K Katmanlı Çarpaz Doğrulama (*K-fold Cross Validation*) yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemin temel çalışma mantığı, bununan tüm veri setini belirlenen k adet veri kümesine bölmeleri ve oluşturulan bu eşit bölünen veri kümelerinden hangisinin eğitim, hangisinin test veri setinin olacağının belirlenmesidir. (WEB_2, 2013).

$$\frac{\sum_{i=0}^n SF(t_i, VK - t_i)}{k} \quad (2.4)$$

- SF; test, eğitim sınıflandırma fonksiyonu.
- VK; veri kümesi.
- k; parça katlama sayısı.
- t; veri kümesi üzerinden seçilen her bir test kümesi.

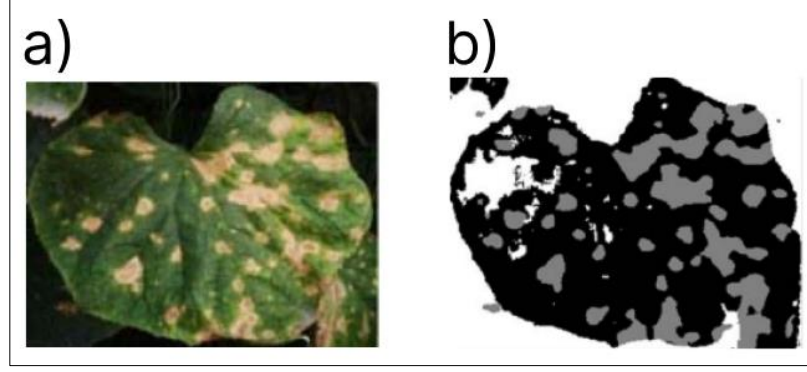
Koi türüne ait balık görüntülerinin sınıflandırma aşamasından önce görüntü bölütleme süreci hazırlanmış bu bölümde K-means kümeleme algoritması kullanılmıştır. Görseller üzerlerinde taşıdıkları renk değerlerine göre iki farklı kümeye ayrılmıştır. Bu iki kümeden ilki balığın tam yerini belirlerken, diğer küme ise dış alanı temsil etmektedir. Balığın yeri tespit edildikten yine balık üzerindeki renk değerlerine göre iki ayrı küme oluşturularak balığın vücudu üzerindeki desenler, dokular net bir şekilde belirlenmiş olur.

Kümeleme aşaması tamamlandıktan sonra elde edilen veriler kullanılarak sınıflandırma aşamasına geçilmiştir. Sınıflandırma yöntemi olarak Naive Bayes yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntem örneklerin hangi sınıfa hangi olasılıkla ait olduklarını tespit etmektedir. Sınıflandırılması gereken kümeler ve örnek verilerin hangi sınıflara ait olduğu en başında belli olması gerekir. Bir C sınıfının bilinmesi koşulunda x özniteliğinin olma olasılığı ile x özniteliğinin bilinmesi koşulunda C sınıfının var olma olasılığı hesaplanır. **Formül 2.5'** de bu hesaplama gösterilmiştir.

$$P(C|x) = \frac{P(C) \cdot P(x|C)}{P(x)} \quad (2.5)$$

Dhian Satria Yudha Kartika ve Darlis Herumurti kümeleme yöntemlerinden K-means algoritmasını ve sınıflandırma yöntemlerinden naïve bayes yöntemini kullanarak hazırlamış oldukları çalışmada 97% oranında bir başarı elde etmişlerdir (Kartika ve Herumurti, 2016).

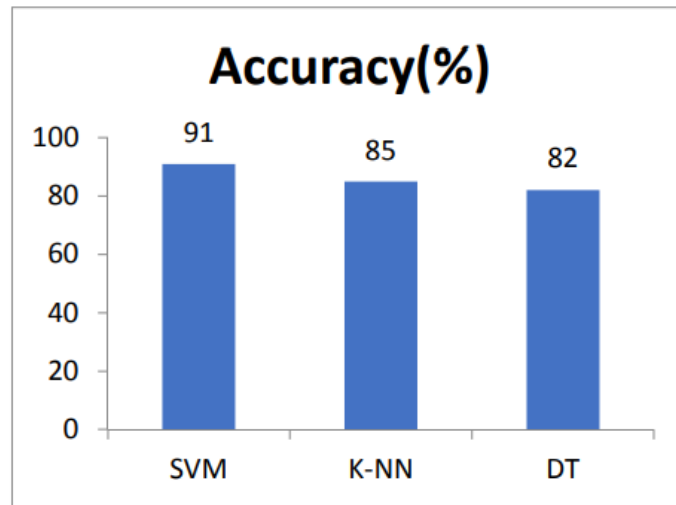
N. Nandhini ve R. Bhavani 2020 yılında yapmış oldukları çalışmada hastalıklı bitki yaprakları ile sağlıklı bitki yapraklarını birbirinden ayırt etmeyi sağlayan bir algoritma geliştirmişlerdir. Geliştirilen bu algorithmada yaprak görüntüleri üzerine K-means algoritması uygulanarak renklerine göre kümelerine ayrılan yapraklar üzerindeki hastalıklı olduklarını belirten lekelerin tespiti hedeflenmiştir (Nandhini ve Bhavani, 2020).



Şekil 2.9. a) Orijinal Yaprak Görüntüsü b) K-Means Algoritması İle Renk Değerlerine Göre Kümelere Ayrılmış Yaprak Görüntüsü (Nandhini ve Bhavani, 2020).

Şekil 2.9 a) bulunan görsel hastalıklı bir yaprağa ait görseldir. Yine **Şekil 2.9 b)** de bulunan görsel ise K-means algoritması ile renk değerlerine göre üç farklı kümeye ayrılmış ve sonrasında her kümeye belirli bir renk atanarak ekrana yansıtılan görseldir. Kümeleme işlemi sonucunda elde edilen kilit nokta tanımlama, özellik noktalarının konumu, oryantasyon atanması ve tanımlayıcıların oluşturulması gibi değerler bir sonraki aşama olan sınıflandırma yöntemleri için belirleyici karakteristik özellikler olarak kullanılmıştır. Üç farklı sınıflandırma yöntemi kullanılmıştır. Bunlar SVM, K-NN ve Karar Ağacı (*Decision Tree-DT*) sınıflandırma algoritmalarıdır.

Sınıflandırma algoritmalarında kullanılmak üzere hazırlanmış veri setinin 80%'i eğitim amaçlı geri kalan 20% ise test amaçlı kullanılmıştır. Yapılan çalışmalar sonucunda SVM sınıflandırma yöntemi 91%, K-NN sınıflandırma yöntemi 85% ve son olarak DT yöntemi 82% başarı oranlarına sahiptir (Nandhini ve Bhavani, 2020).



Şekil 2.10. Sınıflandırma Yöntemleri Arasında Başarı Oranı Karşılaştırılması (Nandhini ve Bhavani, 2020).

2.2. Yapay Sinir Ağları ve Kural Tabanlı Sınıflandırma

Yapay Sinir Ağları (*Artificial Neural Network-ANN*) insan beyninden esinlenilerek geliştirilmiş, ağırlıklı bağlantılar yardımı ile birbirlerine bağlanmış işlem elemanlarından oluşan paralel ve dağıtılmış bilgi işleme yapılarıdır. ANN yapılarının en önemli özelliği tecrübelerden faydalanarak öğrenebilmesidir. ANN, insan beyninin yeteneklerinden olan öğrenebilme yetisini kullanarak yeni bilgiler üretebilme, oluşturabilme ve keşfedebilme yeteneklerini herhangi bir dış yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirmek amacı ile oluşturulmuştur. Bununla birlikte ANN yapıları bilgiler arasında bağlantı oluşturabilme yeteneğine sahiptir.

ANN sınıflandırma algoritmalarının temel yapısı, basit bir matematik fonksiyonu olan yapay nöron ve bu nöronları birbirleri ile ilişkilendirmesini sağlayan ağlardan oluşmaktadır. ANN sınıflandırma modeli genel olarak çarpma, toplama ve aktivasyon fonksiyonları olarak isimlendirilen üç işlem kümesinden oluşmaktadır. Bunlardan çarpma fonksiyonu, her girdi değerinin bireysel ağırlığı ile çarpılmasıdır. Toplama fonksiyonu, yapay olarak bulunan nöronun orta bölümünde bulunan tüm ağırlıklı girdilerin toplanmasıdır. Son olarak yapay nöronun çıkışında ise, daha önceden ağırlıklı girdilerin toplamı aktivasyon fonksiyonu geçer ve bir çıktı üretir (İbrahim, 2019).

ANN yapılarının genel kullanım alanları Öngörü (*Prediction*), Sınıflandırma (*Classification*) ve Kümeleme (*Clustering*) alanları olarak bilinmektedir. Bunun yanında Veri Birleştirme (*Data Association*), Kavramsallaştırma (*Data Conceptualization*) ve Filtreleme (*Data Filtering*) gibi alanlarda da kullanılmaktadır (Uğur ve Kınacı, 2006).

Genelde, belirlenen eğitim setine karşılık çıktı değerleri oluşturularak belirtilen öğrenme kurallarına göre ağırlık değerleri kendiliğinden değiştirilmektedir. Eğitim veri seti hazırlandıktan sonra eğitilmiş olan ANN yapısı, ağırlık değerlerinin son haline göre, sonradan gelen veri setinin sonucunu tahminleyebilmektedir.

Kural tabanlı sınıflandırma algoritmaları, veri madenciliğinde kullanılmaktadır. Bu algoritmalar “EĞER koşul DOĞRU İSE sonuç” mantığına dayanmaktadır. EĞER ile ifade edilen kısım “ön koşul” olarak tanımlanmakta, DOĞRU İSE ile ifade edilen kısım “kural sonucu” olarak belirlenmiştir. Sınıflandırma amacıyla hazırlanan eğitim seti için önceden belirlenen kriterlere göre kurallar oluşturulur (Kulluk, 2009). Kural tabanlı sınıflandırma algoritmaları tipik olarak iki bileşenden oluşmaktadır (İbrahim, 2019).

Kural indüksiyon algoritması, hazırlanan eğitim verilerinden ilgili “EĞER koşul DOĞRU İSE sonuç” sınıflandırma kurallarının çıkarılması sürecini ifade etmektedir. Kural çıkarma işlemi doğrudan sıralı örtü algoritması (*Sequential Covering Algorithms*), dolaylı olarak veri madenciliğinin karar ağacı (*decision tree DT*) veya birleştirme kuralı madenciliği (*Association Rule Mining*) gibi veri madenciliği algoritmaları ile gerçekleştirilebilir.

Kural sıralaması ölçütleri, sınıflandırma kuralları doğru bir şekilde hazırlanırken doğru tahmin değerini ölçmek ve bu kuralları doğru bir şekilde sıralayarak sınıflandırma modeline olan faydasını sağlamaktır. Kural sıralama ölçütleri, gereksiz sınıflandırma kurallarının tespit edilmesini sağlamak amacıyla ve kural tabanlı sınıflandırma algoritmasının verimliliğini arttırmak açısından oldukça önemlidir (İbrahim, 2019).

ANN ve kural tabanlı sınıflandırma yöntemleri karşılaştırıldığında ANN sınıflandırma yöntemlerinin matematiksel denklemler ile tasarlanmasından dolayı veri kümelerinin sınıflandırılmasında genelde başarılı sonuçlar elde ettikleri görülmektedir (İbrahim, 2019). Yüksek sınıflandırma doğruluklarının ulaşılmasına rağmen tanımlama yeteneklerinin olmaması önemli bir eksiklik olarak bilinmektedir. ANN sınıflandırma yöntemleri “kara kutu” olarak tanımlanmakta olup ilgili problemi nasıl öğrendikleri ve çözüme ulaştırdıklarını anlamak oldukça zordur (Kulluk, 2009). ANN sınıflandırma yönteminin problemlerin çözülmesinde kullanılmasının temel amacı genelde büyük veri setlerinden anlaşılır bilgiyi elde etmektir. ANN yapıları eğitildikten sonra veriler eksik bilgi içerse bile mantıklı sonuçlar üretebilmektedir. Büyük veriler ile eğitilen yapılarda bu avantaj büyük önem kazanmaktadır. Bununla birlikte ANN yapıları paralel işlem gücüne sahip işlemci yapılarına ihtiyaç duymasından dolayı yapının hazırlandığı cihaza göre hesaplama hız performansı değişiklik göstermektedir.

Kural tabanlı sınıflandırma yönteminde ise eğitim seti hazırlandıktan sonra sisteme öğretilecek kurallar önceden hazırlanmaktadır. Öncelikle eğitim kümesinde bulunan bu kuralların kararı değiştirme olasılıkları hesaplanır ve bu olasılık değerlerine göre yeni gelen örneğin sınıfı veya değeri belirlenir. Genellikle olasılık işlemlerini kullanarak sınıflandırma yapmasından dolayı ayrık ve kategorik veri kümeleri ile daha çok kullanılmaktadır. Kural tabanlı sınıflandırma algoritmalarında veri kümesinde bulunan sınıflandırma kurallarının basit, doğru ve anlaşılır olması sınıflandırma modelinin hesaplama performansını büyük ölçüde iyileştirmektedir. ANN yapılarının aksine insanlar sınıflandırma kurallarını kolayca anlayabilir ve yorumlayabilir (İbrahim, 2019). Sınıflandırma sonuçlarını açıklamak ANN yapılarına göre çok daha kolaydır. Yeni gelen bir örneğin giriş değerlerini

kullanarak sınıflandırmak için kurallar tablosundan yeni gelen örnek için hangi kuralların yer alacağı belirlenir.

Bu tez çalışmasında görüntü işleme teknikleri kullanılarak elde edilen değerler sonucunda oluşturulan eğitim veri setinin içerisinde bulunan veri miktarının az olmasından dolayı, daha çok karmaşık veriler için anlamlı sonuçlar üretilmesini hedefleyen ANN yapısı tercih edilmemiştir. Testlerin pişme seviyesi tespitinde hazırlanan sınıflandırma yapısı içerisinde bulunan sınıflandırma kurallarından hangilerinin daha büyük önem taşıdığı, hangilerinin daha çok sorun oluşturup başarı oranını düşürdüğü gibi konular bu tez çalışması için büyük önem taşımaktadır. Bu nedenle kurallara daha kolay müdahale edilebilmesini sağlayan ve üzerinde çalışma imkânı bulunan kural tabanlı sınıflandırma yöntemi tercih edilmiştir. Tez çalışmasında kullanılan sınıflandırma kuralları, **Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı, Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması, Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması ve Her Satıra ve Sütuna Düşen Küme Farklılık Sonuçlarının Ortalaması** gibi sonuca ulaşmak için basit “EĞER koşul DOĞRU İSE sonuç” yapılarından oluşmaktadır. Oluşturulan karar ağacı yapısında verilen dört farklı kural uygulanarak belirli bir değerin altında olan testler, yukarıda Giriş bölümünde tanımlanan ölçüt uyarınca pişme seviyesi düşük testler olarak sınıflandırılırken, bu değerler üstünde bulunan testi örnekleri ise aynı ölçüt uyarınca pişme seviyesi yüksek testler olarak sınıflandırılmaktadır (örneğin, Her satıra düşen küme farklılık ortalaması $<370,6$ şartı sağlandığında, pişme seviyesi = “düşük”).

2.3. Bölütleme

Tez çalışmasında kullanılan K-means kümeleme algoritması genel olarak bir Bölütleme Yöntemi olarak bilinmektedir. Bölütleme yöntemi ile ilgili literatür araştırıldığında karşımıza genelde sekiz farklı bölütleme yöntemi çıkmaktadır (Pham vd., 2000). Bunlar sırasıyla eşikleme (*thresholding*), genişletme tabanlı bölütleme (*region growing*), sınıflandırma (*classifiers*), kümeleme (*clustering*), Markov rastgele alan (*Markov Random Field - MRF*), yapay sinir ağları (*artificial neural networks*), değişebilir parça bazlı modeller (*deformable models*) ve atlas tabanlı (*atlas-guided*) olarak bilinmektedir. Bu sekiz bölütleme yönteminden eşikleme, sınıflandırma, kümeleme ve MRF yöntemleri piksel bölütleme yöntemleri olarak bilinmektedir (Pham vd., 2000).

Piksel bölütleme yöntemlerinden ilki olan eşikleme yöntemi, görüntü işleme alanında genelde bir görseli iki ayrı bölüme ayırmak amacıyla kullanılmaktadır (Mardia ve Hainsworth, 1988). Genel olarak gri seviyeli görseller üzerinde kullanılan yaygın bir görüntü bölütleme yöntemidir (Tobias, 2002). Temel mantık olarak görselde bulunan gri renk piksel değerleri üzerinde bir eşik değeri belirlenerek bu eşik değerin altında kalan renk değerleri ayrı bir kümeye, eşik değeri üzerinde kalan renk değerleri ise farklı bir kümeye yerleştirilmektedir. Genelde bu iki küme siyah ve beyaz renklerle temsil edilmektedir.

Piksel bölütleme yöntemlerinden bir diğeri olan MRF yönteminde, doğrudan pikseller üzerine çalışmak yerine fazla bölütlenmeye uğramış görsel üzerinde iki aşamadan oluşan bir algoritma çalıştırmaktadır. İlk aşamada fazla bölütlenmeye uğramış bölgeler için bölge yakınlık grafiği oluşturulmaktadır. MRF modelinin enerji fonksiyonu incelendiğinde, bölgeler içerisinde bulunan homojen yapı ve bölgeler arasında oluşan benzerlikler temeline dayanmaktadır. İkinci aşamada oluşturulan bu enerji fonksiyonunun değerine bağlı olarak bölge birleştirmesi gerçekleştirilmektedir.

Tez çalışmasında piksellerin öneminin fazla olmasından ve pişme seviyesinin tespitinde pişme seviyesi yüksek ve düşük testilerin ayırt edilmelerinde MRF yönteminin aksine parçaları birleştirmek yerine parçası fazla olanın değerli olduğu bilindiğinden bu yöntemin uygun olmadığına karar verilmiştir.

Piksel bölütleme yöntemlerinden bir diğeri olan sınıflandırma yönteminin en temel anlamda mantığı piksellerde bulunan renk değerlerinin önceden belirlenen özelliklerine göre belirli sınıflara ayrılmasıdır (Demirhan ve Salor, 2016). Sınıflandırma yöntemi ile kümeleme yöntemi arasındaki en belirgin fark sınıflandırma yönteminde önceden hazırlanan bir yapı bulunmakta, renk değerleri bu belirlenen yapılara göre ayrı sınıflara bölütlenmektedir (Çakmak, 1999). Kümeleme yönteminde ise sınıflandırma yönteminde bulunan yapı bulunmamakta ve değerler kendi aralarındaki birbirlerine olan benzerliklerine göre ayrı kümelere ayrılmaktadır (Çakmak, 1999).

Bu tez çalışmasında sınıflandırma aşamasına geçmeden önce eğitim veri setinin hazırlanmasında kümeleme yöntemi üzerinde durulmuş ve bu alanda kullanılan K-means kümeleme algoritması üzerine yapılan çalışmalara ağırlık verilmiştir. Elde edilen veriler ile kural tabanlı sınıflandırma yöntemlerinden karar ağacı algoritması kullanılmıştır.

BÖLÜM 3 MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. MATERYAL

3.1.1. Veri Seti

Bu tez çalışması için İstanbul Üniversitesi'nden Doc. Dr. Erkan Konyar'ın izni ile Urartu kralı 1. Sarduri tarafından MÖ 9. Yüzyılın ortalarında yaptırılmış Tuşba şehrinde bulunan Van Kalesi üzerinde yapmış kazılar sonucunda elde edilen arkeolojik buluntuların sadece tez için kullanılacak testi parçalarının kamera ile fotoğraflarının çekim izni alınmıştır. Testi görüntüleri 12 megapiksel değerine sahip iPhone 13 marka telefon ile kayda alınmıştır. Kaydedilen görüntüler geniş kamera formatında, 4032 x 3024 çözünürlük değerlerine sahiptir. Görseller aynı arka plan kullanılarak kaydedilmiş. İlk başta kaydedilen görseller üzerinden veri arttırımı yapılmış, görseller mevcutta bulunan tam halinden sol ve sağ parça olmak üzere bölümlere ayrılarak veri seti 3 katına çıkarılmıştır. Aynı görseller sonrasında yine başlangıçta bulunan durumları kullanılarak 90 derecelik açı içerisinde kendi eksenini etrafında rastgele döndürülerek 2 yeni görsel daha elde edilmiş, toplamda veri seti 5 katına çıkarılmıştır. Çekilen testilerin boyutları aynı olmadığından dolayı çekim yapılırken orantısal olarak görüntüleri, kamerayı yakınlştırıp uzaklaştırma yoluyla perspektif olarak eşitlenmesi sağlanmıştır. Burada testi parçalarının boyutu önemli olmamakta, sadece iç dokusu projede incelenmektedir ancak görsellerin boyut farklılıkları elde edilecek sonuçları olumsuz yönde etkileyeceği düşünülerek boyut eşitleme yoluna gidilmiştir. Tüm görseller JPEG (*Joint Photographic Experts Group*-Birleşik Fotoğraf Uzmanları Grubu) formatında kayda alınmışlardır. **Şekil 3.1** de örnek testi parçaları gösterilmiştir.



Şekil 3.1. Örnek Testi Görüntüleri.

Görseller daha sonrasında bilgisayar ortamına aktarılmıştır. Arkeolojik kazılar sonucunda elde edilen testi parçaları 180 adet olup bu parçaların 110 tanesi eğitim için, geri kalan 70 tanesi ise test için ayrılmıştır. 110 adet eğitim için hazırlanan testi parçalarının 20'si pişme seviyesi düşük, 90'ı ise pişme seviyesi yüksek testi parçalarından oluşmaktadır.

3.1.2. MATLAB

Matrix Laboratory (Matris Laboratuvarı) kelimelerinin kısaltılmasıyla ismi olmuş MATLAB, bilimsel ve teknik bilgi işleme açısından yüksek performanslı ve güçlü bir yazılım dilidir. MATLAB 1980'lerde New Mexio Üniversitesi'nde Prof, Cleve B. Moler tarafından ilk geliştirilmesi yapılmış ve sonrasında günümüzde ABD'de varlığını sürdüren the Mathworks Inc. Şirketi tarafından gelişime devam etmektedir (Jalalvand vd. 2018). MATLAB programının pek çok yazılım alanında kullanımı mevcuttur. Bunlardan bazıları, matematiksel hesaplamalar, algoritma geliştirme, istatistik, iki boyutlu ve üç boyutlu grafik çizimleri, veri analizi, simülasyon, prototip oluşturma vs. olarak özetlenebilir.

MATLAB programının kullanım alanlarından bir diğeri ve bu tez çalışmasının da yararlandığı alan görüntü işlemedir. Görüntü işleme günümüz teknolojilerinde bilgisayar bilimleri içerisinde en çok öneme sahip alanlardan biri olmuştur. İlerleyen zaman içerisinde teknolojinin gelişimiyle görüntü işleme kolaylaşmış ve oluşan bu kolaylık sayesinde görüntü işlemeye olan ilgi artmıştır (Özkan, 2010). Görüntü işlemenin kullanıldığı pek çok alandan bazıları, tıp, güvenlik, üretim, bilim, sanat, eğlence gibi sektörlerdir. Görüntü işleme uygulamalarını geliştirmek, diğer kullanıcılara eğitimini

vermek günümüz programlama dilleriyle oldukça zor olmaktadır. Bu nedenle her geçen gün görüntü işleme alanında kullanılan yöntemlerin kolaylaştırılması amacıyla yeni fonksiyon kütüphaneleri geliştirilmiş ve günümüz programlama dillerine eklenmiştir. Daha sonrasında oluşturulan bu kütüphanelerden zaman içerisinde kendine has özel programlama dilleri oluşturulmuştur. MATLAB bu oluşturulan dillerden birisidir.

3.2. YÖNTEM

3.2.1. Görüntünün Sayısallaştırılması

Çalışmanın ilk aşaması olarak 12 megapiksel değerine sahip iPhone 13 telefon ile kayda alınan görüntüler bilgisayar ortamına aktarılmıştır. Apple marka aygıtlar arasında dosya aktarımını sağlayan *AirDrop* teknolojisi kullanılarak görsellerin kayda alınan aygıt üzerinden bilgisayar ortamına aktarımı ile görüntü kalitelerinin korunması sağlanmıştır.

Elde edilen sayısal görüntü x ve y konumuna sahip bir noktanın ışık yoğunluğunun temsil edilmiş halidir. Genellikle en çok tercih edilen sayısal görüntü tanımı dikdörtgen formuna sahip sayısal görüntü tanımıdır. Bu dikdörtgen yapı görüntünün modellenmesi olarak da adlandırılabilir (Yaman ve Aktürk, 2001). Görüntü, iki boyutlu ışık şiddeti fonksiyonudur. Bu fonksiyon “f(x, y)” şeklinde gösterilmektedir. Burada x ve y koordinat değerlerini f’nin sayısal değeri ise görüntünün gri seviyesi değeridir. Görüntü başlangıçta kırmızı, mavi, yeşil olmak üzere üç renk katmanından oluşan bir yapıya sahiptir. Görüntünün iki boyutlu bir yapı üzerinde değerlendirilmesinin sağlanabilmesi için renkli görüntüler sıklıkla gri renk seviyesine dönüştürülür. MATLAB programında renkli görüntülerin gri seviyeli renk formatına dönüştürülmesinde $0.2989 * \text{Kırmızı} + 0.5870 * \text{Yeşil} + 0.1140 * \text{Mavi}$ Formülü kullanılmaktadır. Bir sayısal görüntü satır ve sütun değerleri birlikte kullanıldığında görüntü üzerindeki herhangi bir noktayı tanımlayan elemanlardan oluşmuş bir matris olarak değerlendirilebilir. Bu matris içerisindeki her elemanın sayısal değeri, kendisine karşılık gelen noktaların gri seviyedeki değerine eşittir. Oluşan bu matrisin her bir elemanına piksel adı verilir.

Çalışmada görseller MATLAB programına aktararak sayısallaştırılma işlemi gerçekleştirilmiştir. MATLAB Image Processing Toolbox’ta görüntülerin okutulabilmesi için “imread” komutu kullanılmıştır. MATLAB; BMP, HDF4, TIFF, PNG, JPEG, PCX, XWD, ICO, GIF gibi görüntüleri

desteklemektedir. Bu çalışmada MATLAB programı içerisine aktarılan görsellerin dosya formatı JPEG uzantılıdır.

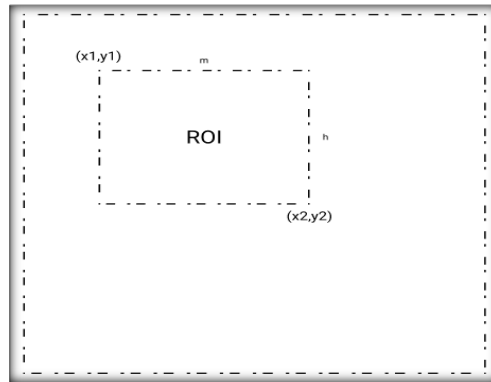
Tablo 3.1. Görselin MATLAB Programına Aktarımı

Görselin MATLAB Programına Aktarımı
<code>he = imread('azpismisgorsel6.jpeg');</code>

Oluşturulan komut satırında “he” değişkeni MATLAB programına aktarılan görseli temsil etmektedir. Bu değişken MATLAB workspace penceresinde (893 x 1241 x 3 unit8) olarak gözükmemekte, bunun anlamı ise görüntünün 893 x 1241 piksele sahip olduğunu, x 3 görüntünün renkli bir görüntü olduğu, unit8 ise görüntünün 0-255 arasında değişim gösteren 8 bitlik bir görüntü olduğunu ifade etmektedir.

3.2.2. İlgi Bölgesi (ROI)

Çalışmanın ikinci aşaması olarak, görüntüleri alınan testi parçalarının iç doku bölümü ile dış kesimi arasında ayırım oluşmadığından dolayı ilgi bölgesi yöntemi kullanılmıştır. İlgi bölgesinin oluşturulması kullanıcı tarafından MATLAB programı ile oluşturulan kullanıcı ara yüzü yardımıyla hazırlanması sağlanmıştır. Kısaca, görüntü üzerinde minimum hata ile çalışılabilmesi için görüntü üzerinden istenilen alan seçilmiştir. Görüntüdeki tüm piksel değerlerinden işlenecek görüntü piksellerinin çıkarılması ile elde edilen yeni görsele kesit adı verilir (Dağılğan ve Furat, 2021).



Şekil 3.2. İlgi Alanı Belirlenmesi.

