

T. C.
YÜZÜNCÜ YIL ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**GÖRÜNTÜ İŞLEMEDE KULLANILAN
İSTATİSTİK YÖNTEMLER VE BİR UYGULAMA**

Yusuf DİLBİLİR
BİYOİSTATİSTİK ANABİLİM DALI
(TIP PROGRAMI)
YÜKSEK LİSANS TEZİ

DANIŞMAN
Prof. Dr. Sıddık KESKİN

2. DANIŞMAN
Yrd. Doç. Dr. Musa ATAŞ

VAN – 2017

T.C.
YÜZÜNCÜ YIL ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**GÖRÜNTÜ İŞLEMEDE KULLANILAN
İSTATİSTİK YÖNTEMLER VE BİR UYGULAMA**

Yusuf DİLBİLİR
BİYOİSTATİSTİK ANABİLİM DALI
(TIP PROGRAMI)
YÜKSEK LİSANS TEZİ

DANIŞMAN
Prof. Dr. Sıddık KESKİN

2. DANIŞMAN
Yrd. Doç. Dr. Musa ATAŞ

VAN – 2017

T.C.
YÜZÜNCÜ YIL ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**GÖRÜNTÜ İŞLEMEDE KULLANILAN
İSTATİSTİK YÖNTEMLER VE BİR UYGULAMA**

Yusuf DİLBİLİR
BİYOİSTATİSTİK ANABİLİM DALI
(TIP PROGRAMI)
YÜKSEK LİSANS TEZİ

Prof. Dr. Sıddık KESKİN
(Jüri Başkanı)

Yrd. Doç. Dr. Gürol ZIRHLIOĞLU
(Üye)

Yrd. Doç. Dr. Nazire MİKAİL
(Üye)

TEZ KABUL TARİHİ
16 / 03 / 2017

TEŐEKKÜR

Yüksek Lisans tezimin hazırlanmasında, değerli tecrübeleri ve bilgi birikimleriyle katkısı olan ve çalışmalarımnda desteklerini esirgemeyen, saygıdeğer danışman hocam Prof. Dr. Sıddık KESKİN'e sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca tez çalışmamın uygulaması için gerekli deneysel verilerin elde edilmesinde değerli vaktini benimle paylaşan ikinci danışman hocam Yrd. Doç. Dr. Musa ATAŐ'a teşekkür ederim.

Hem hocalarım hem de dostlarım olan Öğr. Gör. Sadi ELASAN, Öğr. Gör. Galip SARISU ve Arş. Gör. Yahya DOĞAN'a da çalışmamın hazırlanmasında yoluma ışık tuttıkları için teşekkürlerimi borç bilirim.

Son olarak, hayatım boyunca maddi ve manevi destekleriyle yanımda olan aileme en içten minnettarlıklarımı sunarım.

Bu çalışmanın uygulama materyali, TÜBİTAK tarafından desteklenen "113E620" ve "2150154" numaralı projelerden sağlanmıştır.

İÇİNDEKİLER

KABUL VE ONAY	II
TEŞEKKÜR	III
İÇİNDEKİLER	IV
SİMGELER VE KISALTMALAR	VI
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	VII
TABLolar LİSTESİ.....	IX
1. GİRİŞ.....	10
2. GENEL BİLGİLER	12
2.1. Görüntü.....	15
2.2. Çözünürlük (Resolution)	16
2.3. Karşıtlık (Contrast).....	17
2.4. Parlaklık (Açıklık – Koyuluk).....	18
2.5. Görüntünün Renklerle Temsil Edilmesi.....	18
2.5.1. İki tonlu (binary) görüntü.....	19
2.5.2. Gri düzeyli görüntü.....	20
2.5.3. Renkli görüntü.....	21
2.5.4. Renkli görüntünün gri düzeyli görüntüye dönüşümü.....	22
2.5.5. Gri düzeyli görüntünün iki tonlu görüntüye dönüşümü.....	23
2.6. Gürültü (Noise) ve Filtreleme Yöntemleri.....	24
2.6.1. Gürültü (noise) çeşitleri.....	24
2.6.2. Ortalama filtreleme yöntemi.....	25
2.6.3. Medyan filtreleme yöntemi.....	26
2.7. Görüntü Eşikleme (Thresholding) Yöntemi.....	27
2.8. Matematiksel Morfoloji.....	28
2.8.1. Aşınma (Erosion).....	28
2.8.2. Genişleme (Dilation).....	29
2.8.3. Açma (Opening).....	29
2.8.4. Kapama (Closing).....	30
2.9. Histogram Eşitleme (Kontrast Ayarlama) Yöntemi	31

2.10. Görüntü Eşleme Yöntemi.....	32
2.10.1. Alan tabanlı yöntemler.....	32
2.10.2. Nesne - detay tabanlı yöntemler.....	35
2.10.3. İlişkisel yöntemler.....	37
2.11. Görüntüde Kenar Bulma.....	38
3. GEREÇ VE YÖNTEM	40
3.1. Gereç	40
3.2. Yöntem	40
3.2.1. Gerçek verilerin elde edilmesi.....	40
3.2.2. Görüntülerin elde edilmesi.....	41
3.2.3. Sanal özneliklerin elde edilmesi.....	42
4. BULGULAR.....	47
4.1. Ağırlık Tahmini.....	49
4.2. Uzunluk Tahmini	50
4.3. Genişlik Tahmini	52
5. TARTIŞMA VE SONUÇ.....	54
ÖZET.....	57
SUMMARY	58
KAYNAKLAR	59
ÖZGEÇMİŞ	63
EK 1. İNTİHAL RAPORU.....	64

SİMGELER VE KISALTMALAR

a	: Sabit sayı
AIC	: Akaike's Information Criteria (Akaike'nin bilgi kriteri)
Ar-Ge	: Araştırma Geliştirme
B	: Blue (Mavi)
b	: Bağımsız değişkenin kat sayısı
BAP	: Bilimsel Araştırma Projeleri
BIC	: Bayesian Information Criteria (Bayesian bilgi kriteri)
Dpi	: Dots Per Inch (Bir inçteki nokta sayısı)
F	: Frekans
Fps	: Frame Per Second (Bir saniyede çekilen imge sayısı)
G	: Green (Yeşil)
G_AĞIRLIK	: Gerçek Ağırlık
G_GENİŞLİK	: Gerçek Genişlik
G_UZUNLUK	: Gerçek Uzunluk
HKO	: Hata Kareler Ortalaması
HKT	: Hata Kareler Toplamı
k	: Regresyon modelindeki bağımsız değişken sayısı
KAO	: Kenar Alan Oranı
M	: Satır sayısı
MCp	: Mallows' Cp istatistiği
N	: Sütun sayısı
n	: Gözlem sayısı
nm	: Nanometre
OCL	: Open Cezeri Library
Ppi	: Pixels Per Inch (Bir inçteki piksel sayısı)
R	: Red (Kırmızı)
R ²	: Belirleme katsayısı
R ² _(Adj)	: Düzeltilmiş belirleme katsayısı
RGB	: Kırmızı, yeşil mavi renk uzayı
T	: Zaman
TKU	: Toplam Kenar Uzunluğu
X	: Bağımsız değişken
Y	: Bağımlı değişken
YE	: Yapılandırma Elemanı
Z	: Derinlik
Λ	: Renk
σ ²	: Varyans

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.	Görüntü işleminin temel yapısı.....	15
Şekil 2.	Sayısal bir görüntüyü oluşturan öğeler.....	15
Şekil 3.	Aynı görüntüye ait farklı çözünürlüklerin gerçek boyutlarda gösterimi..	16
Şekil 4.	Aynı görüntüye ait farklı çözünürlüklerin eşit boyutlarda gösterimi.....	16
Şekil 5.	Farklı kontrast durumlarının beraber gösterimi.....	17
Şekil 6.	Göz yanılmasına örnek görüntüler.....	17
Şekil 7.	Parlaklığı değiştirilen orijinal görüntü ile açık ve koyu halleri.....	18
Şekil 8.	Elektromanyetik spektrumlar.....	18
Şekil 9.	Renk modelleri.....	19
Şekil 10.	İki tonlu (siyah beyaz) görüntü ve sayısal değerleri.....	20
Şekil 11.	Gri düzeyli bir görüntü ve görüntüdeki piksellerin sayısal değerleri.....	20
Şekil 12.	Temel renklerin 3 katmanda gösterimi.....	21
Şekil 13.	RGB uzayının kübik gösterimi.....	22
Şekil 14.	RGB bir görüntünün üç farklı yöntemle gri seviyeli dönüşümü.....	23
Şekil 15.	Gürültü (noise) çeşitlerine örnek bir imge.....	24
Şekil 16.	İki defa ortalama filtresi uygulanmış görüntü.....	25
Şekil 17.	Medyan filtre ile salt and pepper noise giderme örneği.....	26
Şekil 18.	Salt and pepper noise olan bir görüntünün 3x3 medyan filtre ve 3x3 ortalama filtre ile işlenmesinin karşılaştırılması.....	26
Şekil 19.	Eşikleme öncesi ve sonrası görüntüler ve görüntü histogramı.....	27
Şekil 20.	Birden fazla eşik değeri kullanılarak nesne belirleme.....	27
Şekil 21.	Matematiksel morfoloji operatörleri.....	28
Şekil 22.	Erosion operatörünün iki defa uygulanması.....	29
Şekil 23.	Dilation operatörünün iki defa uygulanması.....	29
Şekil 24.	İki defa aşınmanın ardından iki defa genişleme işlemleriyle yapılan açma uygulaması.....	30
Şekil 25.	İki defa genişlemenin ardından iki defa aşınma işlemleriyle yapılan kapama uygulaması.....	30
Şekil 26.	Kontrast ayarlama öncesi ve sonrasına örnek görüntü ve histogramlar...	31
Şekil 27.	Kalıp ve kalıbın içerisinde aranacağı kaynak görüntü.....	32

Şekil 28. İki tonlu kalıp görüntü ve iki olası durumlu kaynak görüntü.....	33
Şekil 29. Gri tonlu kalıp görüntü ve iki olası durumlu kaynak görüntü.....	34
Şekil 30. Farklılıklara rağmen gerçekleşen eşleme örneği.....	35
Şekil 31. Nokta eşleme örneği.....	36
Şekil 32. Kenar (Köşe) eşleme örneği.....	36
Şekil 33. Alan (parça) eşleme örneği.....	37
Şekil 34. İdeal olan ve ideal olmayan kenar modellerinin gri seviyeli gösterimi....	38
Şekil 35. Gri düzeyli bir görüntüye uygulanan kenar bulma algoritmaları.....	39
Şekil 36. Fıstıklara ait gerçek verilerin ölçülmesi.....	40
Şekil 37. Görüntü elde etme süreci.....	41
Şekil 38. Bazı öznitelikleri otomatik olarak çıkarılan görüntü.....	42
Şekil 39. Ana çerçeveden çıkarılan fıstık nesnesini kapsayan matrisler.....	43
Şekil 40. Canny kenar bulma algoritması kullanılarak kenarı bulunan fıstıklar.....	43
Şekil 41. Çatlaklık özneliğine örnek fıstık görüntüleri.....	44
Şekil 42. Uzunluk ve genişlik özniteliklerinin beraber gösterildiği fıstıklar.....	45
Şekil 43. Yuvarlaklık değeri 1,37 br olan bir fıstık görüntüsü.....	45

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 1.	Özellikler için genel tanımlayıcı istatistikler.....	47
Tablo 2.	Değişkenler arasındaki korelasyon katsayıları.....	48
Tablo 3.	Ağırlık için regresyon analizi sonuçları.....	49
Tablo 4.	Uzunluk için regresyon analizi sonuçları.....	51
Tablo 5.	Genişlik için regresyon analizi sonuçları.....	52



1. GİRİŞ

Teknolojide günden güne elde edilen başarılı gelişmelerle insan hayatını önemli derecede kolaylaştıran ürünler keşfedilmiştir. Bilgisayarların bu gelişmelerde önemli bir rolünün olduğu şüphesizdir. Çeşitli yazılımlar ve bu yazılımların gerçek hayatla bağlantılarını kuran donanımlar kullanılarak insan hayatını kolaylaştıran akıllı ve hızlı makineler icat edilmiştir. Böylece yapılan işlerde insan gücüne duyulan ihtiyaç minimize edilmiş ve işler daha hızlı ve güvenli bir şekilde yürütülür olmuştur. Eğitim, savunma, sağlık, endüstri ve bilim gibi birçok alanda teknolojinin bu faydalarını görmek mümkündür.

Ses, ısı, ışık ve hareket gibi belirtileri, ilgili sensörler aracılığıyla algılayıp, bu girdileri sayısal verilere dönüştürmeye sinyal işleme denir. Sinyal işleme teknolojisinde yer alan ve hızlı gelişen en önemli alanlardan biri de görüntü işlemedir.

Görüntü işleme yöntemleriyle görüntünün rengi, çözünürlüğü, parlaklığı ve yapısı gibi özellikleri değiştirilebilir ve bu verilerle çeşitli problemlere çözümler bulunabilir. Bu işlemler, yazılım veya donanım kaynaklı olarak görüntüde meydana gelen bozuklukların giderilmesi için kullanılacağı gibi nesnelere tespiti, tanınması ve takibi gibi birçok alanda da kullanılabilir. Görüntü işleme yöntemleri kullanılarak resmi çekilen nesnenin genişliği, uzunluğu, çevresi, alanı ve çapı gibi özellikleri de ölçülebilir. Bu bağlamda, görüntü işlemede kullanılan istatistik yöntemler ve bu yöntemlerin kullanılabilirliği ile birlikte sonuçların yorumlanması da önemlidir.

Sayısal görüntü algılama ve bu görüntüyü işleme; matematiksel ve olasılık hesaplarını temel almasına rağmen, insanın görsel algılaması, dijital görüntü işlemede hangi yöntemlerin kullanılacağına dair büyük ve merkezi bir rol oynamaktadır.

Görüntüler, gerçek ortamdan bir kamera aracılığıyla sayısal ortama geçirilirken, “noise” adı verilen hatalar veya bozukluklar oluşabilmektedir. Bu hataların düzeltilmesi için çeşitli istatistik yöntemler kullanılır. Dolayısıyla

istatistiksel görüntü işleme ile olayların analizi sonunda daha doğru sonuçların elde edilmesi amaçlanır ve zaman açısından büyük bir kazanç sağlanmış olur.

Bu işlemler yapılırken görüntüye matematiksel fonksiyonlardan veya modellerden oluşan filtre veya maskeler uygulanır. Görüntü işleme kapsamında uygulanan bu metotlar, görüntünün görsel ve sayısal açılarından daha kolay yorumlanabilmesine imkân sağlar (Pitas, 2000).

Teknolojinin ilerlemesiyle, insan ihtiyaçlarını karşılamak üzere geliştirilen bilgisayar donanımları ile bu donanımları çalıştıran yazılımlar sayesinde görüntü işleme alanında yapılan çalışmalar ve bu alana olan ilgi günden güne artmıştır. Bununla birlikte, görüntü işleme yöntemlerinden nasıl faydalanılacağı da araştırmalara konu olmuştur (Asmaz, 2006). Böylece insan hayatında önemli bir yeri olan bilgisayarların etkin kullanımı ile nesnelerin tanınması, özneliklerin çıkarılması ve bu nesnelerin sınıflandırılmasında önemli bir noktaya gelinmiştir. Gelecekte görüntü işleme ve istatistik yöntemler sayesinde, astronomi, sağlık, eğitim, güvenlik, teknoloji ve endüstri gibi birçok alanda insan hayatını kolaylaştıracak önemli gelişmelerin olabileceği düşünülmektedir.

Bu çalışmada, görüntü işleme ile ilgili temel kavramlara değinildikten sonra görüntüsü alınan cismin fiziksel bazı özelliklerinin, görüntü işleme yöntemleri kullanılarak tespit edilmesi ele alınmıştır. Bu bağlamda, gerekli literatür taraması yapılmış olup, görüntü işlemede kullanılan istatistik yöntemlerin kullanıldığı bir uygulamaya yer verilmiştir.

2. GENEL BİLGİLER

Sinyal işleme kapsamında en hızlı gelişen alanlardan biri olan görüntü işleme ve görüntü işlemede kullanılan yöntemler, dünyada ve Türkiye’de çeşitli araştırmalara ve çalışmalara konu olmuştur. Bu çalışmaların sonucunda insan hayatını kolaylaştıracak, düşük maliyetli, güvenli ve hızlı birçok buluşa imza atılmıştır.

Ghazanfari ve ark. (1997), yaptıkları çalışmayla, fıstıkları; aşırı büyük, büyük, orta ve çatlamamış olmak üzere dört kalite sınıfına, görüntü tabanlı sınıflandırmayla ayırmışlardır. Çalışmalarında gri düzey histogram yöntemi ile fourier betimleyicilerini öznelik belirlemede kullanan araştırmacılar, sınıflandırma başarısını tespit etmek için hibrid karar ağaçlarını ve ileri beslemeli sinir ağını kullanmışlardır.

Bennamoun ve Boashash (1997), çalışmalarında görüntü işleme teknikleriyle otomatik nesne tanımayı uygulamışlardır. Kenar bulma algoritması uygulanan imgeden, belirlenen nesnelere ait parametreler elde edilmiş olup nesne tanımlanmıştır.

Ünal ve ark. (1999), yaptıkları çalışmalarında seri üretim yapılan yerlerde görüntü işleme yöntemlerini kullanarak kalite kontrolünü gerçekleştirmişlerdir. Kamera aracılığıyla elde edilen imgeler, uygun bir görüntü işleme yazılımıyla işlendikten sonra malzemenin ölçümleri otomatik olarak yapılmıştır.

Fu ve Liu (2001), otonom araçlar için görüntü işleme tabanlı, nesneyi tespit etme ve tanımaya dair uygulama yapmışlardır. Kenar belirleme, Hausdorff uzaklık dönüşümü, koordinat belirleme ve kalıp karşılaştırma işlemlerini kullanmışlardır.

Özdemir (2004), sayısal yöntemlerle elde edilmiş olan görüntülerdeki kaya parçalarını görüntü işleme yöntemleriyle tespit ederek, boyut analizlerinin yapılması ve sonuçların tablolara kaydedilip grafiksel gösterimi ile ilgili çalışma yapmıştır. Yapılan görüntü işlemenin doğru sonuçlar verebilmesi için kaya parçalarının bulunduğu ortama, ölçüsü önceden bilinen bir cisim bırakılmış ve yazılımdaki ölçeklendirme çubuğunun yardımıyla bilinen bu değerle resmin ölçeği

oluşturulmuştur. Bu bağlamda; kameranın, resmi çekilen alana olan uzaklığı ve bakış açısı gibi özelliklerin, resimdeki bir birimlik alana kaç cm'lik gerçek ölçünün denk geldiğinin hesaplanmasında önemli olduğu vurgulanmıştır.

Sinha ve Fieguth (2006), yeraltındaki borulara ait imgelerin şekilsel ve yapısal açılardan sınıflandırılması üzerine çalışmışlardır.

Zhang ve ark. (2006), zımparalanmış ve parlatılmış nesnelerin yüzeylerindeki hataların görüntü işlemeyle sınıflandırılması ile ilgili bir çalışma yapmışlardır. Özellikle, estetik açıdan kaliteli olması beklenen ürünlerin yüzey bozukluklarını tespit edip sınıflandırmışlardır. Bu sınıflandırma işleminde hataların şekilsel özelliklerinin yanı sıra; Ayrık Kosinüs dönüşümü, Laws filtreleri, Gabor filtreleri ve matris tabanlı istatistik özellikler de kullanılmıştır.

Edizer (2006), imgelerdeki kaya parçalarının gerçek ölçümleri ile "IMAGEJ" yazılımı kullanılarak elde edilen dijital ölçümleri karşılaştırmıştır. Böylece maden taneciklerinin boyut analizi, görüntü işleme teknikleri kullanılarak kolay ve otomatik bir şekilde yapılabildiği elde edilen veriler kayıt altına alınmıştır.

