

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ**  
**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**İMGE İÇBOYAMA İÇİN MELEZ YÖNTEM**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Hüseyin ÖZKAYA**

**OCAK 2018**  
**TRABZON**



**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ**  
**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**



**Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsünce**

**Unvanı Verilmesi İçin Kabul Edilen Tezdir.**

**Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : / /**

**Tezin Savunma Tarihi : / /**

**Tez Danışmanı :**

**Trabzon**

**KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**


**Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalında  
Hüseyin ÖZKAYA tarafından hazırlanan**

**İMGE İÇBOYAMA İÇİN MELEZ YÖNTEM**

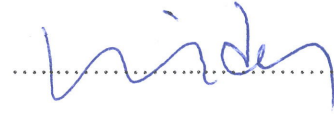
**başlıklı bu çalışma, Enstitü Yönetim Kurulunun 19/ 12/ 2017 gün ve 1732 sayılı  
kararıyla oluşturulan jüri tarafından yapılan sınavda  
YÜKSEK LİSANS TEZİ  
olarak kabul edilmiştir.**

**Jüri Üyeleri**

**Başkan : Doç. Dr. Erdal KILIÇ**

  
.....

**Üye : Yrd. Doç. Dr. Bekir DİZDAROĞLU**

  
.....

**Üye : Yrd. Doç. Dr. Murat AYKUT**

  
.....

**Prof. Dr. Sadettin KORKMAZ**

**Enstitü Müdürü**

## ÖNSÖZ

İçboyama, görüntü üzerinde istenmeyen bir bölümün, görüntünün geri kalanından elde edilen bilgiyle, orijinaline yakın bir şekilde tamamlanması işlemidir. Örneğin; zamana bağlı olarak bozulmuş fotoğrafların ve videoların onarılmasında, fotoğraf ve videolarda altyazı ve logoların kaldırılmasında, gürültü bulaşmış fotoğrafların gürültüden arındırılmasında ve sayısal olarak iletimde oluşan blok kayıplarının yeniden üretilmesi gibi birçok uygulamada kullanılmaktadır. İçboyama işleminde parça tabanlı ve piksel tabanlı yöntemler kullanılmaktadır. Piksel tabanlı yöntemler daha çok imgelerdeki gürültüyü azaltmada, altyazıların ve logoların kaldırılmasında, Parça tabanlı yöntemler ise daha büyük boyutlu nesnelerin yok edilmesinde kullanılmaktadır. Önerilen melez yöntem ise hem altyazı, logo kaldırma gibi küçük boyutlu bölgelerin kaldırılmasında hem de büyük boyutlu nesnelerin yok edilmesinde kullanılabilir.

Çalışmalarım süresince bilgi, görüş ve önerileriyle bana yardımcı olan çok değerli danışman hocam Sayın Yrd. Doç. Dr. Bekir DİZDAROĞLU'na teşekkürlerimi bir borç bilir ve şükranlarımı sunarım.

Yüksek lisans eğitimim süresince sabır, destek ve sevgileriyle hep yanımda olan aileme teşekkür eder şükranlarımı ve saygılarımı sunarım.

Hüseyin ÖZKAYA

Trabzon 2018



## TEZ ETİK BEYANNAMESİ

Yüksek Lisans Tezi olarak sunduđum “İmge İçboyama İçin Melez Yöntem” başlıklı bu çalışmayı baştan sona kadar danışmanım Yrd. Doç. Dr. Bekir DİZDAROĞLU'nun sorumluluğunda tamamladığımı, verileri/örnekleri kendim topladığımı, deneyleri/analizleri ilgili laboratuvarlarda yaptığımı/yaptırdığımı, başka kaynaklardan aldığım bilgileri metinde ve kaynakçada eksiksiz olarak gösterdiğimi, çalışma sürecinde bilimsel araştırma ve etik kurallara uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ederim. 04/01/2018

Hüseyin ÖZKAYA

## İÇİNDEKİLER

|   | <u>Sayfa No</u> |
|---|-----------------|
| ÖNSÖZ.....  | III             |
| TEZ ETİK BEYANNAMESİ.....   | IV              |
| İÇİNDEKİLER.....  | V               |
| ÖZET .....  | VII             |
| SUMMARY .....   | VIII            |
| ŞEKİLLER DİZİNİ .....   | IX              |
| TABLolar DİZİNİ.....  | XII             |
| SEMBOLLER DİZİNİ .....  | XIII            |
| 1. GENEL BİLGİLER .....   | 1               |
| 1.1. Giriş.....   | 1               |
| 1.2. Sayısal Görüntü İşleme .....                                 | 1               |
| 1.3. Sayısal Görüntü İşlemenin Başlangıcı .....                   | 2               |
| 1.4. Görüntü Algılama ve Elde Etme .....                          | 4               |
| 1.4.1. Dizi Algılayıcıları Kullanarak Görüntü Elde Etme.....      | 5               |
| 1.5. Görüntü Oluşturma Modeli .....                               | 5               |
| 1.6. RGB Renk Modeli.....   | 7               |
| 1.7. İmge İçboyama .....  | 8               |
| 1.7.1. İçboyama Teknikleri .....                                  | 10              |
| 1.7.1.1. Doku Tabanlı İçboyama Tekniği.....                       | 10              |
| 1.7.1.2. Örnek Tabanlı İçboyama Tekniği.....                      | 11              |
| 1.7.1.3. PDE Tabanlı İçboyama Tekniği .....                       | 11              |
| 1.7.1.4. Hızlı ve Yarı Otomatik İçboyama Tekniği .....            | 11              |
| 1.7.1.5. Melez İçboyama Tekniği .....                             | 12              |
| 1.8. Kısmi Diferansiyel Denklem Tabanlı Metotlar.....             | 12              |
| 1.9. Parça Tabanlı Metotlar .....                                 | 16              |
| 1.9.1.1. Parça Tabanlı Yöntemlerde İçboyama Sırasının Önemi ..... | 17              |
| 1.10. İmge Ayırıştırma .....                                      | 23              |
| 1.10.1. Fonksiyonel Minimizasyon .....                            | 24              |
| 1.10.2. Diverjans (ıraksama) İfadeleri.....                       | 25              |

|          |  |    |
|----------|--|----|
| 1.10.3.  | Yönlü Laplace Denklemi.....  | 27 |
| 1.10.4.  | Yönlü Laplace Denklemine Geometrik Anlamı .....                    | 27 |
| 1.11.    | İz Tabanlı Yaklaşım .....  | 29 |
| 2.       | YAPILAN ÇALIŞMALAR, BULGULAR VE İRDELEME.....                      | 32 |
| 2.1.     | Giriş.....   | 32 |
| 2.2.     | Literatür Taraması .....   | 32 |
| 2.3.     | Önerilen Yöntem .....  | 36 |
| 2.3.1.   | İz Tabanlı Yaklaşım ile Yapı Bilgisinin Çıkarılması .....          | 38 |
| 2.3.2.   | İmgenin Yapı Bilgisine İçboyama Uygulanması .....                  | 40 |
| 2.3.3.   | İmgenin Doku Bilgisine İçboyama Uygulanması .....                  | 41 |
| 2.3.4.   | Yapılan Deneysel Çalışmalar .....                                  | 43 |
| 2.3.4.1. | Önerilen Yöntemin Diğer Yöntemlerle Nicel Olarak Kıyaslanması..... | 49 |
| 3.       | SONUÇLAR VE TARTIŞMA .....   | 59 |
| 4.       | ÖNERİLER.....  | 60 |
| 5.       | KAYNAKLAR .....  | 61 |
| 6.       | EKLER.....   | 66 |
| ÖZGEÇMİŞ |  |    |

Yüksek Lisans Tezi

ÖZET

İMGE İÇBOYAMA İÇİN MELEZ YÖNTEM

Hüseyin ÖZKAYA

Karadeniz Teknik Üniversitesi  
Fen Bilimleri Enstitüsü  
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı  
Danışman: Yrd. Doç. Dr. Bekir DİZDAROĞLU  
2018, 65 Sayfa, 16 Sayfa Ek

Bu çalışmada resimleri düzenlemek için literatürde önerilmiş olan içboyama yöntemleri konu alınmıştır. Bu yöntemlerin temelini oluşturan başlıca çalışmalar detaylı olarak incelenmiştir. Çalışmamızda önerilen melez yöntem, literatürde var olan diğer yöntemlerle detaylı olarak karşılaştırılmıştır. İçboyama teknikleri doğrultusunda melez yöntem hem yapı hem de doku bilgisi içeren imgelere uygulanmıştır.

Yapı bilgisi daha yoğun olan imgelerle çalışmamız sonucunda, piksel tabanlı yöntemlerin daha başarılı sonuç verdiği tespit edilmiştir. Yine imgeye uygulanan maske boyutunun küçük olduğu durumlarda da piksel tabanlı yöntemler görsel açıdan başarılı sonuçlar vermiştir. Ancak maske boyutunun büyük olduğu durumlarda, adı geçen yöntemin bulanık sonuçlar verdiği görülmüştür. Parça tabanlı yöntemlerde ise maske boyutu yöntemlerin başarısını çok fazla etkilememiştir. Parça tabanlı yöntemlerde, parça önceliğinin doğru şekilde belirlenememesi durumlarında ise yapay sonuçlar elde edilmiştir.

Hem piksel tabanlı ve hem de parça tabanlı yöntemleri dikkate alan yeni bir melez yöntem önerilmiştir. İmgelere uygulanan teknikler sonucunda ve elde edilen veriler ışığında, önerilen yöntem çoğunlukla literatürdeki diğer yöntemlerden daha başarılı sonuçlar üretmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Görüntü İçboyama, Melez Yöntem, Parça Tabanlı Yöntem, Piksel Tabanlı Yöntem, Doku Sentezi, Görüntü Onarma, Nesne Yok Etme, İmge Yapı Bilgisi, İmge Doku Bilgisi

Master Thesis

SUMMARY

HYBRID METHOD FOR IMAGE INPAINTING

Hüseyin ÖZKAYA

Karadeniz Technical University  
The Graduate School of Natural and Applied Sciences  
Computer Engineering Graduate Program  
Supervisor: Asst. Prof. Dr Bekir DİZDAROĞLU

2018, 65 Pages, 16 Pages Appendix

In this study, inpainting methods proposed in the literature are discussed. Main studies that contains the fundamental of these methods have been examined in detail. The hybrid method, which is a presented method in this study, has been compared in detail with other methods in the literature. The hybrid method has been applied to images that includes both structure and texture information in the direction of inpainting techniques.

As a result of our study on images having more intensive structure information, it has been found that pixel-based methods generate more successful results. The pixel-based methods have generated successful results visually when the size of the applied mask to images is small. However, when the size of the mask is large, it has been seen that the method gives blurred results. In patch based methods, the mask size does not affect the success of the methods too much. In the patch based methods, artifacts are arised when the patch priority can not be determined correctly.

A new hybrid method considering both pixel-based and part-based methods has been proposed. As a result of the techniques applied to the images and the obtained data, the proposed method has produced mostly more successful results than the other methods in the literature.

**Key Words:** Image Inpainting, Hybrid inpainting method, Patch based method, Pixel based method, Texture Synthesis, Image Editing, Object removal, Structure of image, Texture of image

## ŞEKİLLER DİZİNİ

### Sayfa No

|  |    |
|--|----|
| Şekil 1.1. Telgraf yazıcısı ile 1921’de üretilen sayısal resim (McFarlane) [2] .....   | 3  |
| Şekil 1.2. (a) Tek görüntüleme algılayıcısı (b) Satır algılayıcı (c) Dizi algılayıcı [2].....  | 4  |
| Şekil 1.3. Örnek bir sayısal görüntü elde etme süreci (a) Enerji kaynağı (b) Bir sahne bileşeni (c) Görüntüleme sistemi (d) Sahnenin görüntü düzlemine izdüşümü (e) Sayısallaştırılmış görüntü [2].....  | 5  |
| Şekil 1.4. RGB renk küpünün taslak çizimi, ana köşegen boyunca noktalar orijindeki siyahtan (1,1,1) noktasındaki beyaza doğru gri değerler almaktadır [2].....   | 7  |
| Şekil 1.5. RGB 24-bit renk küpü [2] .....  | 8  |
| Şekil 1.6. Karalanmış resim içboyama örneği, (a) içboyama öncesi ve (b) içboyama sonrası.....  | 9  |
| Şekil 1.7. (a) Görüntü ve içboyama yapılacak bölge $\Omega$ , (b) Görüntü bilgisini bölge sınırının normalini yönünde yaymak, istenmeyen sonuçlar üretebilir ve (c) Bunun yerine, görsel sürekliliğini sağlamak için izotop yönleri boyunca yayılır..... | 13 |
| Şekil 1.8. (a) Orijinal resim, (b) Onarım maskesi, (c) Kısmi Diferansiyel denkleme dayalı 300 iterasyondan sonra resimdeki kişi ve direkler gölge gibi algılanabilmektedir, (d) 600 iterasyon sonucu, (e) 1200 iterasyon sonucu .....                    | 14 |
| Şekil 1.9. Kısmi Diferansiyel denklem tabanlı yöntem içboyama örneği, (a) Orijinal resim, (b) Onarım maskesi, (c) 250, (d) 500, (e) 1000 ve (f) 3000 iterasyon sonrası elde edilen sonuçlar .....  | 15 |
| Şekil 1.10. Tek seferlik yama tabanlı içboyama, (a) Orijinal imge, hedef bölge ve kaynak bölge, (b) içboyama yapılacak örnek bir parça, (c) örnek parça için aday kaynak parçaları ve (d) içboyanmış örnek parça.....                                    | 17 |
| Şekil 1.11. Doldurma sırasının önemi [7].....  | 18 |
| Şekil 1.12. Parça tabanlı içboyama için örnek güven (a) ve veri (b) terimleri.....   | 20 |
| Şekil 1.13. Parça tabanlı içboyama sonuçları, (a) Orijinal resim, (b) Onarım maskesi, (c) 100, (d) 200, (e) 300, (f) 400, (g) 500 iterasyondan sonraki sonuç gösterilmektedir ve (h) içboyanmış sonuç.....   | 22 |
| Şekil 1.14. İmge ayrıştırma örneği, (a) orijinal imge, (b) imgenin yapı bilgisi ve (c) imgenin doku bilgisi .....  | 23 |

|  |    |
|--|----|
| Şekil 1.15. İmge restorasyon örneği (fonksiyonel minimizasyon), (a) Gauss gürültüsü uygulanmış imge, (b) gürültü azaltılmış sonuç imgesi, (c) gürültülü imge gri seviye değerleri, (d) gürültü azaltılmış gri seviye değerleri .....                   | 26 |
| Şekil 1.16. (a) Yön bağımsız yumuşatma, (b) yatay yönde yumuşatma ve (c) düşey yönde yumuşatma .....   | 28 |
| Şekil 1.17. Sabit olmayan $T$ difüzyon tensör örnekleri .....  | 29 |
| Şekil 2.1. (a) orijinal imge, (b) maske imgesi, (c) kısmi diferansiyel tabanlı içboya yönteminin sonucu ve d) parça tabanlı içboya yönteminin sonucu .....   | 36 |
| Şekil 2.2. Akış diyagramı [58].....  | 37 |
| Şekil 2.3. Hedef bölgede parça önceliğinin belirlenmesi: (a) Güven terimine göre 1 numaralı parça ve (b) veri terimine göre yine 1 numaralı parça daha önceliklidir [58] .....   | 42 |
| Şekil 2.4. Örnek İmge, (a) içboyanacak imge ve (b) içboya maskesi .....  | 43 |
| Şekil 2.5. Yapı ve doku bilgileri, (a) yapı bilgisi ve (b) doku bilgisi .....  | 44 |
| Şekil 2.6. İçboyanmış yapı ve doku bilgisi, (a) içboyanmış yapı bilgisi ve (b) içboyanmış doku bilgisi .....   | 44 |
| Şekil 2.7. İçboyanmış imge .....   | 45 |
| Şekil 2.8. Önerilen yöntemin diğer yöntemlerle kıyaslaması, (a) içboyanacak imge ve maske, (b) önerilen yöntemin, (c) akıllı örnek tabanlı yöntemin, (d) iz tabanlı yöntemin, (e) Criminisi yönteminin ve (f) BSCB yönteminin sonucu .....             | 45 |
| Şekil 2.9. Test imgeleri.....  | 51 |
| Şekil 2.10. Test Maskeleri .....   | 52 |
| Şekil 2.11. Yöntemlerin karşılaştırılması için örnekler, (a) orijinal imge, (b) önerilen yöntemin sonucu, (c) akıllı örnek tabanlı yöntemin sonucu, (d) iz tabanlı yöntemin sonucu, (e) BSCB yönteminin sonucu ve (f) Criminisi yönteminin sonucu..... | 53 |
| Şekil 2.12. Test imgelerinin PSNR grafiği (Tablo 2.1).....   | 56 |
| Şekil 2.13. Test imgesi ve maskesi, (a) test imgesi ve (b) içboya maskeleri.....   | 57 |
| Şekil 2.14. PSNR sonuçları grafiği (Tablo 2.2).....  | 58 |

Şekil 6.1. Yöntemlerin karşılaştırılması için örnekler, (a) orijinal imge, (b) önerilen yöntemin sonucu, (c) akıllı örnek tabanlı yöntemin sonucu, (d) iz tabanlı yöntemin sonucu, (e) Criminisi yönteminin sonucu, (f) BSCB yönteminin sonucu ..... 66





## TABLULAR DİZİNİ

|  | <u>Sayfa No</u> |
|--|-----------------|
| Tablo 2.1 Test imgelerinin içboyama sonuçları (Şekil 2.11) ..... | 56              |
| Tablo 2.2. Test imgesinin PSNR test sonuçları (Şekil 2.13).....  | 57              |



## SEMBOLLER DİZİNİ

- $\Omega$  : Hedef bölge  
 $\partial\Omega$  : Hedef bölge sınırı  
 $I$  : Bütün görüntü  
 $\phi$  : Kaynak bölge  
 $P(p)$  :  $\Psi_{\hat{p}}$  yamasının öncelik değeri  
 $\Psi_{\hat{q}_1}$  : Muhtemel en iyi 1. parça  
 $\Psi_{\hat{q}_2}$  : Muhtemel en iyi 2. parça  
 $\Psi_{\hat{q}}$  : En iyi eşleşen parça  
 $C(p)$  :  $\Psi_p$  parçasının güven değeri  
 $D(p)$  :  $\Psi_p$  parçasının veri değeri  
 $n(p)$  :  $\partial\Omega$  sınırına  $p$  noktasında dik birim vektör  
 $P(p)$  :  $\Psi_p$  parçasının öncelik değeri  
 $\lambda$  : Özdeğer  
 $\theta$  : Özvektör  
 $G$  : Yapı tensörü  
 $\nabla I$  : Gradyan vektörü  
 $N(\cdot)$  : Norm fonksiyonu  
 $T$  : Difüzyon Tensörü  
 $\text{iz}(\cdot)$  : Matrisin izi  
 $H$  : Hessian matrisi  
 $G_p$  : Gauss süzgeci uygulanmış yapı tensörü

## 1. GENEL BİLGİLER

### 1.1. Giriş

İçboyama (inpainting), sanatçıların, tarihi eserleri yaşatan konservatörlerin, eski resimleri onarma işlemine atıfta bulunarak bu işlemin bilgisayar tarafından taklit edilmesidir. Basitçe açıklayacak olursak içboyama, hedeflenen alanlardaki eksik bilgileri bütünlüğü koruyacak şekilde doldurarak bir boyama işlemi gerçekleştirilmektir. Bu tür alanlardaki orijinal yapıt, yaşlanmaya, çizilmeye veya başka faktörlere bağlı olarak zarar görmüştür.

İçboyama yöntemleri, belirli bir resimden genellikle 2 boyutlu eksik olan görsel bilgiyi kurtarmaya çalışmaktadır. Buradan hareketle bu yöntemleri matematiksel olarak ters fonksiyon gibi düşünebiliriz.

İçboyama için, ideal bir sonuç eksik iki boyutlu görüntüyü her ayrıntısında yeniden yapılandırarak, onun “tamamlanmış” ve “doğal” görünümüne ulaşmasını sağlamaktır. Daha spesifik olarak, içboyama işlemi, kırılmış kenarları tamamlamakla kalmamalı, aynı zamanda her iki kırılmış seviye çizgisini, izotopu, birbirine bağlamalıdır. Böylece, iki boyutlu nesnelerin bu şekilde tamamlanmasıyla, yoğunluğun doğal bir değişime yaklaşması görsel açıdan güzel sonuç üretecektir.

Sayısal içboyama terminolojisi ilk olarak Bertalmio, Sapiro, Caselles ve Ballester tarafından tanıtıldı [1]. Sanatçıların gerçek içboyama sürecinden esinlenerek, yazarlar, kısmi diferansiyel denklem teorisine dayanan başarılı bir sayısal içboyama şeması icat ettiler. Yazarlar, ayrıca, yöntemleriyle metin kaldırma işlemi başarıyla gerçekleştirdiler, eski fotoğrafların bozulmuş bölgelerini iyileştirdiler, bir sahnedeki nesneyi elimine ettiler ve böylece sayısal onarım konusundaki ilgiyi derinleştirdiler.

### 1.2. Sayısal Görüntü İşleme

Bir görüntü, iki boyutlu bir düzlem üzerinde düşünülerek  $f(x, y)$  fonksiyonu ile tanımlanabilir. Burada  $x$  ve  $y$  düzlemin koordinatlarını temsil etmektedir. Düzlemde karşılık gelen her bir nokta için  $f(x, y)$  değeri  $x$  ve  $y$  noktasının yeşil veya gri seviye değeri olarak adlandırılır. Bu gri seviye değerleri sonlu sayıda ve ayrık olduğu için görüntü, sayısal

görüntü olarak adlandırılmaktadır. Sayısal bir görüntüde sonlu sayıda olan ve her birinin bir değeri olan bu bileşenlere resim elemanı, görüntü elemanı veya piksel gibi isimler verilmiştir. Literatürde görüntünün bileşenlerini göstermek için piksel en yaygın kullanılan terimdir [2].

Görüntü işleme, işlenen süreçte hem girdinin hem de çıktının görüntü olduğu bir disiplin olarak tanımlanmaktadır. Görüntü işlemeden bilgisayarla görmeye kadar olan ortamda kesin bir sınır yoktur. Yine de üç tip bilgisayarlı süreç olduğu göz önüne alınır. Bunlar alçak, orta ve yüksek seviyeli süreçlerdir. Alçak seviyeli süreçler, gürültü azaltmaya yönelik görüntü önileme, kontrast zenginleştirme ve görüntü keskinleştirme gibi işlemlerle ilgilidir. Bir alçak seviye süreç, hem girdileri hem de çıktıları görüntü olan bir süreç olarak tanımlanır. Orta seviye süreçler, bir görüntüyü alanlara veya nesnelere bölen bölütleme, bu nesnelere sınıflandırılması gibi görevlerle ilgilidir. Bir orta seviye süreci, girişleri genellikle görüntüler olan fakat çıkışları görüntülerden elde edilen kenarlar, çevritler ve ayrık nesnelere kimliği gibi öznelikler olan bir süreç olarak tanımlanır. Son olarak, yüksek seviye süreçler, tanınan nesnelere topluluğuna görme ile ilgili bilişsel fonksiyonları uygulayan görüntü analizinde olduğu gibi anlam verme ile ilgilidir [2].

### **1.3. Sayısal Görüntü İşlemenin Başlangıcı**

Sayısal görüntülerin ilk uygulamalarından biri, resimlerin Londra ve New York arasındaki denizaltı kablosu aracılığı ile ilk kez gönderildiği gazete endüstrisinde olmuştur. 1920'lerin başlangıcında Bartlane kablolu resim iletim sisteminin ortaya çıkması ile bir resmin Atlantik ötesine iletilmesi için gerekli olan zaman bir haftadan daha fazlayken üç saatten daha az bir süreye inmiştir.



