

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE INFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

RECONHECIMENTO DE ADULTERAÇÕES EM
IMAGENS DIGITAIS: UMA ABORDAGEM
PASSIVA

LUCAS MARQUES DA CUNHA

JOÃO PESSOA-PB
Junho-2016

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE INFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

**RECONHECIMENTO DE ADULTERAÇÕES EM IMAGENS
DIGITAIS: UMA ABORDAGEM PASSIVA**

LUCAS MARQUES DA CUNHA

JOÃO PESSOA-PB
Junho-2016

C972r Cunha, Lucas Marques da.

Reconhecimento de adulterações em imagens digitais:
uma abordagem passiva / Lucas Marques da Cunha. –
João Pessoa, 2016.

114f. : il.

Orientadora: Thais Gaudêncio do Rêgo
Co-orientador: Leonardo Vidal Batista

Dissertação (Mestrado) – UFPB/CI

1. Informática. 2. Imagens digitais. 3. Integridade. 4.
Autenticidade. 5. Reconhecimento. 6. Análise forense.

UFPB/BC

CDU: 004(043)

II

LUCAS MARQUES DA CUNHA

**RECONHECIMENTO DE ADULTERAÇÕES EM IMAGENS
DIGITAIS: UMA ABORDAGEM PASSIVA**

DISSERTAÇÃO APRESENTADA AO CENTRO DE INFORMÁTICA DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA, COMO REQUISITO PARCIAL
PARA OBTENÇÃO DO TÍTULO DE MESTRE EM INFORMÁTICA (SISTEMAS
DE COMPUTAÇÃO).

Orientador: Prof. Dra. Thaís Gaudêncio do Rêgo
Co-orientador: Prof. Dr. Leonardo Vidal Batista

JOÃO PESSOA-PB
Junho-2016



III
UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE INFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA



Ata da Sessão Pública de Defesa de Dissertação de Mestrado
de **LUCAS MARQUES DA CUNHA**, candidato ao título de
Mestre em Informática na Área de Sistemas de Computação,
realizada em 22 de junho de 2016.

1 Aos vinte e dois dias do mês de junho, do ano de dois mil e dezesseis, às catorze horas, no
2 Centro de Informática - Universidade Federal da Paraíba (unidade Mangabeira), reuniram-se
3 os membros da Banca Examinadora constituída para julgar o Trabalho Final do Sr. LUCAS
4 MARQUES DA CUNHA, vinculado a esta Universidade sob a matrícula
5 2014108725, candidato ao grau de Mestre em Informática, na área de "Sistemas de
6 Computação", na linha de pesquisa "Sinais, Sistemas Digitais e Gráficos", do Programa de
7 Pós-Graduação em Informática, da Universidade Federal da Paraíba. A comissão examinadora
8 foi composta pelos professores: Thais Gaudêncio do Rego, Orientadora (PPGI-UFPB) e
9 Presidente da Banca, Clauriton de Albuquerque Siebra (PPGI-UFPB), Examinador Interno,
10 Leonardo Vidal Batista (PPGI-UFPB), Examinador interno e Joseana Macedo Fachine
11 (UFCG), Examinador Externo à Instituição. Dando início aos trabalhos, a professora Thais
12 Gaudêncio do Rego, Presidente da Banca, cumprimentou os presentes, comunicou aos
13 mesmos a finalidade da reunião e passou a palavra ao candidato para que o mesmo fizesse,
14 oralmente, a exposição do trabalho de dissertação intitulado "Reconhecimento de
15 Adulterações em imagens digitais: uma abordagem passiva". Concluída a exposição, o
16 candidato foi arguido pela Banca Examinadora que emitiu o seguinte parecer: "aprovado". Do
17 ocorrido, eu, Ruy Alberto Pisani Altafim, Vice Coordenador do Programa de Pós-Graduação
18 em Informática – PPGI, lavrei a presente ata que vai assinada por mim e pelos membros da
19 Banca Examinadora.

João Pessoa, 22 de junho de 2016.

Prof. Dr. Ruy Alberto Pisani Altafim

Profa. Dra. Thais Gaudêncio do Rego
Orientadora (PPGI-UFPB)

Thais Gaudêncio do Rego

Prof. Dr. Clauriton de Albuquerque Siebra
Examinador Interno (PPGI-UFPB)

Clauriton de Albuquerque Siebra

Prof. Dr. Leonardo Vidal Batista
Examinador Interno (PPGI-UFPB)

Leonardo Vidal Batista

Profa. Dra. Joseana Macedo Fachine
Examinador Externo à Instituição (UFCG)

Joseana Macedo Fachine Regis da Anaiço

DEDICATÓRIA

A Deus por tudo que o me proporciona na vida.
À minha mãe, Lourdes e o meu pai Paulo, os quais
amo muito, pelo exemplo de vida e família.
A meus irmãos por tudo que me ajudaram até hoje.
À minha noiva Talita Cunha, pelo carinho,
compreensão e companheirismo.

AGRADECIMENTOS

A Deus, por me proporcionar o dom da vida, sabedoria e discernimento.

Aos meus pais, em especial, minha mãe, que sempre me guiou a fazer a melhor escolha.

Aos meus familiares que sempre me apoiaram diante de qualquer situação, contribuindo e incentivando para que eu nunca desistisse de minha jornada.

A minha noiva, Talita Cunha, amiga e companheira de todos os momentos, sempre me motivando e incentivando a ser vitorioso em minhas batalhas.

Aos meus amigos, Suelda, Dêis Maria, Diêgo Alan e Eliane, motivo de força e otimismo. Nunca me deixaram desanimar, nem me desesperar diante dos problemas surgidos durante o mestrado.

Ao professor Leonardo, pela oportunidade concedida e todo o conhecimento compartilhado.

A professora Thaís, minha orientadora, que me acompanhou durante esse percurso, por meio de ensinamentos e motivação, que tornaram possível finalizar meu projeto de mestrado acadêmico.

Aos meus amigos acadêmicos, Thiago Martins, Arnaldo Gualberto, Hugo Neves e Clóvis Reis, companheiros de uma jornada, que permitiram compartilhar comigo seus conhecimentos, proporcionando grande diversão durante todo esse tempo.

Aos colaboradores, Marcílio Lemos, Paulo Branco, Thaís Ratis e Karla Tabosa pela dedicação e colaboração nesse trabalho.

RESUMO

A criação e comercialização de softwares de edição de imagens permitiram que pessoas leigas pudessem realizar qualquer tipo de manipulação em imagens digitais. Em um cenário judicial em que autenticidade e integridade dos dados são cruciais, há necessidade de técnicas que permitam promover tais atributos. A análise forense em imagens digitais busca por meio de métodos científicos computacionais, como a análise do sensor do dispositivo e artefatos JPEG (Joint Photographic Experts Group), reconhecer a presença ou ausência desses atributos. O presente trabalho apresenta uma Abordagem Passiva para o Reconhecimento de adulterações em imagens digitais com e sem compressão JPEG utilizando duas abordagens. A primeira abordagem baseia-se na técnica de análise da vizinhança-4 de um pixel que pode ser classificado como interpolado ou não interpolado. A partir dessa análise, obtêm-se as informações sobre o padrão CFA (Color Filter Array) de modo a investigar a autenticidade e integridade de imagens com baixa ou nenhuma compressão, de acordo com a classificação incorreta dos pixels. A segunda abordagem baseia-se na Análise da Inconsistência do BAG (Block Artifact Grid) de imagens com alta compressão gerado a partir de técnicas de adulteração, tais como composição e clonagem. O BAG da imagem trata-se da demarcação dos blocos JPEG. Além disso, foram definidas técnicas de segmentação para localização precisa da região adulterada. O método seleciona uma das abordagens, a partir do valor da taxa de compressão da imagem. A análise dos resultados é feita a partir dos valores de acurácia, sensibilidade, especificidade e precisão. As taxas de acurácia variaram de 85,1% a 95,4%, e com taxas de precisão entre 41,7% a 74,3%. Para as taxas de sensibilidade, obteve-se valores entre 32,3% a 82,2% e para especificidade valores entre 85,9% a 99,2%, para uma base de dados composta por 960 imagens interpoladas por algoritmos distintos e adulteradas por técnicas de composição e clonagem. Os métodos descritos na literatura apresentam um escopo limitado referente aos formatos das imagens que foram testadas e ao modo como aferem a eficiência de suas técnicas. A abordagem proposta distingue-se dessas técnicas apresentando um escopo com maior abrangência nos quesitos mencionados, englobando imagens com e sem compressão, além de aferir a eficiência a partir de métricas capazes de comprovar as hipóteses levantadas ao longo da pesquisa.

Palavras-Chave: Integridade, Autenticidade, Reconhecimento, Análise Forense

ABSTRACT

The creation and marketing of image editing software allowed ordinary people to perform any kind of manipulation in digital images. In a judicial context, where authenticity and data integrity are crucial, the development of techniques to ensure such attributes are needed. Forensic analysis of digital image aims to use computational scientific methods, such as analysis of a sensor device and JPEG (Joint Photographic Experts Group) artifacts, in order to recognize the presence or absence of such attributes. This paper presents a passive approach to Tampering Recognition in Digital Images with and without JPEG compression using two approaches. The first approach is based on analysis of the 4-pixel neighborhood that may be classified as interpolated or not. Based on such analysis, we obtain information about the standard CFA (Color Filter Array) pattern to investigate the authenticity and integrity of images with low or no compression according to misclassification of pixels. The second approach is based on inconsistency analysis of BAG (Block Grid Artifact) pattern in images with high compression created under tampering techniques like composition and cloning. The image's BAG is the distinction of JPEG blocks. Furthermore, segmentation techniques have been defined for precise location of the tampered area. The method selects one of the approaches according to the image compression ratio. The analysis is performed in agreement with the values of accuracy, sensitivity, specificity, and accuracy. The accuracy rates ranged from 85.1% to 95.4% and precision rates between 41.7% to 74.3%. Values from 32.3% to 82.2% were obtained for sensitivity rates and between 85.9% to 99.2% for specificity in an image database composed by 960 images interpolated by different algorithms and tampered by composition and cloning. The methods described in the literature have a limited scope related to the formats of the images tested and how they gauge their effectiveness. The approach proposed differs from these techniques presenting a most wide scope in the mentioned questions, covering images with and without compression, and assessing the efficiency from metrics able to prove the assumptions during the research.

Keywords: Integrity, Authenticity, Recognition, Forensics Analyses

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Exemplo de inconsistência do Padrão CFA (Color Filter Array) gerada a partir da utilização da técnica de manipulação clonagem ou composição.....	17
Figura 2. Exemplo de inconsistência do BAG (Block Artifcat Grid) gerada a partir da utilização da técnica de manipulação clonagem.....	18
Figura 3. Utilização conjunta das técnicas de manipulação descritas: Composição, Cópia e Colagem, Ajuste finos das bordas, Ajuste de Iluminação.	22
Figura 4. Processo de aquisição de imagens digitais apresentado em etapas.....	23
Figura 5. Aquisição de imagens descrito em três processos: 1. Aquisição por meio dos sensores, 2. processamento da imagem 3. Imagem resultante.....	23
Figura 6. Forma de captura dos pixels pelos sensores Foveon X3 e os sensores CMOS/CCD.	24
Figura 7. Representação do mosaico de Bayer de uma imagem e o resultado da operação de interpolação..	26
Figura 8. Representação do Padrão de Bayer para exemplificar o funcionamento do algoritmo de interpolação Bilinear.....	26
Figura 9. Representação do Padrão de Bayer para exemplificar o funcionamento do algoritmo de interpolação VNG por CHANG et, al (1999)..	28
Figura 10. Representação do Padrão de Bayer para exemplificar o funcionamento do algoritmo de interpolação AHD por Hirakawa e Parks (2005)..	32
Figura 11. Representação do Padrão de Bayer para exemplificar o funcionamento do algoritmo de interpolação sensível a borda por Horé e Ziou (2011)..	34
Figura 12. Representação do Padrão de Bayer para exemplificar o funcionamento do algoritmo de interpolação NAT por Zhang <i>et. al</i> (2011).....	36
Figura 13. Etapas do processo de Codificação utilizando DCT.....	41
Figura 14. Etapas do processo de Decodificação utilizando IDCT.....	42
Figura 15. Preparação dos coeficientes quantizados para a Codificação Entrópica.....	44
Figura 16. Posições das coordenadas que o canal verde pode assumir de acordo com as quatro possibilidades de arranjo do Padrão de Bayer.	46
Figura 17. Ilustração das quatro possibilidades do arranjo de cores para o Padrão de Bayer. (RGGG, BGGR, GRBG, GBRG).....	47
Figura 18 Processo de detecção de adulteração através da análise dos Histogramas gerados pela dupla quantização.....	51
Figura 19. Classificações distintas para o ruído inserido em uma imagem durante o processo de captura: FPN e PRNU.....	55
Figura 20. Processo de Reconhecimento de Adulteração a partir da análise de Inconsistência no Padrão CFA..	60
Figura 21. Resultado do processo de análise da inconsistência do Padrão CFA.....	61
Figura 22. Histograma de uma imagem adulterada. É possível perceber que a distribuição gera picos e vales.....	62
Figura 23. Processo de análise de inconsistência do BAG a partir da verificação das posições dos LE's mínimos.....	66
Figura 24. A análise da inconsistência do BAG verifica a incompatibilidade do BAG da imagem de entrada e a imagem auxiliar, marcando os pontos que se diferem na imagem resultante.....	67
Figura 25. Processo de análise de inconsistência do BAG a partir da verificação de incompatibilidade do BAG da imagem auxiliar e imagem global..	67

Figura 26. A) Gráfico de distribuição de LE para uma imagem com qualidade de compressão 40. B) Gráfico de distribuição de LE para uma imagem com qualidade de compressão 90...	68
Figura 27 Definição do Limiar global para seleção do método de Reconhecimento de Adulteração a partir da taxa de blocagem..	69
Figura 28. Fluxograma do Processo de Reconhecimento de Adulterações em imagens com e sem compressão. Inicialmente, é calculado o taxa de compressão da imagem.....	70
Figura 29. A) Imagem original. B) Imagem adulterada a partir da técnica de clonagem.	72
Figura 30. A) Imagem original. B) Imagem adulterada utilizando a técnica de composição para imagens com qualidade JPEG distintas.	73
Figura 31. A) Imagem adulterada utilizando a técnica de composição. B) Resultado esperado após a execução do método de Reconhecimento de Adulteração.	74
Figura 32. A) Imagem Adulterada usando a técnica Composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo Algoritmo AM K-means..	77
Figura 33. A) Imagem Adulterada a técnica clonagem. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo Algoritmo AM K-means.....	78
Figura 34. A) Imagem Adulterada usando a técnica clonagem. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo Algoritmo AM K-means.	79
Figura 35. A) Imagem Adulterada usando a técnica composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada incorretamente pelo Algoritmo AM K-means..	79
Figura 36. A) Imagem Adulterada usando a técnica clonagem. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo método descrito na Abordagem 2..	83
Figura 37. A) Imagem Adulterada usando a técnica clonagem. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo método descrito na Abordagem 2. Imagem com qualidade de Compressão 40 e interpolada pelo algoritmo Bilinear.	83
Figura 38. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo método descrito na Abordagem 2..	84
Figura 39. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo método descrito na Abordagem 2..	85
Figura 40. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Clonagem. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo método descrito na Abordagem 2..	86
Figura 41. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Clonagem. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo método descrito na Abordagem 2..	87
Figura 42. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Clonagem. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo método descrito na Abordagem 2..	88
Figura 43. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo método descrito na Abordagem 2.	89

Figura 44. A) Imagem Cameraman com qualidade JPEG 40. B) Resultado obtido utilizando a Abordagem para localização do BAG. C) Resultado obtido após a ligação entre os pontos de BAG adjacentes D) Resultado obtido após a remoção de 2 linhas e 4 colunas.	91
Figura 45. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição. B) Resultado obtido utilizando a Abordagem 1 para análise dos Artefatos JPEG. C) Resultado obtido utilizando a Abordagem 2 para análise dos Artefatos JPEG sem tratamento de Regiões Homogêneas e Janela 16x16 D) Resultado obtido utilizando a Abordagem 2 para análise dos Artefatos JPEG com tratamento de Regiões Homogêneas e Janela 16x16. E) Resultado obtido utilizando a Abordagem 2 para análise dos Artefatos JPEG com tratamento de Regiões Homogêneas e Janela 32x32.	92
Figura 46. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado obtido utilizando a Abordagem 1 para análise dos Artefatos JPEG D) Resultado obtido utilizando Abordagem 1 para segmentação da região adulterada.	93
Figura 47. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado obtido utilizando a Abordagem 2 para análise dos Artefatos JPEG D) Resultado obtido utilizando Abordagem 2 para segmentação da região adulterada.	94
Figura 48. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Clonagem. B) Resultado obtido utilizando a Abordagem 1 para imagens com compressão JPEG. C) Resultado obtido utilizando a Abordagem 2 para imagens com compressão JPEG. D) Resultado Esperado. E) Resultado da segmentação utilizando a Abordagem 1. F) Resultado da segmentação utilizando a Abordagem 2.	95
Figura 49. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Clonagem. B) Resultado Esperado. C) Resultado obtido utilizando a Abordagem 2 para análise da Inconsistência do BAG da imagem D) Resultado da segmentação obtido utilizando a Abordagem JPEG 2 com taxa de proporção da janela deslizante de 5% E) Resultado da segmentação obtido utilizando a Abordagem JPEG 2 com taxa de proporção da janela deslizante de 10%. F) Resultado da segmentação obtido utilizando a Abordagem JPEG 2 com taxa de proporção da janela deslizante de 20%.	96
Figura 50. Espaço ROC para análise dos resultados das taxas de Verdadeiros Positivos e Falsos Negativos para Abordagem Geral de Reconhecimento de Adulteração em imagens com e sem compressão.	97

LISTA DE QUADROS

Quadro 1. Apresenta os vários tipos de CFA que os dispositivos podem conter. Tendo o CFA de Bayer o mais comum e mais utilizado pelas câmeras comerciais utilizando 50% de verde e 25% para vermelho e para azul.....	25
Quadro 2. Valores supostos para exemplificar o funcionamento do cálculo dos gradientes para cada direção.	29
Quadro 3. Comparação entre os métodos descritos nesse trabalho. A comparação é feita observando os critérios de abordagem, análise do método, utiliza imagens com ou sem compressão, Qualidade da compressão JPEG e tipos de manipulação detectadas pelo método. Alta ¹ : refere-se a imagens com taxa de compressão acima de 90. Baixa ² : Refere-se a imagens com taxa de compressão abaixo de 90.....	57
Quadro 4. Quantidade de imagens utilizadas para realização dos testes.....	71
Quadro 5. Parâmetros utilizados para Reconhecimento de adulterações com K-means. As demais variações utilizaram os parâmetros <i>default</i>	71
Quadro 6. Matriz de confusão para o problema de duas classes: Positiva representando a região adulterada e Negativa o restante da imagem.	73
Quadro 7. Medidas de desempenho utilizadas para avaliação do método proposto.	73
Quadro 8. Medidas de desempenho referentes à utilização do Algoritmo AM K-means para segmentação da região adulterada relacionada a Abordagem de Reconhecimento de Adulterações através do Padrão CFA.....	76
Quadro 9. Medidas de desempenho referentes à utilização das Abordagens 2 e 3 para segmentação da região adulterada relacionada ao Método de Reconhecimento de Adulterações através do Padrão CFA.....	80
Quadro 10. Medidas de desempenho referentes à utilização das Abordagens 2 e 3 para segmentação da região adulterada relacionada ao Método de Reconhecimento de Adulterações através do Padrão CFA.....	81
Quadro 11. Medidas de desempenho referentes à utilização das Abordagens 2 e 3 para segmentação da região adulterada relacionada ao Método de Reconhecimento de Adulterações através do Padrão CFA.....	82
Quadro 12. Medidas de desempenho referentes à utilização das Abordagens 2 e 3 para segmentação da região adulterada relacionada ao Método de Reconhecimento de Adulterações através do Padrão CFA. O valores são apresentados em porcentagem (%). M refere-se ao valor médio e CV refere-se ao Coeficiente de Variação. Resultados referentes à imagens interpoladas pelo algoritmo AHD.	82
Quadro 13. Medidas de desempenho referentes a utilização do Método para Reconhecimento de Adulteração de imagens através da Inconsistência do BAG..	90
Quadro 14. Medidas de desempenho referentes à utilização do Método para Reconhecimento de Adulteração de imagens com e sem compressão.....	97

