

**TRAVERTEN PLAKA TAŞLARDA SINIFLARIN KÜMELEME
YÖNTEMLERİ İLE BELİRLENMESİ**

Melike ŞİŞECİ

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Bayram CETİŞLİ

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
ISPARTA-2012**

T.C.
SÜLEYMAN DEMİREL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

TRAVERTEN PLAKA TAŞLARDA SINIFLARIN KÜMELEME
YÖNTEMLERİ İLE BELİRLENMESİ

Melike ŞİŞECİ

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Bayram CETİŞLİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
ISPARTA-2012

TEZ ONAYI

Melike ŞİŞECİ tarafından hazırlanan “Traverten Plaka Taşlarda Sınıfların Kümeleme Yöntemleri İle Belirlenmesi” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Süleyman Demirel Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı’nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Danışman : Yrd. Doç. Dr. Bayram CETİŞLİ (İmza)

Süleyman Demirel Üniversitesi Bilgisayar Donanımı Anabilim dalı

Jüri Üyeleri :

Doç. Dr. Tuncay YİĞİT (İmza)

Süleyman Demirel Üniversitesi Bilgisayar Yazılımı Anabilim dalı

Yrd. Doç. Dr. Bayram CETİŞLİ (İmza)

Süleyman Demirel Üniversitesi Bilgisayar Donanımı Anabilim dalı

Yrd. Doç. Dr. Ecir Uğur KÜÇÜKSİLLE (İmza)

Süleyman Demirel Üniversitesi Bilgisayar Yazılımı Anabilim dalı

Doç. Dr. Mehmet Cengiz KAYACAN

Enstitü Müdürü

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

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
İÇİNDEKİLER	i
ÖZET	iii
ABSTRACT	iv
TEŞEKKÜR.....	v
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	vi
ÇİZELGELER DİZİNİ	viii
SİMGELER DİZİNİ.....	ix
1. GİRİŞ.....	1
2. KAYNAK ÖZETLERİ.....	5
3. MATERYAL VE YÖNTEM	9
3.1. Öznitelik Çıkarma ve Öznitelik Seçimi	9
3.1.1. Doku analizi	9
3.1.2. Renk analizi.....	10
3.1.3. 2D Gabor filtresi.....	21
3.1.4. Kümeleme analizi.....	22
3.1.4.1. K-ortalamalar	23
3.1.4.2. Bulanık C-ortalamalar	25
3.1.4.3. K-medoids	26
3.1.4.4. Spektral	27
3.1.5. Çalışmada geliştirilen yöntemler.....	27
3.1.5.1. Hızlı bölümlleme algoritması.....	28
3.1.5.2. Hızlandırılmış K-ortalamalar algoritması	29
3.1.5.3. Kümelenmiş veriden resmin geri elde edilmesi	31
4. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA.....	33
4.1. Özniteliklerin Çıkarılması.....	41
4.1.1. Pearson ilinti ölçütü.....	42
4.2. Traverten Plakaların Dokuz Sınıfa Ayrılması.....	43
5. SONUÇ	49
KAYNAKLAR	50
EKLER.....	56

ÖZGEÇMİŞ	63
----------------	----

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

TRAVERTEN PLAKA TAŞLARDA SINIFLARIN KÜMELEME YÖNTEMLERİ İLE BELİRLENMESİ

Melike ŞİŞECİ

Süleyman Demirel Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Bayram CETİŞLİ

Traverten plaka taşlarının sınıflandırılmasında gerek müşteri talepleri gerekse taş üreticileri tarafından belirlenmiş sınıflar bulunmaktadır. Üretim sırasında taş plakaların sınıflandırılması (seleksiyonu) genellikle elle yapıldığından ve kişinin görsel algılamasına bırakıldığından sınıflarda genel bir standarttan bahsetmek mümkün olamamaktadır. Ayrıca önceden belirlenen sınıf standartlarına uygun olmayan plaka taşların sınıflandırılmasında en yakın sınıf kişisel yorumla belirlenerek sınıflandırma yapılmaktadır. Bu da üretim aşamasından sonra müşteri taleplerine uymayacak sonuçlar ortaya çıkartabilmektedir. Bu noktada kişilerin farklı görselliklerinden bağımsız olarak objektif bir sınıflandırmanın yapılması gerekmektedir. Bu tez çalışmasında öğreticisiz öğrenme modelleri üzerinde durulmuş, traverten plakalar için yeni bir sınıf tanımlaması öngörülmüştür. Yöntemlere birçok öznitelik analizleri yapılarak traverten plaka taşlar için en uygun değeri veren öznitelikler belirlenmiştir.

Öğreticisiz öğrenme tekniklerinden K-ortalamalar kümeleme yöntemi bölümleme yöntemiyle hızlandırılmaya çalışılmıştır. K-ortalamalar kümeleme yönteminin geliştirilmeye müsait ve herkes tarafından bilinen yöntem olması çalışmaların bu yönde devam etmesine sebep olmuştur. K-ortalamalar kümeleme yönteminin aynı veri tabanı ile her çalışmada aynı değeri üretmesi için ve daha hızlı çalışması için algoritmada ve programda yeni yöntemler geliştirilmiştir. Yapılan deneysel çalışmalar, önerilen yeni sınıflandırma biçimleri ile traverten sınıflarının ayrımı hızlandırılmış K-ortalamalar kümeleme yöntemi ile daha hızlı ve belirgin olduğunu ayrıca sınıf içi dağılımlarının göze daha hoş geldiğini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: K-ortalamalar kümeleme yöntemi, traverten sınıflandırma, kümeleme yöntemi hızlandırma, Görüntü işleme.

2012, 63 sayfa

ABSTRACT

Master Sc. Thesis

DETERMINATION OF TRAVERTINE PLATE STONES WITH CLUSTERING METHODS

Melike ŞİŞECİ

**Süleyman Demirel University
Graduate School of Natural Sciences
Department of Computer Engineering**

Supervisor: Assist. Prof. Dr. Bayram CETİŞLİ

There are classes determined by both the customers' demands and the manufacturers of stone for clustering blocks of travertine stone slabs. During the production, since the classification of stone slabs (selection) is generally done manually and leaves the person's visual perception, it is not possible to reach a standard. In addition, the closest class is determined and plates are divided into these classes in case stones are non-compliance with pre-determined class standards. This results can cause obviate the customers' demands after the production stage. At this point, an objective classification should be done being independent from people's different visuality. In this thesis, focused on unsupervised learning technique and new class definition is foreseen for travertine slabs. Travertine stone slabs made many attribute analysis methods for determined the most suitable features. The partitioning method is used for making faster K-means clustering algorithm that is an unsupervised learning technique. Because of K-means is well-known method and capable of being improved, led to continued in this direction. In this thesis, new algorithm and program was developed for working faster and producing the same value in the same database for each run. In the experimental studies, the proposed new classification forms of K-means clustering method with an accelerated separation is faster and more obvious also the distribution of them in classes seems more pleasant.

Key Words: K-means clustering method, travertine classification, speeding up the clustering method, Image processing.

2012, 63 pages

TEŞEKKÜR

Bu çalışma için beni bilgi ve birikimleriyle yönlendiren, çalışmanın her safhasında yardımlarını esirgemeyen danışman hocam Yrd. Doç. Dr. Bayram CETİŞLİ' ye teşekkürlerimi sunarım.

Yüksek lisans eğitimimde destekleri ile çalışmalarına katkıda bulunan Yrd. Doç. Dr. Ecir Uğur KÜÇÜKSİLLE' ye teşekkür ederim.

Çalışmalarında yardımlarını esirgemeyen arkadaşım İhsan PENÇE' ye ve bana her zaman güvenen, attığım her adımda desteklerini arkamda hissettiğim aileme sonsuz saygı ve teşekkürlerimi sunarım.

Melike ŞİŞECİ

ISPARTA, 2012

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 3.1. Eş-oluşum matrisinin elde edilmesi	10
Şekil 3.2. RGB renk uzayı (Colantoni, 2011)	11
Şekil 3.3. YIQ renk uzayı (Colantoni, 2011)	12
Şekil 3.4. YCbCr renk uzayı (Colantoni, 2011).....	12
Şekil 3.5. YUV renk uzayı (Colantoni, 2011).....	13
Şekil 3.6. HSV renk uzayı (Colantoni, 2011)	14
Şekil 3.7. HSI renk uzayı (Colantoni, 2011).....	15
Şekil 3.8. CIE-XYZ renk uzayı (Colantoni, 2011).....	16
Şekil 3.9. CIE- $L^*a^*b^*$ renk uzayı (Colantoni, 2011)	17
Şekil 3.10. CIE- $L^*u^*v^*$ renk uzayı (Colantoni, 2011).....	17
Şekil 3.11. CIE- L^*c^*h renk uzayı (Colantoni, 2011).....	18
Şekil 3.12. XYZ renk uzayı (Colantoni, 2011)	19
Şekil 3.13. CMYK renk uzayı (Colantoni, 2011)	20
Şekil 3.14. OHTA renk uzayı (Colantoni, 2011)	20
Şekil 3.15. Renk uzayları	21
Şekil 4.1. Lenna resminde 3x3, 4x4, 5x5 ve 10x10 oranlarda alınan blokların içerdiği veriler	34
Şekil 4.2. Lenna resminin klasik K-ortalamlar, 3x3, 4x4 ve 5x5 bloklar halinde 8'e kümeleme işlemi	35
Şekil 4.3. Lenna resminin klasik K-ortalamlar, 3x3, 4x4 ve 5x5 bloklar halinde 15'e kümeleme işlemi	35
Şekil 4.4. Siyah mermer resminin klasik K-ortalamlar, 3x3, 4x4 ve 5x5 bloklar halinde dörde kümeleme işlemi.....	36
Şekil 4.5. Gri mermer resminin klasik K-ortalamlar, 3x3, 4x4 ve 5x5 bloklar halinde dörde kümeleme işlemi	36
Şekil 4.6. Küme sayısı ve kullanılan blok tipine göre K-ortalamlar algoritmasının Lenna resminde hesaplama süresi	38
Şekil 4.7. Küme sayısı ve kullanılan blok tipine göre K-ortalamlar kümeleme algoritmasının Lenna resminde RMSE değerleri	39

Şekil 4.8. Küme sayısı ve kullanılan blok tipine göre K-ortalamlar kümeleme algoritmasının Lenna resminde kalite değerleri	39
Şekil 4.9. Kümeleme algoritmalarının Lenna resminde küme sayısına göre çalışma süreleri	40
Şekil 4.10. Kümeleme algoritmalarının Lenna resminde küme sayısına göre RMSE değerleri.....	40
Şekil 4.11. Kümeleme algoritmalarının Lenna resminde küme sayısına göre kalite değerleri.....	41
Şekil 4.12. K-ortalamlar karar ağacı	44
Şekil 4.13. Bulanık C-ortalamlar karar ağacı	44
Şekil 4.14. Travertenlerin K-ortalamlara göre kümelenmesi a) Eşik1, b) Eşik2, c) Eşik3	47
Şekil 4.15. Travertenlerin Eşik4'e göre K-ortalamlar ile kümelenmesi.....	48
Şekil 4.16. Travertenlerin Eşik5'e göre K-ortalamlar ile kümelenmesi.....	48

ÇİZELGELER DİZİNİ

Tablo 4.1. K-ortalamlar eşik değerleri	45
Tablo 4.2. Bulanık C-ortalamlar eşik değerleri	46

SİMGELER DİZİNİ

CIE	Uluslararası Aydınlanma Komisyonu (Commission Internationale D'Eclairage-Lightness)
CMYK	Camgöbeği, Eflatun, Sarı, Siyah (Cyan, Magenta, Yellow, Black)
Co-occurrence	Eş oluşum
DAC	Dijital analog çevirici (Digital to analog converter)
HSI	Renk özü, Doygunluk, Yoğunluk (Hue, Saturation, Intensity)
HSL	Renk özü, Doygunluk, Işıklılık (Hue, Saturation, Lightness)
HSV	Renk özü, Doygunluk, Değer (Hue, Saturation, Value)
JPEG	Birleşik Fotoğraf Uzmanları Grubu (Joint Photographic Expert Group)
k -NN	k -en yakın komşular (k -nearest neighbors)
$L^*a^*b^*$	Işıklılık, Kırmızı-Yeşil, Sarı-Mavi
L^*c^*h	Işıklılık, Renk parlaklığı, Renk özü
LMS	Uzun, Orta, Kısa (Long, Medium, Short)
$L^*u^*v^*$	Işıklılık, Doygunluk, Renk özü açısı
NTSC	Ulusal Televizyon Sistemi Komitesi (National Television Standards Committee)
RGB	Kırmızı, Yeşil, Mavi (Red, Green, Blue)
RMSE	Ortalama hata kareleri kökü (Root mean square error)
XYL	Renklilik, Eş-koordinatları, Işıklılık
XYZ	Işıklılık, Spektral ağırlık eğrileri
YCbCr	Parlaklık, Renk Parlaklığı-Mavi, Renk Parlaklığı-Kırmızı
YDbDr	Parlaklık, Renk bileşenleri
YPbPr	YCbCr'nin analog versiyonu
YIQ	Parlaklık, Faz, Kareleme
YUV	Parlaklık, Renk farkı

1. GİRİŞ

Son yıllarda yapı sektöründeki gelişmeler sonucunda doğal taş talebi oldukça artmaktadır. Dünyanın en zengin doğal taş oluşumlarının bulunduğu Alp kuşağında yer alan Türkiye, çok çeşitli ve büyük miktarda doğal taşlar rezervine sahiptir (Eraslan vd., 2008). Türkiye, bu kaynaklara ilaveten gelişmekte olan sanayisi ve üretimde kullandığı teknoloji ile dünyanın en önemli doğal taş üreticileri arasında yer almaktadır. Türkiye’de doğal taş zenginliği, binlerce yıl önce yapılan tarihi eserlerde de görülmektedir. Taşların tarih boyunca kullanımı, turizm açısından önem arz etmektedir. Dünyadaki doğal taş talebi, bu konuda büyük bir zenginliğe sahip Türkiye’nin doğal taş üretiminde ön sıralarda yer almasını sağlamıştır.

Üretilen taşlar yurtiçinde ve yurt dışında pazarlanmadan önce kalitelerine göre sınıflandırılmaktadır. Bu sınıflandırmada taşların boyutlarına, düzgünlüklerine, homojenitesine, renklerine, fosil ya da kırık-çatlak gibi istenilmeyen damarların varlığına ve sıklığına göre değerlendirilme yapılmaktadır (Akkoyun ve Toprak, 2010).

Seleksiyon, ürünlerin renk - desen devamlılığı ile ilgili bir sınıflamadır. Değişik jeolojik koşullar sonucunda oluşan traverten bloklar aynı maden yatağında bile farklı renk ve desen özelliklerine sahip olabilirler (Akkoyun, 2010). Doğal taş seçiminde en önemli unsur renk uyumudur. Metamorfik taşlarda metamorfizma derecesi de, özellikle iç yansıma ve aynı mineral grubu kristallerin farklı sistemlerde gelişimine bağlı olarak taşın renklenmesini etkilemiştir. Taş içerisine giren her farklı mineral, taşın kimyasal içeriğini de etkiler (Karaca ve Öztank, 2003). Bunun yanı sıra yüzeyde farklı malzemelerin varlığından dolayı farklı doku ve renkte büyüklü küçüklü bölgeler bulunmaktadır. Bu bölgelerin varlığı, taşın estetik güzelliğini etkilemektedir. Bu özellikler sebebiyle ürünün sınıflandırılması aşamasında oluşan kişilere bağlı hatalar sorun oluşturmaktadır. Bu noktada hataları en aza indirmek için otomatik makine görmesi ile çalışan sistemlerin kurulması gerekmektedir. Otomatik görme sistemleri, seleksiyon işçilerinin yaptıkları ve yapabilecekleri hataları ortadan kaldırabilmekte ve seleksiyon işlemlerini hızlandırmaktadır (Metlek vd., 2009).

Türkiye sanayisinde taş işleme endüstrisinin ekonomik değeri oldukça büyüktür. Yüzey kaplamasında kullanılan taşların müşteri isteği ve çıkan taşın çeşitliliğine göre bazı sınıflar oluşturulmuştur. Üreticiler bu sınıflandırmaya göre ürettikleri taşları tasniflemektedirler. Ancak çıkarılan taşların farklı madenlerden olması, taş damarlarının farklılık göstermesi nedeniyle yanlış sınıflandırmalar oldukça fazladır. Ayrıca sınıfların belirlenmesinde belirli bir standart oluşturulamamıştır. Buna hangi taşın hangi sınıfa ayrılacağını tam olarak bilemeyen kalite kontrol işçilerinin hataları da eklenebilir. Bu noktada temel sınıfları belirlemek ve sınıf özelliklerinin tespit edilebilmesi adına yapılabilecek en iyi yöntem taşları kümelemektir. Kümeleme yöntemleri önyargısız biçimde önceden belirlenmiş sınıf etiketlerini kullanmadan kendisi kümeleri oluşturduğu için yeni sınıfların oluşturulması adına bir katkı sağlayacağı kesindir. Bu çalışmada benzerlik ve zıtlıkları, renk tonları, farklı renkte bölge alanları dikkate alan bir kümeleme ile traverten sınıfları belirlenmiş ve oluşan kümelerdeki traverten plaka resimleri bir arada verilerek göze hoş gelen bir yüzey oluşumu sağlanmaya çalışılmıştır. Ayrıca üretici firmanın yapmış olduğu sınıflandırma sonuçları ile bizim önerdiğimiz sınıflandırma sonuçları karşılaştırılarak yapılan sınıflandırma hataları ortaya konmuştur.

Konu ile ilgili çalışmalar incelendiğinde daha çok mermer, granit gibi taşların sınıflandırılmasının ve doku analizlerinin yapıldığı görülmektedir. Martinez-Alajarin vd., mermer yüzeyleri üzerinde homojenlik, zıtlık, enerji, ortalama ve standart sapma gibi istatistiksel öznitelikleri incelemiş ve farklı doğrusal renk uzaylarındaki öznitelikleri sınıflandırmada kullanmıştır (Martinez-Alajarin vd., 2005). Selver ve Akay, toplam ve fark histogram özniteliklerini kullanarak otomatik mermer sınıflandırmayı yapmışlardır (Selver vd., 2007). Benavente ve Pina mermer dokularını matematiksel morfoloji ile bölütlemiş ve sınıflandırmışlardır (Benavente ve Pina, 2009). López vd., ise granit taşları spektral özelliklerine göre sınıflamışlardır (López vd., 2010).

Özniteliklerin belirlenmesinde ticari firmalar sadece rengi ve renklerin istatistiksel özniteliklerini ele almışlardır. Bu noktada doku analizlerinin yapılmadığı görülmektedir. Doku analizi, tıp, tekstil, uzaktan algılama gibi alanlarda sıklıkla kullanılmaktadır. Yüzeylerin ayrıştırılması, bölütleme, farklı olanı ortaya çıkarma

gibi amaçlar için doku analizi yöntemlerine başvurulmaktadır. Bu noktada Fourier, dalgacık gibi yöntemlerle dokunun farklı frekansları belirlenmekte, spektral, istatistik ve yapısal özellikleri ortaya konmaktadır (Gonzalez ve Woods, 2008).