Şekil 3.2’de ilk görsel üzerinden minimum ve maksimum x, y koordinat değerleri kullanılarak yeni bir kesit oluşturulması sağlanmıştır. Oluşturulan bu yeni kesitin genişliği m, uzunluğu h olarak

gösterilmektedir. Görseller üzerinden belirli bir kesit almada kullanılan, ilgi bölgesi yönteminin formülü; “İlgi Bölgesi= görüntü [minimum y koordinat değeri, maksimum y koordinat değeri, minimum x koordinat değeri, maksimum x koordinat değeri]” olarak belirlenmektedir (Dağılgan ve Furat, 2021).

MATLAB programı ile bir kullanıcı ara yüzü oluşturulmuştur. Oluşturulan sistemde kullanıcı en başta sisteme yüklediği görseller üzerinde **MATLAB** kütüphanesi komutlarından **imfreehand** komutu kullanılarak kırpma yapabilmesi sağlanmış ve sadece kırpıldığı alanlar üzerinde sonuçları gözlenebilmiştir.

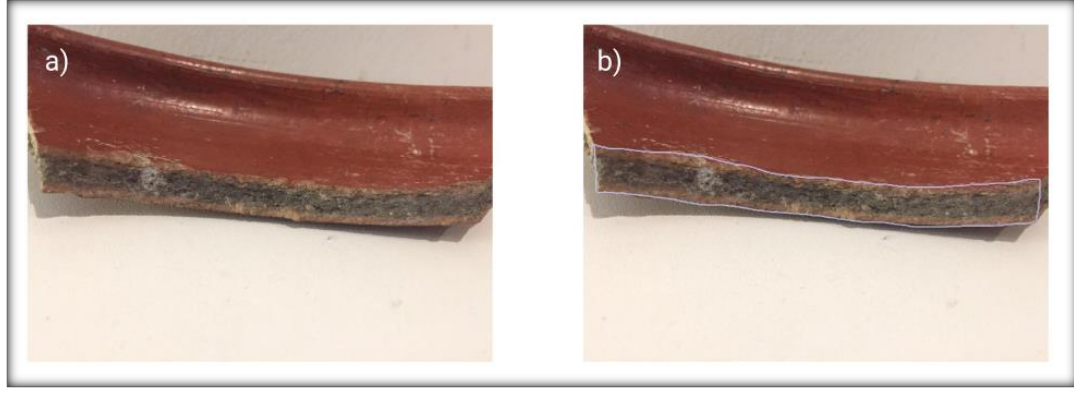
Tablo 3.2. Görsel Üzerinden Serbest Çizim Yapılması

Görsel Üzerinden Serbest Çizim Yapılması
<pre>imshow(he); h = imfreehand; position = round(wait(h));</pre>

Imfreehand komutunun kullanılabilmesi için en başta programa aktarılan görselin MATLAB *Image Processing Toolbox*’ta gösterilmesi gerekmektedir. Bu nedenle “he” değişkenine aktarılan görsel “imshow” komutu kullanılarak ekrana yansıtılması sağlanmıştır.

“Imfreehand” komutu kullanılarak programa yüklenen görsel üzerinde bilgisayarın fare aracı ile serbest bir çizim yapma fırsatı sağlanmıştır. Seçim yapım aşaması tamamlanana kadar sistemin herhangi bir işlem yapmasını engellemek amacıyla “wait” komutu kullanılmıştır. Kullanıcı serbest çizim aşamasını farenin sol tuşuna basılı tuttuğu süre boyunca devam eder ve bıraktığı anda program çizimin başladığı nokta ile çizimin sonlandırıldığı noktayı otomatik olarak birleştirmektedir. Yapılan işlem sonucunda oluşan bölümün üzerine yine farenin sol tuşuna tıklayarak “position” değişkenine görselin üzerinden geçilen her pikselin x ve y koordinat değerlerinin eklenmesi sağlanmıştır.

Dış kesimde bulunan farklı boyalar, desenler, zamanla oluşmuş renk farklılıkları testlerin dokuları üzerinde renk değerlerine göre oluşturulacak kümeleme algoritmasını olumsuz yönde etkileyebilmektedir. Görsel üzerinden kesit alınırken, bu kesitlerin boyutlarına dikkat edilmiştir. Bir testiden ufak diğer farklı bir testiden büyük bir kesit alınması iki kesit arasında oluşan piksel farklılığın ciddi şekilde artmasına neden olacağından dolayı, sadece iç doku ile dış kısmın birbirinden ayrılması sağlanmış, görsellerin en başta birbirlerine benzer piksel değerlerine sahip olma durumu korunmuştur.



Şekil 3.3. Görsel Üzerinden Serbest Çizim Yapılması a) Ekrana Yansıtılan Görsel b) Seçim Sonrası Oluşan Görüntü.

Bir sonraki aşama olarak kullanıcı tarafından seçilen alanın ilgi bölgesine dönüşümü sağlanmıştır. İlgi bölgesinin oluşturulabilmesi için ilk görsel üzerinden oluşacak yeni görselin minimum ve maksimum x – y koordinatlarına ihtiyaç duyulmaktadır.

Tablo 3.3. Görsel Üzerinden Serbest Çizim Sırasında Üzerinden Geçilen Noktaların Minimum ve Maksimum Noktalarının Ayrıştırılması.

Görsel Üzerinden Serbest Çizim Sırasında Üzerinden Geçilen Noktaların Minimum ve Maksimum Noktalarının Ayrıştırılması.
<pre>min_values = min(position); max_values = max(position);</pre>

Tablo 3.3 de, kullanıcının görsel içerisinde serbest çizim yaptığı süre boyunca üzerinden geçtiği koordinat bilgilerinin x değerinin ayrı, y değerinin ayrı bir diziye aktarılması ile oluşan “position” değişkeni içerisinde **MATLAB** kütüphanesi komutlarından “min” ve “max” komutları kullanılarak minimum x ve y değerlerini ayrı, maksimum x ve y değerlerini ise farklı bir değişkene aktarılması sağlanmıştır. Oluşan iki değişkenin ilk değerleri x koordinat bilgilerini, ikinci değerleri ise y koordinat değerlerini göstermektedir.

MATLAB programına aktarılan görsellerin içerisinde yeni bir ilgi bölgesi oluşturulabilmesi için, Görsel içerisinde 4 ayrı x ve y koordinat değerleri hazırlanmıştır. Bu 4 ayrı x ve y koordinat değerleri oluşacak yeni ilgi bölgesinin 4 köşesini temsil etmektedir.

Tablo 3.4. Görsel Üzerinden İlgi Bölgesinin Oluşturulması

Görsel Üzerinden İlgi Bölgesinin Oluşturulması
$I_{new} = he(min_values(2):max_values(2),min_values(1):max_values(1),:);$

Tablo 3.4 de gösterilen komut satırında MATLAB programına aktarılan görselin RGB renk uzayına göre değerlerinin bulunduğu iki boyutlu bir matrise dönüştürülmüş “he” değişkeni içerisinde, önceden hazırlanmış “min_values” ve “max_values” değişkenleri kullanılarak yeni görsel elde edilmiştir. Önceden oluşturulan bu iki değişkenin iki değere sahip ayrı diziler barındırdığı bilinerek sırasıyla; min_values (2): minimum y koordinat değeri, max_value (2): maksimum y koordinat değerini, min_values (1): minimum x koordinat değeri ve max_value (1): maksimum x koordinat değerini vermekte ve bu değerler kullanılarak yeni ilgi bölgesi oluşturulmuş son olarak “Inew” adlı yeni değişkene aktarımı sağlanmıştır.



Şekil 3.4. Oluşturulan Yeni İlgi Bölgesinin Ekran Görüntüsü.

3.2.3. Veri Setinin Arttırılması

Çalışanın üçüncü aşamasında mevcutta bulunan 36 adet testi parçası örneklerinin farklı iki yöntem kullanılarak artırılması sağlanmıştır. Görsellerin ilgi bölgeleri belirlendikten sonra her testi örneği için sol ve sağ kısımlarından görselin ikiye bölünmesi sonucunda sol testi parçası, sağ testi parçası ve tüm testi parçası olmak üzere görseller üç katına çıkarılmıştır. Görsellerin farklı açılardan kaydedilmesi sonrasında yazılımsal bir veri arttırımı yöntemi kullanılarak her görsel 360 derece içerisinde rastgele döndürme işlemi uygulanarak iki yeni görsel daha oluşturulmuştur.

Başlangıçla 22 adet eğitim veri seti ve 14 test veri setinden oluşan 36 adet olan görsel, farklı açılardan çekilerek üç katına çıkarılmıştır. Data augmentation (veri arttırımı) yöntemi kullanılarak da yine temel ilk görsel iki katına çıkarılmıştır. Toplamda tüm veri seti 110 adet eğitim veri seti ve 70 test veri setine dönüştürülmüştür.

3.2.3.1. Görsellerin Farklı Açılardan Kaydedilmesi

Temelde testlerin ilgi bölgesi hazırlanırken tüm dokusunun kaydedilmesi sonucunda bir veri seti oluşturulmuştur. Oluşturulan bu veri seti üzerinde veri arttırımının yapılması amacıyla elde edilen görseller 2 ayrı parçaya bölünerek sol doku parçası ve sağ doku parçası olmak üzere görseller 3 katına çıkarılmıştır.



Şekil 3.5. a) ilgi bölgesi alınmış görsel b) sol doku parçası c) sağ doku parçası

3.2.3.2. Veri Arttırma (Data Augmentation) Yöntemi

Veri arttırma (data augmentation), mevcutta bulunan veri kümesinden ekstra veri elde etmek için kullanılan bir yöntemdir. Mevcut görüntüler kullanılarak bozuk görüntü kopyaları oluşturulur. Görüntü arttırma yöntemi birkaç teknik kullanılarak yapılabilmektedir. Bunlardan en verimli olanlarından bir tanesi görüntünün kalitesi de göz önünde bulundurularak büyütme ya da küçültme tekniğidir. Diğer tekniklere örnek olarak Döndürme (*Rotation*), Yakınlaştırma (*zoom*), Kesme (*Shear*), Gauss bulanıklığı (*Gaussian Blur*), Renk uzayı dönüşümleri (*Color Space*), Çevirme (*Translation*) verilebilir (Shorten ve Khoshgoftaar, 2019).

Bu tez çalışmasında görseller üzerinden rastgele belirli bir bölümünün kesilmesi ya da yakınlaştırma uzaklaştırma gibi yöntemler kullanılarak veri setinin arttırılması gibi yöntemler görsel üzerinden alınan ilgi bölgesinin tüm dokuyu içerisinde barındırması gerekliliği göz önünde bulundurularak çalışmada kullanılmamıştır.

Görüntü arttırma yöntemlerinden bu tez çalışmasında döndürme yöntemi kullanılmıştır. Döndürme yöntemi, görüntüyü merkezi etrafında döndürülmesini sağlayarak yeni görsellerin elde edilmesi mantığına dayanmaktadır. Görselin boyutundan ya da belirli bir bölümünden görüntünün eksilmesi bu yöntemde söz konusu değildir (Taylor ve Nitschke, 2018). Görseller belirli dereceler içerisinde döndürülmesi tamamlandıktan sonra oluşan yeni görsellerin çevresine gürültü değerleri eklenerek görselin temel yapısı korunması sağlanır. 90 ya da 180 derece açılar ile döndürülen görsellerde gürültü eklenmesine gerek bulunmamaktadır (Khosla ve Saini, 2020). MATLAB progamı içerisinde bu gürültü değeri 0 olarak belirlenmiştir. Döndürülmesi tamamlanan görsel çevresine siyah renk ataması yapılarak görselin bütünlüğü sağlanmış olur.

MATLAB kütüphanesi komutlarından **imwarm** komutu kullanılarak ilgi bölgesi alınan görsel 360 derece açı içerisinde rastgele döndürülerek yeni görseller elde edilmiştir. Bu yöntem kullanılarak ilgi bölgesi alınan görseller, belirtilen komut içerisinde 2 kez çalıştırılarak veri setinin 3 katına çıkarılması sağlanmıştır.

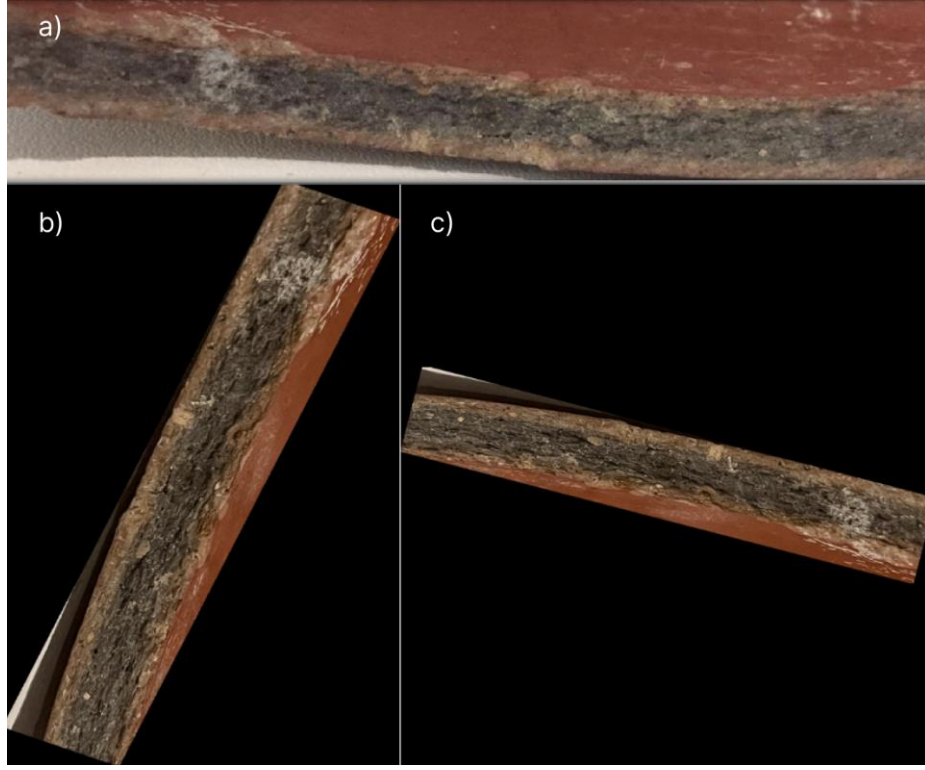
Tablo 3.5 Randomaffine, Rotation Ve Imwarm Komutlarının Kullanımı.

Randomaffine ve imwarm komutlarının kullanımı.
<pre>tform = randomAffine2d(Rotation=[0 360]); imAugmented = imwarp(Inew,tform); Inew = imAugmented;</pre>

Tablo 3.5 incelendiğinde **randomAffine2d** komutu kullanılarak yeni dönüşüm formu oluşturulması sağlanmıştır. Bu komut içerisine **Rotation** metodu kullanılarak dönüşüm formunun hangi yöntem ile yapılacağı bilgisi verilmiş, **0 360** değerleri tanımlanarak dönüşümün 360 derecelik açı içerisinde yapılacağı belirlenmiştir. **randomAffine2d** komutu verilen değerler sonrasında rastgele dönüşüm yaparak **tform** değişkeni içerisine kullanılacak dönüşüm formu kaydedilmiştir.

Form oluşturulduktan sonra **imwarp** komutu kullanılarak öncesinde bulunan temel görsel ve form yapısını verilerek görselin belirlenen şartlar doğrultusunda döndürme işlemi tamamlanmış daha sonrasında **imAugmented** değişkeni içerisine yeni oluşan görselin aktarımı sağlanmıştır.

Tüm aşamalar tamamlandıktan sonra **Inew** değişkeni içerisine elde edilen görsel tekrardan aktararak ilerleyen aşamalarda kullanılmasını sağlanmıştır.



Şekil 3.6. a) ilgi bölgesi alınmış görsel b-c) ilgi bölgesi alınan görsel üzerinde rastgele 360 derece açı ile döndürülen iki ayrı görsel.

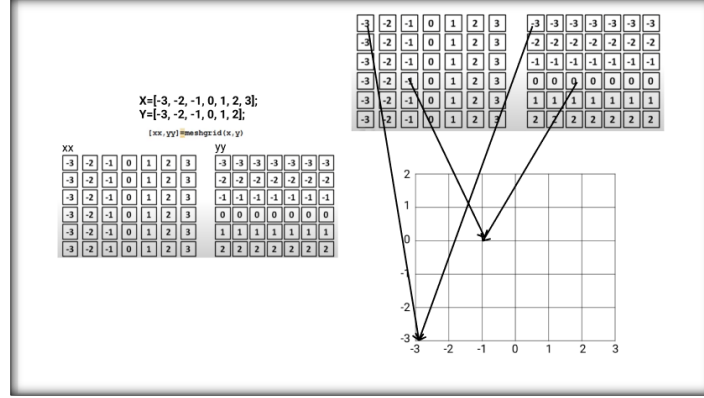
Şekil 3.6 incelendiğinde ilgi bölgesi oluşturulmuş görsel rastgele dönüşümü tamamlandıktan sonra oluşan yeni görsellerin çevresi MATLAB programı içerisinde otomatik olarak siyah renk piksellerinin eklenmesi sonucunda yeni 2 ayrı görsel elde edilmiştir.

3.2.4.İlgi Bölgesinin Grid (Izgara) Sistemine Dönüşümü

Çalışmanın üçüncü aşamasında **MATLAB** kütüphanesi komutlarından **imfreehand** komutu kullanılarak kullanıcın görsel üzerinden serbest çizim yapması sonrasında oluşturulan ilgi bölgesinin, yine seçim sırasında oluşan çokgen yapı içerisinde olup olmadığın tespiti sağlanmıştır.

Bölgesinin uzunluk ve genişlik değerleri kullanılarak bir grid (ızgara) sistemi oluşturulursa oluşan bu grid sistem içerisindeki her nokta x ve y cinsinden koordinat değerleri vermiş olacaktır. Bu amaçla birden başlayıp uzunluk değeri kadar yeni bir dizi, yine birden başlayarak genişlik değeri kadar ayrı bir dizi oluşturularak bir koordinat sistemi oluşturulabilir. Ancak bu iki dizinin grid sistem oluşturabilmesi ve sonrasında ilgili her noktaya x ve y değerlerini kullanarak ulaşılabilmesi için dizilerin aynı uzunlukta olması gerekmektedir. Bu nedenle uzunluk ve genişlik değerlerinin bulunduğu bu iki dizi kullanılarak yine iki ayrı matris oluşturulmuştur. Oluşturulan bu iki ayrı matrisin ilki x koordinat değerlerinin bulunduğu genişlik değeri kadar sütun eklenmesiyle oluşturulmuş

matris, diğeri ise y koordinat değeri bulundğı uzunluk değeri kadar satır eklenmesiyle oluşturulmuş bir diğr matristir. Oluşturulan bu iki matris kullanılarak hazırlanan yeni grid sistem içerisinde bulunan tüm noktalar x ve y koordinat verileri tanımlanarak ulaşılabilir hale gelmiş olur.



Şekil 3.7. Genişlik ve Uzunluk Değerleri Bilinen Görselin İki Boyutlu Grid Sistemine Dönüşümü ve Örnek Koordinat Gösterimi.

Şekil 3.7’de verilen uzunlukları birbirinden farklı olan x ve y dizileri kullanılarak ayrı iki boyutlu matris oluşturulmuş. Oluşturulan bu iki matrislerden ilki olan “xx” matrisi x dizisinin değeri bulundğı y dizisinin uzunluğu kadar satır eklenerek tekrarlanması ile, ikinci dizi olan “yy” matrisi ise x dizisinin uzunluğu kadar sütun eklenerek tekrarlanması ile oluşturulmuştur. Bu sayede uzunlukları farklı olan bu iki dizinin grid yapısı hazırlanmıştır. Oklar ile gösterilen noktalar ise x ve y dizilerinden oluşan grid sistemi üzerindeki örnek koordinat değerlerini vermektedir.

Bir grid sistemin oluşturulabilmesi için yatay eksenini oluşturacak x değeri bulundğı bir dizi ve dikey eksenini oluşturacak y değeri bulundğı farklı bir dizinin bilinmesi gerekmektedir. Kullanıcı tarafından seçilen alanın ilgi bölgesine dönüştürülmesi sonrasında bu yeni ilgi bölgesi ile grid bir sistemin oluşturulabilmesi için yatay eksenini oluşturacak x değeri için, “Inew” değişkeni içerisinde bulunan görselin sütun sayısına kadar, dikey eksenini oluşturacak y değeri için ise, yine “Inew” değişkeni içerisinde bulunan görselin satır sayısına kadar birden başlayarak ve değeri birer birer artarak oluşturulan ayrı iki dizi kullanılmıştır.

Tablo 3.6. Görsellerin Grid Sisteme Dönüşümü İçin Hazırlanan Satır ve Sütun Değeri ile Oluşturulan Değişkenler

Görsellerin grid sisteme dönüşümü için hazırlanan satır ve sütun değeri ile oluşturulan değişkenler
InewRowCount = 1:size(Inew,1)
InewColumnCount = 1:size(Inew,2)

Tablo 3.6 içerisinde oluşturulan iki değişken için “InewRowCount” değişkeni içerisinde birden başlayarak **MATLAB** kütüphanesi komutlarından **size** komutu kullanılarak “Inew” değişkenin ilk değeri olan satır sayısının elde edilmesiyle bu satır sayısına kadar bir dizi oluşturularak aktarılmış, “InewColumnCount” değişkenine ise yine birden başlayarak “Inew” değişkeninin ikinci değeri olan sütun sayısı kadar bir dizi oluşturularak aktarılmıştır. Eğer “Inew” değişkenin üçüncü değeri kullanılarak bir dizi oluşturulmak istenirse bu “size (Inew,3)” komutu kullanılarak elde edilebilir olup, grid sistemi oluşturmada ihtiyaç duyulmadığı için kullanılmamıştır.

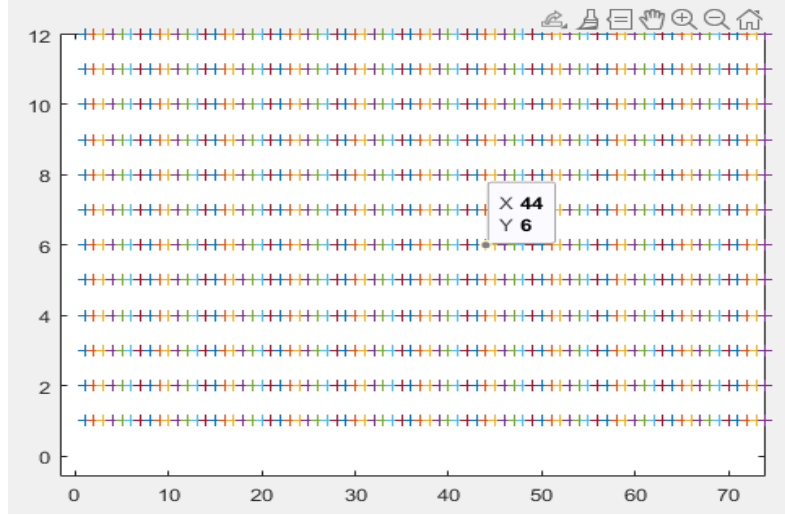
MATLAB programında bir grid sisteminin oluşturulabilmesi için bulunan ayrı iki dizinin aynı boyutlarda olması gerekmektedir. Bu sayede dizinin elemanlarının her biri bir x-y çifti oluşturacaktır. Bu x-y kartezyen koordinat sisteminde bir noktayı belirtecektir. Bu tüm noktaların birleştirilmesi ile de grid sistem çizilmiş olacaktır.

Oluşturulan bu iki ayrı dizinin eşit boyutlara getirilmesi **MATLAB** kütüphanesi komutlarından **meshgrid** komutu kullanılmıştır.

Tablo 3.7. Meshgrid Komutunun Kullanımı

Meshgrid Komutunun Kullanımı
$[X1,X2] = \text{meshgrid}(\text{InewColumnCount}, \text{InewRowCount});$

Yukarıdaki komut satırında **meshgrid** komutu kullanılarak oluşturulan iki dizi parametre olarak verilmiştir. Verilen bu parametreler ile, belirtilen ilk değişken olan “InewColumnCount” değişkeninin ikinci değişken olan “InewRowCount” dizisinin uzunluğu kadar tekrar edilmesiyle ve yine “InewRowCount” değişkeninin “InewColumnCount” dizisinin uzunluğu kadar tekrar edilmesiyle iki ayrı dizi aynı boyutlara sahip yeni iki boyutlu dizilere dönüştürülmüştür. Oluşturulan bu iki boyutlu yeni diziler sırasıyla “X1” ve “X2” değişkenlerine **meshgrid** komutu sayesinde aktarılmıştır. Daha sonrasında elde edilen iki boyutlu yeni iki dizi örnek olarak bir grafik üzerinde **şekil 3.8**’de gösterilmiştir.



Şekil 3.8. X1 Ve X2 İki Boyutlu Dizileri Kullanılarak Oluşturulan Grid Yapının Örnek Bir Bölümü.

Şekil 3.8’de oluşan iki farklı 184 x 1031 değerlerine sahip iki boyutlu dizilerin kullanılmasıyla oluşturulan grid yapının 1’den 74’e kadar yatay eksen ve 1’den 12’ye kadar dikey eksen bulunan bölümü örnek olarak verilmiştir. Burada her “+” sembolü kullanılarak oluşturulan bölümler hazırlanan grid yapının Kartezyen koordinat sistemindeki bir noktayı temsil etmektedir. Şekilde x 44 Y 6 ile gösterilen bir nokta örnek olarak verilmiştir.

3.2.5.İlgi Bölgesi İçerisinden Seçim Dışı Kalan Alanların Çıkarılması

Geometrik şekillerde (çokgenlerde) şeklin kendisi, şeklin içerisinde kalan bölüm ve şeklin dışında kalan bölge olmak üzere üç yerden söz edilir. Kullanıcı görsel üzerinde çizim yaparken geçtiği her iki piksel arasında program, bir bağlantı kurulmuş çizim sonlanana kadar bu işlem tekrarlanmış ve sonuç olarak yeni çokgen görüntü oluşması sağlanmıştır.

Bir grid sistem oluşturulduktan sonra kontrol edilecek koordinat noktanın değerine “P”, oluşan çokgen yapının bir üçgen yapı oluşturduğu düşünülerek bulunan üç köşe noktalarına ise A, B ve C denildiğinde bu dört noktanın koordinat değerleri sırasıyla;

- A noktasının x ve y değerleri Ax ve Ay
- B noktasının x ve y değerleri Bx ve By
- C noktasının x ve y değerleri Cx ve Cy
- P noktasının x ve y değerleri Px ve Py

Daha sonrasında bulunan bu koordinat değerleri kullanılarak noktalar arasındaki ara değerler hesaplanır. Bu hesaplamalar sırasıyla;

- $bx = Bx - Ax$

$$\cdot by = By - Ay$$

$$\cdot cx = Cx - Ax$$

$$\cdot cy = Cy - Ay$$

$$\cdot x = Px - Ax$$

$$\cdot y = Py - Ay$$

Daha sonrasında elde edilen değerler kullanılarak son dört değer olan “d”, “WA”, “WB”, “WC” değerlerini hesaplanması gerekmektedir.

$$d = bx * cy - cx * by \quad (3.1)$$

$$WA = \frac{(x * (by - cy) + y * (cx - bx) + bx * cy - cx * by)}{d} \quad (3.2)$$

$$WB = \frac{(x * cy - y * cx)}{d} \quad (3.3)$$

$$WC = \frac{(y * bx - x * by)}{d} \quad (3.4)$$

Yukarıdaki formüller kullanılarak yapılan işlemler sonucunda “WA”, “WB”, “WC” değerlerinin hepsi sıfır ve bir arasında ise noktanın belirlenen çokgen içerisinde olduğunu, eğer bir tanesi bile bu aralığın dışarısında ise belirlenen noktanın çokgen içerisinde olmadığını göstermektedir.

Oluşan ilgi bölgesinin grid sisteme dönüştürülmesinden sonra görselin hangi bölgesinden bir kesit alınırsa alınsın elde edilen yeni grid yapısı x ve y koordinat sisteminde 1’den başlamakta, satır ve sütun sayısına göre bitiş noktaları hesaplanmaktadır. Kullanıcın seçim yaptığı noktalar ise **görsel üzerinden belirli bir kesitin seçilmesinin sağlanması** bölümünde detaylı anlatılan x ve y koordinat değerlerinin ayrı bir şekilde tutulduğu iki farklı diziden oluşan “position” değişkeninde bulunmaktadır.

	1	2
70	270	332
71	273	333
72	274	333
73	277	333
74	279	333
75	282	333
76	282	334
77	284	334
78	287	335
79	292	335
80	292	336
81	300	336

Şekil 3.9. Örnek “Position” Değişkeninin Variables Alanında Oluşan Görüntüsü.