Aslantaş (2006), görüntü işleme yöntemlerini kullanarak kesilen ağaçların yaşlarının hesaplanmasına dair bir çalışma yapmıştır. Bu çalışmada, ağaç kesitinden kamera ile alınan görüntüler, dijital Red Green Blue (RGB) kodlarına ayrılmış, birbirine paralel uzanan halka kenarları bulunmuş ve sayılmıştır. Yapılan bu çalışmayla ağaç kesitlerindeki yıllık halkaların sayılmasında hızlanma ve hassasiyet sağlanmıştır.

Bal (2006), görüntü işleme yöntemlerini kullanarak bir cisme ait görüntülerden özelliklerin elde edilmesi üzerine çalışmıştır. Araştırmanın uygulaması için domino taşlarını kullanmış olup, bu çalışma için görüntü iyileştirme, filtreleme, yapısal düzenleme ve bölümlendirme gibi görüntü işleme tekniklerini kullanmıştır. Çalışmadan elde edilen sonuçlara göre uygun aydınlatmanın, görüntüden özellik çıkarmada en önemli etken olduğu ve çözünürlük ile cismin yapısal özelliklerinin, görüntü işlemede önemli yere sahip olduğu vurgulanmıştır.

Bozkurt (2009), yaptığı çalışmada, elde ettiği retina görüntülerini kullanarak; retina damarlarının, optik sinirlerin, optik disk ve cup alanlarının ayrıştırılması konularına değinmiştir.

Mahmoud (2011), çatlak ve kapalı fıstıkların ayrılması için bir sistem geliştirmiştir. Çalışmasında, hem öznitelik bulma hem de sınıflandırma amacıyla karar ağaçları ve bulanık mantık yöntemlerini kullanmıştır.

Ghezelbash ve ark. (2011), üç İran fıstığı türünü (Ohadi, Akbari ve Kalle-Ghuchi) açık ve kapalı olmalarına göre eşikleme ve matematiksel morfoloji yöntemlerini kullanarak sınıflandırmaya çalışmışlardır.

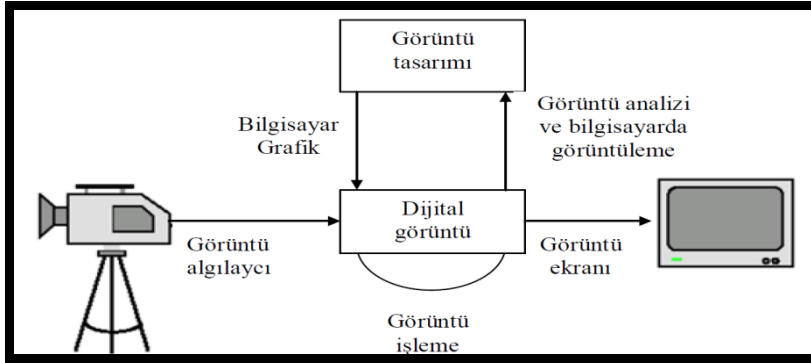
Mutlu (2011), çalışmasında görüntü işleme tabanlı ON-OFF kontrol yazılımını kullanarak pnömatik silindirleri kontrol etmiştir. Bunun için eşik değeri yönteminden faydalanmıştır.

Yakut (2013), çalışmasında işaret diline ait imgeleri kullanarak nesne tanımada iki farklı yöntemi karşılaştırmıştır. Bunlardan birincisi, imgeyi ağırlıklandırılmış bir matrisle çarpıp koordinat düzleminde bir grafik elde etmek ve ikincisi ise aynı imgeye 360 derecelik açısal tarama yapılarak yeni bir grafik elde etmektir.

Ataş (2016a), Görüntü işleme yöntemlerini kullanarak, Siirt fıstığının sanal öznitelikleriyle sınıflandırma işlemi yapmıştır. Fıstıkları; ekstra büyük, büyük, orta, küçük, kabuk ve kapalı olmak zere 6 sınıfa ayırmıştır. Sınıflandırmada yapay sinir ağlarını kullanıp %83.33 başarı elde etmiştir.

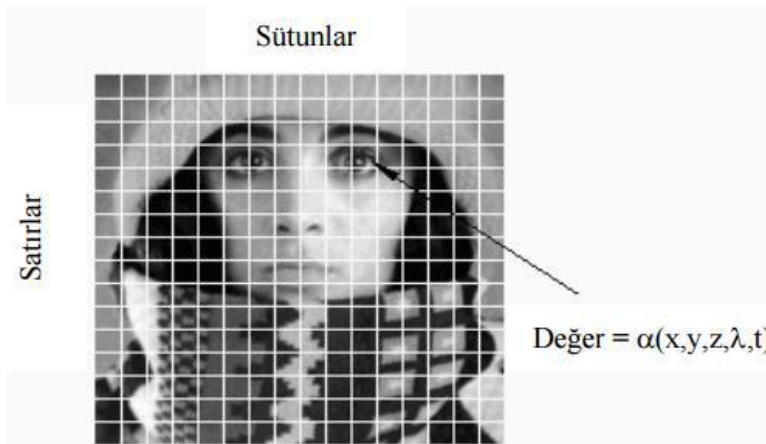
2.1. Görüntü

Görüntü işleme yöntemleri; gerçek hayattaki üç boyutlu görüntülerin, görüntü algılama cihazları (kamera, tarayıcı, radar, röntgen, sensör vb.) kullanılarak, dijital ortama alınıp özelliklerinin ve yapılarının değiştirilmesine, geliştirilmesine ve bu görüntüler aracılığıyla analizler yapılmasına olanak sağlayan yöntemlerdir. Görüntü işlemenin temel yapısı Şekil 1' de gösterilmiştir.



Şekil 1. Görüntü işlemenin temel yapısı (Gonzalez ve ark., 2007)

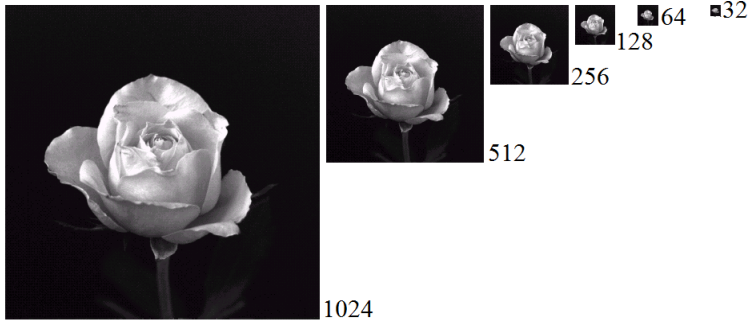
Sayısal görüntü, gerçek 3 boyutlu görüntünün M satır ve N sütundan oluşacak şekilde sayısal olarak kodlanması sonucu elde edilen bir matristir. Bu matrisin her bir elemanına görüntü elemanı veya piksel denir ve bu matris toplamda M x N tane pikselden oluşur. Şekil 2'de görüldüğü gibi matrisin barındırdığı sayısal değerler, görüntünün rengi (λ), derinliği (z), zamanı (t), parlaklığı, çözünürlüğü ve piksel sayısı hakkında bilgi vermektedir (Young ve ark., 1998).



Şekil 2. Sayısal bir görüntüyü oluşturan öğeler (Young ve ark., 1998)

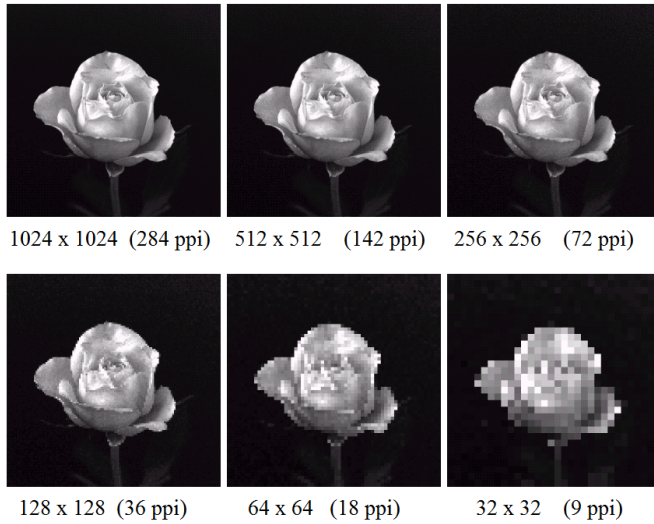
2.2. Çözünürlük (Resolution)

Çözünürlük, inç başına düşen piksel sayısı (PPI) veya inç başına düşen nokta sayısı (DPI) terimleri kullanılarak açıklanır. Bu terimler, imgedeki piksel sayısının imgenin fiziksel boyutuna oranıyla elde edilir. Görüntüyü oluşturan matrisin boyutu arttıkça elde edilen görüntüye ait piksel sayısı da artar ve görüntünün çözünürlüğü daha iyi olur (Şekil 3).



Şekil 3. Aynı görüntüye ait farklı çözünürlüklerin gerçek boyutlarda gösterimi (Anonim, 2017a)

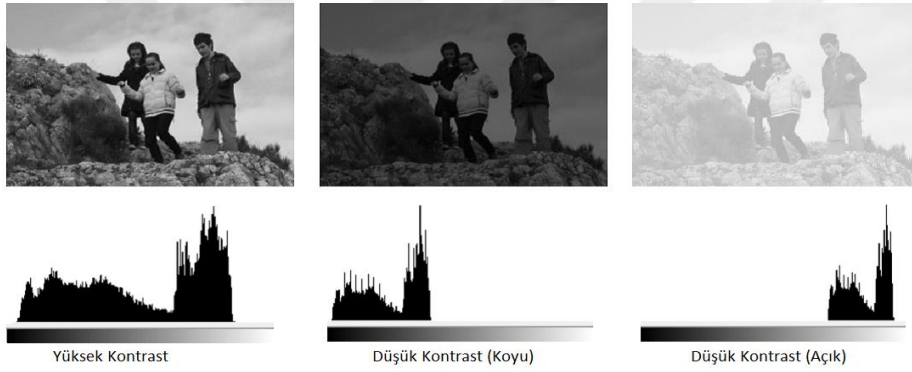
Bir görüntünün çözünürlüğü, onu oluşturan matrisin boyutuyla açıklanır. Çözünürlüğü yüksek olan bir görüntüden elde edilecek bilginin kalitesi de daha yüksektir. Şekil 4'te görüldüğü üzere, görüntüye yakından bakıldığında veya resim büyütülüp aynı boyuta (3,6 inç) getirildiğinde kare şeklindeki pikseller fark edilebilir hale gelir. Görüntüdeki bütün ayrıntıların ayırt edilebilecek kadar net olması çözünürlüğün yüksek olduğunu gösterir (Edizer, 2006).



Şekil 4. Aynı görüntüye ait farklı çözünürlüklerin eşit boyutlarda gösterimi (Anonim, 2017a)

2.3. Karşıtlık (Contrast)

İnsan gözünün, birbirine yakın tonlardaki değerleri ayırt etme kapasitesi sınırlıdır. Yani lokal etkenlere göre görüntüyü farklı algılayabilir. Bu nedenle bir görüntüdeki düşük ve yüksek değerler arasındaki fark az olursa insan gözü görüntüdeki detayları algılayamayabilir (Bellanger, 2000). Bu bağlamda karşıtlık (kontrast), görüntüdeki açık ve koyu renkler arasındaki farkın artırılması veya azaltılmasıyla elde edilebilir (Göktaş, 2012). Görüntüyü oluşturan piksel değerleri [0–255] aralığında dağılmışsa, bu durum görüntünün kontrastının yüksek olduğunu gösterir (Şekil 5), aksi durumda ise piksel değerleri belli bir bölgede yoğunlaşır ki bu tür görüntülerin histogramlarına bakıldığında bunların düşük kontrastlı olduğu görülebilir (Bellanger, 2000).



Şekil 5. Farklı kontrast durumlarının beraber gösterimi (Göktaş, 2012)

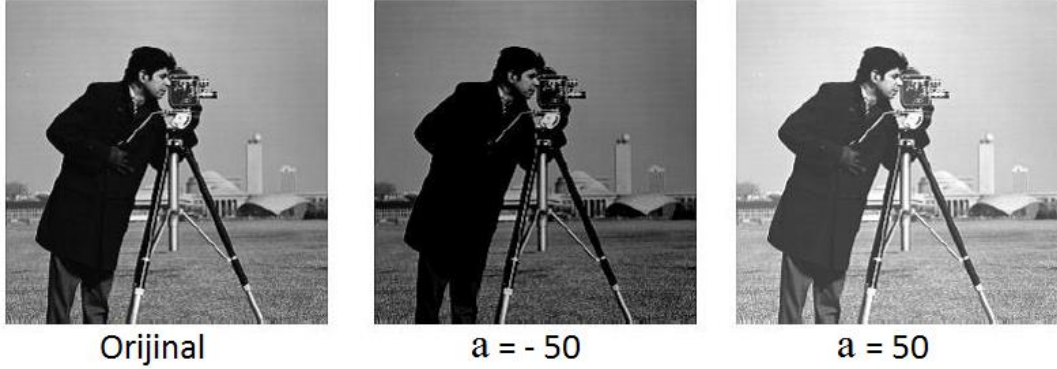
Karşıtlık, görüntü oluşumunda ve gözün algılamasında önemli bir etkidir. Görüntüdeki piksel değerleri arasında fark olmamasına rağmen, çevre piksellerin farklılığından etkilenen göz, aynı pikselleri farklıymış gibi algılayabilir. Şekil 6'da, merkezde yer alan kareler aynı tonda olmasına rağmen, çevre karelerin ton farklılığından dolayı bu kareler de farklıymış gibi algılanır. Ancak, bilgisayar bu kareleri oluşturan her bir pikseli aynı değerde kodlar.



Şekil 6. Göz yanıltmasına örnek görüntüler (McAndrew, 2004)

2.4. Parlaklık (Açıklık - Koyuluk)

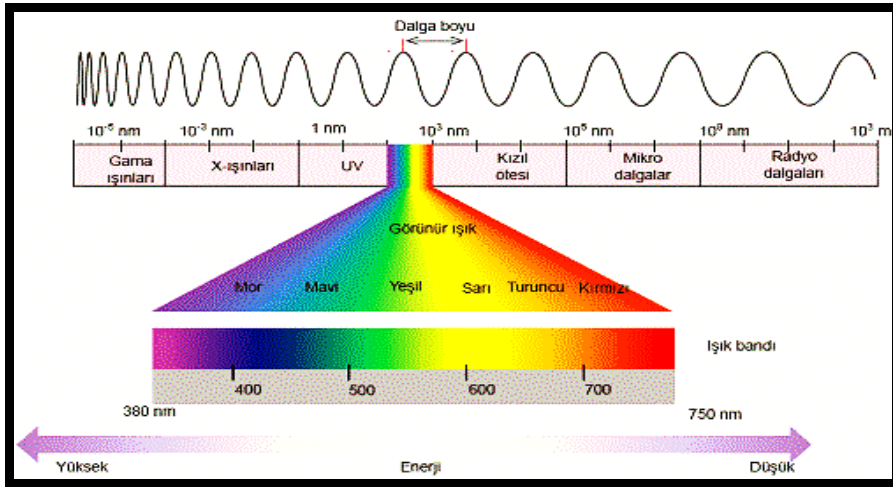
Parlaklık, 0–255 aralığındaki piksel değerlerine, pozitif veya negatif bir değer eklemekle ayarlanabilir. Eklenen sayı pozitif ise görüntünün parlaklığı artar, negatif ise azalır (Şekil 7). Orijinal görüntünün fonksiyonu, $f(x, y)$ olmak üzere; parlaklığı değiştirilmiş $g(x, y)$ fonksiyonu “ $g(x, y) = f(x, y) + a$ (a : sabit değer)” olarak yazılır.



Şekil 7. Parlaklığı değiştirilen orijinal görüntü ile açık ve koyu halleri (McAndrew, 2004)

2.5. Görüntünün Renklerle Temsil Edilmesi

Renk, 380 nanometre ile 750 nanometre dalga boyları arasındaki ışığın göze ulaşmasıyla meydana gelen bir algıdır. 380 nanometreden daha küçük dalga boyuna sahip olup enerjisi yüksek olan radyasyonlar morötesi ve 750 nm’den yüksek dalga boyuyla düşük enerjili radyasyonlar da kızılötesi olarak adlandırılır. Ancak, insan gözünün ışık veya renk olarak algıladığı elektromanyetik alan sadece 380 nm ile 750 nm aralığını kapsar (Şekil 8).



Şekil 8. Elektromanyetik spektrumlar (Gonzalez ve ark., 2007)

Renklerin algılanması, ışığın cisimler tarafından yansıtılması ve nesnenin göz yardımıyla beyne iletilmesi ile gerçekleşmektedir. Bu algılama, ışığın maddeler üzerine çarpması ve kısmen soğurulup yansması ile çeşitlilik gösterir. Bunlar renk tonu veya renk olarak isimlendirilir. Bütün renk dalgalarının aynı anda göze ulaşması durumunda renk beyaz, hiçbirinin ulaşmaması durumunda ise siyah renk olarak algılanır (Metlek, 2009).

Renk modeli (renk uzayı), renkleri ve renklerin birbirleriyle olan ilişkilerini temsil etmekte kullanılan bir yoldur. Günümüzde değişik amaçlar için kullanılan birçok renk modeli bulunmaktadır (Bushberg ve Boone, 2011). Bunlardan 3'ü Şekil 9'da gösterilmiştir.



Şekil 9. Renk modelleri (Karakoç, 2011)

2.5.1. İki tonlu (binary) görüntü

Görüntüdeki her piksel için 0 veya 1 olası değerlerinden birinin olduğu sayısal görüntülere iki tonlu görüntü denir. Sembolik olarak 1 sayısal değeri beyaz rengi, 0 sayısal değeri ise siyah rengi temsil eder (Şekil 10). Her piksel 1 bitlik yer kaplar. Dolayısıyla görüntü matrisi çok küçük bir depolama alanında yer almış olur. Binary görüntü, çalışmak için en kullanışlı olan görüntü türüdür ancak, diğer türlere göre daha az bilgi içerir (Russ ve Woods, 1995).

```

010100100011001001101001100101100110
101101011101010101011000100010101110
001000011010101000101110100000110111
010111010101010111000101010010001001
011101111010001010101101101010001010
11110100010101110001101010111100001
001011010101001010100000011110101011
011110101010000101101110001101101101
101010101101011011110101011010111101
010111011010010110101110100011010111

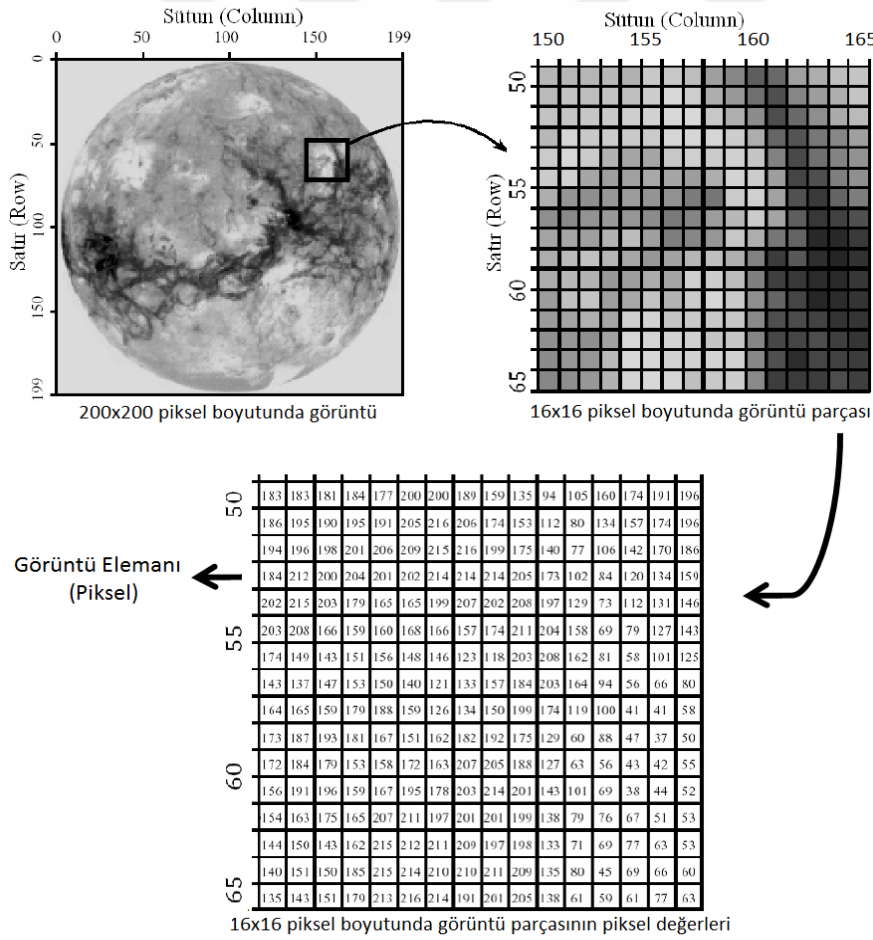
```



Şekil 10. İki tonlu (siyah beyaz) görüntü ve sayısal değerleri

2.5.2. Gri düzeyli görüntü

Siyah ve beyaz arasındaki tonlar kullanılarak gri seviyeli görüntü oluşturulur. 255 sayısal değeri beyaz rengi, 0 Sayısal değeri ise siyah rengi temsil eder. 0 ile 255 arasındaki bütün değerler gri rengin tonlarını temsil eder. Böylece ekrana gri düzeyli bir görüntü verilmiş olur (Johnson, 2006) (Şekil 11).