LISTA DE SIGLAS

AHD - *Adaptive Homogeneity-Directed*

BAG – *Block Artifact Grid*

CCD - *Charge Coupled Device*

CFA – *Color Filter Array (Matriz de Filtros de Cor)*

CMOS - *Complementary Metal Oxide Semiconductor*

DC – *Direct Current (Corrente Contínua)*

DCT - *Discret Cosine Transform (Transformada Discreta do Cosseno)*

DFT - *Discret Fourier Transform (Transformada Discreta de Fourier)*

EM – *Expectation Maximization*

JPEG - *Joint Photographic Experts Group*

LE – *Local Effect (Efeito Local)*

MLE - *Maximun Likelihood Estimation (Estimação da Máxima Verossimilhança)*

MSE - *Means Square Error (Erro Médio Quadrático)*

NAT - *Nonlocal Adaptive Thresholding (Limiar Adaptativo Não Local)*

NLM - *Nonlocal Means (Média não local)*

PNU - *Pixel Non-Uniformity*

PPG - *Pattern Pixel Grouping (Agrupamento Padrão de Pixel)*

PRNU - *Photo-Response Non-Uniformity noise*

VNG - *Variable Number of Gradients (Número Variável de Gradientes)*

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1.	OBJETIVOS	18
1.1.1.	Geral	18
1.1.2.	Específicos	18
1.2.	ORGANIZAÇÃO DO DOCUMENTO	19
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
2.1.	ANÁLISE FORENSE EM IMAGENS DIGITAIS	20
2.3.	ALGORITMOS DE INTERPOLAÇÃO CFA (COLOR FILTER ARRAY)	25
2.3.1.	Algoritmo Bilinear	26
2.3.1.	Algoritmo Número Variável de Gradientes (VNG)	27
2.3.2.	Algoritmo Agrupamento Padrão de Pixel (PPG)	30
2.3.3.	Algoritmo Adaptativo Dirigido à Homogeneidade (AHD)	32
2.3.4.	Algoritmo de Interpolação sensível à bordas	33
2.3.5.	Algoritmo Limiar Adaptativo não local (NAT)	35
2.4.	COMPRESSÃO EM IMAGENS DIGITAIS UTILIZANDO O PADRÃO JPEG	40
2.5.	MÉTODOS PARA ANÁLISE FORENSE EM IMAGENS DIGITAIS	44
2.5.1.	Reconhecimento de Adultrações por meio da análise do Padrão CFA	44
2.5.1.1.	<i>Algoritmo EM para Reconhecimento de Padrão CFA</i>	44
2.5.1.2.	<i>Algoritmo de Reconhecimento de Padrão CFA por Contagem Intermediária</i>	45
2.5.1.3.	<i>Algoritmo de Reconhecimento de Adultração por algoritmo de interpolação CFA</i>	46
2.5.1.4.	<i>Algoritmo de Reconhecimento de Padrão CFA por Filtragem Linear</i>	47
2.5.1.5.	<i>Algoritmo de Reconhecimento de Padrão CFA por Variação de ruído</i>	48
2.5.2.	Reconhecimento de Adultrações por meio de análise Artefatos JPEG	49
2.5.2.1.	<i>Detecção de Adultrações em imagens digitais através de JPEG Ghost</i>	49
2.5.2.2.	<i>Detecção de Adultrações do tipo cópia-cola em imagens digitais</i>	50
2.5.2.3.	<i>Detecção de Adultrações em imagens JPEG utilizando Dupla Quantização (DQ)</i>	51
2.5.2.4.	<i>Detecção de Adultrações cópia-cola em imagens JPEG por meio da extração do BAG</i>	52
2.5.3.	Métodos Forenses para Autenticação e Reconhecimento de dispositivo de captura de imagens Digitais	52
2.5.3.1.	<i>Algoritmo de Detecção de Traços de Interpolação</i>	53
2.5.3.2.	<i>Algoritmo de Detecção de Adultração e Dispositivos de Captura através do Padrão de Ruído</i>	54

2.5.3. Comparação entre os Métodos para Análise Forense em Imagens Digitais	56
2.6. CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE O CAPÍTULO.....	57
3 METODOLOGIA.....	60
3.1 MÉTODO PARA ANÁLISE DA INCONSISTÊNCIA DO PADRÃO CFA	60
3.2 MÉTODO PARA ANÁLISE DA INCONSISTÊNCIA DOS BLOCOS JPEG	64
3.3 DEFINIÇÃO DO LIMAR PARA SELEÇÃO DO MÉTODO	68
3.4 METODOLOGIA DE AVALIAÇÃO EXPERIMENTAL	70
3.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE O CAPÍTULO.....	74
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	76
4.1 CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE O CAPÍTULO.....	98
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	100
5.1. SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	101
REFERÊNCIAS	103
APÊNDICES	107

Capítulo 1

1 INTRODUÇÃO

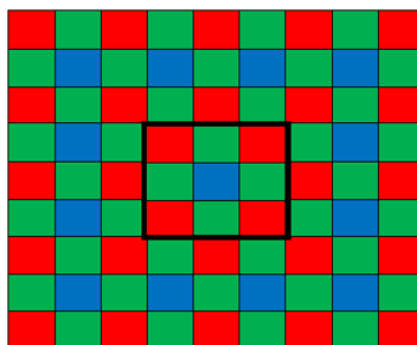
Com o grande crescimento da comercialização de câmeras digitais, foram criados vários *softwares* de edição de imagens, tais como *Adobe Photoshop*, *Gimp*, *Paint.NET*, *Corel PaintShop Pro*, *Apple Aperture*. Essas edições, geralmente, são realizadas buscando melhorar a qualidade final da imagem, porém, é comum utilizar esses programas de maneira maliciosa, buscando, muitas vezes, modificar o contexto da cena, tornando essa última prática um problema, uma vez que as imagens digitais exercem grande influência na interpretação humana, principalmente quando apresentadas por meio de mídias. Além disso, há uma grande dificuldade em identificar visualmente uma possível adulteração nas imagens devido à grande eficiência das técnicas existentes. Por essa razão, a análise forense em imagens digitais busca, por meio de técnicas computacionais científicas, atestar a autenticidade e a integridade de imagens, sendo bastante úteis, por exemplo, em processos judiciais, em que são necessários documentos que possuam tais atributos. Assim, em se tratando de um cenário judicial, é importante identificar tanto o modelo do dispositivo de captura, quanto o dispositivo específico. Esse tipo de metodologia é útil quando se tem problemas relacionados à origem de imagens. Desse modo, quando se identifica o modelo, reduz-se o número de dispositivos a serem analisados. Embora isso aconteça, ainda torna-se difícil conhecer de fato à origem da imagem. Assim, utiliza-se as duas técnicas para tornar o reconhecimento eficiente.

Segundo Lin e Tsay (2015), no cenário forense, há duas abordagens utilizadas para reconhecimento/detecção de adulteração e autenticação de imagens digitais: a Abordagem Passiva e a Abordagem Ativa. O objetivo da Abordagem Passiva é detectar traços de adulterações sem nenhuma informação *a priori*. Existem várias técnicas que se enquadram nessa abordagem, tais como identificação inconsistência na iluminação, Inconsistência do Padrão da Matriz de Filtros de Cor (do inglês, *Color Filter Array*, CFA) e Algoritmo de Interpolação, Análise dos artefatos de Compressão JPEG, Inconsistência do Padrão de ruído, dentre outras. Um dos métodos mais comuns nesse contexto é análise do padrão de cor dos sensores utilizados nas câmeras fotográficas comerciais. Desse modo, de acordo com o modelo do dispositivo, os sensores podem apresentar padrões de cores distintos, variando de acordo com a CFA. Atualmente, a maioria dos dispositivos de captura comerciais utiliza o padrão CFA de Bayer. Na Abordagem Ativa, a integridade e autenticidade de uma imagem

digital é atestada por meio da adição de marcas d'água ou assinaturas digitais. Apesar de ser uma vantagem, poucas câmeras digitais possuem esse recurso. Além disso, sua implementação nos sensores causa perda na qualidade da imagem e custo. Além da autenticação, há outra forma de reconhecer a origem do documento que é por meio do cabeçalho EXIF da imagem, mas não é considerado em um cenário forense devido a facilidade de modificar ou destruir tal informação.

Na pesquisa descrita é apresentada uma abordagem que visa reconhecer Adulterações em imagens digitais com e sem compressão JPEG, a partir da junção de dois métodos. O primeiro método é utilizado para imagens que possuem pouca ou nenhuma compressão. Ele é baseado na análise da vizinhança-4, vizinhança-d (GONZALEZ e WOODS, 2008), vizinhança vertical e horizontal de um pixel (CHOI et. al, 2011), sendo classificado como interpolado se estiver dentro do intervalo de sua vizinhança. Essa classificação permite identificar o tipo de Padrão CFA da imagem, sendo restrito apenas ao Padrão de Bayer (BAYER, 1976) por seu uso ser mais comum em câmeras comerciais. A análise é feita, inicialmente, no canal de cor verde, por apresentar maior informação de cor e, então, analisa-se os demais canais. Após a identificação do Padrão CFA, verifica-se se a imagem possui descasamento, caso haja, a região suspeita é marcada e, em seguida, segmentada. A Figura 1 apresenta um exemplo de Inconsistência do Padrão CFA após a utilização de técnica de adulteração clonagem/composição.

Figura 1. No quadrado preto pode ser observado um exemplo de inconsistência do Padrão CFA (Color Filter Array) gerada a partir da utilização da técnica de manipulação clonagem ou composição. Nesse caso, ocorrerá a inconsistência nas cores azul e vermelho.



Fonte: Elaborada pelo autor.

O segundo método é utilizado para imagens com bastante compressão JPEG. Baseia-se na técnica descrita por Li *et. al.* (2008) que a, princípio, identifica os blocos da imagem JPEG e, em seguida, verifica a presença ou ausência de inconsistência dos artefatos. Para o

reconhecimento de adulteração, inicialmente identifica-se o BAG (*Block Artifact Grid*) do mesmo modo que Li *et. al.* (2008), e localiza-se a região adulterada marcando os pontos que diferem do bloco JPEG. Além desse método, foi desenvolvido outra variação que analisa a diferença entre o BAG de uma janela 32x32 da imagem em análise, marcando os pixels que se diferirem. Em seguida, a região adulterada é segmentada. O BAG da imagem trata-se da demarcação dos blocos JPEG da imagem que são movidos durante a manipulação do tipo clonagem e composição. A Figura 2 mostra um exemplo de inconsistência do BAG.

Figura 2. No círculo vermelho pode ser observado um exemplo de inconsistência do BAG (Block Artificat Grid) gerada a partir da utilização da técnica de manipulação clonagem.



Fonte: Elaborada pelo autor.

A abordagem aqui proposta seleciona o método a ser utilizado de acordo com a taxa de compressão que a imagem possui. Para tanto, inicialmente é feita essa análise utilizando a análise da presença ou ausência de blocos JPEG. Os detalhes mais específicos serão aprofundando no Capítulo de Metodologia.

1.1.OBJETIVOS

1.1.1. Geral

Este trabalho tem como objetivo desenvolver um método de reconhecimento de adulterações em imagens digitais por meio da análise da inconsistência do Padrão CFA e dos Artefatos JPEG utilizando uma abordagem passiva.

1.1.2. Específicos

- Gerar base de dados para realização dos testes;

- Aprimorar método para detecção do Blocos JPEG da imagem;
- Desenvolver método para análise da inconsistência dos blocos JPEG;
- Desenvolver método para análise da inconsistência do Padrão CFA;
- Desenvolver método de segmentação da região adulterada;
- Definir Limiar de distinção entre imagens com alta taxa de compressão de imagens com baixa taxa de compressão.

1.2.ORGANIZAÇÃO DO DOCUMENTO

O trabalho está organizado da seguinte forma: o Capítulo 2 apresenta a Fundamentação Teórica; A metodologia é apresentada no Capítulo 3 contendo subseções sobre a descrição detalhada; Os Resultados e Discussões são apresentados no Capítulo 4; Os Trabalhos Futuros e Considerações Finais são descritos no Capítulo 5.

Capítulo 2

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo serão abordados os conceitos inerentes à área de análise forense em imagens digitais, como processo de aquisição de imagens, algoritmos de interpolação CFA, algoritmos de reconhecimento de adulterações por meio da análise do padrão CFA, algoritmos de reconhecimento de adulterações por meio da análise de inconsistência dos blocos JPEG e métodos para análise forense em imagens digitais.

2.1. ANÁLISE FORENSE EM IMAGENS DIGITAIS

A Ciência forense é uma área que busca solucionar casos de qualquer natureza criminal. Dentre as subáreas existentes, a computação forense utiliza técnicas específicas com o intuito de investigar crimes cibernéticos. Segundo Delp *et. al* (2009),

"Computação forense digital pode ser definida como o conjunto de técnicas científicas para a preservação, coleção, validação, identificação, análise, interpretação, documentação, e apresentação de evidências digitais derivadas de fontes digitais com a proposta de facilitar ou promover a reconstrução de eventos, na maioria das vezes de natureza criminal".

Diante desse contexto, pode-se inferir que a Análise Forense Digital é um campo da Computação forense que objetiva investigar evidências criminais por meio de imagens digitais (produzidas, armazenadas e transmitidas por computadores), a fim de reconhecer possíveis fraudes e/ou dispositivo de captura da imagem, de modo a garantir sua autenticidade, integridade e origem.

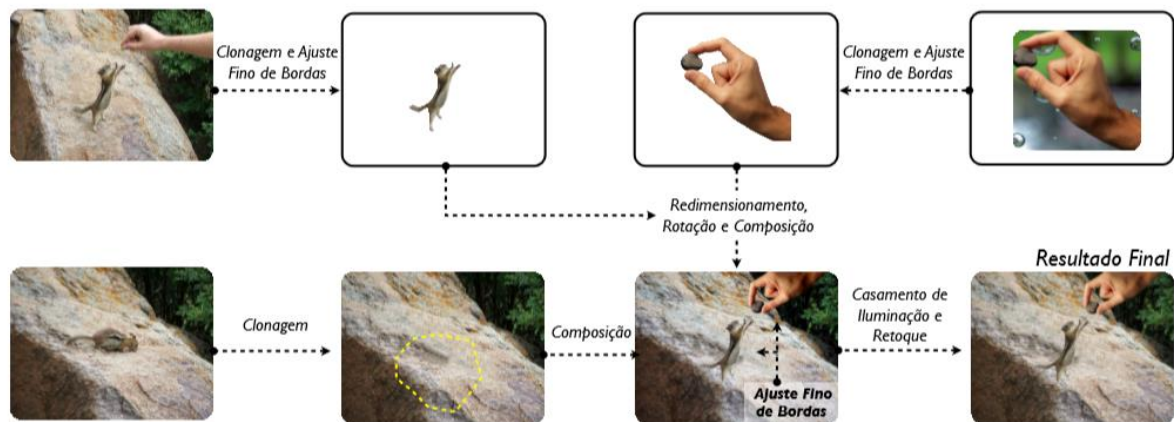
As modificações em imagens geralmente ocorrem para fins estéticos, em que o usuário busca melhorar visualmente a imagem tornando-a adequada à interpretação humana ou computacional, como aumento de brilho e contraste, redução de ruído, enfoque em objetos da cena, entre outras. Em contrapartida, há alterações para fins maliciosos, em que o objetivo é modificar o aspecto semântico da imagem. Nesse último caso, há diversas técnicas que são utilizadas para esse fim (ROCHA *et. al.*, 2010). Algumas dessas técnicas são descritas a seguir.

- **Composição** (*splicing*): por meio dessa técnica é possível extrair conteúdo de várias imagens para produzir uma imagem falsa. Trata-se de utilizar um objeto de uma imagem A e introduzir em uma imagem B. Esse tipo de adulteração pode causar inconsistência de artefatos de compressão, iluminação, padrão CFA e padrão de ruído do dispositivo (BURVIN *et. al.* 2014).
- **Ajuste fino de Bordas** (*feather edges*): essa técnica complementa a anterior, dado que após realizada a composição de imagens, ajusta-se as bordas para que haja o mínimo de artefatos introduzidos durante a junção de imagens.
- **Casamento de padrões de iluminação** (*light matching*): quando há combinação de imagens, geralmente pode ocorrer inconsistência de iluminação, assim, essa técnica permite ajustar a iluminação da imagem combinada, fazendo com que seja imperceptível a mudança, podendo ser distinguível apenas com o uso de um método adequado.
- **Realce**: permite que objetos presentes na cena de uma imagem sejam obscurecidos ou enfatizados. Assim, a partir dessa técnica, aumenta-se a dificuldade de visualizar qualquer modificação feita na imagem.
- **Imagens geradas por computador**: são modelos tridimensionais baseados em imagens reais. São utilizadas principalmente em animações. Podem ser utilizadas técnicas de adição de textura e aplicação de cor de modo que a imagem se torne o mais próximo da realidade.
- **Cópia e Colagem** (*Cloning*): consiste em retirar partes da própria imagem e adicioná-los em outro local da cena. Esse tipo de adulteração pode causar inconsistência no padrão CFA da imagem (FRIDRICH *et. al.* 2003).

A aplicação conjunta dessas técnicas torna o processo de reconhecimento de adulteração mais difícil, sendo necessário, a utilização de métodos combinados para verificação da integridade. A Figura 3 apresenta a aplicação das técnicas de manipulação descritas anteriormente.

Além das técnicas descritas, outras operações podem modificar a estrutura interna da imagem tais como: dupla compressão, ampliação/redução e distorção da imagem.

Figura 3. Utilização conjunta das técnicas de manipulação descritas. Nesse exemplo observa-se a combinação de imagens distintas com o intuito de modificar o contexto da cena apresentada por meio das técnicas: Composição, Cópia e Colagem, Ajuste finos das bordas, Ajuste de Iluminação.



Fonte: ROCHA *et. al.* (2010)

2.2. PROCESSO DE AQUISIÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS

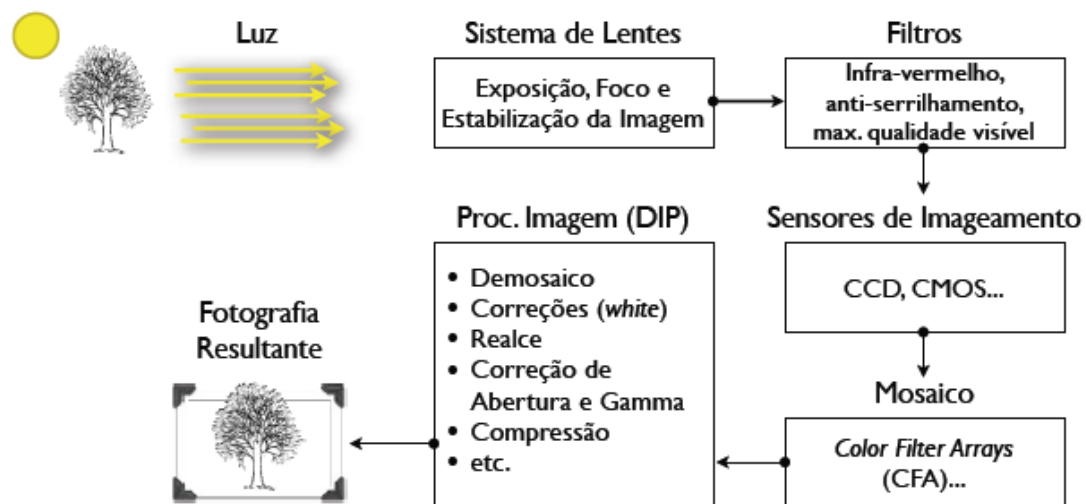
Como apresentado na seção anterior, as técnicas de manipulação de imagens digitais alteram sua estrutura interna. Assim, para melhor compreensão dessa estrutura, nessa seção será apresentado o processo de aquisição de imagens digitais.

As imagens digitais são formadas a partir da luz refletida sobre um objeto que incide sobre as lentes e capturadas por sensores. Os sensores são formados por fotodiodos que são sensíveis à luz e captam um único canal de cor, o que varia de acordo com o Padrão CFA do sensor. Os pixels faltantes são obtidos por uma operação realizada internamente pelo dispositivo, denominada algoritmos de mosaico ou interpolação. Após essa etapa, são realizadas correções de brilho, correção gama, redução de ruído da imagem, compressão JPEG e armazenamento. A Figura 4 apresenta o processo de aquisição de uma imagem digital.