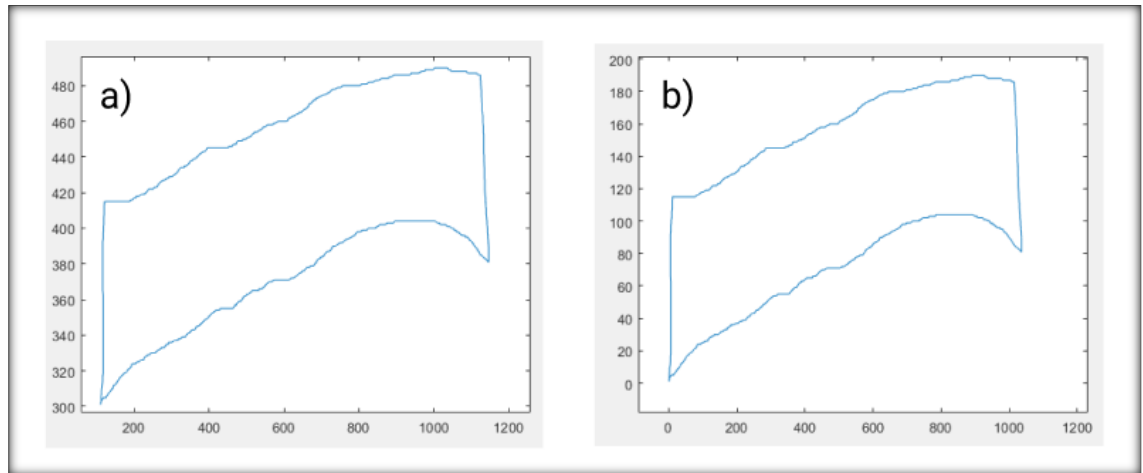
Şekil 3.9 incelendiğinde birinci sütun x koordinat değerlerini ikinci sütun ise y koordinat değerlerini temsil etmektedir. Bu değerlerin oluşturulan grid yapısında kontrol edilebilmesi için, her koordinat değerinden minimum değeri çıkarılarak x koordinat değerleri için soldan kaç birim ileride, y koordinat değerleri için aşağıdan kaç birim yukarıda bilgileri elde edilmiştir.

Tablo 3.8. Kesit Alanların Minimum ve Maksimum Değerlere Göre Yeniden Hesaplanması

Kesit Alanların Minimum ve Maksimum Değerlere Göre Yeniden Hesaplanması
$XDistanceCalc = position(:,1) - min_values(1) + 1;$ $YDistanceCalc = position(:,2) - min_values(2) + 1;$

Yukarıdaki MATLAB programında yazılan kodlara bakıldığında “position” değişkeni içerisinde bulunan iki ayrı diziye ulaşabilmek için, “position(:1)” x koordinat değerlerinin bulunduğu ilk diziyi, “position(:2)” ise içerisinde y koordinat değerlerinin bulunan ikinci diziyi bize geri döndürmektedir. Dada önce yine **görsel üzerinden belirli bir kesitin seçilmesinin sağlanması** bölümünde hesaplanan “min_values” değişkeni için ise “min_values (1)” minimum x koordinat değerini “min_values (2)” minimum y koordinat değerini vermektedir. Oluşturulan iki yeni “XDistanceCalc” ve “YDistanceCalc” adlı değişkene sırasıyla her koordinat değerlerinden minimum değerleri çıkarılarak yeni ayrı iki dizi elde edilmiştir.

Tablo 3.8’ de “XDistanceCalc” ve “YDistanceCalc” değişkenlerinin hazırlanması için oluşturulan kodlarda Minimum değerlere 1 eklenmesinin nedeni grid yapısının x ve y başlangıç değerlerinin 1 olmasından kaynaklıdır. **Şekil 3.10** de ilgi bölgesi içerisindeki mesafeleri hesaplanan koordinat değerlerinin bir grafik üzerinde gösterimi verilmiştir.



Şekil 3.10. a) Koordinat Değerleri ile Oluşan Grafik Yapısı, b) Mesafeler Kullanılarak Oluşan Grafik Yapısı.

Elde edilen bu mesafe bilgileri ile daha öncesinde oluşturulan grid yapı **MATLAB** kütüphanesi komutlarından **inpolygon** komutu kullanılarak hesaplanmıştır. Bu metot belirlenen noktaların yine oluşturulan çokgen yapının içinde, dışında ya da üzerinde olup olmadığını tespit etmek için kullanılır.

Tablo 3.9. Inpolygon Metodunun Kullanımı.

Inpolygon Metodunun Kullanımı
<pre>in = inpolygon(X1,X2,XDistanceCalc,YDistanceCalc);</pre>

Tablo 3.9 de gösterilen **inpolygon** metodu 4 değer almakta, bunların ilk ikisi sorgulanacak noktaların x ve y değerleri, diğer ikisi ise çizilecek olan çokgenin x ve y değerlerinden oluşmaktadır. Sırasıyla ilk iki değişkende verilen değerler sonucunda oluşan noktalar, son iki değişken ile hazırlanan çokgen yapının içerisinde olup olmadığı kontrol edilmiş ve eğer içindeyse 1 dışında ise 0 değerinin geri dönmesiyle oluşan bir dizi oluşturulması sağlanmıştır. Oluşturulan bu dizi “Inew” değişkeni ile aynı boyutta ve içerisinde bulunan her değer “Inew” değişkeninin grid sisteme dönüştürülmesi sonucunda sorgulanan tüm piksellerinin oluşturulan grid yapı içinde olup olmama durumu gösteren 0 ve 1 değerlerinden oluşmaktadır. Bu değişkenin adı “in” olarak belirlenmiştir.

Son olarak oluşturulan ilgi bölgesi içerisinde kullanıcının seçimi dışında kalan piksellerin içerisine 0 değerinin atanması sağlanmıştır. İlk olarak karşılaştırma yapılacak görselin RGB renk uzayında olduğu için kırmızı, yeşil ve mavi renklerin ayrı ayrı kontrol edilmesi gerekmekte ve bu nedenle in değişkeni **MATLAB** kütüphanesi komutlarından **repmat** metodu kullanılarak her renk için bir kez tekrarlanması sağlanmıştır.

Tablo 3.10. Repmat Metodunun Kullanımı.

Repmat Metodunun Kullanımı
<pre>in2 = repmat(in,1,1,3); Inew(~in2) = 0;</pre>

repmat metodu 4 değer almakta bunlar; tekrarlanacak olan dizinin tanımlandığı, satır olarak kaç kez, sütun olarak kaç kez ve tüm dizinin kaç kez tekrarlanacağını belirtildiği değerlerdir.

Bu çalışmada satır ve sütun tekrarlanması 1 değeri atanarak engellenmiş son değere 3 atanarak RGB renk uzayının kırmızı, yeşil ve mavinin ayrı dizilere atanarak oluşturduğu yapı ile eşitlenmesi

sağlanmıştır. Bir sonraki aşamada ise “Inew” değişkeni içerisinde “in2” değerlerinin eşleşmediği piksellere “~” kullanılarak erişilmiş, logic sistemde siyah rengi veren 0 değeri atanmıştır. Yapılan bu işlemler sonucunda elde edilen görsel **şekil 3.11** de verilmiştir.



Şekil 3.11. İlgi Bölgesi İçerisinden Kullanıcın Seçmediği Bölümlere Siyah Renk Atanması.

3.2.6. Görsellerin Uzunluk ve Genişlik Değerlerinin Eşitlenmesi

İlgi bölgesinin görseller üzerinde serbest çizim yapılması ile oluşturulmasından dolayı bazı görseller küçük uzunluk ve genişlik değerlerine, bazı görseller ise çok büyük uzunluk ve genişlik değerlerine sahip olmaktadır. Oluşan bu dengesizlik testler üzerinde yapılacak pişme seviyesi tespitinde kullanılan yöntemleri olumsuz yönde etkileyeceği düşüncesiyle, tüm görseller aynı uzunluk ve genişlik değerlerine getirilmiştir. Küçük parçalar ile büyük parçaların aynı boyutlara sabitlenmesi sonucunda, küçük testi parçalarının büyütülmesiyle oluşan görüntü kalitesinin bozulması sorunu bu çalışmada önemi bulunmamaktadır. Görsellerin eşit seviyeye getirilmesi sonucunda artan ya da azalan piksel sayısı pişme seviyesi yüksek bir testinin, alınan kesit boyunun küçük olmasından dolayı değerinde pişme seviyesi düşük olan bir testiye yakın çıkması sorununu ortadan kaldırmaktadır.

Görsellerin aynı uzunluk ve genişlik değerlerine sabitlenmesi işlemi **MATLAB** kütüphanesi komutlarından **imresize** komutu ile sağlanmaktadır.

Tablo 3.11. Imresize Metodunun Kullanımı.

Imresize Metodunun Kullanımı
Inew = imresize(Inew,[500,1920]);

Tablo 3.11 de bulunan **imresize** komutu iki parametre istemektedir. İlk parametre olarak yeniden boyutlandırılacak görsel, diğer parametre ise ilk değeri uzunluk, diğer değeri genişlik olan iki değere sahip tek boyutlu bir dizidir. Uzunluk ve genişlik değerlerinin karar verilmesinde eğitim veri setinde

bulunan en büyük testi parçasından yararlanılmıştır. Küçük testlerin büyük testlerin boyutlarına benzetilmesi ile büyük testlerin küçük testlerin boyutlarına benzetilmesi konusunda fark gözlemlenmemiş, bu nedenle küçük testlerin büyük testlere göre yeniden boyutlandırılmasına karar verilmiştir. İşlemler tamamlandıktan sonra “Inew” adlı görsel tekrardan boyutlandırılarak yine kendi değişkenin üzerine eklenmiştir.

3.2.7. RGB – CIE L*a*b Renk Uzayı Dönüşümü

RGB renk uzayı monitörler, tarayıcılar gibi cihazlar üzerinde renklerin ifade edilebilmesi için en çok kullanılan renk uzayıdır. Temel olarak Kırmızı, Yeşil, Mavi renklerini küpün bir köşegeni olarak düşünülürse bu renklerin belirli oranlarda karışımı farklı renkleri ortaya çıkaracaktır (Taşgetiren, 2019). Sistemde her bir renk doygunluk ve parlaklık açısından 3 rakam ile ifade edilmektedir. Örnek verilecek olursa 8 bitlik bir RGB renk tanımlama sisteminde, birinci rakam kırmızı, ikinci rakam yeşili ve üçüncü rakam ise mavi renk bileşenini temsil etmektedir. Bununla birlikte (0,0,0): Siyah, (255,255,255): Beyaz, (255,0,0): Kırmızı, (0,255,0): Yeşil ve son olarak (0,0,255) mavi rengi tanımlamaktadır (Keskin vd. 2017).

CIE L*a*b renk uzayı CIE Uluslararası Aydınlatma Kurumu tarafından geliştirilmiştir. Renk dağılımının düzgün ve daha hassas olması nedeniyle en sık kullanılan renk uzaylarından birisidir (Keskin vd. 2017). Bu renk uzayı üç boyut ile ifade edilmektedir. Bunlar: L* rengin parlaklığını (0 ile 100 arasında 0: Siyah, 100: Beyaz), a* Yeşillik ve Kırmızılık (-60 ile +60 arasında -60: Yeşil, +60: Kırmızı), b* Mavilik ve Sarılık (-60 ile +60 arasında -60: Mavi, +60: Sarı) olarak tanımlanmıştır. Bu sistemin dayandığı mantık bir rengin aynı anda hem yeşil hem kırmızı ya da hem mavi hem sarı olamayacağıdır.

Çalışmanın dördüncü aşamasında görüntüler RGB renk uzayından CIE L*a*b dönüştürülmüştür. CIE L*a*b renk uzayına dönüşümden sonra yapılan işlem renk bölümlemesidir. Tez çalışmasında kullanılan testi örneklerinin aydınlatılmasının sağlanması amacıyla bir ışıklandırma altında fotoğrafları çekilmiştir. Bu ışıklandırmanın sebep olduğu bazı bölümlerin daha parlak bazı bölümlerin ise gölgede kalmasından dolayı bölümleme işleminde L* katmanı kullanılmamıştır (Yenginer ve Demir, 2019).

Görseller üzerinden ilgi bölgeleri seçildikten ve bu ilgi bölgeleri içerisinde projede kullanılacak alanlar belirlendikten sonra elde edilen görseller *Image Processing Toolbox* kütüphanesi komutlarından **rgb2lab** metodu ile RGB renk uzayından CIE L*a*b renk uzayına dönüştürülmüştür.

Tablo 3.12. Görsellerin Rgb2lab Metodu Kullanılarak Renk Modelinin Değiştirilmesi.

Görsellerin rgb2lab Metodu kullanılarak Renk Modelinin Değiştirilmesi
<pre>lab_he = rgb2lab(Inew); ab = lab_he(:,2:3);</pre>

Oluşan yeni “Inew” değişkeni içerisinde bulunan görsel **rgb2lab** metodu kullanılarak CIE L*a*b renk uzayına dönüşümü sağlanmış ve “lab_he” adlı değişkene aktarılmıştır. L* katmanının projenin diğer kısımlarında kullanılmamasını sağlamak için “lab_he(:,2:3)” metodu kullanılmıştır. Bu sayede üç katmandan oluşan “lab_he” değişkeninin ikinci ve üçüncü katmanları “ab” değişkenine aktararak L* katmanı projeden çıkarılmıştır. Yapılan bu işlem sonrasında görüntü üzerinde düşen farklı ışıklandırmalar sonucunda oluşan renk farklılıkları ortadan kaldırılmıştır.

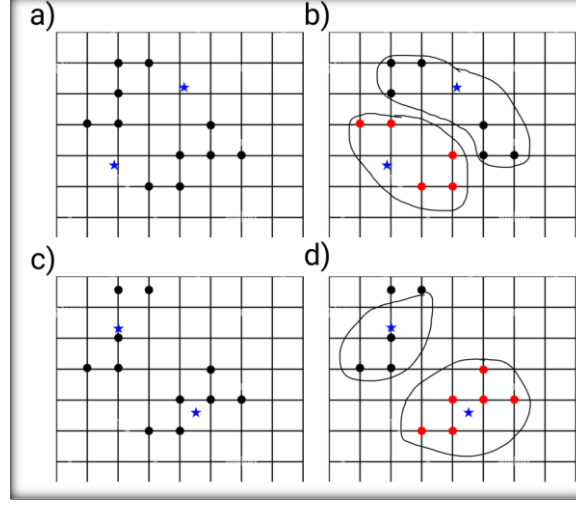
3.2.8. K-means Kümeleme Yöntemi ile Görüntü Bölütlemesi

Çalışmanın beşinci aşamasında renk dönüşümleri tamamlanan CIE L*a*b renk uzayında bulunan ilgi bölgeleri renk değerlerine göre K-means kümeleme algoritması kullanılarak ayrı kümelere ayrılması sağlanmıştır.

K-means algoritması, n adet veri noktasının belirtilen K adet kümeye bölünmesi olarak kısaca tanımlanabilir. K-means kümeleme N tane veriyi “K adet kümeye bölmeyi amaçlamaktadır (Solak ve Altınışık, 2018). Bu algoritmanın temel amacı bölümlenme tamamlandıktan sonra elde edilen kümelerin içerisinde bulunan verilerin birbirleriyle olan benzerlikleri maksimum, oluşan kümeler arasındaki benzerlik ise minimum olmasıdır.

K-means algoritmasının atama mekanizması her bir verinin sadece bir kümeye ait olmasına izin verir (Gönenç ve Öner, 2021). Bu yöntem en temelinde her bir verinin en yakın merkezli kümeye atanması mantığına dayanarak kurulan bir süreçtir (Gönenç ve Öner, 2021). K adet küme belirlenirken eğer belirli bir amaç doğrultusunda önceden karar verilmiş küme sayısı yoksa genelde

rasgele bir deęer verilir ve deneme yanılma yöntemine başvurulur (Sarıman, 2011). Çalışmada ise bu küme sayısı bilinçli olarak ilk küme testi ile testi dışında kalan alanın tespiti için, dięer iki küme ise testi içerisindeki renk farklılığını gözlemleyebilmek için önceden 3 olarak belirlenmiştir.



Şekil 3.12. K-Means Kümeleme Adımları

Şekil 3.12 de bir K-means kümeleme algoritmasının adımları gösterilmektedir. Şekilde “yıldız” simgesi ile gösterilen noktalar küme merkezlerini siyah ve kırmızı renklerden oluşan noktalar ise verileri temsil etmektedir. K-means algoritmasının işlem basamakları aşağıdaki gibidir.

1. Belirlenen K adet küme için rastgele başlangıç küme merkezleri oluşturulur.
2. Her verinin başlangıçta rastgele olarak belirlenmiş küme merkezlerine olan uzaklıkları hesaplanmaktadır. Hesaplamalar sonucunda küme merkez noktalarına olan uzaklıklarına göre tüm veriler k adet kümeden en yakın olanına yerleştirilir.
3. Yeni oluşan kümelerin merkez noktaları, o kümede bulunan tüm verilerin ortalama değerlerinden elde edilmiş sonuca göre yeniden hesaplanmakta ve yeni küme merkezi oluşturulmaktadır.
4. Küme merkez noktaları sabit olana kadar 2. Ve 3. Adımlar tekrarlanmaktadır. (Solak ve Altınışık, 2018).

Çalışmada kümeleme, Öklid uzaklık formülüne göre yapılmaktadır. Öklid mesafesi x ve y noktaları arasındaki Öklid mesafesi, onları birbirine bağlayan doğru parçasının uzunluğudur (Altaş vd., 2021). Yukarıdaki adımlarda anlatılan verilerin küme merkezlerine olan uzaklıklarının hesaplanmasında bu Öklid uzaklık formülü (3.5). Kümeleme algoritması için ise (3.6) bulunan formül kullanılmıştır (Altaş vd., 2021).

$$d(x, y) = \left\{ \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \right\}^{1/2} \quad (3.5)$$

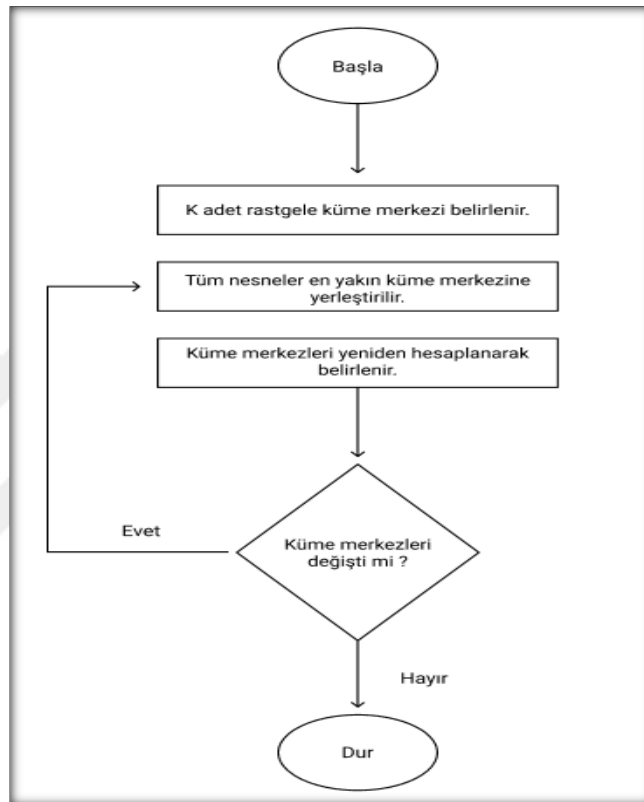
· n; i'inci kümedeki veri noktalarının sayısı.

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \|x_i^{(j)} - c_j\|^2 \quad (3.6)$$

· $\|x_i^{(j)} - c_j\|$; $x_i^{(j)}$ ve c_j arasındaki Öklid mesafesi.

· n; i'inci kümedeki veri noktalarının sayısı.

· k; küme merkezlerinin sayısı.



Şekil 3.13. K-Means Algoritmasının Akış Şeması.

Çalışmada görseller renk değerlerine göre kümelere ayrılmadan önce, RGB renk uzayından CIE L*a*b renk uzayına dönüşümü yapılmış görseller üzerinden L* katmanını çıkarılarak elde edilen “ab” değişkeni double veri türüne sahip iki ayrı katmanlı bulunan bir matris yapıdadır. Double veri türü bellekte 64 bitlik yer kaplamakta ve virgülden sonraki basamak hassasiyeti 16 olarak belirlenmiştir (Örneğin; 5.74890268614695). **imsegkmeans** metodu kullanılarak kümelere ayrılacak görselin veri türünün uint8, uint16, int8, int16 ya da single veri türlerinden birine sahip olmasını istemektedir. Bunun nedeni bu veri türlerinin double veri türü gibi bellekte fazla yer kaplamaması ve yapılacak olan kümeleme algoritmasının daha hızlı ve sağlıklı çalışmasını sağlamak amacıyla.

Tablo 3.13. Im2Single Metodunun Kullanımı

Im2Single metodunun kullanımı
<pre>ab = im2single(ab);</pre>

Image Processing Toolbox kütüphanesi komutlarından **im2single** komutu kullanılarak **ab** değişkeni double veri türünden single veri türüne dönüştürülmüştür single veri türü ise bellekte 32 bitlik yer kaplamakta basamak hassasiyeti ise 7 olarak tanımlanmaktadır (Örneğin; 5.7489028).

Image Processing Toolbox kütüphanesi içerisinde bulunan ve K-means kümeleme algoritmasını kullanan **imsegkmeans** metodu kullanılarak single veri türüne dönüştürülmüş “ab” değişkeni içerisinde bulunan görsel üzerindeki her pikselin rengine göre kümelere ayrılması sağlanmıştır. Bu kümelerin sayısı 3 olarak belirlenmiştir. Küme sayısının 3 olarak belirlenmesinin amacı ilk küme, elde edilen testinin doku bölümü ile kullanım dışında kalan siyah renk ile doldurulmuş bölümün birbirinden ayrılmasını sağlamak, diğer iki küme ise elde edilen doku içerisinde görselin 2 ayrı renk kümesine ayrılmasını zorlamak amacıyla belirlenmiştir.

Tablo 3.14. Görsellerin Renk Değerlerine Göre Kümelerine Ayrılması

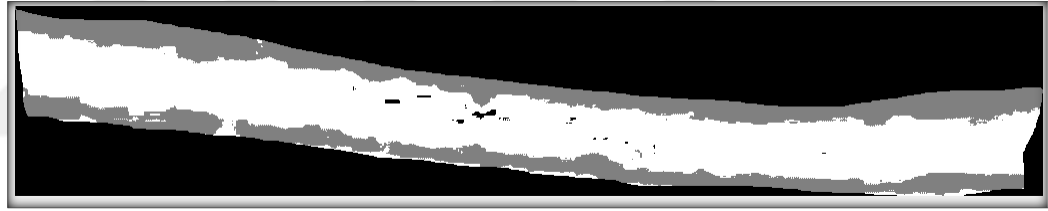
Görsellerin Renk Değerlerine Göre Kümelerine Ayrılması
<pre>nColors = 3; pixel_labels = imsegkmeans(ab,nColors);</pre>

İlk olarak kaç kümeye bölüneceğini gösteren “nColors” değişkeni oluşturulmuş ve içine 3 değeri atanmıştır. Daha sonrasında **imsegkmeans** metodu kullanılarak yine görsel ile aynı boyutlara sahip ancak tek katmandan oluşan kümeye bakarak hem oluşan küme merkezine olan yakınlığı hem de diğer kümelere olan uzaklığı değerlendirilerek elde edilen veriler doğrultusunda en doğru kümeye atanması sağlanmıştır. Daha sonrasında yeni bir matris oluşturulmuş ve “pixel_labels” adlı değişkene aktarılmıştır. Bu atama sırasında **imsegkmeans** metodu verilen küme sayısı kadar küme merkezi oluşturur ve görsel üzerindeki her piksel renk değerlerine göre uygun kümeye atanır.

	33	484	485	486	487	488	489	490	491	492	493
504	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
505	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
506	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
507	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
508	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
509	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
510	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
511	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
512	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
513	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
514	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
515	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
516	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
517	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
518	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
519	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
520	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
521	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
522	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
523	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
524	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
525	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
526	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
527	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
528	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
529	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3

Şekil 3.14. Örnek Bir Bölümü Verilmiş “pixel_labels” Dizisinin Variables Alanında Oluşan Görüntüsü.

Şekil 3.14 de bulunan örnek “pixel_labels” değişkeni içerisinde bulunan değerler kümeleme algoritması uygulanan görselin her pikselinin hangi kümeye ait olduğunu göstermektedir. Bu görsel üzerinde 2 değeri atanmış hücreler, dışarıda kalan siyah alanı temsil etmekte, 1 ve 3 değerleri atanmış hücreler ise doku içerisinde oluşan farklı iki renk kümesini göstermektedir. 1, 2 ve 3 değerleri oluşan üç farklı kümeyi temsil etmektedir.



Şekil 3.15. “pixel_labels” Değişkeninin Ekran Görüntüsü.

3.2.9. Komşu Piksellerin Küme Farklılık Oranı Tespiti

Çalışmanın altıncı aşamasında piksellerin ait olduğu kümenin belirlenmesinden sonra her pikselin komşuları ile olan küme farklılığı hesaplanmasında kullanılan iki farklı yöntem anlatılmıştır.

3.2.9.1. Evrişim (Konvolüsyon) yöntemi

Evrişim işlemi, genellikle görüntü üzerinde filtreleme yapmak için kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasında ise komşu pikseller ile olan değişim hesaplanmasında kullanılmıştır.

Bu yöntemin kullanımı önceden oluşturulan bir filtre maskesinin tüm pikseller üzerinde uygulanarak oluşan çıkış görüntüsünün piksellerinin hesaplanması sonucunda elde edilmektedir. Giriş imgesi RGB renk uzayında olması durumunda bu işlem ayrı ayrı kırmızı, yeşil ve mavi renk değerleri üzerinde yapılması gerekmektedir. Her üç renk kanalı üzerinde bu işlem yapıldıktan sonra üç değerinde Aktivasyon haritası oluşturulur. Her renk kanalı matrisine uygulanan filtreleme sonuçları farklı olabilir. Aktivasyon haritasındaki değerler, giriş ve çıkış boyutları arasında aynı yoğunluk aralığını yakalanması için birimleştirilir (*normalise*). Bu birimleştirme işlemi için her bir renk kanalında hesaplanan değerler filtre katsayılarının toplamına bölünür (İnik ve Ülker, 2017).

Filtreler 2x2, 3x3, 5x5 gibi farklı boyutlarda olabilmektedir. Bu çalışmada evrişim işlemi için 3x3'lük bir filtre kullanılmıştır. Filtre maskesi giriş imgesi üzerindeki her piksele yerleştirildiğinde yerleştirilen pikselin komşu pikselleri ile filtre maskesi çarpılır ve bütün çarpımın toplamı filtre maskesinin merkezine denk gelen pikselin yeni değerini verir (Uzun ve Akgün, 2018).

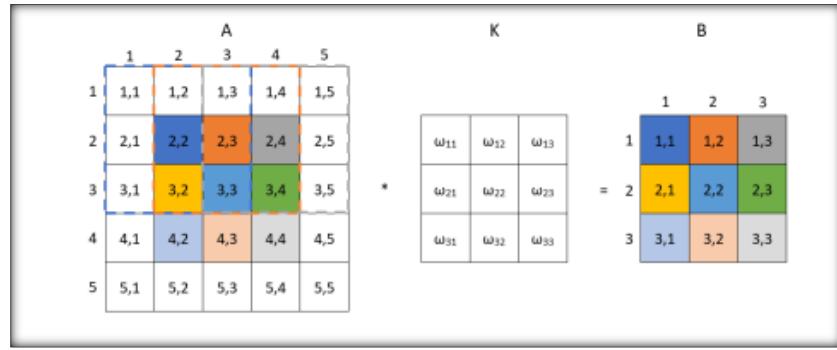
Yapılan işlemler sonucunda giriş imgesinin RGB renk uzayında yani üç rengin farklı boyutlar oluşturduğu matris yerine sadece hangi pikselin hangi kümeye ait olduğunu gösteren iki boyutlu bir matris kullanılmasından dolayı birimleştirme işlemi uygulanmamıştır. Yapılan bu işlemin matematiksel sunumu **formül 3.7** de gösterilmektedir (Uzun ve Akgün, 2018).

$$y(i, j) = \sum_{m=-N}^N \sum_{n=-N}^N w_{m,n} x(i - m, j - n) \quad (3.7)$$

- X (i-m, j-n); Giriş görüntüsü.
- N; Filtre maskesinin boyutu.
- W_{m,n}; Filtre ağırlığı.

Evrişim işlemleri imgeye iki farklı şekilde uygulanmaktadır (Çavuşlu, 2021). Birinci uygulamada **formül 3.7** de görüldüğü gibi komşuluk ilişkilerinden dolayı ilk ve son satırda ve sütunda bulunan piksel değerleri için bu işlemler gerçekleştirilememektedir.