Şekil 11. Gri düzeyli bir görüntü ve görüntüdeki piksellerin sayısal değerleri (McAndrew, 2004)

2.5.3. Renkli görüntü

RGB (Red-Green-Blue) renk modeli 3 temel renk olan kırmızı, yeşil ve mavinin tonlarının bulunduğu kanallara sahiptir ve her bir pikselin rengi bu üç rengin tonlarının birleşmesiyle oluşmaktadır. Yani bir piksel; kırmızı, yeşil ve mavi temel renklerin değişik oranlarda karışımından oluşan bir fonksiyonla gösterilebilir. Şekil 12’de görüldüğü gibi görüntü $m \times n \times 3$ boyutlu bir matristir. Her bir renk katmanı ilgili piksel için o rengin oranını verir.

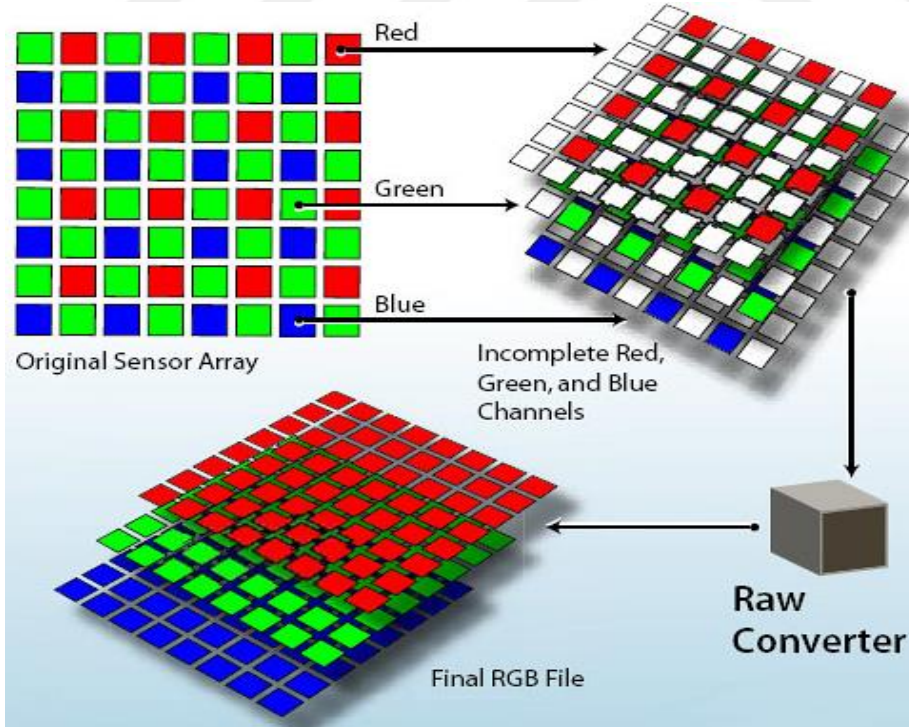
$R(x, y)$; kırmızı bileşen 0-255 arasında değer alır.

$G(x, y)$; yeşil bileşen 0-255 arasında değer alır.

$B(x, y)$; mavi bileşen 0-255 arasında değer alır.

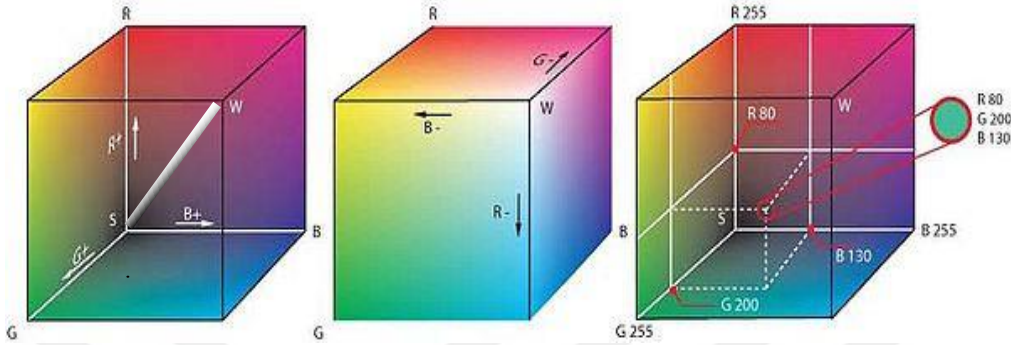
$$f(x, y) = [r(x, y) \ g(x, y) \ b(x, y)]$$

RGB renk uzayında, üç temel rengin farklı oranlarının kullanımıyla $256 \times 256 \times 256 = 16\,777\,216$ farklı renk elde edilebilir.



Şekil 12. Temel renklerin 3 katmanda gösterimi (Anonim, 2017b)

RGB renk uzayı, eksenlerinde kırmızı, yeşil ve mavi renklerin olduğu 3 boyutlu bir küp ile temsil edilebilir (Şekil 13). Orijinde siyah renk, karşı uçta beyaz renk bulunur. Grilik skalası, siyah ile beyazı birleştiren köşegenin üzerinde yer alır (Crane, 1996).



Şekil 13. RGB uzayının kübik gösterimi (Okur, 2015)

Her üç bileşenin de sıfır değerini aldığı pikseller siyah (0, 0, 0) renkli, 255 değerini aldığı pikseller ise beyaz (255, 255, 255) renkli olur. Her üç bileşenin 0 ile 255 arasında eşit değerler alması durumunda, siyah ile beyaz arasındaki gri tonlar elde edilir. Bileşenlerin birbirinden farklı olması durumunda ise birbirinden farklı milyonlarca renkten birisi elde edilmiş olur.

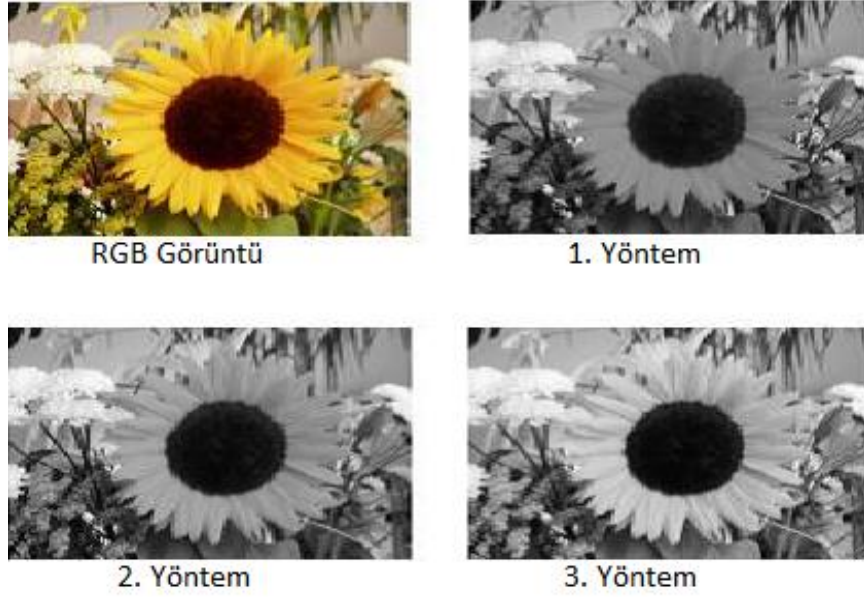
2.5.4. Renkli görüntünün gri düzeyli görüntüye dönüşümü

Renkli bir görüntünün gri düzeyli bir görüntüye dönüştürülmesi, esasında 3 boyutlu olan renk uzayının tek boyuta indirgenmesiyle mümkündür. Dolayısıyla önceden üç bileşenden oluşan her bir piksel (0-255) aralığında olan tek bir değerle temsil edilir (Mutlu, 2011).

Görüntüyü gri düzeye indirmek, görüntü işleme algoritmalarının daha rahat çalışması için kullanılan bir yöntem olup, uygulanacak görüntü işleme algoritmasına göre bu indirgeme işlemi farklılık gösterir (Yakut, 2013). RGB renk modelinden oluşan bir pikseli gri tonda bir piksele dönüştürmek için üç yöntem vardır (Şekil 14).

Birincisi, 0-255 arasında değer alan kırmızı, yeşil ve mavi renklerden değeri en büyük ve en küçük olanların ortalaması alınır ve yeni pikselin gri seviye rengi olarak kabul edilir.

İkincisi, renkli pikseli oluşturan ve 0-255 arasında değer alan kırmızı, yeşil ve mavi temel renklerinin ortalaması yeni pikselin gri seviye rengi olarak kabul edilir.



Şekil 14. RGB bir görüntünün üç farklı yöntemle gri seviyeli dönüşümü (Doğan, 2016)

Üçüncüsü, ortalama değer bulunurken insan algısı da hesaba katılır. Zira insan gözü bazı renklere diğerlerine oranla daha duyarlıdır. Bunun için her bir renk önceden belirlenmiş ağırlığıyla çarpılır (0.21 R, 0.72 G, 0.07 B). Daha sonra üç ana rengin ağırlıklı ortalaması alınır. Böylece gri seviyeli yeni pikselin değeri elde edilmiş olur (Doğan ve Ataş, 2015).

2.5.5. Gri düzeyli görüntünün iki tonlu görüntüye dönüşümü

Bir görüntünün, gri düzeyden (0-255) binary görüntüye (0,1) dönüşümü yapılırken eşikleme yöntemi kullanılır. Eşik olarak belirlenecek sınırın değeri belirlenirken, görüntüden elde edilecek olan bilginin optimum olması göz önünde bulundurulmalıdır. Her bir piksele ait değer, önceden belirlenmiş olan eşik değeriyle karşılaştırılır. Eşik değerinden küçük olan piksel değerleri 0'a ve eşik değerinden büyük olan piksel değerleri 1'e çekilerek sadece siyah ve beyaz renklerden oluşan ikili görüntü oluşturulur (Doğan ve Ataş, 2015). Gri düzeyli görüntü, binary görüntüye dönüştürüldükten sonra farklı teknikler kullanılarak görüntüdeki nesnelere ait öznitelikler çıkarılabilir.

2.6. Gürültü (Noise) ve Filtreleme Yöntemleri

Görüntülerde, sayısal görüntü kayıt cihazlarının görüntüyü hatalı kaydetmesi, ortamdaki hatalı ışıklandırma, sensör veya objektif hataları, hareket kaynaklı bulanıklık ve görüntü depolama aşamasında ortaya çıkan hatalardan dolayı birçok bozukluk meydana gelir. Bu bozukluklar gürültü (noise) olarak adlandırılır. Görüntü işleme filtrelerinin ve maskelerinin kullanım amacı görüntüyü iyileştirmek, gerçekliğini artırmaktır (Young ve ark., 1998).

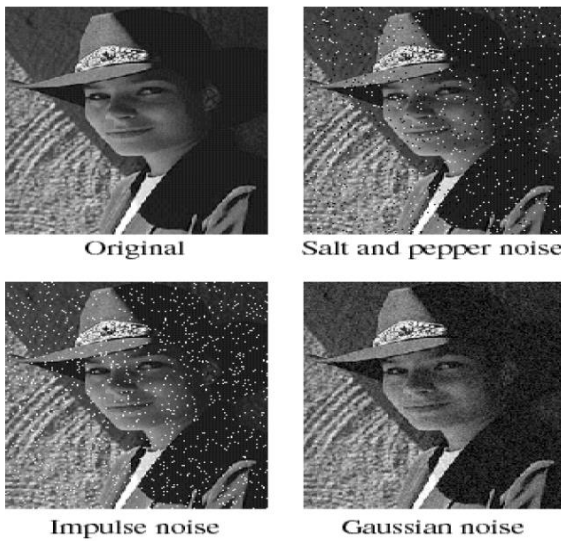
Sayısal görüntü matrisinin her bir elemanı bu filtrelerden geçirilip her hücrenin değeri yeniden hesaplanır. Bu yeni değer hesaplanırken çevresindeki hücrelerin değerleri de hesaba katılarak işlem yapılır (Arslan, 2011).

2.6.1. Gürültü (noise) çeşitleri

Salt and pepper noise: Görüntü üzerinde rasgele dağılmış olan siyah ve beyaz piksellerin oluşturduğu gürültüdür (Şekil 15).

Impulse noise: Görüntü üzerinde rasgele dağılmış olan beyaz piksellerin oluşturduğu gürültüdür (Şekil 15).

Gaussian noise: Görüntü üzerinde rasgele dağılmış olan, gri renk tonlarının oluşturduğu gürültüdür (Şekil 15).

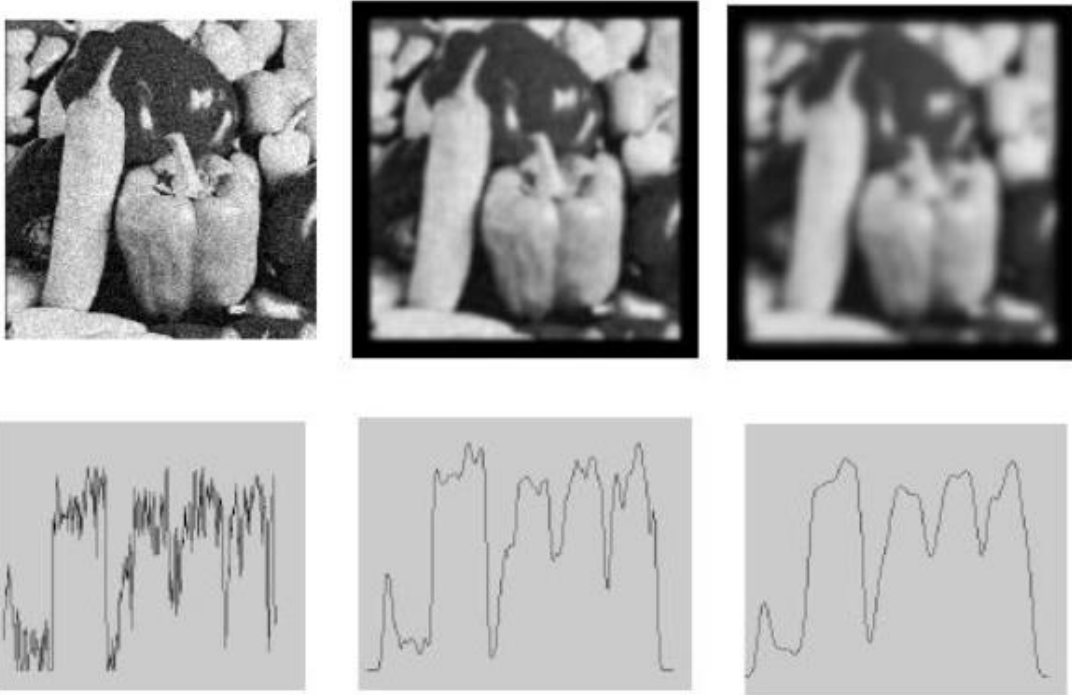


Şekil 15. Gürültü (noise) çeşitlerine örnek bir imge (Anonim, 2017c)

2.6.2. Ortalama filtreleme yöntemi

Ortalama filtresi, üzerinde çalışılan pikseli ortasına alan 3×3 , 5×5 veya 7×7 gibi tek sayılardan oluşan kare matrislerden oluşur. Filtre matrisi bütün pikseller üzerinden geçer. Görüntüdeki her bir pikselin, çevresindeki komşu piksellerle ortalaması alınır ve elde edilen yeni değer, adı geçen pikselin değeri olarak yazılır. Filtrenin boyutu büyüdükçe görüntüdeki detaylar kaybolur ve görüntünün çözünürlüğü o derece düşük olur. Bu yöntem özellikle gaussian noiselerin giderilmesinde etkilidir.

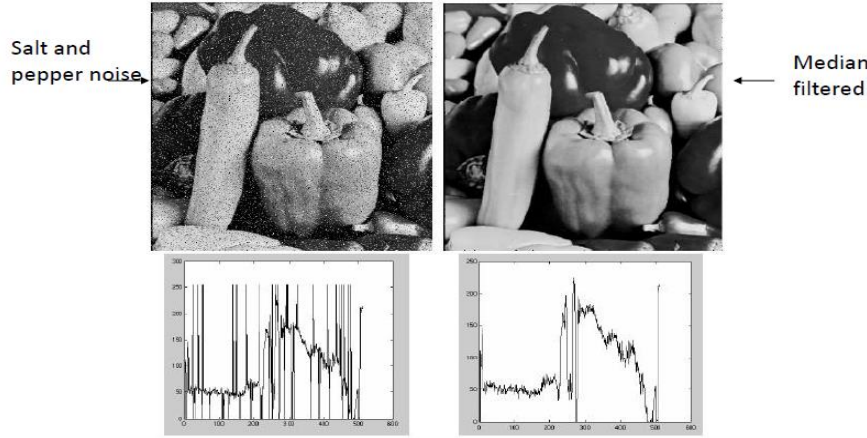
Ortalama filtrelemeyle görüntüde bulunan noiseler yok edilir ve pikseller arasındaki keskin komşuluklar yumuşatılmış olur. Ancak bu yumuşatma, ortalama filtrenin olumsuz yanlarından biri olan keskin detayların kaybolmasına ve bulanıklığın artmasına neden olur (Şekil 16). Bu durumda ortalama filtre uygulamasından sonra görüntünün çözünürlüğü azalır. Ancak, yine görüntü işlemede kullanılan farklı yöntemlerle bu sorun giderilebilir (Young ve ark., 1998).