Sınıfların belirlenen öz niteliklere göre yeniden belirlenmesi aşamasında ise daha çok bir yapay zekâ uygulaması olan kümeleme yöntemleri öne çıkmaktadır. Yapay zekâ yöntemlerinde sistemlerin var olan problemleri çözebilmesi için tasarlanan sistemlerin eğitilmesi gerekmektedir. Bu noktada iki tip eğitim yöntemi öne çıkmaktadır. Bunlar öğreticili ve öğreticisiz öğrenmedir (Jang vd., 1997). Öğreticili öğrenmede; eğitim setindeki örneklerin her birinin hedef değerleri bellidir ve sistem bu hedeflere ulaşmak için kendi parametrelerini uyarlar. Hata belli bir değerin altına indiğinde ise öğrenme tamamlanır. Sistem oluşturmada en çok kullanılan yöntem budur. Yapay sinir ağları, sinir-bulanık sistemler ve destek vektör makineleri öğreticili öğrenmeyi en çok kullanan yöntemlerdir. Bunun yanı sıra, hedeflerin belli olmadığı öğrenmede, sistem örnekler üzerinden kendi kendine öğrenebilmektedir. Kendi kendine öğrenen yöntemlerin birçoğu kümeleme yöntemi olmasına rağmen, Kohonen ve Hopfield gibi sinir ağları da öğreticisiz öğrenme yöntemleri arasında sayılabilir (Kohonen, 1977; Hopfield, 1982).

Kümeleme yönteminin birkaç çeşidi olmasının yanında, küme sayısı ile ilgili önceden bilinen bir değer varsa ya da araştırmacı bunu önceden kendisi belirleyecekse hiyerarşik olmayan kümeleme yöntemlerinin kullanılması tercih edilmektedir (Yılmaz ve Kaya, 2005). Kümeleme yöntemleri, eğitim setindeki sınıfları belli olmayan örnekleri benzerliklerine göre gruplara ayırırlar. Kümeleme bittikten sonra belli sayıda oluşan gruplar etiketlenerek grupların merkezleri ve büyüklükleri belirlenir. Kümeleme yöntemleri bazen başka öğreticili sistemlerin eğitimde kullanacakları başlangıç değerlerini belirlemede de kullanılabilir. Ancak daha çok veri bölütleme, veri madenciliği, örnekleme gibi alanlarda kullanılmaktadır. Kümeleme yöntemleri hiyerarşik olan ve olmayan biçiminde ikiye ayrılabilir. Hiyerarşik kümeler istatistiksel yöntemler olup en bilinenleri en yakın komşu ve en uzak komşu algoritmalarıdır (Jang vd., 1997; Özkan, 2008). Hiyerarşik olmayan yöntemler genellikle tekrarlamalı yöntemler olup K-ortalamlar, bulanık C-ortalamlar, çıkarıcı, dağ algoritmaları en bilinen yöntemlerdir (Jang vd., 1997).

Bunların arasında K-ortalamlar her bir veriyi kendisine en yakın olan küme merkezinin olduğu bölgeye atama yapar. Bölgedeki tüm verilerin ortalaması küme merkez değerini oluşturmaktadır (Günay ve Alkan, 2009). K-ortalamlar kümeleme yöntemi tutarlılığı ve hızı açısından öne çıkan ve bu yüzden en çok kullanılan kümeleme yöntemidir. Ancak her defasında farklı merkez noktaları değeri atamasından dolayı her çalıştırmada aynı sonucu üretemeyebilmektedir. Bu yüzden K-ortalamlar kümeleme yöntemini hızlandırmak ve geliştirmek için algoritmada ve programda birkaç değişiklik yapılarak geliştirilmiştir. Geliştirilen yöntemde her defasında farklı merkez noktaları değeri üretmesi yerine resimlerin büyüklüğüne göre belli oranlarda hesaplanan 3 farklı merkez nokta sürekli sabit kalmaktadır. Böylece her defasında aynı noktadan başladığı için algoritma ne kadar çalıştırılırsa çalıştırılsın aynı sonucu üretmektedir.

Görüntü işlemede kümeleme algoritmaları kullanılırken özellikle hız büyük önem taşımaktadır. Çünkü günümüzde artık çoğu sistem gerçek zamanlı çalışıp anında karar vermeye dayalı uygulamalara sahiptir. Bu çalışmada resimler üzerinde uygulanan kümeleme yöntemlerinde hız sorunu aşılmaya çalışılmıştır. Kümeleme işlemini hızlandırmak için resim belli matrislere ayrılmış, bu matrislerin ortalama renk değerleri alınıp kümeleme yöntemleriyle kümelere ayırma işlemi hızlandırılmaya çalışılmıştır.

2. KAYNAK ÖZETLERİ

Konu ile ilgili çalışmalar geçmişten günümüze doğru incelendiğinde daha çok mermer, granit gibi taşların sınıflandırılmasının ve doku analizlerinin yapıldığı görülmektedir.

Martinez-Alajarin ve Tomas-Balibrea (1999) mermer plakaları dokularına göre LVQ (Vektör nicelemeli öğrenme) sinir ağı kullanarak kümeleme ve sınıflandırma işlemi üzerine çalışmışlardır. Dokuların tanınması için kullanılan yöntem, eş-oluşum (co-occurrence) matrisinden daha hızlı olan toplam ve fark histogramlarıdır (Martinez-Alajarin ve Tomas-Balibrea, 1999).

Deviren vd., (2000) mermer plakalarını sınıflandırmak için, 2 mermer plaka resimlerinin arasındaki uzaklığı hesaplamışlardır. Bu uzaklık, iki damar arasındaki uzaklık olarak tanımlanmıştır. Çalışmaları sadece yüzeydeki damar yoğunluğuna göre bir sınıflandırma olmuştur (Deviren vd., 2000).

Martinez-Alajarin vd. (2005) üretim hattındaki farklı gruptaki mermer plakaların kalitelerine göre gerçek zamanlı sınıflandırılması için otomatik sistem uygulaması tasarlamışlardır. Bu uygulama mermer sektöründe yürütülmekte olan mermer plakaların manuel sınıflandırma işlemini otomatikleştirmek ve geliştirmek amacıyla tasarlanmış sistemdir. Bu sistem, uygun ışık koşullarında mermer plakalardan görüntü elde etmek için gerekli fiziksel bileşenleri ve hesaplama algoritmalarını barındıran, mermer yüzeylerin renk ve doku analizini yapıp sınıflandıran mekatronik bir prototiptir. Görüntü analizi renk gösterimi etkisini değerlendirmek amacıyla RGB (Red Green Blue), YIQ (Brightness In-phase Quadrature), XYZ (Lightness Spectral weighting curves) ve K-L (Karhunen-Loeve) renk alanlarında test edilmiştir. Mermer yüzeyleri üzerinde homojenlik, zıtlık, enerji, ortalama ve standart sapma gibi istatistiksel öznitelikleri incelemiş ve farklı doğrusal renk uzaylarındaki öznitelikleri sınıflandırmada kullanmışlardır. Toplam ve fark histogramlar algoritması ile yapılan doku analizinden sonra, özellik çıkarma işlemi, temel bileşen analizi ile uygulamaya konulmuştur. Son olarak kalitelerine göre üç kategoride mermer plakaların sınıflandırılması için çok katmanlı algılayıcı sinir ağı uyarlamalı öğrenme oranı ve

geri yayılım algoritması ile eğitilmiştir. Sonuçlar geleneksel elle ayrılan sistemle karşılaştırıldığında %98,9 başarılı sınıflandırma oranı ile çok yüksek performans göstermiştir (Martinez-Alajarin vd., 2005).

Selver vd. (2007) mermerlerin niceliksel olarak sınıflandırılması için öznitelik çıkarımı üzerinde çalışmışlardır. Mermerler fiziksel özelliklerine göre sınıflandırılma amacıyla kullanılabilecek öznitelikler belirlenmeye çalışılmıştır. Uzmanlar tarafından dört sınıfa ayrılan örnekler, renk, desen ve tektüreliliği temsil edebilecek özniteliklerin çıkarımı için toplam-fark histogramları ve eş-oluşum matrisi yöntemleri kullanılarak öznitelikleri çıkarılmıştır. Elde edilen öznitelikler ana bileşenler metoduyla analiz edilmiş ve farklı renk uzaylarının başarıma etkisi incelenmiştir. Elde edilen özniteliklerin sınıfları ayırmakta başarılı olduğu ancak yeterli olmadığı sonucuna ulaşılmıştır (Selver vd., 2007).

López vd., (2008) yüzey derecelendirilmesi problemine renk doku betimleyici yöntemiyle yeni bir yaklaşım getirmişlerdir. Seramik fayans gibi malzemelerin otomatik sınıflandırılması konusu üzerinde çalışmışlardır. Sınıflandırma için k -NN (en yakın komşu) sınıflandırma yöntemini, renk uzay gösterim şemalarını (CIE $L^*a^*b^*$ (Commission Internationale D'Eclairage-Lightness a =Red-Green b =Yellow-Blue), CIE $L^*u^*v^*$, RGB ve Gri seviye) ve renk doku özelliklerini (ortalama, standart sapma, 2. Ve 5. Histogram değerleri) kullanmışlardır. En iyi birleşimi belirlemek için regresyon analiz yöntemi (iki ya da daha çok değişken arasındaki ilişkiyi ölçmek için kullanılan analiz) ile veriler arasındaki ilişki hesaplanmıştır. Deneylerin sonucunda en iyi değeri (%97,56) $L^*a^*b^*$ renk uzayı, k parametresinin 1'e eşit olduğu durum ve yumuşak renk doku tanımlayıcılarını kullanarak oluşturdukları bileşimle elde etmişlerdir (López vd., 2008).

Ar ve Akgül (2008) Gabor filtreleme ve diğer görüntü işleme teknikleri ile mermer dokuları arasında sınıflandırma yapılmışlardır. Yöntemde mermer plakaların yüzeyindeki herhangi bir istenmeyen çatlak ya da damar gibi özelliklerinden dolayı ayrılması, herhangi bir sınıflandırma yöntemiyle kolayca ayrılabilenekte olduğunu belirtmişlerdir. Sistemin son ürününe göre mermer görüntülerinde damar, leke ve

yüzeydeki dalgalanır gibi görünen parlak çizgilerin yüzdeleri hesaplamışlardır (Ar ve Akgül, 2008).

Selver ve Akay (2009) mermer plakaların farklı kümeleme yöntemleri ile sınıflandırılması işlemi üzerine çalışmışlardır. Farklı kümeleme yöntemleri veri setine uygulanmış ve sonuçlar birkaç küme doğrulama teknikleri kullanılarak değerlendirilmiştir (Selver ve Akay, 2009).

Selver vd., (2009) mermer bloklarının yüzey görüntülerinin aşamalı ve hiyerarşik yapay sinir ağları ile sınıflandırmasına yönelik çalışma yapmışlardır. İnsan kaynaklı hataları en aza indirmek için otomatik ve bilgisayarlı yöntemlerin, tekrarlanabilir ve objektif sonuçlar elde etmek için gerekli olduğunu öne sürmektedirler. Bu amaç için geliştirilen yöntemlerin büyük veri setleri ile uğraşırken performanslarının sınırlı olduğu tespit edilmiştir. Daha iyi bir sınıflandırma için farklı özellik setleri ve sinir ağ topolojileri test edilmiştir. Bu özellikler kullanılarak kademeli bir grup sınıflaması üzerinde durulmuştur (Selver vd., 2009).

Benavente ve Pina'nın (2009) çalışmaları, mermer dokularını matematiksel morfolojiyle bölütlemek ve makroskopik ölçekte parlatılmış mermer örneklerin renk görüntülerinin sınıflandırılmasına dayalıdır (Benavente ve Pina, 2009).

Doğan ve Akay (2010) mermer plakaların yüzey resimlerini AdaBoost sınıflandırma yöntemini kullanarak sınıflandırmışlardır. Öncelikle toplam ve fark histogram metodunu kullanarak resimlerin öznetelikleri çıkarmışlardır. Sonrada AdaBoost algoritmasının farklı sürümleri kullanılarak çıkarılan bu özellikler ile sınıflandırma işlemi yapılmıştır (Doğan ve Akay, 2010).

López vd., (2010) granit taşları spektral bilgi ile beslenen makine öğrenme teknikleri ile sınıflandırmışlardır. Elde edilen sonuçlar temelinde, granit taşlar otomatik olarak sınıflandırılması için önerilen yöntemin uygun olduğunu tespit etmişlerdir (López vd., 2010).

Topalova ve Tzokev (2010) MLP (Çok Katmanlı Algılayıcı) sinir ağının mermer histogramlarla eğitilmesi ve gerçek zamanlı yürütülebilmesi için programlanabilir

mantık denetleyiciye (PLC) algoritmanın uygulanması esasına dayanır. Çalışmalarında uygun konveyör hızlarında %85 ve %100 arasında başarı sağlamışlardır (Topalova ve Tzokev, 2010).

Selver vd., (2011) görüntü işleme ve mermer plakaların sınıflandırılması için hiyerarşik kümeleme yöntemlerini kullanarak otomatik bant sistemi tasarlamışlardır. Bu sistem bir kontrol mekanizması yardımıyla üzerindeki mermer plakaları otomatik olarak sınıflandırır. Benzer çalışmalar yapılmış olsa da bu çalışmada daha yeni yaklaşımlar denenmiştir. Bunlardan biri kalite sınıflandırmasını eğitim seti olmadan yapan hiyerarşik bir kümeleme yaklaşımı kullanılmasıdır. Diğer mermer yüzey görüntülerinin morfolojik özellikleri çıkarılarak yeni bir özellik oluşturulmuştur (Selver vd., 2011).

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. Öznitelik Çıkarma ve Öznitelik Seçimi

Örüntü tanımanın temel basamakları, öznitelik çıkarma, gürültü temizleme ve normalleştirme, öznitelik seçimi ve sınıflandırmadır. Ayırt edici özniteliklerin seçimi, tanıma başarısını arttırabilmektedir. Seçilen özniteliklerle yapılan sınıflandırmada işlem sayısı daha azdır, gürültü ve ilgisiz öznitelikler özgün veriden çıkarılarak sınıflama başarısı arttırılmış olur, öznitelikler üzerinden yapılabilen sınıflama yorumları artmaktadır veya kolaylaşmaktadır. Eğitim zamanı kısalır, daha az ölçüm yapılır. Bu avantajlar, tanımanın daha kolay ve anlamlı olmasını sağlar (Abe vd., 1998; Huang ve Chow, 2005; Cetişli 2006).

Sınıflandırmada kullanılabilecek değişkenler, örüntüyü diğer örüntülerden ayırt edebilecek yapısal ve istatistiksel özelliklerdir. Bu çalışmada traverten taşların görüntüleri ele alındığından, görüntü işlemede kullanılan öznitelikler ele alınmaktadır. İşlenen taşların yüzeysel olması, renk ve doku özniteliklerinin çıkarılmasını gerektirir.

3.1.1. Doku analizi

Doğada bulunan dokuların çoğu ve görüntü işleme teknikleriyle elde edilen tüm dokular, yapısal veya istatistiksel temelli özellikler ile karakterize edilirler. Böylece doku, düzenli veya düzensiz olarak tanımlanabilir. Doku, farklı örüntülerin ayırt edilmesinde önemli bir faktördür (Haşiloğlu, 2001).

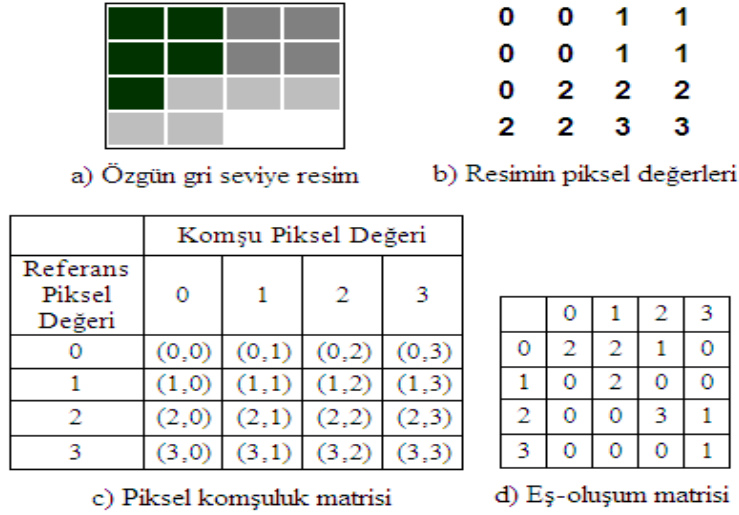
Doku analizinde kullanılan yöntemler istatistiksel yöntemlerdir. Bunlardan en bilineni eş-oluşum matrisleridir. Eş-oluşum matrisleri bir resimde ardışık biçimde gelen piksel değerlerinin ve sayılarının tespitidir (Castleman, 1996). Eş-oluşum matrisi ile entropi, atalet, moment, enerji, zıtlık, homojenite, ilinti, ortalama gibi istatistiksel değerleri hesaplamak mümkündür (Castleman, 1996; Gonzalez ve

Woods, 2008; Martinez-Alarajin vd., 2005). Eş-oluşum matrisinin elde edilmesi ile ilgili basit bir örnek Şekil 3.1.'de verilmektedir.

Gri seviye eş-oluşum matrisi G , kullanılarak p_{ij} olasılık değerleri hesaplanır, burada i ve j ardışık gelen piksel değerlerini, K ise G oluşum matrisinin boyutunu göstermektedir. Buna göre çalışmada kullanılan zıtlık ve homojenite ifadeleri şu şekildedir (Gonzalez ve Woods, 2008);

$$Zıtlık = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i - j)^2 p_{ij}, \quad (3.1)$$

$$Homojenite = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{p_{ij}}{1+|i-j|}. \quad (3.2)$$



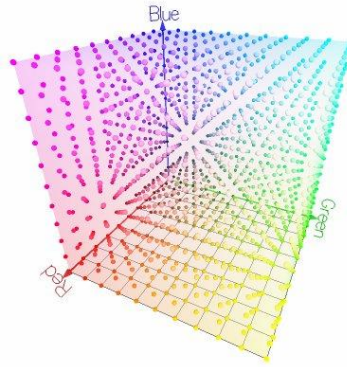
Şekil 3.1. Eş-oluşum matrisinin elde edilmesi

3.1.2. Renk analizi

Tek başına doku analizi, traverten sınıf belirlemede yetersiz kalmaktadır. Bu noktada renk analizleri önem kazanmaktadır. Renk uzayları, renkleri tanımlamak için kullanılan matematiksel modellerdir. Renk uzayları, bütün renkleri temsil edecek şekilde oluşturulurlar ve 3 boyutlu olarak tasarlanırlar. Her renk uzayının kendine özgü biçimde renk oluşturması için bazı standartları vardır. Renk uzayı

oluşturulurken bir başka renk uzayından doğrusal ya da doğrusal olmayan yöntemlerle dönüşüm yapılır (Yılmaz, 2002).

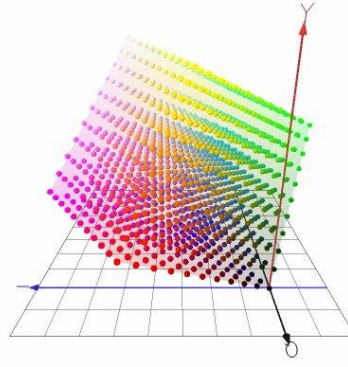
RGB (Kırmızı-Yeşil-Mavi) en yaygın kullanılan renk uzayıdır. Toplamalı renk karışımı yöntemiyle bir birim küpün içinde renkleri tanımlayacak şekilde tasarlanmıştır (Yılmaz, 2002). Bir resimde bulunan her bir piksel üç ana bileşenin 0-255 aralığında değer almasıyla belli bir rengi oluşturur.