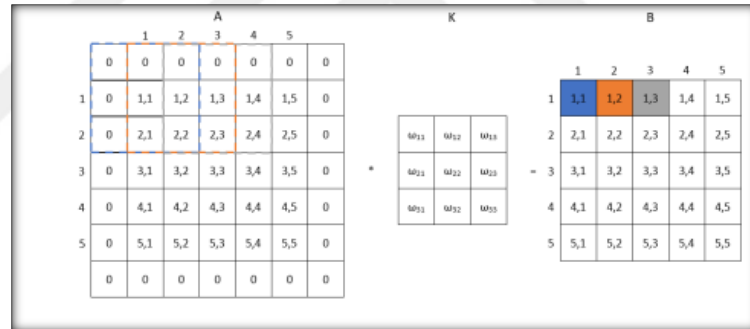
X satırlı ve Y sütunlu imge üzerinde 3x3'lük bir filtre uygulanarak **formül 3.7** de bulunan formül kullanılarak yapılacak bir evrişim işlemleri sonucunda elde edilen yeni imgenin boyutlarında azalma meydana gelmektedir.



Şekil 3.16. Evrişim Uygulama Yöntemi Yöntem 1 (Çavuşlu, 2021).

Şekil 3.16'de A ile gösterilen bölüm içerisinde bulunan hücrelerin köşeleri hariç her birinin 8 komşusu bulunmaktadır. Bu komşular ilk yönteme göre K ile gösterilen filtrenin uygulanması sonucunda B ile ifade edilen sonuç elde edilmiştir. Bu sonuca göre 8 komşusu bulunmayan köşe kenarlar hesaplama dışında bırakılmıştır.

İkinci yöntemde ise X satırlı ve Y sütunlu imge üzerinde 3x3 lük bir filtre kullanılarak oluşturulacak evrişim için giriş imgesinin X+2 ve Y+2 olacak şekilde yatay ve dikey kenarlara 0 değeri eklenmektedir. Böylece satır ve sütunların en köşelerinde bulunan pikseller üzerinde işlem gerçekleştirilebilmekte ve çıkış imgesinin boyutu değişmemektedir.



Şekil 3.17. Evrişim Uygulama Yöntemi Yöntem 2 (Çavuşlu, 2021).

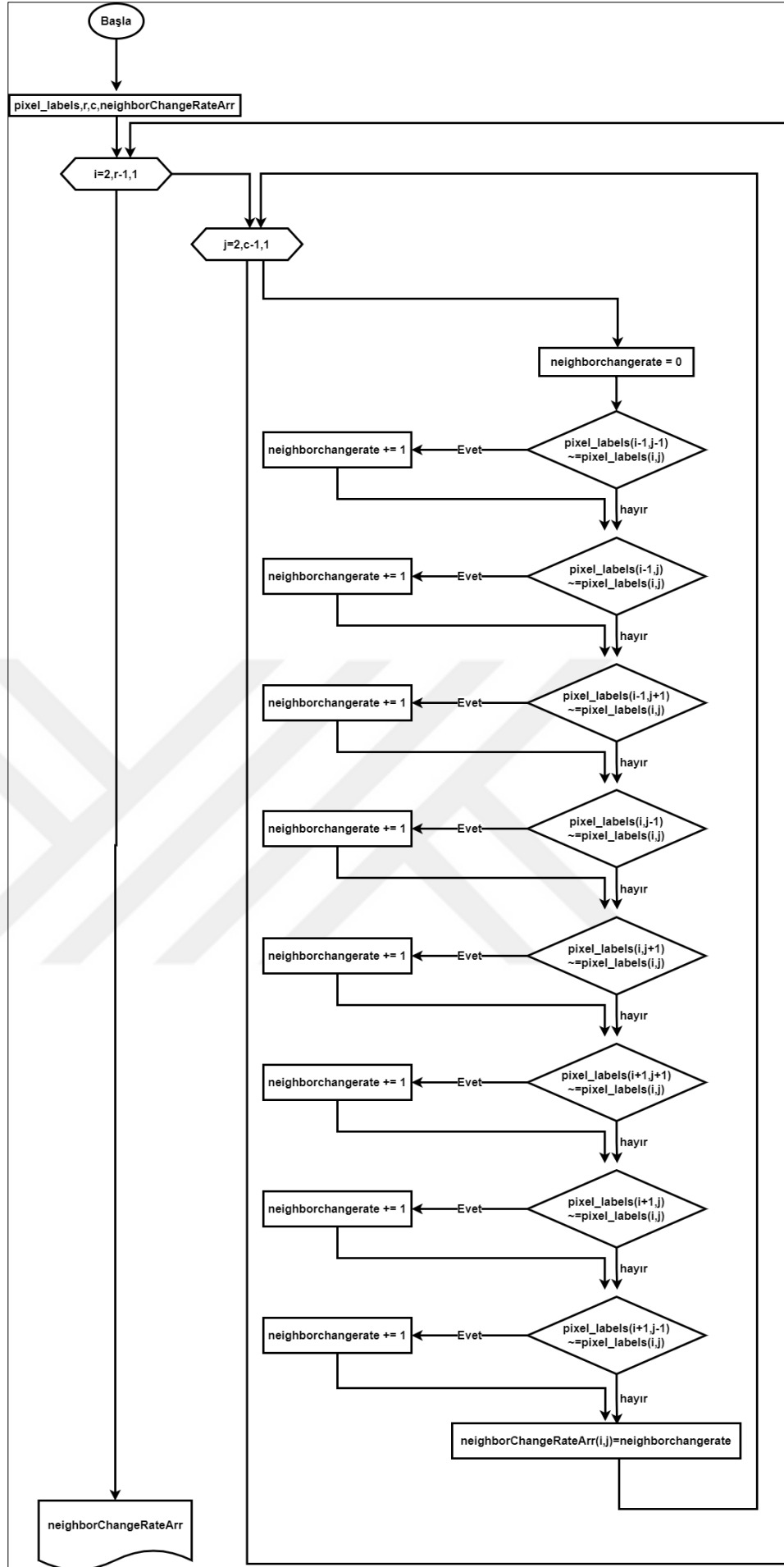
Şekil 3.17 de A ile gösterilen alan yine yöntem 1 de olduğu gibi K filtresi uygulanarak B ile ifade edilen sonuç elde edilmiştir. Yöntem 1 ile olan farkı daha öncede açıklandığı gibi giriş değeri olarak verilen imgenin boyutunun korunmasını sağlamaktır.

3.2.9.2. İ İe Dng Yntemi

alıřma verilen “X” bařlangı deęeri “Y” deęerinden kk olduęu srece dngnn tekrarlanması mantıęına dayanmaktadır. X bařlangı deęeri Y deęerinden kk olduęu srece bir arttırılır ve dng ierisindeki iřlem her seferinde gerekleřtirilir. **řekil 3.18** de rnek bir dng řeması bulunmaktadır.

K-means kmeleme algoritması sonucunda piksellerin hangi kmelere ait olduklarını gsteren iki boyutlu yeni matrisin satır deęeri kullanılarak bir dng aılmış aılan bu dng ierisinde ise her satırın ayrı ayrı stn deęerlerinin hesaplanabilmesi iin oluřturulan dng ierisinde yeni bir dng aılarak i ie dng yapısı oluřturulmuřtur.





Şekil 3.18. Komşu Pikseller İle Olan Küme Değişim Oran Tespitinin Akış Şeması.

Şekil 3.18 de akış şeması verilmiş iç içe döngü yapısı sayesinde tüm hücelere ayrı ayrı ulaşım sağlanmıştır. Daha sonrasında her hücrenin sekiz komşu değeri ile hücre değeri arasında bir karşılaştırma yapılmıştır. Komşu hücrelerin tespitinde hücre (i, j) olmak üzere; sol üst: (i -1, j -1), üst: (i -1, j), sağ üst: (i +1, j -1), sol: (i, j -1), sağ: (i, j +1), sol alt: (i -1, j +1), alt: (i +1, j), sağ alt: (i +1, j +1) olacak şeklinde belirlenmiştir. Burada “i” değeri ilk döngünün başlangıç değerini, j değeri ise ilk döngü içerisinde açılan ikinci döngünün başlangıç değerini temsil etmektedir. Bu karşılaştırma esnasında satır ve sütunların köşelerinde bulunan hücreler üzerinin komşu pikselleri ile bağlantısının sorgulanması sırasında sekiz komşusuna ulaşamayacağından dolayı döngülerin başlangıç değerleri iki değer arttırılmış bitiş değerlerinden ise bir değer azaltılmıştır.

Döngü içerisinde sırası gelen hücrenin komşu pikselleri ile tek tek farklılıkları hesaplandığında her farklılık için bir arttırılmış ve minimum 0 maksimum 8 değerinin elde edildiği yeni değerler ayrı bir iki boyutlu matrise aktarılması sağlanmıştır.

Çalışmada görseller renk değerlerine göre kümelerine ayrıldıktan sonra yine görsellerin renklerine göre hangi kümeye ait olduğunu gösteren iki boyutlu dizi içerisindeki her hücre, iç içe döngü yapısı kullanılarak değerlendirmeye alınmıştır. Hücrelerin komşu hücreleri belirlenmiş ve bu hücreler ile değerlendirilmeye alınan hücre arasındaki küme farklılıkları hesaplanmıştır.

Tablo 3.15. Sekiz Komşu Pikseli Kontrol Etmek İçin Oluşturulmuş Döngü.

Sekiz Komşu Pikseli Kontrol Etmek İçin Oluşturulmuş Döngü
<pre> [r,c] = size(pixel_labels); for i=2:r-1 for j=2:c-1 komsudegisimsayisi = 0; if pixel_labels(i-1,j-1) ~= pixel_labels(i,j) komsudegisimsayisi=komsudegisimsayisi+1; end if pixel_labels(i-1,j) ~= pixel_labels(i,j) komsudegisimsayisi=komsudegisimsayisi+1; end if pixel_labels(i-1,j+1) ~= pixel_labels(i,j) komsudegisimsayisi=komsudegisimsayisi+1; end end end </pre>

Tablo 3.15 Devamı. Sekiz Komşu Pikseli Kontrol Etmek İçin Oluşturulmuş Döngü.

Sekiz Komşu Pikseli Kontrol Etmek İçin Oluşturulmuş Döngü
<pre>if pixel_labels(i,j-1) ~= pixel_labels(i,j) komsudegisimsayisi=komsudegisimsayisi+1; end if pixel_labels(i,j+1) ~= pixel_labels(i,j) komsudegisimsayisi=komsudegisimsayisi+1; end if pixel_labels(i+1,j+1) ~= pixel_labels(i,j) komsudegisimsayisi=komsudegisimsayisi+1; end if pixel_labels(i+1,j) ~= pixel_labels(i,j) komsudegisimsayisi=komsudegisimsayisi+1; end if pixel_labels(i+1,j-1) ~= pixel_labels(i,j) komsudegisimsayisi=komsudegisimsayisi+1; end komsudegisimorani(i,j)= komsudegisimsayisi; if komsudegisimsayisi==8 komsupikselilefarklikumeyesahippikselsayisi= komsupikselilefarklikumeyesahippikselsayisi+1; end end end</pre>

Tablo 3.15 de oluşturulan kod bloku içerisinde ilk olarak “piksel_labels” isimli iki boyutlu dizinin **MATLAB** kütüphanesi komutlarından **size** komutu sayesinde satır ve sütun değerleri *r (row)* ve *c (cell)* ile adlandırılmış değişkenlere aktarılmıştır. Aktarım sonrasında hazırlanan iç içe döngü yapısı için **for** komutu kullanılmış ve başlangıç değeri 2, bitiş değeri ise elde edilen satır sayısından 1 eksik olacak şekilde oluşturulmuştur. Başlangıç değerinin 2 fazla, bitiş değerinin ise 1 eksik olmasının nedeni, komşu hücreler ile karşılaştırma yapılırken sınırda bulunan hücrelerin 8 komşusunun bulunmaması ve bu nedenle oluşan döngünün tamamlanamamasından dolayıdır.

Satır sayısı kadar tekrarlanmak üzere hazırlanmış ilk döngü içerisinde her seferinde sırası gelmiş satırın içinde bulunan sütunları tespit edebilmek amacıyla ikinci bir döngü açılmış, açılan bu

döngünün görselde bulunan sütun sayısı kadar dönmesi sağlanmıştır. Bu döngünün de tamamlanabilmesi için bir önceki döngüde olduğu gibi başlangıç değeri 2’den başlatılmış ve bitiş değeri her seferinde 1 eksik olacak şekilde hazırlanmıştır.

Oluşturulan döngüler, belirtilen başlangıç ve bitiş değerleri doğrultusunda birer birer arttırılması sağlanmış ve her döngünün bir kez tekrarlanması sonrasında döngünün kaçınıcı aşamasında olduğunu gösteren yeni değer ilk döngü için “i” ikinci döngü için “j” değerlerine aktarılmıştır. Kümeleme algoritması sonrasında her pikselin hangi kümeye dahil olduğunu gösteren iki boyutlu dizi içerisinde bulunan her elemanın tespitinde döngüde bulunan “i” ve “j” değişkenleri kullanılmış ve sonrasında 8 komşu piksel ile karşılaştırılması sağlanmıştır.

Son olarak döngü her başa döndüğünde tekrardan 0 değerinin atandığı “komsudegisimsayisi” adlı değişken, ana hücre ile komşu hücreler arasında her küme farklılığı tespit edildiğinde bir arttırılarak döngünün sonunda “komsudegisimorasi” adlı iki boyutlu değişkene aktarılması sağlanmıştır. Aktarım sonrasında ileride oluşturulacak karar ağacı yapısında kullanılması amacıyla tüm komşu piksellerden de farklı bir kümeye ait piksel sayısı ayrıca tutulmuştur. “komsudegisimsayisi” adlı değişken sekiz değerine eşit olduğunda “komsupikselilefarklikumeyesahippikselsayisi” adlı değişken içerisinde bulunan başlangıç değeri sıfır olan değer bir arttırılarak sekiz komşusu ile de farklı bir kümeye ait piksel sayısı belirlenmiştir. Aktarım sonrasında oluşan “komsudegisimorasi” dizisi “piksel_labels” isimli diziden satır ve sütun sayısı olarak bir azdır. Bunun nedeni ise oluşturulan döngülerin başlangıç ve bitiş değerleri üzerinde yapılan değişikliklerdir.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	3	3	3	3	3	3	3	3
3	0	6	6	5	4	3	3	3	3
4	0	3	3	4	4	2	1	0	0
5	0	0	0	1	2	4	4	3	2
6	0	0	0	0	0	1	2	3	5
7	0	0	0	0	0	0	0	0	2
8	0	0	0	0	0	1	2	2	2
9	0	0	0	0	0	1	7	7	1
10	0	0	0	0	0	1	3	3	2
11	0	0	0	0	0	0	2	7	2
12	0	0	0	0	0	0	2	7	2
13	0	0	0	0	0	0	1	1	1
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Şekil 3.19. Örnek Bir Bölümü Verilmiş “komsudegisimorasi” Dizisinin Variables Alanında Oluşan Görüntüsü.

İç içe döngü yöntemi kullanılarak her pikselin kaç komşu pikseliyle farklı kümelere sahip olduğunu gösteren “komsudegisimorani” adlı dizi hazırlandıktan sonra, bu dizi içerisinde, ilk olarak her satırda ve bu satırlar içindeki sütun değerlerinin hesaplanması için iç içe döngü oluşturulmuştur.

Bir sonraki aşama olarak **size** komutu ile “komsudegisimorani” adlı iki boyutlu dizinin satır ve sütun değerleri alınmış, daha sonrasında ilk döngü 1’den başlayarak satır sayısı kadar “i” değişkeni tek tek arttırılmasıyla oluşan ilk döngü hazırlanmıştır. Bu döngü içerisinde her başa döndüğünde “cokpismisorani” adlı değişkene 0 değeri atanarak bir önceki döngü sonrasında içinde bulunan değer sıfırlanmıştır. Bir sonraki adım olan her satırın içerisindeki sütunların tespiti için ikinci döngü oluşturulmuş ve bu döngü 1’den başlayarak “komsudegisimorani” değişkeninin sütun sayısı kadar “j” değişkeni tek tek arttırılarak hazırlanmıştır. İkinci döngü içerisinde satır ve sütun değerleri kullanılarak her hücrenin 0 değerine eşit olup olmama durumu kontrol edilmiş, eğer şart sağlanırsa ikinci döngü başlamadan sıfırlanan “cokpismisorani” adlı değişkene bu hücre içerisinde bulunan değer eklenmiştir. Bir önceki bölümde anlatılan komşu pikseller ile küme farklılığı tespitinde elde edilen minimum 0, maksimum 8 değerleri bu bölümde “cokpismisorani” adlı değişkene aktarılan değerleri oluşturmaktadır. İkinci döngü sonunda her seferinde “cokpismisorani” adlı değişken en başta oluşturulan “satirdizi” dizisine aktarılmaktadır.

İki döngünün de sonunda oluşturulan “satirdizi” adlı dizinin içinde bulunan değerlerin ortalaması **MATLAB** kütüphanesi komutlarından **mean** metodu sayesinde elde edilmiştir. Bu elde edilen sonuç bize her hücrenin komşu pikselleri ile olan küme farklılıklarının, satır bazındaki oranını vermektedir.

Tablo 3.16. Tüm Satırların Tek Tek Kontrol Edilmesini Sağlayan Döngü.

Tüm Satırların Tek Tek Kontrol Edilmesini Sağlayan Döngü
<pre>satirdizi = []; [r,c] = size(komsudegisimorani); for i=1:r cokpismisorani=0;</pre>

Tablo 3.16 Devamı. Tüm Satırların Tek Tek Kontrol Edilmesini Sağlayan Döngü.

Tüm Satırların Tek Tek Kontrol Edilmesini Sağlayan Döngü
<pre>for j=1:c if komsudegisimorani(i,j)~= 0 cokpismisorani = cokpismisorani+komsudegisimorani(i,j); end end satirdizi(end+1)=cokpismisorani; end satirdegisimorani= mean(satirdizi);</pre>

Satır bazındaki değişim oranı tespitinden sonra yine her sütunda ve bu sütunlar içerisindeki satır değerlerinin hesaplanması için ayrı bir iç içe döngü oluşturulmuştur. Oluşturulan bu iç içe döngünün bir önceki döngüden ilk farkı baştaki döngünün satır uzunluğundan başlamasının aksine kendisinin ilk döngüde, sütun uzunluğundan başlamasıdır. Diğer bir farklılık ise ikinci döngü içerisinde her hücrenin 0 değerine eşit olma durumunun tespitinde bu döngünün sütun değerinin uzunluğundan başlamasından dolayı ilk döngü aksine “komsudegisimorani” adlı dizi içerisinde hücreleri tek tek gezerken ilk değer “j” ikinci değer ise “i” olarak değişmesidir. Bunun nedeni iki boyutlu dizilerin bir hücresi kontrol edilirken ilk değer satır numarası, ikinci değer ise sütun numarasının belirlenmesi ile elde edilmesinden dolayıdır. Daha sonrasında “sutundizi” adlı diziye her içeride bulunan döngü sonrasında elde edilen değer aktarılmış ve tüm döngüler tamamlandıktan sonra “sutundegisimorani” adlı değişkene yine **mean** metodu kullanılarak “sutundizi” dizisinin ortalaması alınmıştır. Elde edilen sonuç bize her hücrenin komşu pikselleri ile olan küme farklılıklarının, sütun bazındaki oranını vermektedir. Oluşturulan bu ikinci iç içe döngü yapısı **Tablo 3.17** da verilmiştir.

Tablo 3.17. Tüm Sütunların Tek Tek Kontrol Edilmesini Sağlayan Döngü.

Tüm Sütunların Tek Tek Kontrol Edilmesini Sağlayan Döngü
<pre>sutundizi = []; [r,c] = size(komsudegisimorani); for i=1:c cokpismisorani=0; for j=1:r if komsudegisimorani(j,i)~= 0 cokpismisorani = cokpismisorani+komsudegisimorani(j,i); end end sutundizi(end+1)=cokpismisorani; end sutundegisimorani= mean(sutundizi);</pre>

İki iç içe döngü de tamamlandıktan sonra son aşama olarak elde edilen “satirdegisimorani” ve “sutundegisimorani” adlı iki değişkenin ortalaması alınarak “pismeseviyesitespiti” adlı değişkene aktarımı sağlanmıştır.

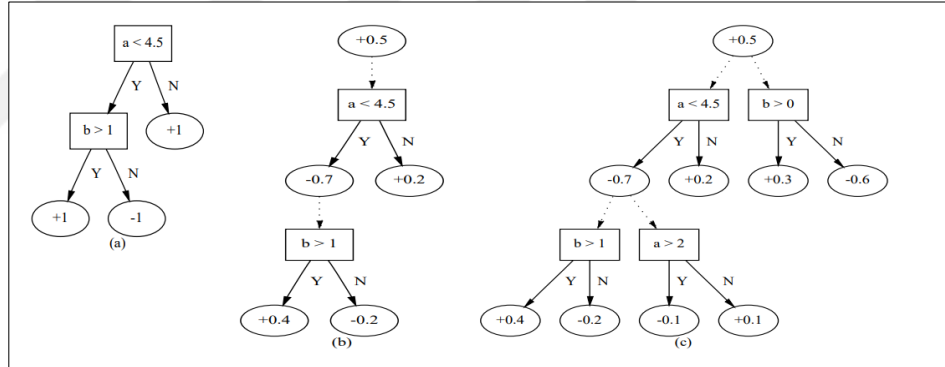
3.2.10. Karar Ağacı Sınıflandırma Algoritması

Karar Ağacı algoritması, en çok kullanılan sınıflandırma ve örüntü tanıma algoritması olarak bilinmektedir. Bu algoritmanın en yaygın sınıflandırma algoritması olmasının en büyük nedeni oluşturulan ağaç yapılarının ve belirlenen kuralların anlaşılır ve sade olmasından kaynaklanmasıdır (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2010).

Bir karar ağacının temel mantığı düğüm, dal ve yapraklar olarak isimlendirilen üç temel ana yapıdan oluşmaktadır. Ağaç yapısında bulunan her öznitelik bir düğüm ile gösterilmektedir. Düğüm dışında kalan dallar ve yapraklar ise ağaç yapısında bulunan diğer elemanlardır. Karar ağacında bulunan elemanlardan yaprak kısmı en son kısım olarak isimlendirilirken en üst kısım ise kök olarak adlandırılmaktadır. Bunun dışında kalan alanlar ise dal olarak isimlendirilir (SALZBERG, 1994).

Karar ağacı algoritmasındaki temel prensip oluşturulan eğitim setinde bulunan verilerden yararlanılarak, bulunan verilere ilişkin birtakım sorular sorulması ve alınan cevaplar doğrultusunda karar verilerek en kısa zamanda sonuç elde edilmesi olarak tanımlanabilir (SALZBERG, 1994). Ağaçta daha önce anlatılan bölümlerden en temeli olan ağacın ilk düğümü, kök düğümünde verilerin doğru sınıflandırılabilmesi ve karar ağacının hatasız oluşturulabilmesi için sorular sorulur, dallara sahip olmayan düğümler oluşana kadar veya yapraklar bulunana kadar soru sorma işleme devam ettirilir. Genel olarak bir karar ağacı “eğer-sonra” (if-then) yapısındadır (Emel ve Taşkın, 2005).

1. Eğitim verisi oluşturulur. Eğitim verisi içerisinde bulunan verilerin tamamı aynı sonuca sahip ise direkt dördüncü adıma geçiş yapılır.
2. Kökten başlayarak mevcut düğüme kadar olan bütün yol üzerinde henüz soru sorularak uygun sınıfa ayrılmamış tüm nitelikler arasındaki en doğru nitelik belirlenir. İşlem tamamlandıktan sonra bulunan eğitim kümesi bir alt kümeye ayrılır.
3. Oluşturulan her bir alt küme için birinci adım tekrardan çalıştırılır.
4. Dallara sahip olmayan düğümler oluşana kadar veya yapraklar bulunana kadar adımlar tekrarlanır



Şekil 3.20. Örnek Karar Ağacı Yapıları (Freund ve Mason, 1999).

Karar ağacı algoritmasının adımları incelendiğinde temel olarak karar ağacının iki adımdan oluştuğu anlaşılmaktadır. Bunlar sırasıyla; bölme (*splitting*) ve budama (*pruning*) aşamalarıdır. Bu iki aşama sonrasında ise algoritmanın sonlanmasına karar verilmesinde durdurma kriterine dikkat edilir.

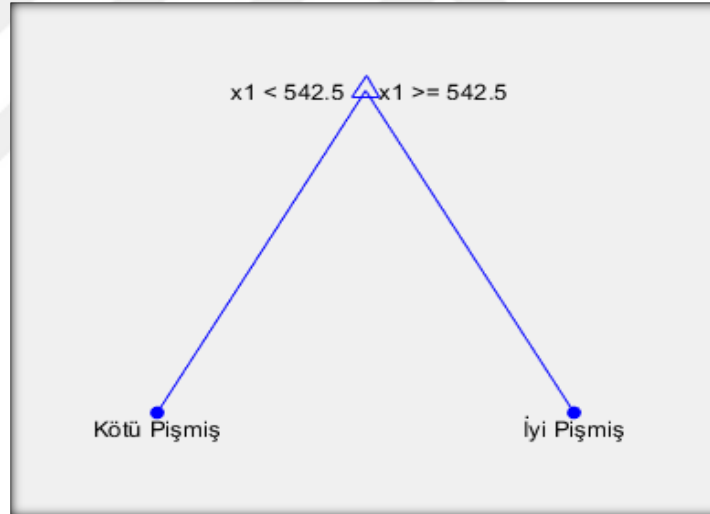
Bölme, bulunan verilerin daha küçük alt kümelere ayrılmasını sağlayan yinelemeli bir süreçtir. İlk yineleme bölümü kök olarak adlandırılır. Daha sonrasında oluşan yinelemeler ise veride bulunan alt kümeleri barındıran türev düğümleri üzerinde işlem yapmaktadır. Her bölme işleminde, sonuç analiz edilir ve en iyi bölme seçilir.

Tablo 3.18' de bulunan biri iki boyutlu 25x4 boyutuna sahip dizi ile diğeri karar ağacı algoritmasının dal ve yapraklarını oluşturmada etkili olacak karar değerlerinin bulunduğu tek boyutlu dizi kullanılarak bir karar ağacı sistemi oluşturulmuştur.

Tablo 3.20. Karar Ağacının Oluşmasını Sağlayan Komutlar.

Karar ağacının oluşmasını sağlayan komutlar.
<pre>Ctree = fitctree(karar,b) view(ctree, 'mode', 'graph')</pre>

Tablo 3.20 de bulunan kod satırı incelendiğinde **fitctree** komutu iki parametre istemektedir. İlk parametre olarak karar ağacını oluşturacak verilerin bulunduğu dizi, diğer parametre ise verilen sınıflandırma yapabilmesi için kontrol edeceği değerlerden oluşmaktadır. Parametreleri girilen metot “ctree” adlı değişkene aktarıldıktan sonra kullanıcı tarafından görsel olarak incelenebilmesini sağlamak amacıyla **MATLAB** kütüphanesi komutlarından **view** komutunun yardımıyla bir grafik çizilmiş ve ekrana yansıtılması sağlanmıştır.



Şekil 3.21. View Komutu Kullanılarak Ekrana Yansıtılan Karar Ağacı Algoritması.

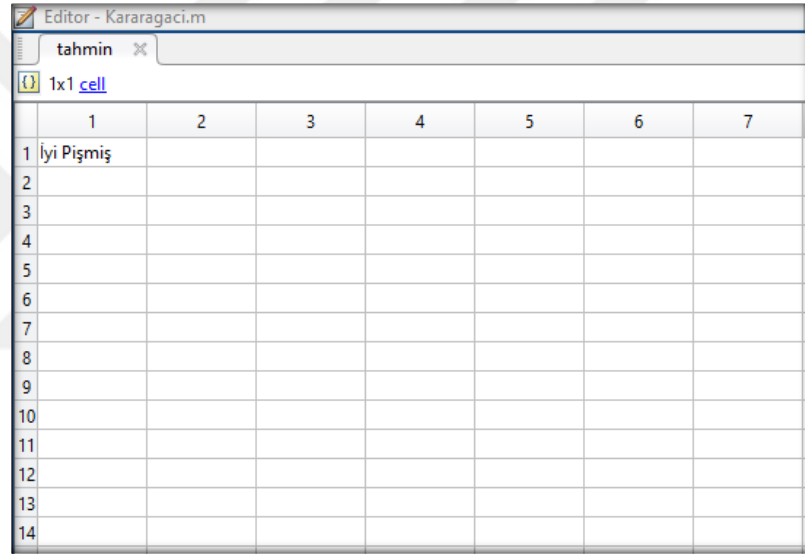
Karar ağacı algoritması kullanılarak projeye eklenen eğitim seti sonrasında oluşturulan sınıflandırma neticesinde elde edilen değerler, daha sonrasında test veri seti kullanılarak her bir test verisinin uygun sınıfa dahil olup olmadığı kontrol edilmiştir. **Statistics and Machine Learning Toolbox** kütüphanesi içerisinde bulunan **predict** metodu, oluşturulan karar ağacı algoritmasını kullanarak daha sonrasında eklenen verinin bu karar ağacına göre hangi sınıfa dahil olabileceğine karar verir.