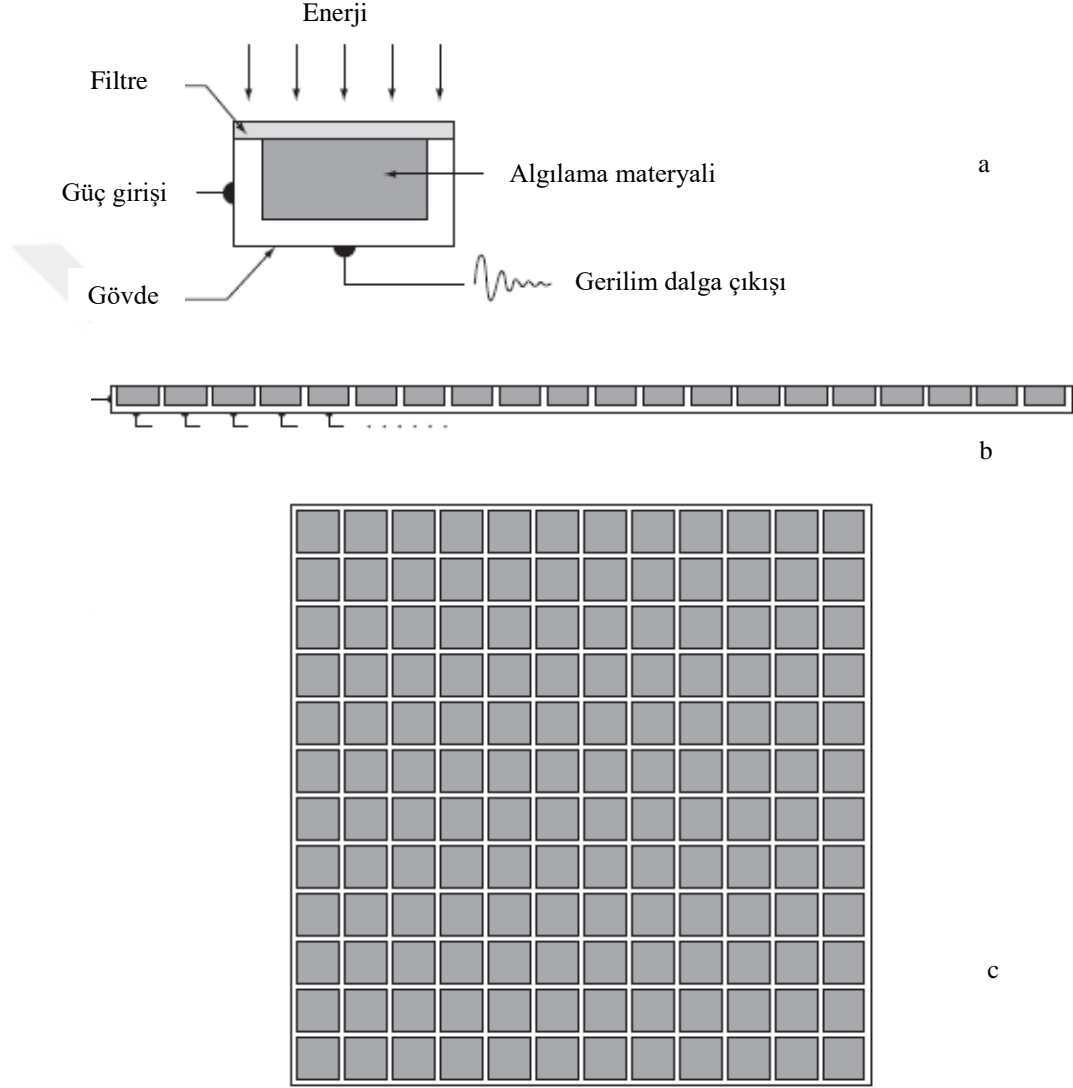
Şekil 1.1. Telgraf yazıcısı ile 1921'de üretilen sayısal resim (McFarlane) [2]

Yukarıda ki örnek sayısal görüntü içerse de sayısal görüntülerin oluşturulmasında bilgisayarlar işin içine katılmadığı için, tanıma göre, sayısal görüntü işleme olarak ele alınmamaktadır. Dolayısıyla sayısal görüntü işleme, sayısal bilgisayarların gelişimine fazlasıyla bağlıdır [2].

Anlamli görüntü işleme görevlerini yerine getirmek için yeteri kadar güçlü ilk bilgisayar 1960'ların başlarında ortaya çıkmıştır. 1960'lardan günümüze kadar görüntü işleme alanı, gelişmiş bilgisayarların üretilmesine bağlı olarak hızlı bir şekilde büyümüşür. Uzay programı ve tıp uygulamalarına ek olarak sayısal görüntü işleme teknikleri şimdilerde geniş bir yelpazede farklı farklı uygulamalar için kullanılmaktadır. Bilgisayar endüstrisi, tıp ve biyoloji bilimlerinde kullanılan X-ışını ve diğer görüntülerin daha kolay yorumlanabilmeleri için kontrastı zenginleştirmek veya yeğinlik seviyelerini renklere kodlamak için kullanılır. Coğrafya uzmanları hava ve uydu görüntülerinden kirlilik örüntülerini çalışmak için aynı veya benzer teknikleri kullanır. Görüntü zenginleştirme ve onarma yöntemleri, yeniden elde edilemeyen nesnelere veya tekrar yapılması çok pahalı olan deney sonuçlarının bozulmuş görüntülerini işlemek için kullanılır. Arkeoloji alanındaki görüntü işleme metotlarında, kaybolmuş veya fotoğraflandıktan sonra hasar görmüş nadir tarihi eserlerin tek mevcut kayıtları olan bulanık resimler başarılı bir şekilde eski haline getirilmiştir. Fizik ve ilişkili alanlarda, bilgisayar teknikleriyle elektron mikroskoplarından elde edilen deneysel görüntüler düzenli bir şekilde iyileştirilir. Benzer şekilde görüntü işleme kavramlarının başarılı uygulamaları astronomide, biyolojide, nükleer tıpta, savunmada ve sanayide kullanılmaktadır [2].

#### 1.4. Görüntü Algılama ve Elde Etme

Görüntüler temelinde bir aydınlatma kaynağından (ışık) yayılan enerjinin görüntülenecek cisim tarafından yansıtılması ya da emilmesi kombinasyonu ile elde edilmektedir.



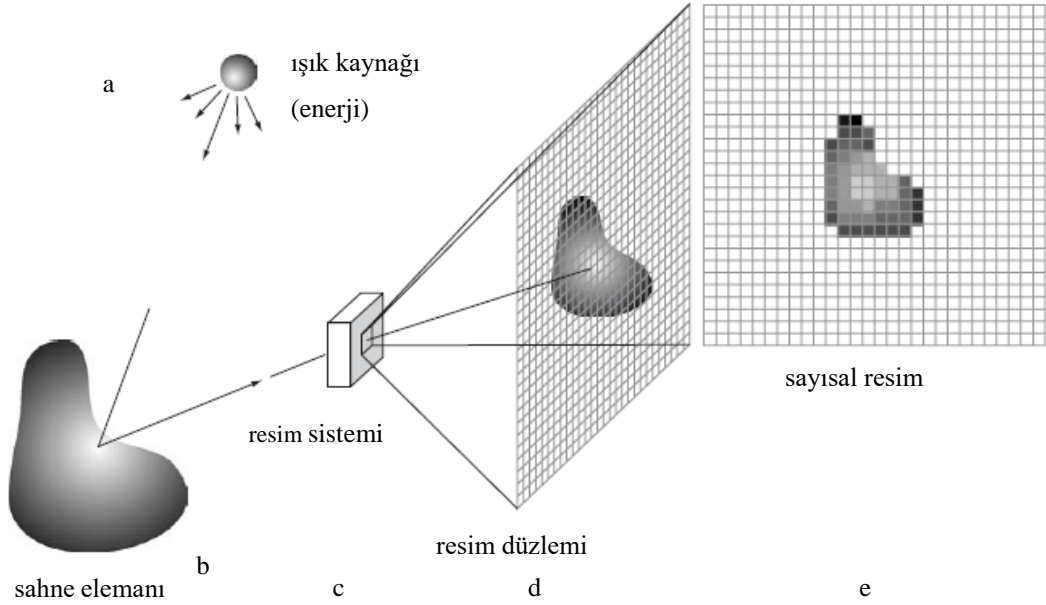
Şekil 1.2. (a) Tek görüntüleme algılayıcısı (b) Satır algılayıcı (c) Dizi algılayıcı [2]

Yukarıda sayısal görüntülerin elde edilebilmesi için kullanılan üç temel algılayıcı düzenek verilmiştir Şekil 1.2. Buradaki düşünce yansıyan enerjiyi, o enerjiye uygun algılayıcılar ile yakalayıp bunu bir gerilime çevirmektir. Bu gerilim sayısallaştırılarak bir nicelik elde edilir [2].

### 1.4.1. Dizi Algılayıcıları Kullanarak Görüntü Elde Etme

Şekil 1.2 (c) 2 boyutlu dizi biçiminde düzenlenmiş ayırık algılayıcıları göstermektedir. Elektromanyetik ve bazı ultrasonik algılama sistemlerinde çoğunlukla 2-boyutlu dizi formatındaki algılayıcılar kullanılmaktadır. Yine sıklıkla kullandığımız sayısal kameralarda da bu düzenek mevcuttur [2].

Dizi algılayıcıların nasıl çalıştığı Şekil 1.3'te gösterilmektedir. İlk olarak genel enerji toplanır ve bu toplanan enerji görüntü düzlemine aktarılır Şekil 1.3 (c). Burada resim düzlemi üzerindeki her bir algılayıcı alınan enerjinin integraline bağlı çıktılar üretir. Bu çıktılar sayısal ve analog devre sistemi tarafından taranır ve analog sinyale çevrilir. Şekil 1.3 (e)'de verilen çıkış, sayısal bir görüntüdür [2].



Şekil 1.3. Örnek bir sayısal görüntü elde etme süreci (a) Enerji kaynağı (b) Bir sahne bileşeni (c) Görüntüleme sistemi (d) Sahnenin görüntü düzlemine izdüşümü (e) Sayısallaştırılmış görüntü [2]

### 1.5. Görüntü Oluşturma Modeli

Görüntüler  $f(x, y)$  biçiminde iki boyutlu fonksiyonlar ile gösterilmektedir.  $f(x, y)$  değeri pozitif sayısal bir değer olup görüntünün fiziksel olarak yaydığı enerji miktarını vermektedir. Bir görüntü fiziksel bir süreç tarafından oluşturulduğu için, gri seviye değerleri

ya da yoğunluğu fiziksel kaynak tarafından yayılan enerjiyle doğru orantılı olmaktadır. Dolayısıyla  $f(x, y)$  sıfırdan büyük ve sonlu olmalıdır; yani

$$0 < f(x, y) < \infty \quad (1.1)$$

$f(x, y)$  fonksiyonu iki bileşenden oluşur ve aşağıdaki gibi verilebilir. İlk bileşen görüntülenen cisim üzerinde kaynak aydınlatmasının diğeri ise görüntülenecek nesnelere tarafından yansıtılan aydınlatma miktarıdır. Bu iki bileşen, aydınlatma ve yansıma bileşenleri olarak adlandırılır ve sırasıyla  $a(x, y)$  ve  $y(x, y)$  ile gösterilir. İki fonksiyonun çarpımı olarak  $f(x, y)$  verilir.

$$f(x, y) = a(x, y)y(x, y) \quad (1.2)$$

burada

$$0 < a(x, y) < \infty \quad (1.3)$$

ve

$$0 < y(x, y) < 1 \quad (1.4)$$

dir. Eşitlik (1.4)'te yansımanın 0 olması tam emilim gerçekleştiği ve yansımanın 1 olması da tam yansıma olduğu anlamına gelmektedir.

Görüntünün herhangi bir  $(x_0, y_0)$  koordinatlarında gri seviye değeri

$$l = f(x_0, y_0) \quad (1.5)$$

ile gösterilmek üzere  $l$ 'nin

$$L_{min} \leq l \leq L_{maks} \quad (1.6)$$

aralığında olduğu açıktır.

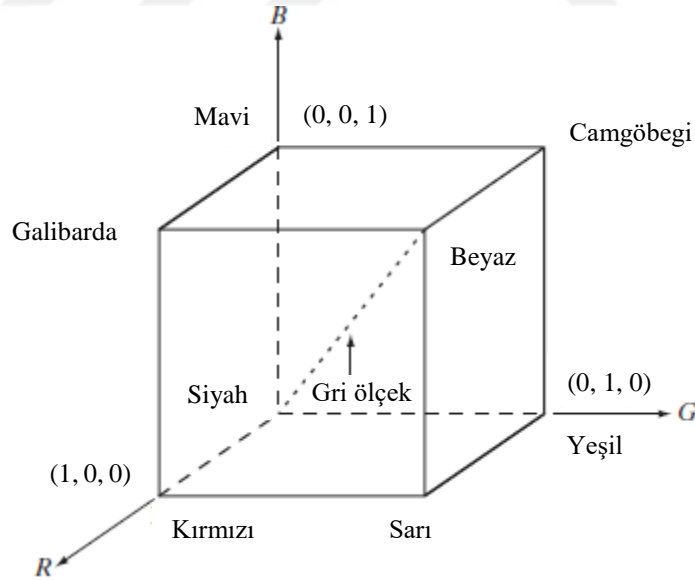
Görüntülerin gri seviye değeri için  $[L_{min}, L_{maks}]$  aralığı gri ölçeği olarak adlandırılır ve genellikle bu aralık  $[0, L - 1]$  olarak alınır. Burada,  $L$  çoğunlukla 256 alınır ve gri ölçekte



$l = 0$  siyah ve  $l = 255$  ise beyaz olarak kabul edilir. Diğer tüm ara değerler ise siyahtan beyaza değişen gri tonlarını vermektedir [2].

### 1.6. RGB Renk Modeli

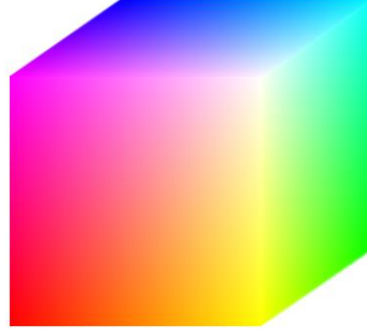
RGB renk modelinde diğer bütün renkler, temel renkler olan kırmızı (red), yeşil (green) ve mavinin (blue) birleştirilmesi ile oluşturulmaktadır. Bu model, Kartezyen koordinat sistemi kullanılarak oluşturulmuştur ve genellikle Şekil 1.4'te gösterilen küple temsil edilir. Burada RGB ana renk değerleri küpün üç köşesinde  $x$  eksenini kırmızı,  $y$  eksenini yeşil ve  $z$  eksenini mavi ile temsil edilir. Ara renkler camgöbeği, galibarda ve sarı ise diğer üç köşe tarafından temsil edilir. Son olarak siyah orijine, beyaz da orijinden en uzaktaki köşe ile temsil edilir. Bu modelde gri ölçek ise, siyahtan beyaza doğru bu iki nokta arasındaki doğru boyunca temsil edilir, yani  $x = y = z$  doğrusu ile. Bu modelde tüm renkler küpün yüzeylerindeki ve içerisindeki noktalarla oluşturulmaktadır. Kolaylık olsun diye tüm renk değerlerinin normalize edildiği birim küp Şekil 1.4'te verilmiştir. Burada tüm R, G ve B değerlerinin  $[0,1]$  aralığında olduğu varsayılmaktadır.



Şekil 1.4. RGB renk küpünün taslak çizimi, ana köşegen boyunca noktalar orijindeki siyahtan  $(1,1,1)$  noktasındaki beyaza doğru gri değerler almaktadır [2]

RGB renk modeline göre oluşturulan görüntülerde her bir ana renk bileşeni için ayrı görüntüler olmaktadır. Monitörlerde bu üç bileşen karıştırılarak renkli görüntü ekrana

verilmektedir. RGB uzayında her bir pikselin piksel derinliği o pikseli ifade etmek için kullanılan bit sayısı ile belirlenmektedir. Buradan 24-bit derinlikte bir görüntün her biri 8-bit olan kırmızı, yeşil ve mavi bileşenden oluştuğu aşıkardır. 24-bit RGB görüntüler çoğunlukla tam renk görüntü terimiyle adlandırılır. Bir RGB görüntü oluşturmak için toplam  $(2^8)^3 = 16,777,216$  renk vardır. Bu renkler Şekil 1.5'teki küpten elde edilmektedir [2].



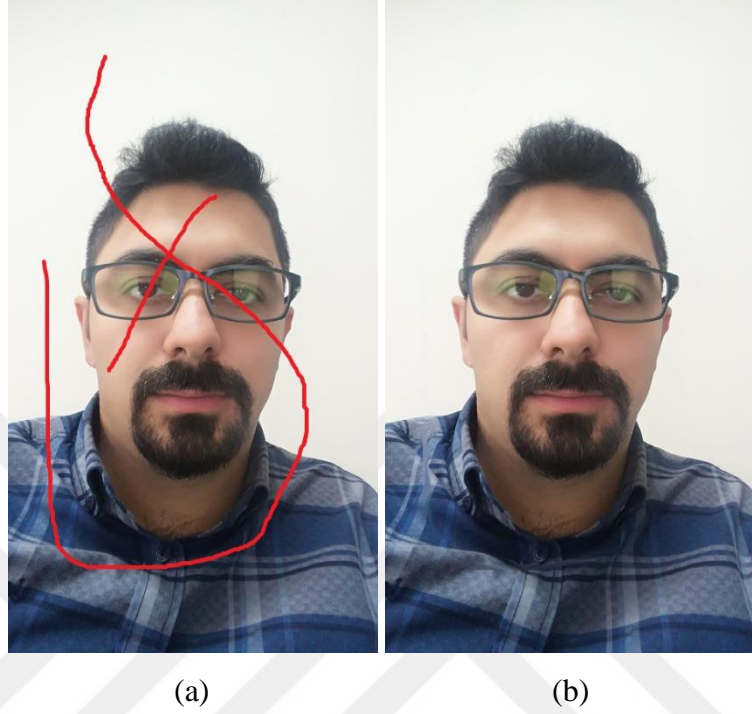
Şekil 1.5. RGB 24-bit renk küpü [2]

### 1.7. İmge İçboyama

Sayısal görüntü içboyama, bir görüntünün orijinal resmin bir parçası gibi görünen, bazı bölgelerinin neredeyse orijinali gibi boyanması anlamına gelmektedir. Artık günümüzde içboyama, görüntülerden görsel kaliteyi etkilemeksizin belirli bir nesneyi veya kişiyi bir görüntüden kaldırmak için, videolardan logolar çıkarma, silinme gibi yaşlanmaya bağlı olarak bazı kısımları kaybetmiş görüntülerin sayısal olarak yeniden oluşturulması gibi birçok uygulama alanı içermektedir. Nihai bir sahneye farklı unsurları birleştirmek, görsel efekt üretiminin omurgasını oluştururken, çoğu zaman bir film sahnesinde atlama yapan bir insanı tutan lastiklerin veya özel efekt ekipmanları gibi bir sahnedeki nesnelere kaldırılarak görsel efekt oluşturulması ya da yapay olarak çizilmiş fotoğrafların eski haline döndürülmesi içboyama işlemi kullanılarak yapılmaktadır. İçboyama tekniğine Şekil 1.6 örnek gösterilebilir.

Resim içboyama, resim boyama olarak adlandırılan başka bir teknikle karıştırılmamalıdır; burada bazı alanları çıkartmak ve daha sonra yeniden üretmek amaçlanmıştır ve yalnızca görüntü kendi yeteneği ile bazı bölgeleri yapay olarak boyamaktadır. Resim düzeltme ve boyama arasındaki en büyük fark, kullanıcı tarafından

girdi görüntüsü sağlandıktan sonra, resim doldurma işleminin kullanıcı tarafından verilen hedef bölgeye geride kalan geniş bölgenin bilgisiyle otomatik olarak yapılmasıdır.



Şekil 1.6. Karalanmış resim içboyama örneği, (a) içboyama öncesi ve (b) içboyama sonrası

Bu durumda, kaynak görüntüde bir  $\Omega$ , hedef bölgeyi belirtmektedir ve bu bölgeyi gerçekçi bir şekilde boşluğu kapatacak piksellerle değiştirmek isteriz. Bir izleyicinin sonuçtaki görüntünün manipüle edilmiş izlenimine kapılmaması için bulanıklaştırma veya görsel yapaylıklar olmamalıdır. Bu boşluk doldurma problemi imge içboyama olarak bilinir. Terim, eski bir fotoğraftaki çizik gibi ince bozuklukların veya dijital bir resim üzerindeki istenmeyen başlık gibi bölgelerin kaldırılma süreci olarak Bertalmio ve diğerleri [1] tarafından 2000 yılında bilgisayarlı görü alanında tanıtıldı. Bununla birlikte, bu terim boşluğun büyüklüğüne bağlı olmadan genel boşluk doldurma problemini de içerecek şekilde gelişti ve daha sonradan bu alana ilgi artarak büyüdü. Bu problem, bazen görüntü tamamlama olarak da adlandırılmaktadır.

İçboyama algoritmalarının çoğu,  $\Omega$  hedef bölgesini onun sınırından içeriye doğru iteratif olarak doldurur; bu bağlamda  $\partial\Omega$  sınırı bazen ön dolum olarak adlandırılır. Süreç

$$I_0(x, y) = \begin{cases} I(x, y) & (x, y) \notin \Omega \\ 0 & (x, y) \in \Omega \end{cases} \quad (1.7)$$

ile başlatılır (Doldurulacak bölge için bir maske görüntüsü de oluşturulabilir).

Daha sonra her adımda, boşluk dolduruluncaya kadar,  $n$  iterasyonu göstermek üzere,  $I_n(x, y)$  ye bağlı yeni bir  $I_{n+1}(x, y)$  görüntüsünü üretilir.

### 1.7.1. İçboyama Teknikleri

İç boyama tekniklerinde, literatürde belirtildiği gibi, kullanılan uygulamalara bağlı olarak etkili düzeltme (onarım) yaklaşımları mevcuttur. İçboyama algoritmalarını gruplandırarak olursak bunlar: yalnızca dokuya dayalı içboyama, hem doku hem yapıya bağlı örnekleme dayalı içboyama, piksel tabanlı kısmi diferansiyel denklem teorisine dayalı içboyama ve melez içboyama gibi karşımıza çıkmaktadır [3, 4].

#### 1.7.1.1. Doku Tabanlı İçboyama Tekniği

Burada kullanılan algoritmalar, resmin komşu piksellerine tamamen bağımlıdır. Bu dolgu boşlukları, resmin yakın kısımlarının piksellerinden üretilen dokuya ihtiyaç duyar. Bu doku tabanlı sentez temelinde birçok içboyama algoritma çalışmaları bulunmaktadır. Bu algoritmalar arasındaki temel farklar, boyama amaçlı alan pikselleri arasındaki komşuluk bölgelerinin pikselleri arasındaki sürekliliğin devam ettirilmesine bağlıdır. D.H. Heeger ve J. Berg Berg, boyama işlemi için en uygun dokunun hedef bölgeden üretildiği bir algoritma önerdi [5]. Yamauchi, Haber ve Seidel birlikte, farklı parlaklık koşullarında boşluk doldurma dokusunun üretildiği, bu algoritmaların farklı çözünürlüklerdeki görüntüler için çalıştığı ve bu bağlamda görüntünün yeniden yapılandırıldığı bir algoritma önerdi [6]. Tüm doku sentez algoritmaları, farklı renkler, yoğunluk, gradyan ve hatta istatistiksel karakteristikler üzerinde içboyama yaparken benzersiz olması nedeniyle farklı sonuçlar üretebilmektedir. Doğruluk birincil koşul ise, kullanıcı, sınırları ve kenarları iyi belirleyememesi nedeniyle doğal görüntülerin boyanması için doku sentez algoritmaları pek tercih edilmemektedir. Kullanıcı, ayrıca, bazı durumlarda boyamada kullanılmak üzere doku belirtmek zorunda kaldığı için yöntem, fazlaca kullanıcı etkileşimine gerek duyduğundan daha büyük boyuttaki görüntüler için kullanılamıyor [3].