Şekil 16. İki defa ortalama filtresi uygulanmış görüntü (Anonim, 2017d)

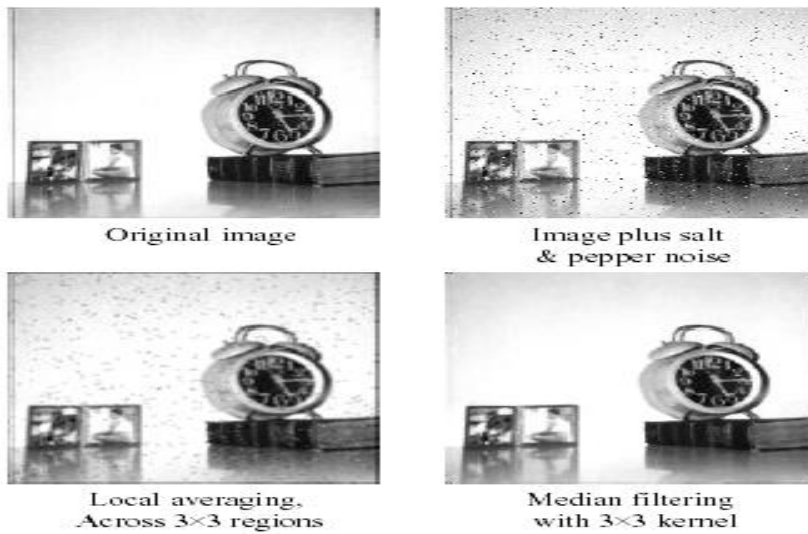
2.6.3. Medyan filtreleme yöntemi

Medyan filtresi, üzerinde çalışılan görüntü matrisindeki her bir pikseli ortasına alan 3x3, 5x5 veya 7x7 gibi tek sayılardan oluşan bir kare matristir. Filtre matrisi bütün pikseller üzerinden geçirilir. Görüntüdeki her bir pikselin, çevresindeki komşu piksellerle medyanı alınır ve elde edilen yeni değer söz konusu pikselin değeri olarak yazılır (Şekil 17).



Şekil 17. Medyan filtre ile salt and pepper noise giderme örneği (Anonim, 2017d)

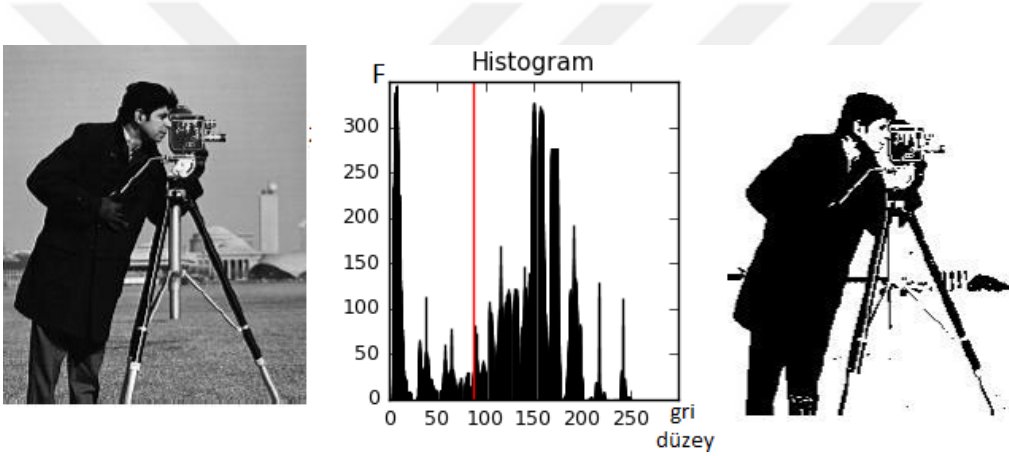
Ortalama ve medyan filtreleri karşılaştırılacak olursa, şekil 18’de görüldüğü gibi “Salt and pepper noise” ve “impuls noise” lerin giderilmesinde medyan filtrenin daha etkili bir filtre olduğu görülebilir (Qidwai ve Chen, 2009).



Şekil 18. Salt and pepper noise olan bir görüntünün 3x3 medyan filtre ve 3x3 ortalama filtre ile işlenmesinin karşılaştırılması

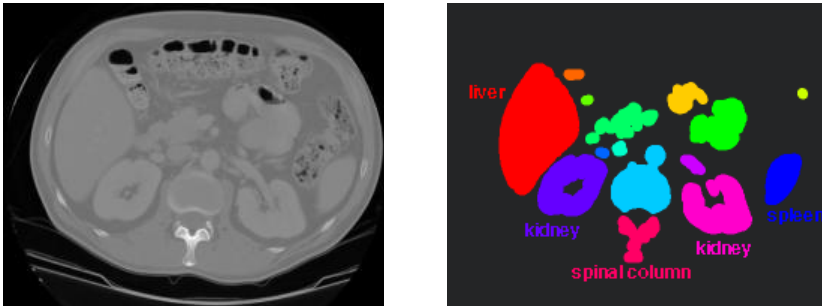
2.7. Görüntü Eşikleme (Thresholding) Yöntemi

Gri seviyeli görüntünün iki renkli görüntüye dönüşümünde olduğu gibi, thresholding yönteminde de görüntü, eşikleme işlemine tabii tutulmadan önce bir eşik değeri belirlenir. Eşik değerinin belirlenmesinde görüntüden elde edilmek istenen sonuç ve orijinal görüntünün durumu büyük rol oynar. Eşik değerinden daha yüksek gri seviye değerine sahip olan piksellere 1 sayısal değeri, daha küçük değerlere sahip olan piksellere ise 0 sayısal değeri ataması yapılarak, görüntü daha basit bir şekle yani siyah ve beyaza (binary) getirilmiş olur. Şekil 19’da görüldüğü gibi eşikleme yöntemi kullanılarak görüntüde yer alan nesnelere arka plandan ve diğer nesnelere ayırt edilmiş olur.



Şekil 19. Eşikleme öncesi ve sonrası görüntüler ve görüntü histogramı (McAndrew, 2004)

Birden fazla nesnenin farklı tonlara sahip olarak yer aldığı görüntülerde eşik değeri de birden çok olur. Böylece her bir nesne hem arka plandan hem de diğer nesnelere ayrılmış olur. Kaç tane eşik değerinin belirleneceğine, görüntünün histogramındaki dağılıma bakılarak karar verilir (Şekil 20).

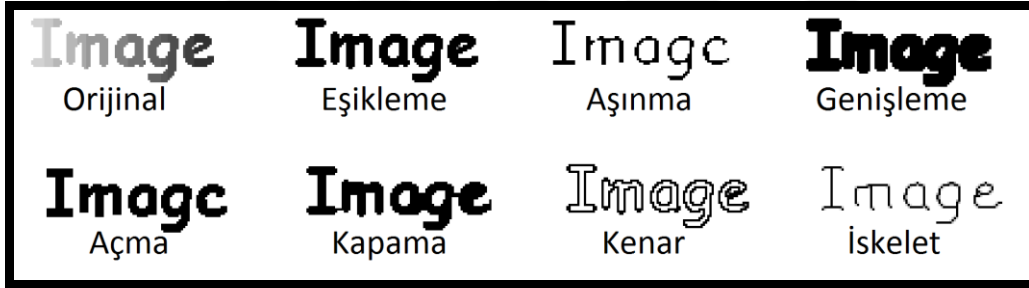


Şekil 20. Birden fazla eşik değeri kullanılarak nesne belirleme

2.8. Matematiksel Morfoloji

Matematiksel morfoloji, geometrik nesnelere ile ilgili işlem ve analizlerin yapılması için kullanılan yöntemlerdir. Temelde küme teoremine bağlı olan matematiksel morfoloji, aynı zamanda morfolojik görüntü işlemenin de temelini oluşturur. Görüntüdeki nesnelere geometrik ve topolojik özelliklerini karakterize ederek devamlılık ve boşluk kavramlarına yoğunlaşan matematiksel morfolojiyle; görüntü onarma, doku analizi, parçacık analizi, şekil analizi, iskelet belirleme, boşluk azaltma ve kenar belirleme gibi işlemler kolaylıkla gerçekleştirilebilir (Serra, 1982).

En çok kullanılan matematiksel morfoloji operatörleri; erosion (aşınma), dilation (genişleme), opening (açma) ve closing (kapama) olarak bilinir. Bunlarla beraber; shrinking (çekme), thinning (inceltme), thickening (kalınlaştırma), skeletonization (iskeletleştirme), pruning (budama) ve distance transform (uzaklık transformasyonu) gibi matematiksel morfoloji operatörleri de kullanılmaktadır.



Şekil 21. Matematiksel morfoloji operatörleri

Görüntüye bu operatörleri uygulayabilmek için, yapılandırma elemanı (YE) olarak kullanılan ve görüntüdeki her bir pikselin üzerinden geçen piksel grubuna ihtiyaç vardır. YE farklı şekil ve boyutlarda olabilir. YE'nin belirlenmesinde görüntünün durumu ve yapılmak istenen işlem önemli rol oynar (Acar ve Bayram, 2009).

2.8.1. Aşınma (Erosion)

Görüntü içerisindeki nesnelere fazlalık olarak dikkat çeken çıkıntıları ve birbirine yapışık gibi görünen nesnelere arasındaki köprüleri yok etmeye yönelik çalışır. Sonuç olarak hem piksel grupları arasındaki boşluklar küçülür, hem de görüntünün arka planında yer alan ve görüntüde olması istenmeyen bazı gürültüler

giderilmiş olur (Edizer, 2006). Şekil 22’de görüldüğü üzere önceleri beyaz çizgili gürültüye sahip olan orijinal imge, aşınma uygulandıktan sonra bu gürültülerden ve harfleri oluşturan piksel gruplarındaki çıkıntılardan temizlenmiş oluyor.



Şekil 22. Erosion operatörünün iki defa uygulanması

2.8.2. Genişleme (Dilation)

Dilation operatörünün temel etkisi, görüntüdeki nesnelere genişletme ve büyütme yapmasıdır. Böylece nesnelere boşluklar ve eksiklikler tamamlanmış olur (Şekil 23). Sonuç olarak nesne üzerinde yer alan ve istenmeyen bazı gürültüler giderilmiş olur (Gonzalez ve ark., 2004).



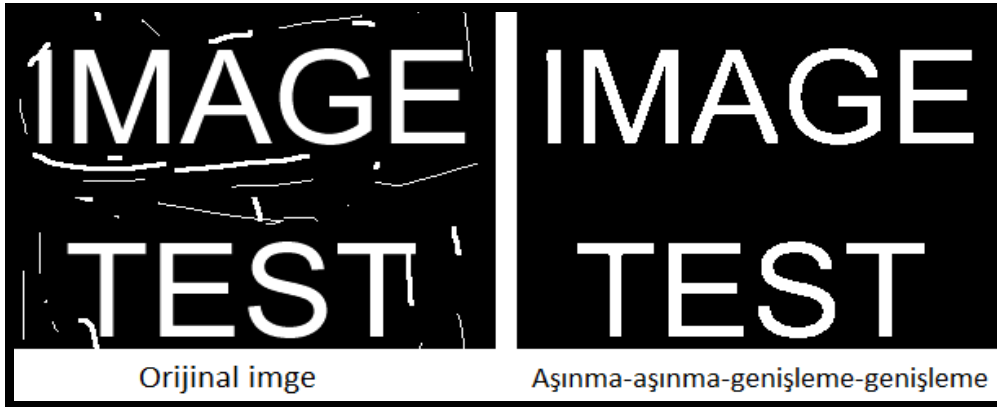
Şekil 23. Dilation operatörünün iki defa uygulanması

2.8.3. Açma (Opening)

Görüntüdeki probleme veya görüntüden elde edilmek istenen sonuca göre, aşınma ve genişleme işlemleri farklı kombinasyonlarla uygulanabilir. Bu uygulamalar için her defasında aynı YE kullanılacağı gibi ihtiyaca göre farklı YE’ler

de kullanılabilir. Burada amaç, gerek cismin üzerindeki gerekse arka plandaki gürültüleri yok edip görüntüyü yumuşatmaktır (Bal, 2006).

Önce aşınma, ardından genişleme yapılarak uygulanan operatöre Açma denir. Aşınmadan dolayı dışındaki gürültü ve fazlalıklardan kurtulan ancak, inceldiği için küçülen nesnelere genişleme operatörü uygulanarak orijinal boyutları tekrar kazandırılmış olur (Şekil 24).



Şekil 24. İki defa aşınmanın ardından iki defa genişleme işlemleriyle yapılan açma uygulaması

2.8.4. Kapama (Closing)

Önce genişleme, ardından aşınma yapılarak uygulanan operatöre “Kapama” denir. Nesne üzerindeki gürültüler ve boşluklar genişleme uygulamasından sonra giderilir. Fakat genişlemeden dolayı orijinal boyutundan daha büyük olan nesne, aşındırma işlemine tabi tutularak eski haline döndürülür (Şekil 25).

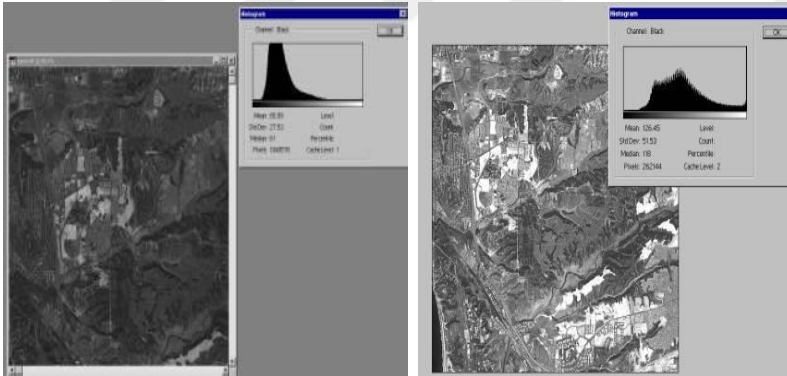


Şekil 25. İki defa genişlemenin ardından iki defa aşınma işlemleriyle yapılan kapama uygulaması

2.9. Histogram Eşitleme (Kontrast Ayarlama) Yöntemi

Görüntü işlemede ortalama, standart sapma, mod ve ranj gibi ölçüler, görüntüdeki piksel değerlerinin dağılımıyla ilgili temel ölçüler olup, görüntünün histogram grafiği de piksel değerlerine dair sıklık bilgilerini içerir (Russ ve Brent Neal, 2016). Piksel değerleri (0-255) yatay ekseninde, renk tonunun bulunma sıklığı (frekans) ise dikey ekseninde yer alır.

Görüntü histogramında, imgeyi oluşturan piksel değerlerinin frekansıyla ilgili bilgi bulunmasına karşın bu piksellerin konumlarına dair bilgi bulunmamaktadır. Ayrıca piksel değerlerinin dağılımına bakılarak görüntünün çözünürlüğü, parlaklığı ve kontrastı ile ilgili genel bilgilere ulaşılabilir. Bu bilgiler ışığında uygulanmak istenen eşik değeri tespit edilebilir veya görüntü ile ilgili çeşitli yorumlar yapılabilir (Mutlu, 2011). Görüntünün daha net olması için histogram grafiğindeki değerler kullanılarak görüntü kontrastı ayarlanabilir. Bu işlem için histogramdaki değerlerin daha ayırık ve düzgün bir yapıya gelmesi gerekir (Şekil 26). Böylece görüntünün daha belirgin bir hâle geldiği görülebilir.



Şekil 26. Kontrast ayarlama öncesi ve sonrasına örnek görüntü ve histogramlar (Perihanoğlu, 2015)

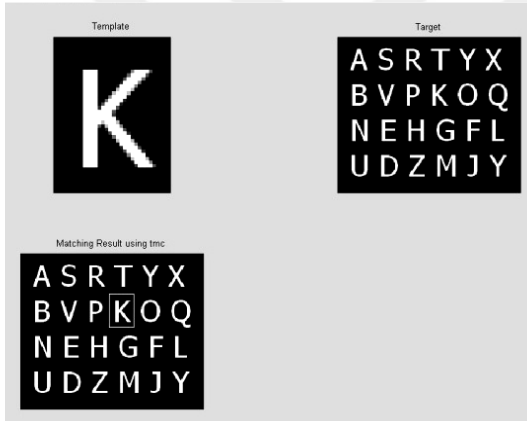
Histogramda yer alan en düşük ve en yüksek piksel değerleri belirlenip 0-255 aralığında olmak şartıyla piksel değerlerine gerilme işlemi uygulanır. Yani ranj değeri mümkün oldukça geniş tutulur (Marchand-Maillet ve Sharaiha, 1999). Histogramdaki bu genişletme işlemi ile koyu renkli pikseller daha koyu, açık renkli pikseller de daha parlak olur ki, görüntünün kontrastı artırılmış ve görüntü görsel yorumlamaya daha açık bir hale getirilmiş olur (Göktaş, 2012).

2.10. Görüntü Eşleme Yöntemi

Görüntü eşleme, herhangi bir imgede yer alan ve daha küçük olan başka bir imgenin tespit edilmesi işlemi olarak tanımlanabilir (Karakoç, 2011).

Karşılaştırılmak istenen iki görüntü içinde birbirine uyan nokta, kenar ve köşe gibi kontrol noktalarındaki benzerlikler kullanılarak eşleme yapılır. Böylece eldeki bir şablon görüntü kullanılarak başka bir görüntüdeki benzer görüntüler tespit edilebilir (Ding ve ark., 2001).

Görüntü eşlemede ilk olarak görüntüde aranacak nesneye ait bir kalıp görüntü matrisi oluşturulur. Ardından kalıp görüntü, kaynak görüntünün olası her yerinde aranır ve benzer objelerin görüntüde yer alıp almadığı araştırılır (Şekil 27).



Şekil 27. Kalıp ve kalıbın içerisinde aranacağı kaynak görüntü

Kalıp görüntünün öznitelikleri ile kaynak görüntünün belli bir kısmındaki özniteliklerin birbirine yakın olması beklenir. Doğruluk ve hızın önemli etkenler olduğu bu yöntemde kalıp görüntü ile kaynak görüntünün eşleşmesi durumunda eşleşen bölümün konum tespiti yapılır (Karakoç, 2011).

Görüntü eşleme yöntemleri; alan tabanlı, detay tabanlı ve ilişki tabanlı olmak üzere üç temel kategoride incelenebilir

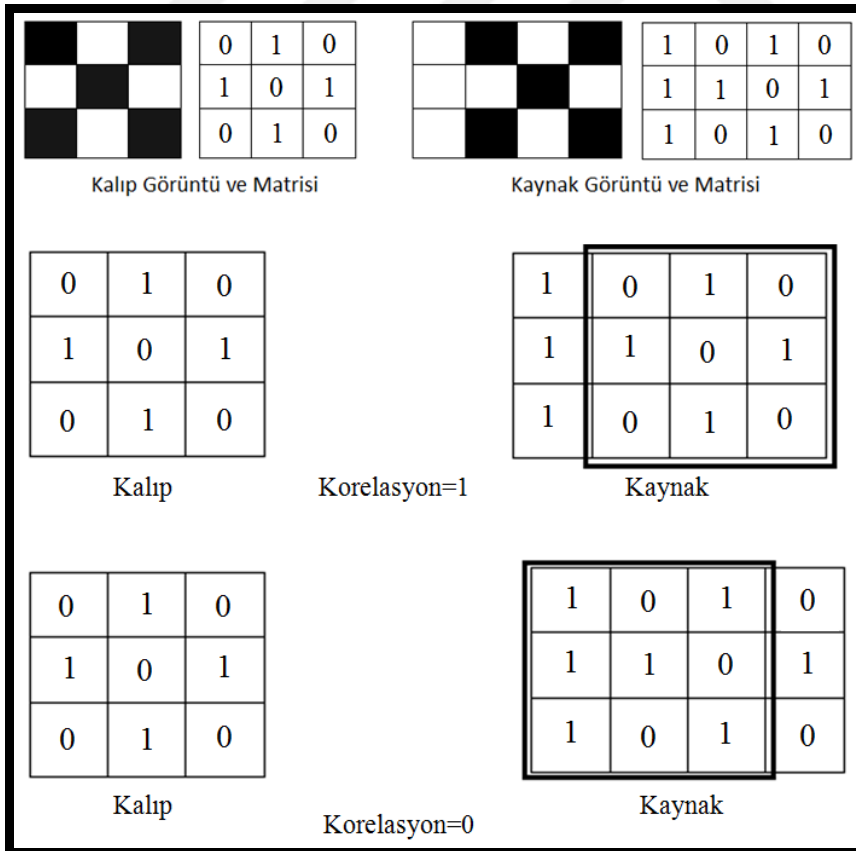
2.10.1. Alan tabanlı yöntemler

Karşılaştırılacak olan iki görüntü için piksel değerleri esas alınarak çeşitli benzerlik ölçütleri kullanılarak uygulanan yöntemlerdir (Çavdaroğlu, 2013).