Tablo 3.21. Yeni Gelen Verinin Hangi Sınıfa Dahil Olduğunun Tespitini Gösteren MATLAB Kodu.

Yeni gelen verinin hangi sınıfa dahil olduğunun tespitini gösteren MATLAB kodu.

```
Tahmin = predict(ctree,[595 307.9 80.0 194.0]);
```

Tablo 3.21 de kullanılan **predict** komutu iki parametre istemektedir. Bu parametrelerden ilki daha önce oluşturulmuş karar ağacının kullanıldığı parametre, diğeri ise test amacıyla hazırlanmış verinin bulunduğu parametredir. **predict** metodu verilen karar ağacı algoritması ile test verisini karşılaştırarak en uygun sınıfa yerleştirmeyi sağlamaktadır. Yapılan işlem sonucunda “tahmin” değişkeni içerisinde test verisinin hangi sınıfa dahil olduğunu gösteren 1x1 değerinde tablo formatında bir değer dönmektedir. Bu tablo incelendiğinde ise içerisinde ait olduğu sınıfın değeri bulunmaktadır.



	1	2	3	4	5	6	7
1	İyi Pişmiş						
2							
3							
4							
5							
6							
7							
8							
9							
10							
11							
12							
13							
14							

Şekil 3.22. Tahmin Değişkeninin Editor Alanındaki Gösterimi.

3.3. Doğruluk Değerlendirmesi

Uzmanların testler üzerinde pişme seviyesi kararının verilmesinde, günümüzde teknolojik ilerlemenin aksine deneysel yolla sonuca varılması yöntemi kullanılmaktadır. Yapılan deneysel çalışmalar içerisinde testlerin içerisinde su konulduğunda yüzeyde terleme olması, su emmesi ve daha sonrasında testi üzerinde oluşan çatlaklar, testi yüzeyinde zamanla oluşan yeşermeler ve kırılan testi parçalarının iç kısımlarında dışına göre testi içerisinde kullanılan toprağın, testinin az pişmesinden dolayı rengini koruması ve bu nedenle farklı renk şeritlerinden oluşması gibi yöntemler bulunmaktadır. Anlatılan örnek deneysel yöntemler incelendiğinde yüzeyde terleme olma seviyesi, testlerin su emme ve sonrasında çatlaması gibi değerlerin fazlalığı bize o testi hakkında pişme seviyesinin düşük olduğu bilgisini vermektedir. Pişme seviyesi düşük olan testlerde oluşan bu farklılıklar görüntü işleme alanında bu tez çalışmasının da konusu olan görüntü bölütleme yöntemi kullanılarak pişme seviyesi düşük olan testler içerisinde oluşan farklı renk şeritleri üzerinde durulmuş, bu bölüme kadar anlatılan tüm adımlar tamamlanarak elde edilen sonuçlar ile uzmanların, testlerin pişme seviyeleri hakkında vermiş oldukları kararlar karşılaştırılmıştır.

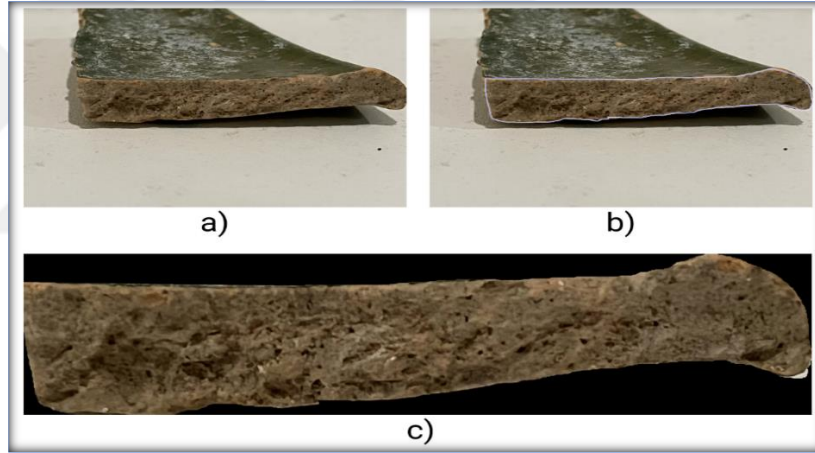
Tez çalışmamızda kullanılan testi örneklerinin bulunduğu dönemde hazırlanan testlerin pişirilme sıcaklıkları günümüzde geline teknolojinin sağlamış oldukları sıcaklık seviyelerine çıkamamakta ve ortalama 900C – 1000C sıcaklık seviyelerinde pişirilmektedirler. Uzmanlar o dönemde hazırlanmış testi örneklerinin içerisinde bulundurduğu hammaddeleri inceleyerek günümüzde kullanılan fırınlarda ve o dönemle çıkılabilecek sıcaklık seviyelerinde pişirim yaparak elde edilen yeni testler üzerinde daha detaylı araştırmalar yapmaktadırlar. Yapılan bu araştırmalarda testlerin pişme seviyelerinin tespitinde kullanılan ham maddenin testinin kırılan parçası incelendiğinde bir şerit halinde orta kısmında bulunması ve rengini koruması o testinin pişme seviyesi hakkında bize ilk bilgiyi veren değer olarak kabul edilmektedir. Bu tez çalışmasında testlerin pişme seviyesinin düşük olduğunda orta kısımda kalan pişmemiş ham maddenin tespiti üzerinde durulmuş elde edilen sonuçlar gözlem sonucunda uzmanların elde ettiği sonuçlarla oldukça büyük bir doğruluk oranı ortaya çıkarmıştır. Bu tez çalışmasında testler içerisinde kullanılan ham maddenin ne olduğu, hangi karakteristik özelliklere sahip olduğu gibi bilgilere ulaşamamaktadır. Elde edilemeyen bu bilgiler ilk aşamada uzmanların testinin pişme seviyesini tespit edemedikleri durumda başvurdukları ikinci aşama olarak kabul edilmektedir. Kullanılan ham maddenin koyu bir renk oluşturması pişme seviyesi yüksek ve düşük iki testi üzerinde görüntü işleme yöntemiyle sonuca ulaştırmayı zorlaştırmaktadır.

Uzmanlar ile yapılan görüşmeler sonucunda genelde testilerin pişme seviyeleri tespiti sürecinde teknolojik bir cihaz kullanılmadığı gözlem yoluyla sonuca varıldığı bilgisine ulaşılmış, bu tez çalışmasında hazırlanan görüntü işleme yöntemi uzmanların testleri inceleme aşamasında elde ettikleri ham maddenin gözle görülür seviyede belirgin olması ve testinin iç ve dış kısmına göre pişmesinin söz konusu olmaması açısından tutarlı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Diğer yandan uzmanların ilk gözlem aşamasında sonuca varamadıkları ve diğer su konulduğunda yüzeyde terleme olması, su emmesi ve daha sonrasında testi üzerinde oluşan çatlamlar gibi kontrollerin yapıldığı bölüme geçilmesi söz konusu olduğunda bu tez çalışmasının elde edilen diğer sonuçlara bir katkısı bulunmamaktadır.

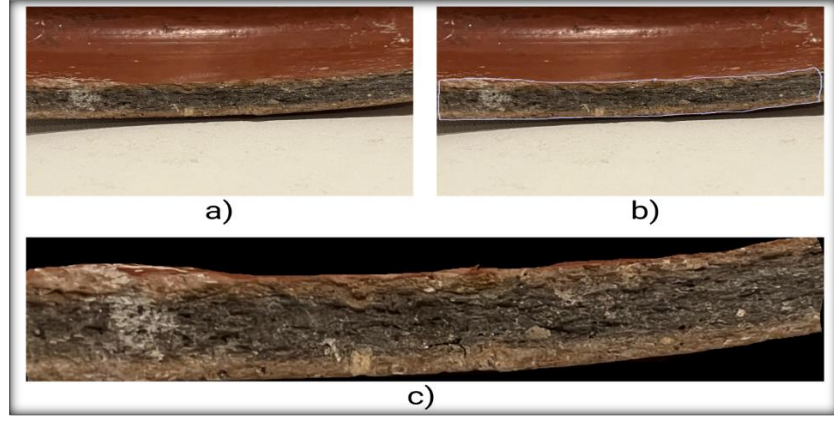
Çalışmada 180 adet testi görseli kullanılmıştır. Bulunan testi örnekleri içerisinde 110 adet testi örneği üzerinde, çalışmada bulunan yöntemler sırasıyla uygulanmış ve daha sonrasında elde edilen sonuçlar kaydedilmiştir. Karar ağacı yöntemi kullanılarak oluşturulan sınıflandırma algoritması için sonradan gelecek verilerin doğru sınıfa eklenmesinin sağlanabilmesi açısından Oluşturulan veri seti önemli bir etkiye sahiptir. Veri setinin oluşturulmasında pişme seviyesi düşük olan testlerin sayısının az miktarda olması nedeniyle rasgele bir veri seti dağılımına gidilmemiş, Hazırlanan veri seti içerisinde, pişme seviyesi yüksek ve düşük testlerin daha sonrasında oluşturulan karar ağacı algoritmasının doğrulunun test edilmesi amacıyla 70 adet yeni testi örneğinin bulunduğu veri seti ile eşit bir dağılım oluşmasına dikkat edilmiştir. Toplam verinin az olması nedeniyle hazırlanan iki veri seti için de herhangi bir değerlendirme yöntemi kullanılmamıştır. Bu bölümde anlatılan tüm yöntemler sonucunda elde edilen değerler bulgular bölümünde detaylı bir şekilde anlatılmaktadır.

BÖLÜM 4 BULGULAR

Bu tez çalışmasında, kullanılan testi görüntülerinin çözünürlükleri 4032x3024 değerlerine sahiptir. Fotoğraflarının çekimi sırasında aynı ışıklandırma ve aynı arka plan kullanılmıştır. Testilerin boyutları birbirinden farklı olsa da ilgi bölgesi belirlendikten sonra tüm testi örnekleri 1920x500 değerlerine göre yeniden boyutlandırılarak birbirine eşitlenmesi sağlanmıştır. Daha sonrasında bulunan tüm görseller üzerinde çalışılması amacıyla ilgi bölgesi tespiti yapılmıştır. İlgi bölgesi tespitinin amacı, testiler üzerinde renklere göre kümeleme algoritması sırasında testilerin çevresinde dekorasyon ya da içerisinde saklanan su, yağ gibi sıvıların testi içine sızmasını engellemek amacıyla kullanılan koruyucu maddelerin oluşturduğu renk farklılıklarının pişme seviyesi düşük olan bir testide kararlı bir şekilde oluşan renk küme dağılımını yukarıdaki **bölüm 3.9.2** de tanımlandığı şekilde, olumsuz yönde etkilemesi ve pişme seviyesi yüksek ve düşük olan testiler arasındaki ayrımın belirlenmesini zorlaştırmasından dolayıdır.



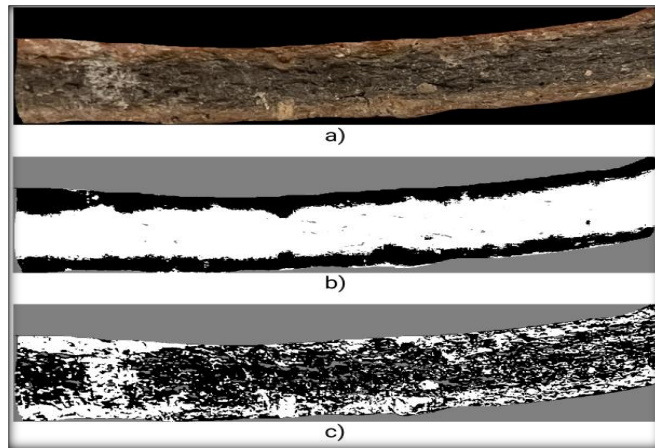
Şekil 4.1. a) Pişme Seviyesi Yüksek Testi Örneği, b) İlgi Bölgesinin Belirlenmesi, c) Çalışmada Kullanılacak İlgi Bölgesi.



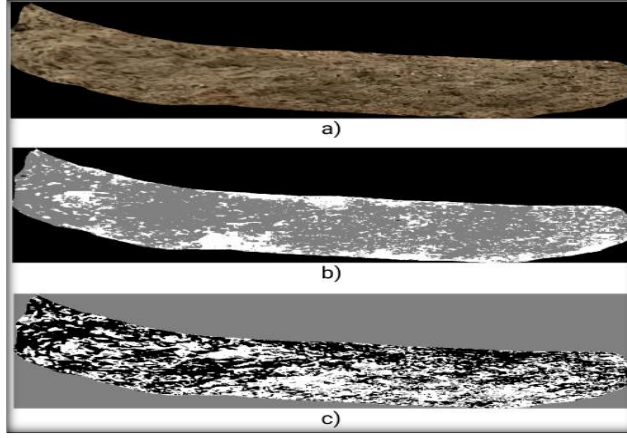
Şekil 4.2. a) Pişme Seviyesi Düşük Testi Örneği, b) İlgili Bölgesinin Belirlenmesi, c) Çalışmada Kullanılacak İlgili Bölgesi.

Şekil 4.1 ve Şekil 4.2’ de ilgili bölgeleri hazırlanmış görseller incelendiğinde pişme seviyesi düşük olan testlerin iç kısmında siyah bir şerit halinde bulunan toprak iki farklı renk dağılımı oluşturmakta, oluşan bu renk dağılımı pişme seviyesi yüksek olan testlerde bulunmadığı gözlemlenmiştir. İlgili bölgesi tespiti ile testinin dış kısmı ile doku kısmının birbirinden ayrılması bu renk dağılımının tespitini kolaylaştırmıştır.

İlgili bölgeleri belirlenen testlerin üzerinde yapılan bir diğer işlem, çekim sırasında ne kadar aynı ışıklandırma kullanılmış olsa da gölgelerin testler üzerinde bıraktığı renk farklılıklarını ortadan kaldırma işlemidir. Bu aşamada ilgili bölgeleri belirlenen testler RGB renk formatından CIE L*a*b renk formatına dönüştürülmüş ve daha sonrasında renklerin aydınlık değerlerine göre oluşan renk farklılıklarını ortadan kaldırmak amacıyla L (aydınlık) katmanı ileride yapılacak renk farklılıklarına göre oluşturulan K-means kümeleme algoritmasına dahil edilmemesi sağlanmıştır.



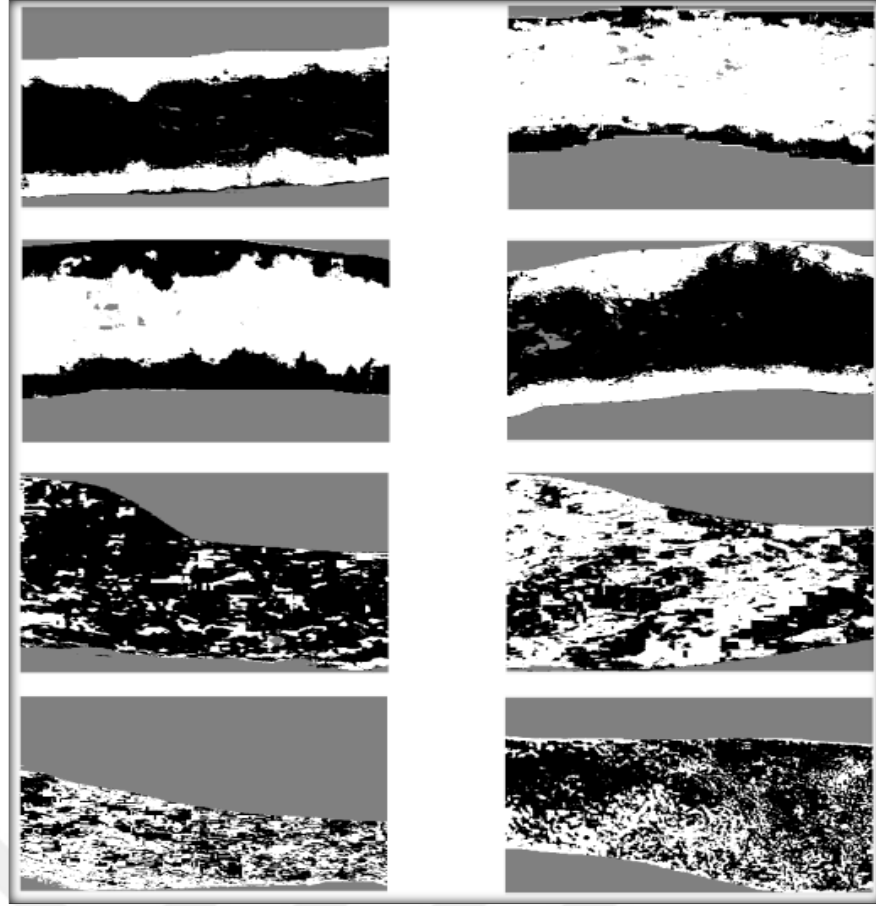
Şekil 4.3. a) Pişme Seviyesi Düşük Testi Üzerinden Alınan İlgili Bölgesi, b) CIE L*A*B Renk Formatına Dönüştürmüş İlgili Bölgesinin Renklerine Göre Kümeleme Algoritması Çıktısı, c) RGB Renk Formatına Dönüştürmüş İlgili Bölgesinin Renklerine Göre Kümeleme Algoritması Çıktısı



Şekil 4.4. a) Pişme Seviyesi Yüksek Testi Üzerinden Alınan İlgili Bölgesi, b) CIE L*A*B Renk Formatına Dönüştürmüş İlgili Bölgesinin Renklerine Göre Kümeleme Algoritması Çıktısı, c) RGB Renk Formatına Dönüştürmüş İlgili Bölgesinin Renklerine Göre Kümeleme Algoritması Çıktısı

Şekil 4.3 ve **Şekil 4.4** de bulunan görseller incelendiğinde, pişme seviyesi düşük olan bir testi örneği, CIE L*a*b renk formatına dönüştürüldüğünde ve sonrasında L katmanı çıkarıldığında iç kesimde bulunan siyah toprak belirgin bir şekilde diğer alanlardan ayrıldığı gözlemlenmiştir. Diğer yandan pişme seviyesi yüksek olan bir testi üzerinde belirgin bir renk farklılık bulunmadığı tespit edilmiştir. Pişme seviyesi düşük ve yüksek testler arasındaki kümeleme algoritması sonucunda ortaya çıkan değişikliklerin en net gözlemlendiği renk uzayı CIE L*a*b renk uzayı olduğu belirlenmiş ve elde edilen ilgi bölgeleri bu renk uzayına dönüştürülerek K-means kümeleme algoritmasına kullanılmıştır.

K-means kümeleme algoritması verilerin birbirlerine olan benzerlikleri (uzaklıkları) değerlendirilerek önceden belirlenen küme sayısı kadar kümeye bölünmesi mantığına dayanmaktadır. Çalışmanın bu bölümünde ilgi bölgeleri hazırlanmış ve renk uzayları belirlenmiş testlerin içinde barındırdığı renk farklılıklarına göre kümeleme algoritması oluşturulmuş ve bu algoritma sonucunda ortaya çıkan sonuçlar değerlendirilmiştir.



Şekil 4.5. K-Means Kümeleme Algoritması Sonrasında Ortaya Çıkan Örnek Sonuçlar.

Şekil 4.5 de pişme seviyesi düşük ve yüksek testiler üzerine uygulanan kümeleme algoritması sonucunda ortaya çıkan görüntüler verilmiştir. Bu görüntüler ilgi bölgeleri üzerinde renklerin tonlarına göre üç farklı kümeye ayrılması sonucunda elde edilmiştir. Şekil 4.5 de üst dört görsel pişme seviyesi düşük, sonrasında bulunan son dört görsel ise pişme seviyesi yüksek testilere ait görüntülerdir. Görseller incelendiğinde düşük pişme seviyesine sahip testiler renk kümelerine ayrılırken kararlı iki farklı renk kümesine dağıldığı gözlemlenmiş, pişme seviyesi yüksek testilerde ise bu kararlılık elde edilememiştir.

Tablo 4.1. Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı Tablosu.

Görsel İsimleri	Uzmanların Görüşleri	Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı
Görsel 1	Pişme Seviyesi Düşük	472
Görsel 2	Pişme Seviyesi Düşük	390
Görsel 3	Pişme Seviyesi Yüksek	848
Görsel 4	Pişme Seviyesi Yüksek	894
Görsel 5	Pişme Seviyesi Yüksek	934
Görsel 6	Pişme Seviyesi Yüksek	1101
Görsel 7	Pişme Seviyesi Yüksek	967
Görsel 8	Pişme Seviyesi Yüksek	748
Görsel 9	Pişme Seviyesi Yüksek	1242
Görsel 10	Pişme Seviyesi Yüksek	1340
Görsel 11	Pişme Seviyesi Yüksek	822
Görsel 12	Pişme Seviyesi Düşük	479
Görsel 13	Pişme Seviyesi Yüksek	697
Görsel 14	Pişme Seviyesi Yüksek	840
Görsel 15	Pişme Seviyesi Yüksek	1101
Görsel 16	Pişme Seviyesi Yüksek	654
Görsel 17	Pişme Seviyesi Yüksek	913
Görsel 18	Pişme Seviyesi Yüksek	1749
Görsel 19	Pişme Seviyesi Yüksek	742
Görsel 20	Pişme Seviyesi Yüksek	606
Görsel 21	Pişme Seviyesi Yüksek	712
Görsel 22	Pişme Seviyesi Düşük	211

Tablo 4.1 de verilen değerler incelendiğinde, pişme seviyesi düşük olan testiler içerisinde bulunan pikseller ile komşusu olan 8 piksel karşılaştırıldığında ait olduğu kümeler arasında pişme seviyesi yüksek olan bir testiye göre daha az değişiklik göstermekte olduğu tespit edilmiştir. **Tablo 4.1** de testilerin ilk 22 örneği bulunmakta, Tüm veri seti değerleri **Ek 1a**'da yer almaktadır.

Testiler içerisinde bulunan piksellerin komşu pikseller ile farklı kümelere ait olmasının oranı bize o testinin pişme seviyesi hakkında verdiği bilgiler göz önünde bulundurularak bir sonraki işlem olarak testiler, satır ve sütun bazında her satıra ve sütuna düşen komşu piksel ile küme farklılık oranı hesaplanmıştır.

Tablo 4.2. Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması Tablosu.

Görsel İsimleri	Uzmanların Görüşleri	Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması
Görsel 1	Pişme Seviyesi Düşük	270
Görsel 2	Pişme Seviyesi Düşük	253
Görsel 3	Pişme Seviyesi Yüksek	612
Görsel 4	Pişme Seviyesi Yüksek	748
Görsel 5	Pişme Seviyesi Yüksek	428
Görsel 6	Pişme Seviyesi Yüksek	822
Görsel 7	Pişme Seviyesi Yüksek	653
Görsel 8	Pişme Seviyesi Yüksek	522
Görsel 9	Pişme Seviyesi Yüksek	923
Görsel 10	Pişme Seviyesi Yüksek	929
Görsel 11	Pişme Seviyesi Yüksek	605
Görsel 12	Pişme Seviyesi Düşük	312
Görsel 13	Pişme Seviyesi Yüksek	517
Görsel 14	Pişme Seviyesi Yüksek	505
Görsel 15	Pişme Seviyesi Yüksek	691
Görsel 16	Pişme Seviyesi Yüksek	539
Görsel 17	Pişme Seviyesi Yüksek	953
Görsel 18	Pişme Seviyesi Yüksek	1749
Görsel 19	Pişme Seviyesi Yüksek	536
Görsel 20	Pişme Seviyesi Yüksek	509
Görsel 21	Pişme Seviyesi Yüksek	619
Görsel 22	Pişme Seviyesi Düşük	240

Tablo 4.2 de **Tablo 4.1**'den farklı olarak sadece tüm komşuları ile farklı bir kümeye ait olan piksellerin sayısını elde etmek dışında her satır içerisinde bulunan pikseller yine her komşusu ile karşılaştırılmış kaç tanesi ile farklı bir kümeye ait olduğu gösteren minimum 0 maksimum 8 değerlerinden oluşan rakamlar toplanmıştır. Tüm satırlar için bu işlem tamamlandıktan sonra elde edilen değerler satır sayısına bölünerek **Tablo 4.2** de gösterilen sonuçlar elde edilmiştir. **Tablo 4.2** de testlerin ilk 22 örneği bulunmakta, Tüm veri seti değerleri **Ek 1b**'de yer almaktadır.

Tablo 4.3. Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması Tablosu.

Görsel İsimleri	Uzmanların Görüşleri	Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması
Görsel 1	Pişme Seviyesi Düşük	83
Görsel 2	Pişme Seviyesi Düşük	65
Görsel 3	Pişme Seviyesi Yüksek	159
Görsel 4	Pişme Seviyesi Yüksek	194
Görsel 5	Pişme Seviyesi Yüksek	111
Görsel 6	Pişme Seviyesi Yüksek	213
Görsel 7	Pişme Seviyesi Yüksek	169
Görsel 8	Pişme Seviyesi Yüksek	135
Görsel 9	Pişme Seviyesi Yüksek	240
Görsel 10	Pişme Seviyesi Yüksek	241
Görsel 11	Pişme Seviyesi Yüksek	157
Görsel 12	Pişme Seviyesi Düşük	81
Görsel 13	Pişme Seviyesi Yüksek	134
Görsel 14	Pişme Seviyesi Yüksek	131
Görsel 15	Pişme Seviyesi Yüksek	179
Görsel 16	Pişme Seviyesi Yüksek	140
Görsel 17	Pişme Seviyesi Yüksek	247
Görsel 18	Pişme Seviyesi Yüksek	454
Görsel 19	Pişme Seviyesi Yüksek	139
Görsel 20	Pişme Seviyesi Yüksek	132
Görsel 21	Pişme Seviyesi Yüksek	161
Görsel 22	Pişme Seviyesi Düşük	62

Tablo 4.3 de bulunan değerler ise **Tablo 4.2**'in aksine her sütun içerisinde bulunan pikseller yine her komşusu ile karşılaştırılmış kaç tanesi ile farklı bir kümeye ait olduğu gösteren minimum 0 maksimum 8 değerlerinden oluşan rakamlar toplanmıştır. Daha sonrasında elde edilen değerler sütun sayısına bölünerek **Tablo 4.3** de bulunan değerler elde edilmiştir. **Tablo 4.3** de testilerin ilk 22 örneği bulunmakta, Tüm veri seti değerleri **Ek 1c**'da yer almaktadır.

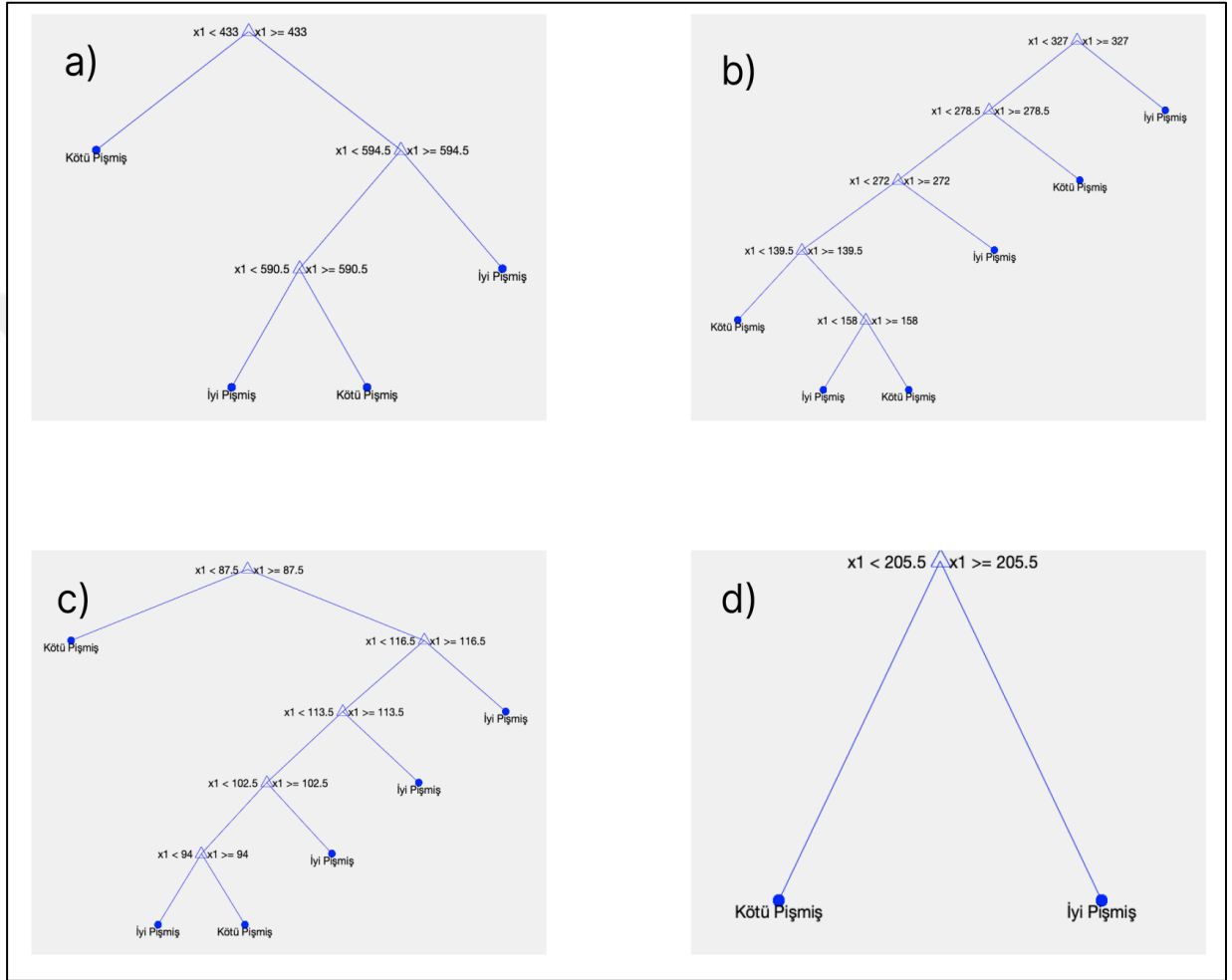
Tablo 4.2 de satır başına düşen komşu piksel farklılık oranı ve **Tablo 4.3** de bulunan sütun başına düşen piksel farklılık oranları elde edildikten sonra son aşama olarak satır ve sütun değerlerinin ortalamaları alınarak son **Tablo 4.4** de bulunan testi pişme seviyesi tahmin tablosu elde edilmiştir.