O processo de aquisição de imagens é descrito por Kirchner (2012) em três estágios: aquisição, processamento e exibição. A fase de aquisição está relacionada com a interface entre o mundo real e mundo digital, onde a cena é projetada para a representação discreta. A captura pode ser realizada por sensores, no caso de dispositivos de aquisição de imagem, ou ser criada inteiramente por *software*, quando se trata de imagens sintéticas. Na segunda fase, ocorre o processamento da imagem. Após as duas fases anteriores, a imagem pode sofrer uma redigitalização, em que nesse caso, a imagem gerada pode ser processada novamente por meio

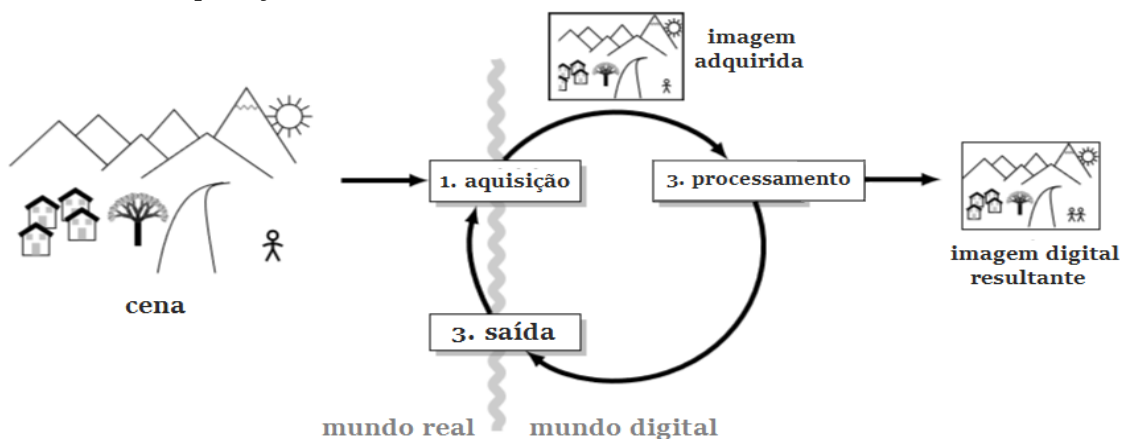
de *software* ou digitalizada por um *scanner*, tornando esse processo contínuo, como pode ser visto na Figura 5.

Figura 4. Processo de aquisição de imagens digitais. 1. A luz incide sobre as lentes 2. que é filtrada para limitar-se ao espectro visível 3. a luz é capturada pelos fotodiodos presentes nos sensores 4. e convertida em um mosaico de cor (CFA) 5. em seguida, a imagem é interpolada e pós-processada 6. resultando na imagem digital.



(Fonte, ROCHA *et. al*, 2010)

Figura 5. Aquisição de imagens descrito em três processos: 1. Aquisição por meio dos sensores, 2. processamento da imagem 3. Imagem resultante que pode ser redigitalizada iniciando o processo, o que faz com essas etapas sejam contínuas.

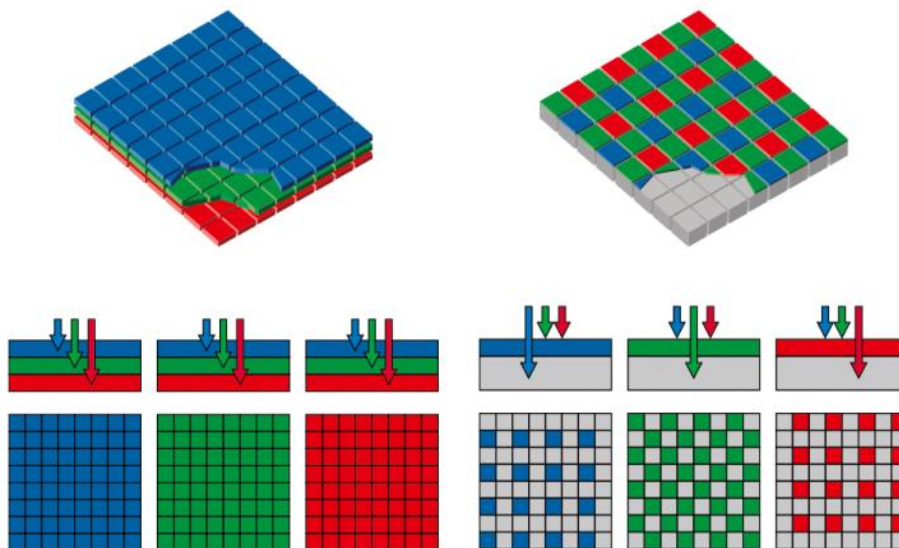


Fonte: KIRCHNER (2010).

Em relação aos tipos de sensores, há dois tipos distintos: Dispositivo de Carga acoplada (do inglês, *Charge Coupled Device*, CCD) e Metal Óxido Semicondutor Complementar (do inglês, *Complementary Metal Oxide Semiconductor*, CMOS). O processo de captura dos sensores CCD e CMOS é similar, diferindo apenas na composição e

tecnologia utilizada. Ambos captam apenas um canal de cor RGB (Vermelho (*Red*), Verde (*Green*) e Azul (*Blue*)) por fotodiodo, formando uma matriz de mosaico (imagem *raw*). Além disso, estão presentes em grande parte das câmeras comerciais por oferecerem baixo custo. O Foveon X3 é um tipo de CMOS que capta em um único ponto os três componentes de cor, não sendo necessária a operação de interpolação dos canais. Essa é a característica que o difere dos demais citados, além de possuir custo elevado. A Figura 6 apresenta o modo de captura desses tipos de sensores.

Figura 6. Apresenta a forma de captura dos pixels pelos sensores Foveon X3 (à esquerda) e os sensores CMOS/CCD (à direita). O sensor Foveon X3 captura os três componentes de cor (RGB) em um único canal não sendo necessário a operação de interpolação, enquanto que os sensores CMOS/CCD captam apenas um canal de cor, sendo necessários estimar os demais pela operação de interpolação de pixels



Fonte: Repositório da ESTIASIS.

Como mencionado, grande parte dos sensores CCD e CMOS de câmeras digitais utilizam o CFA de Bayer (BAYER, 1976), que dispõe de três componentes de cor RGB. Além do CFA de Bayer, existem outros que funcionam de maneira semelhante, diferenciando apenas nos canais de cores. O Quadro 1 apresenta outros CFA.

Quadro 1. Apresenta os vários tipos de CFA que os dispositivos podem conter. Tendo o CFA de Bayer o mais comum e mais utilizado pelas câmeras comerciais utilizando 50% de verde e 25% para vermelho e para azul. Os outros mosaico são variações feitas de forma a capturar mais detalhes da cenas, tornando imagens com melhor qualidade. (Fonte: GONÇALVES, 2011)

Padrão	Nome	Descrição	Tamanho (pixéis)
	Bayer	RGB mais comum. 25% R, 50% G e 25% B	2×2
	RGBE	Modificação do RGB. 25% R, 25% G, 25% B e 25% E (esmeralda) – alguns sensores <i>Sony</i>	2×2
	CYYM	25% C, 50% Y e 25% M – alguns sensores <i>Kodak</i>	2×2
	CYGM	25% C, 25% Y, 25% G e 25% M – usado em algumas câmaras	2×2
	RGBW Bayer	25% R, 25% G, 25% B e 25% W	2×2
	RGBW #1	12,5% R, 25% G, 12,5% B e 50% W	4×4
	RGBW #2	12,5% R, 25% G, 12,5% B e 50% W	4×4
	RGBW #3	12,5% R, 25% G, 12,5% B e 50% W	2×4

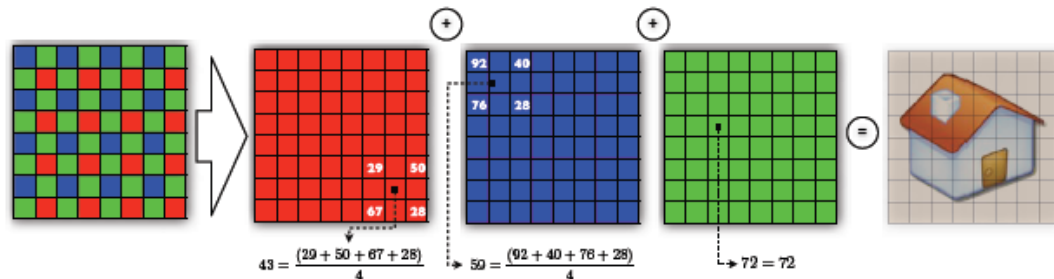
2.3. ALGORITMOS DE INTERPOLAÇÃO CFA (COLOR FILTER ARRAY)

Como pôde ser visto, alguns sensores, como CCD e CMOS capturam um canal de cor RGB para cada ponto da imagem *raw* gerada (imagem sem pós-processamento gerada pelo sensor), sendo que os demais canais de cores faltantes são obtidos por meio da operação de interpolação.

Os algoritmos de interpolação podem ser divididos em duas categorias: adaptativos e não adaptativos. Os algoritmos não adaptativos aplicam o mesmo procedimento de interpolação para toda imagem, desconsiderando suas características espaciais, enquanto que os algoritmos adaptativos consideram essas características que existem na vizinhança local do pixel de forma a escolher melhores operações que gerem uma imagem com qualidade (PRAJAPATI, 2012).

A Figura 7 apresenta a formação de uma imagem por meio de um algoritmo de interpolação. Essa operação é realizada após a captura dos canais de cor em três matrizes distintas. Essas matrizes são sobrepostas gerando a imagem *raw*, ou seja, a imagem produzida pelo sensor. Logo após, é aplicado um algoritmo de interpolação resultando na imagem digital de saída. A seguir, serão descritos alguns dos algoritmos de interpolação de imagens.

Figura 7. É uma representação do mosaico de Bayer de uma imagem e o resultado da operação de interpolação. Na imagem, os valores dos pixels desconhecidos vermelho e azul são obtidos por meio da média da vizinhança-d. Observa-se que o mosaico é formado por três matriz sobrepostas, cada uma contendo um dos três canais de cores (RGB). A imagem resultante é obtida a partir da interpolação dos pixels faltantes para cada canal de cor.



(Fonte: ROCHA, 2010)

2.3.1. Algoritmo Bilinear

O algoritmo de interpolação bilinear faz parte da categoria dos algoritmos não adaptativos e é descrito por Popescu e Farid (2005). Esse método calcula os pixels desconhecidos baseado em sua vizinhança, sendo que cada canal vermelho (R), verde (G) e azul (B) é calculado separadamente e utiliza os mesmos canais de cor para estimar o valor desconhecido, o que indica uma operação independente dos canais. Segue um exemplo do funcionamento desse algoritmo para o Padrão CFA de Bayer apresentado na Figura 8.

Figura 8. Representação do Padrão de Bayer para exemplificar o funcionamento do algoritmo de interpolação Bilinear. Nesse exemplo tem-se o padrão BGGR e será calculado os valores para os pixels desconhecidos G7, R8, B8, R13 e B19.

B1	G2	B3	G4	B5
G6	R7	G8	R9	G10
B11	G12	B13	G14	B15
G16	R17	G18	R19	G20
B21	G22	B23	G24	B25

Fonte: elaborada pelo autor.

A interpolação do canal verde é feita a partir da média aritmética da vizinhança-4 do pixel desconhecido. Assim, para encontrar o pixel G7 realiza-se a operação como pode ser visto em 2.1.

$$G7 = (G2 + G6 + G12 + G8)/4. \quad (2.1)$$

Essa operação é feita para o canal verde tanto em posições azuis, quanto em posições vermelhas. De maneira análoga, interpola-se os canais vermelho e azul a partir de duas operações de acordo com a posição do canal. Desse modo, para calcular um pixel vermelho/azul em uma posição verde deve ser feita a seguinte operação (2.2 e 2.3):

$$R8 = (R7 + R9)/2; \quad (2.2)$$

$$B8 = (B3 + B13)/2. \quad (2.3)$$

Para calcular um pixel vermelho/azul em uma posição azul/vermelho, deve ser feita a operação utilizando a vizinhança diagonal do pixel a ser calculado. Então, para obter o valor do pixels R13 e B19 deve ser feita a operação a seguir (2.4 e 2.5):

$$R13 = (R7 + R9 + R17 + R19)/4; \quad (2.4)$$

$$B19 = (B13 + B15 + B23 + B25)/4. \quad (2.5)$$

Esse algoritmo resulta em uma imagem com artefatos de interpolação por desconsiderar as bordas dos objetos presentes na imagem.

2.3.1. Algoritmo Número Variável de Gradientes (VNG)

O algoritmo de interpolação com Número Variável de Gradientes (do inglês, *Variable Number of Gradients*, VNG), desenvolvido por Chang et al. (1999), calcula o valor do pixel desconhecido a partir de um conjunto de gradientes, de modo que a escolha do valor estimado seja o mais fiel possível, classificando esse algoritmo como adaptativo. Antes de realizar a operação de interpolação, é necessário definir o conjunto de gradientes de uma vizinhança 5x5 centrada no pixel desconhecido. Cada gradiente representa uma direção em relação ao pixel central (Norte, Sul, Leste, Oeste, Nordeste, Noroeste, Sudeste e Sudoeste).

Após definir o conjunto de gradientes, na etapa seguinte cria-se um limiar que é utilizado para selecionar um subconjunto de gradientes que serão considerados para o cálculo do pixel desconhecido. Esse limiar serve para indicar quais gradientes tem maior proximidade com ele, assim, são considerados no subconjunto de gradientes apenas os que estiverem valores abaixo do limiar definido. Geralmente, os valores de gradientes superiores ao limiar indicam a presença de muitos detalhes ou bordas. O subconjunto definido é utilizado para localizar as regiões de pixels com maior similaridade ao pixel desconhecido. O cálculo dos gradientes é feito a partir da média da diferença entre o pixel central e as cores ausentes. Para estimar o limiar (2.6), o autor sugere a seguinte operação:

$$T = k1 * Min + k2 * (Max - Min) \quad (2.6)$$

Sendo T , o resultado do valor para o limiar; Min , o valor mínimo do conjunto de gradientes; Max , o valor máximo do conjunto de gradientes; $k1$, é uma constante de valor 1,5; e $k2$, é uma constante de valor 0,5.

O resultado dessa operação pode ser visto a seguir. Para isso, será utilizado como exemplo o mosaico de Bayer apresentado na Figura 9.

Figura 9. Representação do Padrão de Bayer para exemplificar o funcionamento do algoritmo de interpolação VNG por CHANG et, al (1999). Nesse exemplo tem-se o padrão RGGB. Para obter os valores dos pixels desconhecidos é preciso efetuar o cálculo dos gradientes nas posições norte, sul, leste, oeste, nordeste, sudeste, sudoeste e noroeste. A demonstração foi realizada para os pixels B13 e G13.

R1	G2	R3	G4	R5
G6	B7	G8	B9	G10
R11	G12	R13	G14	R15
G16	B17	G18	B19	G20
R21	G22	R23	G24	R25

Fonte: Elaborada pelo autor.

Para calcular os valores dos pixels B13 e G13 na posição R13 deve-se calcular os oito gradientes (2.7, 2.8, 2.9, 2.10, 2.11, 2.12, 2.13, 2.14) referentes a cada posição dos pixels em relação ao centro da máscara 5x5. Desse modo tem-se:

$$N = |G8 - G18| + |R3 - R13| + |B7 - B17| / 2 + |B9 - B19| / 2 + |G2 - G12| / 2 + |G4 - G14| / 2 ; \quad (2.7)$$

$$L = |G14 - G12| + |R15 - R13| + |B9 - B7| / 2 + |B19 - B17| / 2 + |G10 - G8| / 2 + |G20 - G18| / 2 ; \quad (2.8)$$

$$S = |G18 - G8| + |R23 - R13| + |B19 - B9| / 2 + |B17 - B7| / 2 + |G24 - G14| / 2 + |G22 - G12| / 2 ; \quad (2.9)$$

$$O = |G12 - G14| + |R11 - R13| + |B17 - B19| / 2 + |B7 - B9| / 2 + |G16 - G18| / 2 + |G6 - G8| / 2; \quad (2.10)$$

$$NE = |B9 - B17| + |R5 - R13| + |G8 - G12| / 2 + |G14 - G18| / 2 + |G4 - G8| / 2 + |G10 - G14| / 2; \quad (2.11)$$

$$SE = |B19 - B7| + |B25 - R13| + |G14 - G8| / 2 + |G18 - G12| / 2 + |G20 - G14| / 2 + |G24 - G18| / 2; \quad (2.12)$$

$$NO = |B7 - B19| + |R1 - R13| + |G12 - G18| / 2 + |G8 - G14| / 2 + |G6 - G12| / 2 + |G2 - G8| / 2; \quad (2.13)$$

$$SO = |B17 - B9| + |R21 - R13| + |G18 - G14| / 2 + |G12 - G8| / 2 + |G22 - G18| / 2 + |G16 - G12| / 2; \quad (2.14)$$

Cada gradiente resultará em um valor, como pode ser visto no exemplo do Quadro 2.

Quadro 2. Valores supostos para exemplificar o funcionamento do cálculo dos gradientes para cada direção.

Gradiente	Norte (N)	Sul (S)	Leste (L)	Oeste (O)	Nordeste (NE)	Sudeste (SE)	Sudoeste (SO)	Noroeste (NO)
Valor	12	7	13	8	4	7	12	14

Após realizado o cálculo dos gradientes, define-se um limiar a partir da fórmula proposta pelo autor (Equação 2.6). Considerado os valores do Quadro 2 apresentado, tem-se:

$$T = 1,5 \times 4 + 0,5 (14 - 4)$$

$$T = 11.$$

Após realizado o cálculo dos gradientes, cria-se um subconjunto de gradientes com valores menores ou iguais ao limiar. Assim, para o exemplo apresentado, os valores dos gradientes inferiores ao limiar são: Sul, Oeste, Nordeste, Sudeste. A próxima etapa é definir a localização dos canais RGB para o subconjunto de gradientes. Desse modo, efetua-se a soma da média de cada componente de cor.

Para o canal de cor vermelho, utiliza-se 2.15, 2.16, 2.17, 2.18 e 2.19:

$$S = (R13 + R23)/2; \quad (2.15)$$

$$O = (R11 + R13)/2; \quad (2.16)$$

$$NE = (R5 + R13)/2; \quad (2.17)$$

$$SE = (R25 + R13)/2; \quad (2.18)$$

$$Rsum = S + O + NE + SE. \quad (2.19)$$

Para o canal de cor verde utiliza-se 2.20, 2.21, 2.22, 2.23 e 2.24:

$$S = G18; \quad (2.20)$$

$$O = G12; \quad (2.21)$$

$$NE = (G4 + G8 + G10 + G14)/4; \quad (2.22)$$

$$SE = (G14 + G18 + G20 + G24)/4; \quad (2.23)$$

$$G_{sum} = S + O + NE + SE. \quad (2.24)$$

Para o canal de cor azul, utiliza-se 2.25, 2.26, 2.27, 2.28 e 2.29:

$$S = (B_{17} + B_{19})/2; \quad (2.25)$$

$$O = (B_7 + B_{17})/2; \quad (2.26)$$

$$NE = B_9; \quad (2.27)$$

$$SE = B_{19}; \quad (2.28)$$

$$B_{sum} = S + O + NE + SE. \quad (2.29)$$

Enfim, efetua-se o cálculo dos pixels desconhecidos G_{13} e B_{13} na posição R_{13} (Equações 2.30 e 2.31) a partir da soma do pixel conhecido pela média da diferença dos pixels desconhecidos.

$$G_{13} = R_{13} + (G_{sum} - R_{sum})/4; \quad (2.30)$$

$$B_{13} = R_{13} + (B_{sum} - R_{sum})/4. \quad (2.31)$$

Por utilizar a operação de cálculo de gradientes, esse algoritmo resulta em uma imagem com qualidade melhor comparado ao Bilinear devido à escolha de valores que estejam distantes das bordas ou detalhes da imagem.

2.3.2. Algoritmo Agrupamento Padrão de Pixel (PPG)

O algoritmo Agrupamento Padrão de Pixel (do inglês, *Pattern Pixel Grouping*, PPG) foi desenvolvido por Lin (2003) e funciona de maneira análoga ao VNG. A distinção entre esses algoritmos está na seleção da quantidade de gradientes a serem utilizados para estimar o valor do pixel desconhecido. A escolha do gradiente parte do mesmo princípio descrito no algoritmo VNG. Para os pixels azuis e vermelhos, o autor propõe uma função que realiza o cálculo dos valores desconhecidos. O algoritmo é executado em dois passos, sendo que no primeiro é efetuado o cálculo de pixels verdes desconhecidos, e no segundo passo, o cálculo dos pixels azuis e vermelhos desconhecidos. Para facilitar a compreensão desse algoritmo, serão utilizados os mesmos procedimentos utilizados nos algoritmos anteriores para ilustrar seu funcionamento a partir do Padrão de Bayer apresentado na Figura 9.