Şekil 3.2. RGB renk uzayı (Colantoni, 2011)

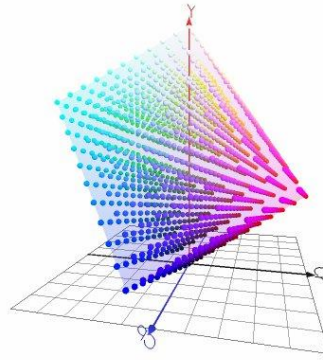
Sadece RGB renk uzayı ile bazı örnekleri ayırmak mümkün olmamaktadır. Bu nedenle farklı doğrusal ve doğrusal olmayan renk uzayı dönüşümleri de bu çalışmada kullanılmıştır. Doğrusal olanlar YIQ, YCbCr (Brightness Chroma-Blue Chroma-Red), Ohta ($I_1 I_2 I_3$) ve YUV (Luminance Color difference) dönüşümleridir. Burada YIQ, NTSC (National Television System Committee) formatında sayısal renk sinyalleri içinde hem renk hem de siyah-beyaz bilgiler içerdiğinden, gri düzey veriler görüntüden çıkarılarak renk bilgisinin ayırt edilebilmesini sağlar (Aktan, 2004; Chaves-González, 2010):

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & 0.274 & 0.322 \\ 0.211 & 0.253 & 0.312 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}, \quad (3.3)$$



Şekil 3.3. YIQ renk uzayı (Colantoni, 2011)

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 65.481 & 128.553 & 24.966 \\ -37.797 & -74.203 & 112 \\ 112 & -93.786 & -18.214 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (3.4)$$



Şekil 3.4. YCbCr renk uzayı (Colantoni, 2011)

YCbCr'nin (256 seviye) JPEG 8-bit RGB dönüşümü ise şu şekildedir (Hamilton, 1992);

$$\begin{aligned} Y &= 0.299R + 0.587G + 0.114B \\ Cb &= -0.1687R - 0.3313G + 0.5B + 128 \\ Cr &= 0.5 - 0.4187G - 0.0813B + 128 \end{aligned} \quad (3.5)$$

YCbCr ve YPbPr (YCbCr'nin analog versiyonu) farklı ölçeklidirler (Scheffler ve Odobez, 2011). Buna göre YPbPr Eşitlik (3.7)'deki gibi hesaplanır.

$$\begin{aligned} Y, Cb, Cr &\in [0, 255] \\ Y, Pb, Pr &\in [0, 1] \end{aligned} \quad (3.6)$$

$$\begin{bmatrix} Y \\ Pb \\ Pr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.168736 & -0.331264 & 0.5 \\ 0.5 & -0.418688 & -0.081312 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0.5 \\ 0.5 \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

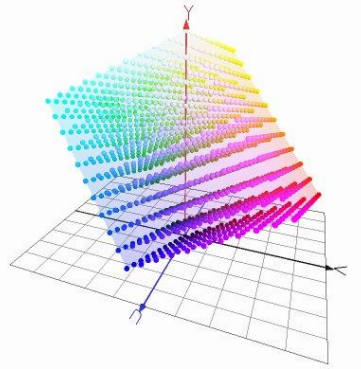
YDbDr (Luminance Chrominances) de Y parlaklığı, Db ve Dr ise renk bileşenlerini ifade etmektedir. RGB değerlerinden dönüşümü ise şu şekilde ifade edilmektedir (Asmare vd., 2009).

$$\begin{bmatrix} Y \\ Db \\ Dr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.450 & -0.889 & 1.333 \\ -1.333 & 1.116 & 0.217 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0.5 \\ 0.5 \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

YUV, Avrupa TV sistemine uygun bir TV renk uzayını temsil eder. RGB renk dönüşümü şu şekildedir (Cheng vd., 2001);

$$\begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.147 & -0.289 & 0.437 \\ 0.615 & -0.515 & -0.100 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

$$0 \leq R \leq 1.0 \leq G \leq 1.0 \leq B \leq 1$$



Şekil 3.5. YUV renk uzayı (Colantoni, 2011)

Doğrusal olmayan renk uzayları ise HSV (Hue Saturation Value), HSL (Hue Saturation Lightness), HSI (Hue Saturation Indensity), CIE- L^*a^*b (Commission International D'Eclairage - Lightness Chroma Hue), CIE- L^*u^*v (Commission International D'Eclairage – Lightness Saturation Hue angle) ve DAC (Digital to Analog Converter) dönüşümleridir. HSV, bir renk paleti ve yelpazesinden renklerin seçilmesi için kullanılan renk uzayıdır. Renk özü değerinin 0'dan 1'e doğru değişmesi, rengin kırmızıdan sarı, yeşil, yeşilimsi mavi, mavi, morumsu kırmızı ve

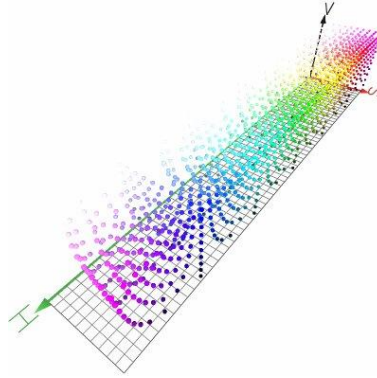
en son tekrar kırmızıya değişmesi anlamına gelmektedir. Doygunluk değerinin 0'dan 1'e doğru değişmesi renklerin doymun olmayan formdan tam doymunluğa erişmesi anlamına gelmektedir. Parlaklık değerinin ise 0'dan 1'e değişmesi renklerin artan ölçüde parlak hale gelmesini ifade etmektedir. HSV dönüşümü Eşitlik (3.10)'da verilmiştir (Aktan, 2004;Chaves-González, 2010).

$R, G, B \in [0,1]$, $h \in [0, 360]$, $M = \max\{R, G, B\}$, $m = \min\{R, G, B\}$ olmak üzere;

$$h = \begin{cases} 0, & \text{Eğer } M = m, \\ \left(60^\circ \frac{G-B}{M-m} + 360^\circ\right) \bmod 360^\circ, & \text{Eğer } M = R \\ 60^\circ \frac{B-R}{M-m} + 120^\circ, & \text{Eğer } M = G \\ 60^\circ \frac{R-G}{M-m} + 240^\circ, & \text{Eğer } M = B \end{cases} \quad (3.10)$$

$$s = \begin{cases} 0, & \text{Eğer } M = 0 \\ \frac{M-m}{M} = 1 - \frac{m}{M}, & \text{Eğer } M \neq 0 \end{cases}$$

$$v = M$$



Şekil 3.6. HSV renk uzayı (Colantoni, 2011)

HSL modelinde renk; uyarıcının baskın dalga boyuna karşılık gelen renk (H), baskın dalga boyunun saflığı (ya da baskın dalga boyu ile ne kadar beyazın karşılıklı olarak karıştığı) olan doymunluk (S) ve uyarıcı (beyaz) ile parlaklık ilişkisine karşılık gelen hafiflik (L) bileşenlerinden oluşur. RGB değerlerinden elde edilen HSL kutupsal koordinatlarının formülü (Balas, 1997);

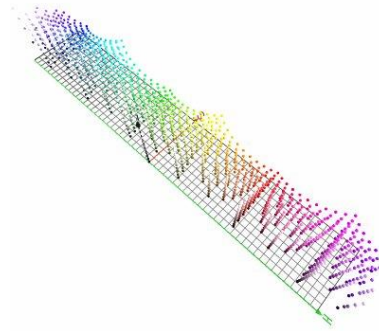
$$H = \begin{cases} \varepsilon, & \text{eğer } B \leq G \\ 2\pi - \varepsilon, & \text{değilse } B \leq G \end{cases} \quad (3.11)$$

$$\varepsilon = \arccos \frac{(R-G)+(R-B)}{\sqrt{2[(R-G)^2+(R-B)^2+(G-B)^2]}} \quad (3.12)$$

$$\begin{aligned} S &= 1 - \frac{\min(R,G,B)}{L} \\ L &= \frac{R+G+B}{3} \end{aligned} \quad (3.13)$$

Yaygın olarak kullanılan bir diğer renk uzayı HSI renk uzayıdır. Bu sistemde bir renk, yoğunluğu, rengi (ortalama dalga boyu) ve doygunluğu (renk içinde bulunan beyaz miktarı) ile tanımlanmaktadır. Bu renk uzayı yoğunluk ve ışık alan renklerden doğrudan türetildiğinden insan renk algısına daha yakındır (Cheng vd., 2001; Aktan, 2004).

$$\begin{aligned} H &= \arctan \left(\frac{\sqrt{3}(G-B)}{(R-G)+(R-B)} \right) \\ Int &= \frac{(R+G+B)}{3} \\ Sat &= 1 - \frac{\min(R,G,B)}{I} \end{aligned} \quad (3.14)$$

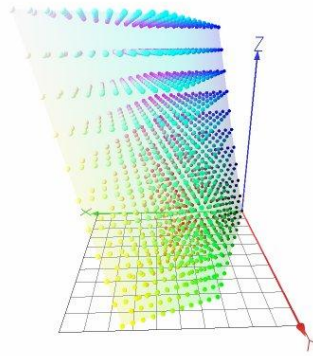


Şekil 3.7. HSI renk uzayı (Colantoni, 2011)

CIE, uluslar arası bildirim komisyonu tarafından geliştirilmiştir ve yaygın olarak kullanılmaktadır. İlk renk spesifikasyonu CIE tarafından 1931 de önerilmiştir. Sistem yıllar içinde geliştirilse de ana prensipleri aynı kalarak günümüze kadar gelmiştir. CIE sisteminde X, Y ve Z olmak üzere 3 parametre kullanılır. Bu parametreler, CIE gözlemcisi tarafından tanımlanan cevap fonksiyonları temeline dayanmaktadır. (Paravina, 2004; Bayındır ve Wee, 2006). CIE-XYZ renk uzayındaki X, Y, Z üç ana

rengin algılanmasını sağlayan sinirlerin beyne yolladıkları uyarıların toplamı olarak tanımlanmaktadır. Her üç uyarımın ayrı ayrı toplam uyarı miktarına olan oranı rengi tanımlar. CIE-XYZ renk uzayından RGB renk uzayını elde edebilmek için aşağıdaki dönüşümden yararlanılmaktadır (Yılmaz, 2002).

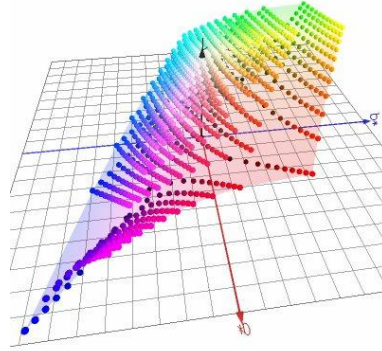
$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_R & X_G & X_B \\ Y_R & Y_G & Y_B \\ Z_R & Z_G & Z_B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (3.15)$$



Şekil 3.8. CIE-XYZ renk uzayı (Colantoni, 2011)

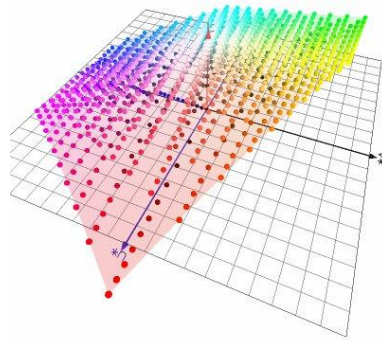
Başka bir CIE renk sisteminde ise L^* , a^* ve b^* olmak üzere 3 parametre kullanılmaktadır. L^* , a^* ve b^* değerleri üç uyarımlı X , Y , Z parametrelerinden hesaplanmaktadır. Bu renk sisteminin avantajı, üç boyutlu renk aralığının yaklaşık olarak düzenlenmesidir. CIE koordinatlar, renk tonuna bağlı olmadan, iki renk şiddeti arasındaki mesafenin algı şiddetine oranı yöntemi ile daha eşdeğer renk gösterge çizelgesi değerine getirilmesini öneren bir yöntemdir (Paravina, 2004; Bayındır ve Wee, 2006). CIE- $L^*a^*b^*$ ve CIE- $L^*u^*v^*$ X , Y ve Z değerlerinin doğrusal olmayan dönüşümleridir. CIE-XYZ renk uzayından CIE- $L^*a^*b^*$ renk uzayının elde edilebilmesi için öncelikle standart aydınlatıcı ve standart gözlemciye göre beyazın hangi değerlerinin kullanılacağına karar verilmelidir. CIE- $L^*a^*b^*$, CIE- $L^*u^*v^*$ ve LU^*V^* uzayının elde edilmesi için gerekli bağıntı şu şekilde hesaplanmaktadır (Agoston, 1987; Cheng vd, 2001; Yılmaz, 2002);

$$\begin{aligned}
L^* &= 116 \left(\sqrt[3]{\frac{Y}{Y_0}} \right) - 16 \\
a^* &= 500 \left[\sqrt[3]{\frac{X}{X_0}} - \sqrt[3]{\frac{Y}{Y_0}} \right] \\
b^* &= 200 \left[\sqrt[3]{\frac{Y}{Y_0}} - \sqrt[3]{\frac{Z}{Z_0}} \right]
\end{aligned} \tag{3.16}$$



Şekil 3.9. CIE- $L^*a^*b^*$ renk uzayı (Colantoni, 2011)

$$\begin{aligned}
L^* &= 116 \left(\sqrt[3]{\frac{Y}{Y_0}} \right) - 16 \\
u^* &= 13L(u' - u_0) \\
v^* &= 13L(v' - v_0)
\end{aligned} \tag{3.17}$$



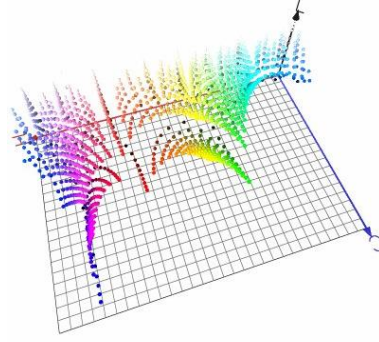
Şekil 3.10. CIE- $L^*u^*v^*$ renk uzayı (Colantoni, 2011)

Buradan LU^*V^* ifadesi Eşitlik (3.18)'deki gibidir.

$$\begin{aligned} u' &= \frac{4X}{X+15Y+3Z} \\ v' &= \frac{6Y}{X+15Y+3Z} \end{aligned} \quad (3.18)$$

CIE- $L^*a^*b^*$ dönüşümünden üretilen CIE- L^*c^*h renk uzayının ifadesi şu şekildedir (Osareh vd., 2002);

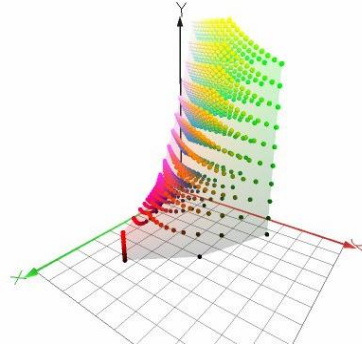
$$\begin{aligned} L^* &= 116 \sqrt[3]{\frac{Y}{Y_n}} - 16 \\ c^* &= \{(a)^2 + (b)^2\}^{0.5} \\ h &= \arctan(b/a) \end{aligned} \quad (3.19)$$



Şekil 3.11. CIE- L^*c^*h renk uzayı (Colantoni, 2011)

XYL (xyY (Chromaticity co-ordinates Lightness)) renk uzayındaki x ve y X' in ve Y' nin normalize edilmesiyle şu şekilde ifade edilir (Lucchese vd., 2001);

$$\begin{aligned} x &= \frac{X}{X+Y+Z} \\ y &= \frac{Y}{X+Y+Z} \end{aligned} \quad (3.20)$$



Şekil 3.12. XYZ renk uzayı (Colantoni, 2011)

Burada x ve y renklerle ilgili bilgileri taşıırken CIE Y parlaklık bilgilerini içerir (Lucchese vd., 2001).

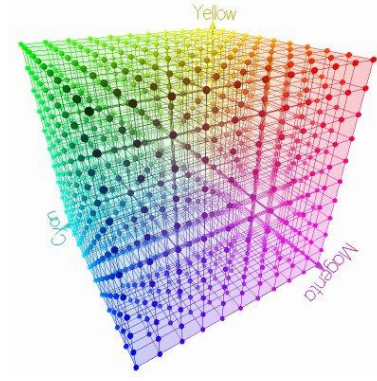
DAC sayısal sinyalleri analog sinyallere dönüştürür. RGB renk uzayıyla 8-bit DAC arasındaki dönüşüm aşağıda verilmektedir (Viénot vd., 1999);

$$\begin{aligned} I_d &= 255 \times R_d^{\frac{1}{2.2}} & 0 \leq R_d \leq 1 \\ J_d &= 255 \times G_d^{\frac{1}{2.2}} & 0 \leq G_d \leq 1, \\ K_d &= 255 \times B_d^{\frac{1}{2.2}} & 0 \leq B_d \leq 1 \end{aligned} \quad (3.21)$$

Burada I_d kırmızı (R_d), J_d yeşil (G_d), K_d ise mavi (B_d) rengin Deutan değiştirme ile elde edilen analog sinyal değerleridir.

CMYK (Cyan, Magenta, Yellow, Black) renk uzayı, genellikle baskı uygulamalarında yaygın olarak kullanılmaktadır (Aptoula, 2008). CMYK renk uzayının dönüşüm formülü Eşitlik (3.22) ile hesaplanmaktadır (Pham vd., 2007).

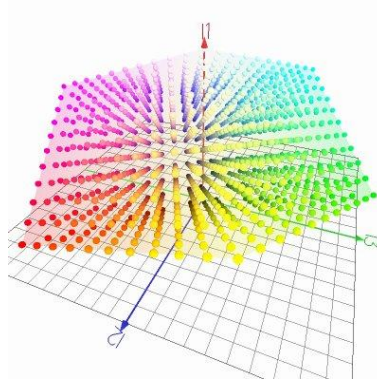
$$\begin{aligned} K (\text{siyah}) &= 255 - \max(R, G, B) \\ C &= 255 * [1 - R/(255 - K)] \text{ eğer } K = 255 \text{ ise } C = 0 \\ M &= 255 * [1 - G/(255 - K)] \text{ eğer } K = 255 \text{ ise } M = 0 \\ Y &= 255 * [1 - B/(255 - K)] \text{ eğer } K = 255 \text{ ise } Y = 0 \end{aligned} \quad (3.22)$$



Şekil 3.13. CMYK renk uzayı (Colantoni, 2011)

Ohta ($I_1 I_2 I_3$), doğrusal bir renk uzayı dönüşümüdür. RGB renk uzayından dönüşümü Eşitlik (3.23)'de verilmiştir (Shih ve Liu, 2005).

$$\begin{aligned} I_1 &= \frac{(R+G+B)}{3} \\ I_2 &= \frac{(R-B)}{2} \\ I_3 &= \frac{(2G-R-B)}{2} \end{aligned} \quad (3.23)$$



Şekil 3.14. OHTA renk uzayı (Colantoni, 2011)

RGB renk uzayını LMS (Long Medium Short) formatına çevirmek için aşağıdaki dönüşüm kullanılmaktadır (Reinhard vd., 2001);

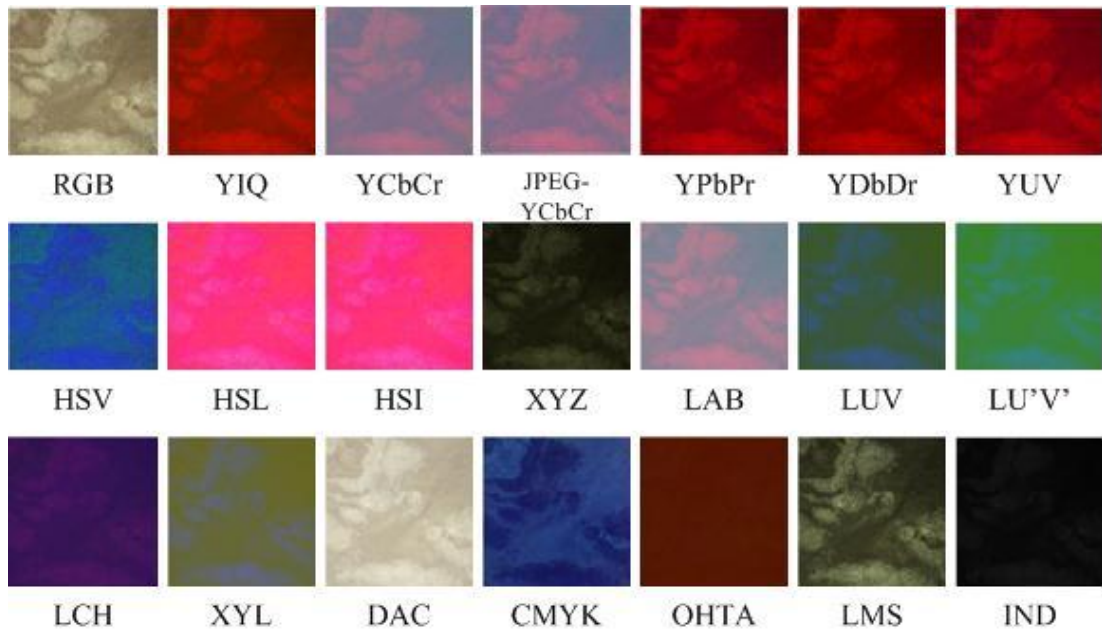
$$\begin{bmatrix} L \\ M \\ S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.3811 & 0.5783 & 0.0402 \\ 0.1967 & 0.7244 & 0.0782 \\ 0.0241 & 0.1288 & 0.8444 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

Bu renk uzayındaki veri önemli ölçüde eğrilik (çarpıklık) göstermektedir. Bu yüzden verinin logaritmik uzaya dönüştürülmesi ile büyük ölçüde bu eğrilik giderilmektedir (Reinhard vd., 2001);

$$\begin{aligned} L &= \log L \\ M &= \log M. \\ S &= \log S \end{aligned} \quad (3.25)$$

Ayrıca Matlab kütüphanesinde bulunan `rgb2ind` fonksiyonu sayesinde resimler indekslenmiş görüntülere dönüştürülmüştür. Bu sayede resim içinde bulunan renkler belli sayıda gruplara ayrılmıştır.