Tablo 4.4. Her Satıra ve Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması Tablosu.

Görsel İsimleri	Uzmanların Görüşleri	Her Satıra ve Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması Tablosu
Görsel 1	Pişme Seviyesi Düşük	177,5
Görsel 2	Pişme Seviyesi Düşük	223,5
Görsel 3	Pişme Seviyesi Yüksek	385
Görsel 4	Pişme Seviyesi Yüksek	471
Görsel 5	Pişme Seviyesi Yüksek	269
Görsel 6	Pişme Seviyesi Yüksek	518
Görsel 7	Pişme Seviyesi Yüksek	411
Görsel 8	Pişme Seviyesi Yüksek	329
Görsel 9	Pişme Seviyesi Yüksek	581
Görsel 10	Pişme Seviyesi Yüksek	585
Görsel 11	Pişme Seviyesi Yüksek	381
Görsel 12	Pişme Seviyesi Düşük	197
Görsel 13	Pişme Seviyesi Yüksek	326
Görsel 14	Pişme Seviyesi Yüksek	318
Görsel 15	Pişme Seviyesi Yüksek	435
Görsel 16	Pişme Seviyesi Yüksek	340
Görsel 17	Pişme Seviyesi Yüksek	600
Görsel 18	Pişme Seviyesi Yüksek	1102
Görsel 19	Pişme Seviyesi Yüksek	338
Görsel 20	Pişme Seviyesi Yüksek	321
Görsel 21	Pişme Seviyesi Yüksek	390
Görsel 22	Pişme Seviyesi Düşük	151

Tablo 4.4 de her satıra ve sütuna düşen komşu piksel değişim ortalamaları incelendiğinde bulunan dört adet pişme seviyesi düşük testi diğer testlerden gözle görülür bir şekilde düşük değerlere sahip olduğu görülmüştür. **Tablo 4.4** de testlerin ilk 22 örneği bulunmakta, Tüm veri seti değerleri **Ek 1d**'da yer almaktadır.

Uzmanların görüşleri ve tez çalışmasında uygulanan yöntemler sonucunda oluşan 110 adet eğitim verisi ile **Tablo 4.1**, **Tablo 4.2**, **Tablo 4.3** ve **Tablo 4.4** için ayrı karar ağaçları oluşturulmuştur.



Şekil 4.6. a) Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı Karar Ağacı b) Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması Karar Ağacı c) Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması Karar Ağacı d) Her Satıra ve Sütuna Düşen Küme Farklılık Sonuçlarının Ortalaması Karar Ağacı

Şekil 4.6 incelendiğinde daha önce belirtilen dört adet tabloda bulunan veriler birer birer karar ağacı algoritmasına dahil edilmiştir. Dört ayrı karar ağacında da “x1” olarak isimlendirilmiş parametreler uzmanların görüşleri doğrultusunda hesaplanmıştır. Daha sonrasında **Tablo 4.1**, **Tablo 4.2**, **Tablo 4.3** ve **Tablo 4.4** de bulunan değerlerin tamamı kullanılarak ayrı bir karar ağacı oluşturulmuş, hazırlanan test verileri oluşturulan karar ağacı kullanılarak pişme seviyesi tahminleri

yapılmıştır. Karar ağacında kullanılan parametreler kendi içerisinde sadece ilgili alanda hazırlanmış test veri setleri ile karşılaştırmıştır. Daha sonrasında tüm parametreler kullanılarak yeni bir karar ağacı oluşturulmuş ve uzmanların görüşleri ile karşılaştırılarak hazırlanan tüm tabloların başarı oranları ilgili tablo altında gösterilmiştir.

Tablo 4.5. Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı Sonuçları ve Uzman Görüşleri ile Karşılaştırılması.

Uzmanların Görüşleri	Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı	Sonuç
Pişme Seviyesi Yüksek	794	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Düşük	420	Pişme Seviyesi Düşük
Pişme Seviyesi Yüksek	698	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	752	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	586	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	584	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	572	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	752	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	1148	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	1556	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	684	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	595	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Düşük	393	Pişme Seviyesi Düşük
Pişme Seviyesi Düşük	869	Pişme Seviyesi Yüksek

Tablo 4.5 de elde edilen sonuçlar incelendiğinde uzman görüşleri ile Tez çalışmasında bulunan yöntemler kullanılarak elde edilen **Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı** sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde “Pişme Seviyesi Yüksek” testilerin 14 adet yanlış veri, “Pişme Seviyesi Düşük” testiler üzerinde 4 adet yanlış sonuç gözlemlenmiştir. Uzmanların pişme seviyesinin yüksek olarak belirlediği testilerde **74,54%** başarı oranı, uzmanların pişme seviyesi düşük olarak belirlediği testilerde **73,33%** başarı oranı elde edilmiştir. Pişme seviyesi yüksek ve düşük testilerin birlikte hesaplanması sonucunda elde edilen başarı oranı ise **74.28%** olarak tespit edilmiştir. **Tablo 4.5** de testilerin ilk 14 örneği bulunmakta, Tüm veri seti değerleri **Ek 2a**’da yer almaktadır.

Tablo 4.6. Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması Sonuçları ve Uzman Görüşler İle Karşılaştırılması.

Uzmanların Görüşleri	Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması	Sonuç
Pişme Seviyesi Yüksek	617	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Düşük	315	Pişme Seviyesi Düşük
Pişme Seviyesi Yüksek	418	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	775	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	398	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	328	Pişme Seviyesi Düşük
Pişme Seviyesi Yüksek	402	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	430	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	782	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	982	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	416	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	307	Pişme Seviyesi Düşük
Pişme Seviyesi Düşük	274	Pişme Seviyesi Düşük
Pişme Seviyesi Düşük	505	Pişme Seviyesi Yüksek

Tablo 4.6 de elde edilen sonuçlar incelendiğinde uzman görüşleri ile Tez çalışmasında bulunan yöntemler kullanılarak elde edilen **Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması** sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde “Pişme Seviyesi Yüksek” testlerin tespitinde 15 hatalı veri, “Pişme Seviyesi Düşük” testler üzerinde ise 4 hatalı veri gözlemlenmiştir. Uzmanların pişme seviyesinin yüksek olarak belirlediği testlerde **72,72%** başarı oranı, uzmanların pişme seviyesi düşük olarak belirlediği testlerde **73,33%** başarı oranı elde edilmiştir. Pişme seviyesi yüksek ve düşük testlerin birlikte hesaplanması sonucunda elde edilen başarı oranı ise **72,85%** olarak tespit edilmiştir. **Tablo 4.6** de testlerin ilk 14 örneği bulunmakta, Tüm veri seti değerleri **Ek 2b**’da yer almaktadır.

Tablo 4.7. Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması Sonuçları ve Uzman Görüşleri ile Karşılaştırılması.

Uzmanların Görüşleri	Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması	Sonuç
Pişme Seviyesi Yüksek	160	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Düşük	82	Pişme Seviyesi Düşük
Pişme Seviyesi Yüksek	108	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	201	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	103	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	85	Pişme Seviyesi Düşük
Pişme Seviyesi Yüksek	104	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	111	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	203	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	255	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	108	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	80	Pişme Seviyesi Düşük
Pişme Seviyesi Düşük	71	Pişme Seviyesi Düşük
Pişme Seviyesi Düşük	131	Pişme Seviyesi Yüksek

Tablo 4.7 de elde edilen sonuçlar incelendiğinde uzman görüşleri ile Tez çalışmasında bulunan yöntemler kullanılarak elde edilen **Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması** sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde “Pişme Seviyesi Yüksek” testlerin tespitinde 20 adet hatalı veri, “Pişme Seviyesi Düşük” testler üzerinde 2 adet yanlış sonuç gözlemlenmiştir. Uzmanların pişme seviyesinin yüksek olarak belirlediği testlerde **63,63%** başarı oranı, uzmanların pişme seviyesi düşük olarak belirlediği testlerde **86,66%** başarı oranı elde edilmiştir. Pişme seviyesi yüksek ve düşük testlerin birlikte hesaplanması sonucunda elde edilen başarı oranı ise **68,57%** olarak tespit edilmiştir. **Tablo 4.7** de testlerin ilk 14 örneği bulunmakta, Tüm veri seti değerleri **Ek 2c**'da yer almaktadır.

Tablo 4.8. Her Satıra ve Sütuna Düşen Küme Farklılık Sonuçlarının Ortalaması Hesaplamalarının ve Uzman Görüşleri ile Karşılaştırılması.

Uzmanların Görüşleri	Her Satıra ve Sütuna Düşen Küme Farklılık Sonuçlarının Ortalaması	Sonuç
Pişme Seviyesi Yüksek	388,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Düşük	198,5	Pişme Seviyesi Düşük
Pişme Seviyesi Yüksek	263	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	488	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	250,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	206,5	Pişme Seviyesi Düşük
Pişme Seviyesi Yüksek	253	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	270,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	492,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	618,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	262	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	193,5	Pişme Seviyesi Düşük
Pişme Seviyesi Düşük	172,5	Pişme Seviyesi Düşük
Pişme Seviyesi Düşük	318	Pişme Seviyesi Yüksek

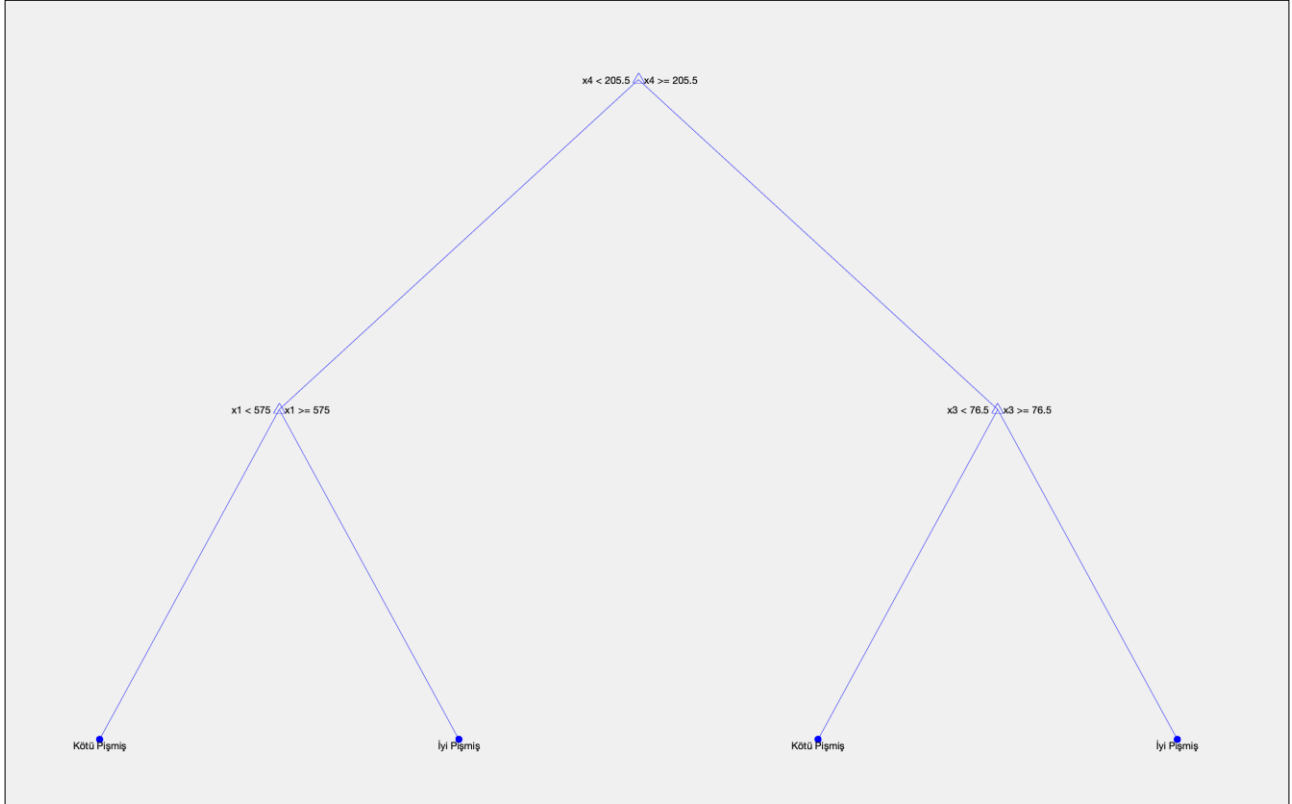
Tablo 4.8 de elde edilen sonuçlar incelendiğinde uzman görüşleri ile Tez çalışmasında bulunan yöntemler kullanılarak elde edilen **Her Satıra ve Sütuna Düşen Küme Farklılık Sonuçlarının Ortalaması** sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde “Pişme Seviyesi Yüksek” testilerin tespitinde 15 adet hatalı veri, “Pişme Seviyesi Düşük” testiler üzerinde 3 adet yanlış sonuç gözlemlenmiştir. Uzmanların pişme seviyesinin yüksek olarak belirlediği testilerde **72,72%** başarı oranı, uzmanların pişme seviyesi düşük olarak belirlediği testilerde **80,00%** başarı oranı elde edilmiştir. Pişme seviyesi yüksek ve düşük testilerin birlikte hesaplanması sonucunda elde edilen başarı oranı ise **74,28%** olarak tespit edilmiştir. **Tablo 4.8** de testilerin ilk 14 örneği bulunmakta, Tüm veri seti değerleri **Ek 2d**’da yer almaktadır.

Tablo 4.9. Test Verileri Üzerinde Yapılan İşlemlerin Sonuçları ve Uzman Görüşler ile Karşılaştırılması.

Uzmanların Görüşleri	Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı	Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması	Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması	Her Satıra ve Sütuna Düşen Küme Farklılık Sonuçlarının Ortalaması	Sonuç
Pişme Seviyesi Yüksek	794	617	160	388,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Düşük	420	315	82	198,5	Pişme Seviyesi Düşük
Pişme Seviyesi Yüksek	698	418	108	263	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	752	775	201	488	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	586	398	103	250,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	584	328	85	206,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	572	402	104	253	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	752	430	111	270,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	1148	782	203	492,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	1556	982	255	618,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	684	416	108	262	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Yüksek	595	307	80	193,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Pişme Seviyesi Düşük	393	274	71	172,5	Pişme Seviyesi Düşük
Pişme Seviyesi Düşük	869	505	131	318	Pişme Seviyesi Yüksek

Tablo 4.9 de elde edilen sonuçlar incelendiğinde uzman görüşleri ile Tez çalışmasında bulunan yöntemler kullanılarak elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Sonuçlar incelendiğinde “Pişme Seviyesi Yüksek” testilerin üzerinde 12 adet yanlış sonuç, “Pişme Seviyesi Düşük” testiler üzerinde 3 adet yanlış sonuç gözlemlenmiştir. Uzmanların pişme seviyesinin yüksek olarak belirlediği testilerde **78,18%** başarı oranı, uzmanların pişme seviyesi düşük olarak belirlediği testilerde **80,00%** başarı oranı elde edilmiştir. Pişme seviyesi yüksek ve düşük testilerin birlikte hesaplanması sonucunda elde edilen başarı oranı ise **78,57%** olarak tespit edilmiştir. **Tablo 4.9** de testilerin ilk 14 örneği bulunmakta, Tüm veri seti değerleri **Ek 2e**'da yer almaktadır.

Çalışmanın sonucunda karar ağacı algoritmasına eklenecek olan parametreler ayrı ayrı değerlendirilmesi ile elde edilen başarı oranları, tüm parametrelerin dahil edilmesi ile kazanılan başarı oranına göre daha düşük sonuçlar vermiştir. Karar ağacı yapısında bulunan parametreler birlikte değerlendirildiğinde her parametreden elde edilen sonuç diğer 3 parametre ile de karşılaştırılarak sonuca ulaşmakta dolayısıyla karar ağacının elde etmiş olduğu başarı oranını arttırmaktadır.



Şekil 4.7. Tüm Parametreler Kullanılarak Elde Edilen Karar Ağacı Yapısı.

Şekil 4.7 incelendiğinde karar ağacı içerisinde bulunan parametrelerden 2.si olan **Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması** değerinin 205,5 değerinden küçük ya da büyük olması ilk kırılım

olarak gözükmektedir. Verinin 205,5 değerinden küçük olması durumunda 1. parametre olan **Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı** değeri incelenmiş, 575 sayısından küçük olması durumunda sonuç “Pişme Seviyesi Düşük” 575 sayısından büyük olduğunda ise “Pişme Seviyesi Yüksek” sonucu elde edilmiştir. 2. Parametre 205,5 değerinden büyük olduğunda ise karar ağacı algoritması 3. parametre olan **Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması** değerini incelemiş bu değerler 76,5’ten küçük olduğunda “Pişme Seviyesi Düşük”, büyük olduğunda ise “Pişme Seviyesi Yüksek” olarak kaydedilmiştir. Karar ağacı incelendiğinde bulunan veri seti miktarı da göz önünde bulundurularak 4. Parametre olan **Her Satıra ve Sütuna Düşen Küme Farklılık Sonuçlarının Ortalaması** değeri sonucu etkilememektedir.

Literatürde görüntü bölütleme ve sınıflandırma yöntemlerinin birlikte kullanılarak ilgili görselin hangi sınıfa ait olduğunun belirlenmesi üzerine çalışmalar incelenmiştir. **Tablo 4.10** da literatürde bulunan görüntü bölütleme ve daha sonrasında elde edilen sonuçlar kullanılarak oluşturulan eğitim ve test veri setleri üzerinde sınıflandırma yöntemlerinin uygulanması sonucunda elde edilen başarı oranları gösterilmiştir.

Tablo 4.10. Literatürde Bulunan Diğer Çalışmaların Başarı Oranı Tablosu.

Kaynak	Görüntü Bölütleme Yöntemi	Sınıflandırma yöntemi	Başarı Oranı
Pawar vd, 2017	Watershed	K-NN	90%
Kartika ve Herumurti, 2016	K-means	Naive Bayes	97%
Nandhini ve Bhavani, 2020	K-means	SVM	91%
Nandhini ve Bhavani, 2020	K-means	K-NN	85%

Tablo 4.10 incelendiğinde literatürde görüntü bölütleme amacıyla kullanılan algoritmalar ve elde edilen sonuçların sınıflandırılması için belirlenen sınıflandırma yöntemleri değişiklik göstermektedir. Eğitim ve veri setinin miktarı, hız ya da başarı oranı arasında verilen tercihler, Kullanılan görsellerin hangi amaçla bölütleme yapılacağı gibi konular görüntü bölütleme ve sınıflandırma yöntemlerinin birlikte kullanımları konusunda farklı kararların ortaya çıkmasını sağlamıştır. **Tartışma** bölümünde literatürde ve tez çalışmasında kullanılan yöntemler detaylı olarak değerlendirilmiştir.

BÖLÜM 5 TARTIŞMA VE SONUÇ

Kümeleme algoritmaları sonucunda elde edilen görseller üzerindeki her pikselin ait olduğu kümeyi gösteren ayrı bir matris oluşturulmuştur daha sonrasında pikseller tek tek incelenmiş, dört farklı yöntem üzerinde durulmuştur. Bunlar tüm komşu piksellerinden farklı bir kümeye ait piksel sayısı, her sütuna düşen küme farklılık ortalaması, her sütuna düşen küme farklılık ortalaması, her satıra ve sütuna düşen küme farklılık sonuçları ortalaması olarak isimlendirilmiştir.

Tüm komşu piksellerinden farklı bir kümeye ait piksel sayısı, her pikselin sekiz farklı komşusunun ait olduğu küme ile incelenen pikselin ait olduğu kümenin karşılaştırılması ve eğer incelenen piksel sekiz komşusuyla da farklı bir kümeye aitse sonucun bir arttırılması ile elde edilmektedir. Yapılan işlemler sonrasında sonuç ne kadar yüksek ise test edilen testinin pişme seviyesinin o kadar yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Kümeleme algoritması sonucunda pişme seviyesi yüksek olan testinin iki farklı renk kümesine ayrılmasının sağlanması ve sonrasında oluşan kararsızlık tüm komşu piksellerinden farklı bir kümeye ait piksel sayısı değerini arttırmaktadır. Bu bölümde elde edilen sonuçlar kullanılarak oluşturulan karar ağacı yöntemi ile hazırlanan eğitim seti kullanılarak test verileri karşılaştırıldığında başarı oranı **%74,28** olarak tespit edilmiştir.

Her satıra düşen küme farklılık ortalaması, her pikselin kaç komşusu ile farklı bir kümeye sahip olduğunun bulunması sonucunda elde edilen minimum 0 maksimum 8 olan değerlerin toplanması ve satır sayısına göre ortalamasının alınması sonucunda elde edilmiştir. Pişme seviyesi düşük olan testlerde, bir düzen içinde ortasında siyah toprak bulunan bir şerit, iç ve dış kısmında ise piştikçe siyah toprağın renginin değişmesiyle oluşan iki farklı şerit gözlenmekte bu da her sütuna düşen küme farklılık ortalamasının düşük değerler vermesini sağlamaktadır. Bu bölümde elde edilen sonuçlar kullanılarak oluşturulan karar ağacı yöntemi ile hazırlanan eğitim seti kullanılarak test verileri karşılaştırıldığında başarı oranı **%72,85** olarak tespit edilmiştir.

Her satıra düşen küme farklılık ortalaması hesaplandıktan sonra tek farklı satır yerine sütunların sayısına göre ortalamasının alındığı bu bölümde, pişme seviyesi yüksek olan testlerde oluşan kararsızlık değerlerin yüksek çıkmasını sağlamış, aksine pişme seviyesi düşük olan testlerde genelde oluşan iki rengin oluşturduğu şeritler değerlerin düşük sonuçlar vermesini sağlamaktadır. Bu bölümde elde edilen sonuçlar kullanılarak oluşturulan karar ağacı

yöntemi ile hazırlanan eğitim seti kullanılarak test verileri karşılaştırıldığında başarı oranı **%68,57** olarak tespit edilmiştir.

Her satıra ve sütuna düşen küme farklılık ortalamaları bulunduktan sonra elde edilen sonuçların kendileri arasındaki ortalaması kullanılarak oluşturulan karar ağacında başarı oranı **%74,28** olarak tespit edilmiştir.

Tüm parametreler kullanılarak oluşturulan karar ağacı algoritması sonucunda elde edilen başarı oranı **%78,57** olarak tespit edilmiştir. Diğer karar ağaçları sonucunda elde edilen başarı oranlarının tüm parametreler kullanılarak elde edilen başarı oranından düşük olması, her verinin hangi sınıfa ekleneceğinin kararında kullanılan parametrelerin birbirleriyle olan bağlantıları ve birbirlerine olan etkileri gibi konuların önemini göstermektedir.

Çalışmada görüntü bölütleme aşamasında K-means algoritması ve sınıflandırma yöntemi olarak Karar ağacı yöntemi kullanılmıştır. Literatürdeki benzer çalışmalar incelendiğinde örnek olarak Pawar ve arkadaşlarının 2017 yılında yaptıkları çalışmada görüntü bölütleme algoritmalarından watershed algoritması tercih edilirken, sınıflandırma yöntemi olarak K-NN yöntemi kullanılmış ve 90% başarı oranı elde edilmiştir. Watershed yönteminin en büyük sorunu üzerinde çalışılan görseli aşırı bölütlemesidir (Kaya vd, 2016). Pişme seviyesi düşük ve yüksek olan testlerin arasındaki en büyük farkın pişme seviyesi düşük olan bir testide bölütlemenin yüksek olan bir testiye göre daha az olması nedeniyle watershed algoritması bu çalışma için tercih edilmemiştir. Genelde daha çok bölütleme yapılarak sonuca ulaşılan çalışmalarda kullanılmaktadır. Buna en iyi örnek tümörlerin ve kanser hastalıklarının tespitinde kullanılan sağlık bilimi çalışmalarında sıklıkla tercih edilen bir görüntü bölütleme algoritması olmasıdır (Kaya vd, 2016). Çalışmada kullanılan K-means kümeleme algoritması pişme seviyesi düşük olan testleri renk değerlerine göre kümelemede watershed algoritmasına göre güçlü olduğu düşünülmektedir.

Sınıflandırma yöntemi olarak belirlenen K-NN yöntemi incelendiğinde genelde fazla verinin bulunduğu sistemlerde kullanılan ve büyük eğitim setlerinde oldukça etkin sonuçlar veren bir sınıflandırma yöntemidir (Taşçı ve Onan, 2016). Tez çalışmasında bulunan verinin az olması nedeniyle bu sınıflandırma yöntemi tercih edilmemiştir. Bununla birlikte performans açısından Tez çalışmasında kullanılan Karar ağacı sınıflandırma yöntemi ile karşılaştırıldığında K-NN algoritması basit yapısına karşın, yüksek bir hesaplama maliyetine sahiptir. Eğitim seti hazırlandıktan sonra yeni gelen verinin hangi sınıfa dahil olacağının belirlenmesinde tek tek tüm eğitim setinde bulunan değerler ile yeni gelen verinin arasındaki uzaklığın hesaplanması hız açısından maliyeti oldukça

arttırmaktadır. Tez çalışmasında kullanılan Karar ağacı yöntemi doğruluk açısından K-NN yönteminden geri olduğu düşünülse de performans açısından daha ön plandadır.

Literatürde bulunan bir diğer benzer çalışma incelendiğinde Kartika ve Herumurti 2016 yılında K-means algoritması kullanılarak elde ettikleri görüntü bölütleme yöntemini *Naive Bayes* yöntemini kullanarak sınıflandırmış ve 97% oranında bir başarı elde etmişlerdir. *Naive Bayes* yöntemi temelinde olasılık hesaplayarak işlem yapmaktadır. Bu anlamda K-NN algoritmasından ayrılmaktadır. K-NN algoritmasında öklit metodu ile mesafe ölçümü kullanılarak bir sınıflandırma yaparken, *Naive Bayes* ise sistemde bulunan verilere eklenen yeni verinin hangi sınıfa dahil olacağını olasılık hesaplaması yaparak karar vermektedir. K-NN ve karar ağacı yöntemlerine göre dinamik bir yapıya sahip olup eğitim setinde bulunan parametrelerin istatistiksel değeri düştükçe sınıflandırma aşamasında sonuca verecekleri etki de otomatik olarak düşmektedir. Hesaplama hızı açısından değerlendirildiğinde diğer sınıflandırma yöntemlerine göre ilk çalıştırılma aşamasında oldukça maliyetli bir yöntem olsa da daha sonrasında diğer yöntemlere göre yüksek hesaplama hızına sahip olmaktadır. Tez çalışmasında kullanılan karar ağacı yöntemi ile karşılaştırıldığında başarı oranı ve hesaplama hızı açısından daha yüksek bir performansa sahiptir. *Naive Bayes* yöntemi, olasılık hesaplama yöntemleri kullandığından dolayı tüm veriyi kullanmaktadır ve değerler arasındaki anlamlılığı artırır. Dolayısıyla az sayıdaki verilerde hata oranı yüksektir (Sezgin ve Çelik, 2013). Tez çalışmasında kullanılan eğitim verisi setinin az olması açısından *Navie Bayes* sınıflandırma yöntemi kullanılmamıştır.