Dado o pixel R_{13} , que tem como valor conhecido apenas o canal vermelho, serão calculados os valores desconhecidos G_{13} e B_{13} para essa posição. O primeiro passo é efetuar

o cálculo para o valor G13 definindo os gradientes em quatro direções (Norte, Sul, Leste e Oeste) como pode ser visto em 2.32, 2.33, 2.34 e 2.35.

$$\Delta N = |R13 - R3| \times 2 + |G8 - G18|; \quad (2.32)$$

$$\Delta L = |R13 - R15| \times 2 + |G12 - G14|; \quad (2.33)$$

$$\Delta O = |R13 - R11| \times 2 + |G12 - G14|; \quad (2.34)$$

$$\Delta S = |R13 - R23| \times 2 + |G8 - G18|. \quad (2.35)$$

Após obter o resultado de cada gradiente, verifica-se qual possui o menor valor, então realiza-se o cálculo do pixel desconhecido G13 utilizando 2.36, 2.37, 2.38 ou 2.39.

$$\text{Se } \Delta N \text{ é o menor, } G13 = (G8 \times 3 + G18 + R13 - R3) / 4 \quad (2.36)$$

$$\text{Se } \Delta L \text{ é o menor, } G13 = (G14 \times 3 + G12 + R13 - R15) / 4 \quad (2.37)$$

$$\text{Se } \Delta O \text{ é o menor, } G13 = (G12 \times 3 + G14 + R13 - R11) / 4 \quad (2.38)$$

$$\text{Se } \Delta S \text{ é o menor, } G13 = (G18 \times 3 + G8 + R13 - R23) / 4 \quad (2.39)$$

O algoritmo realiza essa operação de maneira análoga para pixels verdes em posições azuis. A estimativa dos pixels vermelhos e azuis utiliza valores conhecidos e valores obtidos na operação anterior. Para o pixel G8, que possui apenas o valor do canal verde, utiliza-se uma função *hue_transit* para o cálculo dos pixels desconhecidos B8 e R8.

Tem-se:

$$B8 = \text{hue_transit}(G7, G8, G9, B7, B9)$$

$$R8 = \text{hue_transit}(G3, G8, G13, R3, R13)$$

Para estimar o valor de pixel azul em posição vermelha, calcula-se dois gradientes nas posições diagonais ao pixel desconhecido (Norte-Leste, Norte-Oeste). Utiliza-se o gradiente de menor valor e a função *hue_transit* para estimar o valor do pixel desconhecido como visto em 2.40 e 2.41.

$$\Delta NL = |B9 - B17| + |R5 - R13| + |R13 - R21| + |G9 - G13| + |G13 - G17| \quad (2.40)$$

$$\Delta NO = |B7 - B19| + |R1 - R13| + |R13 - R25| + |G7 - G13| + |G13 - G19| \quad (2.41)$$

Comparando as duas estimativas, obtém-se o gradiente de menor valor.

$$\text{Se } \Delta NE \text{ é menor, } B13 = \text{hue_transit}(G9, G13, G17, B9, B17)$$

$$\text{Se } \Delta NW \text{ é menor, } B13 = \text{hue_transit}(G7, G13, G19, B7, B19)$$

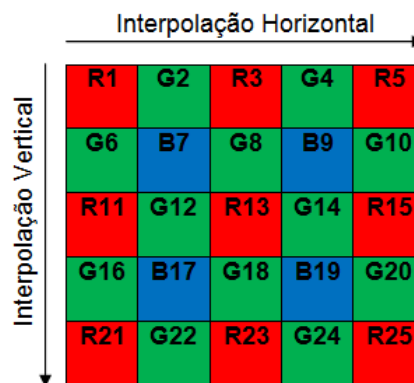
A estimativa de pixels vermelhos em posição azul é realizada de maneira análoga.

2.3.3. Algoritmo Adaptativo Dirigido à Homogeneidade (AHD)

O algoritmo Adaptativo Dirigido à Homogeneidade (do inglês, *Adaptive Homogeneity-Directed*, AHD) foi desenvolvido por Hirakawa e Parks (2005) e utiliza técnicas que visam a redução de artefatos de interpolação. O autor parte da ideia de que há grande correlação entre componentes de cor de uma imagem, sendo que quando convertidas para o sistema CIELAB (Padrão da CIE baseado na teoria da oposição das cores, com L representando a luminosidade, e, a e b , as crominâncias), duas cores podem ocupar a mesma coordenada no plano de crominância proporcionando cores iguais, ocasionando pequena variação entre elas. Assim, os componentes vermelho, verde e azul apresentam pouca variação. Esse algoritmo difere dos demais existentes por utilizar a homogeneidade para reduzir artefatos de interpolação.

O algoritmo interpola os canais de cores faltantes em duas direções (horizontal e vertical), como pode ser visto na Figura 10. Feito isso, verifica-se a homogeneidade entre as direções e define-se qual será utilizada para estimar o valor desconhecido. Enfim, realiza-se a redução dos artefatos de interpolação. Esse algoritmo pode ser descrito em quatro etapas: interpolação na direção horizontal e vertical, avaliação da homogeneidade das direções, definição da direção e redução dos artefatos de interpolação.

Figura 10. Representação do Padrão de Bayer para exemplificar o funcionamento do algoritmo de interpolação AHD por Hirakawa e Parks (2005). Note que o algoritmo realiza a interpolação em duas direções. Ao término, ele seleciona das duas imagens geradas os pixels que forem mais homogêneos, ou seja, tenha menos artefatos de interpolação. Nesse exemplo tem-se o padrão RGGB.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Em primeiro lugar, é preciso definir a vizinhança do pixel que é obtida utilizando o conceito de vizinhança topológica. O algoritmo utiliza a ideia de decomposição de filtros usando as bandas R e B para prever o pixel G e utiliza estrutura *lazy wavelet* para separar as amostras em pares e ímpares. A interpolação para os canais de cor RGB inicia-se com o

componente de cor verde, começando na direção horizontal tendo R1 e R3, em posições ímpares, e G2 e G4, em posições pares. Desse modo, observando o padrão de Bayer na Figura 9, têm-se apenas amostras pares do canal verde de modo que se deve reconstruir as amostras ímpares dada pela operação de convolução mostrada em 2.42.

$$G3 = G2 + h0 * G2 + h1 * R3 \quad (2.42)$$

Em que, $h1$ e $h0$ são filtros lineares passa-baixa frequência e serve como limitante de banda do canal G.

$$h = [-0,2569 \ 0,4339 \ 0,5138 \ 0,4339 \ -0,2569]$$

Os filtros lineares passa-baixa (baixas frequências) são utilizados quando se deseja reduzir ruído ou atenuar bordas da imagem (geralmente estão nas altas frequências).

Para os componentes de cor R e B, utiliza-se o componente verde gerado anteriormente, como pode ser visto em 2.43.

$$R4 = L * (R3 - G3) \quad (2.43)$$

A interpolação é feita na direção horizontal e vertical. Depois, verifica-se quais das duas direções são mais homogêneas, ou seja, possuem menos artefatos. Nesse caso, são geradas duas imagens interpoladas para cada direção. Então, escolhe-se um pixel de cada matriz horizontal ou vertical de acordo com sua homogeneidade. Mais detalhes do algoritmo podem ser vistos em Hirakawa *et. al.* (2005).

2.3.4. Algoritmo de Interpolação sensível à bordas

Esse algoritmo foi desenvolvido por Horé e Ziou (2011) para ser usado por vários padrões de sensores RGB levando em consideração não apenas os valores de cores dos pixels, mas também sua localização na imagem, acrescido de um modelo que detecta a direção da borda antes de realizar a interpolação que o autor denomina de espectral.

A interpolação é feita usando uma vizinhança de tamanho fixo, de modo a estimar o valor de pixel faltante de acordo com os pixels mais próximos. O algoritmo foi desenvolvido para ser utilizado por qualquer Padrão CFA, porém pode acontecer de não haver o número total de pixels verdes em uma vizinhança para estimar o valor desconhecido. Para solucionar

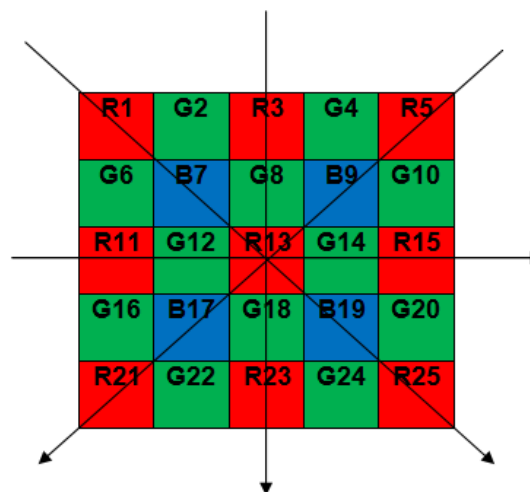
esse problema, o algoritmo realiza uma operação de verificação de pixels necessários para estimar o valor desconhecido. Então, define-se um valor fixo e verifica-se o resultado do somatório dos pixels da vizinhança que será utilizada para estimar se o valor faltante é maior ou igual ao valor definido. Esse valor fixo é definido de acordo com o número mínimo de pixels necessários para estimar o valor que falta.

O algoritmo desenvolvido é inspirado no modelo de massa encontrado na física. Todo o sistema é voltado para o centro da massa de partículas. Nesse caso, o centro da massa é o pixel desconhecido a ser interpolado, as partículas são os pixels da vizinhança e as massas (pesos) são as funções de intensidade de cor da vizinhança.

Para calcular a localização dos pixels da vizinhança, calcula-se a distância entre o pixel central e seu vizinho podendo ser utilizada, para tanto, a distância Euclidiana. Desse modo, o modelo de interpolação espectral proposto pelo algoritmo sugere uma abordagem em que o valor do pixel desconhecido é calculado efetuando a soma ponderada com pesos dependendo tanto da cor como da posição dos pixels dentro da vizinhança. Além disso, qualquer outro cálculo de distância pode ser utilizado.

Outro detalhe apresentado nesse algoritmo é a escolha da direção da vizinhança, pois o sistema visual humano é muito sensível a bordas presentes em imagens e algoritmos de interpolação não adaptativos geralmente falham por não conseguirem detectá-las. Então, o algoritmo calcula o valor dos gradientes nas direções: vertical, horizontal e diagonal como visto na Figura 11. O valor que for menor é utilizado para estimar o pixel desconhecido.

Figura 11. Representação do Padrão de Bayer para exemplificar o funcionamento do algoritmo de interpolação sensível a borda por Horé e Ziou (2011). A efetuação dos cálculos dos gradientes evita que o pixel seja interpolado a partir de cores que estejam nas bordas. Nesse exemplo, o padrão é RGGB.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Segue o cálculo do valor desconhecido G13 utilizando 2.44, 2.45, 2.46 e 2.47.

$$GH = |G12 - G14| + |R11 - R13| + |R13 - R15| \quad (2.44)$$

$$GV = |G8 - G18| + |R3 - R13| + |R13 - R23| \quad (2.45)$$

$$GOL = |B7 - B19| + |R1 - R13| + |R13 - R25| \quad (2.46)$$

$$GLO = |B9 - B17| + |R5 - R13| + |R13 - R21| \quad (2.47)$$

A escolha do gradiente é dada pelo valor do limiar, assim, são utilizados os gradientes que possuem valor inferior, o que indica que não há presença de bordas. Deve-se notar que os pontos de bordas encontrados não são os mesmos para todos os padrões de CFA. Dessa forma, os padrões CFA farão de modo diferente a detecção de bordas, que também podem impactar na interpolação global de imagens.

A interpolação das cores vermelho e azul é calculada a partir da cor verde, utilizando um modelo constante de diferença de cor. Em imagens naturais, os canais de cores são fortemente correlacionados entre si, e as informações sobre iluminação, que são essenciais para a detecção de formas de uma imagem digital, é composta na maior parte de componentes de cor verde. Para os canais R e B, não há detecção de borda, pois a detecção de borda para o componente G é suficiente para melhorar significativamente os canais R e B. Nos passos anteriores, os componentes verdes desconhecidos são calculados usando os componentes verdes vizinhos desconhecidos (*intrachannel model*), enquanto que os vermelhos são calculados utilizando os vizinhos vermelho e verde (*interchannel*). Da mesma forma, é feito para o componente azul. No pós-processamento, o componente G é corrigido com base nos componentes R e B e então, o componente G é calculado novamente para refinar os componentes R e B.

2.3.5. Algoritmo Limiar Adaptativo não local (NAT)

O algoritmo Limiar Adaptativo não local (do inglês, *Nonlocal Adaptive Thresholding*, NAT) foi desenvolvido por Zhang et al. (2011). Ele utiliza o conceito de correlação espectral entre os canais de cores de uma imagem, de modo que a estimação dos canais de cores é realizada analisando a redundância local e utiliza-se um filtro de média não local (*Non Local Means*, NLM) para a correção dos canais interpolados. Assim como os algoritmos descritos anteriormente, os pixels são reconstruídos utilizando os valores mais semelhantes dentro de

um bloco definido, como forma de reduzir os erros de interpolação que ocorrem geralmente quando a imagem possui muitos detalhes, como bordas.

O algoritmo inicia com a interpolação do canal G e aplica o NAT para o melhoramento da interpolação. Logo após, interpola os canais R e B utilizando o canal reconstruído G e depois aplica novamente o NAT.

Em vários padrões CFA, como o Padrão de Bayer, o componente de cor verde possui maior amostragem em relação as cores vermelho e azul. Sendo assim, o canal de cor verde sobrepõe os demais por possuir maior informação estrutural na imagem. A reconstrução dos canais RGB é dada pela soma do pixel conhecido com a diferença entre os canais. A descrição a seguir do algoritmo é feita a partir do Padrão de Bayer mostrado na Figura 12.

A estimativa do canal G0 em uma posição R0 pode ser feita utilizando 2.48.

$$G_0 = R_0 + d_{gr}. \quad (2.48)$$

Em que d_{gr} é a diferença entre os canais G e R.

Figura 12. Representação do Padrão de Bayer para exemplificar o funcionamento do algoritmo de interpolação NAT por Zhang *et. al.* (2011). Nesse exemplo tem-se o padrão RGGB. Esse algoritmo utiliza a vizinhança não local do pixel para a redução dos artefatos gerados pela interpolação.

	R ₂₁	G ₁₄	R ₁₀	G ₁₅	R ₂₂
B ₂₇	G ₁₃	B ₅	G ₂	B ₆	G ₁₆
G ₂₆	R ₉	G ₁	R ₀	G ₃	R ₁₁
B ₂₅	G ₂₀	B ₈	G ₄	B ₇	G ₁₇
	R ₂₄	G ₁₉	R ₁₂	G ₁₈	R ₂₃

Fonte: Zhang *et. al.* (2011)

O cálculo da diferença é obtido por meio da soma dos pesos dos gradientes que é multiplicado pela diferença entre os canais. O cálculo apenas da diferença entre os canais pode gerar erro de interpolação. Assim, além das direções utilizadas para obter o valor dos gradientes, deve-se utilizar o pixel do mesmo canal e o pixel central deve possuir maior peso em relação a vizinhança. A diferença entre os canais é dada pela utilização de 2.49, 2.50, 2.51 e 2.52.

$$d_{grN} = G2 - (R0 + R10)/2; \quad (2.49)$$

$$d_{grS} = G4 - (R0 + R12)/2; \quad (2.50)$$

$$d_{grO} = G1 - (R0 + R9)/2; \quad (2.51)$$

$$d_{grL} = G3 - (R0 + R11)/2. \quad (2.52)$$

Calcula-se o valor dos gradientes em quatro direções (norte, sul, leste e oeste) para obtermos o valor dos pesos de acordo com 2.53, 2.54, 2.55 e 2.56.

$$\Delta N = |G2 - G4| + |R0 - R10| + 1/2|G1 - G14| + 1/2|G3 - G15| + \varepsilon; \quad (2.53)$$

$$\Delta S = |G2 - G4| + |R0 - R12| + 1/2|G1 - G19| + 1/2|G3 - G18| + \varepsilon; \quad (2.54)$$

$$\Delta O = |G1 - G3| + |R0 - R9| + 1/2|G2 - G13| + 1/2|G4 - G20| + \varepsilon; \quad (2.55)$$

$$\Delta L = |G1 - G3| + |R0 - R11| + 1/2|G2 - G16| + 1/2|G4 - G17| + \varepsilon. \quad (2.56)$$

Em que ε é um número positivo para evitar gradientes de valor 0.

Quando o valor de um gradiente se difere muito em relação aos demais, significa que possui grande variação tornando imprecisa a estimativa do pixel caso utilize-o. Por isso, são definidos pesos ponderados para cada gradiente que é atribuído de modo inversamente proporcional ao longo da direção de cada gradiente como pode ser visto em 2.57.

$$W_N = \frac{1}{\Delta N} \quad W_S = \frac{1}{\Delta S} \quad W_O = \frac{1}{\Delta O} \quad W_L = \frac{1}{\Delta L} \quad (2.57)$$

Em que W_N , W_S , W_O , W_L referem-se aos pesos para cada gradiente Norte, Sul, Oeste e Leste, respectivamente.

Normalizando (Equação 2.58) os valores obtidos temos:

$$\overline{W_N} = \frac{W_N}{C} \quad \overline{W_S} = \frac{W_S}{C} \quad \overline{W_O} = \frac{W_O}{C} \quad \overline{W_L} = \frac{W_L}{C} \quad (2.58)$$

Em que $C = W_N + W_S + W_O + W_L$.

Enfim, obtêm-se a diferença entre os canais G e R utilizando a Equação 2.59.

$$d_{gr} = \overline{W_N}d_{grN} + \overline{W_S}d_{grS} + \overline{W_O}d_{grO} + \overline{W_L}d_{grL}. \quad (2.59)$$

Finalmente, G_0 é calculado como pode ser visto em 2.60.

$$G_0 = R_0 - \text{dgr.} \quad (2.60)$$

O canal B em posição R é obtido de forma análoga ao canal G.

O melhoramento do canal G interpolado é realizado pelo Limiar Adaptativo não local proposto por Zhang et al. (2011). Essa técnica consiste em reduzir o máximo de ruído aditivo que geralmente ocorre no processo de interpolação. Assim, ele faz uma busca em toda a imagem por pixels semelhantes ao valor estimado a partir do cálculo da correlação entre eles.

A reconstrução dos canais R e B é análoga. Estimam-se os canais faltantes pela correlação espectral espacial local e depois utiliza-se a redundância espacial não-local para melhoramentos dos canais. Segue a demonstração do algoritmo para a interpolação do valor B_0 em posição R_0 . A ideia é a mesma utilizada para o canal G, porém, o cálculo das diferenças entre os canais é obtido nas direções diagonais (norte-oeste, norte-leste, sul-leste, sul-oeste) utilizando os valores de G interpolados para obtenção dos valores como mostrado em 2.61, 2.62, 2.63 e 2.64.

$$\text{dbgNO} = B_5 - G_5; \quad (2.61)$$

$$\text{dbgNL} = B_6 - G_6; \quad (2.62)$$

$$\text{dbgSL} = B_7 - G_7; \quad (2.63)$$

$$\text{dbgSO} = B_8 - G_8. \quad (2.64)$$

Cálculo dos pesos dos gradientes é calculado utilizando 2.65, 2.66, 2.67 e 2.68:

$$\Delta NO = |B_5 - B_7| + |R_{21} - R_0| + |G_5 - G_0| + \varepsilon; \quad (2.65)$$

$$\Delta NL = |B_6 - B_8| + |R_{22} - R_0| + |G_6 - G_0| + \varepsilon; \quad (2.66)$$

$$\Delta SL = |B_5 - B_7| + |R_{23} - R_0| + |G_7 - G_0| + \varepsilon; \quad (2.67)$$

$$\Delta SO = |B_6 - B_8| + |R_{20} - R_0| + |G_8 - G_0| + \varepsilon. \quad (2.68)$$

$$\overline{WNO} = \frac{1}{C \cdot \Delta NO}$$

$$\overline{WNL} = \frac{1}{C \cdot \Delta NL}$$

$$\overline{WSL} = \frac{1}{C \cdot \Delta SL}$$

$$\overline{WSO} = \frac{1}{C \cdot \Delta SO}$$

Em que:

$$C = \frac{1}{C \cdot \Delta NO} + \frac{1}{C \cdot \Delta NL} + \frac{1}{C \cdot \Delta SL} + \frac{1}{C \cdot \Delta SO}$$

A diferença entre os canais B0 e R0 é calculada utilizando 2.69.

$$\text{dbg} = \overline{WNO}.\text{dbgNO} + \overline{WNL}.\text{dbgNL} + \overline{WSL}.\text{dbgSL} + \overline{WSO}.\text{dbgSO} \quad (2.69)$$

Por fim, utiliza-se 2.70 para obtenção do valor do pixel.

$$B0 = G0 - \text{dbg} \quad (2.70)$$

Seguindo a mesma ideia, pode-se obter valores de B ou R em posição G. Para B1 em G1 utilizam-se valores interpolados B em posições R como mostram 2.71, 2.72, 2.73 e 2.74.

$$\text{dbgN} = B5 - G5 \quad (2.71)$$

$$\text{dbgS} = B8 - G8 \quad (2.72)$$

$$\text{dbgO} = B9 - G9 \quad (2.73)$$

$$\text{dbgL} = B0 - G0 \quad (2.74)$$

Para o cálculo dos gradientes utiliza-se 2.75, 2.76, 2.77 e 2.78.

$$\Delta N = |G14 - G1| + |B5 - B8| + 1/2|R21 - R9| + 1/2|R10 - R0| + \epsilon; \quad (2.75)$$

$$\Delta S = |G19 - G1| + |B5 - B8| + 1/2|R20 - R9| + 1/2|R12 - R0| + \epsilon; \quad (2.76)$$

$$\Delta O = |G1 - G26| + |R0 - R9| + 1/2|B27 - B5| + 1/2|B25 - B8| + \epsilon; \quad (2.77)$$

$$\Delta L = |G1 - G3| + |R0 - R9| + 1/2|B5 - B6| + 1/2|B8 - B7| + \epsilon; \quad (2.78)$$

A diferença entre os canais e o valor dos pesos é obtida do mesmo modo de G como mostra 2.79.

$$\text{dbg} = \overline{WN}\text{dbgN} + \overline{WS}\text{dbgS} + \overline{WO}\text{dbgO} + \overline{WO}\text{dbgL} \quad (2.79)$$

Finalmente, B1 é calculado utilizando 2.80.

$$B1 = G1 - \text{dbg}. \quad (2.80)$$

O melhoramento de artefatos de interpolação é realizado da mesma maneira que G, podendo utilizar tanto NML ou NAT. Esse algoritmo possui complexidade elevada devido à utilização da vizinhança não local para correção dos componentes interpolados.