Şekil 3.2., örnek bir travertenin renk uzaylarıyla elde edilen görüntülerini göstermektedir.



Şekil 3.15. Renk uzayları

3.1.3. 2D Gabor filtresi

Gabor filtresi görüntü işleme tekniklerinde sıkça kullanılan bir filtredir. Gabor filtreleri yön ve büyüklük açılarından sağladıkları esneklik sebebiyle başka doku

modellerine göre daha iyi ayrıştırma özelliklerine sahiptirler. 2 boyutlu Gabor filtresi sayesinde resimler insan beynindeki görsel hücrelerin doğrultuya ve bölgesel frekansa duyarlı olduğu biçime dönüştürülmektedir. 2 boyutlu Gabor filtresi dönüşüm formülü şu şekildedir (Courty ve Marchand, 2003; Özmen vd., 2005);

$$\begin{aligned} h_e(x, y) &= g(x, y) * \cos [2\pi f(x\cos\theta + y\sin\theta)] \\ h_o(x, y) &= g(x, y) * \sin [2\pi f(x\cos\theta + y\sin\theta)] \end{aligned} \quad (3.26)$$

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right] \quad (3.27)$$

Her bir renk dönüşümü 2 boyutlu Gabor filtresinden geçirilerek yeni öznitelikler çıkarılmıştır. Bu özniteliklerin traverten plakalardaki işlevselliği test edilerek eleme işlemi yapılmıştır.

3.1.4. Kümeleme analizi

Kümeleme analizi, veri setinin farklı gruplar içerip içermediğini belirlemek ve eğer içermektedirse grupları tespit etmek amacıyla kullanılan istatistiksel yöntemlerdir. Nispeten heterojen olan farklı gruplardaki verileri ya da nispeten homojen olan benzer gruplardaki verileri uygun yöntemlerle gruplamaya olanak sağlarlar. Çok boyutlu uzayda verilerin özetlenmesi ve tanımlanmasında kullanılır. Diğer çok değişkenli istatistiksel yöntemlerde önemli bir yer tutan normallik, doğrusallık ve homojenlik varsayımları bu yöntemde prensipte kalmakta ve uzaklık değerlerinin normalliği yeterli görülmektedir (Çelik vd., 2004).

Kümeleme işleminde küme içindeki elemanların benzerliği fazla, kümeler arası benzerlik ise az olmalıdır. Kümelemede sınıflar önceden belirli değildir. Verilerin hangi kümelere, hatta kaç değişik gruba ayrılacağı eldeki verilerin birbirlerine olan benzerliğine göre belirlenmektedir (Dunham, 2003).

Veri tabanındaki veriler kümelere ayrılırken, benzerlik ve uzaklık kavramlarından yararlanılır. Bu, her bir verinin diğer veriye olan benzerliği ya da her bir verinin veri tabanındaki diğer verilerden uzaklığının yanı sıra oluşturulan gerçek ve aday kümeler

arasındaki mesafe ve benzerliği de içermektedir. Kümeler arasındaki mesafenin ölçülmesiyle bazı kümeler birleşirken, bazı kümelerin birden fazla kümeye ayrılması da mümkündür. Bunun için sürekli kümelerin büyüklüğü ve çapı ölçülmelidir (Silahtaroglu, 2008).

Literatürde birçok kümeleme algoritmasının adı geçmektedir. Algoritmalar, kümelerin oluşturuluş şekline göre ya da kullanılan veri türüne göre farklılık gösterirler (Han ve Kamber, 2001; Silahtaroglu, 2008). Hiyerarşik olmayan sınıfa giren kümeleme algoritmaları veriyi doğrudan kümeleyen algoritmalarlardır (Taşkın ve Emel, 2010). Genellikle rastgele başlangıç değerleri ile sürekli küme içi dağılımları en küçük yapan ötelemeli algoritmalarla kümeler oluşturulur.

3.1.4.1. K-ortalamlar

En eski kümeleme algoritmalarından olan K-ortalamlar, 1967 yılında MacQueen tarafından geliştirilmiştir (MacQueen, 1967). En yaygın kullanılan öğreticisiz öğrenme yöntemlerinden birisi olan K-ortalamların atama mekanizması, her verinin sadece bir kümeye ait olabilmesine izin verir. Bu nedenle, keskin bir kümeleme algoritmasıdır. Merkez noktanın kümeyi temsil etmesi ana fikrine dayalı bir yöntemdir (Han ve Kamber, 2001).

K-ortalamlar algoritmasında her bir nesnenin merkez noktalara uzaklığını hesaplamak için en çok kullanılan iki farklı yöntem aşağıda açıklanmaktadır (MacQueen, 1967):

Öklid Uzaklığı; $1 \times d$ Boyutlu iki örnek arasındaki mutlak uzaklığı gösterir. Bu yönüyle Pisagor teoreminin bir uygulamasıdır (Periavi ve Kheibari, 2008). Sonuç olarak Öklid uzaklığı $Ou(i, j)$ şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$Ou(i, j) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{ik} - x_{jk})^2}. \quad (3.28)$$

Burada i ve j iki ayrı örneğin indislerini göstermektedir.

Manhattan uzaklığı örnekler arasındaki mutlak uzaklıktır. Manhattan uzaklığının ifadesi şöyledir. (Höpler vd., 1999).

$$M(i, j) = \sum_{k=1}^d (|x_{ik} - x_{jk}|). \quad (3.29)$$

Verilen uzaklık ölçütlerinin dışında Minkowski, Pearson gibi başka uzaklık ölçütleri literatürde tanımlanmış ve kullanılmıştır. Ancak en yaygın olarak kullanılan ve bilineni Öklid uzaklığıdır.

K-ortalamalar algoritması N adet x_j örneklerini c grup sayısına bölütler ve her grup için uzaklık ölçümü olarak tanımlanan amaç fonksiyonunu küçültme yoluyla küme merkezlerini bulmaya çalışır. Eğer uzaklık ölçütü Öklid uzaklığı seçilirse herhangi bir gruba dâhil edilen x_k örneklerinin c_i küme merkezine olan uzaklıkları hesaplanarak toplam uzaklık maliyeti şu şekilde tanımlanır:

$$J = \sum_{i=1}^s J_i = \sum_{i=1}^s (\sum_{k, x_k \in G_i} \|x_k - c_i\|^2), \quad (3.30)$$

Burada J_i i . grubun amaç fonksiyonudur. J_i , G_i kümesinin geometrik özelliklerine bağlıdır ve merkezi c_i 'dir (Jang vd., 1997).

Parçalanmış gruplar genellikle $c \times n$ boyutundaki $\mathbf{U}$ üyelik matrisi ile tanımlanır. Eğer x_j verisi i . grup altında kalırsa u_{ij} değeri 1'dir, değilse 0'dır. Bu durum Eşitlik (3.31)'de gösterilmektedir.

$$u_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{Eğer } \|x_k - c_i\|^2 \leq \|x_k - c_k\|^2, \text{ her bir } k \neq i \text{ için} \\ 0, & \text{Diğer durumlarda} \end{cases} \quad (3.31)$$

Bütün veriler bir gruba dâhil edildiğinden dolayı $\mathbf{U}$ matrisi şu özellikleri sağlar.

$$\sum_{i=1}^s u_{ij} = 1, \forall j = 1, \dots, n \text{ ve } \sum_{i=1}^s \sum_{j=0}^n u_{ij} = n \quad (3.32)$$

Eğer u_{ij} sabitlenirse en iyi küme merkezi c_i Eşitlik (3.30)'u küçültür ve c_i 'nin yeni değeri:

$$c_i = \frac{1}{|G_i|} \sum_{k, x_k \in G_i} x_k, \quad (3.33)$$

Burada $|G_i|$, G_i kümesine ait eleman sayısını gösterir.

Ötelemeli bir yöntem olan K-ortalamalar algoritması verilen sayıdaki kümelerin merkezlerini ve aitlik matrisini her adımda yeniler. Amaç fonksiyonu yeteri kadar küçültüldüğünde ya da verilerin aitliği değişmediğinde algoritma sonlandırılır.

3.1.4.2. Bulanık C-ortalamalar

Bulanık C-ortalamalar (Fuzzy C-means Clustering) algoritması, bulanık bölünmeli kümeleme tekniklerinden en iyi bilinen ve yaygın kullanılan yöntemidir. Bulanık C-ortalamalar algoritması 1973 yılında Dunn tarafından ortaya atılmış ve 1981'de Bezdek tarafından geliştirilmiştir (Dunn, 1973; Işık ve Çamurcu, 2007). Bulanık C-ortalamalar algoritması amaç fonksiyonunu küçültmeyi hedefler. Bulanık C-ortalamalar metodu, nesnelerin iki veya daha fazla kümeye ait olabilmesine izin verir. Bulanık mantık prensibi gereği her veri, kümelerin her birine $[0,1]$ arasında değişen birer üyelik değeri ile aittir. Bir verinin tüm sınıflara olan üyelik değerleri toplamı Bayes teoremindeki gibi 1 olmalıdır. Nesne hangi küme merkezine yakın ise o kümeye ait olma üyeliği diğer kümelere ait olma üyeliğinden daha büyük olacaktır. Amaç fonksiyonun belirlenen minimum değere yakınsamasıyla kümeleme işlemi tamamlanır (Işık ve Çamurcu, 2007). Ötelemeli bir algoritmadır ve en küçük kareler yönteminin genellemesi olan aşağıdaki amaç fonksiyonunu küçültmeye çalışır.

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^S u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2, 1 \leq m < \infty \quad (3.34)$$

Eşitlik (3.34)'de m ağırlık değeridir.

U üyelik matrisi rastgele atanarak algoritma başlatılır. İkinci adımda ise merkez vektörleri hesaplanır. Merkezler aşağıdaki ifade ile hesaplanır (Işık ve Çamurcu, 2007).

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m} \quad (3.35)$$

Hesaplanan küme merkezlerine göre, $\mathbf{U}$ matrisi Eşitlik (3.36) ile yeniden hesaplanır. Eski $\mathbf{U}$ matrisi ile yeni $\mathbf{U}$ matrisi karşılaştırılır ve fark ε 'dan küçük olana kadar işlemler devam eder (Işık ve Çamurcu, 2007).

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^S \left(\frac{\|x_i - c_i\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{2/(m-1)}} \quad (3.36)$$

Kümeleme işlemi sonucunda bulanık değerler içeren $\mathbf{U}$ üyelik matrisi kümelemenin sonucunu yansıtır. İstenirse, berraklaştırma yapılarak bu değerler yuvarlanıp 0 ve 1'lere dönüştürülebilir (Işık ve Çamurcu, 2007).

3.1.4.3. K-medoids

K-medoids kümeleme işleminin temeli verinin çeşitli yapısal özelliklerini temsil eden k tane temsilci nesneyi bulma esasına dayanmaktadır (Kaufman ve Rousseeuw, 1987). 1987 yılında Kaufman ve Rousseeuw tarafından geliştirilen K-medoids algoritması en yaygın kullanılanıdır. Medoid veri seti içerisindeki k tane temsili birimdir. Temsilci nesne diğer nesnelere olan ortalama uzaklığı minimum yapan kümenin en merkezi nesnesidir. K-medoids küme merkezi için ortalama değil orta noktayı kullanır (Han ve Kamber, 2001). Bu bölünme metodu her bir nesne ve onun referans noktası arasındaki benzersizliklerin toplamını küçültme mantığıyla uygulanmaktadır (Er, 2006; Işık, 2006; Sarıman, 2011). Bunun için kullanılan yöntem hata ölçütlerinin mutlak toplamı ile yapılır (Han ve Kamber, 2001). Eşitlik (3.37)'de bu maliyet fonksiyonunu görülmektedir.

$$maliyet(x, c) = \sum_{i=1}^d |x_i - c_i| \quad (3.37)$$

Bu denklemde x herhangi bir veri nesnesidir, d ise bu nesnenin boyutudur. c , medoidi göstermektedir.

K-medoids algoritmasının birçok çeşidi bulunmaktadır. Bunların ilki PAM (Ortancalar etrafında bölümlendirme) algoritmasıdır. Bu algorithmada temsilci nesnelere medoid denmektedir. Amaç k tane nesneyi bulmak olduğundan K-medoid olarak

adlandırılmıştır. K adet temsilci nesne tespit edildikten sonra her bir nesne en yakın olduğu temsilciye atanarak k tane küme oluşturulur. Sonraki adımlarda her bir temsilci nesne temsilci olmayan nesne ile değiştirilerek kümelemenin kalitesi yükseltilinceye kadar ötelenir (Işık ve Çamurcu, 2007).

3.1.4.4. Spektral

Görüntü bölütlenmesinde Spektral yöntemler, özvektörlere ve ikili yakınlık matrisinden türetilen $N \times N$ boyutundaki görüntü matrisinin özdeğerlerine dayanmaktadır. Bu özvektörler pikselleri düşük boyutlu alt uzaya gömmeye neden olmaktadır. Daha sonra K-ortalamlar gibi basit bir kümeleme metoduyla son bölümlene yapılabilir (Fowlkes vd., 2004).

Shi ve Malik yaklaşık çözümün normalize edilmiş Laplace matrisi olan $\mathcal{L}$ 'nin ikinci en küçük özdeğeri ile ilişkili olan özvektörün eşiklenmesi ile elde edilebileceğini göstermiştir. Normalize edilmiş Laplace matrisi Eşitlik (3.38)'de gösterilmiştir (Shi ve Malik, 2000).

$$\mathcal{L} = I - D^{-\frac{1}{2}} S D^{-\frac{1}{2}} \quad (3.38)$$

Burada I birim matris olup D diyagonal matrisi ifade ederken S ise veri setinin benzerlik matrisini göstermektedir.

3.1.5. Çalışmada geliştirilen yöntemler

Bu başlık altında programı hızlandırmak ve anlamlı kılmak için geliştirilen yöntemler açıklanmaktadır. Bu yöntemler arasında verilen “hızlı bölümlene”, “hızlandırılmış K-ortalamlar”, “bölümlenmiş veriyi tekrar yerleştirme” ve “veriyi renklendirme” fonksiyonları sırasıyla EK-1, EK-2, EK-3 ve EK-4’de görülmektedir.

3.1.5.1. Hızlı bölümlleme algoritması

Resimler üzerinde klasik kümeleme işlemlerinde kullanılan veriler resmin bütün piksel değerleri göz önünde tutularak yapıldığından süre bakımından oldukça yavaştır. Geliştirilen hızlı bölümlleme fonksiyonu sayesinde bu veriler resim üzerinden 3x3, 4x4 ve 5x5 gibi kesilen blokların ortalama RGB değerleri alınarak yapıldığından hızda kayda değer bir gelişme sağlanmıştır.

Resmin bloklar şeklinde hesaplanması mantığı, bir resimde belli bir bölgenin çıkarılması yani bölümlleme işlemi sonucunda elde edilen bölgenin kenarları çok belli olmasa da kullanışlı olması fikrinden ortaya çıkmıştır. Bu fonksiyon sayesinde kümeleme işlemi için gerekli olan öznitelikler çıkarılmaktadır. Örnek vermek gerekirse 4x4 blok tipine göre bu algoritma uygulanırsa resmin başlangıç noktası olan sol üst köşeden başlanarak sağa doğru 4x4 lük yani içinde 16 piksel bulunan bölge alınıp buranın RGB ortalamasına göre 3 öznitelik çıkartılır. Algoritma; seçilen bloğun yerini, resmin en sağına gelindiğinde aşağı kaydırmaktadır.

m_1 ve m_2 sırasıyla satır ve sütun olarak toplam blok sayısını ifade edip Eşitlik (3.39) ile hesaplanabilir.

$$\begin{cases} m_1 = \frac{S_1}{n} \\ m_2 = \frac{S_2}{n} \end{cases} \quad (3.39)$$

Eşitlik (3.39)'da S_1 ve S_2 ise resmin satır ve sütun sayısını belirtmektedir. Eşitlikteki n ise belirlenen blok tipi olmakla beraber 4 değeri için 4x4 lük bloğu ifade etmektedir.

Belirlenen her bir blok için $O_z(i, j)$ öznitelik Eşitlik (3.40) ile belirlenir.

$$O_z(i, j) = \frac{1}{n^2} \sum_{x=n(i-1)+1}^{i*n} \sum_{y=n(j-1)+1}^{j*n} f(x, y, z) \quad (3.40)$$

Eşitlikte $f(x, y, z)$ 3-boyutlu RGB resmini göstermektedir. x ve y resmin düşey ve yatay koordinatları iken z bu koordinatlardaki renk etiketini göstermektedir ve

$z = 1, 2, 3$. i ve j kaçınıcı blokla işlem yapıldığını belirtip $i = 1, 2, \dots, m_1$ ve $j = 1, 2, \dots, m_2$ sınırlarına sahiptirler. m_1 ve m_2 Eşitlik (3.39) ile hesaplanmaktadır.

Hızlı bölümlleme algoritması aşağıdaki şekildedir.

1. n blok tipini ve görüntüden toplam blok sayıları m_1 ve m_2 'yi Eşitlik (3.39)'a göre belirle.
2. $O_z(i, j)$ ifadesini $i = 1, 2, \dots, m_1$ ve $j = 1, 2, \dots, m_2$ için Eşitlik (3.40)'a göre hesapla.

Hızlı bölümlleme fonksiyonunun avantajları:

- Gözle görülür bir hız kazanılmıştır. Resimler üzerinde kümeleme işlemleri için klasik metotlar bütün pikselleri birer öznitelik olarak kabul etmektedir. Hızlı bölümlleme fonksiyonu ise blok tipine göre öznitelikler çıkardığından önemli ölçüde hız farkı ortaya çıkmaktadır.
- Resimler üzerinde bölütleme, homojenite bilgisinin elde edilmesi ve daha birçok sebep için kullanılacak kümeleme yöntemleri için önemli bir yere sahiptir.
- Resim üzerindeki tuz-biber gibi gürültülerin etkisi büyük ölçüde azaltılır.

Dezavantaj olarak ise, resim kalitesinden asla ödün verilmemesi gereken işlemler için çok kullanışlı değildir çünkü resmi bloklara ayırdığından RMSE değeri yüksek çıkmaktadır.