Nandhini ve Bhavani yapmış oldukları çalışmada görüntü bölütleme alanında K-means algoritmasını kullanırken elde edilen veriler doğrultusunda yeni gelen verinin hangi sınıfa dahil olacağını karar verilmesinde SVM sınıflandırma yöntemini kullanmış ve 91% başarı oranı elde etmişlerdir. SVM sınıflandırma yönteminin temel amacı eğitim seti için ayrılmış verilerin birbirlerinden en iyi şekilde iki ayrı sınıfa ayrılmasını sağlamaktır. Bu bakımdan tez çalışmasında pişme seviyesi yüksek ve düşük değerlerin bulunması SVM sınıflandırma yönteminin bu tez çalışması için çok uygun olduğu düşünülebilir. Diğer yandan genelde yapılacak işlemin tam olarak tanımlanamadığı durumlarda, karmaşık ve birbirine çok yakın değerlere sahip veri setleri için tercih edilmektedir. (Güner ve Çomak, 2011). Tez çalışmasında bulunan eğitim setinin sayısının az olması ve parametrelerin içerisinde bulunan değerlerin pişme seviyelerine göre birbirlerine göre pek yakın bulunmaması nedeniyle bu yöntem uygun görülmemiştir. Karar ağacının az miktarda ve az parametreye sahip olan veriler üzerinde sağladığı avantajlar bu tez çalışmasında SVM yöntemine göre karar ağacı yöntemi daha avantajlı kılmaktadır.

5.1. Tartışma

Testiler üzerinde pişme seviye tespiti yapılırken en çok dikkat edilen konulardan biri, üzerinde çalışılan testilerin aynı dönemde ve aynı coğrafi alanda bulunmuş olmasıdır. Marmara üniversitesi güzel sanatlar fakültesi seramik anasanat dalı Arş. Gör. Serap Erdoğan ile yapılan incelemeler sonucunda testilerin içerisinde kullanılan maddeler, pişirilme süresi, yoğurulma süresi, içerisinde bulunan bitki kalıntıları ve böcek fosilleri gibi döneme ve zamana göre gözüken farklılıklar, testilerin pişme seviyelerine göre oluşacak renk farklılıklarını değiştirmekte oldukları öğrenilmiş ve bu nedenle çalışmada aynı döneme ve zamana ait testiler kullanılmıştır.

Pişme seviyesi tespitinde kullanılan testilerin boyutları birbirlerinden farklı olması nedeniyle, tüm testiler yeniden boyutlandırma yapılarak birbirine eşit uzunluk ve genişlik değerlerine sabitlenmesi sağlanmıştır. Çekim için 12 megapiksel kayıt alabilen bir telefon kullanılmış, boyut olarak küçük testilerin daha yakından fotoğrafları çekilerek büyük testiler ile boyutlarının birbirlerine benzetilmesi denenmiş ancak kullanılan telefonun yakın çekim kalitesi başarısız olması nedeniyle yeniden boyutlandırma yoluna karar verilmiştir. Testilerin eşit boyutlara getirilmesindeki amaç, küçük ve büyük testi parçaları arasında oluşan piksel sayısı farkı, sonuçları olumsuz etkilemekte pişme seviyesi yüksek olan bir testi boyutu küçük olması nedeniyle düşük bir değer vererek pişme seviyesi kötü bir testi gibi sonuçlar veriyor olmasıdır.

MATLAB programı ile işlenecek testi fotoğrafları bilgisayar sistemi üzerinde varsayılan olarak RGB renk formatında bulunmaktadır. Renk formatı nedeniyle testilerin fotoğraflarının çekimi sırasında ışık açısından dolayı oluşan gölgeler farklı renk değerler oluşturmakta olduğu tespit edilmiş ve daha sonrasında yapılan kümeleme algoritmasında renklerin sağlıklı bir şekilde uygun kümelere ayrılmasını zorlaştırmıştır. Daha sonrasında görseller CIE L*a*b renk formatına dönüştürülerek L değerlerinin bulunduğu katman çalışmadan çıkarılarak daha sağlıklı sonuçlar elde edilmiştir.

Literatür incelendiğinde, K-means kümeleme algoritmasında küme sayısının genelde deneme yanılma yöntemine başvurularak elde edildiği görülmektedir. Çalışmada küme sayısı üç olarak önceden belirlenmiş, belirli bir deneme yanılma yöntemine gerek duyulmamıştır. Tez çalışmasında kullanılan tüm testilerin fotoğrafları aynı arkaplanda çekilmiştir. Kümeleme sonrasında oluşan üç farklı renk kümesinden ilki testiler ile arkaplanı birbirinden ayırmaktadır. Diğer iki küme ise testi içerisinde pişme seviyesine göre oluşan farklı renk dağılımlarını ortak iki kümede birleştirmek

amacıyla oluşturulmuştur. Testlerin içerisinde bulunan toprak piştikçe rengi değişmektedir. Pişme seviyesi düşük testlerde renklere göre kümeleme algoritması çalıştırıldığında orta kısımda bulunan pişmemiş toprak net bir şekilde gözlemlenmekte bu da kararlı iki farklı renk kümesinin oluşmasını sağlamaktadır. Pişme seviyesi yüksek testlerde tüm toprak piştiğinden dolayı siyah renkli toprak (testinin yapıldığı yere ve zamana göre bu renk farklılık gösterebilir) tamamen kaybolmakta ve bu da kümeleme algoritması sonucunda kararlı iki farklı renk kümesi oluşmasını engellemektedir.

Literatürde görsellerin üzerinde bulunan renk değerlerine göre kümeleme algoritmasının kullanımından farklı olarak çalışmada, küme merkezleri rastgele belirlenmemektedir. Her piksel tek tek kontrol edilerek en uygun kümeye yerleştirilmesi sağlanmaktadır. Bunun nedeni küme merkezlerinin rastgele belirlenmesi sonucunda az da olsa elde edilen sonuçların proje her çalıştırıldığında farklılık göstermesi bu da başarı oranlarının değişmesine neden olmaktadır. Görseller üzerinde bulunan piksellerin tek tek kontrol edilmesi ile renk değerlerine göre kümelerin oluşturulması elde edilen sınıflandırma sonuçları açısından daha düşük bir hesaplama hızına sahip olsa da sınıflandırma yöntemleri kullanıldıktan sonra elde edilen başarı oranlarının her sistemin yeniden çalıştırılması sonrasında farklı sonuçlar elde edilmemesi ve tutarlılığın sağlanması açısından önemlidir.

Çalışmada kullanılan veri sayısının miktarının az olması nedeniyle Veri Temizleme (*data cleaning*) verilerde bulunan gürültünün ve tutarsızlıkların giderilmesi, Veri Birleştirme (*data integration*) farklı kaynaklara sahip verilerin uygun veri tabanında birleştirilmesi, Veri İndirgeme (*data reduction*) fazla olan bazı verilerin atılması, birleştirilmesi benzeri yollarla veri büyüklüğünün azaltılması gibi veri ön işleme tekniklerinden herhangi birine başvurulmamıştır.

Testlerin bazı parçalarının küçük bazı parçalarının büyük olması nedeniyle küçük parçalı testlerin boyutlarının büyütülmesi çözünürlüğü olumsuz yönde etkilemesinden dolayı küçük parçalara sahip testi örneklerinden elde edilen sonuçlar büyük parçalara sahip testlere göre beklenilenin altında değerler vermesine neden olmaktadır. Çalışmada görsellerin üzerinde bulunan piksel sayısının önemli olması nedeniyle oluşan bu farklılıklar elde edilen sonuçları olumsuz yönde etkilemektedir. İleri yapılacak çalışmalarda profesyonel ve yakın çekim kalitesinin daha iyi olduğu cihazların kullanılması çalışmanın başarı oranını arttıracak olduğu düşünülmektedir.

5.2. Sonuç

Bu tez çalışması kapsamında arkeolojik kazılar sonucunda elde edilmiş testi örnekleri üzerinde görüntü işleme teknikleri kullanılarak pişme seviyesi tespiti amaçlanmıştır. Görüntü işleme yönteminin sağlamış olduğu görüntü bölütleme tekniğini ile testi görselleri üzerinde bulunan piksellerin renk değerleri kullanılarak oluşturulan kümeler ile pişme seviyesi yüksek ve düşük testilerin arasındaki farklar tespit edilmiştir. Bu kapsamda kullanıcı etkisi en aza indirgenmiş, daha doğru sonuçlar elde etmek amacıyla aynı tarihi dönem ve aynı bölgede çıkarılmış bulgular üzerinde çalışmalar yapılmıştır.

Sonuçlar değerlendirildiğinde, %**78,57** başarı oranı ile pişme seviyesi yüksek bir testi ile pişme seviyesi düşük bir testi arasındaki farkın tespit edilebildiği ortaya konmuş ayrıca bu işlemleri yapan bir bilgisayar programı geliştirilmiştir. Kırılmış testi parçalarının boyutlarının farklı olması, geliştirilen program içerisinde piksel eşitlemesi üzerinde çalışılsa da başarı oranını düşürmüştür.

Literatür ve bu tez kapsamında yapılan çalışmalardan yola çıkarak görüntü işleme yöntemi ile arkeoloji biliminin cevap aradığı buluntuların yaşlarının saptanması, hangi malzeme ile yapılmış olduğu, kullanılan hammaddenin hangi kaynaktan çıkarıldığı, hangi yollar izlenerek nerelere ve ne biçimlerde ulaştığı vb. konular üzerinde görüntü işleme yönteminin katkısının bulunacağı düşünülmektedir.

KAYNAKÇA

- [1] PHAM, D., XU, C., PRINCE, J.L, (2000), Current Methods In Medical Image Segmentation, Annu. Rev. Biomed. Eng., 2(1), 315.
- [2] MARDIA, K. V., HAINSWORTH, T.J., (1988), A Spatial Thresholding Method For Image Segmentation, Ieee Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, 10(6), 919.
- [3] TOBIAS, O. J., SEARA, R., (2002), Image Segmentation By Histogram Thresholding Using Fuzzy Sets, Ieee Transactions On Image Processing, 11(12), 1457.
- [4] DEMİRHAN, M. E., SALOR, Ö., (2016), Sar Görüntülerindeki Hedeflerin Svm ve K-nn Teknikleriyle Sınıflandırılması, In 2016 24th Signal Processing and Communication Application Conference (SIU), 1581-1584.
- [5] ÇAKMAK, Z., (1999), Kümeleme Analizinde Geçerlilik Problemi ve Kümeleme Sonuçlarının Değerlendirilmesi, Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 3, 188.
- [6] SOLAK, S., ALTINIŞIK, U., (2018), Görüntü İşleme Teknikleri ve Kümeleme Yöntemleri Kullanılarak Fındık Meyvesinin Tespit ve Sınıflandırılması, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 22(1), 60-61.
- [7] BAYRAM, E., NABİYEYEV, V., (2020), Kamuflej görüntülerde Öklid ve Mahalanobis uzaklık hesabına göre K-means kümeleme algoritması kullanarak görüntü bölütleme, İşaret İşleme ve İletişim Uygulamaları Konferansı (SIU), 2020, 1-4.
- [8] ABA, F., (2014), Görüntü İşleme ve Yapay Sinir Ağları Kullanarak Mineral Tanıma, Yüksek Lisans Tezi, Jeoloji Mühendisliği Anabilim Dalı, Türkiye, 43-44.
- [9] HEKİM, M., ORHAN, U., (2011), Bulanık C-Means Kümeleme Yöntemine Çıkarımlı Yaklaşım, İtü Dergisi/D Mühendislik 10(1), 13-14.
- [10] IŞIK, M., ÇAMURCU, A.Y., (2007), K-Means, K-Medoids ve Bulanık C-Means Algoritmalarının Uygulamalı Olarak Performanslarının Tespiti, İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, 6(11), 32-33.
- [11] NİCHİTA, M.V., PAUN, M.A., PAUN, V.A., PAUN, V.A., (2020), Image Clustering Algorithms to Identify Complicated Cerebral Diseases, Description and Comparison, IEEE, 8, 88436-88438.

- [12] ÖZTÜRK, N., GANGAL, A., (2014), Eggshell Defects Detection On White Eggs Using Image Processing Techniques, 2014 22nd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 1, 810-813.
- [13] KARHAN, Z., KARAKAYA, A., ŞENYER, N., KAYHAN, G., (2015), Bird's-Eye View Images Taken Plant Material and Counting, 2015 23rd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 1, 1541-1544.
- [14] ALÇI, M., AKDEMİR, S., (2015) Beynin Mr Görüntülerinin Watershed Algoritması Yardımıyla Bölütlenmesi, Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Mühendisliği 11. Ulusal Kongresi ve Fuarı, İstanbul, Türkiye, 22-25 Eylül 2005 ,1, 2-4.
- [15] OTSU, N., (1979), A Threshold Selection Method From Gray-Level Histograms, IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics, 9(1), 62-66.
- [16] EKŞİ, Z., (2012), Yapay Sinir Ağları ile Kemik Kırıklarının Görüntü İşleme Tabanlı Tespiti, Yüksek Lisans Tezi, Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi Anabilim Dalı, Türkiye, 22-26.
- [17] HUY, P.V., RYONG, L.B., (2015), An Image Segmentation Approach For Fruit Defect Detection Using K-Means Clustering And Graph-Based Algorithm, Vietnam Journal Of Computer Science, 2(1), 25–33.
- [18] YILMAZ, Ş. B., (2021), Enez Arkeolojik Kazısından Çıkan Bazı Seramiklerin Fır ve Raman Spektroskopik Yöntemleri ile İncelenmesi ve Pişirilme Sıcaklıklarının Saptanması, Yüksek Lisans Tezi, Fizik Ana Bilim Dalı, Türkiye, 1-3.
- [19] JALALVAND, A. R., ROUSHANİ, M., GOİCOECHEA, H. C., RUTLEDGE, D. N., GU, H. W., (2019), MATLAB in electrochemistry: A review. Talanta, 194, 205-225.
- [20] DAĞILGAN, N. S., Furat, M., (2021), Hatalı Uçlu İnşaat Demirlerinin Yüksek Doğruluklu Sayımı, Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi, 22, 155.
- [21] KESKİN, M., SETLEK, P., DEMİR, S., (2017), Renk Ölçüm Sistemlerinin Gıda Bilimleri ve Tarımda Kullanım Alanları, Uluslararası İleri Araştırmalar ve Mühendislik Kongresi, 2353-2354.
- [22] YENGİNER, H., DEMİR, Ö., (2019), CIELAB Renk Uzayı Kullanılarak Mide Kanseri Tespiti, Medical Technologies Congress (TIPTEKNO), 2019, 518
- [23] GÖNENÇ, S., ÖNER, Y., (2021), Zeytin Tanelerinin Türünün Belirlenmesinde Görüntü İşleme ve Kümeleme Yöntemlerinin Kullanımı, Uluslararası Bilimsel Araştırmalar Dergisi, 6(2), 140-141.

- [24] SARIMAN, G., (2011), Veri Madenciliğinde Kümeleme Teknikleri Üzerine Bir Çalışma: K-Means ve K-Medoids Kümeleme Algoritmalarının Karşılaştırılması, Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 15(3), 195-196.
- [25] ALTAŞ, Z., ÖZGÜVEN, M. M., DİLMAÇ, M., (2021), Görüntü İşleme Teknikleri ile Bağ Yaprak Uyuzu Hasarının Belirlenmesi, Gaziosmanpaşa Bilimsel Araştırma Dergisi, 10(3), 80-81.
- [26] İNİK, Ö., Ülker, E., (2017), Derin Öğrenme ve Görüntü Analizinde Kullanılan Derin Öğrenme Modelleri, Gaziosmanpaşa Bilimsel Araştırma Dergisi, 6(3), 89-90.
- [27] UZUN, S., AKGÜN, D., (2018), Genetik Algoritmalar ile Eğitilen Doğrusal Görüntü Filtre Kalitesinin Bir Analizi, Veri Bilimi Dergisi, 1(1), 30.
- [28] ÇAVUŞLU, M. A., (2021), 2d Konvolüsyonun İşleminin Düşük Maliyetli İp Çekirdek Olarak Fpga Tabanlı Gerçeklenmesi, Dicle Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 10(2), 238-239.
- [29] KAVZOĞLU, T., ÇÖLKESEN, İ., (2010), Karar Ağaçları ile Uydu Görüntülerinin Sınıflandırılması, Harita Teknolojileri Elektronik Dergisi, 2(1), 39-41.
- [30] SALZBERG, S., (1994), Book Review: C4. 5: By J. Ross Quinlan. Inc., 1993. Programs For Machine Learning Morgan Kaufmann Publishers, Machine Learning, 16, 236-237.
- [31] EMEL, G. G., TAŞKIN, Ç., (2005), Veri Madenciliğinde Karar Ağaçları ve Bir Satış Analizi Uygulaması, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 6(2), 226.
- [32] PAWAR, M. S., PERIANAYAGAM, L., RANI, N. S., (2017), Region Based Image Classification Using Watershed Transform Techniques, In 2017 International Conference On Intelligent Computing and Control (I2C2) (pp. 1-5). IEEE.
- [33] WOŹNIAK, M., POŁAP, D., (2020), Soft Trees With Neural Components As Image-Processing Technique For Archeological Excavations, Personal And Ubiquitous Computing, 24(3), 363-375.
- [34] GU, J., WANG, Z., KUEN, J., MA, L., SHAHROUDY, A., SHUAİ, B., CHEN, T., (2018), Recent Advances In Convolutional Neural Networks, Pattern Recognition, 77, 354-377.
- [35] HAN, D., LIU, Q., FAN, W., (2018), A New Image Classification Method Using Cnn Transfer Learning And Web Data Augmentation, Expert Systems With Applications, 95, 43-56.
- [36] NARİN, A., İŞLER, Y., (2021), Yeni Corona Virüs Hastalığının Önceden Eğitilmiş Evrişimli Sinir Ağları Kullanılarak Göğüs Röntgen Görüntülerinden Tespiti, Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi, 36(4), 2095-2108.

- [37] KARTİKA, D. S. Y., HERUMURTI, D., (2016), Koi Fish Classification Based On Hsv Color Space, In 2016 International Conference On Information and Communication Technology and Systems (ICTS) (pp. 96-100), IEEE.
- [38] NANDHİNİ, N., BHAVANİ, R., (2020), Feature Extraction For Diseased Leaf İmage Classification Using Machine Learning, In 2020 International Conference On Computer Communication And Informatics (ICCCI) (pp. 1-4), IEEE.
- [39] TAŞCI, E., ONAN, A., (2016), K-En Yakın Komşu Algoritması Parametrelerinin Sınıflandırma Performansı Üzerine Etkisinin İncelenmesi, Akademik Bilişim, 1(1), 4-18.
- [40] KAYA, H., ÇAVUŞOĞLU, A., ÇAKMAK, H. B., ŞEN, B., DELEN, D., (2016), Görüntü Bölütleme ve Görüntü Benzetimi Yöntemleri Yardımı ile Hastalığın Teşhis ve Tedavi Sonrası Süreçlerinin Desteklenmesi: Keratokonus Örneği, Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi, 31(3).
- [41] SEZGİN, E., ÇELİK, Y., (2013), Veri Madenciliğinde Kayıp Veriler İçin Kullanılan Yöntemlerin Karşılaştırılması, Akademik Bilişim Konferansı, Akdeniz Üniversitesi, 23, 25.
- [42] GÜNER, N., ÇOMAK, E., (2011), Mühendislik Öğrencilerinin Matematik I Derslerindeki Başarısının Destek Vektör Makineleri Kullanılarak Tahmin Edilmesi, Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 17(2), 87-96.
- [43] WEB_1, (2018), Tuncer Ergin, Convolutional Neural Network (Convnet Ya Da Cnn) Nedir, Nasıl Çalışır, <https://medium.com/@tuncerergin/convolutional-neural-network-convnet-yada-cnn-nedir-nasil-calisir-97a0f5d34cad>, 26/06/2022.
- [44] WEB_2, (2013), Sadi Evren Şeker, K Fold Cross Validation (K Katlamalı Çarpaz Doğrulama), <https://bilgisayarkavramlari.com/2013/03/31/k-fold-cross-validation-k-katlamali-carpraz-dogrulama/>, 26/06/2022.
- [45] UĞUR, A., ve KINACI, A. C., (2006), Yapay Zeka Teknikleri ve Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Web Sayfalarının Sınıflandırılması, XI. Türkiye'de İnternet Konferansı (İnet-Tr'06), Ankara, 1(4).
- [46] KULLUK, S. (2009), Karınca Koloni Optimizasyonu ile Yapay Sinir Ağlarından Kural Çıkarımı, Doktora Tezi, Makine Mühendisliği Anabilim Dalı, Türkiye, 2.
- [47] İBRAHİM, M. H. I., (2019), Ayırıklaştırma ve optimizasyon yaklaşımları ile sınıflandırma algoritmalarının performansının iyileştirilmesi, Doktora Tezi, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Türkiye, 44-45

- [48] SHORTEN, C., KHOSHGOFTAAR, T. M., (2019), A Survey On Image Data Augmentation For Deep Learning, Journal Of Big Data, 6(1), 1-48
- [49] TAYLOR, L., NITSCHKE, G., (2018), Improving deep learning with generic data augmentation, In 2018 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI) (pp. 1542-1547)., IEEE
- [50] KHOSLA, C., SAINI, B. S., (2020), Enhancing performance of deep learning models with different data augmentation techniques: A survey, In 2020 International Conference on Intelligent Engineering and Management (ICIEM) (pp. 79-85), IEEE
- [51] FREUND, Y., MASON, L. (1999), The Alternating Decision Tree Learning Algorithm, IN ICML (VOL. 99, PP. 124-133)



EKLER

Ek-1a

Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı

Görsel İsimleri	Uzmanların Görüşleri	Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı
Görsel 1	Pişme Seviyesi Düşük	472
Görsel 2	Pişme Seviyesi Düşük	390
Görsel 3	Pişme Seviyesi Yüksek	848
Görsel 4	Pişme Seviyesi Yüksek	894
Görsel 5	Pişme Seviyesi Yüksek	934
Görsel 6	Pişme Seviyesi Yüksek	1101
Görsel 7	Pişme Seviyesi Yüksek	967
Görsel 8	Pişme Seviyesi Yüksek	748
Görsel 9	Pişme Seviyesi Yüksek	1242
Görsel 10	Pişme Seviyesi Yüksek	1340
Görsel 11	Pişme Seviyesi Yüksek	822
Görsel 12	Pişme Seviyesi Düşük	479
Görsel 13	Pişme Seviyesi Yüksek	697
Görsel 14	Pişme Seviyesi Yüksek	840
Görsel 15	Pişme Seviyesi Yüksek	1101
Görsel 16	Pişme Seviyesi Yüksek	654
Görsel 17	Pişme Seviyesi Yüksek	913
Görsel 18	Pişme Seviyesi Yüksek	1749
Görsel 19	Pişme Seviyesi Yüksek	742
Görsel 20	Pişme Seviyesi Yüksek	606
Görsel 21	Pişme Seviyesi Yüksek	712
Görsel 22	Pişme Seviyesi Düşük	211
Görsel 1-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	594
Görsel 1-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	383
Görsel 1-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	423

Görsel 1-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	399
Görsel 2-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	312
Görsel 2-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	366
Görsel 2-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	559
Görsel 2-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	572
Görsel 3-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	654
Görsel 3-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	799
Görsel 3-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	633
Görsel 3-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	577
Görsel 4-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	807
Görsel 4-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	595
Görsel 4-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	726
Görsel 4-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	648
Görsel 5-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	845
Görsel 5-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	770
Görsel 5-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	1027
Görsel 5-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	881
Görsel 6-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	985
Görsel 6-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	840
Görsel 6-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	1036
Görsel 6-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	830
Görsel 7-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	865
Görsel 7-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	899
Görsel 7-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	1270
Görsel 7-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	1062
Görsel 8-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	513
Görsel 8-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	460
Görsel 8-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	709
Görsel 8-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	529
Görsel 9-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	1180
Görsel 9-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	1373
Görsel 9-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	789
Görsel 9-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	1101

Görsel 10-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	842
Görsel 10-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	845
Görsel 10-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	845
Görsel 10-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	811
Görsel 11-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	739
Görsel 11-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	644
Görsel 11-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	538
Görsel 11-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	503
Görsel 12-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	410
Görsel 12-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	422
Görsel 12-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	369
Görsel 12-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	360
Görsel 13-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	491
Görsel 13-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	502
Görsel 13-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	578
Görsel 13-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	443
Görsel 14-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	556
Görsel 14-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	915
Görsel 14-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	574
Görsel 14-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	729
Görsel 15-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	719
Görsel 15-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	625
Görsel 15-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	871
Görsel 15-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	808
Görsel 16-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	544
Görsel 16-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	606
Görsel 16-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	525
Görsel 16-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	677
Görsel 17-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	967
Görsel 17-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	929
Görsel 17-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	550
Görsel 17-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	744
Görsel 18-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	1840

Görsel 18-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	1821
Görsel 18-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	1391
Görsel 18-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	1577
Görsel 19-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	548
Görsel 19-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	587
Görsel 19-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	616
Görsel 19-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	532
Görsel 20-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	538
Görsel 20-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	387
Görsel 20-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	454
Görsel 20-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	537
Görsel 21-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	419
Görsel 21-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	517
Görsel 21-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	534
Görsel 21-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	465
Görsel 22-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	196
Görsel 22-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	197
Görsel 22-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	93
Görsel 22-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	188

Ek-1b

Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması

Görsel İsimleri	Uzmanların Görüşleri	Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması
Görsel 1	Pişme Seviyesi Düşük	270
Görsel 2	Pişme Seviyesi Düşük	253
Görsel 3	Pişme Seviyesi Yüksek	612
Görsel 4	Pişme Seviyesi Yüksek	748
Görsel 5	Pişme Seviyesi Yüksek	428
Görsel 6	Pişme Seviyesi Yüksek	822
Görsel 7	Pişme Seviyesi Yüksek	653
Görsel 8	Pişme Seviyesi Yüksek	522
Görsel 9	Pişme Seviyesi Yüksek	923
Görsel 10	Pişme Seviyesi Yüksek	929
Görsel 11	Pişme Seviyesi Yüksek	605
Görsel 12	Pişme Seviyesi Düşük	312
Görsel 13	Pişme Seviyesi Yüksek	517
Görsel 14	Pişme Seviyesi Yüksek	505
Görsel 15	Pişme Seviyesi Yüksek	691
Görsel 16	Pişme Seviyesi Yüksek	539
Görsel 17	Pişme Seviyesi Yüksek	953
Görsel 18	Pişme Seviyesi Yüksek	1749
Görsel 19	Pişme Seviyesi Yüksek	536
Görsel 20	Pişme Seviyesi Yüksek	509
Görsel 21	Pişme Seviyesi Yüksek	619
Görsel 22	Pişme Seviyesi Düşük	240
Görsel 1-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	370
Görsel 1-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	247
Görsel 1-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	113
Görsel 1-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	134
Görsel 2-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	216
Görsel 2-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	255

Görsel 2-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	102
Görsel 2-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	112
Görsel 3-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	453
Görsel 3-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	657
Görsel 3-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	145
Görsel 3-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	481
Görsel 4-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	751
Görsel 4-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	548
Görsel 4-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	432
Görsel 4-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	496
Görsel 5-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	547
Görsel 5-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	611
Görsel 5-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	450
Görsel 5-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	612
Görsel 6-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	899
Görsel 6-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	767
Görsel 6-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	642
Görsel 6-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	941
Görsel 7-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	482
Görsel 7-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	745
Görsel 7-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	772
Görsel 7-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	611
Görsel 8-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	448
Görsel 8-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	511
Görsel 8-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	428
Görsel 8-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	397
Görsel 9-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	885
Görsel 9-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	1052
Görsel 9-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	716
Görsel 9-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	753
Görsel 10-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	625
Görsel 10-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	1081
Görsel 10-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	929

Görsel 10-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	804
Görsel 11-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	508
Görsel 11-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	602
Görsel 11-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	461
Görsel 11-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	381
Görsel 12-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	314
Görsel 12-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	283
Görsel 12-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	291
Görsel 12-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	200
Görsel 13-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	354
Görsel 13-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	424
Görsel 13-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	274
Görsel 13-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	231
Görsel 14-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	358
Görsel 14-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	896
Görsel 14-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	340
Görsel 14-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	614
Görsel 15-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	671
Görsel 15-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	550
Görsel 15-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	527
Görsel 15-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	449
Görsel 16-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	441
Görsel 16-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	641
Görsel 16-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	392
Görsel 16-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	609
Görsel 17-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	794
Görsel 17-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	991
Görsel 17-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	521
Görsel 17-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	508
Görsel 18-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	1654
Görsel 18-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	1631
Görsel 18-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	1231
Görsel 18-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	1302