2.4. COMPRESSÃO EM IMAGENS DIGITAIS UTILIZANDO O PADRÃO JPEG

Na Subseção 2.2 pôde ser visto que há várias etapas durante o processo de aquisição de uma imagem digital – Sistema de lentes, Filtros, Sensores de imageamento, Mosaico e Processamento da imagem – sendo a última etapa o foco desta seção. Como discutido anteriormente, o demosaico da imagem está presente na última etapa, sendo responsável pela formação dos pixels faltantes de cada canal de cor. Outras operações como Correção de abertura e *Gamma*, Realce e Compressão são realizadas com intuito de tornar a imagem o mais fiel possível da cena capturada. Um aspecto importante nessa etapa é a Compressão que, de acordo com o ajuste de parâmetros, permite reduzir o tamanho da imagem de modo que ocupe menos espaço de armazenamento, porém, perde-se parte da sua qualidade visual. Essa mesma operação pode ser feita sem comprometer a qualidade visual da imagem, mas perderá espaço de armazenamento. A taxa de compressão da imagem é o parâmetro que permite fazer essa transição.

Grande parte dos algoritmos de compressão de imagens existentes parte do pressuposto que as imagens possuem redundância espacial, e que sua remoção ocasiona na redução do arquivo. Desse modo, há dois tipos de compressão: com perdas e sem perdas. A compressão sem perdas permite que a imagem seja reconstruída totalmente após o processo de descompressão. Alguns formatos populares como TIFF (acrônimo de, *Tagged Image File Format*), BMP (*bitmap*) e PNG (acrônimo de, *Portable Network Graphics*) exemplificam esse tipo de compressão. Por outro lado, a compressão com perdas ou irreversível possibilita apenas uma reconstrução aproximada da imagem devido à grande eliminação de informação de dados da imagem. O formato JPEG (acrônimo de, *Joint Photographic Experts Group*) é exemplo desse tipo de compressão, sendo bastante utilizado pela maioria das câmeras comerciais.

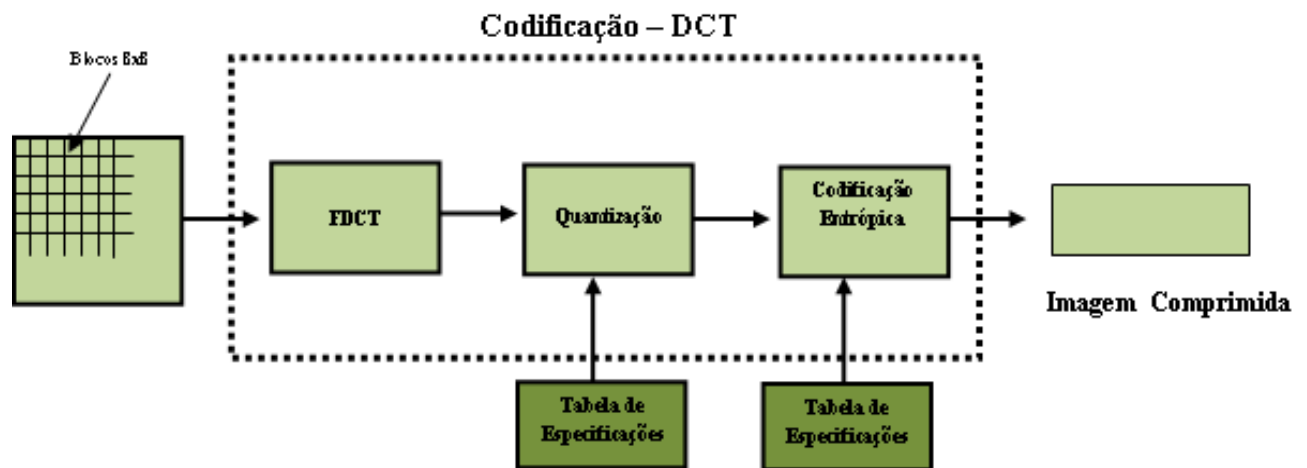
O padrão JPEG foi desenvolvido pelo grupo da ISO/CCIT em 1991. Foi o primeiro padrão internacional para compressão de imagens coloridas e em tons de cinza. De acordo com Wallace (1991), o padrão JPEG segue alguns modos de operações descritos a seguir:

- *Codificação sequencial*: cada componente da imagem é codificado realizando uma varredura da esquerda para direita e de cima para baixo.
- *Codificação progressiva*: a imagem é codificada a partir de múltiplas varreduras para aplicações em que a transmissão é extensa.
- *Codificação sem perdas*: a imagem é codificada garantindo a reconstruções exatas dos valores. Nesse caso, o parâmetro de compressão é baixo.
- *Codificação hierárquica*: a imagem é codificada em várias resoluções para que as versões de baixa resolução possam ser acessadas antes de descomprimir a imagem que tem sua resolução máxima.

Para cada modo de operação, um ou mais codificadores são especificados, o que dependerá das amostras da imagem de origem.

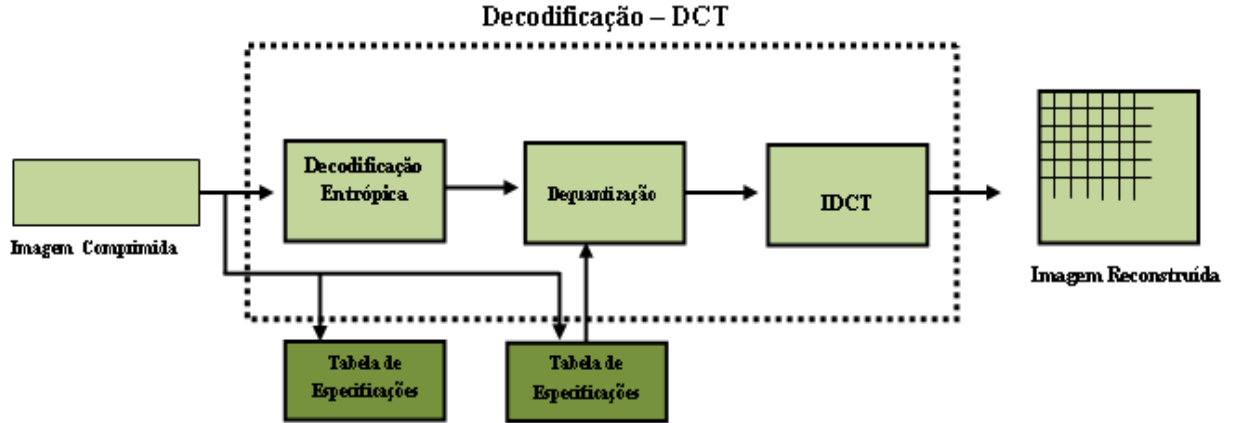
As Figuras 13 e 14 ilustram, respectivamente, o processo de compressão e descompressão em imagens utilizando o Padrão JPEG.

Figura 13. Etapas do processo de Codificação utilizando DCT. A princípio os pixels da imagem são agrupados em blocos 8x8. Aplica-se a DCT direta em cada bloco, e seguida são quantizados a partir de uma tabela de quantização. Na etapa de codificação entrópica é reduzido a redundância dos pontos e por fim, tem a imagem resultante.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 14. Etapas do processo de Decodificação utilizando IDCT. A imagem comprimida é a entrada para a etapa de decodificação entrópica. Em seguida, passa para etapa de dequantização onde os valores da imagem são reconstruídos a partir da tabela de especificações. Por fim, aplica-se DCT inversa para obtenção dos valores gerados antes da compressão.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Inicialmente, os pixels da imagem de origem são agrupadas em blocos 8x8 e serão a entrada do próximo passo, a aplicação da DCT. As seguintes Equações 2.81 e 2.82 utilizadas nesse processo são apresentadas abaixo para um bloco 8x8:

- *Transformada Direta (FDCT):*

$$F(u, v) = \frac{1}{4} C(u)C(v) \left[\sum_{x=0}^7 \sum_{y=0}^7 f(x, y) * \cos \frac{(2x+1)u\pi}{16} \cos \frac{(2y+1)v\pi}{16} \right] \quad (2.81)$$

- *Transformada Inversa (IDCT):*

$$f(x, y) = \frac{1}{4} \left[\sum_{u=0}^7 \sum_{v=0}^7 C(u)C(v)F(u, v) * \cos \frac{(2x+1)u\pi}{16} \cos \frac{(2y+1)v\pi}{16} \right] \quad (2.82)$$

Em que:

$C(u)$ e $C(v)$ = para $u, v = 0$;

$C(u)$ e $C(v)$ = 1, caso contrário.

Em seguida, cada bloco 8x8 gera 64 coeficientes de frequência em função da dimensão espacial x e y . O ponto $f(0,0)$ do bloco é o coeficiente DC (*Direct Current*), que contém a maior parte de informação da imagem, e as outras 63 frequências são os coeficientes AC

(*Alternating Current*), pois há uma variação desses componentes. Para blocos de tamanho 8x8, componentes de frequência com valores zero ou próximos a zero de amplitude não precisam ser codificados. Na decodificação, ocorre o processo inverso, em que, nesse caso, a entrada é o conjunto dos 64 coeficientes de frequência. Logo em seguida, aplica-se a Transformada inversa (IDCT) de modo a obter os valores dos níveis de intensidade da imagem original.

Após a operação da DCT direta, os 64 coeficientes de frequências são quantizados em conjunção com 64 elementos de uma tabela de quantização, que deve ser especificada pela aplicação como entrada para o codificador. Cada elemento pode ser um valor inteiro entre 1 e 255, que especifica o tamanho do passo de quantização para o coeficiente DCT correspondente. A Quantização é definida pela divisão de cada coeficiente DCT pelo tamanho do passo do quantizador correspondente, como mostra 2.83.

$$F^Q(u, v) = \text{Round} \left(\frac{F(u, v)}{Q(u, v)} \right) \quad (2.83)$$

Na Dequantização ocorre o inverso dessa função. Nesse caso, a normalização da quantização é removida pela multiplicação do tamanho do passo, retornando o resultado como entrada para DCT inversa (IDCT), como apresenta 2.84.

$$F^{Q'}(u, v) = F^Q(u, v) * Q(u, v) \quad (2.84)$$

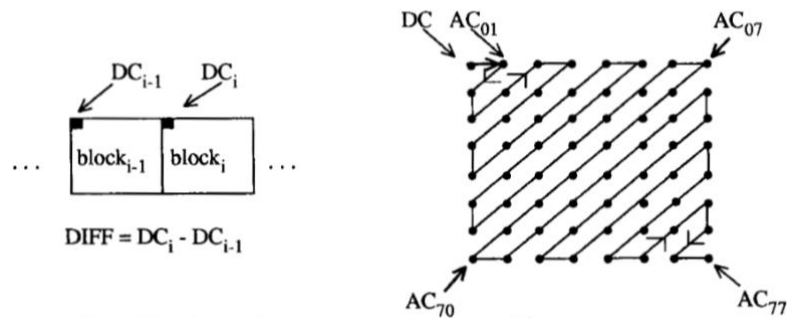
Antes de iniciar a etapa de codificação entrópica, é realizada a codificação DC e o sequenciamento em Zig-Zag. Depois da quantização, o coeficiente DC é tratado de forma diferente dos demais coeficientes. Esse coeficiente é uma medida do valor médio das amostras do bloco. Geralmente, há forte correlação entre os coeficientes DC dos blocos 8x8 adjacentes. O coeficiente de transformada discreta de cosseno quantificados é codificado como a diferença do coeficiente DC do bloco anterior na ordem de codificação, depois ordenados em Zig-Zag, como pode ser visto na Figura 15.

Essa ordenação facilita o processo de Codificação Entrópica, ajudando a localizar os coeficientes de baixa frequência antes dos coeficientes de alta frequência.

A Codificação Entrópica é a etapa final do processo de compressão. O Padrão JPEG propõe dois algoritmos de codificação entrópica: Codificação de *Huffman* (HUFFMAN, 1962) e Codificação Aritmética (PENNEBAKE *et. al.*, 1988). No processo de decodificação também é feito o processo inverso, em que dado os valores codificados, é possível obter

novamente os valores originais utilizando o mesmo algoritmo. Outros detalhes desse processo podem ser vistos em Wallace (1991).

Figura 15. Preparação dos coeficientes quantizados para a Codificação Entrópica. O coeficiente de transformada discreta de cosseno quantificados é codificado como a diferença do coeficiente DC do bloco anterior na ordem de codificação. Em seguida, todos os coeficientes são ordenados em zig-zag.



Fonte: Wallace (1991)

Como já mencionado, a qualidade visual da imagem varia de acordo com a taxa de compressão JPEG. Apesar disso, a qualidade e a compressão podem variar dependendo das características e as cenas contidas na imagem.

2.5. MÉTODOS PARA ANÁLISE FORENSE EM IMAGENS DIGITAIS

Nesta seção serão apresentadas algumas das técnicas descritas na literatura utilizadas para análise forense em imagens digitais tais como: reconhecimento de adulteração e modelo de dispositivos de captura de imagens digitais por meio do Padrão CFA e Padrão de Ruído, Reconhecimento de Adulteração por meio da análise de Artefatos JPEG e Técnicas Forenses para autenticação de Imagens.

2.5.1. Reconhecimento de Adulterações por meio da análise do Padrão CFA

2.5.1.1. Algoritmo EM para Reconhecimento de Padrão CFA.

Grande parte das técnicas de interpolação de pixels baseia-se na correlação entre os pixels interpolados e sua vizinhança. Por exemplo, observando a Seção 2.3.1, o algoritmo de interpolação bilinear, reconstrói os canais vermelhos utilizando a vizinhança horizontal e diagonal. Assim, a interpolação CFA de uma imagem pode ser detectada observando a

correlação entre o pixel e sua vizinhança. Além disso, a adulteração destrói a correlação entre os pixels, pois quando duas imagens de câmeras distintas são combinadas gera inconsistência no padrão CFA. Isso ocorre devido ao fato de que câmeras apresentam padrões CFA e algoritmos de interpolação distintos, variando de acordo com o modelo do dispositivo (POPESCU e FARID, 2005). Essa ideia é proposta por Popescu e Farid (2005) que utilizam o algoritmo de *Expectation/Maximization* (DELLAERT, 2002) para identificar as correlações entre o pixel e sua vizinhança e, posteriormente, para garantir a autenticidade da imagem por meio do reconhecimento do padrão CFA.

O algoritmo é executado em dois passos iterativos: *Expectation* e *Maximization*. Dados os três componentes de cor RGB, primeiro assume-se a probabilidade de que cada amostra pertence a um dos modelos:

- Modelo 1: a amostra é linearmente correlacionada com a vizinhança.
- Modelo 2: a amostra não é correlacionada com a vizinhança.

Inicialmente, os coeficientes lineares são gerados de modo aleatório. Na etapa de *Expectation* calcula-se a probabilidade, a partir da regra de Bayes (POPESCU e FARID, 2005), de uma das amostras pertencerem a um dos modelos. Na segunda etapa, calcula-se a forma específica de correlação entre as amostras.

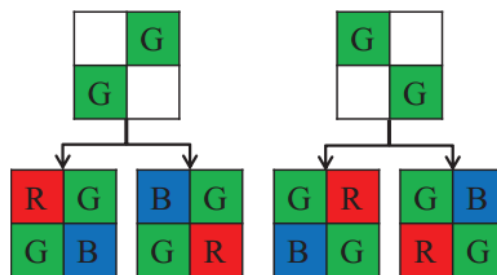
Ao término, observa-se a presença ou falta de correlação produzida pela interpolação CFA a ser utilizada para autenticar uma imagem ou expor uma falsificação.

2.5.1.2. Algoritmo de Reconhecimento de Padrão CFA por Contagem Intermediária

Muitos algoritmos de interpolação, assim como os que foram descritos na Seção 2.3, utilizam a vizinhança local do pixel para estimar o valor desconhecido, geralmente por meio da média dos valores. Nesse contexto, a técnica de reconhecimento de Padrão CFA por contagem intermediária foi desenvolvida por Choi *et. al.* (2011) e consiste em definir um padrão de vizinhança para o pixel, e verificar se ele está dentro do intervalo dessa vizinhança. Desse modo, é possível identificar quais pixels foram capturados pelo sensor e quais deles foram interpolados por algum algoritmo de interpolação. Após realizada essa identificação, é possível identificar o padrão CFA do sensor e, conseqüentemente, o modelo do dispositivo de captura.

O algoritmo inicia com a definição dos valores máximo e mínimo de cada padrão da vizinhança de um pixel, sendo eles: vizinhança-4, vertical, horizontal, vizinhança-d (Gonzalez e Woods, 2008). De acordo com a Figura 16, o componente de cor verde pode assumir duas posições distintas no Padrão de Bayer. Desse modo, o algoritmo contabiliza dentre essas posições, quais possuem maior quantidade de pixels compreendidos no intervalo da vizinhança. A posição que obtiver maior valor indica que os pixels são interpolados, assim, a posição de menor valor indica que os pixels são originais do sensor. Como discutido em seções anteriores, o canal de cor verde sobrepõe os dois outros canais, sendo assim, o procedimento inicia por ele, de modo que quando forem contabilizados os canais R e B, a posição G, tida como interpolada, é descartada.

Figura 16. Posições das coordenadas que o canal verde pode assumir de acordo com as quatro possibilidades de arranjo do Padrão de Bayer.



Fonte: Choi *et. al.* (2011)

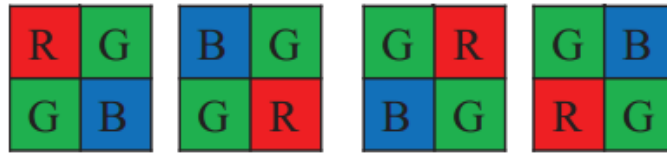
2.5.1.3. Algoritmo de Reconhecimento de Adulteração por algoritmo de interpolação CFA

Dirik e Memon (2009) desenvolveram uma abordagem que consiste em reconhecer possíveis adulterações em imagens por meio de dois métodos: Análise do erro quadrático da média (do inglês, *Means Square Error*, MSE) e do padrão de ruído do sensor CFA.

No primeiro método, a imagem de entrada é reinterpolada usando as quatro possibilidades de combinação do Padrão CFA de Bayer (Figura 17). Em seguida, é calculado o MSE entre a imagem original de entrada e as quatro imagens geradas. Esse método permite identificar o padrão CFA do dispositivo comparando o valor do MSE para os quatro padrões, de modo que o menor valor indica o padrão correto. Do mesmo modo, se nenhum dos valores for significativamente menor que os outros, indica que a imagem pode ter passado por uma operação de pós-processamento, algo que remove os traços de interpolação. Esse método

pode ser utilizado para autenticar imagens que passaram por redimensionamento, recompressão e filtragem.

Figura 17. Ilustração das quatro possibilidades do arranjo de cores para o Padrão de Bayer. (RGGB, BGGR, GRBG, GBRG). Note que há equivalência entre o canal de cor verde em relação sua posição de coordenada do bloco 2x2.



Fonte: Dirik e Memon (2009)

Para o segundo método descrito pelo autor, a análise é feita a partir da observação da variação de ruído entre pixels interpolados e não interpolados. A ideia baseia-se em que os algoritmos de interpolação possuem natureza de filtros de passa-baixa o que indica que pixels interpolados possuem menor variação de ruído em relação aos não interpolados (DIRIK e MEMON, 2009). Para estimar o ruído do sensor, o método utiliza o algoritmo desenvolvido por Sendur e Selesnick (2002) aplicado apenas para a banda verde da imagem. Os pixels interpolados e não interpolados são separados utilizando uma máscara de filtro do componente de cor verde gerando dois vetores. A variância do ruído do sensor (N) é calculada utilizando 2.85.

$$N = \max\left(\frac{\text{var}(A1)}{\text{var}(A2)}, \frac{\text{var}(A2)}{\text{var}(A1)}\right) \quad (2.85)$$

Em que, $A1$ e $A2$ são vetores com valores dos ruídos residuais dos pixels interpolados e não interpolados, respectivamente.