### 1.7.1.2. Örnek Tabanlı İçboyama Tekniği

Bu algoritma esas olarak belirli bir görüntüden büyük nesnelere kaldırmak için kullanılır. Criminisi ve arkadaşları tarafından önerilen algoritma [7] hem doku sentezi hem de içboyama tekniğinin avantajlarını kullanmaktadır. Burada, bir görüntünün dokusu ve yapısı içboyama yapılacak bölgeye kopyalanmaktadır. Yapının sentezi için algoritmanın nihai başarısı, dolgu işleminin yapıldığı düzenin önceliğine bağlıdır, çünkü yöntem, yapı bilgisini ve doku sentezini birlikte kullandığından çok sayıda görüntünün onarılması için uygundur. Bu yöntemle ilgili en önemli problem, kavisli yapıların düzgün bir şekilde işlenememesidir. Iddo Drory ve arkadaşları, bir görüntünün bilinmeyen alanlarını oluşturmak için iteratif yaklaşımın kullanıldığı bir algoritma [8] önerdi. Yöntemde, işlem tamamlanmaya kadar, boşlukları doldurmak için tek bir görüntü kullanılmaktadır, ancak James Hays ve Alexei A Efros, boşlukları doldurma işlemi için milyonlarca görüntü içeren bir veritabanından yararlanmışlardır [9]. Burada boşlukları doldurmak için en mükemmel eşleşme, veritabanında uygun görüntüler aranarak yapılmaktadır.

### 1.7.1.3. PDE Tabanlı İçboyama Tekniği

PDE (Kısmi Diferansiyel Denklem) yöntemi, çevredeki doğrusal kenarlar olan izotop kavramını kullanmaktadır. Yöntem, ilk kez Bertalmio ve diğerleri tarafından tanıtıldı [1]. Bu yöntemle ilişkili en büyük olumsuzluk, geniş görüntü bölgelerinin yeniden üretilmesinde, difüzyon işleminin bulanıklaştırma etkisi nedeniyle etkili bir şekilde gerçekleştirilememesidir [10]. David Tschumperle, yön bağımlı difüzyon çalışması ile vektör değerli düzenleme olarak bilinen başka bir PDE tabanlı algoritma önerdi [11]. Chan ve Shen tarafından önerilen TV (Total Variational) modeli yön bağımlı difüzyon ile birlikte Euler Lagrange denklemini kullanmaktadır. TV modelinden türetilen CDD (Eğrilik Kararlı Difüzyon) modeli, izotopların eğrilme bilgisinden yararlanır [12].

### 1.7.1.4. Hızlı ve Yarı Otomatik İçboyama Tekniği

Hızlı ve yarı otomatik içboyama için yapı yayılımını örnek olarak verebiliriz. Bu yöntem, Jian ve diğerleri tarafından önerilmiştir ve iki aşamalı bir işlem içermektedir [13].

Hızlı ilerleme yöntemi, görüntü bilgi yayılımı için kullanılan bir yaklaşımdır. Kenar algılama işlemi iyi bir şekilde yapılamadığından, bu yöntem büyük boşlukların doldurulması için uygun değildir. M. Oliviera tarafından önerilen bir başka hızlı boyama yöntemi difüzyon çekirdeğini kullanarak içboyama yapmaktadır [14].

#### 1.7.1.5. Melez İçboyama Tekniği

İsminden anlaşılacağı gibi, dokuya dayalı sentez ve PDE'ye dayalı boşlukları doldurma yönteminin karma bir birleşimi oluşturmaktadır. Bu yöntemin ilk ve en önemli basamağı görüntüyü doku ve yapı bölgelerine bölmektir. Daha sonra bu bölgeler, karşılık gelen algoritmalarla doldurulur. Fakat algoritma sonucu üretmek için fazla zaman harcamaktadır.

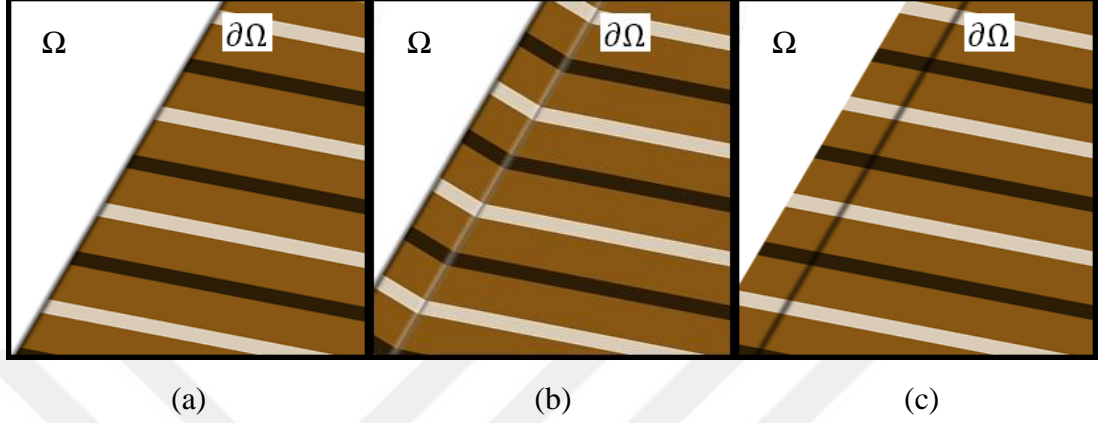
Burada çeşitli içboyama yöntemleri sınıflandırıldı, bir sonraki başlık altında iki temel yaklaşımı ayrıntılı olarak ele alacağız: küçük bölgelerin düzeltilmesine daha uygun olan kısmi diferansiyel denklem tabanlı yaklaşım ve büyük bölgelerin tamamlanmasına daha iyi uyan doku sentezi yaklaşımı.

#### 1.8. Kısmi Diferansiyel Denklem Tabanlı Metotlar

Kısmi diferansiyel denklem tabanlı çalışmaların temeli olarak Bertalmio ve arkadaşlarının [1] çalışmasını verebiliriz. Bu çalışmada yazarlar, düşünce olarak profesyonel konservatörlerin zarar görmüş hasarlı eski tabloları ilk haline getirme sürecini dikkate almışlardır. Burada temel yaklaşım, boşluk bölgesinin  $\partial\Omega$  sınırından çevresindeki görüntü renklerini ve onun yapısını içeriye doğru yayma işlemidir. Burada her renk kanalı bağımsız olarak ele alınarak işlemler yapılmaktadır.

Bu yöntemin daha iyi sonuç üretmesi için iki önemli hususa dikkat etmek gerekmektedir. Birincisi, tam olarak hangi bilgilerin düzgün bir şekilde boşluğa yayılması, ikincisi ise bu yayılımın hangi yöne uygulanması gerektiği hususudur. Bilgilerin doğru bir şekilde yayılmasının önemli olduğu ve Laplace operatörü ile görüntünün yerel pürüzsüzlükleri tespit edilebildiği için Bertalmio ve ark. görüntü yoğunluğunu Laplace denklemine dayalı olarak yaymayı önerdi. Burada bu bilgileri,  $\partial\Omega$  boşluk sınırının normali yönünde yaymak doğal görünmektaysen de, Şekil 1.7 (b)'de gösterildiği gibi, güçlü görüntü yapısında kararsız sonuçlar doğurabilmektedir. Bunun yerine, izotop yönleri boyunca

yaymak (yani, yoğunluk değişiminin en küçük olduğu çevrit boyunca) daha doğal bir sonuç üretmektedir (Şekil 1.7 (c)). Aslında, yöntemde, boşluğun içine güçlü görüntü kenarlarının sürdürülmesine çalışılmaktadır.



Şekil 1.7. (a) Görüntü ve içboyama yapılacak bölge  $\Omega$ , (b) Görüntü bilgisini bölge sınırının normali yönünde yaymak, istenmeyen sonuçlar üretebilir ve (c) Bunun yerine, görsel sürekliliğini sağlamak için izotrop yönleri boyunca yayılır

Bir pikseldeki gradyan vektör yönü en büyük değişim yönünü göstermektedir. Bu dikkate alınarak izotrop yönü, gradyan vektörüne dik olan birim vektör hesaplanarak bulunmaktadır; yani,

$$\nabla^\perp I(x, y) = \text{Birim} \left( \begin{bmatrix} I(x, y) - I(x, y + 1) \\ I(x + 1, y) - I(x, y) \end{bmatrix} \right) \quad (1.8)$$

Bütün bunları matematiksel olarak bir araya getirerek, boşluğu dolduracak piksellerin yoğunluğu aşağıdaki kısmi diferansiyel denklemini sağlayacak şekilde elde edilir:

$$\nabla(\nabla^2 I) \cdot \nabla^\perp I = 0 \quad (1.9)$$

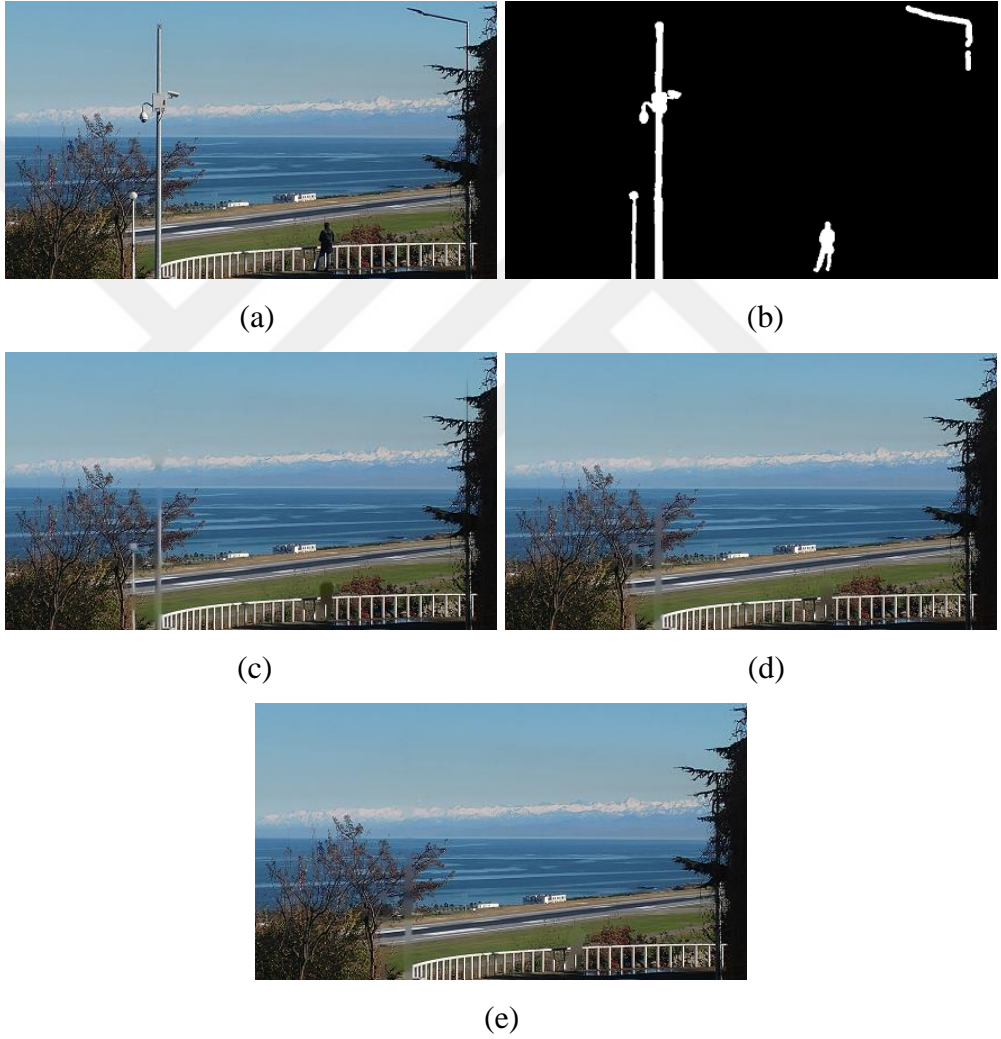
Yani,  $\nabla(\nabla^2 I)$ 'daki değişim,  $\nabla^\perp I$  izotrop yönünde sıfır olmalıdır. Sonuca ulaşmak için, aşağıdaki kısmi diferansiyel denkleme göre zamanın bir fonksiyonu olarak değişen yeni görüntüler üretilerek Denklem (1.9) çözülmektedir.

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \nabla(\nabla^2 I) \cdot \nabla^\perp I \quad (1.10)$$

Görüntü değişimi sona erdiğinde,  $\frac{\partial I}{\partial t} = 0$  olur ve böylece çözüm Denklem (1.9)'u sağlar. Denklem (1.10)'a ayrık zaman adımları uygulanarak

$$I_{n+1}(x, y) = I_n(x, y) + (\nabla t)U_n(x, y), \quad \forall(x, y) \in \Omega \quad (1.11)$$

elde edilir [15].

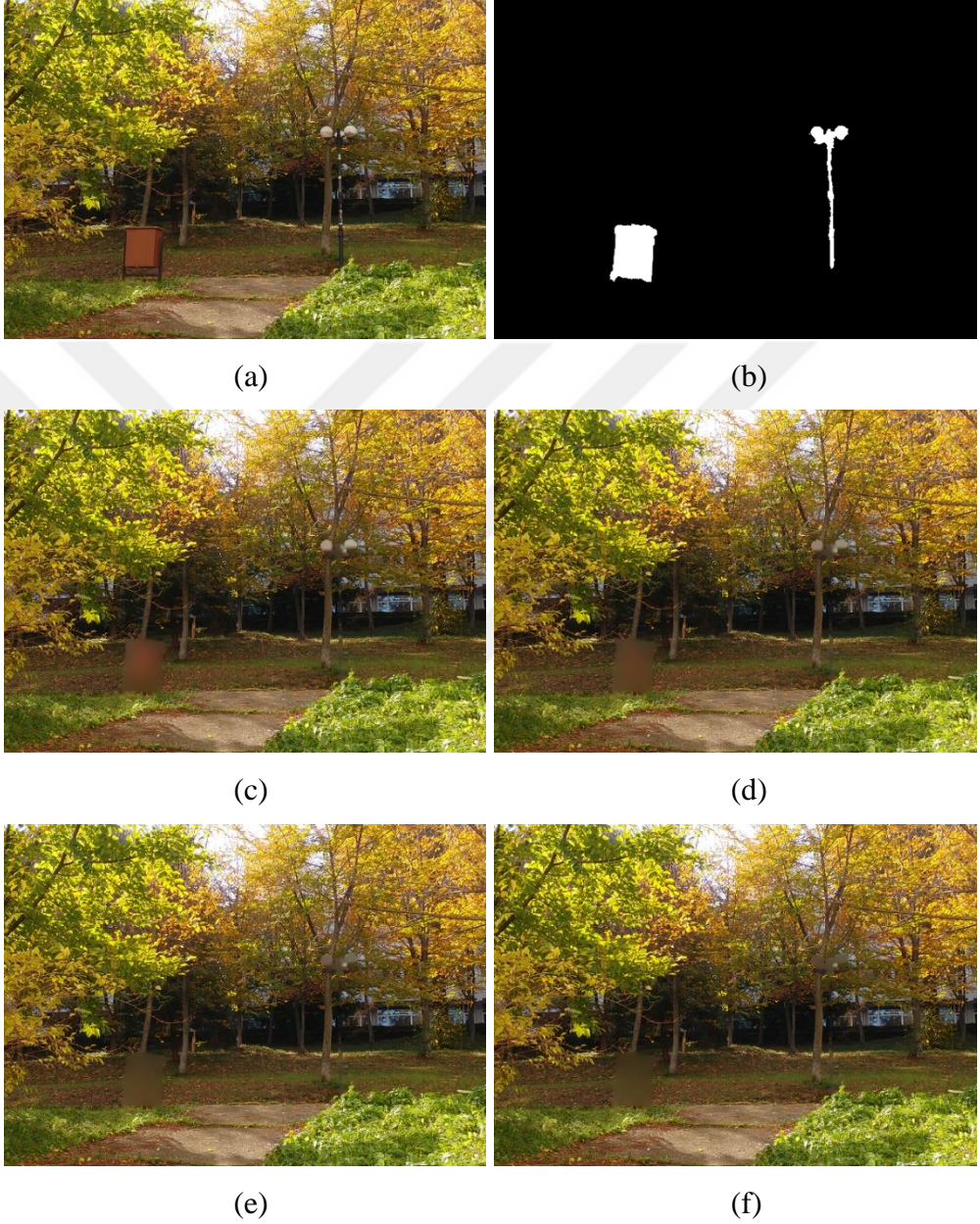


Şekil 1.8. (a) Orijinal resim, (b) Onarım maskesi, (c) Kısmi Diferansiyel denkleme dayalı 300 iterasyondan sonra resimdeki kişi ve direkler gölge gibi algılanabilmektedir, (d) 600 iterasyon sonucu, (e) 1200 iterasyon sonucu

Güncelleme görüntüsü  $U_n(x, y)$ , gradyan ve Laplace denklemlerine bağlı olarak Denklem (1.9)'un ayrık bir yaklaşımından türetilmektedir. Bertalmio ve arkadaşları kenar bilgisini kaybetmeden ara görüntüleri yumuşatmak için yön bağımlı difüzyonun iteratif



adımlarını içeren uygulamayı önerdi. Bir görüntüyü küçük boşluklarla içboyamanın örnek bir sonucu, Şekil 1.8'de gösterilmiştir. Burada, yöntemin işleyişinde birkaç adımı göstermektedir.



Şekil 1.9. Kısmi Diferansiyel denklem tabanlı yöntem içboyama örneği, (a) Orijinal resim, (b) Onarım maskesi, (c) 250, (d) 500, (e) 1000 ve (f) 3000 iterasyon sonrası elde edilen sonuçlar

Kısmi diferansiyel denklem tabanlı metotlar küçük nesnelere ortadan kaldırılmasında yeterince iyi sonuç vermektedir. Şekil 1.8'de olduğu gibi aydınlatma direği diğer nesnelere göre daha küçüktür ve onun içboyama işlemi diğerlerine oranla daha başarılı yapılmıştır.

Daha fazla boyutu olan direk ve kişi içinse aynı şeyleri söyleyemeyiz. Burada kısmi diferansiyel denklem tabanlı metotların büyük boyutlu bölgelerde içboyama işleminde kaçınılmaz olarak çevresindeki bölgelerden daha düz ve bulanık sonuçlar verdiğini görmekteyiz. Şekil 1.9’da bu durum daha net ortaya konmuştur. Direk kısmı için makul bir şekilde içboyama yapılabilmişken, görece daha büyük boyutta olan çöp kutusu ve aydınlatma direğinin ampul kısımları diğer bölgelere oranla daha düz, bulanık bir görünümde. Bir sonraki başlıkta yama tabanlı yöntemlerin bu konuda daha başarılı olduğunu göstereceğiz.

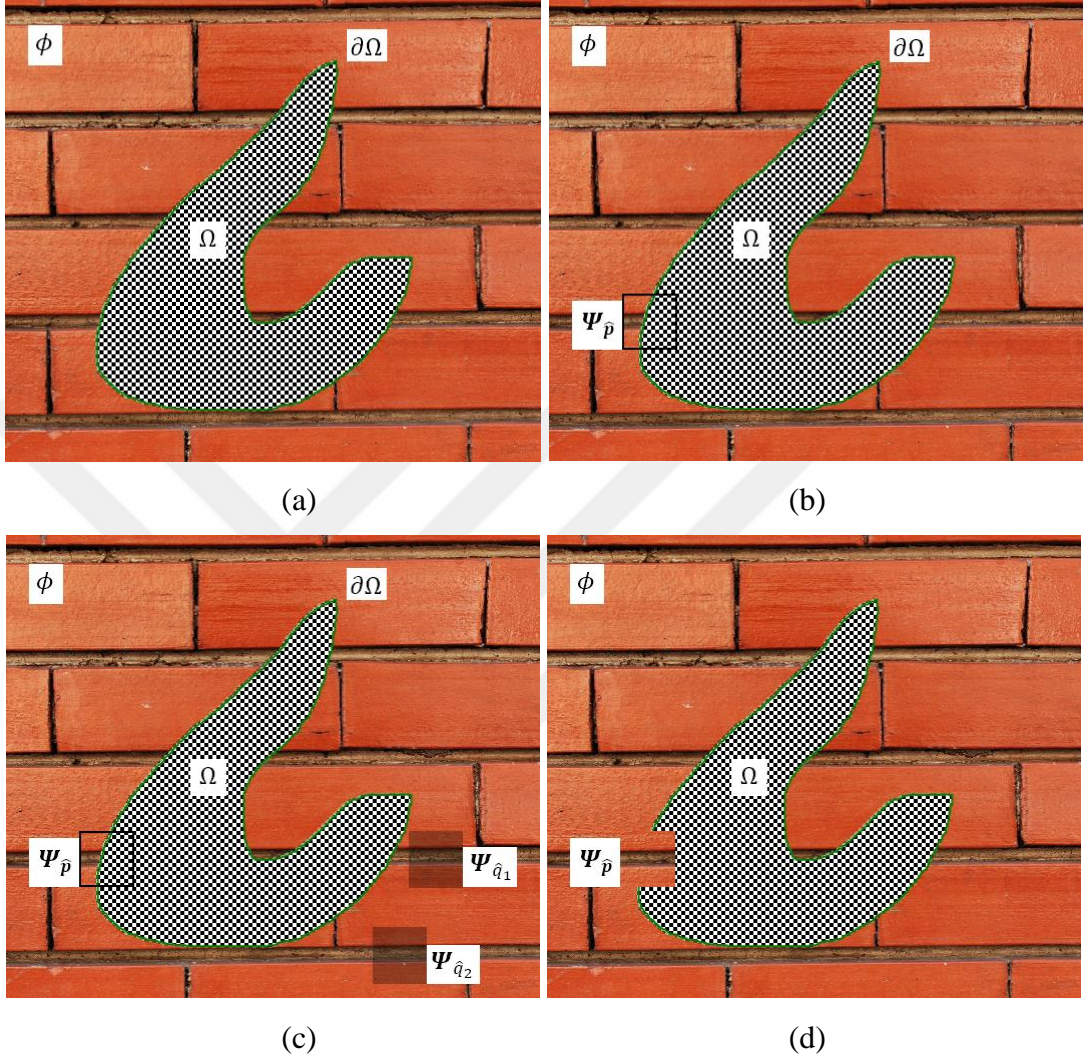
### 1.9. Parça Tabanlı Metotlar

Parça tabanlı metotlar, bilinmeyen bölge çevresindeki görüntüden uygun yamaları kopyalayarak  $\Omega$  hedef bölgeyi yamama işlemini aşamalı olarak yapmaktadır. Yani, arka plan bilgisi kaybedilmiş bölgenin haricindeki bölge  $\phi = I - \Omega$ , içboyama bölgesi için yeni yamalar sağlayan bir kaynak bölgesi olarak işlev görür. Burada, Criminisi ve diğerleri tarafından önerilen basit bir mantığa dayanan fakat yeterince etkili bir algoritma [7]’de verilmiştir. Hedef bölge tamamıyla dolduruluncaya kadar aşağıdaki adımlar yinelenir.