Kaynak görüntüde bulunmak istenen kalıp görüntüye ait $M \times N$ boyutundaki matris, kendisiyle aynı boyutta olan olası bütün bölümlerle karşılaştırılır. Kalıp görüntüsünün gezdirildiği her bir konum için benzerlik ölçme işlemi yapılır. Bulunan benzerlik ölçümünün kabul edilebilir bir ölçüm olup olmadığı önceden belirlenmiş eşik değere göre karşılaştırılır.

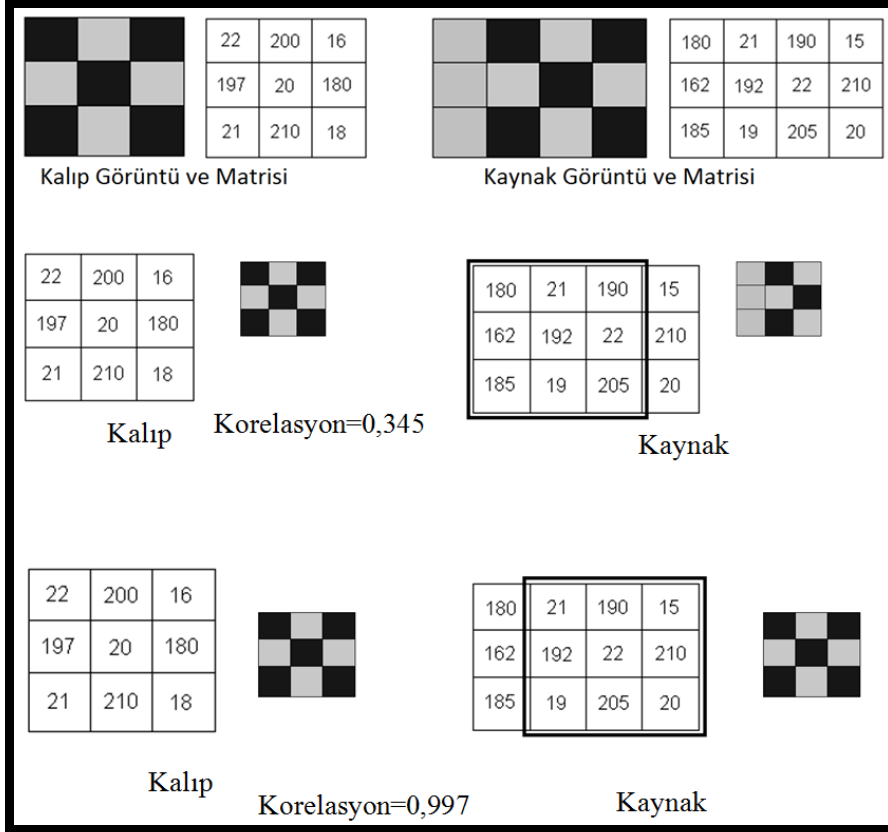
2.10.1.1. Korelasyon yöntemi

Korelasyon ölçümleri $[0,1]$ aralığında değer alır. İlk konumdan başlayarak olası bütün konumlarda gezdirilen kalıp görüntüye ait matris, kaynak görüntünün ilgili bölgesindeki görüntü matrisi ile korelasyon işlemine tabi tutulur. Bulunan korelasyon değerine göre eşlemenin uygun olup olmadığına karar verilir. Eğer korelasyon ölçümü, 1 veya 1'e yakın ise iki görüntü matrisi arasında doğrusal bir benzerlik olduğu söylenebilir. Korelasyon değerinin 0'a yakın çıkması durumunda ise benzerliğin olmadığına, yani aranan görüntünün kaynak görüntü içerisinde yer almadığına karar verilir (Şekil 28).



Şekil 28. İki tonlu kalıp görüntü ve iki olası durumlu kaynak görüntü

Farklı tonlara sahip gri düzeyli görüntülerde, görüntü eşleme sırasında kalıp görüntü ve kalıp görüntüyle aynı boyuttaki kaynak görüntü matrisinin pikselleri birbirinin katı durumunda ise yine korelasyon yüksek olur ve görüntülerden biri diğerinden daha koyu veya daha açık renklidir diye yorumlanır (Şekil 29).

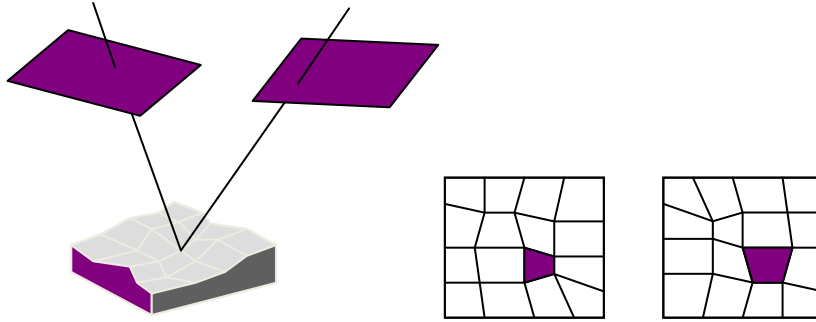


Şekil 29. Gri tonlu kalıp görüntü ve iki olası durumlu kaynak görüntü

2.10.1.2. En küçük kareler yöntemi

Görüntü eşleme işlemi uygulanırken, eşleştirilmek istenen iki görüntü arasındaki geometrik (nesnenin büyüklüğü, yapısı, uzaklığı ve zamanla değişmesi vb.) ve radyometrik (aydınlatma durumu, nesnenin yansıtma özelliği ve algılayıcının özelliği vb.) bazı farklılıklar ortaya çıkabilir (Şekil 30). Bu farklılıklar nedeniyle görüntü eşlemede basit doğrusal korelasyon yöntemi yeteri kadar iyi sonuç veremeyebilir. Ancak, en küçük kareler yönteminde, görüntü eşlenirken; doğruluk değerlendirme, gözlemlerin ağırlık değerleri ve hata miktarları gibi bazı ek bilgiler kullanılır ve böylece radyometrik ve geometrik farklılıklar giderilebilir.

En küçük kareler yöntemindeki esas mantık, arama penceresi ve kalıp arasındaki gri değer farklılıklarının ölçülmesidir. Bu işlem sırasında geometrik ve radyometrik düzeltmeler de uygulanmış olur (Çavdaroğlu, 2013).



Şekil 30. Farklılıklara rağmen gerçekleşen eşleme örneği

2.10.2. Nesne - detay tabanlı yöntemler

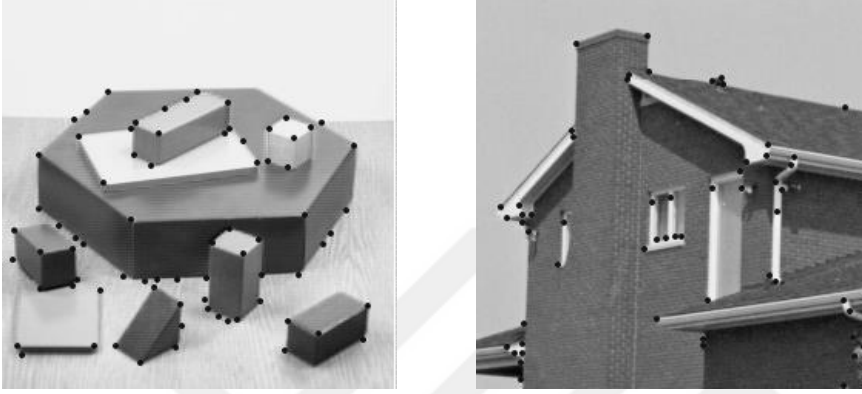
Görüntüdeki piksel değerlerini temel alarak eşleme yapan alan tabanlı eşleme operatörlerinden farklı olarak, nesne - detay tabanlı eşleme yöntemlerinde; nokta, kenar ve alan gibi detaylar baz alınır. Düşük kontrasta sahip görüntülerde eşikleme, bölümlenme ve kenar bulma gibi algoritmalar kullanılarak çeşitli öznitelikler çıkarılır. Özniteliklerin çıkarılması, görüntü eşlemenin kritik aşamalarındandır. Çıkarılan öznitelikler, ayırt edici ve optimum sayıda olmalıdır ki, eşleme işlemi daha basit, doğru ve hızlı olabilsin. Sonuç olarak bu özniteliklerin karşılaştırılması yapıлып eşleme işlemi gerçekleştirilmiş olur (Çavdaroğlu, 2013).

Görüntü eşlemede bir görüntünün tamamını kullanmak yerine görüntüye ait nokta, köşe, kenar ve alan gibi öznitelikler görüntünün detay kümesini oluşturur. Eşleme işleminde kullanılacak öznitelik ve yöntem probleme göre değişiklik gösterir (Gonzalez ve ark., 2007).

Eşleme için mantıksal ya da algoritmik herhangi bir detay çıkarma yöntemi bulunamıyorsa, Temel bileşen analizi (TBA) gibi boyut indirgeme yöntemlerinden birisi kullanılabilir (Duda ve ark., 2001).

2.10.2.1. Nokta eşleme

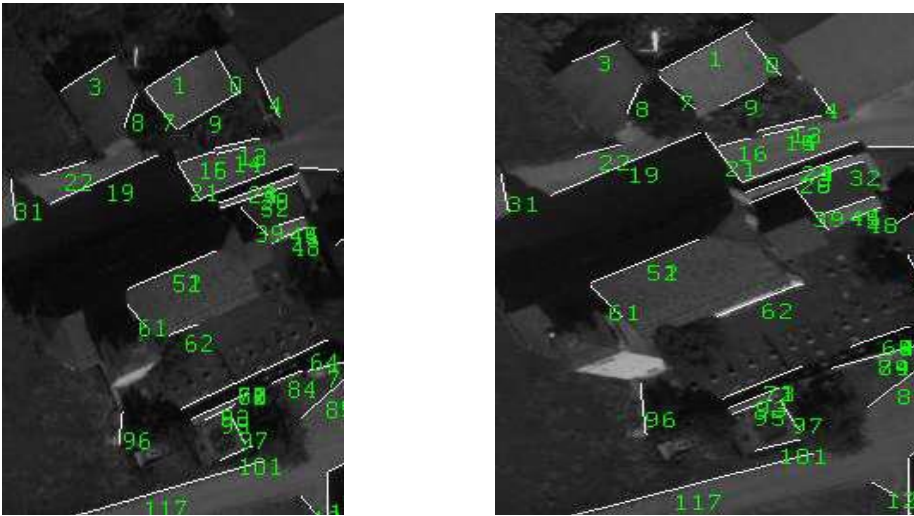
Görüntüdeki detay (ilinti) noktaları, görüntü içerisinde ayırt edilebilir ve geometrik ile radyometrik farklardan etkilenmeyen noktalardır. Bunların bulunması için ilgili nokta bulma operatörleri kullanılır. Bulunan bu detay noktalar yoğunluk tabanlı eşleme yöntemleriyle eşleme işlemine tabi tutulur (Şekil 31).



Şekil 31. Nokta eşleme örneği (Çavdaroğlu, 2013)

2.10.2.2. Kenar – köşe eşleme

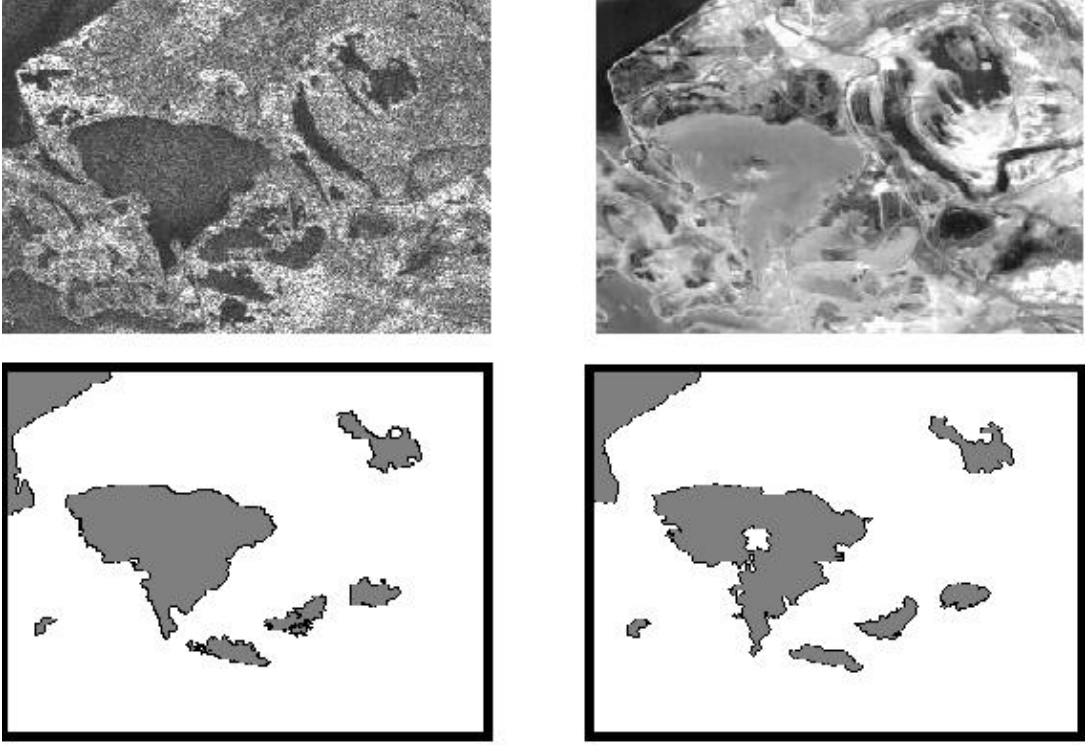
Görüntüdeki gri değerlerin ani değiştiği yerler, nesnenin kenar ve köşelerini oluşturur. Kenar belirleme veya çizgi çıkarma operatörleri kullanılarak görüntüdeki nesnelere ait kenarlar belirlenir. Bulunan kenarlar eşleme işlemine tabi tutulur (Şekil 32).



Şekil 32. Kenar (Köşe) eşleme örneği

2.10.2.3. Alan - parça eşleme

Görüntüdeki alan ve parçalar eşikleme ve bölümlenme gibi operatörlerle çıkarılıp eşleme işlemi gerçekleştirilir (Şekil 33).



Şekil 33. Alan (parça) eşleme örneği (Çavdaroğlu, 2013)

2.10.3. İlişkisel yöntemler

İlişki tabanlı yöntemler ise, nokta, kenar, köşe ve alan gibi görüntüden elde edilen detaylara ait özniteliklerin birbirleriyle olan yapısal bağlarının kullanılmasına dayanan bir yöntemdir. Yani bu öznitelikler ayrı ayrı değil, bir bütün olarak ele alınır ve eşleme işlemi bu şekilde yapılır (Çavdaroğlu, 2013).

Noktasal özellikler ve diğer basit öznitelikler, görüntünün tamamını temsil edemedikleri için görüntüler arası geometrik ve sembolik ilişkilerin kullanılması gerekir (Ok ve ark., 2010).

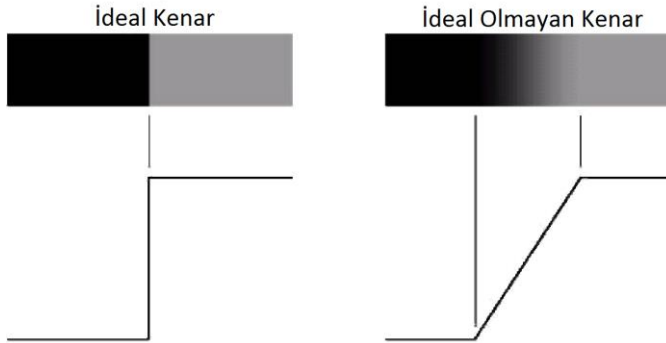
2.11. Görüntüde Kenar Bulma

Bir görüntüde, nesnelere ve arka plan arasındaki sınırları oluşturan renk geçişlerine kenar denir. Görüntü analizinin ilk basamaklarından biri olan kenar belirlemeyle, nesnelere hem birbirinden hem de arka plandan ayırt edilir.

Kenar bulma, görüntü eşikleme yöntemine oranla nesneye ait bütün pikselleri belirtmek yerine, sadece nesnenin sınırlarına ait pikselleri belirleyip sonraki işlem basamaklarına daha az yük olacak şekilde fazla bilgileri filtreler (Okur, 2015).

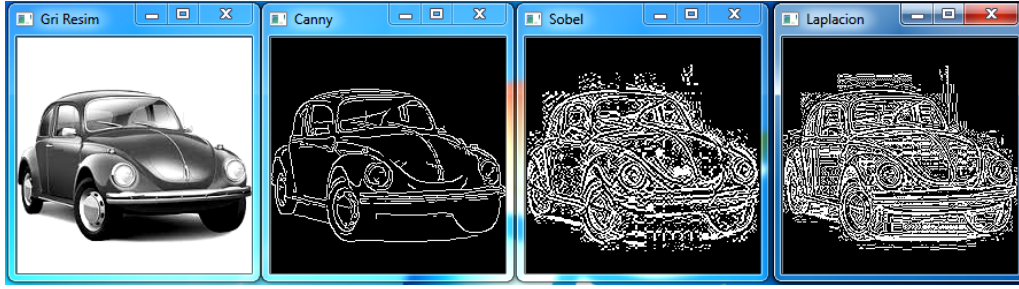
Kenar bulmadaki amaç, görüntüde yer alan piksel değerlerindeki hızlı renk geçişlerini tespit edip keskinleştirmektir. Böylece görüntüdeki nesnelere ait sınırlar belirlenmiş olur ki, bu da nesnelere ait özelliklerin bulunmasında önemli bir role sahiptir (Çelik, 2014).

Kenar bulma işleminde, düşük kontrast, yanlış aydınlatma, optik ve geometrik bazı problemlerden dolayı kenarlar keskin geçişlerden oluşmayıp yumuşak geçişli olabilir (Şekil 34). Bu durum kenar bulma işlemini zorlaştırmaktadır.



Şekil 34. İdeal olan ve ideal olmayan kenar modellerinin gri seviyeli gösterimi

Bu zorlukların ve problemlerin giderilmesi için çeşitli kenar bulma algoritmaları geliştirilmiştir. Kenar bulma algoritmalarından en sık kullanılanları; Canny, Prewitt, Sobel, Robert, Laplace ve Log filtresi olarak bilinir. Şekil 35'te gri düzeyli bir görüntüye Canny, Sobel ve Laplace kenar bulma filtreleri uygulanmış ve sonuçlar verilmiştir (Gonzalez ve ark., 2004).



Şekil 35. Gri düzeyli bir görüntüye uygulanan kenar bulma algoritmaları (Okur, 2015)

Görüntüde kenar bulma üç temel aşamadan oluşur (Çankaya, 2013):

- Görüntüdeki gürültüleri giderme: Çeşitli gürültü giderme filtreleri kullanılarak görüntüdeki kenarlar etkilenmeyecek şekilde gürültüler giderilir.
- Kenar Pekiştirme: Görüntüde, kenar niteliği taşıyan bölgeler, kenar bulma algoritmaları ile genişleme, kontrast artırma eşikleme gibi filtreler kullanılarak tespit edilir.
- Görüntüdeki kenarın tespiti: Yapılan işlemin çıktılarında kenar olarak belirlenen bölgelerin gerçekten kenar olup olmadığı belirlenir.