2.5.1.4. Algoritmo de Reconhecimento de Padrão CFA por Filtragem Linear

A maioria dos algoritmos de interpolação existentes na literatura estabelece uma relação linear entre os pixels capturados pelo sensor e os pixels interpolados (DIRIK e MEMON, 2009). Nesse contexto, Kirchner (2010) desenvolveu um método que utiliza uma filtragem linear em cada componente de cor para reconhecer o padrão CFA do sensor de câmeras digitais.

De maneira análoga ao método proposto por Dirik e Memon (2009), o algoritmo reinterpola a imagem usando uma das quatro possíveis configurações do Padrão CFA de Bayer. Para isso, utiliza uma função inversa ao algoritmo de interpolação para obter os pixels originais capturados pelo sensor. Então, calcula-se o erro mínimo de reinterpolação baseado na diferença entre a imagem de entrada e as quatro imagens geradas para cada padrão.

Essa operação permite reduzir o número de possibilidades de forma que não seja necessário reinterpolar a imagem para todos os padrões possíveis. O reconhecimento do Padrão CFA é feito a partir da filtragem linear de cada canal de cor. A matriz de filtros utilizada para essa operação é gerada a partir dos pesos obtidos pelos algoritmos de interpolação das imagens e é descrito em Kirchner (2010). O padrão é obtido a partir do valor mínimo da filtragem de cada padrão. Assim, como os outros métodos descritos anteriormente, a sobreposição do canal verde sobre as demais cores faz com que a filtragem inicie por ele e depois os dois outros canais. Além disso, a decisão é tomada baseada em blocos 2x2 ao invés de considerar o erro total. Esse tipo de abordagem é menos dependente do sinal de modo que uma análise de erros globais pode ocasionar uma decisão errada em geral (KIRCHNER, 2010).

2.5.1.5. Algoritmo de Reconhecimento de Padrão CFA por Variação de ruído

Takamatsu *et. al.* (2010) desenvolveram um método que analisa a variância do ruído de um pixel para reconhecimento do Padrão CFA. A ideia consiste em que pixels interpolados possuem menor variação de ruído em relação aos pixels originais. Inicialmente, supõe-se que uma imagem possui um dos quatro possíveis padrões de Bayer. Em seguida, aplica-se a DFT (do inglês, *Discret Fourier Transform*, DFT) para avaliar a magnitude do sinal de forma que valores altos indicam que a imagem tenha passado por um processo de interpolação. Essa operação é feita com o intuito de distinguir a imagem real da imagem gerada por computador, da mesma forma feita por Gallagher e Chen (2008).

Para obter a sequência de variância dos pixels, efetua-se o cálculo da média da variância na diagonal de submosaicos (RGGB, GRBG, GBGR, BGGR). O padrão CFA é obtido a partir da operação de divisão entre a média da variância dos pixels originais pela média da variância dos pixels interpolados. Essa operação é feita para as quatro possibilidades do padrão CFA de Bayer. O valor maior indica o padrão correto.

Nesse mesmo trabalho é descrita uma maneira de identificar o algoritmo de interpolação da imagem a partir da análise de histogramas de correlação. Após a identificação dos pixels interpolados, cria-se um vetor contendo os pesos obtidos a partir da vizinhança do pixel. A análise é feita em blocos, em que, ao término da operação, é efetuada a soma de todos os resultados. Esses valores são adicionados ao histograma e observa-se o agrupamento dos dados de acordo com o algoritmo de interpolação utilizado. Existem outros métodos utilizados para reconhecer adulteração e/ou origem da imagem que não utilizam o Padrão CFA da imagem. A seção a seguir descreve algumas dessas técnicas.

2.5.2. Reconhecimento de Adulterações por meio de análise Artefatos JPEG

Nesta seção serão apresentadas algumas técnicas descritas na Literatura para o Reconhecimento de Adulterações em imagens por meio da análise de Artefatos JPEG.

2.5.2.1. Detecção de Adulterações em imagens digitais através de JPEG Ghost

Farid (2009) desenvolveu um método de detecção de adulteração baseado na compressão JPEG. A ideia é que a combinação de duas imagens comprimidas com valores distintos de quantização gera inconsistência de compressão, da mesma forma que há inconsistência no padrão CFA quando há combinação de imagens de modelos de dispositivos diferentes. A detecção de adulteração é dada pela soma do quadrado das diferenças entre cada canal de cor (RGB) e o resultado da compressão utilizando a Transformada Discreta do Cosseno (do inglês, *Discret Cosine Transform*, DCT). Essa técnica pode ser descrita em três passos.

Dada uma imagem adulterada f :

1. Requantizar (alterar a qualidade de compressão) a imagem f no intervalo de q [0, qualidade da original] em um passo p gerando uma imagem;
2. Efetua a soma do quadrado da diferença d entre a imagem adulterada $f(x, y, i)$ e a imagem requantizada. Logo após é realizada a média dos canais de cor, como é mostrado em 2.86.

$$d(x, y, q) = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 [f(x, y, i) - f_q(x, y, i)]^2 \quad (2.86)$$

Em que: $f(x, y, i)$, $i=1,2,3$ denota cada canal de cor (RGB) da imagem.

3. Aplica-se a fórmula para todas as imagens que foram requantizadas anteriormente com qualidade q [0, qualidade da original].

2.5.2.2. Detecção de Adultrações do tipo cópia-cola em imagens digitais

De maneira análoga à subseção anterior, Fridrich et. al (2003) desenvolveram um método de reconhecimento de adultração do tipo cópia-cola em imagens JPEG baseada na correlação entre os segmentos da imagem original e a região suspeita. Este método verifica a taxa de correlação entre os segmentos da imagem classificando-os como adultraado onde houver baixa correlação. Para isso, aplica-se a Transformada Discreta de Fourier nos segmentos. A análise é feita nos picos do sinal gerado que são movidos durante o processo de manipulação da imagem.

Assumindo que B é o segmento mínimo da região adultraada, a detecção da região adultraada consiste nos seguintes passos:

- i. Como a maior parte da informação da imagem encontra-se nos coeficientes de baixa frequência, deve-se aplicar um filtro de passa-alta na imagem de teste para reduzir grande parte dos picos gerados por esse coeficientes.
- ii. Calcula-se a autocorrelação r de uma imagem x de tamanho $M \times N$ utilizando 2.87.

$$r_{k,l} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N x_{i,j} x_{i+k,j+l} \quad (2.87)$$

Para $i, k = 0, \dots, M-1$, e $j, l = 0, \dots, N-1$

- i. Remover metade da autocorrelação (Autocorrelação é simétrica).
- ii. Definir $r = 0$ na vizinhança dos dois pontos restantes de toda autocorrelação.
- iii. Encontrar o máximo de r , identificando o vetor de deslocamento, e examinar esse deslocamento usando o método exaustivo descrito no trabalho de Fridrich et. al. (2003).

- iv. Se a área detectada é maior que B , o método é finalizado, caso contrário, repete o passo 5 utilizando o próximo máximo de r .

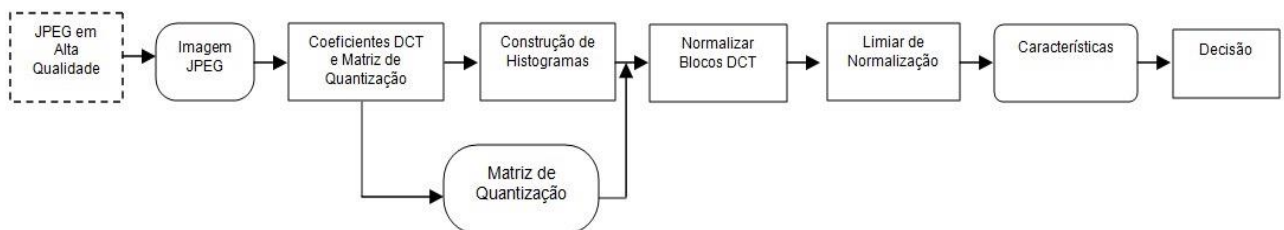
Essa técnica pode ser vista com mais detalhes em Fridrich *et. al.* (2003).

2.5.2.3. Detecção de Adultrações em imagens JPEG utilizando Dupla Quantização (DQ)

He *et. al.* (2006) propuseram um método que detecta a adultração em imagens JPEG utilizando dupla quantização e observando os coeficientes gerados pela DCT. Histogramas com maior periodicidade dos artefatos JPEG indicam uma possível adultração. A Figura 18 apresenta as etapas dessa abordagem.

Inicialmente, a imagem de entrada é convertida para o formato JPEG em alta qualidade, caso tenha sido armazenada em outro formato sem perdas. Em seguida, aplica-se a DCT2 em blocos 8x8 para obter os coeficientes de frequência, de acordo com uma matriz de quantização. Então, constrói-se os histogramas a partir dos coeficientes gerados para cada canal de cor. Os coeficientes de alta frequência normalmente possuem valores próximos de zero. Por esse motivo, são gerados apenas os histogramas dos coeficientes de baixa frequência. Para cada bloco da imagem, de acordo com o histograma gerado, calcula-se a probabilidade desse bloco ser adultraado, verificando o efeito DQ deste histograma. Com estes histogramas, pode-se utilizar o valor da probabilidade para normalização do bloco. Feito isso, o mapa de normalidade é limiarizado de modo a distinguir um bloco possivelmente adultraado de um bloco não adultraado. Por fim, utiliza-se essas informações para gerar o vetor de treinamento que será a entrada para o classificador Máquina de Vetor de Suporte (do inglês, *Support Vector Machine*, SVM). Se houve adultração, a região é segmentada.

Figura 18 Processo de detecção de adultração através da análise dos Histogramas gerados pela dupla quantização.



Fonte: He *et. al.* (2006)

2.5.2.4. Detecção de Adultrações cópia-cola em imagens JPEG por meio da extração do BAG

A abordagem proposta por Li et. al. (2008) consiste em detectar regiões adulteradas em imagens JPEG a partir da análise da inconsistência gerada quando há utilização da técnica de manipulação cópia-cola (clonagem).

A princípio, o método localiza o BAG (do inglês, *Block Artifact Grid*) da imagem e, posteriormente, verifica se houve algum deslocamento. Ao utilizar uma DCT2 bidimensional em uma imagem ou em blocos, os coeficientes AC depois da quantização tendem a ter valores próximos a zero, enquanto os coeficientes DC tendem a obter valores maiores por conter grande parte das informações presentes na imagem. A partir dessa observação, é possível realizar a extração do BAG, pois os valores dos coeficientes AC iguais ou próximos de zero indicam a posição correta do BAG. Caso contrário, indicam que há um deslocamento do bloco da imagem. Um caso particular a ser observado são as imagens com alto grau de textura e bordas, pois ao ser aplicado a DCT2 nessas regiões, os valores obtidos estarão localizados nos coeficientes AC após a quantização.

Para iniciar a localização do BAG, é preciso calcular o LE (do inglês, *Local Effect*) utilizando 2.88 proposta pelos autores.

$$LE = \sqrt{\frac{\sum_{i=7 \text{ and/or } j=7} S_{ij}^2}{S_{00}^2}} \quad (2.88)$$

Seja uma imagem de entrada de tamanho $M \times N$, o , (para $i=1, 2, 3 \dots M$. $j=1, 2, 3 \dots N$.) o LE é definido como a raiz da soma da última linha e última coluna dividida pelo coeficiente DC de uma janela deslizante 8×8 da imagem em análise. O método percorre a imagem em blocos 8×8 aplicando a DCT2 em cada bloco da imagem. O BAG é facilmente identificado marcando o pontos mínimos para cada bloco. Desse modo, os pontos que estiverem fora de uma região de BAG são marcados na imagem de saída.

2.5.3. Métodos Forenses para Autenticação e Reconhecimento de dispositivo de captura de imagens Digitais

Como visto na Seção 2.1, as técnicas de manipulação modificam o aspecto semântico que está relacionado à forma de como é vista a imagem e a sua estrutura, como inconsistência

do padrão CFA, de iluminação e artefatos de compressão. A seguir, são descritos alguns métodos referentes à análise forense em imagens digitais.

2.5.3.1. Algoritmo de Detecção de Traços de Interpolação

Gallagher e Chen (2008) desenvolveram um método de autenticação de imagens por meio dos traços de interpolação baseado na observação da variância do ruído entre pixels originais e interpolados. A interpolação dos valores dos pixels, como mencionado anteriormente, é produzida por meio de combinação linear dos pesos da vizinhança de modo que afetam a variância dos pixels interpolados. A variância é estimada usando a estimativa por máxima verossimilhança (do inglês, *Maximun Likelihood Estimation*, MLE). Em seguida, é aplicada uma operação de convolução na imagem utilizando um filtro de passa-baixa gerado com base nos pesos do algoritmo de interpolação. Essa filtragem remove as baixas frequências e aumenta a periodicidade do algoritmo de interpolação utilizado. Após essa operação, verifica-se a periodicidade do sinal a partir da Transformada Discreta de Fourier em que picos elevados indicam que imagem tenha sido submetida ao processo de interpolação. Essa técnica permite distinguir imagens reais de imagens sintéticas (geradas por computador).

Os passos para detecção do processo de interpolação são descritos a seguir.

- i. Aplicação de um filtro passa-alta de frequências na imagem. Esse filtro remove as informações de baixa frequência e intensifica a periodicidade quando a imagem foi gerada por algum algoritmo de interpolação. O filtro utilizado pelo autor é apresentado abaixo.

$$h(x, y) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

- ii. Estimativa da variância posicional, por meio do cálculo da média dos pixels das diagonais ($m(d)$). Este passo projeta a imagem como um sinal unidimensional $m(d)$, que representa a estimativa da variância correspondente a diagonal. Assim de acordo com 2.89.

$$m(d) = \frac{\sum_{x+y=d} |h(x, y) * i(x, y)|}{N_d} \quad (2.89)$$

Em que d é o número de pixels ao longo da diagonal d^{th} utilizado para normalização.

- iii. Aplicação da Transformada Discreta de Fourier no vetor das médias
 $DFT(m(d)) = M(e^{j\omega})$.
- iv. Análise de pico no sinal $M(e^{j\omega})$ quando $\omega = \pi$. A amplitude pico em $\omega = \pi$ é quantificada utilizando 2.90:

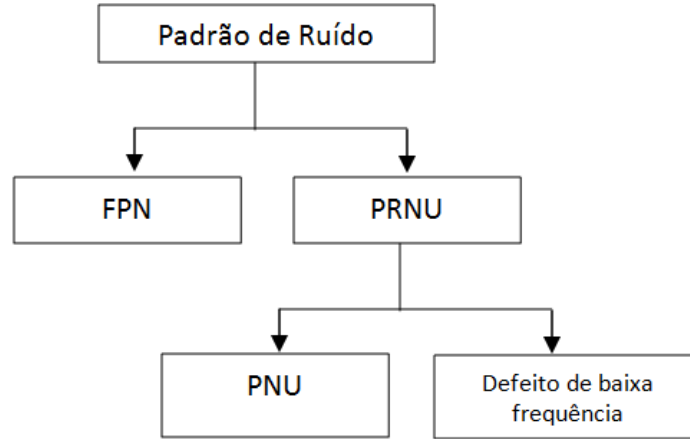
$$s = \frac{|M(e^{j\omega})|_{\omega=\pi}}{k} \quad (2.90)$$

Em que k é o valor médio do espectro. A normalização por k é importante para a distinção entre o verdadeiro algoritmo de interpolação e imagens contendo sinais ou ruídos com grande energia em toda a frequência do espectro.

2.5.3.2. Algoritmo de Detecção de Adulteração e Dispositivos de Captura através do Padrão de Ruído

No âmbito do reconhecimento da origem de uma imagem, Lukas et al (2006) propõem uma nova abordagem para reconhecimento do dispositivo de captura de imagens baseado no padrão de ruído do sensor que é inserido involuntariamente na imagem. As imagens podem ser contaminadas por diversos tipos de ruídos, podendo ser classificados em dois tipos: Ruído Fixo (FPN) e foto-responsividade não uniforme (do inglês, *Photo-Response Non-Uniformity noise*, PRNU). O padrão de ruído fixo (FPN) é causado por *dark currents* gerado quando o sensor não é exposto à luz. É um tipo de ruído aditivo removido automaticamente pelo dispositivo. Além disso, esse não é considerado por depender da exposição do sensor e temperatura. O PRNU é gerado por defeitos de baixa frequência que dependem de fatores externos e inconsistências nos pixels criadas durante a fabricação do sensor conhecidas como não uniformidade dos pixels (*pixel non-uniformity*, PNU). O PNU está presente em todas as imagens de um dispositivo, de modo que torna possível a criação de um padrão de ruído específico. A Figura 19 ilustra como pode ser classificado o ruído adicionado em uma imagem.

Figura 19. Há duas classificações distintas para o ruído inserido em uma imagem durante o processo de captura: FPN e PRNU. O padrão de ruído fixo (FPN) é causado por *dark currents* gerado quando o sensor não é exposto a luz. O ruído foto-responsividade não uniforme (PRNU) é causado por pixels não uniformes (PNU) e defeito de baixa frequência ocasionado por características externas.



Fonte: Lukas *et. al.* (2006)

Como mencionado, em uma imagem pode estar contido tanto ruído aleatório, quanto ruído fixo. Desse modo, a imagem de saída do sensor (sem processamento) pode ser compreendida utilizando 2.91:

$$y_{i,j} = f_{i,j}(x_{i,j} + n_{i,j}) + c_{i,j} + \varepsilon_{i,j} \quad (2.91)$$

Em que $y_{i,j}$ representa a saída do sensor para $i=1, \dots, M$, e $j=1, \dots, N$, onde $M \times N$ é a resolução do sensor, $x_{i,j}$ é a luz incidente, $n_{i,j}$ é o ruído aleatório aditivo, $c_{i,j}$ é *dark current*.

Para obter o padrão do ruído do sensor, calcula-se a média de várias imagens de uma mesma câmera, sendo que essa operação reduz ruído aleatório e realça ruído padrão. O padrão é obtido a partir de uma técnica chamada *flat fielding*, em que os valores dos pixels são corrigidos pelo ruído aditivo FPN e então dividido pela média das imagens $f_{i,j}$, como mostra 2.92.

$$\hat{x}_{i,j} = (y_{i,j} - c_{i,j}) / \hat{f}_{i,j} \quad (2.92)$$

Em que $\hat{x}_{i,j}$ é a saída do sensor após a correção e $\hat{f}_{i,j}$ é uma aproximação para $f_{i,j}$ obtida pela média de K imagens de uma cena uniforme $f_{i,j}^{(k)}$, $k = 1, 2, \dots, K$. como mostra 2.93.

$$\hat{f}_{i,j} = \frac{\sum_k f_{i,j}^{(k)}}{\frac{1}{m \times n} \sum_{i,j,k} f_{i,j}^{(k)}} \quad (2.93)$$

O reconhecimento é realizado a partir do cálculo da correlação entre o ruído padrão do dispositivo e a imagem analisada. De modo semelhante, utiliza-se essa mesma abordagem para reconhecimento de adulterações em imagens. Nessa abordagem, as áreas forjadas puderam ser identificadas através da verificação da consistência do seu ruído residual com o ruído de padrão do elemento do sensor em particular. A falsificação é detectada calculando a correlação entre a região residual da imagem observada e o ruído padrão gerado pela média das imagens.

Assim, de forma prática, para decidir se uma imagem p pertence a um dispositivo C , calcula-se a correlação ρ_C entre o ruído residual e o padrão do dispositivo de referência P_C . O ruído residual é calculado utilizando 2.94.

$$n^{(k)} = p^{(k)} - F(p^{(k)}). \quad (2.94)$$

Em que, K é o total de imagens de um dispositivo específico, p é uma imagem de entrada e F é filtro de suavização. Então, a correlação é calculada utilizando 2.95.

$$\rho_C(p) = \text{corr}(n, P_C) = \frac{(n - \bar{n}) \cdot (P_C - \bar{P}_C)}{\|n - \bar{n}\| \|P_C - \bar{P}_C\|}, \quad (2.95)$$

Em que a barra sobre o símbolo denota a média.

2.5.3. Comparação entre os Métodos para Análise Forense em Imagens Digitais

Diante dessas abordagens descritas, percebe-se que há vários métodos distintos de reconhecimento de dispositivos e adulteração em imagens digitais. O Quadro 3 a seguir apresenta as principais características dos métodos descritos nesse trabalho.