- Her  $p \in \partial\Omega$  pikseli için  $P(p)$ ,  $p$  pikselini merkez alan parça önceliği belirlenmektedir.
- En yüksek önceliğe sahip  $p$  pikseli belirlenir ve bu pikseli merkez alan  $m \times m$  boyutundaki  $\Psi_p$  parçası oluşturulur.  $m$  için genelde 9 değeri alınır.
- $\Psi_p$  parçasının pikselleri ile en yakın eşleşen  $\Psi_q \subset \phi$  yaması bulunur.
- $\Psi_p \cap \Omega$ ’deki piksellerin yerine bulunan en iyi yama olan  $\Psi_q$ ’den gelen ilgili pikseller kopyalanır ve  $\Omega$  hedef bölgesi buna uygun olarak küçültülür.

İşlemin bir döngüsü Şekil 1.10’da gösterilmektedir. Doldurulacak bölge, yani hedef bölge  $\Omega$  ile gösterilmektedir ve bu bölgenin sınırı, yani çevrit bölgesi de  $\partial\Omega$  ile gösterilmektedir. Varsayalım ki siyah kare ile çevrilmiş  $\Psi_p \in \Omega$  parçası doldurulmak istensin (Şekil 1.10 (b)). Kaynak bölgeden gelen ve en iyi eşleşen parça örneği ise  $\Psi_q \in \phi$  olmak üzere, Şekil 1.10 (b)’de  $\Psi_p$  parçası bir devam eden kenar üzerinde bulunduğu için yine ona en yakın olacak parçalarda bir kenarın devamı ve benzer renk dağılımını içerir

şekilde olacaktır. Şekil 1.10 (c)'de  $\Psi_{\hat{q}_1}$  ve  $\Psi_{\hat{q}_2}$  yarı şeffaf karelerde görülmektedir. Bu karelerden en yakını seçilip kopyalanarak döngü tamamlanmış olur.



Şekil 1.10. Tek seferlik yama tabanlı içboyama, (a) Orijinal imge, hedef bölge ve kaynak bölge, (b) içboyama yapılacak örnek bir parça, (c) örnek parça için aday kaynak parçaları ve (d) içboyanmış örnek parça

### 1.9.1.1. Parça Tabanlı Yöntemlerde İçboyama Sırasının Önemi

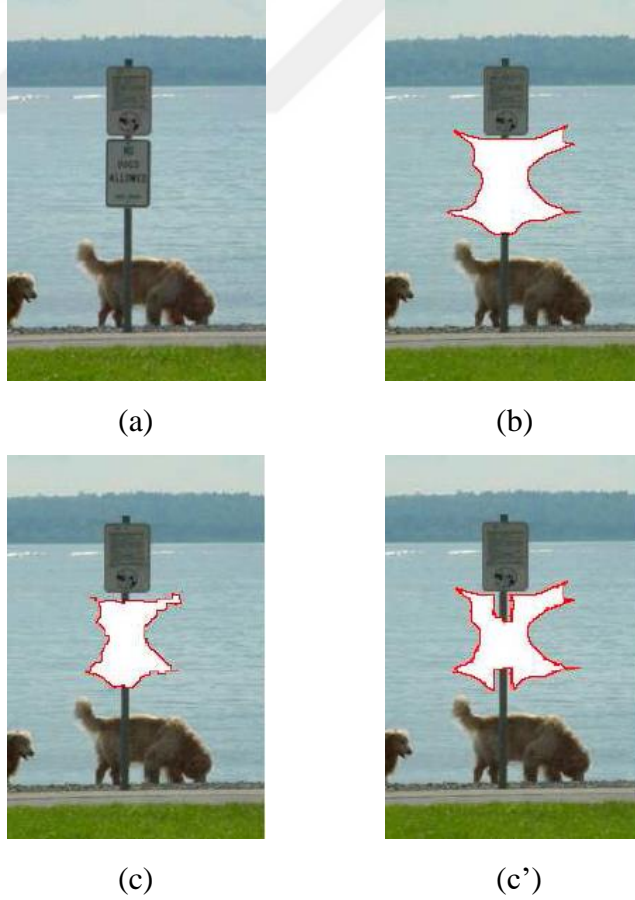
Parça tabanlı içboyama metotlarında önemli problemlerden biri de parça doldurma sırasının nasıl belirleneceği olmuştur [7, 8, 16]. Yani,  $\partial\Omega$  sınırında ilk boyanacak  $p$  pikselin seçilmesi işleminin nasıl yapılacağıdır.

Yöntemlerde, başlangıç maskesinin sınırından maskenin merkezine doğru katman katman onararak ilerleme tekniği önerilmiştir [8, 16]. Bu teknik soğan soyma olarak



isimlendirilmektedir. Bu tekniğe göre dolun sırasını belirlemek doğal görünüyor, fakat çoğunlukla maskenin ortasında doğal olmayan sonuçlar vermektedir. Maskenin ortasına doğru ilk önce doldurulması gereken bazı önemli yapısal bilgiler içeren pikseller kaybolabilmektedir. Şekil 1.11’de bu durum gösterilmektedir. Şekil 1.11(a)’da orijinal resim ve (b)’de onarılabacak maske verilmiştir. Şekilde, sırası ile sol sütun soğan soyma tekniğinin, sağ sütun ise Criminisi ve arkadaşlarının [7] önerdiği tekniğin ilerleyen adımlarını göstermektedir.

Soğan soyma tekniğinde katman katman işlem yapıldığı için maskenin geometrik yapısı son adımlara kadar korunmuştur. Buna bağlı olarak maskenin dar kısımları geometrik bilgi içeriyorsa ve maskenin kenarları homojen bölgelerden oluşuyorsa parça önceliği yanlış sırada oluşturulduğu durumlarda kenar bilgisi korunamamaktadır. Şekil 1.11(e) ve (f)’deki adımlara baktığımızda tabela istenildiği şekilde ortadan kaldırılmış, fakat direğin birleştirilememesi nedeni ile yapay bir görüntü üretilmiştir. Şekil 1.11 (e’) ve (f’)'deki adımlarda ise önemli kenar bilgileri son adımlara kadar korunmuş ve lineer yapıların karşı-



Şekil 1.11. Doldurma sırasının önemi [7]

Şekil 1.11'in devamı



(d)



(d')



(e)



(e')



(f)



(f')

lıklı birleştirilmesi ile görsel açıdan daha uygun bir sonuç üretilmiştir.

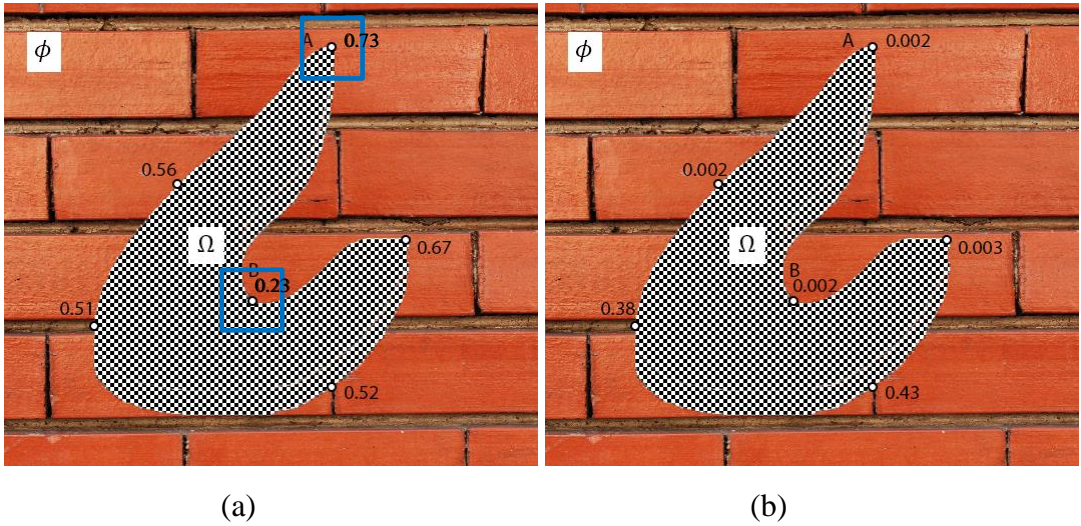
Yöntemde hedef bölgenin sınırında bulunan piksellerin doldurma önceliklerini hesaplamak ilk ve en önemli adımı oluşturmaktadır. Criminisi ve diğerleri de bu önceliği hesaplariken devam eden süreksizlikleri dikkate aldılar. En az sayıda piksel bilgisini

değiştirmeyi hedefleyen yöntem düşündükleri için de öncelik değerini, bir güven terimi  $C(p)$  ve bir veri terimi  $D(p)$  çarpımı olarak önerdiler.

$$P(p) = C(p) \cdot D(p) \quad (1.12)$$

Parçanın merkezi, piksel yoğunlukları bilinen pek çok piksel ile çevrildiğinde, güven terimi yüksek, az sayıda piksel ile çevrildiğinde ise güven terimi düşüktür. Örneğin, Şekil 1.12 (a)'daki A noktası, bilinen piksellerle çevrili olmasından dolayı ön sırada doldurulmak için iyi bir adaydır. Fakat, Şekil 1.12 (a)'daki B noktası, yakınındaki neredeyse tüm piksellerin bilinmemesi nedeniyle ön sırada doldurulmak için kötü bir adaydır. Başlangıçta tüm  $p \in \Omega$  için  $C(p) = 0$  ve tüm  $p \notin \Omega$  için  $C(p) = 1$  olarak güven terimi alınmaktadır. Doldurma cephesindeki herhangi bir  $p$  noktası için  $C(p)$  güven terimi, aşağıdaki formülle hesaplanır:

$$C(p) = \frac{1}{m^2} \sum_{q \in \Psi_p} C(q) \quad (1.13)$$



Şekil 1.12. Parça tabanlı içboya için örnek güven (a) ve veri (b) terimleri

Veri terimi, PDE tabanlı yöntemle benzer mantığa sahiptir. Piksel yoğunluklarını hedef bölgeye izotrop yönleri boyunca yayarak öncelikle güçlü kenarların içeri doğru devam ettirilmesi hedeflenir. Bu şekilde sınırlarla kesişen belirgin kenarlar tercih edilmiş olur. Bunu yaparken de  $\partial\Omega$  sınırında, sınır teğetine dik olan güçlü kenarlar üzerinde durulur. Böylece

imge yoğunlukları ile bir parçanın veri terimi,  $[0, 1]$  aralığında olacak şekilde aşağıdaki gibi hesaplanır:

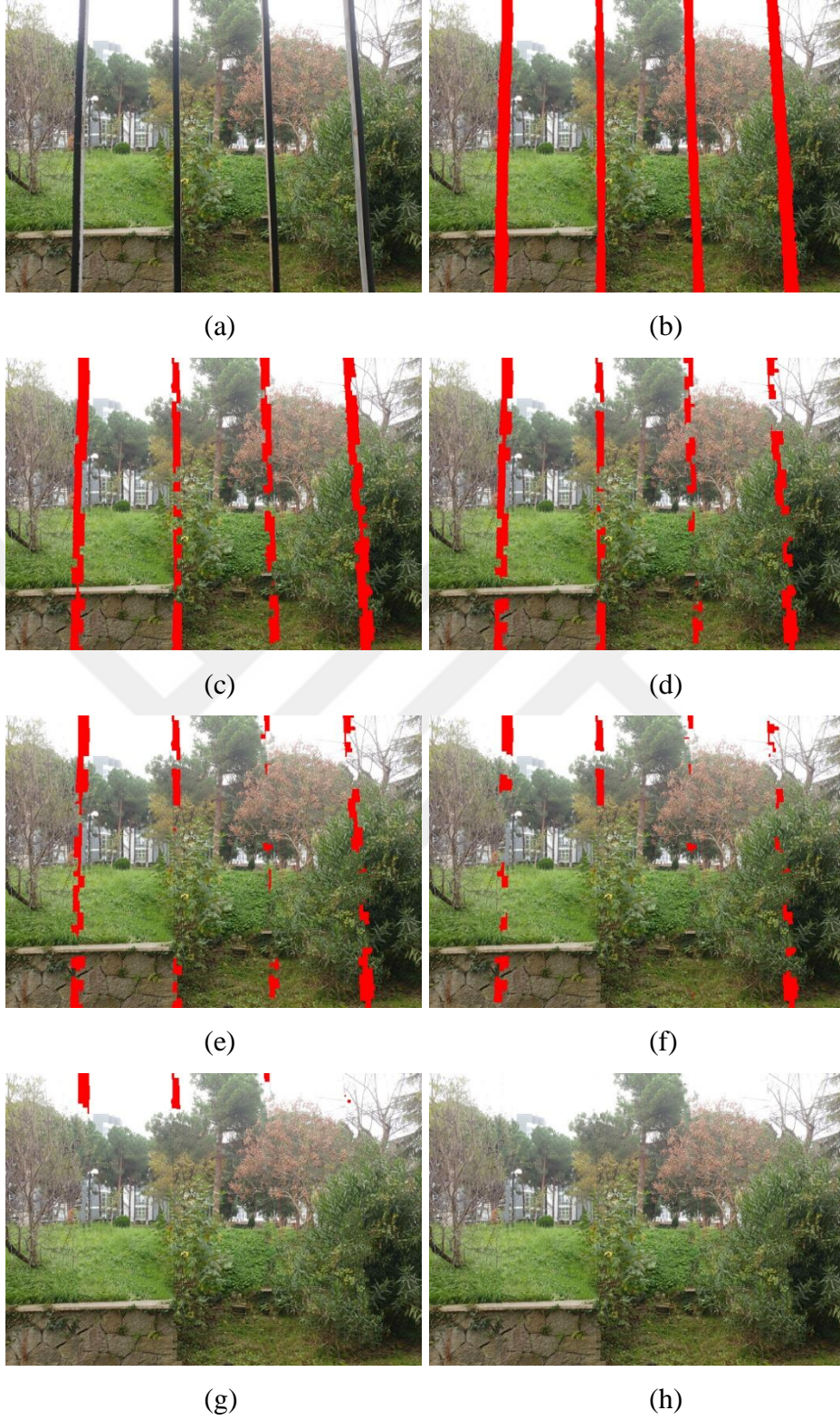
$$D(p) = \|\nabla I(p)\| |\nabla^\perp I(p) \cdot n(p)| \quad (1.14)$$

burada  $n(p)$ ,  $\partial\Omega$  sınırına  $p$  noktasında dik olan birim vektör, diğer bir ifade ile sınırın normal vektörüdür.  $\nabla^\perp I(p)$ , Denklem (1.9)'da tanımlanan gradyan vektörüne dik olan birim vektördür. Verilen denklemle birlikte, bir pikselin veri terimi, görüntü gradyan vektörünün kuvveti (büyüklüğü) ile orantılı olarak artacaktır. Veri teriminin arttığı bir diğer durum ise gradyan vektörünün sınır noktasındaki teğete hizalanmasıyla olmaktadır. Şekil 1.12 (b), Denklem (1.14)'e örnek olacak şekilde  $\Omega$  için bazı piksellerin veri terimi değerlerini göstermektedir.

Doldurma cephesindeki en yüksek önceliğe sahip olan  $\hat{p}$  değerini hesapladıktan sonra,  $\hat{p}$  noktasını merkez alan bir yama oluşturuyoruz ve bu yamaya en iyi eşleşen parçayı da kaynak bölgede buluyoruz. Burada eşleşmeyi en küçük Öklid uzaklığı yardımıyla seçiyoruz. Öklid uzaklığı, yalnızca bilinen pikselleri içeren yama bölgesi üzerinde hesaplanır. Yani,  $\Psi_{\hat{p}} \cap (I - \Omega)$ . Bulunan en yakın parçanın hesaplamaya dahil edilmeyen pikselleri, hedef bölgesine kopyalanır.

Son olarak, yeni kopyalanan piksellerin  $C(p)$  güven değerleri de güncellenir. Böylece hedef bölgenin iç kısmına doğru ilerledikçe, parçaların güven değerleri azalacaktır. Bu şekilde tüm hedef pikseller doldurulduğunda algoritma durur ve içboyama işlemi tamamlanmış olur [15].

Şekil 1.13'te, içboyama işlemi sırasındaki birkaç ara aşamayı gösteren örnek bir sonuç verilmiştir. Algoritmanın, ilk olarak hedef bölge boyunca güçlü doğrusal yapıları yayma eğilimi gösterdiğini ve geniş düz bölgeleri de sona bıraktığını görebiliriz. Ağaç yapraklarında belirgin kenar bilgisi olması ve taş duvar boyunca güçlü kenarların varlığı ilk olarak bu bölgelerin doldurulmasını sağlamıştır. Homojen bölgelerde ise kenar bilgisi bulunmadığı için bu bölgelerin doldurulması en son gerçekleştirilmektedir. Dikkat edilirse 500. iterasyondan sonra yalnızca gökyüzünde bazı bölgeler kalmıştır. Bu bölgeler, kendi içlerinde birbirine yakın piksel değerleri olan homojen bölgelerdir.

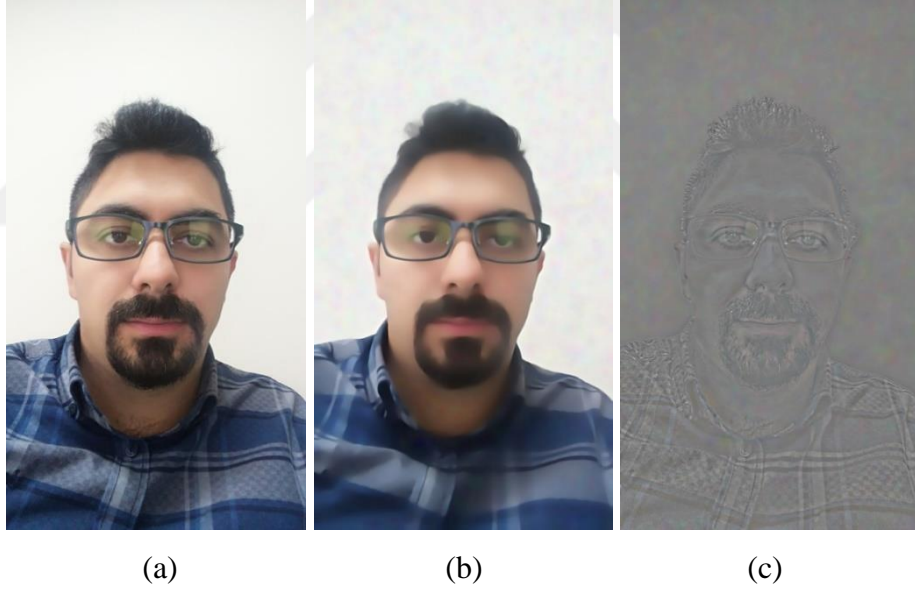


Şekil 1.13. Parça tabanlı içboyama sonuçları, (a) Orijinal resim, (b) Onarım maskesi, (c) 100, (d) 200, (e) 300, (f) 400, (g) 500 iterasyondan sonraki sonuç gösterilmektedir ve (h) içboyanmış sonuç



### 1.10. İmge Ayırıştırma

Yakın zamanlarda, düzenleme algoritmaları bilgisayarla görü ve imge işleme alanlarında ilgi görmeye başlamıştır. Bu algoritmalar üzerinde çokça çalışmalar yapılmıştır. Düzenleme algoritmaları, temelde bir imge veya sinyal için istenilen özelliklerin korunması ve gürültü gibi istenmeyen önemsiz verilerin kaldırılması sürecinden oluşmaktadır. Bu metotlar gürültü azaltma için doğrudan kullanılmaktadır. Ayrıca ilgilenilen bölgedeki kenar ve köşe noktaları gibi özellik çıkarımlarında da bu metotların etkili olduğunu söylemek gerekir. Bu bağlamda, düzenleme algoritmaları genellikle görüntü işleme ve bilgisayarla görü gibi alanlarda yüksek seviye algoritmalarının alt basamağını oluşturmaktadır. Örneğin; nesne tanıma, nesne izleme gibi. Buna istinaden literatürde birçok düzenleme taslağı önerilmiştir. Bu alandaki başlıca çalışmalar, [17] ve [18]'de verilmiştir.



Şekil 1.14. İmge ayırıştırma örneği, (a) orijinal imge, (b) imgenin yapı bilgisi ve (c) imgenin doku bilgisi

1980'li yılların sonlarında, doğrusal olmayan kısmi diferansiyel denklemler, düzenleme metotlarının biçimlendirilmesine büyük katkı sağlamıştır. İlk olarak nesnelerin hareketleri ve akışkanlar mekaniği (su, rüzgar gibi) üzerine kısmi diferansiyel denklemler uygulanmıştır [19]. Doğrusal olmayan kısmi diferansiyel denklemler, yumuşatma işlemini yaparken sinyaldeki süreksizlik bölgesi olan köşeler ve çevritler gibi global özellikleri korumayı başarmışlardır. Böylece birçok kısmi diferansiyel denklem tabanlı yöntem literatüre sunulmuştur [18, 20-23].

Kısmi diferansiyel denklem tabanlı doğrusal olmayan düzenleme metodu için ölçek uzayı  $\frac{\partial I}{\partial t} = \mathcal{R}$  notasyonu ile verilsin. Burada veri yavaşça ve adım adım düzeltildiği için,  $I(t)$ , yumuşatılmış resimlerin sürekli dizilerini göstermektedir. Öyle ki  $I(t)$ ,  $t$  zamanına bağlı değişimi verir. Kabaca söylemek gerekirse, kısmi diferansiyel denklem tabanlı yöntemler, yavaş yavaş görüntüyü sadeleştirerek resimdeki değişimi minimize eden, doğrusal olmayan filtreler gibi görülebilir.  $t \rightarrow \infty$  yakınsaması için resim, değişim olmayan sabit bir imgeye karşılık gelecektir. Böylece, elde ettiğimiz sonuç imgenin en sadeleşmiş hali olacaktır. Bu istenmeyen durumdan kurtulmak için gürültü azaltma algoritmaları genellikle  $\mathcal{R}$  düzgünlük terimi ile birlikte bir  $I_{gür} - I$  uygunluk terimini de barındırmaktadır. Uygunluk terimi sayesinde gürültülü resimden çokça uzaklaşmadan istenilen ölçüde yumuşatılmış imge elde edilebilmektedir. Bir başka teknikte ise belli bir iterasyon sonunda yumuşatma işlemi durdurulmaktadır [24].

Doğrusal olmayan kısmi diferansiyel denklemlerin vektör değerli imgelere genişletilmesi ayrıntılı şekilde aşağıdaki denklemde verilmiştir,  $I: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$ . Bu denklemde imge renk kanallarının birleştirildiği genel hatlarıyla görülmektedir. Yerel vektör geometrisi yardımıyla her bir noktada  $\lambda_+$ ,  $\lambda_-$  pozitif öz değerler ve  $\theta_+$ ,  $\theta_-$  öz vektörleri veren  $2 \times 2$  tipinde simetrik ve yarı pozitif tanımlı matris tarafından verilir ve aynı zamanda yapı tensörü olarak adlandırılır [25, 26].

$$G = \sum_{j=1}^n \nabla I_j \nabla I_j^T \quad (1.15)$$

Her bir  $\nabla I_j$ ,  $I$  vektör değerli imgesinin  $j$ . kanalının uzamsal gradyanına karşılık gelir.  $G$  yapı tensörü,  $\lambda_+$ ,  $\lambda_-$  öz değerleri ile  $I$  imgesinin vektör değerli yerel minimum/maksimum değişimlerini gösterirken  $\theta_+$ ,  $\theta_-$  öz vektörleri de bu değişimin yönünü göstermektedir [27]. Yani,  $G$  nin spektral elemanları, vektör değerli imge süreksizliğinin yerel geometrisini tanımlamaktadır. Burada  $n = 1$  için skaler imgelerde  $\lambda_+ = \|\nabla I\|$  ve  $\theta_+ = \nabla I / \|\nabla I\|$  dir.