3. GEREÇ VE YÖNTEM

3.1. Gereç

Çalışmada uygulama materyali olarak 50 adet Siirt Fıstığı (*Pistacia vera* L. cv. Siirt) kullanılmıştır. Bunların her biri için kilitli poşetler hazırlanmış ve her bir fıstığa, çalışma süresince kimliği olan sıra numarası verilmiştir. Ayrıca görüntü işlemenin yapılacağı yönetici bilgisayarda, her fıstık numunesi için poşetlerle aynı numaralara sahip birer klasör açılmıştır. Bu fıstıklardan yöntem bölümünde açıklandığı gibi ölçümler alınmış ve hesaplamalarda bu ölçümler kullanılmıştır.

3.2. Yöntem

3.2.1. Gerçek verilerin elde edilmesi

Görüntü işleme ile elde edilen değerlerden gerçek ölçüm değerlerini tahmin etmek ve bunun tahmin edilebilirliğini gösterebilmek amacıyla, her bir fıstığın fiziksel gerçek özniteliklerinden; ağırlık (g), uzunluk (mm) ve genişlik (mm) ölçüleri alınmıştır (Şekil 36).



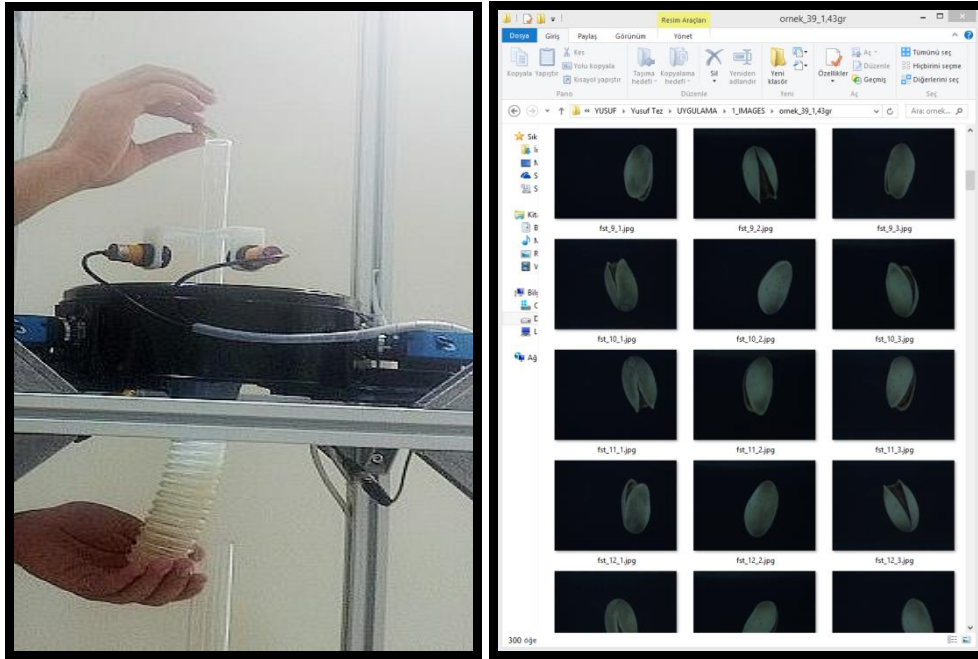
Şekil 36. Fıstıklara ait gerçek verilerin ölçülmesi

Ağırlık için 0.001 g ölçüm hassasiyetine sahip terazi kullanılmıştır. Her bir fıstık tartılmış ve elde edilen ölçüm ilgili fıstığa ait bilgilerin yer aldığı klasöre kaydedilmiştir.

Fıstıkların uzunluğunu ve genişliğini ölçmek için 0.1 mm ölçüm hassasiyetine sahip kumpas kullanılmıştır. Uzunluk ve genişliğe ait elde edilen ölçümler yine aynı fıstığa ait kimlik numarasının yazılı olduğu klasöre kaydedilmiştir.

3.2.2. Görüntülerin elde edilmesi

Görüntü almak için fıstık sınıflandırma makinasının görüntüleme katmanı kullanılmıştır. Her bir fıstık görüntü almak üzere, makinede bulunan 16 mm iç çaplı cam borunun içerisine bırakılmıştır. Cam borunun içinden aşağı doğru hareket eden fıstıklardan, aşağıda bulunan ve 120 derecelik açıyla merkezi görecekte yerleştirilmiş kameralar aracılığıyla görüntü alınmıştır. Böylece bir fıstığa ait olan ve fıstığı farklı açılardan gören 3 görüntü elde edilmiştir. Bu işlem ölçüm doğruluğunu artırmak amacıyla her fıstık numunesi için 100'er defa tekrarlanmıştır. Böylece her bir fıstık için 300 görüntü elde edilmiş ve bu görüntüler ilgili klasöre kaydedilmiştir (Şekil 37).



Şekil 37. Görüntü elde etme süreci

3.2.3. Sanal özniteliklerin elde edilmesi

Görüntü işleme teknikleri kullanılarak, görüntüsü alınan bir nesnenin fiziksel özelliklerine ait sayısal veriler elde etmeye öznitelik çıkarma denir. Eldeki görüntünün tamamıyla ilgilenmek yerine; eşikleme, kenar bulma ve görüntü eşleme gibi teknikler kullanılarak nesne bazında işlem yapılır.

Öznitelik çıkarma işlemiyle, aslında karmaşık olan bir görüntünün boyutu basit özelliklere indirgenmiş olur (Şekil 38). Özniteliklerin doğru çıkarılması, yapılacak olan görüntü analizinin performansı için çok önemlidir (Okur, 2015).



Şekil 38. Bazı öznitelikleri otomatik olarak çıkarılan görüntü

Çalışmada kullanılmak üzere her bir fıstık için; çevre, çatlaklık, alan, genişlik, uzunluk ve yuvarlaklık olmak üzere toplam 6 adet öznitelik çıkarılmıştır. Bu özniteliklerin çıkarılmasında Open Cezeri Library (OCL) adında bir yazılım kütüphanesi kullanılmıştır (Ataş, 2016b).

Kameralar varsayılan olarak 640x480 piksel büyüklüğünde renkli görüntü üretmektedir. Görüntü işlemenin daha rahat yapılabilmesi için renkli görüntü, (0 - 255) gri düzeyli görüntüye dönüştürülmüştür. Yapılan incelemelerde arka plan parlaklık değerlerinin 7 – 13 gri parlaklık değerleri arasında değiştiği ve fazlaca gürültü (noise) içerdiği görülmüştür. Bundan dolayı görüntüye önce 3x3 boyutunda medyan filtre uygulanmıştır. Daha sonra ise nesnenin görüntüdeki yerinin daha rahat bulunabilmesi için görüntüye 20 parlaklık değeri eşik değeri olarak uygulanmıştır. Bu işlem ile 20 değerinin altındaki bütün değerler gürültü olarak kabul edilip 0 değerine çekilmiştir. 20 değerinin üstündeki piksel değerleri ise serbest bırakılmış olup nesne olarak kabul edilmiştir.

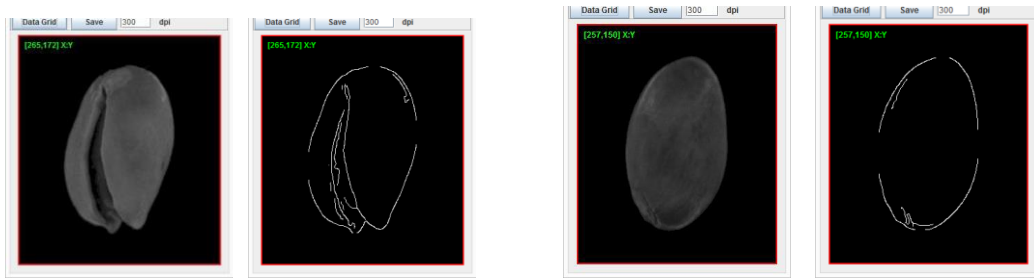
Sonraki aşamada ise bütün görüntü yerine ilgili görüntüyü almak üzere, fıstığın toplam görüntü içerisindeki yerinin tespit edilmesi gerekir. Fıstığın yerinin tespit edilmesinde tüm piksellerin görüntü matrisindeki dağılımından yararlanılmıştır. Görüntüdeki dağılım göz önüne alındığında, sıfırdan farklı ve kesintisiz devam eden piksel gruplarının nesne olma potansiyeline sahip oldukları görülür. Nesnenin matris üzerindeki başlangıç ve bitiş pozisyonları belirlendikten sonra ilgili bölge ana çerçeveden çıkartılır (crop edilir). Crop işlemi bundan sonra uygulanacak işlemlerin daha hızlı çalışmasını sağlar. Şekil 39’da görüldüğü gibi, aynı fıstığa ait üç farklı kameradan alınmış görüntülerde, fıstık numunesini içeren alan, ana çerçeveden çıkarılmıştır.



Şekil 39. Ana çerçeveden çıkarılan fıstık nesnesini kapsayan matrisler

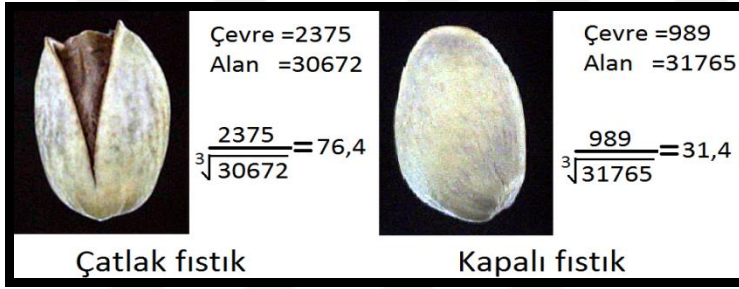
Görüntü işleme yöntemleriyle çıkarılan nesne özellikleri sırasıyla; toplam kenar uzunluğu (fıstık çevresi), çatlaklık, alan, genişlik, uzunluk ve yuvarlaklıktır.

Toplam kenar uzunluğu (TKU), kenar bulma algoritması uygulanmış bir görüntüdeki beyaz (255 parlaklık değeri) piksellerin toplam adedidir (Şekil 40). Toplam kenar uzunluğunun hesaplamasında Canny kenar bulma algoritmasının, Sobel ve Prewitt gibi algoritmalarından daha iyi olduğu test edilip kullanımına karar verilmiştir (Ataş 2016a).



Şekil 40. Canny kenar bulma algoritması kullanılarak kenarı bulunan fıstıklar

Toplam kenar uzunluğunun fıstık alanının küp köküne oranı fıstığın çatlamış veya çatlamamış olduğu konusunda bilgi verir. Çatlak fıstıklarda Şekil 40'tan da görüleceği gibi, çatlayan kısım da kenar çizgisi olarak algılanıp hesaba katılır. Dolayısıyla TKU değeri artmış olur. Aynı şekilde çatlak olmayan fıstıklarda ise sadece fıstığa ait dış sınırlar, kenar olma potansiyelinde olduğu için algoritma sadece buralardaki pikselleri hesaplar ve düşük TKU değeri elde edilmiş olur. Sadece TKU bilgisi kullanılarak fıstığa ait çatlak - kapalı ayrımının yapılabilmesi çoğunlukla mümkün değildir. Dolayısıyla küçük, ancak çatlak olan bir fıstığa ait TKU değeri, büyük olduğu halde kapalı olan bir fıstığa ait TKU değerine yakın olabilir. Şekil 41'de görüldüğü gibi alan ölçüleri birbirine yakın olan iki fıstığın çatlaklıktan dolayı çevre ölçüleri oldukça farklı çıkmıştır.



Şekil 41. Çatlaklık özneliğine örnek fıstık görüntüleri

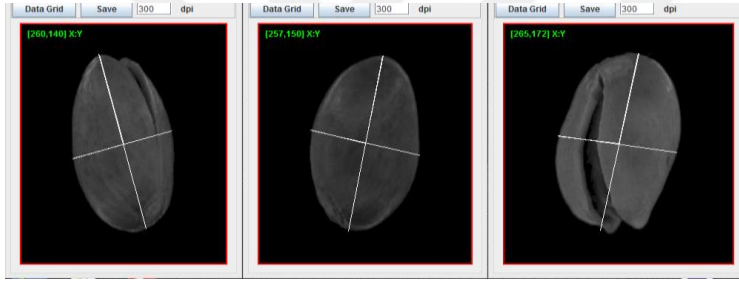
Bu özel durum nedeniyle TKU'nun fıstık alanının küp köküne olan oranını kullanmak daha doğru olacaktır. Sonuç olarak fıstığın büyüklüğünden bağımsız bir şekilde çatlak ve kapalı fıstık tespiti yapmak mümkün olabilir. Bu öznelik kısaca "Kenar Alan Oranı" (KAO) olarak adlandırılacak olursa, bu değer, aşağıdaki eşitlik yardımıyla elde edilebilir (Ataş, 2016a).

$$KAO = \frac{TKU}{\sqrt[3]{Alan}}$$

Fıstığın alanını temsil edecek piksel sayısı, daha önce yapılan eşikleme ile kolayca yapılabilir. Yani 20 piksel değerinin üstündeki toplam piksel sayısı fıstık nesnesinin alanı olarak kabul edilir.

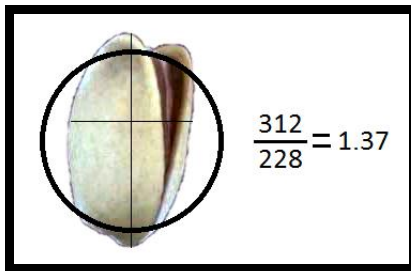
Fıstık görüntüsünde birbirine dik (ortogonal) olacak şekilde iki temel eksen bulunmaktadır. Birinci eksen fıstığın merkezinden uzunlamasına geçen uzunluk

eksenidir. Bu eksene dik diğerk eksen ise fıstığın genişliğidir. Uzunluk ve genişliği hesaplayan algoritma ilk etapta birinci, yani uzun olan ekseni bulmaya çalışır. Bunun için crop edilmiş fıstık imgesinin parlaklık değeri matrisinde birbirinden uzamsal olarak en uzak piksellerin koordinatları tespit edilir. Sonra bu koordinatlar arasına sanal bir doğru yerleştirilir. Bu sanal doğruyu dik kesen eksen belirlenir. Bu ikinci eksen doğrultusunda her iki yöne hareket edilerek pikseller tek tek kontrol edilir. Görüntüye daha önce 20 eşik değeri uygulandığı için, sıfır parlaklık değerine ulaşınca kadar matris içinde genişlik doğrultusunda ilerlenir. Fıstık dışına çıkıldığında sıfır gri değerine ulaşılacağından işlem o noktada sonlandırılarak toplam kaç piksel hareket edildiği hesaplanıp genişlik değeri belirlenmiş olur. Şekil 42, değişik fıstık numuneleri için tespit edilen temel eksenlerin görüntü üzerine çizilmiş durumlarını göstermektedir (Doğan ve Ataş, 2016).



Şekil 42. Uzunluk ve genişlik özniteliklerinin beraber gösterildiği fıstıklar

Fıstık geometrisi göz önüne alındığında, yapının genel olarak elipse benzediği söylenebilir. Bunun için her bir fıstığa ait ortalama uzunluk değerinin aynı fıstığa ait ortalama genişlik değerine bölünmesiyle yeni bir öznitelik olan yuvarlaklık elde edilmiş olur (Şekil 43). Bulunan ölçüm değerinin 1'e yaklaşması fıstığın düzgün bir yuvarlak olduğu gösterir. Aksi durum ise fıstık için olması beklenen elips şeklinde olduğunu gösterir.



Şekil 43. Yuvarlaklık değeri 1.37 br olan bir fıstık görüntüsü

Fıstık her ne kadar ticari anlamda ağırlığıyla değerlendirilse de her bir fıstığın uzunluğu, genişliği dolayısıyla büyüklüğü de önemlidir. Bunun için görüntü işlemeden elde edilen piksel ölçümleri kullanılarak fıstığın büyüklüğüne dair tahminlerde bulunulmuştur. Bilindiği üzere, çatlamış büyük fıstıklar uygulamada daha kabul edilir özelliklere sahiptir.

Bunun için bu çalışmada sadece ağırlık dikkate alınmayıp, fıstığın uzunluk ve genişliğine dair tahmin modellerine de yer verilmiştir. Piksel ölçümleriyle tahmin edilmek istenen 3 gerçek özellik için regresyon modelinde; R^2 , düzeltilmiş R^2 , hata kareler ortalaması, AIC (Akaike bilgi kriteri), BIC (Bayesian bilgi kriteri) ve MCp (Mallows' Cp) kriterleri dikkate alınmıştır. Bu kriterlerden AIC, BIC ve MCp istatistiği için kullanılan eşitlikler aşağıda verilmiştir. En iyi modelin belirlenmesinde, bu kriterlerden R^2 ve düzeltilmiş R^2 'nin yüksek olması, diğer kriterlerin ise düşük olması dikkate alınmıştır.

$$AIC = n \cdot \ln \left(\frac{HKT}{n} \right) + 2k$$

$$BIC = n \cdot \ln \left(\frac{HKT}{n} \right) + \frac{2(k+2)n\sigma^2}{HKT} - \frac{2n^2\sigma^4}{HKT^2}$$

$$MCp = \frac{HKT}{\sigma^2} + 2k - n$$

Bununla beraber doğrusal ilişkilerin dışında karesel (Quadratic) ve çarpımsal ilişkilerin de olabileceği göz önüne alınarak, modeller oluşturulurken, her bir özelliğin karesi ve bütün özelliklerin ikili çarpımları da değişken olarak modele dahil edilmiştir. Buna göre en iyi model belirlenmeye çalışılmıştır. Modele ilişkin hesaplamalarda SPSS (ver: 21) istatistik paket programı kullanılmıştır.

4. BULGULAR

Çalışmada gerçek ve sanal ölçümü yapılan özellikler için tanımlayıcı istatistikler Tablo 1’de, özellikler arası korelasyon katsayıları ise Tablo 2’de verilmiştir.

Tablo 1. Özellikler için genel tanımlayıcı istatistikler

	N	Ortalama	Standart Hata	Minimum	Maksimum
G_AĞIRLIK (g)	50	1.117	0.288	0.470	1.640
G_UZUNLUK (mm)	50	20.170	2.305	13.500	24.000
G_GENİŞLİK (mm)	50	11.507	1.132	9.150	13.750
Çevre (piksel)	50	1373.355	300.364	816.791	2375.780
Çatlaklık (birim)	50	46.890	10.013	31.359	76.430
Alan (piksel)	50	26717.190	6589.198	9081.165	38776.090
Genişlik (piksel)	50	155.264	15.815	123.684	196.881
Uzunluk (piksel)	50	260.257	33.479	171.266	312.258
Yuvarlaklık (birim)	50	1.687	0.130	1.328	1.901
(Çevre) ²	50	1974518.812	895994.561	667147.537	5644330.608
(Çatlaklık) ²	50	2296.930	1033.890	983.390	5841.616
(Alan) ²	50	756357460	340243600	82467557	1503585155.6
(Genişlik) ²	50	24352.216	4892.707	15297.830	38762.403
(Uzunluk) ²	50	68832.357	16594.719	29332.282	97505.183
(Yuvarlaklık) ²	50	2.864	0.43192	1.765	3.616
Çevre x Çatlaklık	50	67002.444	29438.929	25613.789	181581.982
Çevre x Alan	50	37403819	13732827	11555401	72870541.862
Çevre x Genişlik	50	216219.574	63310.536	112892.742	411679.434
Çevre x Uzunluk	50	363220.489	110770.116	149134.281	727775.775
Çevre x Yuvarlaklık	50	2324.949	562.886	1107.032	4264.168
Çatlaklık x Alan	50	1247522.290	387558.996	529424.090	2344295.247
Çatlaklık x Genişlik	50	7322.898	1917.499	4321.726	13244.009
Çatlaklık x Uzunluk	50	12271.166	3325.356	5861.570	23413.045
Çatlaklık x Yuvarlaklık	50	79.211	18.325	42.502	137.181
Alan x Genişlik	50	4235560.894	1374479.34	1129136	7634302.518
Alan x Uzunluk	50	7148652.109	2450461.22	1644109	12108152.066
Alan x Yuvarlaklık	50	45382.426	12471.238	14315.575	67836.255
Genişlik x Uzunluk	50	40827.256	8625.800	22204.162	61477.925
Genişlik x Yuvarlaklık	50	262.079	33.111	172.249	315.873
Uzunluk x Yuvarlaklık	50	441.805	78.985	227.546	560.950

Tablo 2’de görüldüğü üzere, genel olarak özellikler arası korelasyon katsayıları, pozitif olup 0.40 ile 0.98 arasında değişim göstermiştir. Gerçek uzunluk ile Çatlaklık, Gerçek uzunluk ile (Çatlaklık)², Gerçek genişlik ile Yuvarlaklık ve Gerçek genişlik ile (Yuvarlaklık)² arasındaki korelasyon katsayılarının dışında, diğer

özellikler arası korelasyon katsayıları istatistik olarak önemli bulunmuştur ($p < 0.05$). Böylece elde edilen yüksek korelasyonlardan hareketle, piksel değerlerinden gerçek ölçüm değerlerini tahmin etmek üzere regresyon eşitlikleri yazılmıştır.