Quadro 3. Comparação entre os métodos descritos nesse trabalho. A comparação é feita observando os critérios de abordagem, análise do método, utiliza imagens com ou sem compressão, Qualidade da compressão JPEG e tipos de manipulação detectadas pelo método. Alta¹: refere-se a imagens com taxa de compressão acima de 90. Baixa²: Refere-se a imagens com taxa de compressão abaixo de 90.

	Tipo de Abordagem		Análise do Método		Compressão		Qualidade JPEG		Manipulação	
	Padrão CFA	Artefatos JPEG	Objetiva	Subjetiva	Sem	Com	Alta ¹	Baixa ¹	Clonagem	Composição
Popescu e Farid (2005)	X			X	X		X		X	X
Choi et. al. (2011)	X		X		X		X		-	-
Dirik e Memon (2009)	X			X	X		X			X
Kirchner (2010)	X		X		X		X		-	-
Takamatsu et. al (2010)	X		X		X		X		-	-
Farid (2009)		X	X			X		X		X
Fridrich et. al. (2003)		X		X		X		X	X	
He et. al (2006)		X		X		X		X	X	X
Li et. al. (2008)		X		X		X		X	X	
Abordagem Proposta	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X

De acordo com o Quadro 3, é possível observar que os métodos descritos possuem particularidades específicas e que não englobam todos os quesitos referentes ao Reconhecimento de Adulteração em imagens com e sem compressão. Ainda observando o Quadro 3, nota-se que uma parte dos métodos trabalha com imagens com alta compressão JPEG, enquanto que os demais tratam imagens com baixa compressão. Da mesma forma, em relação ao tipo de manipulação, poucos deles trabalham com uma variedade de técnicas.

Por esse motivo, a proposta desse trabalho consiste na criação de um método baseado nas técnicas descritas que utilizam a combinação de algoritmos de reconhecimento de adulteração por do padrão CFA e artefatos JPEG. Apesar de não ser o foco dessa pesquisa, a análise do padrão do sensor e artefatos JPEG também permite informar se a imagem foi submetida a algum tipo de pós-processamento, tendo em vista que essa operação modifica a estrutura interna da imagem. Em outro aspecto, Lin e Tsay (2015) propuseram uma abordagem para Reconhecimento de Adulteração que detecta o tamanho dos blocos JPEG. Segundo os autores, outras versões como JPEG 8 fornecem tamanho de blocos arbitrários de 1x1 a 16x16. Autores como, Bovik e Liu (2001) e Liu e Heynderickx (2008) descrevem em seus trabalhos uma métrica para analisar a qualidade da imagem e, consequentemente, a taxa de compressão.

2.6. CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE O CAPÍTULO

Neste capítulo, foram abordados os conceitos inerentes à compressão dessa pesquisa. Pôde-se perceber que existem inúmeras formas de modificar o contexto semântico de uma imagem por meio de técnicas de adulteração. A utilização dessas técnicas pode gerar vários tipos de inconsistências, como padrão CFA, padrão de ruído do sensor, iluminação e

algoritmos de interpolação. Além disso, outras técnicas permitem gerar imagens sintéticas a partir de métodos de computação gráfica. A precisão das técnicas de adulteração existentes permite que tais operações sejam imperceptíveis visualmente.

Em outro aspecto, foi apresentado o processo de aquisição de uma imagem digital em que uma de suas etapas consistia no processo de interpolação. Assim, foram descritos ao longo do capítulo alguns algoritmos de interpolação, tais como, bilinear, VNG, AHD, PPG, NAT e Algoritmo Sensível às bordas. Esses algoritmos dividem-se em duas categorias: adaptativos e não adaptativos. O algoritmo bilinear se enquadra na categoria dos não adaptativos, pois durante o processo de estimativa do pixel desconhecido não é realizada nenhuma análise de verificação de presença de bordas ou textura na vizinhança do pixel. Essa operação é realizada por algoritmos adaptativos e permite que o pixel desconhecido tenha o valor mais próximo do valor real, reduzindo artefatos de interpolação e cor falsa. Os demais algoritmos se enquadram nessa categoria, distinguindo-se apenas no tamanho e conceito de vizinhança.

Em relação aos métodos propostos na literatura, foi possível perceber que existem várias técnicas para reconhecimento de adulteração em imagens digitais que analisam a inconsistência do padrão CFA e dos artefatos JPEG. No contexto de análise do padrão CFA, grande parte dos métodos descritos analisa a correlação entre os pixels, tendo em vista que a adulteração destrói a correlação do pixel e sua vizinhança. Outros métodos analisam a variância do ruído dos pixels. Nesse caso, os pixels interpolados possuem menor variância quando comparados aos pixels não interpolados. Isso ocorre devido grande parte dos algoritmos de interpolação estimar o pixel desconhecido a partir de uma operação de média que permite a redução do ruído de uma imagem. Essas técnicas permitem reconhecer tanto a adulteração quanto o padrão CFA do dispositivo. Em um contexto similar, foram apresentadas técnicas que reconhecem a adulteração e o dispositivo de captura a partir da análise do padrão do ruído da imagem. Para isso, primeiramente é necessário obter o padrão do ruído do sensor que é gerado durante o processo de fabricação, sendo único a cada dispositivo de captura. A partir desse padrão calcula-se a correlação entre o padrão de ruído da imagem analisada e o padrão do dispositivo. A alta correlação indica que a imagem pertence ao dispositivo analisado. Essa mesma operação pode ser feita para verificar se a imagem possui adulteração, calculando a correlação entre o padrão do ruído da região da imagem analisada como padrão do ruído do dispositivo. Em outro contexto, foi apresentada uma técnica que permite diferenciar imagem gerada por computador de uma imagem gerada por dispositivo de captura. Essa técnica utiliza a Transformada Discreta de Fourier para analisar os picos das frequências

geradas. Nessa análise pôde-se notar que imagens com maior periodicidade e picos de frequência indicam que a imagem tenha sido submetida a algum processo de interpolação enquanto que menor periodicidade e baixos picos indicam que a imagem foi gerada por computador.

Nesse mesmo contexto, foram descritos métodos para análise da inconsistência dos artefatos JPEG. De modo similar a análise do padrão CFA, alguns métodos analisavam a correlação entre os blocos JPEG. Essa operação permite reconhecer uma possível adulteração. Assim, a região adulterada é identificada como a que obtiver menor correlação quando comparada com o restante da imagem. Nesse mesmo sentido, alguns métodos reconhecem a adulteração da imagem a partir da demarcação dos blocos JPEG da imagem. Após a identificação dos blocos, analisa-se se há inconsistência dos blocos de alguma região da imagem.

Ao término do capítulo pôde-se notar que os métodos descritos englobam casos específicos da análise forense em imagens. Alguns deles analisam apenas o Padrão CFA e outros apenas os artefatos JPEG. Além disso, possuem escopo limitado em relação aos tipos de manipulação que podem reconhecer e em relação à qualidade da imagem. Desse modo, tendo em vista essas limitações, a proposta dessa pesquisa consiste em desenvolver um método capaz de reconhecer adulteração em imagem com e sem compressão JPEG, analisando tanto o padrão CFA quanto os blocos JPEG da imagem.

Capítulo 3

3 METODOLOGIA

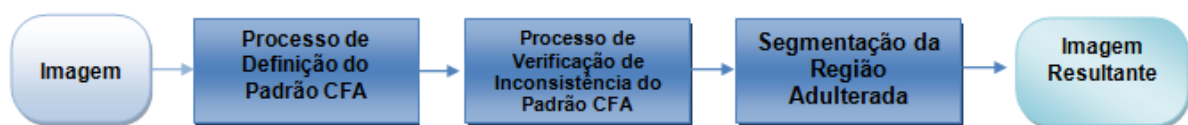
Este capítulo apresenta as descrições referentes ao método desenvolvido na pesquisa e à metodologia de avaliação experimental utilizada.

3.1 MÉTODO PARA ANÁLISE DA INCONSISTÊNCIA DO PADRÃO CFA

Esse método se baseia na análise da vizinhança de um pixel descrita no trabalho de Choi et. al (2011). Nele, o autor classifica como pixel interpolado aquele cujo valor encontra-se no intervalo da vizinhança e não interpolado, caso contrário. Como pôde ser visto, a vizinhança de um pixel varia de acordo com o canal de cor e o algoritmo de interpolação utilizado. O algoritmo de interpolação Bilinear é base para a análise da vizinhança utilizada para estimar os pixels interpolados e não interpolados da imagem dessa abordagem. A partir dessa classificação é possível obter o Padrão CFA do dispositivo.

A classificação dos pixels interpolados e não interpolados é a informação chave para o Reconhecimento de Adulteração proposta nesse trabalho. Desse modo, a análise da inconsistência do Padrão CFA consiste em observar quais pixels foram classificados incorretamente. O processo de Reconhecimento de Adulteração a partir da análise da inconsistência do Padrão CFA é ilustrado na Figura 20.

Figura 20. Processo de Reconhecimento de Adulteração a partir da análise de Inconsistência no Padrão CFA. A primeira etapa é definir o Padrão CFA, em seguida verifica quais pixels foram classificados incorretamente. Por fim, a região adulterada é segmentada gerando a imagem resultante.



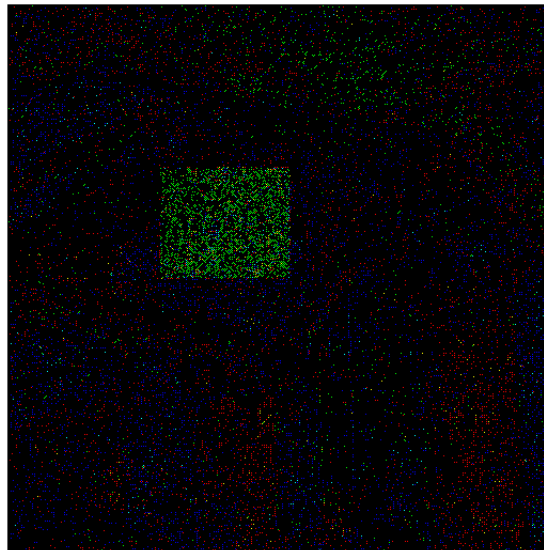
Fonte: Elaborada pelo autor.

Neste trabalho são propostas três maneiras de realizar a segmentação da região adulterada. A primeira proposta utiliza o algoritmo de Aprendizagem de Máquina (AM) *K-means* para realizar a segmentação. Esse algoritmo é categorizado como não supervisionado e sua finalidade é agrupar dados de acordo com sua similaridade. O agrupamento ocorre a partir

da definição de centroides que agrupam os dados utilizando alguma métrica de distância. A quantidade de centroides utilizada para o agrupamento depende da variação do parâmetro K .

Durante o processo de verificação da inconsistência do padrão CFA, pôde ser observado uma densidade maior de pixels na região adulterada, como mostra a Figura 21.

Figura 21. Resultado do processo de análise da inconsistência do Padrão CFA. É possível perceber que a região adulterada possui uma concentração maior de pixels verdes, distinguindo-os de toda imagem.

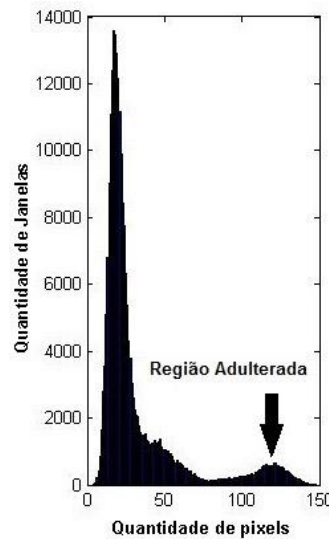


Fonte: Elaborada pelo autor.

A partir dessa observação, o vetor de atributos é gerado utilizando uma janela deslizante de tamanho 32x32 em toda a imagem, realizando a contagem dos canais de cor presentes em cada janela. Nesse processo, foram identificados os pixels de cor ciano, amarelo, verde, vermelho e azul. O pixel de cor branca poderia ser identificado se houvesse a inconsistência dos três canais de cor azul, vermelho e verde, porém, cada ponto é formado por um pixel original e dois interpolados, impossibilitando essa ocorrência. Da mesma forma para o magenta, formado pelos canais de cor azul e vermelho. Assim, pelo próprio padrão de Bayer, não há possibilidade dessa ocorrência devido à relação que há entre esses canais, pois em uma mesma posição apenas um dos canais é interpolado. Então, o vetor é composto por cinco atributos: vermelho, azul, verde, ciano e amarelo, e cada um desses atributos é composto pela quantidade de ocorrências de cada canal de cor. Utiliza-se o *K-means* para agrupar duas classes, região adulterada e não adulterada. Porém, a divisão em duas classes faz com que o algoritmo segmente a imagem mesmo que não haja região adulterada. Esse problema é tratado na segunda proposta de segmentação.

A segunda proposta consiste em analisar o comportamento dos histogramas gerados a partir do vetor de atributos para cada canal de cor. Foi possível observar, a partir dessa análise, que os histogramas da imagem adulterada possuíam picos e vales, de modo que a região adulterada localizava-se no menor pico como pode ser visto na Figura 22. A segmentação da região adulterada visa à criação de um limiar baseado no mínimo local. O pico referente à região adulterada pode estar no início ou no fim do histograma. Dessa forma, a marcação na imagem resultante ocorre de acordo com essa definição, analisando as janelas que obtiveram valor menor ou maior que o limiar, dependendo da posição do menor pico.

Figura 22. Histograma de uma imagem adulterada. É possível perceber que a distribuição gera picos e vales. A região adulterada está localizada no menor pico.



Fonte: Elaborada pelo autor.

A definição do limiar é feita utilizando a função *multithresh* disponível na ferramenta Matlab. Essa função é baseada no modelo desenvolvido por Otsu (1979) que localiza o mínimo global ótimo em um histograma. Apesar de ser um método preciso, mesmo que não haja distinção entre os picos, essa função sempre irá dividir o histograma em duas classes. Dessa forma, o algoritmo sempre irá exibir uma região segmentada mesmo que a imagem tenha sido adulterada. A solução encontrada para esse problema foi analisar a diferença que há entre os picos separados pelo limiar encontrado pela função. Essa distinção é feita de acordo com 3.1.

$$R = \frac{L_1}{L_2} \quad (3.1)$$

Em que L_1 é a soma dos valores menores que o limiar e L_2 é a soma dos valores maiores que o limiar. Um segundo limiar com valor de 0,2 foi definido a partir de uma análise da taxa de precisão do método. Por fim, a classificação é realizada de acordo com os passos a seguir:

- i. Gerar vetor de atributos para cada canal de cor.
- ii. Aplicar a função *multithresh* em cada vetor;
- iii. Calcular o valor de R ;
- iv. Verificar se o valor de R é menor que 0,2;
- v. Verificar quais as janelas são maiores ou menores que o Limiar definido pela função, dependendo da posição do menor pico.

A terceira proposta de segmentação é análoga à proposta anterior, havendo a substituição do passo 3 e 4. Nesse caso, a função *multithresh* retorna, além do mínimo local, um valor entre 0 e 1 indicando a confiabilidade do mínimo encontrado. Essa informação é útil quando se tem o problema já mencionado, a dificuldade em distinguir os picos dos histogramas. Desse modo, a classificação da região adulterada é feita de acordo com os passos a seguir.

- i. Gerar vetor de atributos para cada canal de cor.
- ii. Aplicar a função *multithresh* em cada vetor;
- iii. Verificar se o valor do Limiar é menor que o valor de confiabilidade;
- iv. Verificar quais as janelas são maiores ou menores que o Limiar definido pela função, dependendo da posição do menor pico.

O valor de confiabilidade foi obtido a partir da análise da taxa de precisão do método. Para isso, foram utilizados um subconjunto de 20 imagens para realização dos testes. A partir de uma análise empírica, observou-se que as imagens que obtiveram maior taxa de precisão possuía valor de limiar acima de 0,6. Após realizar a média das taxas de precisão do subconjunto testado, obteve-se o valor de 0,7 de confiabilidade.

3.2 MÉTODO PARA ANÁLISE DA INCONSISTÊNCIA DOS BLOCOS JPEG

Esse método baseia-se na análise da inconsistência dos blocos JPEG descrito no trabalho de Li *et. al.* (2008). Essa inconsistência ocorre em imagens manipuladas pela técnica de composição - quando há combinação de imagens com qualidades de compressão distintas - e pela técnica de clonagem - quando uma região da imagem é copiada para outro lugar. Esses tipos de manipulações, como já descrito, destroem a correlação entre os pixels de uma imagem, tornando possível, a partir dessa técnica, o reconhecimento de uma possível adulteração.

Para a verificação de inconsistência entre os blocos JPEG, a princípio, é necessário localizar o BAG, que trata dos blocos gerados na imagem após a compressão. Como descrito na Seção 2.4, o padrão JPEG comprime uma imagem dividindo-a em blocos de tamanho 8x8. Li. et. al. (2008) definem uma métrica para a localização do BAG denominada Efeito Local (do inglês, *Local Effect*, LE). Essa métrica permite observar o efeito da aplicação da DCT nos blocos ao longo da imagem. Dessa forma, ao utilizar uma DCT2 bidimensional em uma imagem ou em blocos, os coeficientes AC, depois da quantização, tendem a ter valores próximos a zero, enquanto os coeficientes DC tendem a obter valores maiores por conter grande parte das informações presentes na imagem. A partir dessa observação, é possível calcular o valor de LE para cada ponto da imagem, e, posteriormente, realizar a extração do BAG. A extração do BAG é feita utilizando a Equação 3.2.

$$LE_{m,n} = \frac{1}{S_{m,n}(0,0)} \sqrt{\left[\sum_{i=0}^7 S_{m,n}^2(i,7) + S_{m,n}^2(7,i) - S_{m,n}^2(7,7) \right]} \quad \text{Equação 3.2}$$

Em que $m = 1, \dots, R$ e $n = 1, \dots, C$, para uma imagem de tamanho $R \times C$.

Os valores dos coeficientes AC iguais ou próximos de zero indicam a posição correta do BAG. Caso contrário, indicam que há um deslocamento do bloco da imagem. Assim, à medida que a janela é deslizada ao longo da imagem, o valor do LE vai aumentando e passa a diminuir quando chega ao início de outro bloco. O BAG da imagem está localizado nos pontos de valores mínimos que podem ser obtidos utilizando as Equações 3.3, 3.4, 3.5 para uma imagem de tamanho $R \times C$.

$$S(k, l) = \sum_{i=0}^{\frac{R}{8}-1} \sum_{j=0}^{\frac{C}{8}-1} LE(i * 8 + k, j * 8 + l) \quad (3.3)$$

para $k= 0, 1, \dots, 7$ e $l= 0, 1, \dots, 7$

$$M(k, l) = \frac{S(k, l)}{N} \quad (3.4)$$

Em que:

- N é o total de blocos da imagem.
- $M(k, l)$ é a média dos LE's, para $k=0, 1, \dots, 7$ e $l=0, 1 \dots 7$.

$$(k^*, l^*) = \arg \min_{k, l} M_{k, l} \quad (3.5)$$

Em que k^* e l^* são as posições de linha e coluna, respectivamente, do início do BAG da imagem.

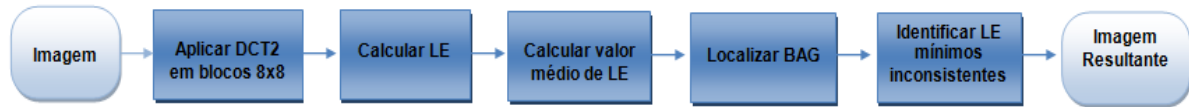
São propostas duas abordagens para verificação da inconsistência do BAG. A primeira abordagem verifica se os valores de LE mínimo estão localizados em uma posição marcada como BAG, caso não esteja, é marcado na imagem resultante como suspeito.

A seguir são descritos os passos dessa abordagem:

- i. Aplicar a DCT2 nos blocos 8x8 da imagem;
- ii. Calcular o LE utilizando a Equação 3.2 para cada ponto da imagem;
- iii. Calcular o valor médio dos LE utilizando as Equações 3.3 e 3.4;
- iv. Marcar o BAG da imagem tendo como início a posição gerada pela Equação 3.5;
- v. Percorrer toda imagem e verificar quais os valores de mínimo não estão localizados em posição de BAG.

A Figura 23 ilustra o processo de Reconhecimento de Adulteração a partir da análise da posição dos LE mínimos.

Figura 23. Processo de análise de inconsistência do BAG a partir da verificação das posições dos LE's mínimos. A primeira etapa do processo é aplicar a DCT2 em blocos 8x8 da imagem. Em seguida, calcular o valor de LE e localizar o BAG da imagem. Por fim, verificar se os valores de LE mínimo estão localizados em posição de BAG.



Fonte: Elaborada pelo autor.