### 1.10.1. Fonksiyonel Minimizasyon

$I$  imgesinin düzgünleştirilmesi, global imge değişiminini hesaplayan  $E(I)$  fonksiyonelinin minimizasyonu olarak görülebilir. Bu düşünce ile fonksiyonelin

minimizasyonu gerçekleştirilecek, imge düzleşecek ve sonrasında aşamalı olarak gürültü ortadan kaldırılmış olacaktır.

$$\min_{I: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n} E(I) = \int_{\Omega} \phi(N(I)) d\Omega \quad (1.16)$$

burada  $N(I)$ , yerel imge değişimine bağlı bir norm ve  $\phi: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  bir artan fonksiyondur.  $N(I)$  normu için çeşitli seçimler vardır.  $N(I) = \sqrt{\lambda_+ + \lambda_-}$  [28, 29] bir diğeri  $N(I) = \sqrt{\lambda_+}$  [30] ya da  $N(I) = \sqrt{\lambda_+ - \lambda_-}$  [23, 31]. Skaler imgeler için  $I: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  bu normlar doğal olarak  $N(I) = \|\nabla I\|$  olacaktır. Denklem (1.16)'nın minimizasyonu,  $E(I)$ 'nin Euler-Lagrange denkleminde gelen kısmi diferansiyel denklem tabanlı bayır inişi aracılığıyla elde edilmiş olur [32].

### 1.10.2. Diverjans (ıraksama) İfadeleri

Düzgünleştirme işlemi, aynı zamanda piksel değerlerinin difüzyonu olarak daha lokal bir şekilde oluşturulabilir. Bu da kimyasal derişim ya da sıcaklık dağılımı işlemine benzeyecektir [23, 33]. Bu işlemi  $2 \times 2$  tipinde  $D$  difüzyon tensörü yapmaktadır.

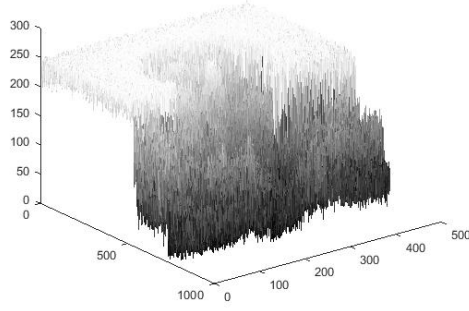
$$\frac{\partial I_i}{\partial t} = \text{div}(D \nabla I_i) \quad (i = 1..n) \quad (1.17)$$

$D$  nin spektral elemanları iki tane ağırlık değerini ve yerel düzleşirmenin yönünü verir ve Denklem (1.17)'de belirtildiği şekilde uygulanır. Burada  $D$ ,  $G$  yapı tensörünün spektral elemanlarını kullanarak yön bağımlı düzgünleştirme yapmak için oluşturulmuş özel bir halidir. Bunu yaparken yerel geometri yapısı içinde global imge kenarları korunur.

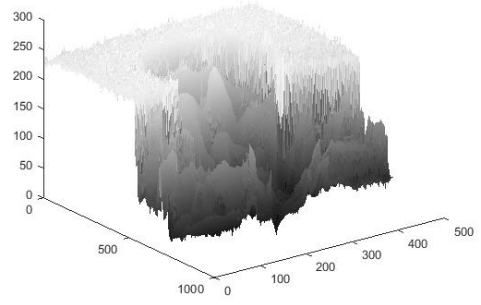


(a)

(c)



(c)



(d)

Şekil 1.15. İmge restorasyon örneği (fonksiyonel minimizasyon), (a) Gauss gürültüsü uygulanmış imge, (b) gürültü azaltılmış sonuç imgesi, (c) gürültülü imge gri seviye değerleri, (d) gürültü azaltılmış gri seviye değerleri

İki farklı durum için  $D_1$  ve  $D_2$  iraksay tensörleri tanımlanmıştır [11].

$$D_1 = \frac{Id}{\|\nabla I\|} \quad ve \quad D_2 = \frac{1}{\|\nabla I\|^3} (\nabla I \nabla I^T) \quad (1.18)$$

$D_1$  yön bağımsız ve  $D_2$  ise yön bağımlıdır.  $D_2$  öz değerlerden en az bir tanesi sıfırdan farklı olduğu durumları göstermektedir.

### 1.10.3. Yönlü Laplace Denklemi

2 boyutlu imge düzgünleştirme için son olarak, aynı anda iki yönlü 1 boyutlu sıcaklık akışı verilebilir. Bu akış, 1 boyutlu Gauss düzgünleştirme işlemine bağlı olarak birbirine dik olan  $\xi \perp \eta$  vektörleri yönünde ve  $c_1$  ve  $c_2$  ağırlıklarına göre olacaktır [26, 31].

$$\frac{\partial I}{\partial t} = c_1 \frac{\partial^2 I}{\partial \xi^2} + c_2 \frac{\partial^2 I}{\partial \eta^2} = c_1 I_{\xi\xi} + c_2 I_{\eta\eta} \quad (1.19)$$

Iraksay ifadesinde olduğu gibi,  $c_1, c_2$  düzgünleştirme ağırlıkları ve  $\xi, \eta$  düzgünleştirme yönleri  $G$  tensörünün  $\lambda_+, \lambda_-$  ve  $\theta_+, \theta_-$  spektral elemanlarından doğrudan elde edilir. Burada kenar bilgisi korunarak yumuşatma yapmak için, imge süreksizliğine dik olan  $\theta_-$  yönü esas alınarak işlem yapılır [11].

### 1.10.4. Yönlü Laplace Denklemi Geometrik Anlamı

Denklem (1.19) yönlü Laplace tabanlı denklemi göz önüne alırsak.  $\xi \perp \eta$  birbirine dik olacak şekilde bu kısmi diferansiyel denklem aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\frac{\partial I_i}{\partial t} = c_1 I_{i\xi\xi} + c_2 I_{i\eta\eta} = iz(TH_i) \quad (i = 1..n) \quad (1.20)$$

burada  $H_i, I_i$  vektör elemanlarının Hessian matrisi ve  $T$  ise  $\xi, \eta$  öz vektörleri ve  $c_1, c_2$  öz değerleri tarafından karakterize edilmiş  $2 \times 2$  tipinde bir tensördür.  $T = c_1 \xi \xi^T + c_2 \eta \eta^T$ .

Eğer yön bağımsız yumuşatma isteniyorsa, yön bağımsız difüzyon tensörü  $T = Id$  olarak seçilmelidir.  $T = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$  için sonuç ısı akış denklemindeki sonuca benzeyecektir. Bu bakımdan  $T$  tensörü PDE tarafından üretilecek ve yumuşatma işleminin geometrisini temsil edecektir [11].



Şekil 1.16. (a) Yön bağımsız yumuşatma, (b) yatay yönde yumuşatma ve (c) düşey yönde yumuşatma

Şekil 1.16 (a)'da difüzyon tensörü  $T = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ , (b)'de  $T = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$  ve (c)'de  $T = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$  seçilerek yumuşatma işlemi yapılmıştır. Dikkat edilirse Şekil 1.16 (a)'da yön bilgisi dikkate alınmadığı için kenarlar hızlıca yumuşamaya maruz kalmıştır. (b) ve (c) de ise difüzyon işlemi için yönler belirlenmiştir. Bu yönlerdeki kenarların yumuşatılma işlemine rağmen korunduğu görülmektedir.

Bir diğer durum da  $T$  tensörünün görüntü boyunca değişken olmasıdır. Genellikle bu durumla karşılaşılır. PDE denklemi lineer olmayan pozisyonda olacak ve sürekli değişen yerel maskelerin  $I$  imgesine uygulanmasını temsil edecektir. Şekil 1.17'de değişken  $T$  tensör alanlarının uygulanması gösterilmiştir.

PDE denklemiyle,  $T$  iz tensörünün spektral elemanları tarafından oluşturulan geometriye uygun olarak ayrıştırma işlemi yapıyoruz. Iraksay denkleminin tersine buradaki tensör seçimi özgün olup,  $T$  iz tensörünün şekli, PDE denklemiyle gerçeğe yakın bir doğru düzgünleştirme geometrisi vermektedir.



Şekil 1.17. Sabit olmayan  $T$  difüzyon tensör örnekleri

### 1.11. İz Tabanlı Yaklaşım

Kısmi diferansiyel denklem tabanlı imge düzenleme için genel tanım aşağıdaki gibidir:

$$\frac{\partial I_i}{\partial t} = \sum_{j=1}^n iz(A^{ij}H_i) \quad (i = 1..n) \quad (1.21)$$

burada  $A^{ij}$   $2 \times 2$  simetrik matrislerin ailesi ve  $H_i$ ,  $I_i$ 'nin Hessian matrisidir. Bu ifadeyi indislerden arındırarak daha sade bir şekilde

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \vec{iz}(\mathcal{A}\mathcal{H}), \quad (1.22)$$

olarak gösterilir. Burada  $\mathcal{A}$ ,  $A^{ij}$  difüzyon tensörünün matrisi ve  $\mathcal{H}$ ,  $H_i$  Hessian matrisinin vektörüdür.

İmgedeki kanallar arasında difüzyon katkılarının karıştırılması istenmemektedir. Düzenleme işleminin lokal yumuşatma davranışını kontrol eden  $G$  yapı tensörünün PDE aracılığıyla sadece difüzyonun hesaplanmasında bu vektör parçalarının birleştirilmesi istenmektedir. Bu şekilde bir tane  $A$  difüzyon tensörü tanımlamak yeterli olacaktır,  $A^{ij} = \delta_{ij}A$  [11].

İmgenin homojen bölgelerinde, düşük vektör değişimlerine karşılık gelen alanlarda, yön bağımsız bir yumuşatma tercih edilir.  $\frac{\partial I_i}{\partial t} \cong \Delta I_i = iz(H_i)$  olur çünkü bu bölgelerde  $A$  tensörü

$$\lim_{(\lambda^+ + \lambda^-) \rightarrow 0} A = Id \quad (1.23)$$

dir. Vektör kenarlarında ise yön bağımlı yumuşatma tercih edilmektedir. Burada gürültü azaltma işlemi yapılırken kenar bilgisinin korunabilmesi için  $\theta_-$  yönünde yumuşatma yapılmaktadır.  $\frac{\partial I_i}{\partial t} \cong iz(\beta \theta_- \theta_-^T H_i)$  olup homojen olmayan bölgelerde  $A$  tensörü

$$\lim_{(\lambda^+ + \lambda^-) \rightarrow \infty} A = \beta \theta_- \theta_-^T \quad (1.24)$$

olarak alınmaktadır [11]. Burada  $\beta$  çok yüksek değişimler için keskin köşelerin aşırı yumuşatılmasını önleyen azalan bir fonksiyondur.

Eğer birden çok değerli düzenleme yapılmak isteniyorsa, tüm yerel geometrik özellikler dikkate alınarak yumuşatma yapılacaktır. Böylece

$$\frac{\partial I_i}{\partial t} = iz(TH_i) \quad (i = 1..n), \quad (1.25)$$

olup, burada  $T$  tensör alanı aşağıdaki gibi verilir.

$$T = f_- \left( \sqrt{\lambda^+ + \lambda^-} \right) \theta_- \theta_-^T + f_+ \left( \sqrt{\lambda^+ + \lambda^-} \right) \theta_+ \theta_+^T \quad (1.26)$$

$\lambda^+$ ,  $\lambda^-$  ve  $\theta_+$ ,  $\theta_-$  bileşenleri  $G$  tensörünün özdeğerleri ve özvektörleridir.  $f_+(s) = \frac{1}{1+s^2}$  ve  $f_-(s) = \frac{1}{\sqrt{1+s^2}}$  dir.



Bu iz tabanlı yaklaşım  $I_i$  kanallarından aldığı bilgilerle geometrik yapıyı çıkarır ve buna sadık kalarak yumuşatma işlemini yapar. Bu sayede kenar bilgisini iyi derecede koruyarak düzgünleştirme işlemini başarıyla gerçekleştirir.



## 2. YAPILAN ÇALIŞMALAR, BULGULAR VE İRDELEME

### 2.1. Giriş

İçboya işleminin başlangıcını 2000 yılında Bertalmio ve diğerleri tarafından önerilen yöntemin tanıtılmasına dayanır [1]. İçboya işlemi birçok uygulamada kendine yer bulmaktadır. Örneğin, zamana bağlı olarak bozulmuş fotoğrafların ve videoların onarılmasında, fotoğraf ve videolarda altyazı ve logoların kaldırılmasında, gürültü bulaşmış fotoğrafların gürültüden arındırılmasında ve sayısal olarak iletimde oluşan blok kayıplarının yeniden üretilmesi gibi birçok uygulamada kullanılmaktadır. Bu işlemler için birçok yeni yöntem önerilmiştir. Önerilen bu yöntemleri genel olarak 2 grupta sınıflandırabiliriz: Birincisi piksel tabanlı yöntemler, diğeri ise parça tabanlı yöntemlerdir. Piksel tabanlı yöntemler genellikle kısmi diferansiyel denklem teorisine dayanmaktadır. Parça tabanlı yöntemler ise en yakın parçanın bulunması prensibine dayanmaktadır. Piksel tabanlı yöntemler, gürültü azaltma, yazı ve küçük boyutlu nesnelerin yok edilmesinde başarılı sonuçlar verirken büyük boyutlu nesnelerin yok edilmesinde aşırı derecede bulanık sonuçlar üretmektedirler. Parça tabanlı yöntemler ise büyük boyutlu nesnelerin ortadan kaldırılmasında yetenekli olmasının yanında, küçük boyutlu nesnelere kaldırılmasında iyi sonuçlar vermektedir; fakat belirgin bir şekilde blok etkisi oluşturmaktadır. Bu tez çalışmasında, yöntemlerin daha başarılı olduğu yönleri tespit edilerek etkili bir şekilde kullanıldığı yeni bir yöntem önerilmiş, [7, 11, 34] çalışmalar temel alınmıştır.

### 2.2. Literatür Taraması

Resim içboya tekniği hasarlı görüntüleri görsel olarak mantıklı bir şekilde değiştirmek ve onarmak için kullanılan bir tekniktir. Geçmişe bakıldığında, orta çağ sanatçılarının tablolara boya fırçasıyla rötuş yaptıklarını dikkate alırsak bu tekniğin Rönesans'a tarihlendirildiğini söyleyebiliriz. Bu eski sanat eserlerine yapılan işlemleri referans alarak, 2000 yılında Bertalmio ve diğerleri [1]'de bir içboya algoritması önerdiler. Bu özgün algoritmanın temelini oluşturan felsefe basit ve sezgiseldir. Şöyle ki bu felsefenin özünde insanın eksik resmi nasıl onardığı taklit edilir ve sınırdaki yumuşak bir geçiş yaratılarak bilinmeyen alanın içine doğru renk akışı ve doku şekli tamamlanır. İçboya

algoritmaları, resmin kaynak bölgesini hesaplar ve desenin eksik bölgelerinde olduğuna inandığımız alanların bilgisini matematiksel olarak kaynak bölgeden çıkarır.

İmge restorasyonu için literatüre sunulmuş birçok yöntem bulunmaktadır [1, 35-38]. Bu yöntemler imgedeki beneklerin kaldırılmasında, çizgi ve çiziklerin yok edilmesinde ve üzeri metinle kaplanmış imgelerde metnin kaldırılmasında kullanılmaktadır. Buradaki teknikler içboyama literatüründe “izotop” diye adlandırılan lineer yapıların difüzyon yardımıyla kaynak bölgeden hedef bölgeye sürdürülmesiyle içboyama yapmaktadır. Fiziksel ısı akışından esinlenilerek bu yöntemler oluşturulmuştur. Isı akışının diferansiyel denklemlerle oluşturulduğu yapı kullanılarak iyi sonuçlar elde edilmiştir. Fakat difüzyondan kaynaklı bulanıklıklar üretilmektedir ve bu kusur, doldurulacak bölge büyüdükçe daha da fazla ortaya çıkmaktadır.

Bertalmio [36] çalışmasında Navier-Stokes denklemlerine dayalı bir metod önerdi. Bu yöntemde izotopların sıvı akışı gibi davranması sağlayarak birbirlerini kesmesini engelledi. Algoritma yumuşak renk akışını onarmakta iken kenarları ve süreksizlikleri bulanıklaştırmaktadır.

Chen ve Shen değişimsel toplam (total variational-TV) yöntemini [39] önerdi. Bu model Euler-Lagrange denklemini kullanmaktadır ve yön bağımlı difüzyona göre izotopları yaymaktadır. Model genel olarak küçük bölgelerde iyi çalışmaktadır ve gürültü azaltma uygulamalarında kullanılmaktadır. Öte yandan modelin dezavantajları olarak hem kırık yapıları bağlayamamasını hem de büyük dokuları üretememesini söyleyebiliriz. Bunun yanında sürekliliği devam eden nesnelere de keserek potansiyel olarak yapaylığa sebep olmaktadır; bu da modelin bir başka dezavantajı olarak karşımıza çıkmaktadır.

TV yönteminin özellikle kenarları içeren nesnelere tam olarak doldurulamaması durumunun üstesinden gelmek için eğrileri yayabilen CDD (curvature-driven diffusion) algoritmasını Chen ve Shen [37] çalışmasında sundular. Bu algoritma ile sürekliliği devam eden nesnelere başarılı bir şekilde birleştirildi. Fakat nesnelere birleştirmek için iletkenlik katsayısını hesaplamak çok zaman almaktadır [40]. Buradaki hız problemini çözmek için hızlı iç boyama algoritması önerildi [14]. Bu katkı ile hem hesaplama hem de yakınsama zamanı düşürülmüştür.

Yapı bilgisi iki elemandan oluşur; birincisi süreksizlikler, diğeri ise düz değişimlerdir. Süreksizlikler genellikle nesnenin çevresini oluşturan kenarları içermektedir. Düz değişimler ise ışık geçişlerini içerir. Shen [41] çalışmasında yeniden yapı inşa etmenin 3

temel prensibini listeledi: Yerellik -içboyama bilgisi komşu piksellerden gelir-, makul derecede kenar restorasyonu ve gürültüye dayanıklılık [42].

Tschumperle tarafından etkili ve verimli birden çok değerli ikinci dereceden yön bağımlı bir imge düzenleme ve içboyama yöntemi önerildi [43]. Bu yöntemde öz değer ve öz vektörler dikkate alınarak  $T$  difüzyon tensörü oluşturulmakta ve  $G$  yapı tensörü bilgisi yön bağımlı bir difüzyonla imge içboyama işlemi için yayılmaktadır.

Buraya kadar literatürde diferansiyel denklem tabanlı ve piksel bazlı çalışan başlıca yöntemlere değinilmiştir. Parça, blok bazlı çalışan yöntemlere bakacak olursak ilk olarak Efros ve Leung tarafından önerilen çalışmayı örnek verebiliriz [44]. Bu yöntem ilk tasarlanan doku sentezli algoritmalarından olsa da içboyama işlemi için oldukça efektif olduğunu söyleyebiliriz. Burada boşluk sınırından içeriye doğru yinelemeli olarak boşluk doldurma işlemi yapılmaktadır. Başlıca dezavantajları hesaplama için çok zaman harcanması, komşu boyutunun seçilmesi, doldurma sırası (bazı nesnelerin sınırlarının bağlanamaması) ve imgenin boşluğu büyük oranda olduğunda (örneğin tuz-biber gürültüsü ile imgenin büyük bir bölümü kaybedilmişse) sonuçların çok zayıf olmasıdır [45].

Ashikhmin, Efros ve Leung'un doku tabanlı metodunu [46] çalışması ile geliştirecek katkı sağladı. Hesaplama zamanını düşürecek bir fikir sundu ve en iyi aday bulmak için tüm imgede arama yapmak yerine önceden doldurulmuş  $P$ 'nin komşularına bakmayı önerdi. Bu hızlandırma önemli ölçüde olup çıkış görüntüsünün görsel kalitesine de olumlu etki yapmıştır.

Harrison tarafından önerilen örnek tabanlı sentezleme [47] çalışmasında ise hedef bölgedeki imge piksellerinin doldurma sırası, komşu piksellerin "dokusallık" seviyelerine göre oluşmaktadır. Ancak çevresinde aşırı derecede gürültü içeren doğrusal yapılarda minimizasyon değeri için çok fazla hesaplama gerektirmesi yöntemin dezavantajı olarak karşımıza çıkmaktadır. Benzer bir çalışmada ise doldurma sırası hedef bölgenin lokal şekline göre oluşturulmuştur [16]. Fakat burada doğrusal yapıları sürdürmek amaçlanmadığı için yöntem imgede bazı kenarları kopuk olarak üretmektedir.

Bertalmio ve diğerleri [48] çalışmasında orijinal imge iki parçaya ayrılmaktadır. İlk parçaya difüzyon tabanlı içboyama diğerine de doku sentezleme metodu uygulanır. Sonrasında iki imge toplanarak sonuç elde edilir. Yalnızca geometrik yapıların oluşturulmasında değil aynı zamanda küçük boyutlu parçaların silinmesinde de yeteneklidir. Fakat difüzyondan dolayı bulanıklık oluşturmaktadır.

[8]'deki çalışmada görüntüyü tamamlamak için örnek tabanlı doku sentezleme yöntemiyle yumuşatma yaklaşımının birlikte kullanımını önerilmiştir. Yöntem, matematiksel hesaplamalar, arama işlemi ve uygun parçaların birleştirilmesi yoluyla detayların eklenmesi adımlarını içermektedir. Fakat bu algoritmanın koşma zamanı 80-100 dakika arasında zaman aldığı için istenen seviyede olamamaktadır.

Jia ve diğerleri tarafından sunulan [49] çalışmasında imgenin hedef bölgesinin doldurulması doku bölütleme adımına dayanmaktadır ve tensör-oylama algoritması kullanılarak karşılıklı yapıların düz bir şekilde bağlanması sağlanmaktadır. Yöntemin eğri yapıları üretebilmesi onun güçlü yanı iken, kötü tanımlı bir bölütleme ön işlemine sahip olması ve sadece doku bölümleri arasındaki sınırları dikkate alması yöntemin zayıf yönüdür.

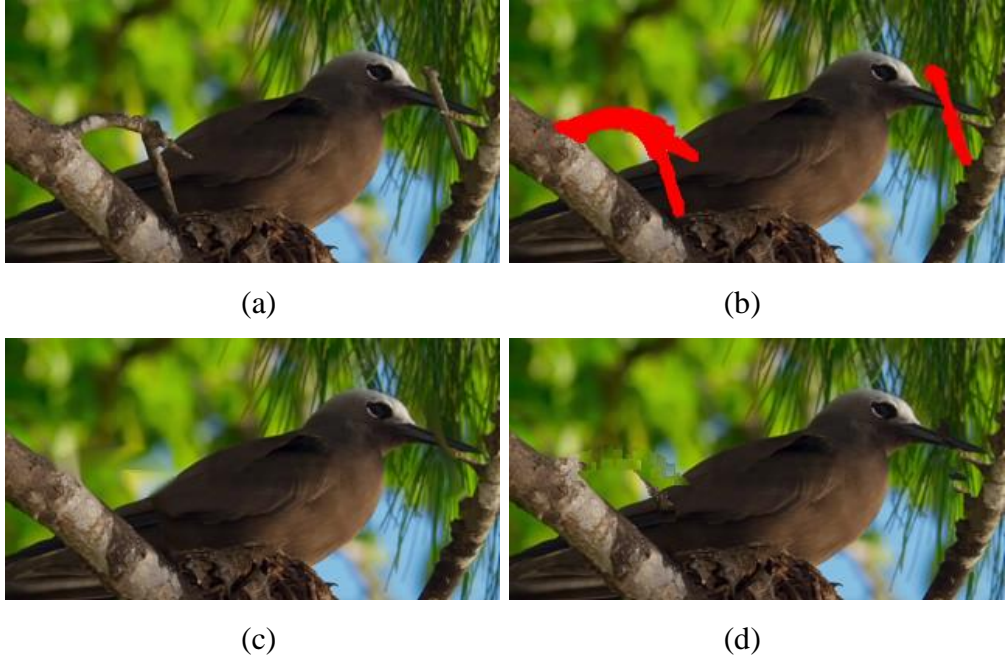
Criminisi ve diğerleri [7] çalışmasında kullanışlı ve basit bir yaklaşım geliştirdiler. Söz konusu yaklaşım iki önemli adım içermektedir: Veri terimin hesaplanması ve güven teriminin hesaplanması. "Soğan soyma" modelini dikkate alarak bir öncelik şeması oluşturduklar. Temeli soğan soyma modeline dayanan bu şemada, imgenin sınırındaki önceliği yüksek olan piksellerden, önceliği düşük olan piksellere doğru doldurma işlemi yaptılar. Böylece güçlü nesne kenarlarına doğru bir şekilde içboyama işlemi uyguladılar. Ayrıca tek piksel yerine tüm parçayı kopyaladılar. Bu sayede metod önemli ölçüde hızlanmış oldu. Her ne kadar öncelik terimi ile hedef bölgeye güçlü izotopların genişletilmesi desteklense de nesnelere kıvrılan kenarlar içerdiğinde doğru içboyamalar yapamamakta ve perspektif açısından başarısız sonuçlar ortaya çıkmaktadır.