3.1.5.2. Hızlandırılmış K-ortalamalar algoritması

Hızlandırılmış K-ortalamalar fonksiyonu traverten plakaların kendi içinde üçe kümelenmesinde Matlab'in K-ortalamalar fonksiyonunun yavaş çalışması nedeniyle geliştirilmiş olup, bu kümeleme yöntemi Matlab'in diziler üzerindeki üstünlüğü göz önünde tutularak baştan yazılmıştır. Hızlandırılmış K-ortalamalar fonksiyonu az sayıda kümeye ayrılacak veriler için ideal olup iki, üç veya dört kümeye ayrılacak resimler için kullanışlı bir kümeleme yöntemidir. Bu algoritma bilinen K-ortalamalar algoritmasına benzemekle birlikte, bazı farklı yönleri vardır. İlk merkez noktasını belli bir düzene göre aynı seçmesi, küme sayısı istenilen sayıdan az

hesaplanırsa bunun düzenlenmesi ve girilen hata oranına göre kümeleme işlemini kısa kesmesi bu farklar arasındadır.

Kümelemeye başlamadan önce küme merkezlerinin başlangıç noktalarının doğru belirlenmesi gerekir. Bu noktada elde edilen özniteliklerden yararlanılmaktadır. Herhangi bir $O(i)$ özniteliğin değişme aralığı K adet küme için eşit olarak bölünür. Değişim aralığının en küçük ve en büyük değerleri küme merkezi olarak belirlenirken, diğer kümelerin merkezi aralığın küme sayısına bölünmesi ile bulunur. Bunun için Eşitlik (3.41) kullanılır.

$$\text{Merkez}_{O(i,c)} = \min(O(i)) + \frac{\max(O(i)) - \min(O(i))}{K-1} * (c - 1), \quad c = 1, \dots, K. \quad (3.41)$$

Eşitlik (3.41)'de $\text{Merkez}_{O(i,c)}$ ifadesi $O(i)$ özniteliğine ait c . kümenin merkezini göstermektedir. Verideki her bir elemanın küme merkezlerine olan uzaklığını hesaplamak için Eşitlik (3.28)'deki Öklid uzaklık ifadesi kullanılmıştır.

Merkez noktalar k . adımda yeniden hesaplanırken $(k-1)$. adımdaki merkez noktasına göre aralarında belli bir fark oluşur. Bu fark miktarıyla Eşitlik (3.42)'deki gibi hesaplanan değişim miktarının önceden belirlenen ε değişim değerinden küçük olması durumunda kümeleme işlemi kısa kesilebilir.

$$\text{değişim miktarı}_k = \sum_{i=1}^M \sum_{c=1}^K |\text{Merkez}_k(i, c) - \text{Merkez}_{k-1}(i, c)| \quad (3.42)$$

Hızlandırılmış K -ortalamalar algoritması aşağıdaki şekildedir.

1. Küme sayısı K 'yi belirle ve başlangıç küme merkezlerini Eşitlik (3.41)'e göre belirle. Adım sayısı $k=1$.
2. Verideki her elemanın kümelerine olan uzaklığını Eşitlik (3.28)'e göre hesapla ve elemanları kendisine en yakın kümeye yerleştir.
3. Oluşan kümelerin yeni merkez noktalarını, o kümedeki tüm elemanların ortalama değeri ile değiştir.
4. $k = k + 1$. Merkez noktalar arasındaki farkı Eşitlik (3.42)'ye göre hesapla. Eğer $\text{değişim miktarı}_k < \varepsilon$ ise dur değilse Adım 2'ye git.

Hızlandırılmış K-ortalamlar fonksiyonunun Matlab'ın K-ortalamlar fonksiyonuna göre avantajları:

- Tutarlılık sağlanmıştır. Hızlandırılmış K-ortalamlar fonksiyonu ilk merkez noktalarını belli bir kurala göre seçtiğinden her defasında aynı sonucu ve yaklaşık aynı hızı vermektedir. Bu sayede normal K-ortalamlar fonksiyonunun rastgele etiketlendirmesi ve sürekli farklı hızlarda bulmasının önüne geçilmiştir.
- Hız kazanılmıştır. Matlab'ın dizilerdeki ve diğer bazı fonksiyonlardaki üstünlükleri kullanılarak fonksiyon, az sayıda kümeye ayrılacak veriler için hızlandırılmıştır. Ayrıca fonksiyona hata oranı girilerek fonksiyonun belli bir noktadan sonra sonlandırılması sağlanarak gereksiz döngüler önlenip hız kazanılmıştır.
- Resimler üzerinde küme sayısı az tutulup renk bilgisine göre yapılacak kümeleme işlemlerinde kullanışlı bir yöntem olduğu görülmektedir.

Dezavantajları:

- Fonksiyona yüksek değerlerde hata oranı girilirse doğruluk oranının düştüğü görülür.
- Beş ve üzerinde kümeye ayrılacak veriler için uygun değildir.

3.1.5.3. Kümelenmiş veriden resmin geri elde edilmesi

Bilindiği gibi kümeleme işlemleri sonrasında elde edilen sonuç tek boyutlu çıkmaktadır. Resim gibi çok boyutlu matrislerde bu sonucun eski veriyle boyut olarak örtüşmesi için bölümlenmiş veriyi tekrar yerleştirme fonksiyonu geliştirilmiştir. Bu sayede blok olarak kesilip tek bir veri olarak hesaplanan değer blok olarak resmin orijinal yerine yerleştirilmiştir.

m_1 ve m_2 boyutlarına dönüştürülüp kümelenmiş blokların hepsini içeren B içerisinde, belirlenen her bir bloğun yeni resimde yerine yerleştirilmesi Eşitlik (3.43) ile yapılır.

$$f'(x, y, z) = B(i, j, k), \text{ burada } \begin{cases} x = n(i - 1) + 1, \dots, i * n \\ y = n(j - 1) + 1, \dots, j * n \\ k = 1, 2, 3 \end{cases} \quad (3.43)$$

Eşitlik (3.43)'de x ve y yeni resim $f'(x, y, z)$ 'nin düşey ve yatay koordinatları, z ise renk bileşenini göstermektedir. $B(i, j, k)$ ise k . renkteki i ve j bloktaki kümeleme değerini göstermektedir. Burada $i = 1, 2, \dots, m_1$ ve $j = 1, 2, \dots, m_2$ değerlerini almaktadır.

4. ARAŞTIRMA BULGULARI VE TARTIŞMA

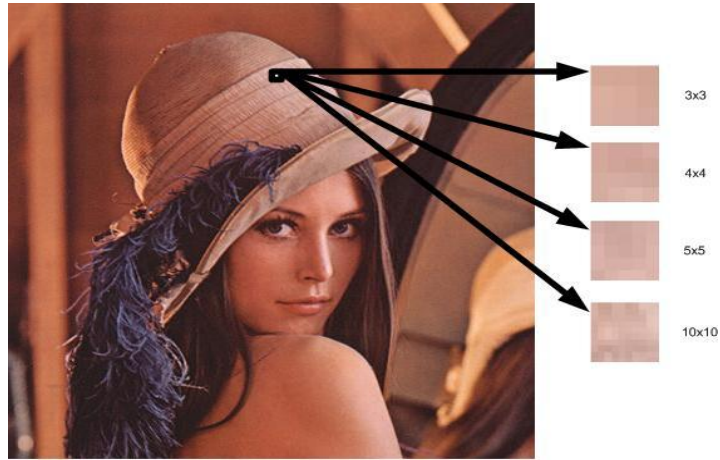
Deneysel çalışmada Başarılar Mermer Sanayi'den elde edilen 45x45 cm boyutlarındaki 80 adet traverten örneklerinin, ARTEM Otomasyon tarafından hazırlanan otomatik mermer tanıma sistemi ile görüntüleri elde edilmiştir. Traverten veri tabanının üretici tarafından belirlenen beş adet birinci kalite ve üç adet ikinci kalite sınıfları bulunmaktadır. Bunlar sırasıyla D1A, D1D, D, M, S, D1A_2K, D1D_2K, D_2K sınıf etiketlerine sahiptirler. Tüm çalışmalar Matlab'ın 7.10.0 (R2010a) sürümünde, Intel Core2 Duo 2.00Ghz, 4GB RAM özelliklerine sahip sistemde geliştirilmiştir.

Bu projede elimizde bulunan 80 adet traverten plaka taşın kullanıcı yerine otomatik bir program ile sınıflandırılıp birbirinden ayrılması amaçlanmıştır. Bu amaçla kullanıcı hatalarının önüne geçilip kişiden kişiye değişen gözlem bilgisi yerine sabit ve tutarlı sonuç veren bu program geliştirilmiştir. Ayrıca hız bakımından da insan yerine otomatik karar veren programlar kullanmak her zaman daha avantajlı olmuştur. Bunun yanı sıra geliştirilen program sayesinde resimlerin ön işleme tutulmasında kullanılan standart kümeleme yöntemlerine göre de daha hızlı sonuç alınmıştır.

Veri setinin alındığı şirket normalde yukarıda da belirtildiği gibi bu traverten plaka taşları sekiz sınıfa ayırmaktaydı. Fakat veri setinde de gözlemlendiği üzere kullanıcı hatalarına bağlı olarak hiçbir sınıfa uymayan taşlar bulunmaktadır. Bu amaçla sekiz sınıf yerine programda dokuz sınıf kullanılmıştır. Bunların beş tanesi birinci kalitelerin oluşturduğu D1A, D1D, D, M ve S'dir. İki tanesi ikinci kalitelerin oluşturduğu D1A_2K ve D1D-D_2K'dır. Homojenitesi az olanlar ve hiçbir sınıfa ait olmayan outlier (küme dışı) kümelerde geriye kalan iki sınıfı oluşturmaktadır. İkinci kalitelerin üç yerine iki sınıf olmasının sebebi; traverten blokların bazılarının homojenitesi az olduğu ya da hiçbir sınıfa ait olmadıkları için homojenitesi az olan sınıfta değerlendirilmeye alınmış olmasıdır. Ayrıca D1D_2K ve D_2K sınıflarının birleştirilmesinin sebebi ise, iki sınıfın birbirine yakın özellikler içermesidir.

Öncelikle veri setimizde bulunan 80 adet traverten plaka taşla ilgili öznitelik çıkarmadan önce homojenite bilgisinin elde edilebilmesi ve işlem hızını arttırmak açısından veri setimizdeki her resme yeni tasarlanan “hızlı bölümlleme” fonksiyonu ve geliştirilen “hızlandırılmış K-ortalamalar” fonksiyonu uygulanmıştır. Daha sonra elde edilen değerlerden anlamlı sonuçlar oluşturmak için “bölümlenmiş veriyi tekrar yerleştirme” fonksiyonu ve “veriyi renklendirme” fonksiyonu kullanılarak 3’e kümelenmiş yeni resimler elde edilmiştir. Bunlar arasında “hızlı bölümlleme” fonksiyonu ile 4x4 bloklar halinde kümeleme için gerekli öznitelikler çıkarılmıştır, “hızlandırılmış K-ortalamalar” fonksiyonu ise çıkarılan özniteliklere göre Matlab’ in matrisler üzerindeki hızı göz önünde tutularak geliştirilen K-ortalamalar kümeleme yöntemi kullanılarak her bir resim kendi içinde üç kümeye ayrılmıştır. Daha sonra tek boyutlu olarak bulunan kümeleme işlemi sonucu, “bölümlenmiş veriyi tekrar yerleştirme” programıyla resmin boyutlarına göre yapılandırılmıştır. Diğer bir ifadeyle, blok olarak kesilip tek bir veri olarak hesaplanan değer, blok olarak resmin orijinal yerine yerleştirilmiştir. “veriyi renklendirme” programı ile yerine yerleştirilen değerler orijinal resimdeki renk ortalama değerlerine göre renklendirilmiştir. Asıl program için çıkarılan bütün öznitelikler üçe kümelenmiş bu yeni resimler üzerinden yapılmıştır.

Şekil 4.1.’de blok tipine göre “hızlı bölümlleme” fonksiyonunun seçtiği bloklardaki veriler görülmektedir.



Şekil 4.1. Lenna resminde 3x3, 4x4, 5x5 ve 10x10 oranlarda alınan blokların içerdiği veriler

Şekil 4.1.'de görüldüğü gibi programımızda kullanılan 4x4 her bir traverten blok resimde görüldüğü şekilde veriler içermektedir. Şekil 4.2. ve Şekil 4.3.'de Lenna resminin çeşitli metotlarla 8'e ve 15'e kümeleme işlemi sonuçları görülmektedir.



Şekil 4.2. Lenna resminin klasik K-ortalamlar, 3x3, 4x4 ve 5x5 bloklar halinde 8'e kümeleme işlemi

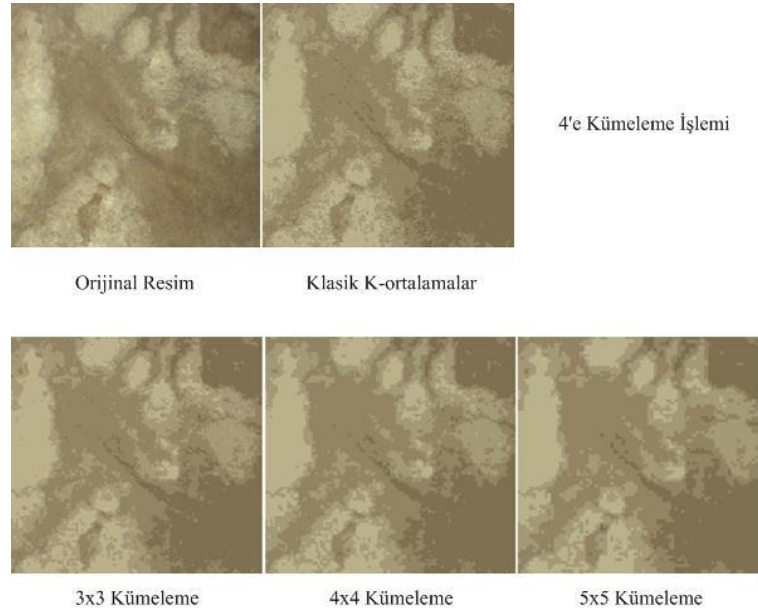


Şekil 4.3. Lenna resminin klasik K-ortalamlar, 3x3, 4x4 ve 5x5 bloklar halinde 15'e kümeleme işlemi

Şekil 4.4. ve Şekil 4.5.'de iki traverten blok klasik K-ortalamlar, 3x3, 4x4 ve 5x5 metotlarına göre 4'e kümeleme işlemleri gösterilmiştir.



Şekil 4.4. Siyah mermer resminin klasik K-ortalamlar, 3x3, 4x4 ve 5x5 bloklar halinde dörde kümeleme işlemi



Şekil 4.5. Gri mermer resminin klasik K-ortalamlar, 3x3, 4x4 ve 5x5 bloklar halinde dörde kümeleme işlemi

Şekilden de anlaşıldığı gibi 4x4 olarak alınan bloğun homojen olmayan bölgelerin bulunmasında yeterli olduğu görülmektedir. Ayrıca sadece şekilleri değerlendirmek yerine bazı değerlendirme ölçütleri veriler üzerinde test edilerek bu blok tipinin en uygun olduğuna karar verilmiştir. Bu değerlendirme ölçütleri süre, RMSE ve kalitedir. Bunlardan süre; kümeleme işleminin çalışma zamanını vermektedir.

RMSE (Ortalama hata kareleri kökü); her veri noktası ile model arasında birbirine uymayan noktaların ortalama oranıdır. RMSE değerlerine bakılarak kalite ölçümü yapılabilmektedir (Karaca, 2007).

Ortalama hata kavramını temel alan ve yaygın şekilde kullanılan RMSE başlıca doğruluk ölçüleri arasındadır ve Eşitlik (4.1)'de gösterilmektedir (Yurtoğlu, 2005).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{S_1 * S_2 * 3} \sum_{x=1}^{S_1} \sum_{y=1}^{S_2} \sum_{z=1}^3 (f(x,y,z) - f'(x,y,z))^2} \quad (4.1)$$

Burada S_1 ve S_2 resmin boyutlarını, $f(x,y,z)$ orijinal resmi, $f'(x,y,z)$ ise yeni elde edilen resmi göstermektedir.

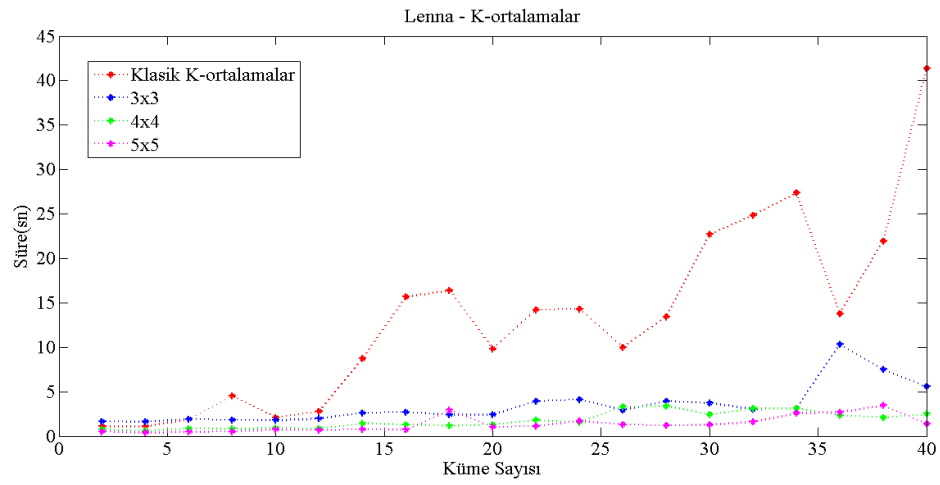
Kalite ölçütü; uygulamada çoğunlukla bir görüntünün tamamının değerlendirilmesinde tek bir genel kalite değeri kullanılmasına rağmen, görüntü sinyalleri genellikle sabit olmayıp görüntü kalitesi de aynı zamanda düzleme göre değişebilmektedir. Bu yüzden istatistiksel öznitelikleri bölgesel ölçmek ve daha sonra onları birleştirmek daha uygundur. Zhou ve Bovik görüntü kalitesini ölçmek için RMSE ve PSNR (Tepe sinyal gürültü oranı) ölçülerinin yeterli olmadığına karar verip Eşitlik (4.2)'de ki kalite ölçütünü tanımlamışlardır (Zhou ve Bovik, 2002).

$$Q = \frac{1}{3} \left[\sum_{z=1}^3 \frac{(4\sigma_{f(x,y,z),f'(x,y,z)}) \overline{f(x,y,z)} \overline{f'(x,y,z)}}{(\sigma_{f(x,y,z)}^2 + \sigma_{f'(x,y,z)}^2) [(\overline{f(x,y,z)})^2 + (\overline{f'(x,y,z)})^2]} \right] \quad (4.2)$$

Q , RGB değerleri için kalite ölçütlerinin ortalamasını göstermektedir ve $[-1 \ 1]$ aralığında değer almaktadır. Q değeri 1'e yaklaştıkça karşılaştırılan iki resim arasındaki benzerlik artmaktadır. Bu eşitlikte $f(x,y,z)$ orijinal görüntüyü simgelerken, $f'(x,y,z)$ test görüntüsünü simgeler. $\overline{f(x,y,z)}$ eşitlikte orijinal

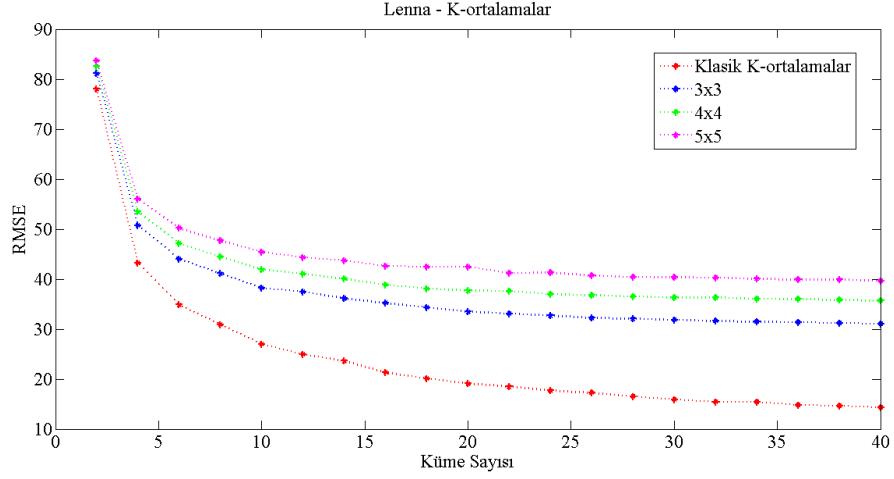
görüntünün z için ortalama deęerini gösterirken, $\overline{f'(x,y,z)}$ deęeri test görüntüsünün z için ortalama deęerini göstermektedir. $\sigma_{f(x,y,z),f'(x,y,z)}$, orijinal görüntü ve test görüntüsünün z için standart sapmasıdır. $(\overline{f(x,y,z)})^2$ ve $(\overline{f'(x,y,z)})^2$ sırasıyla orijinal görüntü ve test görüntüsünün z için varyans deęeridir.