Tablo 2. Değişkenler arasındaki korelasyon katsayıları

	G_AĞIRLIK	G_UZUNLUK	G_GENİŞ
Çevre (piksel)	0.671**	0.565**	0.705**
Çatlaklık (birim)	0.314*	0.214	0.372**
Alan (piksel)	0.881**	0.838**	0.806**
Genişlik (piksel)	0.888**	0.720**	0.979**
Uzunluk (piksel)	0.942**	0.981**	0.804**
Yuvarlaklık (birim)	0.415**	0.703**	0.074
(Çevre) ²	0.635**	0.535**	0.666**
(Çatlaklık) ²	0.304*	0.210	0.354*
(Alan) ²	0.870**	0.812**	0.792**
(Genişlik) ²	0.877**	0.706**	0.972**
(Uzunluk) ²	0.949**	0.978**	0.807**
(Yuvarlaklık) ²	0.404**	0.694**	0.058
Çevre x Çatlaklık	0.494**	0.395**	0.535**
Çevre x Alan	0.924**	0.829**	0.908**
Çevre x Genişlik	0.787**	0.648**	0.850**
Çevre x Uzunluk	0.836**	0.770**	0.811**
Çevre x Yuvarlaklık	0.712**	0.701**	0.638**
Çatlaklık x Alan	0.895**	0.797**	0.890**
Çatlaklık x Genişlik	0.600**	0.454**	0.689**
Çatlaklık x Uzunluk	0.681**	0.620**	0.670**
Çatlaklık x Yuvarlaklık	0.411**	0.412**	0.354*
Alan x Genişlik	0.902**	0.814**	0.876**
Alan x Uzunluk	0.919**	0.891**	0.818**
Alan x Yuvarlaklık	0.880**	0.910**	0.719**
Genişlik x Uzunluk	0.965**	0.902**	0.929**
Genişlik x Yuvarlaklık	0.949**	0.980**	0.815**
Uzunluk x Yuvarlaklık	0.825**	0.967**	0.582**

*: $p < 0.05$; **: $p < 0.01$

4.1. Ağırlık Tahmini

Cihaz ile ölçülen piksel değerlerinden yararlanarak, ağırlığı tahmin etmek üzere, üç model oluşturulmuştur. Açıklayıcı (bağımsız) değişken olarak; Model 1’de sadece X_1 (Genişlik x Uzunluk), Model 2’de X_1 ile X_2 (Genişlik x Yuvarlaklık) ve Model 3’te X_1 , X_2 ve X_3 (Yuvarlaklık) değişkenleri yer almıştır. Buna göre elde edilen regresyon analizi sonuçları Tablo 3’te verilmiştir.

Tablo 3 regresyon sabitleri bakımından incelendiğinde; her üç modelde de regresyon sabitlerinin negatif olduğu ve en yüksek değer 0.502 ile ikinci modelden elde edildiği görülür. Regresyon katsayılarında ise birinci ve ikinci modelde katsayılar pozitif iken üçüncü modelde yalnızca X_2 ’ye ait katsayı pozitif bulunmuştur.

Tablo 3. Ağırlık için regresyon analizi sonuçları

Model	Değişken	Katsayılar		R^2	$R^2_{(Adj)}$	HKO	AIC	BIC	MCp
1	X_1	a	-0.200 ± 0.053	0.931 ± 0.076	0.929	0.005875	-256.88	-254.77	-1
		b_1	$3.226E-5 \pm 0.001$						
2	X_1	a	-0.502 ± 0.129	0.939 ± 0.072	0.937	0.005167	-261.32	-259.28	3.6
		b_1	$2.241E-5 \pm 0.001$						
	X_2	b_2	0.003 ± 0.001						
3	X_1	a	-0.378 ± 0.126	0.949 ± 0.066	0.946	0.004292	-268.59	-266.77	7.5
		b_1	$-3.030E-5 \pm 0.001$						
	X_2	b_2	0.019 ± 0.005						
	X_3	b_3	-1.341 ± 0.440						

X_1 : Genişlik x Uzunluk, X_2 : Genişlik x Yuvarlaklık, X_3 : Yuvarlaklık, R^2 : Belirtme Katsayısı, $R^2_{(Adj)}$: Düzeltilmiş Belirleme Katsayısı, HKO: Hata Kareler ortalaması, AIC: Akaike Bilgi Kriteri, BIC: Bayesian Bilgi Kriteri, MCp: Mallows’ Cp İstatistiği

Modele eklenen açıklayıcı değişken sayısı bir ile üç arasında değiştiğinden, her üç modelde de Belirleme katsayısı (R^2) ile Düzeltilmiş belirleme katsayısı ($R^2_{(Adj)}$) arasında belirgin bir fark gözlenmemiş olup, birbirine yakın değerler olarak bulunmuştur. Bu değerler her üç model için de %92.9 ile %94.9 arasında değişmiştir. Benzer şekilde, AIC ve BIC değerleri de -254.77 ile -268.59 arasında değişmiştir. Modelin göreceli olarak kesinliği (düşük varyanslılık) hakkında bilgi veren Mallows’

Cp istatistiđi, birinci model için -1 olarak bulunurken, ikinci ve üçüncü modeller için sırası ile 3.6 ve 7.5 olarak bulunmuştur. Buna göre; MCp istatistiđinin düşük olması ve modeldeki açıklayıcı deđişken sayısına yakın deđer alması; HKO, AIC ve BIC deđerlerinin diđer modellerdeki deđerlerden düşük olması, Belirleme katsayının ise diđer modellerden %1 gibi küçük farkla düşük olmasına karşın modelde daha az bağımsız deđişkenin bulunuyor olması nedeniyle birinci modelin uygun bir model olduđuna karar verilmiştir.

Böylece fıstıklarda cihaz ile ölçülen piksel deđerlerinden yararlanarak, ağırlığı tahmin etmek üzere kullanılması önerilen regresyon denkleminin; yaklaşık %93 belirleme katsayısı ile aşıđıdaki gibi yazılabileceđi söylenebilir.

$$Y (\text{Ağırlık}) = -0.200 + 3.226\text{E-}005 X_1 (\text{Genişlik} \times \text{Uzunluk})$$

4.2. Uzunluk Tahmini

Cihaz ile ölçülen piksel deđerlerinden yararlanarak, fıstık uzunluđunu tahmin etmek üzere, üç model oluşturulmuştur. Açıklayıcı (bağımsız) deđişken olarak; Model 1'de sadece X_1 (Uzunluk), Model 2'de X_1 ile X_2 (Uzunluk x Yuvarlaklık) ve Model 3'te X_1 , X_2 ve X_3 (Alan x Yuvarlaklık) deđişkenleri yer almıştır. Buna göre elde edilen regresyon analizi sonuçları Tablo 4'te verilmiştir.

Tablo 4 regresyon sabitleri bakımından incelendiđinde; her üç modelde de regresyon sabitlerinin pozitif olduđu ve en yüksek deđerin 4.118 ile ikinci modelden elde edildiđi görülür. Regresyon katsayılarında ise 3. Modelde yer alan X_3 deđişkeninin dışındaki bütün deđişkenlerin katsayıları pozitif bulunmuştur.

Tablo 4. Uzunluk için regresyon analizi sonuçları

Model	Değişken	Katsayılar		R ²	R ² _(Adj)	HKO	AIC	BIC	MCp
1	X ₁	a	2.592 ± 0.508	0.962 ±	0.961	0.2060	-79.03	-76.95	0.005
		b ₁	0.068 ± 0.002	0.4539					
2	X ₁	a	4.118 ± 0.471	0.978 ±	0.977	0.1195	-104.26	-102.02	1.016
		b ₁	0.043 ± 0.004	0.3493					
	X ₂	b ₂	0.011 ± 0.002						
3	X ₁	a	2.782 ± 0.697	0.981 ±	0.979	0.1058	-108.60	-106.09	1.94
		b ₁	0.053 ± 0.006	0.3314					
	X ₂	b ₂	0.011 ± 0.002						
	X ₃	b ₃	-2.895E-005 ± 0.0						

X₁: Uzunluk, X₂: Uzunluk x Yuvarlaklık, X₃: Alan x Yuvarlaklık, R²: Belirtme Katsayısı, R²_(Adj): Düzeltilmiş Belirleme Katsayısı, HKO: Hata Kareler ortalaması, AIC: Akaike Bilgi Kriteri, BIC: Bayesian Bilgi Kriteri, MCp: Mallows' Cp İstatistiği

Modele eklenen açıklayıcı değişken sayısı bir ile üç arasında değiştiğinden, her üç modelde de Belirleme katsayısı (R²) ile Düzeltilmiş belirleme katsayısı (R²_{Adj}) arasında belirgin bir fark gözlenmemiş olup, değerler birbirine yakın bulunmuştur. Bu değerler her üç model için de %96.1 ile %98.1 arasında değişmiştir. Benzer şekilde, AIC ve BIC değerleri de -76.95 ile -108.6 arasında değişmiştir. Modelin kesinliği hakkında bilgi veren Mallows' Cp istatistiği, birinci, ikinci ve üçüncü modeller için sırası ile 0.005, 1.016 ve 1.94 olarak bulunmuştur. Buna göre; MCp istatistiğinin düşük olması ve modeldeki açıklayıcı değişken sayısına yakın değer alması; HKO, AIC ve BIC değerlerinin diğer modellerdeki değerlerden düşük olması, Belirleme katsayısının ise diğer modellerden %2 gibi küçük farkla düşük olmasına karşın, modelde daha az bağımsız değişkenin bulunuyor olması nedeniyle birinci modelin uygun bir model olduğuna karar verilmiştir.

Böylece fıstıklarda cihaz ile ölçülen piksel değerlerinden yararlanarak, fıstık uzunluğunu tahmin etmek üzere kullanılması önerilen regresyon denkleminin; yaklaşık %96 belirleme katsayısı ile aşağıdaki gibi yazılabileceği söylenebilir.

$$Y (\text{Uzunluk}) = 2.592 + 0.068 X_1 (\text{Uzunluk})$$

4.3. Genişlik Tahmini

Cihaz ile ölçülen piksel değerlerinden yararlanarak, fıstık genişliğini tahmin etmek üzere dört model oluşturulmuştur. Açıklayıcı (bağımsız) değişken olarak; Model 1’de sadece X_1 (Genişlik), Model 2’de X_1 ile X_2 (Çatlaklık x Yuvarlaklık), Model 3’te X_1 , X_2 ve X_3 ((Genişlik)²) son olarak model 4’te X_1 , X_2 , X_3 ve X_4 (Çevre x Yuvarlaklık) değişkenleri yer almıştır. Buna göre elde edilen regresyon analizi sonuçları Tablo 5’te verilmiştir.

Tablo 5 regresyon sabitleri bakımından incelendiğinde; dört modelden birinci ve ikinci modelin regresyon sabiti pozitif; üçüncü ve dördüncü modelin ise negatif olduğu görülür. Bu sabit sayılar için en yüksek değer 7.963 ile dördüncü modelden elde edildiği görülür. Regresyon katsayılarına bakıldığında bütün modellerdeki katsayıların pozitif değer aldığı görülebilir.

Tablo 5. Genişlik için regresyon analizi sonuçları

Model	Değişken	Katsayılar	R^2	$R^2_{(Adj)}$	HKO	AIC	BIC	MCp	
1	X_1	a	0.631 ± 0.332	0.957 ± 0.2358	0.957	0.055646	-144.48	-142.38	-0.303
		b_1	0.070 ± 0.002						
2	X_1	a	0.395 ± 0.289	0.970 ± 0.2015	0.968	0.039771	-159.27	-156.99	0.561
		b_1	0.068 ± 0.002						
	X_2	b_2	0.007 ± 0.002						
3	X_1	a	-5.673 ± 1.933	0.975 ± 0.1845	0.973	0.032646	-167.14	-164.65	2.088
		b_1	0.147 ± 0.025						
	X_2	b_2	0.007 ± 0.001						
	X_3	b_3	0.001 ± 0.001						
4	X_1	a	-7.968 ± 2.111	0.978 ± 0.1767	0.976	0.029292	-170.56	-167.76	3.355
		b_1	0.173 ± 0.027						
	X_2	b_2	0.019 ± 0.006						
	X_3	b_3	0.001 ± 0.001						
	X_4	b_4	0.001 ± 0.001						

X_1 : Genişlik, X_2 : Çatlaklık x Yuvarlaklık, X_3 : (Genişlik)², X_4 : Çevre x Yuvarlaklık, R^2 : Belirtme Katsayısı, $R^2_{(Adj)}$: Düzeltmiş Belirleme Katsayısı, HKO: Hata Kareler ortalaması, AIC: Akaike Bilgi Kriteri, BIC: Bayesian Bilgi Kriteri, MCp: Mallows’ Cp İstatistiği

Modellere eklenen açıklayıcı değişken sayısı, bir ile dört arasında değiştiğinden, dört modelde de Belirleme katsayısı (R^2) ile Düzeltmiş belirleme

katsayısı (R^2_{Adj}) arasında belirgin bir fark gözlenmemiş olup, birbirine yakın değerler olarak bulunmuştur. Bu değerler bütün modeller için %95.7 ile %97.8 arasında değişmiştir. Benzer şekilde, AIC ve BIC değerleri de -142.38 ile -170.56 arasında değişmiştir. Modelin kesinliği (düşük varyanslılık) hakkında bilgi veren Mallows' Cp istatistiği, birinci model için -0.303 olarak bulunurken, ikinci, üçüncü ve dördüncü modeller için sırası ile 0.561, 2.088 ve 3.355 olarak bulunmuştur. Buna göre; MCp istatistiğinin düşük olması ve modeldeki açıklayıcı değişken sayısına yakın değer alması; HKO, AIC ve BIC değerlerinin diğer modellerdeki değerlerden düşük olması, Belirleme katsayısının ise diğer modellerden %2 gibi küçük farkla düşük olmasına karşın modelde daha az bağımsız değişkenin bulunuyor olması nedeniyle birinci modelin uygun bir model olduğuna karar verilmiştir.

Böylece fıstıklarda cihaz ile ölçülen piksel değerlerinden yararlanarak, genişliği tahmin etmek üzere kullanılması önerilen regresyon denkleminin; yaklaşık %96 belirleme katsayısı ile;

$$Y (\text{Genişlik}) = 0.631 + 0.070 X_1 (\text{Genişlik})$$

olarak yazılabileceği söylenebilir.

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Günümüzde bilgisayar teknolojilerinin hızlı gelişimine paralel olarak, insan yaşamını kolaylaştırmak üzere, bu teknolojilerden mümkün olduğu kadar fazla yararlanmanın yolları araştırılmaktadır. Görüntü işleme teknolojileri ile bu teknolojinin kullanıldığı alana göre değişim göstermekle birlikte, zamandan ve iş gücünden önemli ölçüde tasarruf sağlanabilmektedir. Bilgisayar destekli görüntü işleme teknolojisindeki gelişmeler; görüntünün kalitesini artırmakla birlikte, görüntüsü alınan nesnelere ilişkin özelliklerin doğru tahmin edilmesine ve tanımlanmasına önemli katkılar sağlamıştır. Görüntülerin bilgisayar ortamında sayısal olarak kaydedilmesi, bu sayısal değerler kullanılarak nesneye ait özelliklerin gerçek değerlerinin tahmin edilmesine yönelik çalışmaların artışına yol açmıştır.

Görüntüyü oluşturan sayısal değerler ile nesnelerin gerçek özellikleri arasındaki ilişkileri belirlemek üzere, istatistik olarak korelasyon ve regresyon modelleri kullanılabilir. Bu bağlamda Siirt fıstığına ait, görüntü işlemeyle elde edilen, piksel değerlerinden yararlanarak, fıstığa ait gerçek ağırlık, uzunluk ve genişlik değerlerinin tahmin edilmesi için regresyon modelleri oluşturulmuştur. Modellerde orijinal değişkenlerin yanı sıra, bu değişkenlerin çarpımsal ve karesel kombinasyonları da alınarak yeni değişkenler oluşturulmuştur. Böylece gerçek değerleri tahmin etmek üzere 27 adet açıklayıcı değişken kullanılarak, en iyi model belirlenmeye çalışılmıştır.

Elde edilen modellerin değerlendirilmesinde; R^2 , düzeltilmiş R^2 , Hata kareler ortalaması, AIC, BIC, ve MC_p kriterleri kullanılmıştır. Benzer şekilde, Elasan ve Keskin (2015), yaptıkları çalışmada, en iyi modelin belirlenmesinde AIC ve BIC kriterlerinin yaygın olarak kullanıldığını belirtmişler ve bu değerler bakımından düşük değer alan modelin, tercih edilebileceğini vurgulamışlardır.

En iyi modelin belirlenmesindeki kriterler dikkate alındığında; ağırlık, uzunluk ve genişlik için en iyi tahmin modelinde farklı değişkenler yer almıştır. Her üç özellik için de karşılaştırılan modellerde belirleme katsayıları %93'ün üzerinde bulunmuştur.

Siirt fıstığında en önemli kalite özelliklerinden birisi ağırlıktır. Ağırlık, fıstığın görüntü işleme ile elde edilen sanal genişliği, uzunluğu ve yuvarlaklığı ile doğrudan ilişkili olduğundan, en iyi modelde genişlik ve uzunluğun çarpımından oluşan “Genişlik x Uzunluk” değişkeni yer almıştır. Buna göre yaklaşık %93 belirleme katsayısı değeri elde edilmiştir. Böylece sanal genişlik ve uzunluk değerlerinin çarpımından oluşan değişken ile fıstıkların gerçek ağırlıklarının %93 oranında doğru tahmin edilebileceği söylenebilir.

Siirt fıstığında diğer kalite özellikleri olan uzunluk ve genişlik için ise sırasıyla; sanal uzunluk ve sanal genişlik değerlerini içeren modeller en iyi model olarak belirlenmiştir. Böylece uzunluk için sanal uzunluk değerlerinin, genişlik için ise sanal genişlik değerlerinin kullanılabilmesi söylenebilir. Bu değerlerden hareketle gerçek uzunluk ve genişlik değerlerinin tahmin edilmesi durumunda, her iki özellik için de tahminlerdeki doğruluk derecesi (belirleme katsayısı) yaklaşık %96 olacaktır.

Aktan (2004a), Japon bıldırcınlarında bazı yumurta iç ve dış kalite özellikleri ile aralarındaki ilişkileri sayısal görüntü analizi yöntemiyle belirlemeyi amaçlamıştır. Bu amaçla, sekiz aylık yaştaki bıldırcın sürüsünden elde edilen toplam 72 adet yumurtada, kabuklu ve kırılmış haldeki sayısal görüntülerden, kabuklu yumurta alanı, yumurta genişlik ve uzunluğu, toplam yumurta içeriği, dış sulu ak, iç koyu ak ve yumurta sarısı yayılma alanlarını tahmin etmek üzere, regresyon eşitlikleri hesaplamıştır. Elde edilen eşitliklerde belirleme katsayıları, %1 ile %92 arasında değişim göstermiştir.