Cheng, Criminisi algoritması için [50] çalışmasında daha sağlam ve daha güçlü performans sağlamak için öncelik fonksiyonunu genelleştirdi. Wong da ağırlıklandırılmış benzerlik fonksiyonunu geliştirdi [51]. Hedef bölgeyi onarmak için tek kaynak parçası kullanmak yerine birçok kaynak parçasını kullandı. Criminisi algoritması için sonradan çeşitli öncelik terimleri önerilmiştir [52, 53]. Örnek tabanlı yöntemlerde yapı yayılım kapasitesini arttırmak için hat bilgisinin kaynak bölgeden hedef bölgeye manüel olarak bir çizgiyle belirtilmesini önerdi [13]. Dokunun doğru bir şekilde yayılabilmesi, en iyi parçayı seçmeye bağlı olduğu için seçim kriteri de önem kazanmaktadır. En iyi parçanın hesaplanmasında [7]'de SSD (sum of squared difference), [54]'te görünüş uzayı (appearance-space), [55]'te karşılık tablosu (correspondence maps) ve [56]'da NNC (normalized cross correlation) kullanılmaktadır [42].

[57] çalışmasında algoritma karmaşıklığını düşürmek için aranan parçanın en yakını yine daha önceden boyanmış parçanın yakınıdır varsayımına dayanan basitleştirilmiş bir metot kullandı.

### 2.3. Önerilen Yöntem

Piksel tabanlı algoritmalar, onarılmış imgede, özellikle büyük boyutlu parçaların çıkarılmasında bulanıklık oluşturmaktadır. Diğer taraftan parça tabanlı algoritmalar ise blok etkisi üretmektedir. Şekil 2.1’de bu durum gösterilmiştir. (a)’da gösterilen örnek imgeye (b)’deki maske ile her iki yöntem uygulandı ve (c)’de piksel tabanlı yöntemin sonucu, (d)’de de parça tabanlı yöntemin sonucu verildi. Örnek (c) imgesinde kuşun kanat kısmında ve gagasında bu bulanıklık görülmektedir. (d) imgesinde ise büyük dal parçasının içboyanmış kısmında blok etkisi oldukça fazladır. Yine dikkat edilirse (c) imgesinde kuşun gaga kısmı tam olarak üretilememiş fakat (d) imgesinde makul bir şekilde tamamlanmıştır. Kanat kısmında ise (c)’de bulanıklık harici başarılı bir sonuç üretilmişken, parça tabanlı algoritmada kanat yapay bir şekilde üretilmiştir.

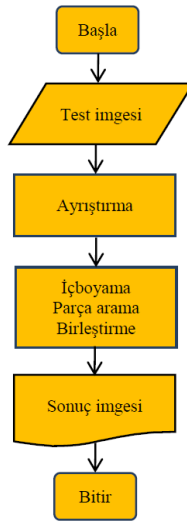


Şekil 2.1. (a) orijinal imge, (b) maske imgesi, (c) kısmi diferansiyel tabanlı içboya yönteminin sonucu ve d) parça tabanlı içboya yönteminin sonucu

Karşılaşılan bu problemleri aşmak için yöntemlerin iyi olan yönlerini ön plana çıkarmak hedeflenmiştir. Kısmi diferansiyel denklem tabanlı yöntemler daha çok homojen bölgelerde iyi sonuç vermektedir. Parça tabanlı yöntemler ise büyük boyutlu boşlukları daha iyi doldurabilmekte ve doku bilgisini koruyarak işlem yapabilmektedir. Bu nedenle bu çalışmada kısmi diferansiyel tabanlı yöntemler daha düz bölgelerde, parça tabanlı yöntemler ise ayrıntı içeren bölgelerde kullanılmıştır.

İmgeler genellikle hem yapı bilgisini hem de doku bilgisini içermektedir. Yapı bilgisi daha çok homojen bölgelerden oluşan içerisinde güçlü kenarları barındıran kısımdır. Ancak küçük ayrıntıları içermemektedir. Bu, resmin karikatürize edilmiş hali gibi düşünülebilir. Piksel değerleri birbirine yakın ve ani değişimlerin olmadığı düz bölgeleri içerir. Doku kısmını ise imgenin kenar bilgilerini ve küçük ayrıntılarını içeren düz olmayan bölgeler oluşturmaktadır. İmgelerdeki doku kısmını gürültüye benzetebiliriz.

Önerilen yöntem, imgeyi yapı ve doku bilgisine ayırıştırarak, yapı kısmına içboya, doku kısmına doldurma işlemini uygulamaktadır. Doku bilgisini gürültü gibi düşünüp gürültü giderme yöntemi ile doku bilgisinden kurtulabiliriz. Bu şekilde yapı bilgisini elde etmiş olacağız. Bu çalışmada yapı bilgisini üretmek için iz tabanlı yöntem kullanılmıştır. Bu yöntem sayesinde orijinal imgeden yapı bilgisini çıkararak doku bilgisini elde edeceğiz. Yapı kısmı için iz tabanlı yaklaşımı kullanarak içboya işlemini, doku kısmı içinde akıllı örnek tabanlı yöntemle parça doldurma işlemini yapacağız. Son olarak ürettiğimiz bu imgeleri toplayarak içboyanmış imgeyi üreteceğiz.



Şekil 2.2. Akış diyagramı [58]

Şekil 2.2’de önerilen yöntemin akış diyagramı verilmiştir.  $\Omega$  kapalı bölgesinde tanımlı renkli girdi imgesi  $I: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^3$  ile gösterilsin.  $I_{i\text{çboyanmıř}} = I_{i\text{çboyanmıř yapı}} + I_{i\text{çboyanmıř doku}}$  olacaktır.

### 2.3.1. İz Tabanlı Yaklaşımın Yapı Bilgisinin Çıkartılması

$\Omega$  kapalı bölgesinde tanımlı renkli imge  $I: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^3$  ile gösterilsin. İz tabanlı yaklaşımda Denklem (1.15) dikkate alınarak imgedeki tüm noktalar için yapı tensörü oluşturulur.

$$G = \sum_{j=1}^3 \nabla I_j \nabla I_j^T \quad (2.1)$$

burada  $1 \leq j \leq 3$ , imgenin renk kanallarını göstermektedir ve

$$\nabla I_j = \begin{bmatrix} \frac{\partial I_j}{\partial x} \\ \frac{\partial I_j}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

ise imgenin her bir renk kanalı için gradyan vektör alanını sembolize etmektedir. Buna göre, kırmızı(K), yeşil(Y) ve mavi(M) renk uzayında yapı tensörü aşağıdaki gibi gösterilir [58].

$$G = \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} \\ g_{21} & g_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_x^2 + Y_x^2 + M_x^2 & K_x K_y + Y_x Y_y + M_x M_y \\ K_y K_x + Y_y Y_x + M_y M_x & K_y^2 + Y_y^2 + M_y^2 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

burada

$$\begin{aligned} K_x &= \frac{\partial I_1}{\partial x}, & Y_x &= \frac{\partial I_2}{\partial x}, & M_x &= \frac{\partial I_3}{\partial x} \\ K_y &= \frac{\partial I_1}{\partial y}, & Y_y &= \frac{\partial I_2}{\partial y}, & M_y &= \frac{\partial I_3}{\partial y}. \end{aligned} \quad (2.4)$$



Yapı tensörü matrisinden  $\lambda^+$ ,  $\lambda^-$  pozitif özdeğerler ve  $\varphi^+$ ,  $\varphi^-$  birbirine dik özvektörler aşağıdaki ifadelerle hesaplanır:

$$\begin{aligned}
 \lambda^+ &= 0.5 \times \left( g_{11} + g_{22} + \sqrt{(g_{11} - g_{22})^2 + 4g_{12}^2} \right) \\
 \lambda^- &= 0.5 \times \left( g_{11} + g_{22} - \sqrt{(g_{11} - g_{22})^2 + 4g_{12}^2} \right) \\
 \varphi^+ &\parallel \left[ 2g_{12}, \quad g_{22} - g_{11} + \sqrt{(g_{11} - g_{22})^2 + 4g_{12}^2} \right]^T \\
 \varphi^- &\parallel \left[ 2g_{12}, \quad g_{22} - g_{11} - \sqrt{(g_{11} - g_{22})^2 + 4g_{12}^2} \right]^T
 \end{aligned} \tag{2.5}$$

$\lambda^+$ ,  $\lambda^-$  özdeğer bilgisinden aşağıda ifade edilen özellikler dikkate alınmaktadır:

- Eğer  $\lambda^+ \cong \lambda^- \cong 0$  ise, ilgilenilen nokta düz bir alanda olabilir,
- Eğer  $\lambda^+ \gg \lambda^-$  ise, ilgilenilen nokta imge kenarında olabilir,
- Eğer  $\lambda^+ \cong \lambda^- \gg 0$  ise, ilgilenilen nokta imge köşesinde olabilir.

Eğer imge gürültü içeriyor ise daha doğru sonuçlar elde etmek için yapı tensörü bir Gauss süzgecinden de geçirilebilir:  $G_\sigma = G * K_\sigma$ . Burada  $K_\sigma$  standart sapması  $\sigma$  olan bir Gauss süzgecini göstermektedir [58].

Yöntemde, renkli bir imgeyi yumuşatmak için difüzyon tensörü aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$T = s^-(\lambda^+, \lambda^-) \varphi^- \varphi^{-T} + s^+(\lambda^+, \lambda^-) \varphi^+ \varphi^{+T} \tag{2.6}$$

burada,  $s^\pm: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  bir fonksiyondur ve  $\varphi^+$ ,  $\varphi^-$  özvektörlerin yönlerine bağlı olarak imgeyi yumuşatma işleminde kullanılmaktadır:

$$\begin{aligned}
 s^-(\lambda^+, \lambda^-) &= (1 + \lambda^+ + \lambda^-)^{-a_1} \\
 s^+(\lambda^+, \lambda^-) &= (1 + \lambda^+ + \lambda^-)^{-a_2}
 \end{aligned} \tag{2.7}$$

burada  $a_1 < a_2$  dir.

Yumuşatma işlemi:

- $\varphi^+$  özvektörü yönünde olursa yönbağımlı bir düzgünleştirme gerçekleştirilmiş olur.
- Yön önemli değil ise başka bir ifadeyle homojen bir alanda yapılırsa yönbağımsız bir düzgünleştirme ortaya çıkarılır. O halde  $T \cong I$  birim matris olarak elde edilir. İz tabanlı yöntem Laplace denklemi davranışı gösterir [58].

İz tabanlı yöntemde yumuşatma işlemi, Euler-Lagrange yaklaşımına bağlı iteratif bayır inişi metoduna göre aşağıdaki ifadeyle verilebilir:

$$\begin{cases} I(x, y; t = 0) = I_{\text{özgün}}(x, y) \\ \frac{\partial I}{\partial t} = \text{iz}(TH_i) \\ I^{(n+1)} = I^{(n)} + \Delta t \times (\partial I / \partial t)^{(n)} \end{cases} \quad (2.8)$$

burada  $\text{iz}(\cdot)$  matrisin izini temsil etmekte,  $n$  iterasyon sayısı,  $\Delta t$  zaman adımı sabiti ve  $H_i$  Hessian matrisidir:

$$H_i = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 I_i}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 I_i}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 I_i}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 I_i}{\partial y^2} \end{bmatrix}. \quad (2.9)$$

Önerilen yöntemde, iz tabanlı yaklaşımla yumuşatma işlemi yapılarak yapı bileşeni elde edilmektedir.

### 2.3.2. İmgenin Yapı Bilgisine İçboyama Uygulanması

Elde edilen yapı bilgisi, imgenin yumuşatılmış hali ve imgenin genel hatlarını içeren kısmı olarak karşımıza çıkmaktadır. İmgenin renk bilgisini ve izotopları içerecektir. İçboyama işleminde de yapı bilgisinin çıkartılmasında yapılan işlem adımları aynen geçerlidir. İz tabanlı yaklaşımda içboyama işlemi için yayılım tensörünü aşağıdaki gibi hesaplayacağız:

$$T = s^-(\lambda^+, \lambda^-) \varphi^- \varphi^{-T}. \quad (2.10)$$

Dikkat edilirse, içboyama yaklaşımı yalnızca tek bir özvektöre bağlı olarak işlem yapmaktadır. Bu özvektör sayesinde kaynak bölgedeki imge yapısı doğru bir şekilde hedef bölgeye iletilmektedir. Bu bağlamda, Euler-Lagrange yaklaşımına bağlı iteratif yöntem için aşağıdaki bağıntı verilebilir:

$$\begin{cases} I(x, y; t = 0) = I_{yapı}(x, y) \\ \frac{\partial I}{\partial t} = \text{trace}(TH_i), & M(x, y) = 1 \text{ ise} \\ \frac{\partial I}{\partial t} = 0, & M(x, y) = 0 \text{ ise} \end{cases} \quad (2.11)$$

burada  $M(\cdot)$  maske imgesidir ve içboyama yapılacak hedef bölgede 1 değerini, kaynak bölgede ise 0 değerini almaktadır.

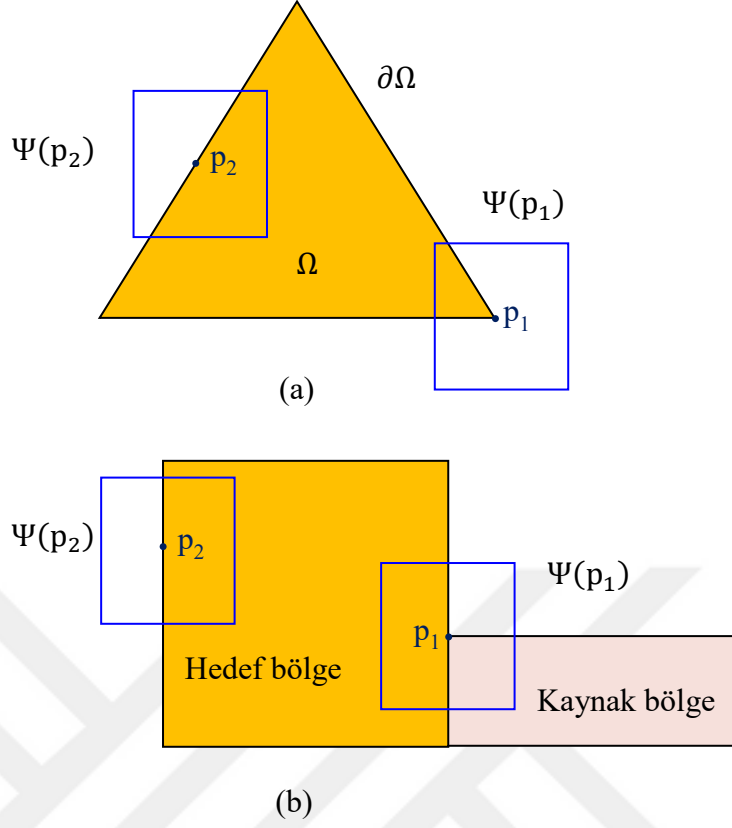
### 2.3.3. İmgenin Doku Bilgisine İçboyama Uygulanması

İmgenin yapı bilgisi iz tabanlı yaklaşımla elde edilmektedir. Orijinal imgeden yapı bilgisini çıkardığımızda doku bilgisini elde etmekteyiz. Yani doku bilgisi

$$I_{doku} = I - I_{yapı} \quad (2.12)$$

ile elde edilmektedir.

Doku bilgisinin içboyaması işleminde akıllı örnek tabanlı yaklaşımla parça arama işlemi yapılmaktadır. Parça tabanlı yaklaşımlarda hedef bölgenin doğru bir şekilde doldurulabilmesi için parça önceliğinin doğru bir şekilde seçilmesi gerekmektedir. Bu işlem için bir güven terimi ve bir de veri terimi örnek tabanlı yaklaşımlarda dikkate alınmaktadır. Şekil 2.3 (a)'da 1 ve 2 numaralı parçalar karşılaştırıldığında, 1 numaralı parçada daha az bölge doldurulacağından bu parça için güven teriminin önceliği daha yüksektir. Şekil 1 (b)'de ise 1 ve 2 numaralı parçalar karşılaştırıldığında, 1 numaralı parçanın merkezi kaynak bölgeden gelen kenar bilgisi içerdiğinden 1 numaralı parça için veri terimi daha yüksek önceliğe sahip olmaktadır [58].



Şekil 2.3. Hedef bölgede parça önceliğinin belirlenmesi: (a) Güven terimine göre 1 numaralı parça ve (b) veri terimine göre yine 1 numaralı parça daha önceliklidir [58]

Örnek tabanlı yaklaşımlarda güven terimine ve veri terimine bağlı olan  $P_p$  parça önceliği, aşağıdaki gibi hesaplanır [34, 59]:

$$\begin{aligned}
 P_p &= D_p \times C_p \\
 D_p &= \|G_p n_p\|_{L^2}
 \end{aligned} \tag{2.13}$$

burada  $p = (x, y)$  parçanın merkezini gösteren noktadır.  $D_p$  veri terimini ve  $C_p$  güven terimini göstermektedir.  $n_p$  ise maske imgesinin sınırına dik normal vektörü ifade etmektedir.  $G_p$  bir Gauss süzgeci ile ağırlıklandırılmış ortalama yapı tensörünü temsil etmektedir:

$$G_p = \sum_{q \in \Psi(p) \cap (I - \Omega)} \left( \sum_{i=1}^3 K_\sigma(q) \nabla I_{i_{\text{doku}}}(q) \nabla I_{i_{\text{doku}}}^T(q) \right) \tag{2.14}$$

burada  $q$ ,  $\Psi(p)$  parçasının kaynak bölgesindeki herhangi bir noktasını göstermektedir.  $\Omega$  doldurulacak hedef bölgeyi ve  $\partial\Omega$  ise hedef bölgenin sınırını temsil etmektedir. Yöntemde imge yapısına ait bilginin daha doğru bir şekilde elde edilebilmesi için, veri teriminde  $G_p$  kullanılmaktadır.  $C_p$  güven terimidir ve  $\Psi(p)$  parçasına ait hedef bölgelerdeki noktalarda 0 değerini, kaynak bölgelerdeki noktalarda ise 1 değerini almaktadır ve parça boyutuna bağlı olarak normalize edilmektedir [58]:

$$C_p = \frac{\sum_{q \in \Psi(p) \cap (I - \Omega)} C_q}{|\Psi(p)|} \quad (2.15)$$

Ayrıca akıllı tabanlı bu yöntemde en yakın komşuluğu baz alan hızlı bir arama yaklaşımı uygulanmaktadır [34, 60].

#### 2.3.4. Yapılan Deneysel Çalışmalar

Yapı ve doku bilgisi içeren fotoğraflarda ve çeşitli imgelerde önerilen yöntemle diğer yöntemlerin kıyaslaması yapılmıştır. İlk olarak imgenin yapı ve doku kısmına ayrıştırılması yapılmaktadır. Örnek olarak Şekil 2.4 imgesini ele alalım.



(a)

(b)

Şekil 2.4. Örnek İmge, (a) içboyanacak imge ve (b) içboyanama maskesi

İmgenin yapı bilgisini elde etmek için iz tabanlı yöntem uygulanmaktadır. İz tabanlı yöntemi uyguladıktan sonra yapı bilgisi elde edilip orijinal imgeden çıkarılarak doku bilgisine ulaşılmaktadır. Bakınız Şekil 2.5.



Şekil 2.5. Yapı ve doku bilgileri, (a) yapı bilgisi ve (b) doku bilgisi

Daha sonra yapı bilgisine iz tabanlı içboya yöntemi uygulanmakta ve doku bilgisine de akıllı örnek tabanlı yöntem uygulanmaktadır. İçboyanmış yapı ve doku bilgisi Şekil 2.6'da görülmektedir.



Şekil 2.6. İçboyanmış yapı ve doku bilgisi, (a) içboyanmış yapı bilgisi ve (b) içboyanmış doku bilgisi

Son olarak yapı bilgisinin içboyanmış kısmı ile doku bilgisinin içboyanmış kısmı birleştirilmektedir. İçboya işleminin sonucu Şekil 2.7'de görülmektedir.

Yapılan içboya işlemi görüntünün bütünlüğü ve güçlü kenarların sürdürülmesi bakımından makul derecede iyi sonuç vermiştir. Önerilen yöntemin diğer yöntemlerle kıyaslanması için çeşitli görüntülerle yapılan deneyler aşağıda verilmiştir (Bakınız Şekil 2.8 ve ekler bölümü).