Seçilen blok tipine göre hız oranları K-ortalamlar yöntemine göre Şekil 4.6.'da görölmektedir.



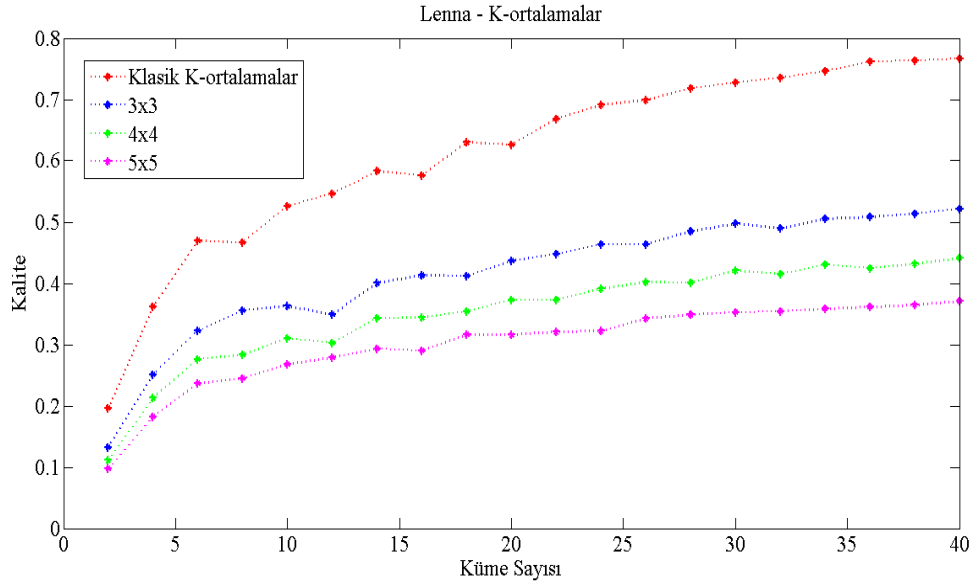
Şekil 4.6. Küme sayısı ve kullanılan blok tipine göre K-ortalamlar algoritmasının Lenna resminde hesaplama süresi

Seçilen blok tipine göre RMSE oranları K-ortalamlar yöntemine göre Şekil 4.7.'de görölmektedir.



Şekil 4.7. Küme sayısı ve kullanılan blok tipine göre K-ortalamlar kümeleme algoritmasının Lenna resminde RMSE değerleri

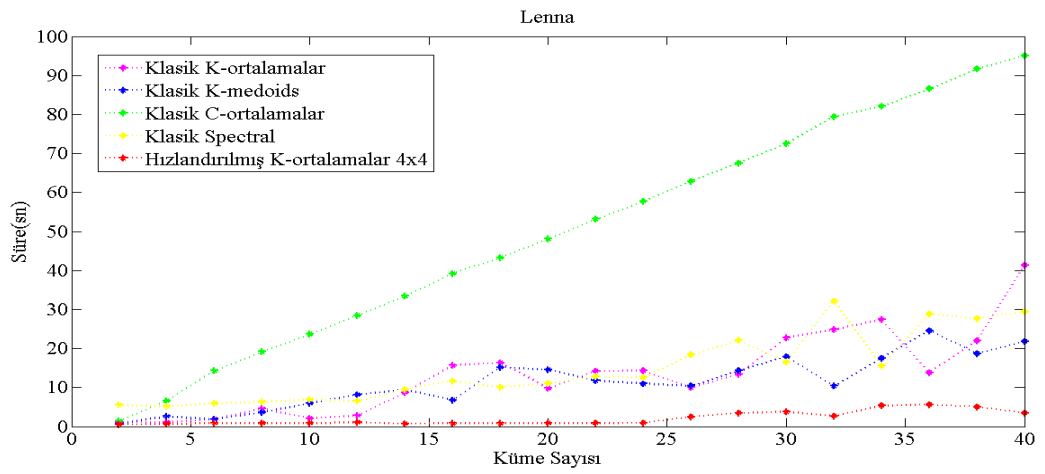
Seçilen blok tipine göre kalite oranları K-ortalamlar yöntemine göre Şekil 4.8.'de görülmektedir.



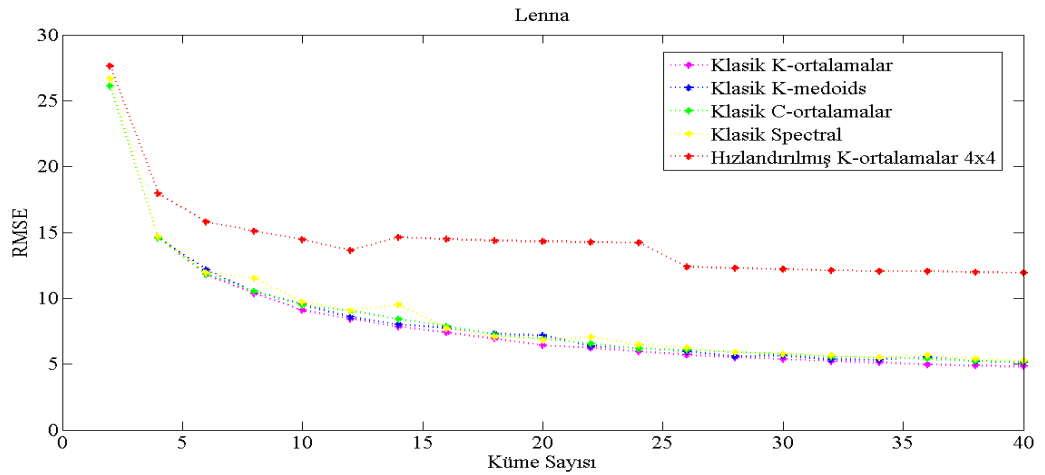
Şekil 4.8. Küme sayısı ve kullanılan blok tipine göre K-ortalamlar kümeleme algoritmasının Lenna resminde kalite değerleri

Şekiller incelendiğinde 4x4 blokların daha uygun olduğuna karar verilmiştir. 4x4 blok tipine göre kümeleme işlemi sonuçlarının klasik kümeleme metodlarına göre

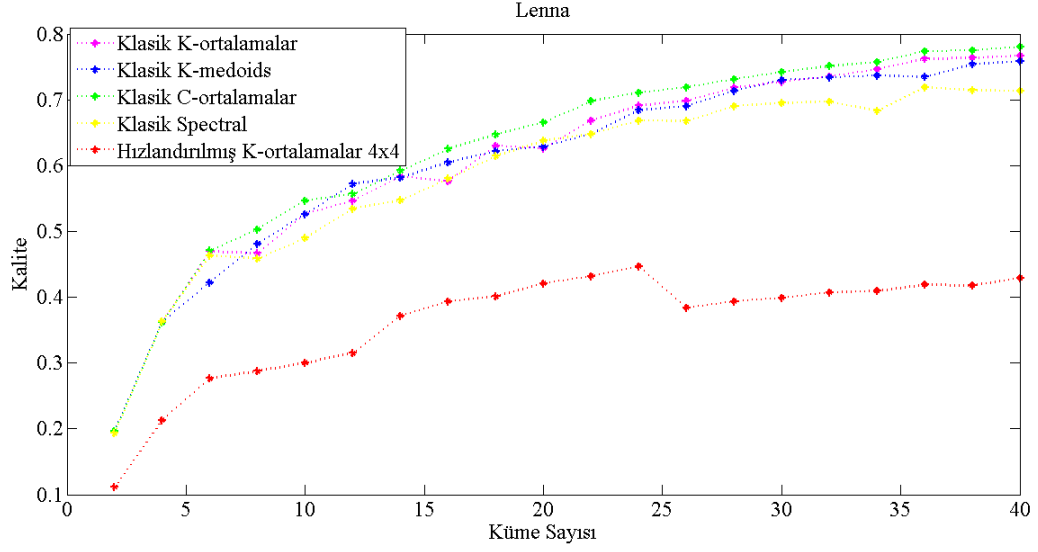
daha iyi sonuçlar verdiği görüldükten sonra “hızlı bölümlleme” algoritması ile çıkartılan öznitelikler “hızlandırılmış K-ortalamlar” algoritmasıyla kümelendi. “hızlandırılmış K-ortalamlar” algoritmasının geliştirilme nedeni K-ortalamlar kümeleme yönteminin küme sayısı az tutulduğunda hız ve tutarlılık açısından daha iyi sonuç vermesidir. Şekil 4.9., 4.10. ve 4.11.’de hızlandırılmış K-ortalamların 4x4 blok tipi ile diğer klasik kümeleme yöntemlerinin karşılaştırılması sonucu çalışma süreleri, RMSE ve kalite değerleri görülmektedir.



Şekil 4.9. Kümeleme algoritmalarının Lenna resminde küme sayısına göre çalışma süreleri



Şekil 4.10. Kümeleme algoritmalarının Lenna resminde küme sayısına göre RMSE değerleri



Şekil 4.11. Kümeleme algoritmalarının Lenna resminde küme sayısına göre kalite değerleri

Şekil 4.9.’da da görüldüğü gibi “hızlandırılmış K-ortalamalar” 4x4 blok tipine göre çalıştırıldığında diğer klasik kümeleme algoritmalarına göre çok daha hızlı çalıştığı görülmüştür.

4.1. Özniteliklerin Çıkarılması

Her bir resim için toplam 227 adet öznitelik çıkarılmıştır. Bunlar RGB, YIQ, YCbCr, JPEG-YCbCr, YPbPr, YDbDr, YUV, HSV, HSL, HSI, CIE-XYZ, CIE- $L^*a^*b^*$, CIE- $L^*u^*v^*$, CIE- LU^*V^* , CIE- L^*c^*h , XYZ, DAC, CMYK, OHTA, LMS, IND renk uzaylarının ortalama, standart sapma değerleri ve Gabor Filtre değerleridir (189 adet). Ayrıca RGB resimlerde her bir traverten üzer kümeye ayrılarak K-ortalamalar yöntemiyle elde edilen küme merkezleri, küme standart sapmaları ve kümelerin birbirlerine olan uzaklıkları elde edilerek sınıf tespitinde kullanılmıştır (18 adet). Ayrıca RGB renk uzayında zıtlık, homojenite, ilinti, enerji, entropi değerleri de elde edilmiştir (20 adet).

Çıkarılan 227 adet öznitelik Pearson ilinti ölçütü ile ilk önce dokuzda indirilmiştir. Bunlar RGB renk ortalama değerleri, RGB renk uzayında B (mavi) değeri için

homojenite, YIQ renk uzayında I ortalamaları, CIE- L^*c^*h renk uzayında h , DAC için I_d bileşenin standart sapması, YCbCr renk uzayında Cr ortalaması ve HSI renk uzayında H için Gabor filtresi sonucu ortalamasıdır (Poursaberi, 2004; Getreuer, 2010). Elde edilen dokuz özniteliğin sınıfların ayrılmasındaki etkisinden Bölüm 4.2’de bahsedilmiştir. Belirlenen özniteliklerde bazılarının değeri çok küçük olup RGB özniteliklerine göre etkisi az kaldığı için belli katsayılarla çarpılıp etkileri kümeleme işleminde arttırılmıştır. Bunların yeni değerleri Eşitlik (4.3) ve Eşitlik (4.4)’de hesaplanmaktadır:

YIQ renk uzayında I ortalaması;

$$I = I * 1500 \quad (4.3)$$

DAC için I_d bileşenin standart sapması;

$$I_d = I_d * 35. \quad (4.4)$$

4.1.1. Pearson ilinti ölçütü

Oluşturulan öznitelik sayısı çok fazla olduğundan bunların işe yaramayanları elenerek, en iyi öznitelikler sınıf belirlenmesinde kullanılmalıdır. Bu noktada birçok öznitelik seçimi ya da boyut azaltma yöntemleri kullanılabilir. Bunlardan en bilineni ve hesaplaması en kolay olan yöntem Pearson ilinti ölçütüdür.

Genellikle giriş değişkenlerinin çıkış değişkenleriyle ilişkili olması gerektiği beklenir. İlişkileri belirlemek için aşağıdaki ifadeler kullanılır. N ve D ’nin sırasıyla örnek sayısı ve öznitelik sayısını gösterebilir. $X \in \mathbb{R}^{N \times D}$ giriş matrisini ve X_i bu matristeki i . özniteliği ifade etsin ve Y ise giriş değerlerine göre belirlenen sınıf etiketlerini gösterebilir. Buna göre Pearson ilinti katsayısı şu şekilde ifade edilir:

$$R(i) = \frac{\sum(X_i Y)}{\sigma_{X_i} \sigma_Y}, i = 1, 2, \dots, D. \quad (4.5)$$

Eşitlik (4.5)'de Σ özdeğişinti matrisini, σ standart sapmayı göstermektedir (Theodoridis ve Kotroumbas, 1999). $R(i)$ genellikle çıkış değerleriyle ilişki yeteneklerine göre öznitelikleri sıralamada kullanılır.

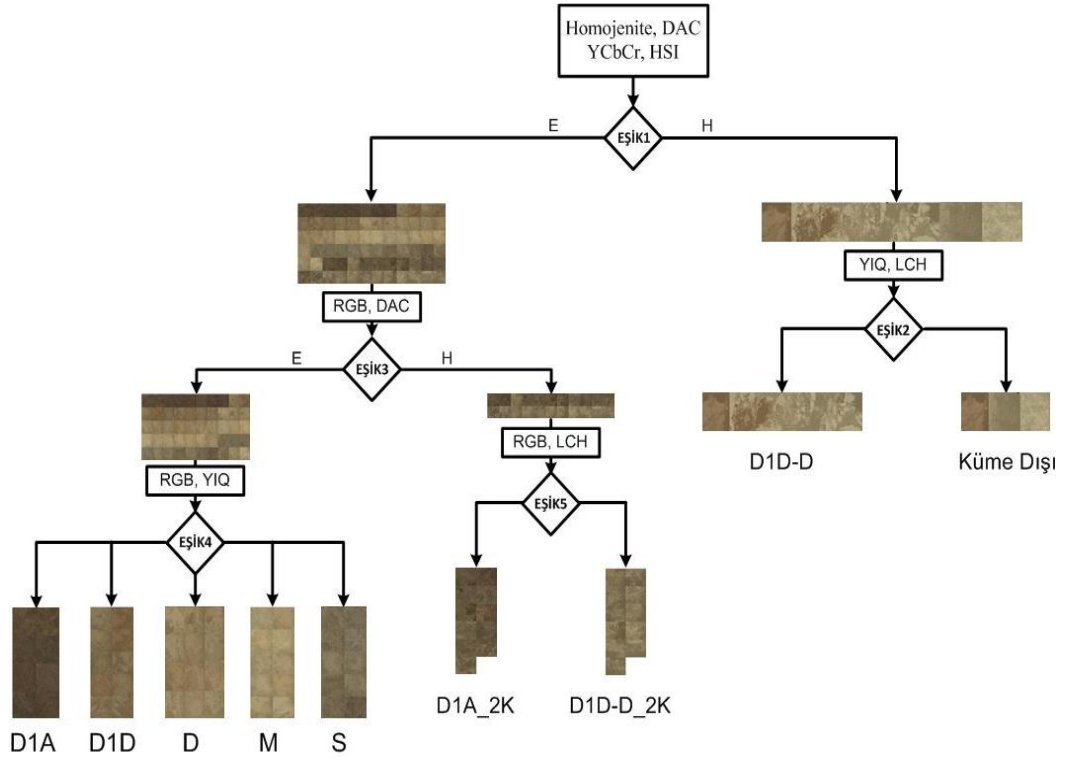
4.2. Traverten Plakaların Dokuz Sınıfa Ayrılması

Bu aşamada Matlab'in K-ortalamalar kümeleme algoritması kullanılmıştır. Ayrıca bulanık mantıkla çalışan C-ortalamalar ile de karşılaştırma yapıp bu iki kümeleme yöntemiyle de yaklaşık aynı sonucun alındığı gözlenmiştir.

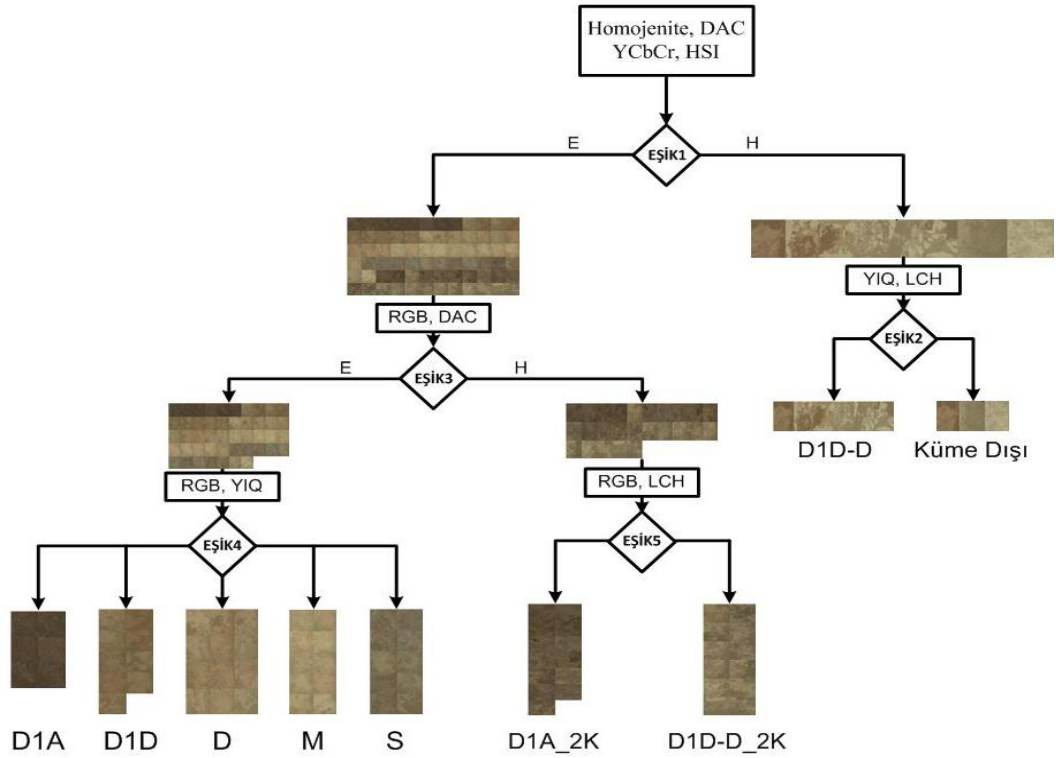
Seçilen öznitelikler birer birer K-ortalamalar ve bulanık C-ortalamalar yöntemleri ile değerlendirilmiş ve elde edilen sonuçlarla bir karar ağacı oluşturulmaya çalışılmıştır. K-ortalamalar ve bulanık C-ortalamalar için oluşturulan karar ağaçları sırasıyla Şekil 4.12. ve Şekil 4.13.'de gösterilmektedir. Karar ağacının tepesinde önce homojenite'ye, YCbCr renk uzayında Cr ortalaması, HSI renk uzayında H için Gabor filtresi sonucu ortalaması ve DAC için I_d bileşenin standart sapması kullanılarak, homojenitesi az olan ikinci kalite travertenler, birinci kaliteden ayrıştırılmıştır. Bu özelliklere ait sınırlar Eşik1 ile belirtilmektedir. Eşik1'in değerleri Tablo 4.1. ve Tablo 4.2.'de verilmektedir. Ardından oluşan her iki dalda da farklı özniteliklerle yeni kümelemeler yapılmıştır.