Görsel 19-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	489
Görsel 19-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	484
Görsel 19-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	512
Görsel 19-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	477
Görsel 20-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	575
Görsel 20-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	353
Görsel 20-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	350
Görsel 20-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	440
Görsel 21-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	630
Görsel 21-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	508
Görsel 21-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	636
Görsel 21-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	436
Görsel 22-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	205
Görsel 22-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	221
Görsel 22-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	171
Görsel 22-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	200

Ek-1c

Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması

Görsel İsimleri	Uzmanların Görüşleri	Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması
Görsel 1	Pişme Seviyesi Düşük	83
Görsel 2	Pişme Seviyesi Düşük	65
Görsel 3	Pişme Seviyesi Yüksek	159
Görsel 4	Pişme Seviyesi Yüksek	194
Görsel 5	Pişme Seviyesi Yüksek	111
Görsel 6	Pişme Seviyesi Yüksek	213
Görsel 7	Pişme Seviyesi Yüksek	169
Görsel 8	Pişme Seviyesi Yüksek	135
Görsel 9	Pişme Seviyesi Yüksek	240
Görsel 10	Pişme Seviyesi Yüksek	241
Görsel 11	Pişme Seviyesi Yüksek	157
Görsel 12	Pişme Seviyesi Düşük	81
Görsel 13	Pişme Seviyesi Yüksek	134
Görsel 14	Pişme Seviyesi Yüksek	131
Görsel 15	Pişme Seviyesi Yüksek	179
Görsel 16	Pişme Seviyesi Yüksek	140
Görsel 17	Pişme Seviyesi Yüksek	247
Görsel 18	Pişme Seviyesi Yüksek	454
Görsel 19	Pişme Seviyesi Yüksek	139
Görsel 20	Pişme Seviyesi Yüksek	132
Görsel 21	Pişme Seviyesi Yüksek	161
Görsel 22	Pişme Seviyesi Düşük	62
Görsel 1-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	98
Görsel 1-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	87
Görsel 1-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	114
Görsel 1-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	116
Görsel 2-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	56
Görsel 2-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	66

Görsel 2-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	102
Görsel 2-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	87
Görsel 3-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	117
Görsel 3-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	171
Görsel 3-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	351
Görsel 3-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	125
Görsel 4-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	195
Görsel 4-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	142
Görsel 4-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	112
Görsel 4-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	129
Görsel 5-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	142
Görsel 5-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	159
Görsel 5-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	117
Görsel 5-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	301
Görsel 6-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	233
Görsel 6-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	199
Görsel 6-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	167
Görsel 6-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	221
Görsel 7-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	125
Görsel 7-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	193
Görsel 7-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	201
Görsel 7-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	175
Görsel 8-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	116
Görsel 8-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	133
Görsel 8-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	111
Görsel 8-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	129
Görsel 9-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	230
Görsel 9-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	260
Görsel 9-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	251
Görsel 9-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	209
Görsel 10-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	162
Görsel 10-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	281
Görsel 10-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	241

Görsel 10-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	160
Görsel 11-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	132
Görsel 11-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	156
Görsel 11-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	120
Görsel 11-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	99
Görsel 12-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	81
Görsel 12-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	73
Görsel 12-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	76
Görsel 12-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	52
Görsel 13-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	92
Görsel 13-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	110
Görsel 13-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	91
Görsel 13-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	103
Görsel 14-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	93
Görsel 14-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	233
Görsel 14-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	88
Görsel 14-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	160
Görsel 15-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	175
Görsel 15-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	143
Görsel 15-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	137
Görsel 15-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	117
Görsel 16-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	115
Görsel 16-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	167
Görsel 16-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	102
Görsel 16-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	158
Görsel 17-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	206
Görsel 17-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	258
Görsel 17-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	135
Görsel 17-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	168
Görsel 18-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	430
Görsel 18-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	424
Görsel 18-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	320
Görsel 18-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	420

Görsel 19-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	127
Görsel 19-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	126
Görsel 19-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	133
Görsel 19-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	123
Görsel 20-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	149
Görsel 20-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	92
Görsel 20-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	91
Görsel 20-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	121
Görsel 21-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	164
Görsel 21-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	132
Görsel 21-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	165
Görsel 21-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	113
Görsel 22-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	95
Görsel 22-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	88
Görsel 22-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	44
Görsel 22-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	53

Ek-1d

Her Satıra ve Sütuna Düşen Küme Farklılık Sonuçlarının Ortalaması

Görsel İsimleri	Uzmanların Görüşleri	Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması
Görsel 1	Pişme Seviyesi Düşük	177,5
Görsel 2	Pişme Seviyesi Düşük	223,5
Görsel 3	Pişme Seviyesi Yüksek	385
Görsel 4	Pişme Seviyesi Yüksek	471
Görsel 5	Pişme Seviyesi Yüksek	269
Görsel 6	Pişme Seviyesi Yüksek	518
Görsel 7	Pişme Seviyesi Yüksek	411
Görsel 8	Pişme Seviyesi Yüksek	329
Görsel 9	Pişme Seviyesi Yüksek	581
Görsel 10	Pişme Seviyesi Yüksek	585
Görsel 11	Pişme Seviyesi Yüksek	381
Görsel 12	Pişme Seviyesi Düşük	197
Görsel 13	Pişme Seviyesi Yüksek	326
Görsel 14	Pişme Seviyesi Yüksek	318
Görsel 15	Pişme Seviyesi Yüksek	435
Görsel 16	Pişme Seviyesi Yüksek	340
Görsel 17	Pişme Seviyesi Yüksek	600
Görsel 18	Pişme Seviyesi Yüksek	1102
Görsel 19	Pişme Seviyesi Yüksek	338
Görsel 20	Pişme Seviyesi Yüksek	321
Görsel 21	Pişme Seviyesi Yüksek	390
Görsel 22	Pişme Seviyesi Düşük	151
Görsel 1-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	234
Görsel 1-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	167
Görsel 1-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	113
Görsel 1-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	125
Görsel 2-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	136
Görsel 2-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	160,5

Görsel 2-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	102
Görsel 2-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	99,5
Görsel 3-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	285
Görsel 3-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	414
Görsel 3-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	248
Görsel 3-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	303
Görsel 4-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	473
Görsel 4-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	345
Görsel 4-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	272
Görsel 4-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	313
Görsel 5-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	344
Görsel 5-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	385
Görsel 5-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	283
Görsel 5-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	456,5
Görsel 6-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	566
Görsel 6-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	483
Görsel 6-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	405
Görsel 6-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	581
Görsel 7-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	304
Görsel 7-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	469
Görsel 7-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	487
Görsel 7-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	394
Görsel 8-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	282
Görsel 8-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	322
Görsel 8-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	270
Görsel 8-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	263
Görsel 9-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	557
Görsel 9-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	656
Görsel 9-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	483,5
Görsel 9-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	481
Görsel 10-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	394
Görsel 10-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	681
Görsel 10-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	585

Görsel 10-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	482
Görsel 11-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	320
Görsel 11-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	379
Görsel 11-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	290
Görsel 11-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	240
Görsel 12-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	197
Görsel 12-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	178
Görsel 12-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	183
Görsel 12-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	126
Görsel 13-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	223
Görsel 13-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	267
Görsel 13-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	182,5
Görsel 13-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	167
Görsel 14-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	225
Görsel 14-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	564
Görsel 14-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	214
Görsel 14-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	387
Görsel 15-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	423
Görsel 15-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	346
Görsel 15-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	332
Görsel 15-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	283
Görsel 16-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	278
Görsel 16-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	404
Görsel 16-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	247
Görsel 16-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	383
Görsel 17-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	500
Görsel 17-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	624
Görsel 17-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	328
Görsel 17-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	338
Görsel 18-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	1042
Görsel 18-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	1027
Görsel 18-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	775
Görsel 18-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	861

Görsel 19-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	308
Görsel 19-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	305
Görsel 19-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	322
Görsel 19-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	300
Görsel 20-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	362
Görsel 20-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	223
Görsel 20-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	220
Görsel 20-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	280,5
Görsel 21-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	397
Görsel 21-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	320
Görsel 21-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	401
Görsel 21-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	275
Görsel 22-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	129
Görsel 22-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	139
Görsel 22-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	108
Görsel 22-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	126,5

Ek-2a

Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı Test Verileri ve Uzman Görüşleriyle Karşılaştırılması.

Görsel İsimleri	Uzmanların Görüşleri	Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı	Sonuç
Görsel 1	Pişme Seviyesi Yüksek	794	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 2	Pişme Seviyesi Düşük	420	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3	Pişme Seviyesi Yüksek	698	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4	Pişme Seviyesi Yüksek	752	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5	Pişme Seviyesi Yüksek	586	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 6	Pişme Seviyesi Yüksek	584	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 7	Pişme Seviyesi Yüksek	572	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8	Pişme Seviyesi Yüksek	752	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9	Pişme Seviyesi Yüksek	1148	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10	Pişme Seviyesi Yüksek	1556	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11	Pişme Seviyesi Yüksek	684	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12	Pişme Seviyesi Yüksek	595	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 13	Pişme Seviyesi Düşük	393	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 14	Pişme Seviyesi Düşük	869	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	570	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	663	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	476	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	388	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 2-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	291	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 2-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	349	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 2-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	488	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 2-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	407	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	571	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 3-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	220	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	501	Pişme Seviyesi Yüksek

Görsel 3-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	403	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 4-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	469	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	583	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	583	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	509	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	573	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	590	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	599	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	290	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	380	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	324	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	254	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	314	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 7-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	484	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 7-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	648	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 7-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	387	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 7-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	460	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	650	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	634	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	622	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	615	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	868	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	685	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	872	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	615	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	898	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	1254	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	760	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	646	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	328	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 11-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	679	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	298	Pişme Seviyesi Düşük

Görsel 11-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	580	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	400	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 12-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	814	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	241	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 12-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	328	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	420	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 13-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	288	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 13-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	312	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 13-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	267	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 14-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	352	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 14-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	852	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 14-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	550	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 14-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	396	Pişme Seviyesi Yüksek

Ek-2b

Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması Test Verileri ve Uzman Görüşleriyle Karşılaştırılması.

Görsel İsimleri	Uzmanların Görüşleri	Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması	Sonuç
Görsel 1	Pişme Seviyesi Yüksek	617	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 2	Pişme Seviyesi Düşük	315	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3	Pişme Seviyesi Yüksek	418	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4	Pişme Seviyesi Yüksek	775	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5	Pişme Seviyesi Yüksek	398	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 6	Pişme Seviyesi Yüksek	328	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 7	Pişme Seviyesi Yüksek	402	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8	Pişme Seviyesi Yüksek	430	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9	Pişme Seviyesi Yüksek	782	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10	Pişme Seviyesi Yüksek	982	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11	Pişme Seviyesi Yüksek	416	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12	Pişme Seviyesi Yüksek	307	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 13	Pişme Seviyesi Düşük	274	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 14	Pişme Seviyesi Düşük	505	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	542	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	665	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	402	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	393	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 2-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	375	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 2-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	320	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 2-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	223	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 2-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	225	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	451	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 3-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	209	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	268	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	248	Pişme Seviyesi Düşük

Görsel 4-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	644	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	736	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	605	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	421	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	382	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	456	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	291	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 5-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	364	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 6-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	236	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	287	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	197	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	201	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 7-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	429	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 7-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	457	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 7-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	320	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 7-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	299	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 8-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	463	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	416	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	242	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 8-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	227	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 9-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	744	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	717	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	675	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	490	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	934	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	993	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	503	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	562	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	280	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 11-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	429	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	355	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	272	Pişme Seviyesi Yüksek

Görsel 12-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	341	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	509	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	353	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	258	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	270	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	262	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	164	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	174	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 14-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	297	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 14-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	551	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 14-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	311	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 14-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	241	Pişme Seviyesi Düşük



Ek-2c

Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması Test Verileri ve Uzman Görüşleriyle Karşılaştırılması.

Görsel İsimleri	Uzmanların Görüşleri	Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması	Sonuç
Görsel 1	Pişme Seviyesi Yüksek	160	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 2	Pişme Seviyesi Düşük	82	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3	Pişme Seviyesi Yüksek	108	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4	Pişme Seviyesi Yüksek	201	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5	Pişme Seviyesi Yüksek	103	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 6	Pişme Seviyesi Yüksek	85	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 7	Pişme Seviyesi Yüksek	104	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8	Pişme Seviyesi Yüksek	111	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9	Pişme Seviyesi Yüksek	203	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10	Pişme Seviyesi Yüksek	255	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11	Pişme Seviyesi Yüksek	108	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12	Pişme Seviyesi Yüksek	80	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13	Pişme Seviyesi Düşük	71	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 14	Pişme Seviyesi Düşük	131	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	141	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	173	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	105	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	102	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 2-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	98	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 2-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	83	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 2-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	58	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 2-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	59	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	117	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 3-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	54	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	70	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	64	Pişme Seviyesi Düşük

Görsel 4-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	168	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	191	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	157	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	109	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	99	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 5-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	119	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	76	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 5-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	75	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	61	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	75	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	51	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	77	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 7-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	112	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 7-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	119	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 7-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	97	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 7-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	78	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 8-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	120	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	108	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	63	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 8-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	59	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 9-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	193	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	186	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	176	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	127	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	243	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	258	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	131	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	146	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	73	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 11-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	111	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	92	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	71	Pişme Seviyesi Düşük

Görsel 12-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	88	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	132	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	92	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	67	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	70	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	68	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	43	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	45	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 14-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	77	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 14-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	143	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 14-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	81	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 14-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	63	Pişme Seviyesi Düşük



Ek-2d

Her Satıra ve Sütuna Düşen Küme Farklılık Sonuçlarının Ortalaması Test Verileri ve Uzman Görüşleriyle Karşılaştırılması.

Görsel İsimleri	Uzmanların Görüşleri	Her Satıra ve Sütuna Düşen Küme Farklılık Sonuçlarının Ortalaması	Sonuç
Görsel 1	Pişme Seviyesi Yüksek	388,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 2	Pişme Seviyesi Düşük	198,5	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3	Pişme Seviyesi Yüksek	263	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4	Pişme Seviyesi Yüksek	488	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5	Pişme Seviyesi Yüksek	250,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 6	Pişme Seviyesi Yüksek	206,5	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 7	Pişme Seviyesi Yüksek	253	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8	Pişme Seviyesi Yüksek	270,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9	Pişme Seviyesi Yüksek	492,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10	Pişme Seviyesi Yüksek	618,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11	Pişme Seviyesi Yüksek	262	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12	Pişme Seviyesi Yüksek	193,5	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13	Pişme Seviyesi Düşük	172,5	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 14	Pişme Seviyesi Düşük	318	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	341	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	419	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	253	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	247	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 2-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	236	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 2-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	202	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 2-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	140	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 2-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	142	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	284	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 3-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	132	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	169	Pişme Seviyesi Düşük

Görsel 3-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	156	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 4-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	406	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	464	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	381	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	265	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	241	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	288	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	183	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 5-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	230	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 6-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	149	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	181	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	124	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	139	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 7-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	270	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 7-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	288	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 7-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	208.5	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 7-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	189	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 8-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	292	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	262	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	152	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 8-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	143	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 9-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	469	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	452	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	425	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	308	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	588	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	626	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	317	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	354	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	177	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 11-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	270	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	223	Pişme Seviyesi Yüksek

Görsel 11-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	172	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 12-sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	214.5	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12-sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	321	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12-döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	223	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12-döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	163	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	170	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	165	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	103	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	110	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 14-sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	187	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 14-sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	347	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 14-döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	196	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 14-döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	152	Pişme Seviyesi Düşük

Ek-2e

Tüm Karar Ağacı Parametrelerinin Kullanılmasıyla Elde Edilen Test Verileri ve Uzman Görüşleriyle Karşılaştırılması.

Görsel İsimleri	Uzmanların Görüşleri	Tüm Komşu Piksellerinden Farklı Bir Kümeye Ait Piksel Sayısı	Her Satıra Düşen Küme Farklılık Ortalaması	Her Sütuna Düşen Küme Farklılık Ortalaması	Her Satıra ve Sütuna Düşen Küme Farklılık Sonuçlarının Ortalaması	Sonuç
Görsel 1	Pişme Seviyesi Yüksek	794	617	160	388,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 2	Pişme Seviyesi Düşük	420	315	82	198,5	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3	Pişme Seviyesi Yüksek	698	418	108	263	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4	Pişme Seviyesi Yüksek	752	775	201	488	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5	Pişme Seviyesi Yüksek	586	398	103	250,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 6	Pişme Seviyesi Yüksek	584	328	85	206,5	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 7	Pişme Seviyesi Yüksek	572	402	104	253	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8	Pişme Seviyesi Yüksek	752	430	111	270,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9	Pişme Seviyesi Yüksek	1148	782	203	492,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10	Pişme Seviyesi Yüksek	1556	982	255	618,5	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11	Pişme Seviyesi Yüksek	684	416	108	262	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12	Pişme Seviyesi Yüksek	595	307	80	193,5	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13	Pişme Seviyesi Düşük	393	274	71	172,5	Pişme Seviyesi Düşük

Görsel 14	Pişme Seviyesi Düşük	869	505	131	318	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1- sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	570	542	141	341	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1- sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	663	665	173	419	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1- döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	476	402	105	253	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 1- döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	388	393	102	247	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 2- sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	291	375	98	236	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 2- sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	349	320	83	202	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 2- döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	488	223	58	140	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 2- döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	407	225	59	142	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3- sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	571	451	117	284	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 3- sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	220	209	54	132	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3- döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	501	268	70	169	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 3- döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	403	248	64	156	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 4- sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	469	644	168	406	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4- sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	583	736	191	464	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4- döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	583	605	157	381	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 4- döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	509	421	109	265	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5- sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	573	382	99	241	Pişme Seviyesi Yüksek

Görsel 5- sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	590	456	119	288	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5- döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	599	291	76	183	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 5- döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	290	364	75	230	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6- sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	380	236	61	149	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6- sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	324	287	75	181	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6- döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	254	197	51	124	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 6- döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	314	201	77	139	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 7- sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	484	429	112	270	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 7- sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	648	457	119	288	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 7- döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	387	320	97	208.5	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 7- döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	460	299	78	189	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 8- sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	650	463	120	292	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8- sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	634	416	108	262	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8- döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	622	242	63	152	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 8- döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	615	227	59	143	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9- sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	868	744	193	469	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9- sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	685	717	186	452	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 9- döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	872	675	176	425	Pişme Seviyesi Yüksek

Görsel 9- döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	615	490	127	308	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10- sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	898	934	243	588	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10- sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	1254	993	258	626	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10- döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	760	503	131	317	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 10- döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	646	562	146	354	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11- sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	328	280	73	177	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 11- sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	679	429	111	270	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11- döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	298	355	92	223	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 11- döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	580	272	71	172	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12- sol parça	Pişme Seviyesi Yüksek	400	341	88	214.5	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12- sağ parça	Pişme Seviyesi Yüksek	814	509	132	321	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12- döndür 1	Pişme Seviyesi Yüksek	241	353	92	223	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 12- döndür 2	Pişme Seviyesi Yüksek	328	258	67	163	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13- sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	420	270	70	170	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13- sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	288	262	68	165	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13- döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	312	164	43	103	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 13- döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	267	174	45	110	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 14- sol parça	Pişme Seviyesi Düşük	352	297	77	187	Pişme Seviyesi Düşük

Görsel 14- sağ parça	Pişme Seviyesi Düşük	852	551	143	347	Pişme Seviyesi Yüksek
Görsel 14- döndür 1	Pişme Seviyesi Düşük	550	311	81	196	Pişme Seviyesi Düşük
Görsel 14- döndür 2	Pişme Seviyesi Düşük	396	241	63	152	Pişme Seviyesi Düşük



Ek-3a

Kullanılan Pişme Seviyesi Düşük Testi Görselleri



Görsel 12



Görsel 2



Görsel 1



Görsel 22



Test-Görsel 2



Test-Görsel 14



Test-Görsel 13



Görsel 1-sağ parça



Görsel 1-sol parça



Görsel 22-sağ parça



Görsel 22-sol parça



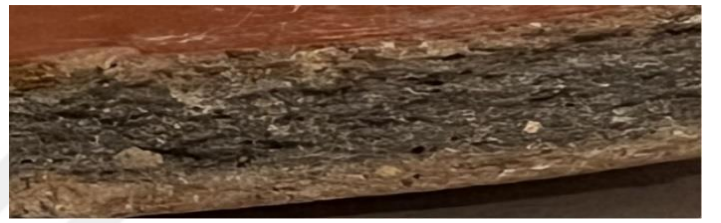
1 0



1 0



Görsel 12-sağ parça



Görsel 12-sol parça



Görsel 12-döndür 1



Görsel 12-döndür 2



Görsel 2-döndür 1



Görsel 2-döndür 2



Görsel 22-döndür 1



Görsel 22-döndür 2



Görsel 1-döndür 1



Görsel 1-döndür 2



Test-Görsel 14-sol parça



Test-Görsel 14-sağ parça



Test-Görsel 13-sol parça



Test-Görsel 2-sol parça



Test-Görsel 2-sağ parça



Test-Görsel 13-sağ parça



Test-Görsel 14-döndür 1



Test-Görsel 14-döndür 2



Test-Görsel 2-döndür 1



Test-Görsel 14-döndür 2



Test-Görsel 13-döndür 1



Test-Görsel 13-döndür 2

Ek-3b

Kullanılan Pişme Seviyesi Yüksek Testi Görselleri



Görsel 3



Görsel 4



Görsel 5



Görsel 6



Görsel 7



Görsel 8



Görsel 9



Görsel 10



Görsel 11



Görsel 13



Görsel 14



Görsel 15



Görsel 16



Görsel 17



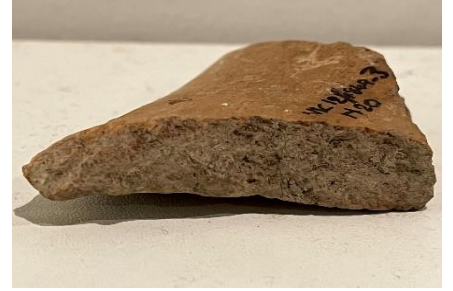
Görsel 18



Görsel 19



Görsel 20



Görsel 21



Test-Görsel 8



Test-Görsel 7



Test-Görsel 6



Test-Görsel 5



Test-Görsel 4



Test-Görsel 3



Test-Görsel 1



Test-Görsel 12



Test-Görsel 11



Test-Görsel 10



Test-Görsel 9



Görsel 3-sol parça



Görsel 3-sağ parça



Görsel 4-sağ parça



Görsel 4-sol parça



Görsel 5-sağ parça



Görsel 5-sol parça



Görsel 6-sağ parça



Görsel 6-sol parça



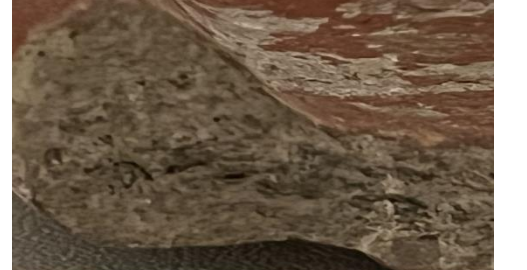
Görsel 7-sağ parça



Görsel 7-sol parça



Görsel 8-sağ parça



Görsel 8-sol parça



Görsel 9-sağ parça



Görsel 9-sol parça



Görsel 10-sağ parça



Görsel 10-sol parça



Görsel 11-sağ parça



Görsel 11-sol parça



Görsel 13-sol parça



Görsel 13-sağ parça



Görsel 14-sağ parça



Görsel 14-sol parça



Görsel 15-sağ parça



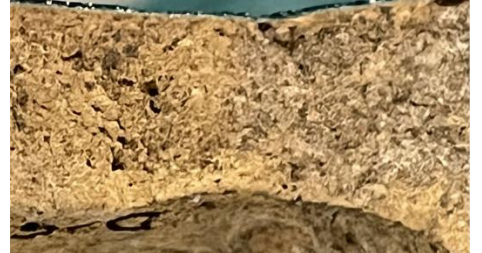
Görsel 15-sol parça



Görsel 16-sol parça



Görsel 16-sağ parça



Görsel 17-sağ parça



Görsel 17-sol parça



Görsel 18-sol parça



Görsel 18-sağ parça



Görsel 19-sağ parça



Görsel 19-sol parça



Görsel 20-sağ parça



Görsel 20-sol parça



Görsel 21-sol parça



Görsel 21-sağ parça



Test-görsel 1-sol parça



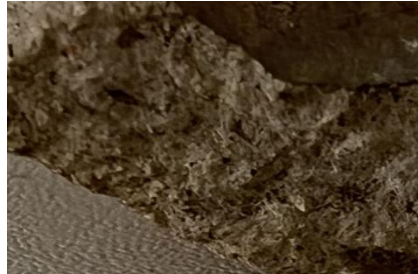
Test-görsel 1-sağ parça



Test-görsel 3-sol parça



Test-görsel 3-sağ parça



Test-görsel 4-sol parça



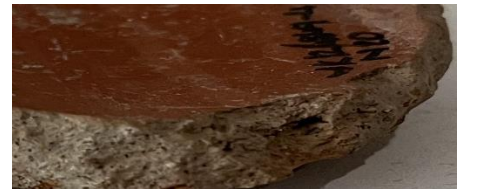
Test-görsel 4-sağ parça



Test-görsel 5-sol parça



Test-görsel 5-sağ parça



Test-görsel 6-sağ parça



Test-görsel 6-sol parça



Test-görsel 7-sol parça



Test-görsel 7-sağ parça



Test-görsel 8-sol parça



Test-görsel 8-sağ parça



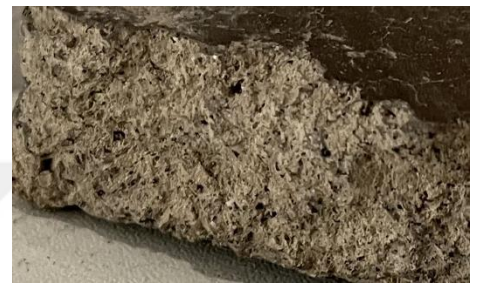
Test-görsel 9-sağ parça



Test-görsel 9-sol parça



Test-görsel 10-sağ parça



Test-görsel 10-sol parça



Test-görsel 11-sağ parça



Test-görsel 11-sol parça



Test-görsel 12-sağ parça



Test-görsel 12-sol parça



Görsel 3-döndür 1



Görsel 3-döndür 2



Görsel 4-döndür 1



Görsel 4-döndür 2



Görsel 5-döndür 1



Görsel 5-döndür 2



Görsel 6-döndür 1



Görsel 6-döndür 2



Görsel 7-döndür 1



Görsel 7-döndür 2



Görsel 8-döndür 1



Görsel 8-döndür 2



Test-Görsel 9-döndür 1



Test-Görsel 6-döndür 2



Görsel 9-döndür 1



Görsel 9-döndür 2



Görsel 10-döndür 1



Görsel 10-döndür 2



Görsel 11-döndür 1



Görsel 11-döndür 2



Görsel 13-döndür 1



Görsel 13-döndür 2



Görsel 14-döndür 1



Görsel 14-döndür 2



Görsel 15-döndür 1



Görsel 15-döndür 2



Görsel 16-döndür 1



Görsel 16-döndür 2



Görsel 17-döndür 1



Görsel 17-döndür 2



Görsel 18-döndür 1



Görsel 18-döndür 2



Görsel 19-döndür 1



Görsel 19-döndür 2



Görsel 20-döndür 1



Görsel 20-döndür 2



Görsel 21-döndür 1



Görsel 21-döndür 2



Test-Görsel 12-döndür 1



Test-Görsel 12-döndür 2



Test-Görsel 11-döndür 1



Test-Görsel 11-döndür 2



Test-Görsel 10-döndür 1



Test-Görsel 10-döndür 2



Test-Görsel 9-döndür 1



Test-Görsel 9-döndür 2



Test-Görsel 8-döndür 1



Test-Görsel 8-döndür 2



Test-Görsel 7-döndür 1



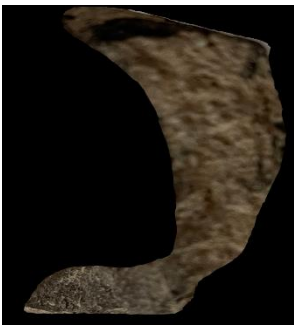
Test-Görsel 7-döndür 2



Test-Görsel 5-döndür 1



Test-Görsel 5-döndür 2



Test-Görsel 4-döndür 1



Test-Görsel 4-döndür 2



Test-Görsel 3-döndür 1



Test-Görsel 3-döndür 2



Test-Görsel 1-döndür 1



Test-Görsel 1-döndür 2