Şekil 2.7. İçboyanmış imge



(a1)

(b1)



(c1)

(d1)



(e1)

(f1)

Şekil 2.8. Önerilen yöntemin diğer yöntemlerle kıyaslaması, (a) içboyanacak imge ve maske, (b) önerilen yöntemin, (c) akıllı örnek tabanlı yöntemin, (d) iz tabanlı yöntemin, (e) Criminisi yönteminin ve (f) BSCB yönteminin sonucu

Şekil 2.8'in devamı



(a2)

(b2)



(c2)

(d2)



(e2)

(f2)



Şekil 2.8'in devamı



(a3)



(b3)



(c3)



(d3)



(e3)



(f3)

Şekil 2.8'in devamı



(a4)

(b4)



(c4)

(d4)



(e4)

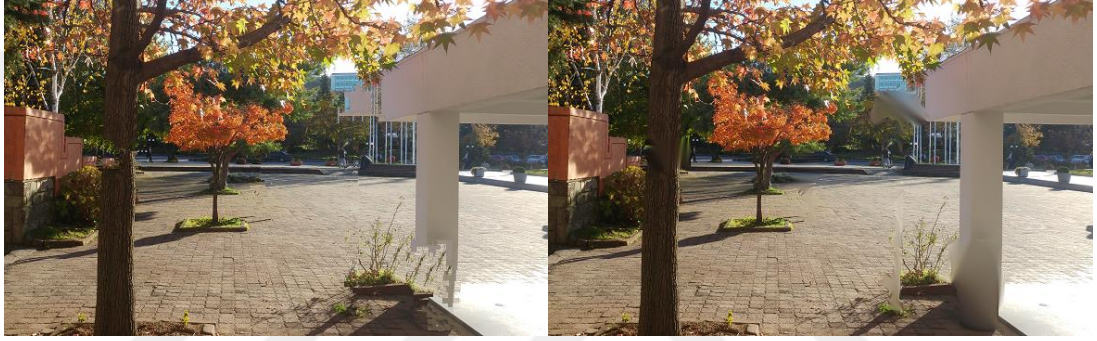
(f4)

Şekil 2.8'in devamı



(a5)

(b5)



(c5)

(d5)



(e5)

(f5)

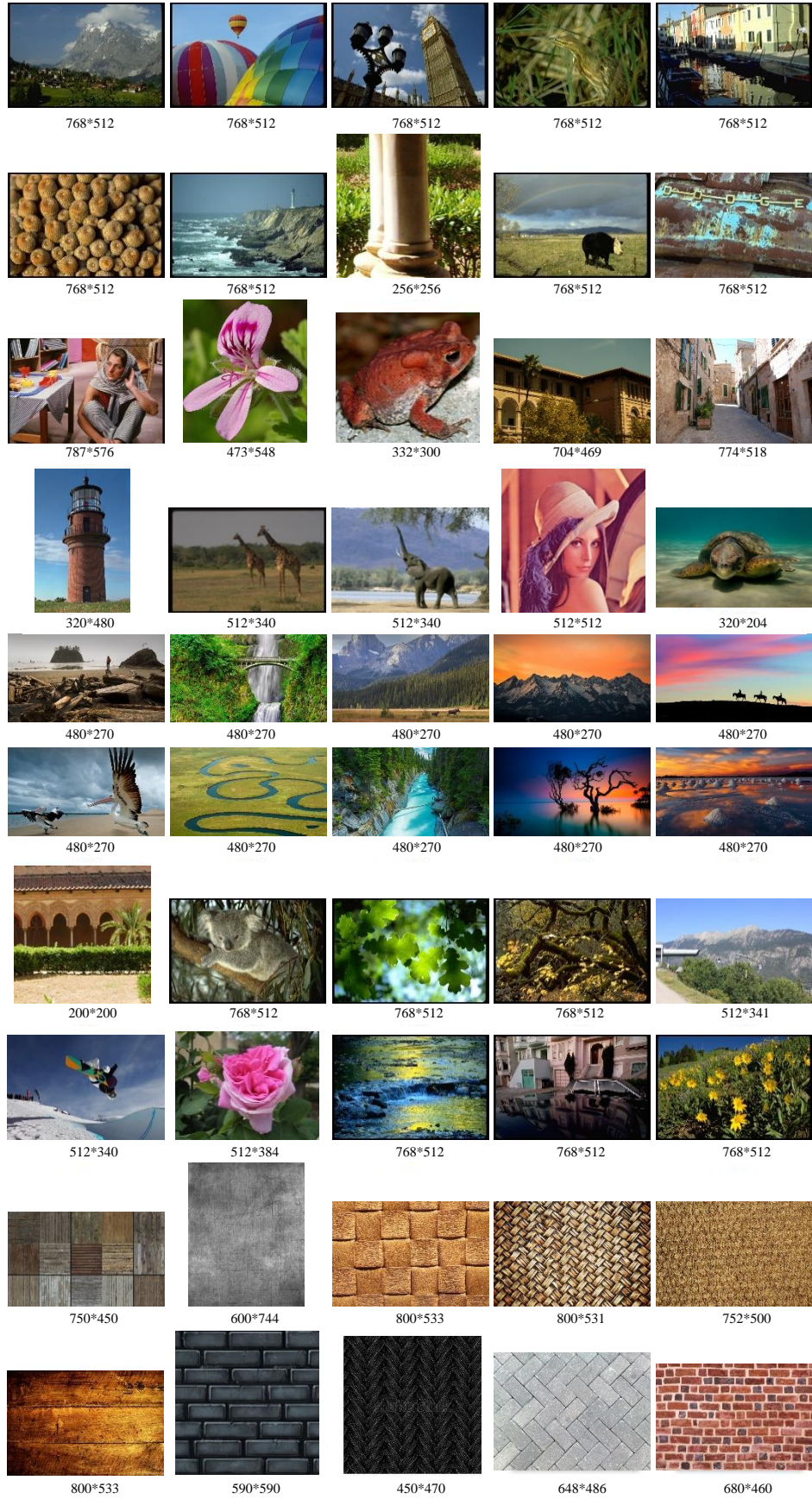
#### 2.3.4.1. Önerilen Yöntemin Diğer Yöntemlerle Nicel Olarak Kıyaslanması

Bir önceki başlık altında önerilen yöntemin diğer yöntemler ile - akıllı örnek tabanlı, iz tabanlı içboyama yöntemi, Criminisi ve BSCB- görsel olarak karşılaştırılması yapılmıştır. Yapılan birçok içboyama işleminin sonucunda, önerilen yöntemle görsel olarak tatmin edici sonuçlara ulaşılmıştır. Önerilen yöntemin, özellikle yapı bilgisiyle birlikte doku bilgisini de içerdiği imgelerde daha başarılı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

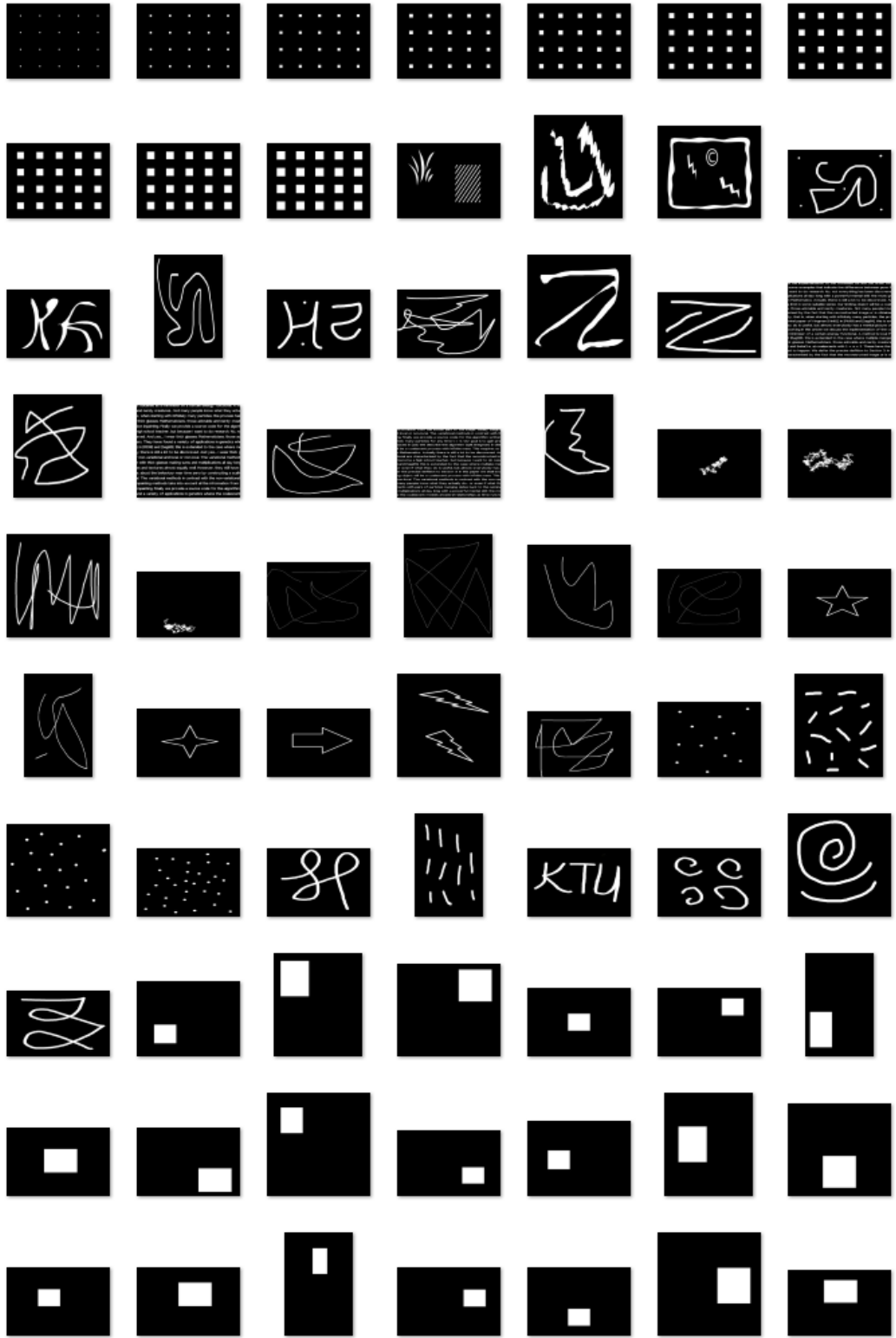
Bu bölümde önerilen yöntemin diğer yöntemlere göre başarısını test etmek için IPOL (Image Processing On Line) [61] sitesinden alınmış imgelerin yanında, temin edilen başka imgeler üzerinde de işlem yapılmıştır. İmgeler üzerinde sanki yok edilmek istenen nesnelere varmış gibi ya da bu imgeler yıpranmış fotoğraflarmış gibi düşünülerek gerekli maskelerle içboyama işlemi yapılmış ve imgelerin orijinal hali ile performans açısından test edilmiştir. Bu imgelerde testleri yapmak için rastgele yapay maskeler üretilmiş ve elde edilen bu imgelere içboyama işlemi uygulanmıştır.

Çalışma boyunca yöntemlerdeki ideal parametreler dikkate alınmıştır. Kıyaslama aşamasında her bir yöntemden elde edilen sonuçlar alınmış orijinal imge ile PSNR (Peak signal to noise ratio) değeri hesaplanarak karşılaştırılmıştır. Önerilen yöntemin nicel olarak kıyaslanması için yapılan tüm testlerin, PSNR değerlerinin ortalaması Tablo 2.1’de genel ortalama satırında verilmiştir. Yapılan tüm deneysel sonuçlar göz önüne alındığında bu deneylerin çoğunluğunda diğer yöntemlerden daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir.





Şekil 2.9. Test imgeleri



Şekil 2.10. Test Maskeleri

Şekil 2.11’de, yapılan deneysel çalışmalardan alınan 5 tane örnek sonuç verilmiş ve PSNR değerleri ile karşılaştırılmıştır.



Şekil 2.11. Yöntemlerin karşılaştırılması için örnekler, (a) orijinal imge, (b) önerilen yöntemin sonucu, (c) akıllı örnek tabanlı yöntemin sonucu, (d) iz tabanlı yöntemin sonucu, (e) BSCB yönteminin sonucu ve (f) Criminisi yönteminin sonucu



Şekil 2.11'in devamı



(a2)

(b2)

(c2)



(d2)

(e2)

(f2)



(a3)

(b3)

(c3)



(d3)

(e3)

(f3)



Şekil 2.11'in devamı



(a4)



(b4)



(c4)



(d4)



(e4)



(f4)



(a5)



(b5)



(c5)



(d5)



(e5)

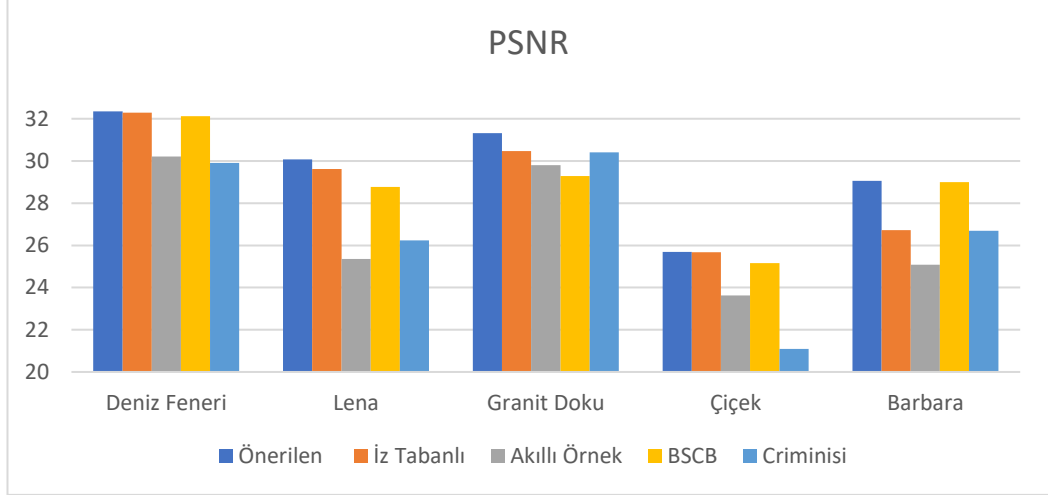


(f5)

Şekil 2.11'deki imgeler dikkate alındığında önerilen yöntemin görsel açıdan iyi sonuçlar verdiğini söyleyebiliriz. Örnek imgelerin hepsinde de görüntü bütünlüğü sağlanmış diğer yöntemlerde ki gibi yapay kenarlar ya da bulanık ve düz bölümler üretilmemiştir.

| İmgeler               | Önerilen         | İz Tabanlı       | Akıllı Örnek     | BSCB             | Criminisi        |
|-----------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|
| Deniz Feneri          | 32,349824        | 32,293303        | 30,209838        | 32,113877        | 29,901663        |
| Lena                  | 30,067781        | 29,623665        | 25,352149        | 28,775930        | 26,240577        |
| Granit Doku           | 31,316454        | 30,463941        | 29,802583        | 29,282826        | 30,409463        |
| Çiçek                 | 25,687145        | 25,667681        | 23,618918        | 25,155398        | 21,089005        |
| Barbara               | 29,057514        | 26,718972        | 25,080137        | 28,999582        | 26,694789        |
| <b>Ortalama</b>       | <b>29,695744</b> | <b>28,953513</b> | <b>26,812725</b> | <b>28,865523</b> | <b>26,867099</b> |
| <b>Genel Ortalama</b> | <b>31,985165</b> | <b>31,482726</b> | <b>29,375123</b> | <b>31,427119</b> | <b>29,452555</b> |

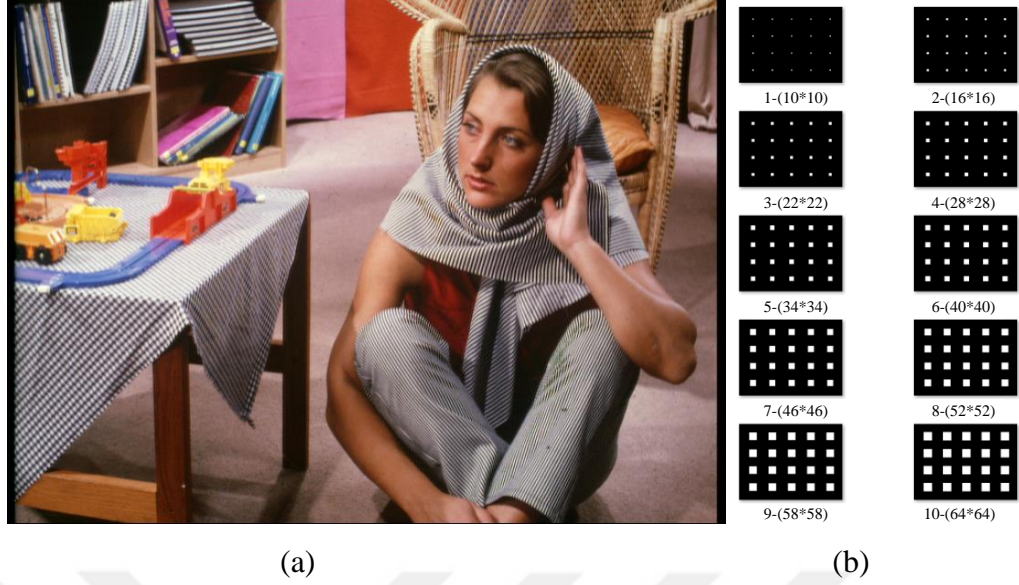
Tablo 2.1 Test imgelerinin içboya sonuçları (Şekil 2.11)



Şekil 2.12. Test imgelerinin PSNR grafiği (Tablo 2.1)

Görüntü işleme alanında imgelerin görsel açıdan olumlu sonuçlar vermesi her ne kadar geçerli bir ölçüt olsa da yöntemlerin karşılaştırılmasında nicelik bakımından da sonuçların iyi seviyede olması istenen bir durumdur. Bu bağlamda örnek imgelerin Tablo 2.1'deki verileri ve Şekil 2.12 grafiği baz alınarak önerdiğimiz yöntemin diğer yöntemlere göre başarılı olduğunu söyleriz.

Bir diğer konu da, imge içboyamada kayıp bölgenin artmasına bağlı olarak içboya işleminin başarısız olmasıdır. Daha önceden söylediğimiz gibi piksel tabanlı yöntemler hedef bölge boyutu büyüdükçe bulanık sonuçlar üretip orijinal imgeden uzaklaşmaktadır. Parça tabanlı yöntemler ise imgenin orijinalinden uzaklaşılacak boyutta farklı sonuçlar vermektedir.

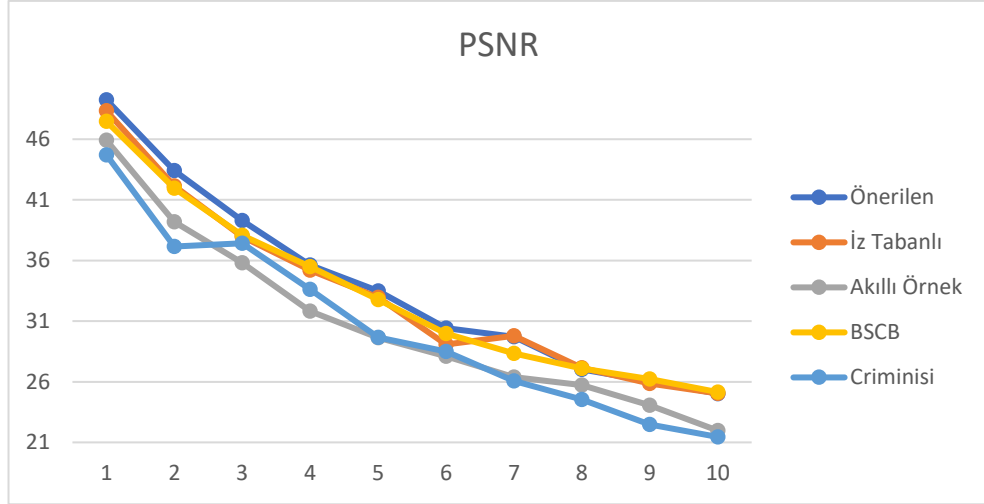


Şekil 2.13. Test imgesi ve maskesi, (a) test imgesi ve (b) içboyama maskeleri

Şekil 2.13 imgesi ile yöntemlerin parça boyutuna bağlı olarak performansları test edilmek üzere 1'den 10'a kadar sürekli parça boyutu artan maskelerle içboyama işlemleri yapılmış ve Tablo 2.2'de PSNR sonuçları verilmiştir. Şekil 2.13 (a) imgesinin boyutu (787\*576) pikseldir ve (b)'de parantez içinde verilen değerler her bir hücrenin piksel olarak boyutunu göstermektedir.

| Maskeler        | Önerilen         | İz Tabanlı       | Akıllı Örnek     | BSCB             | Criminisi        |
|-----------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|
| 1               | 49,249143        | 48,335544        | 45,914033        | 47,474742        | 44,711087        |
| 2               | 43,407921        | 42,132350        | 39,174777        | 41,948240        | 37,163883        |
| 3               | 39,298104        | 37,964961        | 35,818336        | 38,074226        | 37,409482        |
| 4               | 35,635068        | 35,209343        | 31,827904        | 35,499063        | 33,626952        |
| 5               | 33,479614        | 32,964658        | 29,639359        | 32,773490        | 29,652178        |
| 6               | 30,434332        | 29,068263        | 28,112558        | 29,983152        | 28,495646        |
| 7               | 29,708935        | 29,788061        | 26,382507        | 28,330617        | 26,069101        |
| 8               | 27,008352        | 27,140287        | 25,731723        | 27,101260        | 24,541668        |
| 9               | 26,048490        | 25,866823        | 24,054322        | 26,225432        | 22,479352        |
| 10              | 25,021437        | 25,039229        | 21,974631        | 25,148017        | 21,451236        |
| <b>Ortalama</b> | <b>33,929140</b> | <b>33,350952</b> | <b>30,863015</b> | <b>33,255824</b> | <b>30,560058</b> |

Tablo 2.2. Test imgesinin PSNR test sonuçları (Şekil 2.13)



Şekil 2.14. PSNR sonuçları grafiği (Tablo 2.2)

İçboyama yöntemleri genelde küçük kayıp olan bölgelerde iyi sonuçlar vermektedir. Bilinmeyen bölge oranı artıkça üretilen imgeler orijinalinden uzaklaşmakta ve yapay sonuçlar üretmektedir. İşte bu yüzden yukarıdaki örnek imge ile yöntemlerin artan  $\Omega / \phi$  oranına göre onarım yeterlilikleri ölçülmüştür. Şekil 2.14. ve Tablo 2.3'deki veriler dikkate alınırsa önerilen yöntemin diğer yöntemlere oranla daha az parça boyutundan etkilendiği söylenebilir.

### 3. SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Bu çalışmada hasarlı resimleri onarmak, altyazıları kaldırmak ve resimlere nesnelere kaldırılması şeklinde çeşitli efektler vermek için kullanılan imge içboyama teknikleri incelenmiştir. Bu teknikler ayrıntılı bir şekilde incelendikten sonra söz konusu yöntemlerin avantajlı ve dezavantajlı yönleri de dikkate alınarak dezavantaj olarak ortaya çıkan eksikliklerin giderildiği melez bir yöntem önerilmiştir.

Önerilen yöntemin, yapı bilgisi çok olan imgelerde, piksel tabanlı yöntemlerden kötü sonuçlar, parça tabanlı yöntemlerden de iyi sonuçlar vermesini bekliyorduk. Karışık dokuların olduğu imgelerde de önerilen yöntemin parça tabanlı yöntemlerden kötü sonuçlar, piksel tabanlı yöntemlerden de iyi sonuçlar vermesini bekliyorduk. Yapılan testler sonucunda elde edilen verilere göre neredeyse verilerin tamamında bu hedeflediğimiz sonuca ulaşmış olup çoğunluğunda ise her iki yöntemin de üzerinde iyi sonuçlar elde edilmiştir.

Hasarlı resimler üzerinde yaptığımız çalışmaların genelinde gördüğümüz şey, kısmi diferansiyel denklem tabanlı yöntemlerin küçük bölgelerde, parça tabanlı yöntemlerin ise büyük bölgelerde daha iyi sonuç verdiğidir. Buradan hareketle bazı yöntemler yalnızca küçük boyutlu bölgelerde kullanılmaya, bazıları da yalnızca büyük boyutlu bölgelerde kullanılmaya uygundur. Ancak önerilen melez yöntem her iki bölgede de kullanılabilir.

#### 4. ÖNERİLER

Son yıllarda bilgisayarın ve akıllı telefonların günlük yaşamımızda daha fazla yer edinmekte olduğunu görmekteyiz. Öyle ki her geçen gün bu cihazları günlük yaşamımızda daha etkin kullanmamızı sağlayan yeni uygulamalar hayatımıza girmektedir. İnsanların görsel paylaşımlarını düzenlemeleri için oldukça fırsat veren bu uygulamalar birçok kişi tarafından kullanılmaktadır. Bu uygulamalar içerisinde kendine yer bulan içboyama işlemi de fotoğraflarını düzenlemek isteyen kullanıcılara kolaylık sağlamakta ve giderek popüler hale gelmektedir. Bu çalışmada söz konusu uygulamalar arasında kendine yer bulan içboyama işleminin temeli incelenmiş ve bazı yöntemlerin eksik yönleri tespit edilerek bunları giderecek şekilde bir yöntem önerilmiştir.

Önerilen yöntemde başarılı sonuçların alınabilmesi, temelde imgenin iyi bir şekilde yapı ve doku bilgilerine ayrıştırılması işlemine bağlı olmaktadır. Bu bakımdan sabit bir değerle bu işlem yapıldığında imgeden imgeye farklı sonuçlar vermektedir. İmgeden imgeye değişen bu iterasyon sayısı gibi parametrelerin daha kararlı seçilebilmesi için gelecekte çalışmalar yapılacaktır.