Ağacın sağ tarafında sadece ikinci kalite travertenler bulunup ilk önce YIQ renk uzayının I bileşenin ortalama değeri ve CIE- L^*c^*h renk uzayının h bileşeni kullanılmıştır. Böylece herhangi bir sınıfa ait olmayan küme dışı örnekler belirlenmiştir. Bu özelliklere ait sınırlar Eşik2 ile belirtilmektedir. Bu örnekler düzgün ayrıışan kümelerin dağılımlarını olumsuz etkilemektedirler.

Programda ağacın sağ tarafındaki dalda bulunan D1D ve D sınıfları birleşik olarak bulunmuştur ve homojenitesi az olarak nitelendirilmiştir.



Şekil 4.12. K-ortalamlar karar ağacı



Şekil 4.13. Bulanık C-ortalamlar karar ağacı

Ağacın sol tarafında hem birinci hem de ikinci kalite travertenler bulunmaktadır. Bunların iki sınıfa ayrılması için ise RGB renk ortalama değerleri ve DAC için I_d bileşenin standart sapması kullanılarak kümeleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Dallanmalarda kullanılan öznitelik sınırları Eşik3 ile gösterilmektedir. Bu sayede ağacın sol tarafında iki dal oluşturulup soldaki dal birinci kalite travertenleri gösterirken sağ taraftaki dal ise ikinci kalite travertenleri göstermektedir. Birinci kalite travertenlerin bir arada bulunduğu sol taraftaki dalda kendi içinde beş alt dala ayrılmaktadır. Ağacın yaprakları olan bu beş sınıf kümeleme ile belirlenmiştir; kümelemede RGB renk ortalama değerleri ve YIQ renk uzayının I bileşeninin ortalama değeri kullanılmıştır. Tanımlanan sınırlar Eşik4 ile belirtilmektedir. Ağacın yaprakları D1A, D1D, D, M ve S sınıf etiketlerine sahiptir. İkinci kalite travertenlerin bulunduğu sağ taraftaki dal ise kendi içinde RGB renk ortalama değerleri ve CIE- $L^*a^*b^*$ renk uzayının h bileşeni kullanılarak iki yaprağa ayrılmıştır. Bu iki yaprak D1A_2K, D1D-D_2K sınıf etiketlerine sahiptir. Tanımlanan sınırlar ise Eşik5 ile gösterilmektedir. Bu kümeleme işlemi sonrasında bulunan küme eşik değerleri ya da aralıkları her iki kümeleme yöntemi için Tablo 4.1. ve Tablo 4.2.'de belirtilmektedir.

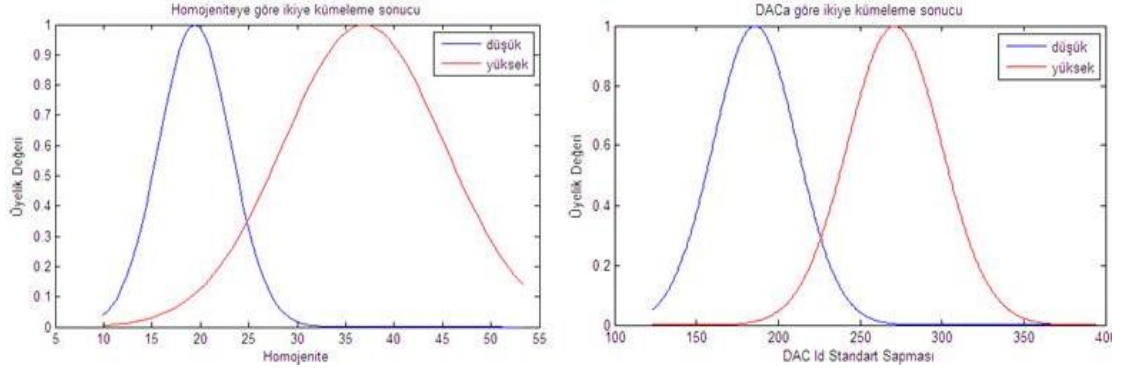
Tablo 4.1. K-ortalamlar eşik değerleri

Öznitelikler Etiketler	R	G	B	Homojenite	YIQ	LCH	DAC	YCbCr	HSI	Sınıfı
Eşik1	-	-	-	36.45	-	-	192.5	139.6	27.35	Homojenlik
Eşik2	-	-	-	-	$I < 103.5$	$h \leq 78$ veya $h \geq 90$	-	-	-	Küme Dışı
Eşik3	-	-	-	-	-	-	230	-	-	1.-2. Kalite
Eşik4	$R \leq 100$	$G \leq 81$	$B \leq 59$	-	≤ 103	-	-	-	-	D1A_1K
	$100 < R \leq 106$	$87 < G \leq 92$	$60 < B \leq 74$	-	$72 < I \leq 108$	-	-	-	-	D1D_1K
	$105 < R \leq 135$	$103 < G \leq 120$	$72 < B \leq 89$	-	$87 < I \leq 112$	-	-	-	-	D_1K
	$135 < R \leq 170$	$119 < G \leq 160$	$89 < B \leq 120$	-	$120 < I \leq 150$	-	-	-	-	M_1K
	$114 < R \leq 133$	$90 < G \leq 103$	$70 < B \leq 79$	-	$116 < I \leq 118$	-	-	-	-	S_1K
Eşik5	$R \leq 101$	$G \leq 85$	$B \leq 63$	-	-	-	$259 < I_d \leq 298$	-	-	D1A_2K
	$100 < R$	$85 < G$	$59 < B$	-	-	-	$300 \leq I_d$ veya $I_d \leq 260$	-	-	D1D-D_2K

Tablo 4.2. Bulanık C-ortalamalar eşik değerleri

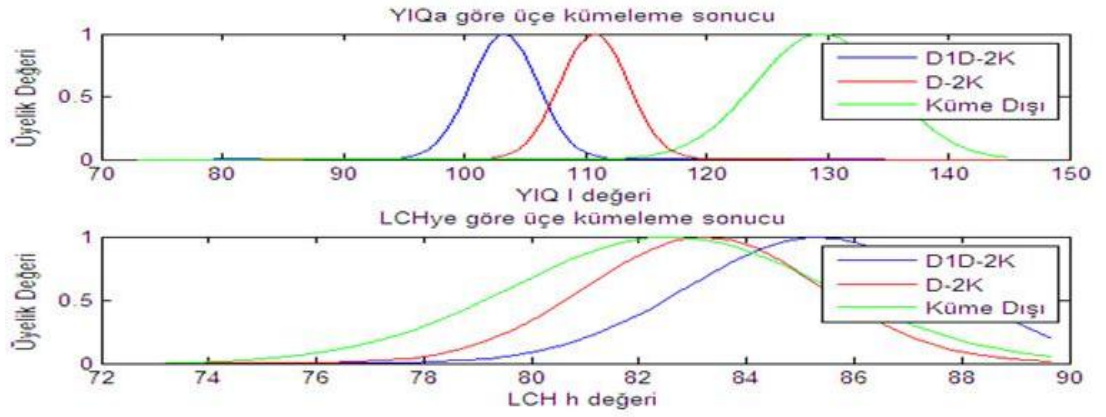
Öznitelikler Etiketler	R	G	B	Homojenite	YIQ	LCH	DAC	YCbCr	HSI	Sınıfı
Eşik1	-	-	-	36,45	-	-	192.5	139.6	27.35	Homojenlik
Eşik2	-	-	-	-	$I < 103.5$	$h \leq 78$ veya $h \geq 90$	-	-	-	Küme Dışı
Eşik3	-	-	-	-	-	-	223	-	-	1.-2. Kalite
Eşik4	$R \leq 94$	$G \leq 81$	$B \leq 60$	-	≤ 87	-	-	-	-	D1A_1K
	$95 < R \leq 123$	$80 < G \leq 118$	$78 < B \leq 88$	-	$86 < I \leq 107$	-	-	-	-	D1D_1K
	$123 < R \leq 127$	$101 < G \leq 107$	$60 < B \leq 79$	-	$107 < I \leq 127$	-	-	-	-	D_1K
	$152 < R$	$130 < G$	$97 < B$	-	$107 < I \leq 132$	-	-	-	-	M_1K
	$138 < R \leq 152$	$118 < G \leq 129$	$88 < B \leq 97$	-	$112 < I \leq 136$	-	-	-	-	S_1K
Eşik5	$R \leq 100$	$G \leq 85$	$B \leq 63$	-	-	-	$257 < I_d \leq 298$	-	-	D1A_2K
	$100 < R$	$86 < G$	$63 < B$	-	-	-	$298 \leq I_d \leq 257$	-	-	D1D-D_2K

Elde edilen dokuz öznitelikten bazılarının K-ortalamalar kümeleme yönteminde eşik değerlerine göre sınıf ya da küme dağılımları aşağıdaki şekillerde görülmektedir. Şekil 4.14.'de Eşik1, Eşik2 ve Eşik3'e göre dağılımlar gösterilmektedir. Şekil 4.15. ve Şekil 4.16.'da ise Eşik4 ve Eşik5'e ait dağılımlar sırasıyla verilmektedir. Elde edilen öznitelikler ve bu özniteliklerin kullanılma sırası üretici tarafından belirlenen sınıfların kendiliğinden ortaya çıkmasını, küme dışı örneklerin tespitini göstermektedir.



a)

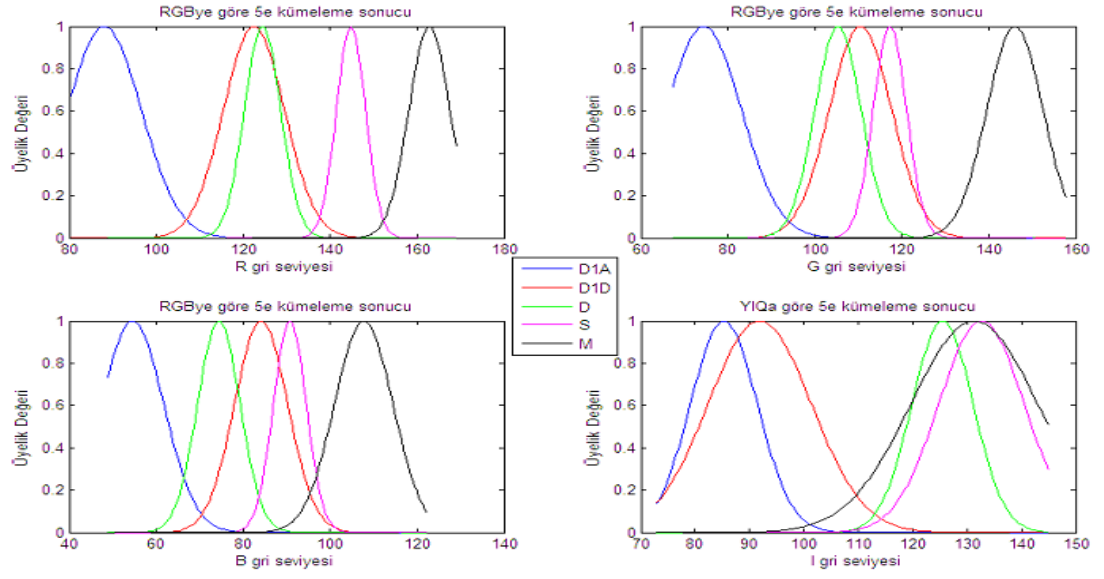
c)



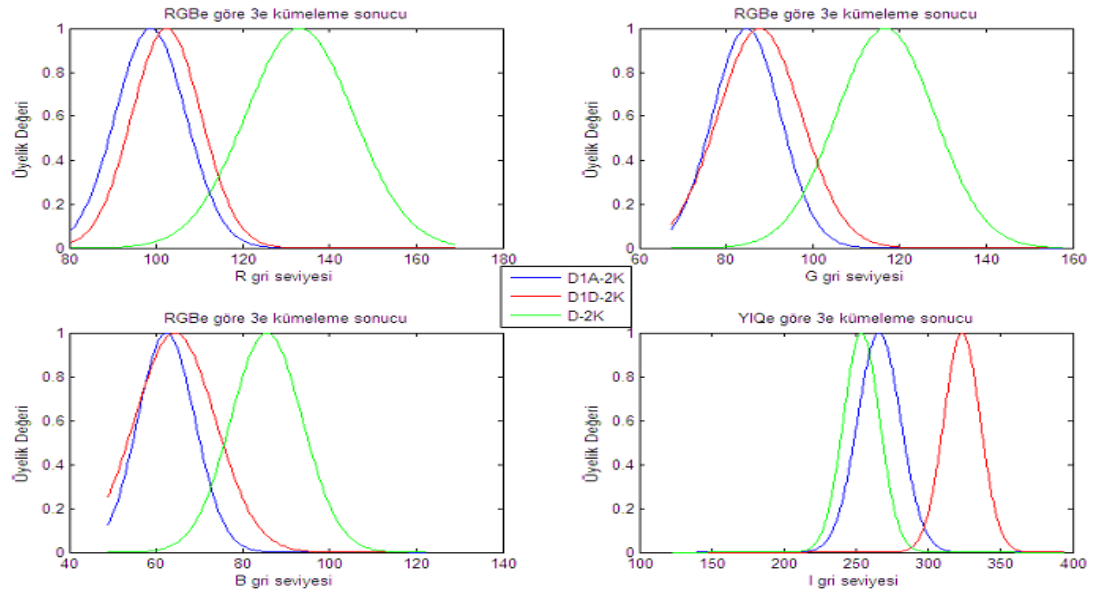
b)

Şekil 4.14. Travertenlerin K-ortalamalara göre kümelenmesi a) Eşik1, b) Eşik2, c) Eşik3

Şekil 4.14.(a)'da da görüldüğü gibi homojenite tek başına bütün travertenleri ayırmak için yeterli değildir. Bunun için homojenite özelliğine ek olarak YCbCr renk uzayında Cr ortalaması, HSI renk uzayında H için Gabor filtresi sonucu ortalaması ve DAC için I_d bileşenin standart sapması kullanılmıştır.



Şekil 4.15. Travertenlerin Eşik4'e göre K-ortalamlar ile kümelenmesi



Şekil 4.16. Travertenlerin Eşik5'e göre K-ortalamlar ile kümelenmesi

5. SONUÇ

Bu çalışmada, traverten plaka taşlar için öğreticisiz öğrenme yöntemlerinden biri olan K-ortalamalar kullanılarak kişilerin gözlemlerinden bağımsız bir sınıf tanımlaması yapılmıştır. Çeşitli renk ve homojenite özelliklerini içeren traverten taşları çoğu zaman şirketler tarafından el yordamı ile ayrılmaya çalışıldığından standart bir ayrıştırma yapılamamaktadır. Bunun en önemli sebeplerinden biride hiç kuşkusuz kişiden kişiye değişen renk gözlemidir. Bu sebeple bu çalışmada bilindik RGB (Kırmızı-Yeşil-Mavi) renk uzayına ek olarak YIQ, CIE- $L^*a^*b^*$, YCbCr, DAC ve HSI renk uzayları ile homojenite ölçütü de birer öznitelik olarak kullanılmıştır. Deneysel çalışmalardan da görüldüğü gibi K-ortalamalar kümeleme yönteminin yanı sıra kullanılan bulanık C-ortalamalar kümeleme yöntemi de yaklaşık aynı sonucu vermektedir. Elde edilen sonuçlar ışığında geliştirilen programın özniteliklerinin iyi seçildiği ve programda önemli bir yere sahip olup kümeleme yöntemlerinden neredeyse bağımsız olduğu görülmektedir. Bu çalışmada ayrıca hiçbir sınıfa ait olmayan traverten taşların da bulunması sağlanmıştır. Bu sayede gerek sınıfların belirlenmesinde gerek dekorasyon olarak yapılan çalışmalarda birkaç taş yüzünden görselliğin bozulması önlenabilmektedir. Bu az sayıdaki taşlar kişiler tarafından çok iyi belirlenemeyip çoğunlukla herhangi bir sınıfa dâhil edilmektedir. Deneysel çalışmalarda da görüldüğü gibi daha kaliteli ve daha iyi sonuç veren bu program sayesinde insan hatalarının önüne geçilip çok daha hızlı ve standart sonuçlar veren bir sistem geliştirilmiştir.

KAYNAKLAR

- Abe, S., Thawonmas, R., Kobayashi, Y., 1998. Feature Selection by Analyzing Class Regions Approximated by Ellipsoids. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-Part C, Applications and Reviews, 28(2), pp. 282-287.
- Agoston, G.A., 1987. Color Theory and Its Application in Art and Design. Second Completely Revised and Updated Edition, Springer- Verlag, Berlin.
- Akkoyun, Ö., 2010. Görüntü İşleme Yöntemlerinin Mermer Kalite Seçiminde Uygulanabilirliği Üzerine Bir Değerlendirme. Türkiye VII. Uluslararası Mermer ve Doğal Taş Kongresi, 14-15 Ekim, Afyonkarahisar.
- Akkoyun, Ö., Toprak, Z.F., 2010. Mermer Blok Kalitelerinin Bulanık Mantık Yöntemi ile Belirlenmesi. Bilimde Modern Yöntemler Sempozyumu, 14-16 Ekim, Diyarbakır.
- Aktan, S., 2004. Sayısal Görüntü Analizi ile Yumurta Sarısına İlişkin Renk Belirlemeleri. 4. Ulusal Zootečni Bilim Kongresi, Isparta.
- Aptoula, E., 2008. Analyse D'images Couleur par Morphologie Mathématique- Application á la Description, L'annotation et la Recherche D'images. Université Louis Pasteur, Doktora, 210p, Strasbourg.
- Ar, İ., Akgül, Y.S., 2008. A Generic System for the Classification of Marble Tiles Using Gabor Filters. Computer and Information Sciences, ISCIS '08, 23rd Int. Symp. On, pp. 1-6.
- Asmare, M.H., Asirvadam, V.S., Iznita, L., 2009. Color Space Selection for Color Image Enhancement Applications. Signal Acquisition and Processing, Int. Conf. on, pp. 208-212.
- Baker, C.T.H., 1977. The Numerical Treatment of Integral Equations. Oxford: Clarendon Press.
- Balas, C., 1997. An Imaging Colorimeter for Noncontact Tissue Color Mapping. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 44, pp. 468-474.
- Bayındır, F., Wee, A.G., 2006. Diş Rengi Seçiminde Bilgisayar Destekli Sistemlerin Kullanımı. Hacettepe Diş hekimliği Fakültesi Dergisi, 30(3), s. 40-46.
- Benavente, N., Pina, P., 2009. Morphological Segmentation and Classification of Marble Textures at Macroscopical Scale. Computers & Geosciences, 35(6), pp. 1194-1204.
- Castleman, K.R. 1996. Digital Image Processing. Prentice Hall, New Jersey.