Aktan (2004b), 49 günlük yaşta kesilen 126 etlik piliçte karkas alanı, göğüs genişliği, göğüs uzunluğu, göğüs alanı, göğüs ve abdominal deri rengi gibi bazı karkas özellikleri ile sayısal görüntü analizi sonucu elde edilen değerler arasında istatistik olarak önemli korelasyonların bulunduğunu belirtmiştir.

Zhang ve ark. (2006), çalışmalarında ayırık kosinüs dönüşümü, Laws filtreleri, Gabor filtreleri ve matris tabanlı istatistik özellikleri kullanmışlardır. Gabor filtre ve istatistik özellikleri birlikte kullanıp sınıflandırmada %82 başarı oranına ulaşmışlardır.

Acar (2011), yaptığı çalışmayla hem uydudan elde edilen görüntülerin, hem de tıbbi cihazlarla elde edilen görüntülerin aynı görüntü işleme teknikleriyle işlenebilirliğini araştırmıştır. Bu bağlamda mamografi görüntülerinden mikro kalsifikasyon çıkarmış ve uydu görüntülerinden de aynı yöntemle bina tespitinde bulunmuştur. Her iki çalışma için de yaklaşık %85 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Alaşahan ve Günlü (2012) yaptıkları çalışmalarında sayısal görüntü analizini kullanarak farklı kanatlı türlerinde yumurta kalite özelliklerini belirlemeye çalışmışlardır. Bu amaçla; bıldırcın, kaya kekliği, halkalı sülün ve tavuk türlerine ait yumurtaları kullanmışlardır. Sonuç olarak, görüntü işleme yöntemlerini kullanarak yumurtalara ait boy, en ve şekilsel değerleri yaklaşık %98 oranında tahmin etmişlerdir.

Ataş (2016a), çalışmasında görüntü işleme yöntemlerini kullanarak, Siirt fıstığının sanal öznitelikleriyle sınıflandırma işlemini yapmıştır. Sınıflandırmada yapay sinir ağlarını kullanıp %83.33 başarı elde etmiştir.

Görüntü işlemede istatistik ve matematik yöntemler; görüntü rengini değiştirme, görüntü geliştirme, görüntü onarma, kenar yakalama, parlaklık ve kontrast ayarlama, şekil analizi, bileşen analizi, görüntü kalitesini artırma veya azaltma, keskinleştirme, döndürme, nesne belirleme ve öznitelik çıkarma gibi işlerde kullanılır. Bununla beraber görüntü işlemeyle, görüntüdeki nesnelere elde edilen öznitelikler kullanılarak nesnenin ağırlığı ve büyüklüğü tespit edilebilir.

Son yıllarda birçok alanda yaygın olarak kullanılan görüntü işleme analizi, biyolojik bilimlerde kullanılabilir görülmektedir. Görüntü işleme analizinin, bilimsel çalışmalarda zamandan ve maliyetten önemli bir tasarruf sağlayabileceği düşünülmektedir. Bu çalışma sonucunda, ekonomik öneme sahip Siirt fıstığında; önemli kalite özellikleri olan ağırlık, uzunluk ve genişlik değerlerinin, görüntü işleme analizi sonucunda elde edilen piksel değerlerinden yararlanılarak yüksek bir doğruluk oranıyla tahmin edilebileceği söylenebilir.

ÖZET

Dilbilir Y, Görüntü işlemede kullanılan istatistik yöntemler ve bir uygulama. Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Biyoistatistik Anabilim Dalı, Yüksek Lisans Tezi, Van 2017. Bu çalışmada, görüntü işleme ve görüntü işlemede kullanılan istatistik yöntemler ile bu yöntemlerin kullanılabilirliği hakkında genel bilgiler verilmiş ve bir uygulama yapılmıştır. Görüntü işleme yöntemleri olarak; filtreleme, görüntü eşikleme, görüntü eşleme, histogram eşitleme ve matematiksel morfoloji gibi yöntemlere değinilmiştir. Uygulamada, Siirt fıstığında görüntü işleme ile elde edilen sanal ölçümlerden yararlanılarak; gerçek ağırlığı, gerçek uzunluğu ve gerçek genişliği tahmin etmek üzere regresyon eşitlikleri bulunmuştur. Regresyon eşitliklerinin elde edilmesinde açıklayıcı değişken olarak; sanal değişkenlerin yanı sıra, bu değişkenlerin çarpımsal ve karesel kombinasyonları da alınarak yeni değişkenler oluşturulmuştur. Böylece en uygun modeli bulmada, 27 adet açıklayıcı değişken kullanılmıştır. En uygun modelin belirlenmesinde; Belirleme katsayısı, Düzeltilmiş belirleme katsayısı, Hata kareler ortalaması, Akaike bilgi kriteri, Bayesian bilgi kriteri ve Mallows' Cp kriterleri dikkate alınmıştır. Buna göre; ağırlık tahmini için %93.1 belirleme katsayısı ile fıstığa ait sanal genişlik ve uzunluğun çarpımından oluşan çarpımsal değişkenin yer aldığı model, uzunluk için % 96.2 belirleme katsayısı ile sanal uzunluğun yer aldığı model ve genişlik için % 95.7 belirleme katsayısı ile sanal genişlik değişkeninin yer aldığı model, en iyi model olarak belirlenmiştir. Böylece, ekonomik öneme sahip Siirt fıstığında, önemli kalite özellikleri olan; ağırlık, uzunluk ve genişlik değerlerinin, görüntü işleme analizi sonucunda elde edilen piksel değerlerinden yararlanılarak yüksek bir doğruluk oranıyla tahmin edilebileceği sonucuna varılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Fıstık, piksel, sanal öznitelikler, çarpımsal ve karesel değişken, çoklu regresyon

SUMMARY

Dilbilir Y, The statistical methods used in image processing and an application. Yuzuncu Yil University, Institute of Health Sciences, Department of Biostatistics, Master Thesis, Van 2017. In this study, general information about image processing and statistical methods used in image processing as well as usability of these methods were given and an application was performed. As image processing methods, filtering, image thresholding, image processing, histogram equalization, and mathematical morphology methods were mentioned. Multiple regression equations were found to predict weight, length and width by using virtual measurements obtained from image processing in Siirt pistachio. As well as virtual variables or measurements, new variables are formed by the multiplicative and quadratic combinations of these variables as an explanatory variable in obtaining the regression equations. Thus, 27 explanatory variables were used to find the most appropriate model. Determination coefficient, Adjusted determination coefficient, Mean Square Error, Akaike information criterion, Bayesian information criterion and Mallows' Cp criterion were considered to determine the most appropriate model. According to these results; the model consisted of "virtual width x virtual length" was determined as the best model with 93.1% determination coefficient for estimation of weight. Similarly, for length and width, the models formed virtual width and virtual length variables were considered as the best models with 96.2% and 95.7% determination coefficients, respectively. Thus, weight, length and width values that important quality characteristics in Siirt pistachio can be estimated from the virtual pixel values obtained as a result of image processing analysis with highly determination coefficient.

Keywords: Pistachio, pixels, virtual attributes, multiplicative and quadratic variable, multiple regression



KAYNAKLAR

- Acar U, Bayram B (2009). Building extraction with morphology. Paper presented at the Recent Advances in Space Technologies, RAST'09. 4th International Conference on IEEE.
- Aktan S (2004a). Bıldırcın yumurtalarında bazı iç ve dış kalite özellikleri ile aralarındaki ilişkilerin sayısal görüntü analizi ile belirlenmesi. *Hay Üret*, 45, 1, 7-13.
- Aktan S (2004b). Sayısal görüntü analizi ile etlik piliçlerde bazı karkas özelliklerinin belirlenmesi. *Hay Üret*, 45, 1, 14-18.
- Alaşahan S, Günlü A (2015). Farklı kanatlı türlerinde yumurta kalite özelliklerinin sayısal görüntü analizi ile belirlenmesi. *Kafkas Üniv Vet Fak Derg*, 18, 6, 979-986.
- Anonim (2017a) .<http://legendtechz.blogspot.com.tr/2013/04/Define-spatial-and-gray-level-resolution-Explain-about-isopreference-curves.html>
Erişim tarihi: 03.01.2017.
- Anonim (2017b). <https://www.cnet.com/news/source-code-snippets-open-door-for-raw-photos-on-android/> Erişim tarihi: 26.01.2017.
- Anonim (2017c). <http://slideplayer.com/slide/4407147/> Erişim tarihi: 11.02.2017.
- Anonim (2017d). <http://slideplayer.com/slide/5225380/> Erişim tarihi: 18.02.2017.
- Arslan E (2011). Hücresel Sinir Ağı Sistemleri Kullanarak Hareketli Nesnelerin Görüntü İşleme Uygulamaları. İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul.
- Aslantaş A (2006). Bir Ağaç Kesitindeki Yıllık Halkaların Görüntü İşleme Yöntemi İle İncelenmesi. Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Isparta.
- Asmaz K (2006). Görüntü İşleme İle İki Boyutlu Cisimlerden Grafik Modeller İçin Veri Eldesi. Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul.
- Ataş M (2016a). Fıstık sınıflandırma sistemi için Siirt fıstığı imgelerinden gürbüz özneliklerin çıkarılması. *DÜMF Mühendislik Derg*, 7, 1, 93-102.
- Ataş M (2016b). Open Cezeri Library: A novel java based matrix and computer vision framework. *Comp Appl Eng Educ*, 24, 5, 736-743.
- Bal H (2006). Kamera İle Görüntü İşleme Teknikleriyle Malzeme Tane Büyüklüğü Analizi. Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Ankara.
- Bellanger M (2000). Reviews and New Releases: Digital Signal Processing of Signals. Theory and Practice. *Trans Emerging Tel Tech*, 11, 6, 617-618.

Bennamoun M, Boashash B (1997). A structural-description-based vision system for automatic object recognition. *IEEE Trans Syst Man Cybern, Part B (Cybernetics)*, 27, 6, 893-906.

Bozkurt K (2009). Retina Görüntülerinin Ayrıştırılması. Düzce Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Düzce.

Bushberg JT, Seibert JA, Leidholdt Jr EM, Boone J M (2012). The Essential Physics of Medical Imaging. Lippincott Williams and Wilkins. Philadelphia, USA.

Crane R (1996). Simplified approach to image processing, classical and modern techniques in C. Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, NJ, USA.

Çankaya G (2013). Görüntü İşleme Teknolojisi İle Betonun Bazı Mekanik Özelliklerinin Belirlenmesi. Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Konya.

Çavdaroğlu GÇ (2013). Smart facial feature regions and facial feature points. *J Eng Nat Sci*, Sigma, 31, 246-261.

Çelik E (2014). Görüntü İşlemeye Dayalı Avuç İçi İzinin Yapay Sinir Ağı İle Tanınması. Marmara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul.

Ding L, Goshtasby A, Satter M (2001). Volume image registration by template matching. *Ima Vis Comp*, 19, 12, 821-832.

Doğan Y (2016). Endüstriyel Kameralar İçin Hiperspektral Bantlarda Adaptif Pozlama Süresi Kestirimi. Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Elazığ.

Doğan Y, Ataş M (2015). Prediction of adaptive exposure time in hyperspectral bands for industrial cameras. Paper presented at the Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 16.05.2015, 23th, Malatya.

Doğan Y, Ataş M (2016) Classification of Siirt and Antep Pistachio nuts based on Computer Vision, International conference on artificial intelligence and data processing, 17.09.2016, (IDAP16), Malatya.

Duda RO, Hart PE, Stork DG (2001). Pattern classification. *Int J Comput Intell Appl*, 1, 335-339.

Edizer E (2006). Sayısal Görüntü İşleme Yöntemi İle Tane Boyut Dağılımı Analizi. Çukurova Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Adana.

Elasan S, Keskin S (2015). An application with multinomial logistic regression analysis. *Int J Hum Sci*, 12, 1, 43-45.

Fu LC, Liu CY (2001). Computer vision based object detection and recognition for vehicle driving. Paper presented at the Robotics and Automation, Proceedings ICRA. IEEE International Conference, Korea.

Ghazanfari A, Irudayaraj J, Kusalik A, Romaniuk M (1997) Machine vision grading of pistachio nuts using Fourier descriptors. *J Agr Eng Res*, 68, 3, 247-252.

Ghezelbash J, Borghae AM, Minaei SM (2011) Automated sorting of closed-shell pistachio nuts using machine vision system. *World Appl Sci J*, 12, 11, 1989-1995.

Gonzalez RC, Woods RE, Eddins SL (2007). Digital Image Processing Using MATLAB: AND Mathworks, MATLAB Sim SV 07. Prentice Hall Press Upper Saddle River, NJ, USA.

Gonzalez RC, Eddins SL, Woods RE (2004). Digital Image Processing Using MATLAB. Prentice Hall Press, Upper Saddle River, Nev Jersey, USA

Göktaş D (2012). Video Görüntüleri İçinden Hareketli Nesne Ayıklanması Ve İzlenmesi. Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Elazığ.

Johnson S (2006). Stephen Johnson on digital photography. O'Reilly Media, Inc, USA.

Karakoç M (2011). Görüntü İşleme Teknikleri Vr Yapay Zeka Yöntemleri Kullanarak Görüntü İçinde Görüntü Arama. Pamukkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Pamukkale.

Marchand-Maillet S, Sharaiha YM (1999). Binary digital image processing: a discrete approach. Academic Press, London.

McAndrew A (2004). An introduction to digital image processing with matlab notes for scm2511 image processing. School of Computer Science and Mathematics, Victoria University of Technology, Australia.

Metlek S (2009). Üretim Bandı Üzerindeki Renkli Silindir Parçalarının Makine Görme Sistemiyle Tanımlanması Ve Sınıflandırılması. Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Isparta.

Mutlu G. (2011). Görüntü İşleme Tabanlı Konum Denetimi. Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisan Tezi, Ankara.

Ok A, Wegner J, Heipke C, Rottensteiner F, Sörgel U, Toprak V (2010). Çok Bantlı Stereo Hava Fotoğraflarından Doğrusal Çizgilerin Otomatik Geri-Çatımı İçin Yeni Bir Yaklaşım. III. Uzaktan Algılama ve Coğrafi Bilgi Sistemleri Sempozyumu, 11.10.2010, Kocaeli.

Okur S (2015). Görüntü İşleme Yöntemleri Kullanılarak Gözdeki Damarların Tespit Edilmesi. Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Elazığ.

Omid Mahmoud (2011). Design of an expert system for sorting pistachio nuts through decision tree and fuzzy logic classifier. *Expert Syst Appl*, 38, 4, 4339-4347.

Özdemir K (2004). Dijital Görüntü İşleme Tekniği İle Patlatma Verimlilik Analizi. İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul.

Perihanoğlu GM (2015). Dijital Görüntü İşleme Teknikleri Kullanılarak Görüntülerden Detay Çıkarımı. İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul.

Pitas I (2000). Digital image processing algorithms and applications. John Wiley and Sons, New York.

Qidwai U, Chen CH (2009). Digital image processing: an algorithmic approach with Matlab. CRC press, USA.

Russ JC, Woods RP (1995). The image processing handbook. CRC press, USA.

Russ JC, Brent Neal F (2016). The image processing handbook. Seventh edition, CRC press, USA.

Serra J (1982). Image analysis and mathematical morphology V1. Academic press, London

Sinha SK, Fieguth PW (2006). Morphological segmentation and classification of underground pipe images. *Mach Vision Appl*, 17, 1, 21-31.

Ünal Y, Aktürk N, Eroğlu M (1999). Seri üretim hatlarında görüntü işlemeyle kalite kontrolü. *Gazi Üniv Fen Bilimleri Enst Derg*, 12, 4.

Yakut H (2013). İşaret Dili Harflerinin Görüntü İşleme Yöntemleriyle Tanınması İçin Bir Uygulama. Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Elazığ.

Young IT, Gerbrands JJ, Van Vliet LJ (1998). Fundamentals of image processing. Delft University of Technology, Delft.

Zhang X, Krewet C, Kuhlenkötter B (2006). Automatic classification of defects on the product surface in grinding and polishing. *Int J Mach Tools Manuf*, 46, 1, 59-69.

ÖZGEÇMİŞ

Yusuf DİLBİLİR, 1989 yılında Hakkari’de doğdu. İlk ve orta öğrenimini Hakkari’de tamamladı. 2007 yılında Siirt Üniversitesi, Eğitim Bilimleri Fakültesi, İlköğretim Matematik Öğretmenliği Bölümü’nü kazandı ve 2012 yılında bu bölümden mezun oldu. 2013 yılında Hakkari İlim, Sağlık, Kültür ve Araştırma Vakfı’nda öğretmenlik yaptı. Yine aynı yıl Hakkari Üniversitesi, Çölemerik MYO’da İstatistik ve Matematik derslerini yürüttü ve üniversite bünyesinde çeşitli projelerde görev aldı. 2014 ve 2015 yıllarında, Siirt Üniversitesi tarafından yürütülen ve TÜBİTAK tarafından desteklenen “Siirt Fıstığının Bilgisayarlı Görü Sistemi Kullanılarak Otomatik Olarak Sınıflandırılması” adlı projede ve BAP ’da AR-GE elemanı olarak asistanlık yaptı. 2015 yılında Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Biyoistatistik Anabilim Dalı’nda Yüksek Lisans öğrenimine başladı. 2016 yılında ise Yüzüncü Yıl Üniversitesi TEKNOKENT’te yer alan CEZERİLAB Bilişim Teknolojileri, Mak. San. Tic. Ltd. Şti.’de AR-GE elemanı olarak işe başladı.

**YÜZÜNCÜ YIL ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
LİSANSÜSTÜ TEZ ORJİNALLİK RAPORU**

Tarih: **06/03/2017**

Tez Başlığı / Konusu: Görüntü İşlemede Kullanılan İstatistik Yöntemler ve Bir Uygulama

Yukarıda başlığı/konusu belirlenen tez çalışmamın Kapak sayfası, Giriş, Ana bölümler ve Sonuç bölümlerinden oluşan toplam 48 sayfalık kısmına ilişkin, 03/03/2017 tarihinde şahsım/tez danışmanım tarafından "Turnitin" intihal tespit programından aşağıda belirtilen filtreleme uygulanarak alınmış olan orijinallik raporuna göre, tezimin benzerlik oranı % 4 (dört) tür.

Uygulanan filtreler aşağıda verilmiştir:

- Kabul ve onay sayfası hariç,
- Teşekkür hariç,
- İçindekiler hariç,
- Simge ve kısaltmalar hariç,
- Gereç ve yöntemler hariç,
- Kaynakça hariç,
- Alıntılar hariç,
- Tezden çıkan yayınlar hariç,
- 7 kelimedenden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç (Limit match size to 7 words)

Yüzüncü Yıl Üniversitesi Lisansüstü Tez Orijinallik Raporu Alınması ve Kullanılmasına İlişkin Yönergeyi inceledim ve bu yönergede belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Gereğini bilgilerinize arz ederim.



Tarih ve İmza
06/03/2017

Adı Soyadı : Yusuf DİLBİLİR
Öğrenci No : 149302054
Anabilim Dalı : Biyoistatistik
Programı : Biyoistatistik
Statüsü : Y.Lisans Doktora

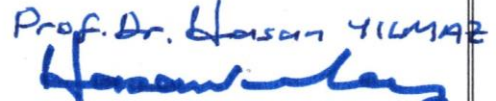
**DANIŞMAN ONAYI
UYGUNDUR**



(Unvan, Ad Soyad, İmza)

Prof. Dr. Siddik KESKİN

**ENSTİTÜ ONAYI
UYGUNDUR**



(Unvan, Ad Soyad, İmza)