Diğer taraftan yöntemin ikinci kısmı olan doku bilgisinin tamamlanması sürecinde kaybolan bölge boyutu artıkça doldurma işleminde yapay kenarların üretilmesi durumu ile karşılaşılmaktadır. Bunu ortadan kaldıracak şekilde, öncelik teriminin hesaplanmasında daha istikrarlı sonuçlar vermesi için düzenleme yapılacaktır.

Önerdiğimiz melez yöntemde, yapı ve doku kısımlarının elde edilmesi, yapı bilgisine içboyama uygulanması, doku kısmına doldurma uygulanması gibi çok sayıda işlem yapılması sebebiyle yöntemin çalışma süresi uzundur. Yöntemin daha hızlı çalışabilmesi ve video işlemeye de uygun hale getirilmesi için gelecekte çalışmalar yapılması hedeflenmektedir.

## 5. KAYNAKLAR

1. Bertalmio, M., Sapiro, G., Caselles, V. ve Ballester, C., Image inpainting, Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, July 2000, New Orleans, USA, Bildiriler Kitabı, 417-424.
2. Gonzalez, R.C. ve Woods, R.E., Digital image processing, Third Edition, Pearson Education, Inc., United States of America, 2008.
3. Joshua, J. ve Darsan, G., Digital Inpainting Techniques-A Survey, International Journal of Latest Research in Engineering and Technology (IJLRET), (2016).
4. Shivaranjani, S. ve Priyadharsini, R., A survey on inpainting techniques, Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT), International Conference on, March 2016, Chennai, India, Bildiriler Kitabı, 2934-2937.
5. Heeger, D.J. ve Bergen, J.R., Pyramid-based texture analysis/synthesis, Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques, August 1995, New York, USA, Bildiriler Kitabı, 229-238.
6. Yamauchi, H., Haber, J. ve Seidel, H.-P., Image restoration using multiresolution texture synthesis and image inpainting, Computer Graphics International, 2003. Proceedings, July 2003, Tokyo, Japan, Bildiriler Kitabı, 120-125.
7. Criminisi, A., Pérez, P. ve Toyama, K., Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting, IEEE Transactions on Image Processing, 13,9 (2004) 1200-1212.
8. Drori, I., Cohen-Or, D. ve Yeshurun, H., Fragment-based image completion, ACM Transactions on Graphics (TOG), July 2003, San Diego, California, Bildiriler Kitabı, 303-312.
9. Hays, J. ve Efros, A.A., Scene completion using millions of photographs, ACM Transactions on Graphics (TOG), August 2007, San Diego, California, Bildiriler Kitabı, 4.
10. Pandya, N. ve Limbasiya, B., A Survey on Image Inpainting Techniques, International Journal of Current Engineering and Technology, 3,5 (2013) 1828-1831.
11. Tschumperle, D. ve Deriche, R., Vector-valued image regularization with PDEs: A common framework for different applications, IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 27,4 (2005) 506-517.
12. Shen, J., Kang, S.H. ve Chan, T.F., Euler's elastica and curvature-based inpainting, SIAM Journal on Applied Mathematics, 63,2 (2003) 564-592.



13. Sun, J., Yuan, L., Jia, J. ve Shum, H.-Y., Image completion with structure propagation, ACM Trans. Graph., 24,3 (2005) 861-868.
14. Richard, M.M.O.B.B. ve Chang, M.Y.-S., Fast digital image inpainting, Appeared in the Proceedings of the International Conference on Visualization, Imaging and Image Processing (VIIP 2001), September 2001, Marbella, Spain, Bildiriler Kitabı, 106-107.
15. Radke, R.J., Computer vision for visual effects, Cambridge University Press, 2012.
16. Bornard, R., Lecan, E., Laborelli, L. ve Chenot, J.-H., Missing data correction in still images and image sequences, Proceedings of the tenth ACM international conference on Multimedia, December 2002, Uan-les-Pins, France, Bildiriler Kitabı, 355-361.
17. Abramatic, J.-F. ve Silverman, L.M., Nonlinear restoration of noisy images, IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence,2 (1982) 141-149.
18. Perona, P. ve Malik, J., Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion, IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 12,7 (1990) 629-639.
19. Wesseling, P., Principles of computational fluid dynamics, 29, Springer Science & Business Media, 2009.
20. Aubert, G. ve Kornprobst, P., Mathematical problems in image processing: partial differential equations and the calculus of variations, 147, Springer Science & Business Media, 2006.
21. Nielsen, M., Florack, L. ve Deriche, R., Regularization, scale-space, and edge detection filters, Journal of Mathematical Imaging and Vision, 7,4 (1997) 291-307.
22. Sapiro, G., Geometric partial differential equations and image analysis, Cambridge university press, 2006.
23. Weickert, J., Anisotropic diffusion in image processing, 1, Teubner Stuttgart, 1998.
24. Nikolova, M., Image restoration by minimizing objective functions with nonsmooth data-fidelity terms, Variational and Level Set Methods in Computer Vision, 2001. Proceedings. IEEE Workshop on, July 2001, Vancouver, BC, Canada, Bildiriler Kitabı, 11-18.
25. Tschumperlé, D. ve Deriche, R., Diffusion tensor regularization with constraints preservation, Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on, December 2001, Kauai, HI, USA, Bildiriler Kitabı, I-I.
26. Tschumperle, D. ve Deriche, R., Diffusion PDEs on vector-valued images, IEEE Signal Processing Magazine, 19,5 (2002) 16-25.
27. Di Zenzo, S., A note on the gradient of a multi-image, Computer vision, graphics, and image processing, 33,1 (1986) 116-125.



28. Bertalmio, M., Cheng, L.-T., Osher, S. ve Sapiro, G., Variational problems and partial differential equations on implicit surfaces, Journal of Computational Physics, 174,2 (2001) 759-780.
29. Pardo, A. ve Sapiro, G., Vector probability diffusion, Image Processing, 2000. Proceedings. 2000 International Conference on, September 2000, Vancouver, BC, Canada, Bildiriler Kitabı, 884-887.
30. Sapiro, G., Vector-valued active contours, Computer Vision and Pattern Recognition, 1996. Proceedings CVPR'96, 1996 IEEE Computer Society Conference on, June 1996, San Francisco, CA, USA, Bildiriler Kitabı, 680-685.
31. Sapiro, G. ve Ringach, D.L., Anisotropic diffusion of multivalued images with applications to color filtering, IEEE Transactions on Image Processing, 5,11 (1996) 1582-1586.
32. Tschumperlé, D. ve Deriche, R., Anisotropic Diffusion Partial Differential Equations in Multi-Channel Image Processing: Framework and Applications. (2007).
33. Gerig, G., Kubler, O., Kikinis, R. ve Jolesz, F.A., Nonlinear anisotropic filtering of MRI data, IEEE Transactions on medical imaging, 11,2 (1992) 221-232.
34. Daisy, M., Buysens, P., Tschumperlé, D. ve Lézoray, O., A smarter exemplar-based inpainting algorithm using local and global heuristics for more geometric coherence, Image Processing (ICIP), 2014 IEEE International Conference on, October 2014, Paris, France, Bildiriler Kitabı, 4622-4626.
35. Ballester, C., Caselles, V., Verdera, J., Bertalmio, M. ve Sapiro, G., A variational model for filling-in gray level and color images, Computer Vision, 2001. ICCV 2001. Proceedings. Eighth IEEE International Conference on, July 2001, Vancouver, BC, Canada, Bildiriler Kitabı, 10-16.
36. Bertalmio, M., Bertozzi, A.L. ve Sapiro, G., Navier-stokes, fluid dynamics, and image and video inpainting, Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on, December 2001, Kauai, HI, USA, Bildiriler Kitabı, I-I.
37. Chan, T.F. ve Shen, J., Nontexture inpainting by curvature-driven diffusions, Journal of Visual Communication and Image Representation, 12,4 (2001) 436-449.
38. Masnou, S. ve Morel, J.-M., Level lines based disocclusion, Image Processing, 1998. ICIP 98. Proceedings. 1998 International Conference on, October 1998, Chicago, IL, USA, Bildiriler Kitabı, 259-263.
39. Chan, T. ve Shen, J., Local inpainting models and TV inpainting, SIAM J. Appl. Math, 62,3 (2001) 1019-1043.
40. Deokate, B. ve Patil, P., Image mapping and object removal in image inpainting using alternating direction method, Information Processing (ICIP), 2015 International Conference on, December 2015, Pune, India, Bildiriler Kitabı, 165-169.

41. Shen, J. ve Chan, T.F., Mathematical models for local nontexture inpaintings, SIAM Journal on Applied Mathematics, 62,3 (2002) 1019-1043.
42. Shu, C. ve Liu, Y., Inpainting: Survey and Experiments, International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, 9,10 (2016) 21-36.
43. Tschumperlé, D., Fast anisotropic smoothing of multi-valued images using curvature-preserving PDE's, International Journal of Computer Vision, 68,1 (2006) 65-82.
44. Efros, A.A. ve Leung, T.K., Texture synthesis by non-parametric sampling, *Computer Vision, 1999. The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on*, September 1999, Kerkyra, Greece, *Bildiriler Kitabı*, 1033-1038.
45. Bertalmio, M., Caselles, V., Masnou, S. ve Sapiro, G., *Computer Vision, Inpainting*, Springer, 401-416, 2014.
46. Ashikhmin, M., Synthesizing natural textures, *Proceedings of the 2001 symposium on Interactive 3D graphics*, March 2001, North Carolina, USA, *Bildiriler Kitabı*, 217-226.
47. Harrison, P., A non-hierarchical procedure for re-synthesis of complex textures, Journal of WSCG, 9 (2001) 190-197.
48. Bertalmio, M., Vese, L., Sapiro, G. ve Osher, S., Simultaneous structure and texture image inpainting, IEEE Transactions on Image Processing, 12,8 (2003) 882-889.
49. Jia, J. ve Tang, C.-K., Image repairing: Robust image synthesis by adaptive nd tensor voting, *Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings. 2003 IEEE Computer Society Conference on*, June 2003, Madison, WI, USA, *Bildiriler Kitabı*, I-I.
50. Cheng, W.-H., Hsieh, C.-W., Lin, S.-K., Wang, C.-W. ve Wu, J.-L., Robust algorithm for exemplar-based image inpainting, *Proceedings of the International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization, 2005*, 64-69.
51. Wong, A. ve Orchard, J., A nonlocal-means approach to exemplar-based inpainting, *Image Processing, 2008. ICIIP 2008. 15th IEEE International Conference on*, October 2008, San Diego, CA, USA, *Bildiriler Kitabı*, 2600-2603.
52. Choi, J.H. ve Hahm, C.H., An exemplar-based image inpainting method with search region prior, *Consumer Electronics (GCCE), 2013 IEEE 2nd Global Conference on*, October 2013, Tokyo, Japan, *Bildiriler Kitabı*, 68-71.
53. Sangeetha, K., Sengottuvelan, P. ve Balamurugan, E., A Novel Exemplar based Image Inpainting Algorithm for Natural Scene Image Completion with Improved Patch Prioritizing, International Journal of Computer Applications (0975-8887) Volume, (2011).
54. Lefebvre, S. ve Hoppe, H., Appearance-space texture synthesis, ACM Transactions on Graphics (TOG), 25,3 (2006) 541-548.

55. Demanet, L., Song, B. ve Chan, T., Image inpainting by correspondence maps: a deterministic approach, Applied and Computational Mathematics, 1100,217-50 (2003) 99.
56. Wang, J., Lu, K., Pan, D., He, N. ve Bao, B.-k., Robust object removal with an exemplar-based image inpainting approach, Neurocomputing, 123 (2014) 150-155.
57. Goyal, P. ve Diwakar, S., Fast and enhanced algorithm for exemplar based image inpainting, Image and Video Technology (PSIVT), 2010 Fourth Pacific-Rim Symposium on, November 2010, Singapore, Bildiriler Kitabı, 325-330.
58. Özkaya, H. ve Dizdaroğlu, B., Image inpainting based on structure and texture components, Signal Processing and Communication Application Conference (SIU), 2016 24th, May 2016, Zonguldak, Turkey, Bildiriler Kitabı, 637-640.
59. Criminisi, A., Perez, P. ve Toyama, K., Object removal by exemplar-based inpainting, Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings. 2003 IEEE Computer Society Conference on, June 2003, Madison, WI, USA, Bildiriler Kitabı, II-II.
60. Buysens, P., Daisy, M., Tschumperlé, D. ve Lézoray, O., Exemplar-based inpainting: Technical review and new heuristics for better geometric reconstructions, IEEE Transactions on Image Processing, 24,6 (2015) 1809-1824.
61. [www.ipol.im](http://www.ipol.im) IPOL Journal · Image Processing On Line. 13 Kasım 2017.

## 6. EKLER



(a1)



(b1)



(c1)



(d1)



(e1)



(f1)

Şekil 6.1. Yöntemlerin karşılaştırılması için örnekler, (a) orijinal imge, (b) önerilen yöntemin sonucu, (c) akıllı örnek tabanlı yöntemin sonucu, (d) iz tabanlı yöntemin sonucu, (e) Criminisi yönteminin sonucu, (f) BSCB yönteminin sonucu

Şekil 6.1'in devamı



(a2)



(b2)



(c2)



(d2)

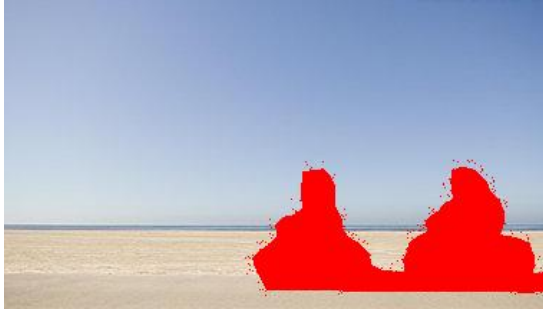


(e2)



(f2)

Şekil 6.1'in devamı



(a3)



(b3)



(c3)



(d3)

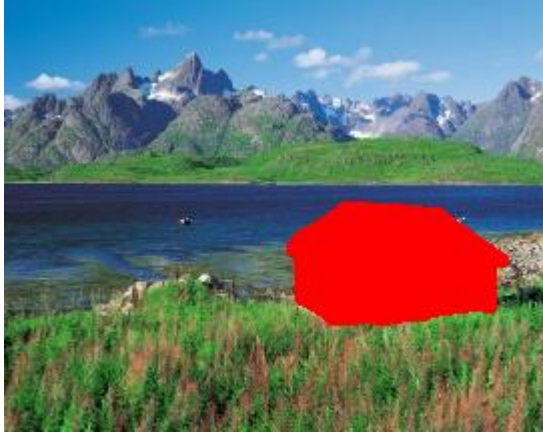


(e3)



(f3)

Şekil 6.1'in devamı



(a4)



(b4)



(c4)



(d4)



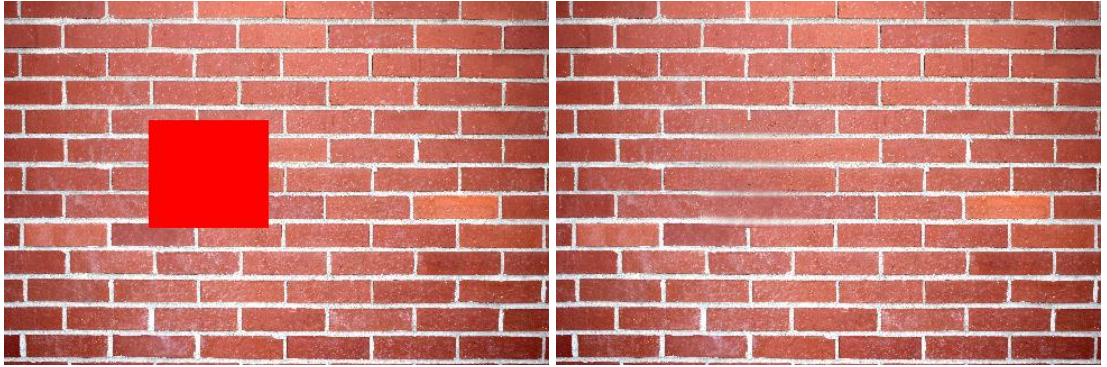
(e4)



(f4)

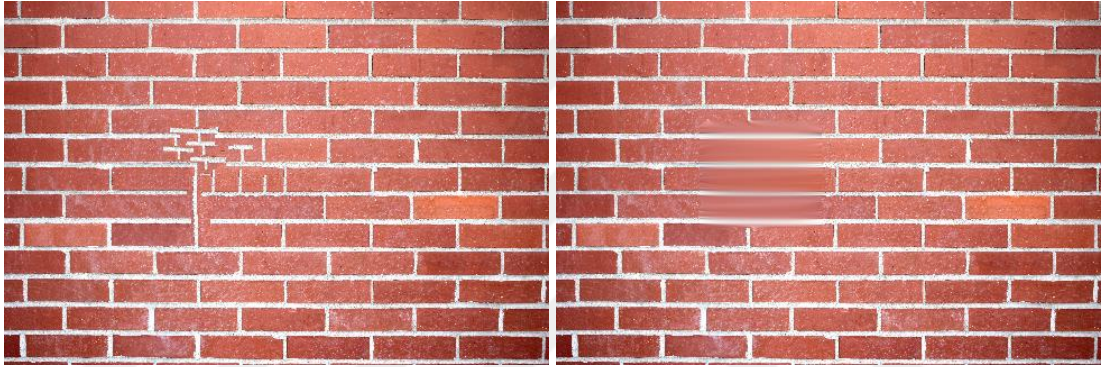


Şekil 6.1'in devamı



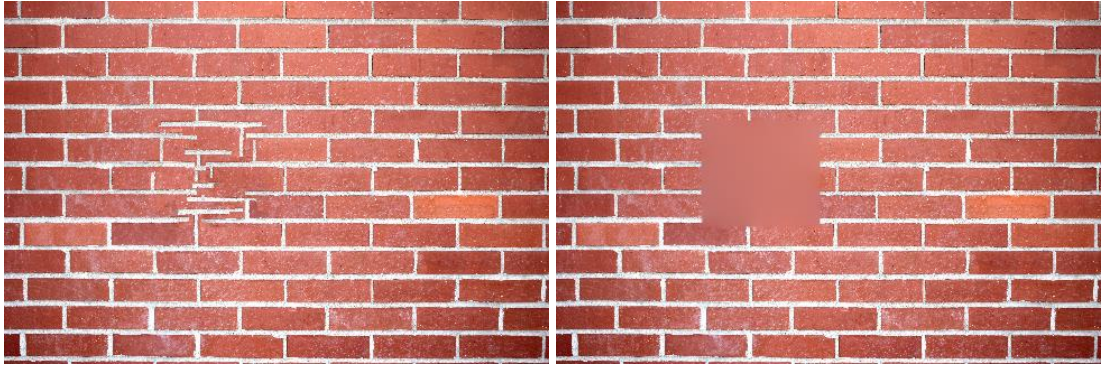
(a5)

(b5)



(c5)

(d5)



(e5)

(f5)



Şekil 6.1'in devamı



(a6)



(b6)



(c6)



(d6)



(e6)



(f6)

Şekil 6.1'in devamı



(a7)



(b7)



(c7)



(d7)

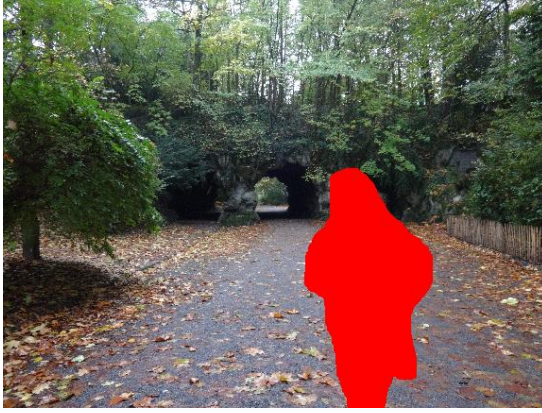


(e7)

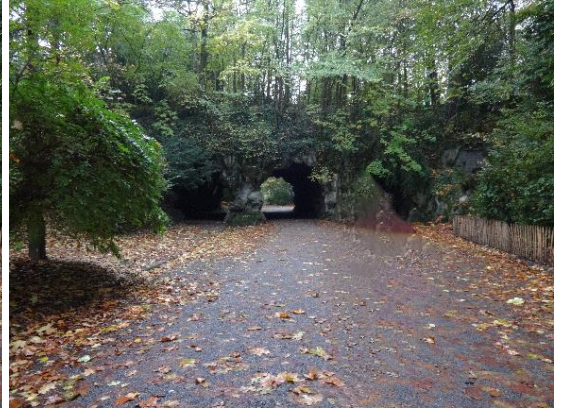


(f7)

Şekil 6.1'in devamı



(a8)



(b8)



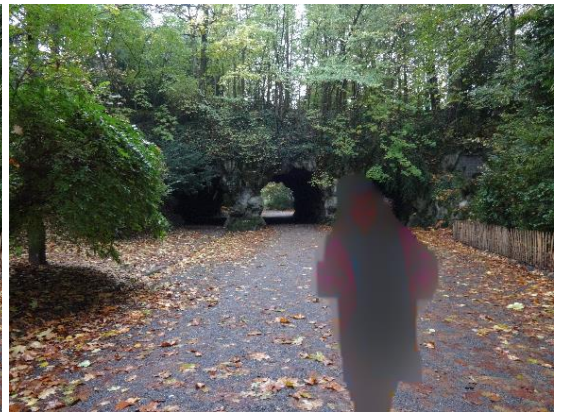
(c8)



(d8)



(e8)



(f8)



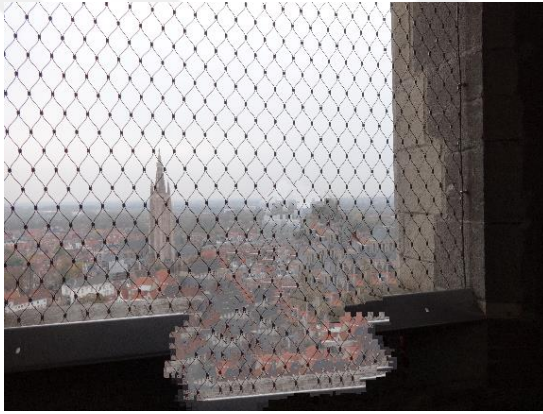
Şekil 6.1'in devamı



(a9)



(b9)



(c9)



(d9)



(e9)



(f9)

Şekil 6.1'in devamı



(a10)



(b10)



(c10)



(d10)



(e10)



(f10)

Şekil 6.1'in devamı



(a11)



(b11)



(c11)



(d11)



(e11)



(f11)

Şekil 6.1'in devamı



(a12)



(b12)



(c12)



(c12)



(e12)



(f12)



Şekil 6.1'in devamı



(a13)



(b13)



(c13)



(d13)



(e13)



(f13)



Şekil 6.1'in devamı



(a14)



(b14)



(c14)



(d14)



(e14)



(f14)

Şekil 6.1'in devamı



(a15)



(b15)



(c15)



(d15)



(e15)



(f15)

Şekil 6.1'in devamı



(a16)



(b16)



(c16)



(d16)



(e16)



(f16)

## ÖZGEÇMİŞ

1986 yılında Sivas/Gemerek/İnkışla doğumludur. İlk öğrenimini İnkışla İlköğretim Okulu'nda, orta öğrenimini Kayseri'de Hacı Mustafa Gazioğlu Ortaokulu'nda, lise öğrenimini Hacı Ahmet Arısoy Lisesi'nde tamamladı. 2005 yılında Atatürk Üniversitesi Fen Fakültesi Matematik Bölümü'nde lisans programına başladı ve 2009 yılında bu bölümden mezun oldu. 2014 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü'nde yüksek lisans öğrenimine başladı. 2015 yılından itibaren Bilgisayar Mühendisliği bölümünde araştırma görevlisi olarak görev yapmaktadır.