- Cetiřli, B., 2006. Öznitelik Seçiminde Dilsel Kuvvetli Sinir Bulanık Sınıflayıcı Kullanımı. Osmangazi Üniversitesi Müh. Mim. Fak. Dergisi, 19, s. 109-129.
- Chaves-González, J.M., Vega-Rodríguez, M.A., Gómez-Pulido, J.A., Sánchez-Pérez, J.M., 2010. Detecting Skin in Face Recognition Systems: A Colour Spaces Study. Digital Signal Processing, 20(3), pp. 806-823.
- Cheng, H.D., Jiang, X.H., Sun, Y., Wang, J.L., 2001. Color Image Segmentation: Advances & Prospects. ScienceDirect, Pattern Recognition, 34, pp. 2259-2281.
- Colantoni, P., 2011. Color Spaces. <http://www.couleur.org/index.php?page=transformations>. Eriřim Tarihi: 26.12.2011.
- Cormen, T.H., Leiserson, C.E., Rivest, D.L., Stein, C., 2001. Introduction to Algorithms, 2nd Revised Edition. MIT Press, Cambridge, MA, 1180p.
- Courty, N., Marchand, E., 2003. Visual Peception Based on Salient Features. Proceedings of the 2003 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, Las Vegas.
- Çelik, H.C., Satıcı, Ö., Çelik, M.Y., 2004. Kronik Sigara İçme Alışkanlığı Olan Üniversite Öğrencilerinin Tutumlarına İliřkin Değişkenlerin Aşamalı Kümeleme Yöntemi Çözümlemesi. İnönü Üniversitesi Tıp Fakültesi Dergisi, 11(4), s. 217-222.
- Deviren, M., Balcı, M.K., Leloğlu, U.M., Severcan, M., 2000. A Feature Extraction Method for Marble Tile Classification. Third Int. Conf. on Computer Vision, Pattern Recognition & Image Processing, Atlantic City, USA, pp. 25-28.
- Doğan, H., Akay, O., 2010. Using AdaBoost Classifiers in a Hierarchical Framework for Classifying Surface Images of Marble Slabs. Expert Systems with Applications, 37, pp. 8814-8821.
- Dunham, M.H., 2003. Data Mining Introductory and Advanced Topics. Prentice Hall, Pearson Education Inc., New Jersey, 8p.
- Dunn, J.C. 1973. A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact. Well-Separated Clusters, J. Cybern., 3, pp. 32-57.
- Er, F., 2006. 2004 Yılında Türkiye'ye Gelen Yabancıların Tařıt Araçlarına Göre Dağılımının İstatistiksel Analizi. Anatolia: Turizm Arařtırma Dergisi, 17(2), s. 184-188.
- Eraslan, H., İpçioğlu, İ., Hařit, G., Erřahan, B., 2008. Bilecik Bölgesi Mermer Sektörünün Uluslar Arası Rekabetçilik Analizi: Sektörel Sorunlar ve Çözüm

Önerileri. Mustafa Kemal Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 5(10), s. 193-217.

Fowlkes, C., Belongie, S., Chung, F., Malik, J., 2004. Spectral Grouping Using the Nystrom Method. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 26(2), pp. 214-225, February 2004.

Getreuer, P., 2010. Colorspace Transformations. <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/28790-colorspace-transformations>. Erişim Tarihi:07.06.2011.

Gonzalez, R.C., Woods, R.E., 2008. Digital Image Processing. Pearson Int. Ed., 2008.

Günay, M., Alkan, A., 2009. EGM İşaretlerinin K-Ortalamlar Algoritması Kullanılarak Öbekleştirilmesi. KSÜ Mühendislik Bilimleri Dergisi, 12(2), s. 25-29.

Hamilton, E., 1992. JPEG File Interchange Format-Version 1.02. C-Cube Microsystems.

Han, J., Kamber, M., 2001. Data Mining Concepts and Techniques. Morgan Kaufman Publishers, Academic Press, 106p.

Haşiloğlu, A., 2001. Dalgacık Dönüşümü ve Yapay Sinir Ağları ile Döndürmeye Duyarsız Doku Analizi ve Sınıflandırma. Turk J. Engin Environ Sci, 25, s. 405-413.

Hopfield, JJ., 1982. Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities. In Proc. of National Academy of Sciences, 79, pp. 2554-2558.

Höppler, F., Klawoun, F., Kruse, R., Ruukler, T. 1999. Fuzzy Cluster Analysis. Wiley.

Huang, D., Chow, T.W.S., 2005. Efficiently Searching the Important Input Variables Using Bayesian Discriminant. IEEE Trans. On Circuits and Systems-I, Regular Papers, 52(4), pp. 785-793.

Işık, M., Çamurcu, A.Y. 2007. K-means, K-medoids ve Bulanık C-means Algoritmalarının Uygulamalı Olarak Performanslarının Tespiti. İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, 11, s. 31-45.

Jang J-S.R., Sun C-T., Mizutani E., 1997. Neuro-Fuzzy and Soft Computing. Prentice Hall, Upper Saddle River, pp. 403-453.

- Karaca, N., 2007. Alçak Çözünürlüklü Fotoğrafların Görüntülenmesi ve Bunların Optimizasyonu ile İlgili Bir Çalışma. Ege Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 111s, İzmir.
- Karaca, Z., Öztank, N., 2003. Mermerin Mimari Tasarımı. Türkiye IV. Mermer Sempozyumu (MERSEM'2003), 18-19 Aralık, Afyonkarahisar, s. 379-386.
- Kohonen, T., 1977. Associative Memory: A System-Theoretical Approach. Springer-Verlag, New York.
- López, F., Valiente, J.M., Prats, J.M., Ferrer, A., 2008. Performance Evaluation of Soft Color Texture Descriptors for Surface Grading Using Experimental Design and Logistic Regression. ScienceDirect, Pattern Recognition, 41, pp. 1744-1755.
- López, M., Martínez, J., Matías, J.M., Taboada, J., Vilán, J.A., 2010. Functional Classification of Ornamental Stone Using Machine Learning Techniques. J. of Computational and Applied Mathematics, 234(4), pp. 1338-1345.
- Lucchese, L., Mitra, S.K., Mukherjee, J., 2001. A New Algorithm Based on Saturation and Desaturation in the xy Chromaticity Diagram for Enhancement and Re-rendering of Color Images. IEEE, Image Processing, Proceedings, 2001 Int. Conf. on, 2, pp. 1077-1080.
- MacQueen, J.B. 1967. Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations. Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, pp. 281-297.
- Martinez-Alajarin, J., Tomas-Balibrea, L.M., 1999. Marble Slabs Quality Classification System Using Texture Recognition and Neural Networks Methodology. European Symposium on Artificial Neural Networks Bruges, 21-23 April, Belgium, pp. 75-80.
- Martinez-Alajarin, J., Luis-Delgado, J.D., Tomas-Balibrea, L.M., 2005. Automatic System for Quality-Based Classification of Marble Textures. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C, 35(4), pp. 488-497.
- Metlek, S., Büyükçingir, E., Cetişli, B., 2009. The Automatic Machine Vision and Classification System of Granite Slabs. Int. Symposium on Eng. and Arc. Sciences of Balkan, Caucasus and Turkic Republics, 22-24 Ekim, Isparta, pp. 99-103.
- Nyström, E.J., 1928. Über die Praktische Auflösung von Linearen Integralgleichungen mit Anwendungen auf Randwertaufgaben der Potentialtheorie. Commentationes Physico Mathematicae, 4(15), pp. 1-52.

- Osareh, A., Mirmehdi, M., Thomas, B., Markham, R., 2002. Comparison of Colour Spaces for Optic Disc Localisation in Retinal Images. IEEE 16th Int. Conf. on Pattern Recognition, 1, pp. 743-746.
- Özkan, Y., 2008. Veri Madenciliği Yöntemleri. Papatya Yayıncılık ve Eğitim AŞ. Bölüm 6.
- Özmen, A., Erdoğan, D., Uçan, O.N., Albora, A.M., 2005. 2 Boyutlu Gabor Filtre Yöntemi Uygulayarak Trakya ve Marmara Denizindeki Fay Hatlarının Saptanması. Signal Processing and Communications Applications Conf. Proceedings of the IEEE 13th, pp. 530-532.
- Paravina, R.D., 2004. Esthetic Color Training in Dentistry. Elsevier Mosby, 165p.
- Periavi, A., Kheibari H.T. 2008. A Fast Algorithm for Connectivity Graph Approximation Using Modified Manhattan Distance in Dynamic Networks. Applied Mathematics and Computation, 201, pp. 319-332.
- Poursaberi, A., 2004. 2D Gabor Filter (Ver1,2,3). <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/5237-2d-gabor-filterver123>. Erişim Tarihi:14.05.2011.
- Press, W.H., Teukolsky, S.A., Vetterling, W.T., Flannery, B.P., 1992. Numerical Recipes in C. Second ed. Cambridge Univ. Press.
- Reinhard, E., Adhikhmin, M., Gooch, B., Shirley, P., 2001. Color Transfer Between Images. IEEE Computer Graphics and Applications, 21(5), pp. 34-41.
- Sarıman, 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), s. 192-202.
- Scheffler, C., Odobez, J.M., 2011. Joint Adaptive Colour Modelling and Skin, Hair and Clothing Segmentation Using Coherent Probabilistic Index Maps. In: Proc. of BMVC, pp. 1-14.
- Selver, A.M., Ardalı, E., Akay, O., 2007. Feature Extraction for Quantitative Classification of Marbles. IEEE Signal Processing and Communications Applications, 15, pp. 1-4.
- Selver, A.M., Akay, O., 2009. Evaluating Clustering Methods for Classification of Marble Slabs in an Automated Industrial Marble Inspection System. Int. Conf. on Electrical and Electronics Engineering, ELECO 2009, pp. 115 - 119.
- Selver, A.M., Akay, O., Ardalı, E., Yavuz, A.B., Önal, O., Özden, G., 2009. Cascaded and Hierarchical Neural Networks for Classifying Surface Images of Marble Slabs. IEEE Systems, Man, and Cybernetics, 39, pp. 426-439.

- Selver, M.A., Akay, O., Alim, F., Bardakçı, S., Ölmez, M., 2011. An Automated Industrial Conveyor Belt System Using Image Processing and Hierarchical Clustering for Classifying Marble Slabs. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 27, pp. 164-176.
- Shi, J., Malik, J., 2000. Normalized Cuts and Image Segmentation. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(8), pp. 888-905.
- Shih, P., Liu, C., 2005. Comparative Assessment of Content-Based Face Image Retrieval in Different Color Spaces. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 19(7), pp. 873-893.
- Silahtaroglu, G., 2008. Kavram ve Algoritmalarıyla Temel Veri Madenciliği. Papatya Yayıncılık Eğitim, Altan Basım, VIII, 174s. İstanbul.
- Taşkın, Ç., Emel, G.G. 2010. Veri Madenciliğinde Kümeleme Yaklaşımları Ve Kohonen Ağları İle Perakendecilik Sektöründe Bir Uygulama. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 15, s. 395-409.
- Theodoridis, S., Kotroumbas, K. 1999. *Pattern Recognition*. Academic Press, San Diego.
- Topalova, I., Tzokev, A., 2010. Automated Texture Classification of Marble Shades with Real-Time PLC Neural Network Implementation. *Neural Networks (IJCNN)*, The 2010 Int. Joint Conference on, p. 1-8.
- Viénot, F., Brettel, H. & Mollon, J. D., 1999. Digital Video Colourmaps for Checking the Legibility of Displays by Dichromats. *Color Research and Application*, 24, pp. 243-252.
- Yılmaz, İ., 2002. Renk Sistemleri, Renk Uzayları ve Dönüşümler. Selçuk Üniversitesi Jeodezi ve Fotogrametri Mühendisliği Öğretiminde 30. Yıl Sempozyumu, 16-18 Ekim, Konya, s. 340-350.
- Yılmaz, Ö., Kaya, V., 2005. Genişleme Sürecindeki Avrupa Birliği: Ekonomik Performansa Dayalı Kümeleme Analizi. *Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 5(1).
- Yurtoğlu, H., 2005. Yapay Sinir Ağları Metodolojisi ile Öngörü Modellenmesi: Bazı Makroekonomik Değişkenleri için Türkiye Örneği. Dpt – Uzmanlık Tezleri.
- Zhou, W., 2001. Universal Image Quality Index. http://signal.ece.utexas.edu/~zwang/research/quality_index/img_qi.m. Erişim Tarihi: 18.06.2011.
- Zhou, W., Bovik, A.C., 2002. A Universal Image Quality Index. *IEEE Signal Processing Letters*, 9(3), pp. 81-84.

EK-1

Hızlı Bölümleme Fonksiyonu

```
function seg=fast_segment(A,n)
% Bu program girilen resmi belirlenen blok tipine göre parçalara ayırarak
% herbir parçanın renk ortalamasını hesaplayıp öznitelik matrisini
% oluşturur. Bu öznitelikler herhangi bir kümeleme yada sınıflandırma
% algoritması ile kullanılabilir.
% A: resim
% n: A resminin ayrılmasının istendiği blok tipi
%   ör/ n=3; 3x3 blok tipini göstermektedir.
div=n*n;
[s1,s2,s3]=size(A);
m1=s1/n;
m2=s2/n;

seg=[];
for i=1:m1
    for j=1:m2

        temp=A(i*n-n+1:i*n,j*n-n+1:j*n,:);

        if(s3>1)

            ozellik=[sum(sum(temp(:,1)))/div,sum(sum(temp(:,2)))/div,sum(sum(temp(:,3)))/div];
        else
            ozellik=(sum(sum(temp)))/div;
        end

        seg=[seg;ozellik];

    end
end

end
```

EK-2

Hızlandırılmış K-ortalamalar Fonksiyonu

```
function [sonuc,Merkeznok,k]=kmeans_fast(A,k,error)
% A: Kümelenecek veri
% k: Küme sayısı
% error: % olarak merkez noktasının ne kadar toleransa göre değişeceğini belirtiyor.
if(nargin ==2)
    error=0;
end

[s1,s2]=size(A);
Merkeznok=[];
Merkeznok_old=[];
fark=1000;

% düzenli k adet merkez noktası oluşturulur
k1=min(A);
k2=max(A);
ff=(k2-k1)./(k-1); % k adet kümeye göre merkez noktanın artış miktarı

for i=1:k
    if(i==1)
        Merkeznok=[Merkeznok;k1];
    else
        Merkeznok=[Merkeznok;k1+ff*(i-1)];
    end
end

deg_mik=(max(max(A))-min(min(A)))*error/100;
%Merkez noktalar arasındaki farkın en az ne kadar değişim göstermesinin
%istendiği hesaplanır

while(fark>deg_mik)

    %her bir nesnenin merkez noktalara olan uzaklıkları bulunur
    uzaklik=[];
    M_temp=zeros(s1,s2);

    for i=1:k
        for j=1:s2
            M_temp(:,j)=Merkeznok(i,j);
        end
    end
```

```

uzaklik=[uzaklik sum( ((A-M_temp).^2),2 )];

end

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% nesneler kendilerine ait kümeye yerleştirilir

sonuc=[];
[1,sonuc]=min(uzaklik,[],2); % 1 en küçük değeri sonuc kaçınıcı eleman olduğunu
buluyor

sonuc_temp=sonuc;
% Sonucun Düzeltilmesi
if(min(sonuc)~=1)
    sonuc=sonuc-(min(sonuc)-1);

    Merkeznok=Merkeznok(min(sonuc_temp):max(sonuc_temp),:);
    k=max(sonuc);
end

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% yeni merkez noktaları o kümeye ait nesnelerin ortalamalarına göre yeniden
% hesaplanır.

Merkeznok_old=Merkeznok;
Merkeznok=[];

for i=1:k
    ind1=sonuc==i;
    temp3=[];

    for j=1:s2
        temp3=[temp3 sum(A(ind1,j))/sum(ind1)];
    end

    Merkeznok=[Merkeznok;temp3];
end

fark=sum(sum(abs(Merkeznok-Merkeznok_old)));
%Eski merkez noktası ile yeni merkez noktası arasındaki değişim
%hesaplanır

end

end

```

EK-3

Bölümlenmiş Veriyi Tekrar Yerleştirme Fonksiyonu

```
function rev=segment_reverse(A,s1,s2,n)
% Bu program belirlenen blok tipine göre kümelenmiş veriyi resmin uygun
% bölgesine taşıma işlemini yapmaktadır.
% A: Kümelenmiş bloklar
% s1,s2: Geri çevirmek istediğimiz boyut
% n: Blok tipi ör/ n=3; 3x3 blokları göstermektedir.

m1=ceil(s1/n);
m2=ceil(s2/n);

if(m1*n>s1)
    kontrol1=1;
else
    kontrol1=0;
end

if(m2*n>s2)
    kontrol2=1;
else
    kontrol2=0;
end

sonucdizi=reshape(A,m1,m2);
sonucdizi=sonucdizi';

rev=zeros(s1,s2);
for i=1:m1
    for j=1:m2

        if(kontrol1==1 && i==m1 && j<m2)
            rev(i*n-n+1:s1,j*n-n+1:j*n)=sonucdizi(i,j);

        elseif(kontrol2==1 && j==m2 && i<m1)
            rev(i*n-n+1:i*n,j*n-n+1:s2)=sonucdizi(i,j);

        elseif(kontrol1==1 && kontrol2==1 && i==m1 && j==m2)
            rev(i*n-n+1:s1,j*n-n+1:s2)=sonucdizi(i,j);

        else
            rev(i*n-n+1:i*n,j*n-n+1:j*n)=sonucdizi(i,j);

        end
    end
end
```

```
    end  
end  
end
```

EK-4

Veriyi Renklendirme Fonksiyonu

```
function picture=paint(I,A)
% Bu program kümelenmiş resmi orjinal resme göre renklendirme işlemi
% yapmaktadır.
% I: Orijinal resim
% A: Renklendirilmek istenen kümelenmiş resim
[~,~,s3]=size(I);
cluster_number=max(max(A));
picture=I;
for i=1:cluster_number
    ind=A==i;

    if(s3>1)

        I2(:,:,1)=double(I(:,:,1)).*ind;
        I2(:,:,2)=double(I(:,:,2)).*ind;
        I2(:,:,3)=double(I(:,:,3)).*ind;

        ind2=I2(:,:,:)>0;
        R=round(sum(sum(I2(:,:,1)))/sum(sum(ind)));
        G=round(sum(sum(I2(:,:,2)))/sum(sum(ind)));
        B=round(sum(sum(I2(:,:,3)))/sum(sum(ind)));

        ind_temp=ind2;
        ind_temp(:,:,2)=0;
        ind_temp(:,:,3)=0;
        picture(ind_temp)=R;

        ind_temp=ind2;
        ind_temp(:,:,1)=0;
        ind_temp(:,:,3)=0;
        picture(ind_temp)=G;

        ind_temp=ind2;
        ind_temp(:,:,1)=0;
        ind_temp(:,:,2)=0;
        picture(ind_temp)=B;

    else
        picture(ind)=round(sum(sum(picture(ind)))/sum(sum(ind)));

    end
end
```

end

picture=uint8(picture);

end

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Melike ŞİŞECİ

Doğum Yeri ve Yılı : Isparta 1984

Medeni Hali : Bekar

Yabancı Dili : İngilizce



Eğitim Durumu (Kurum ve Yıl)

Lise : Isparta Anadolu Teknik Lisesi 1999-2002

Lisans : Mersin Üniversitesi 2005-2009

Yüksek Lisans : Süleyman Demirel Üniversitesi 2010-...

Çalıştığı Kurumlar ve Yıl:

Mehmet Akif Üniversitesi Ağlasun Meslek Yüksek Okulu (Öğretim Elemanı)
02/2011-06/2011

Ağlasun Halk Eğitim Merkezi (Bilgisayar İşletmenliği Öğretmeni) 03/2011-05/2011