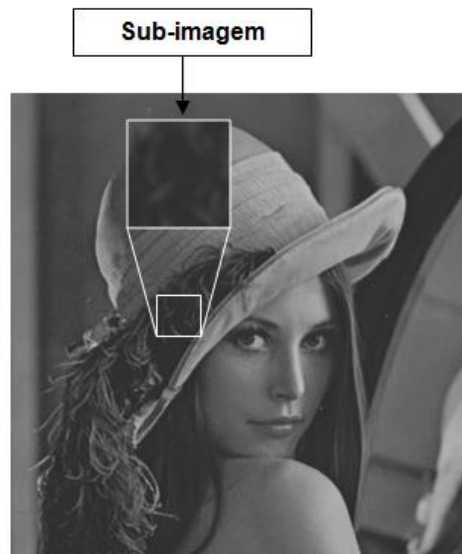
Um caso particular a ser observado são as imagens com alto grau de textura e bordas, pois ao ser aplicado a DCT2 nessas regiões, os valores obtidos estarão localizados nos coeficientes AC após a quantização. Apesar disso, não se torna uma limitação para o método de extração do BAG.

De maneira análoga, após a aplicação da DCT2 em um bloco ou imagem, grande parte das informações concentra-se no coeficiente DC e, no caso de áreas homogêneas, há concentração total. Por esse motivo, essas regiões geram o mesmo valor de LE e, portanto, mesmo BAG. Isso ocorre devido à utilização do coeficiente DC no cálculo do LE. Esse fato gera falsos positivos durante o processo de verificação da inconsistência do BAG. Ambas abordagens propostas tratam esse fato analisando as regiões que obtiveram múltiplos mínimos após o cálculo do LE.

A análise de inconsistência é feita separadamente em cada canal de cor, de modo que, a imagem de saída é resultado da combinação desses canais que, em seguida, é convertida para nível de cinza. Assim, a segmentação da região adulterada é feita a partir da proporção de pixels contidos em uma janela deslizante previamente definida e o valor do nível de cinza. Nesse caso, a janela possui tamanho 32x32, devendo haver proporção de pixel acima de 5% e nível de cinza maior ou igual a 0,7. Esses valores foram obtidos a partir da análise da taxa de acurácia.

A segunda abordagem proposta é análoga a anterior. Nesse caso, verifica-se a inconsistência entre BAG de uma janela deslizante e a região correspondente na imagem global, como pode ser visto na Figura 24.

Figura 24. A análise da inconsistência do BAG verifica a incompatibilidade do BAG da imagem de entrada e a imagem auxiliar, marcando os pontos que se diferem na imagem resultante. A sub-imagem é gerada à medida que a janela percorre por toda a imagem.



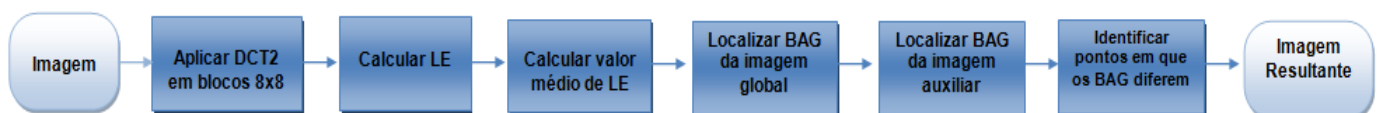
Fonte: Elaborada pelo autor.

Os passos dessa abordagem são descritos a seguir:

- i. Aplicar a DCT2 nos blocos 8x8 da imagem;
- ii. Calcular o LE utilizando a Equação 3.2 para cada ponto da imagem;
- iii. Calcular o valor médio dos LE utilizando as Equações 3.3 e 3.4;
- iv. Marcar o BAG da imagem tendo como início a posição gerada pela Equação 3.5;
- v. Localizar BAG sub-imagem de tamanho 32x32 seguindo o mesmo processo feito para imagem global;
- vi. Marcar na imagem resultante os pontos de BAG da sub-imagem que se diferem do trecho correspondente na imagem de entrada.

A Figura 25 ilustra as etapas do processo de análise de inconsistência do BAG da imagem.

Figura 25. Processo de análise de inconsistência do BAG a partir da verificação de incompatibilidade do BAG da imagem auxiliar e imagem global. A primeira etapa do processo é aplicar a DCT2 em blocos 8x8 da imagem. Em seguida, calcular o valor de LE e localizar o BAG da imagem. Por fim, verificar se o BAG da imagem auxiliar é compatível com o BAG da imagem global. Note que a imagem auxiliar corresponde a cada janela percorrida por toda a imagem.



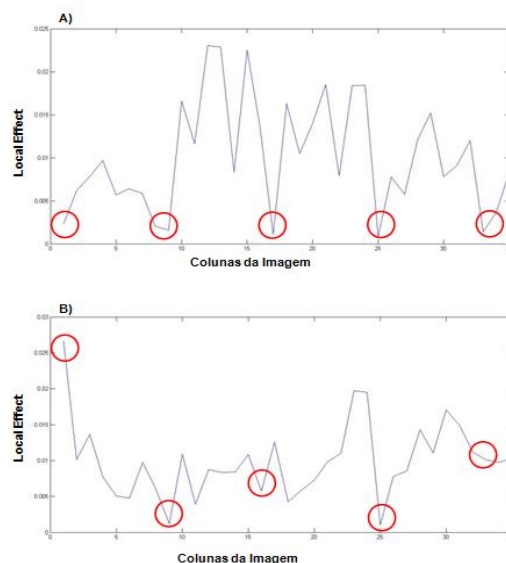
Fonte: Elaborada pelo autor.

A segmentação da região adulterada é feita do mesmo modo que a abordagem anterior, distinguindo-se apenas nos parâmetros. Nesse caso, o valor da proporção de pixels é 20% devido à imagem resultante apresentar maior densidade de pixels. A janela possui tamanho 32x32 e o nível de cinza deve ser acima de 0,7. Esses parâmetros foram obtidos a partir da análise da taxa de precisão. A janela pode variar de tamanho, sendo que, à medida que aumenta, menor será a taxa de falsos positivos.

3.3 DEFINIÇÃO DO LIMIAR PARA SELEÇÃO DO MÉTODO

Como já descrita, a proposta dessa pesquisa consiste em reconhecer adulterações em imagens digitais em formato com e sem compressão. Nas duas seções anteriores foi abordado o funcionamento isolado de cada método. Desse modo, a abordagem geral deve integrar esses dois métodos, de modo que, a seleção do método adequado possa ser realizada a partir da definição de um limiar global. O limiar proposto baseia-se na ideia de verificação da taxa de compressão de uma imagem. De acordo com a observação feita sobre a distribuição dos valores de LE, pôde-se notar que, conforme a qualidade JPEG aumenta, os valores de LE tendem a ser mais próximos e distanciam-se conforme a qualidade diminui. Essa observação pode ser vista na Figura 26.

Figura 26. A) Gráfico de distribuição de LE para uma imagem com qualidade de compressão 40. B) Gráfico de distribuição de LE para uma imagem com qualidade de compressão 90. Note que a imagem com baixa compressão possui maior distinção entre o centro do bloco e a fronteira enquanto que a imagem com maior qualidade a distribuição é mais homogênea. O círculo vermelho representa a fronteira do bloco JPEG.



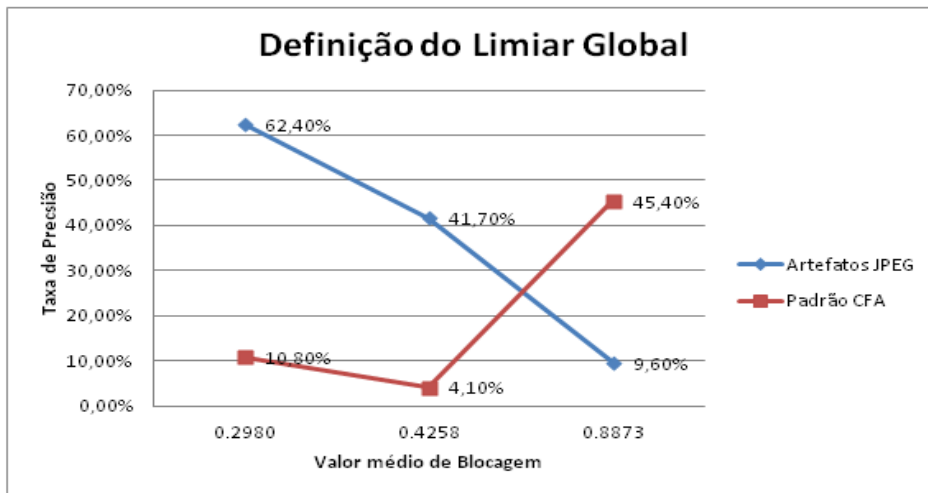
Fonte: Elaborada pelo autor.

A taxa de compressão é calculada de acordo com 3.6.

$$Tx = \frac{M_2}{M_1} \quad (3.6)$$

Em que M_2 é o valor médio de LE nas fronteiras e M_1 é o valor médio de LE no centro do bloco, correspondendo a quatro valores. Assim, valores de T_x próximos a 1 indicam maior qualidade da imagem e menor blocagem, e valores próximos a 0 indicam menor qualidade da imagem e maior blocagem. O valor de limiar foi obtido a partir da análise da taxa de precisão para cada valor médio de taxa de compressão, como pode ser visto na Figura 27.

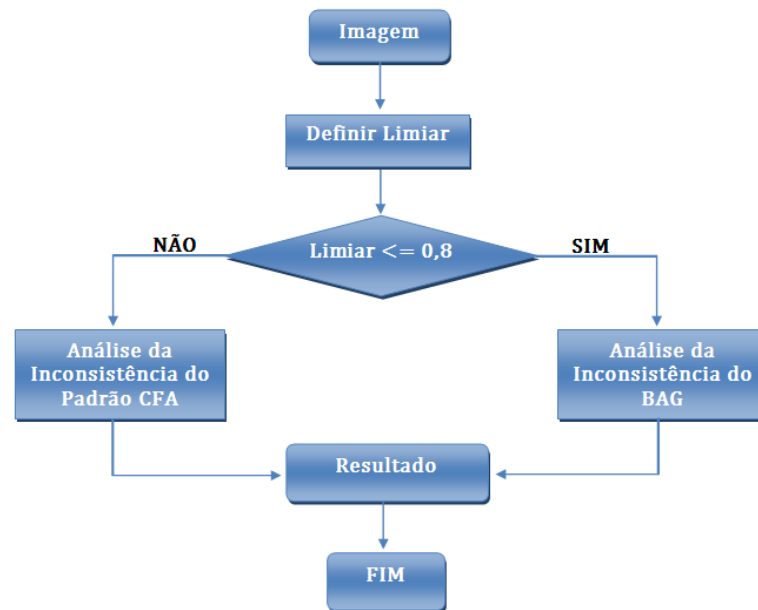
Figura 27 Definição do Limiar global para seleção do método de Reconhecimento de Adulteração a partir da taxa de blocagem. Os valores médios de blocagem foram obtidos para imagens JPEG com qualidade 40, 70 e 100, respectivamente.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Nesse caso, o valor de limiar global utilizado é de 0,8 que corresponde ao ponto em que a taxa de acurácia do método para análise do Padrão CFA sobrepõe o método de análise do BAG da imagem. O processo de reconhecimento de adulteração para imagens com e sem compressão é ilustrado na Figura 28.

Figura 28. Fluxograma do Processo de Reconhecimento de Adulterações em imagens com e sem compressão. Inicialmente, é calculado o taxa de compressão da imagem. O método adequado é selecionado de acordo com a comparação entre o valor obtido e o valor do Limiar.



Fonte: Elaborada pelo autor.

A definição do limiar permite que o método proposto selecione a melhor abordagem de acordo com a taxa de compressão da imagem, sendo que a análise da inconsistência do Padrão CFA proporciona melhores resultados em imagens com baixa ou nenhuma compressão, enquanto que a análise da inconsistência do BAG proporciona melhores resultados para imagens com alta compressão. A seção a seguir apresenta as etapas para análise dos resultados.

3.4 METODOLOGIA DE AVALIAÇÃO EXPERIMENTAL

Dentre os vários algoritmos de interpolação de imagens, neste trabalho foram utilizados somente os algoritmos disponíveis na ferramenta *Dcrow* (COFFIN, 2014) usada para gerar as imagens em formato sem compressão. Desse modo, foram utilizados os algoritmos Bilinear, VNG, PPG e AHD. Como padrão CFA, utilizou-se o padrão de Bayer, devido a sua utilização em grande parte das câmeras comerciais. Para gerar as imagens em formato JPEG, foi utilizada a função *imwrite* disponível na ferramenta Matlab®. As imagens foram obtidas no site *Dpreview* em formato *Raw*. Todas as imagens possuíam tamanho extenso, por isso foram

reduzidas a 512x512 utilizando uma função implementada em Matlab® R2012b 8.0.0.783. A redução foi realizada por meio de um corte feito no centro da imagem.

Para efetivação do método, os testes foram realizados utilizando uma base de dados própria contendo imagens com e sem compressão JPEG. A quantidade de imagens utilizada é apresentada no Quadro 4.

Quadro 4. Quantidade de imagens utilizadas para realização dos testes.

Composição da Base de Dados				
Algoritmo de Interpolação	Quantidade de imagens TIFF	Compressão JPEG		
		Q = 40	Q = 70	Q = 100
Bilinear	60	60	60	60
VNG	60	60	60	60
PPG	60	60	60	60
AHD	60	60	60	60
Total Parcial	240	240	240	240
TOTAL = 960				

Dentre as imagens do Banco, foram utilizadas 180 imagens para o método de Análise da Inconsistência do BAG, 60 para cada tipo de qualidade JPEG (40, 70 e 100). Para o método de análise de inconsistência do Padrão CFA foram utilizadas todas as imagens do banco, uma vez que os algoritmos de interpolação utilizam vizinhanças distintas no processo de estimativa de um pixel. Por essa razão, os resultados variam de acordo com cada tipo de algoritmo. Para treinamento, foram utilizados um subconjunto de imagens de outra base criada composta por 120 imagens, sendo 60 para imagens sem compressão e 60 para imagens com compressão.

Para realização dos testes utilizando a primeira abordagem de Análise da Inconsistência do Padrão CFA, utilizou-se a função *K-means* disponível no software Matlab® R2012b 8.0.0.783, com os parâmetros apresentados no Quadro 5.

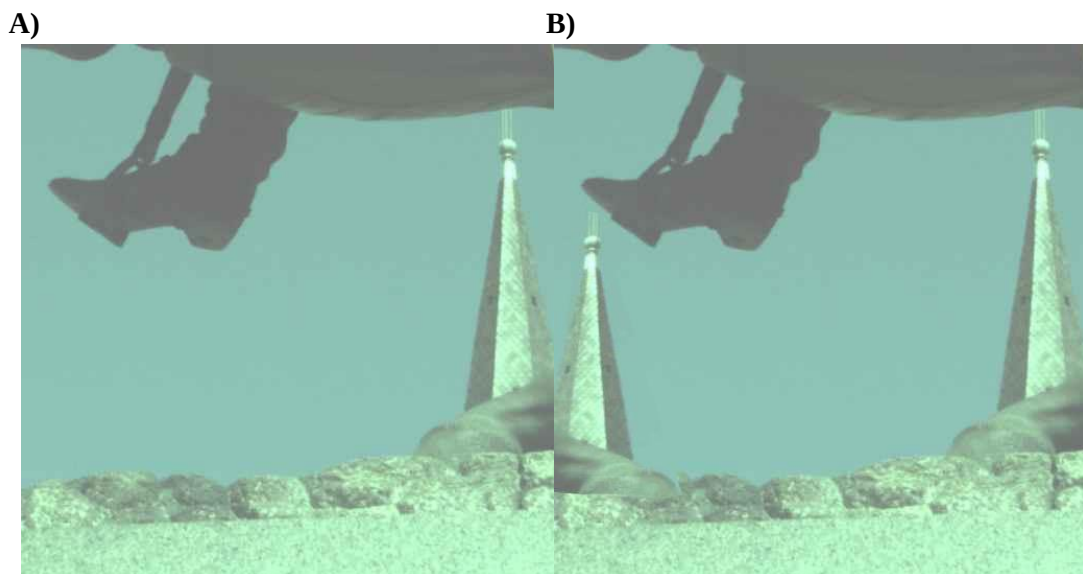
Quadro 5. Parâmetros utilizados para Reconhecimento de adulterações com K-means. As demais variações utilizaram os parâmetros *default*.

Parâmetro	Variação
K	2
<i>EmptyAction</i>	<i>Singlenton</i>

A variação do parâmetro *EmptyAction* é utilizado quando o classificador não consegue agrupar de acordo com o número de classes previamente definido. O *Singleton* cria um novo grupo a partir da observação do centróide mais distante. A escolha desses parâmetros se deve ao fato de que em algumas imagens a região marcada como adulterada apresentava menor dimensão em relação ao restante da imagem. Por isso, durante o processo de localização dos centróides das classes, a probabilidade de estarem localizados na mesma região tornava-se maior, impedindo que o algoritmo separasse as classes corretamente.

A base de dados é composta por imagens adulteradas utilizando as técnicas de composição e clonagem. Para a técnica de composição, foi adotado o critério de combinação de imagens interpoladas por algoritmos distintos, no caso de imagens em formato TIFF, e combinação de imagens com diferentes qualidades JPEG, no caso de imagens com compressão. A Figura 29 ilustra uma imagem adulterada pela técnica de clonagem.

Figura 29. A) Imagem original. B) Imagem adulterada a partir da técnica de clonagem.



Fonte: Elaborada pelo autor.

A Figura 30 ilustra uma imagem adulterada a partir da técnica de composição de imagens com qualidade JPEG distintas.

Figura 30. A) Imagem original. B) Imagem adulterada utilizando a técnica de composição para imagens com qualidade JPEG distintas.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Para avaliação do método proposto, utilizou-se o problema de duas classes, uma positiva, representando a região adulterada, e outra negativa, representando o resto da imagem. A análise dos resultados foi realizada a partir da Matriz de Confusão como mostra o Quadro 6.

Quadro 6. Matriz de confusão para o problema de duas classes: Positiva representando a região adulterada e Negativa o restante da imagem.

		Classe predita	
		+	-
Classe verdadeira	+	Verdadeiros Positivos (VP)	Falsos Negativos (FN)
	-	Falsos Positivos (FP)	Verdadeiros Negativos (VN)

As medidas de desempenho utilizadas para aferir o método são apresentadas no Quadro 7 a seguir.

Quadro 7. Medidas de desempenho utilizadas para avaliação do método proposto.

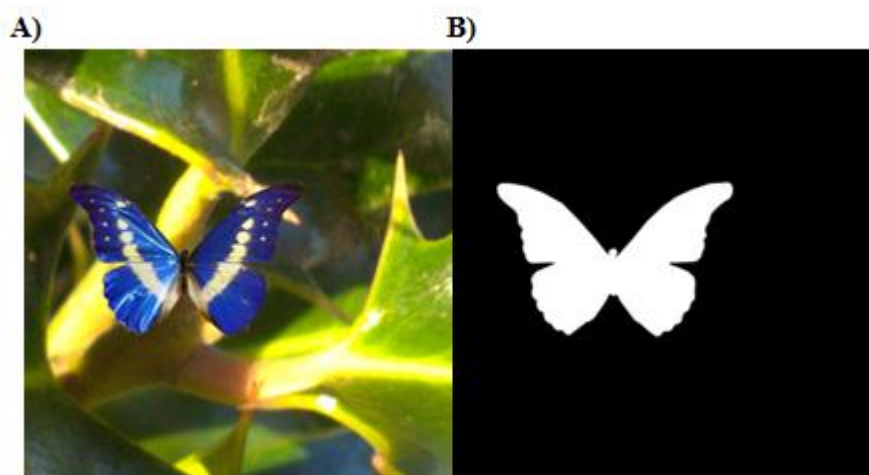
Medida de Desempenho	Fórmula
Acurácia	$ac(\hat{f}) = \frac{VP + VN}{n}$
Precisão	$prec(\hat{f}) = \frac{VP}{VP + FP}$

Sensibilidade	$sens(\hat{f}) = \frac{VP}{VP + FN}$
Especificidade	$esp(\hat{f}) = \frac{VN}{VN + FP}$

Em que VP representa a classe de verdadeiros positivos, VN a classes de verdadeiros negativo, FP a classes de falsos positivos e FN a classes de falsos negativos.

Todas as imagens referentes à classe verdadeira foram geradas manualmente, como mostra a Figura 31.

Figura 31. A) Imagem adulterada utilizando a técnica de composição. B) Resultado esperado após a execução do método de Reconhecimento de Adulteração.



Fonte: Elaborada pelo autor.

3.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE O CAPÍTULO

No capítulo apresentado, foram descritas as técnicas desenvolvidas durante essa pesquisa, as bases de dados utilizadas para realização dos testes e as medidas para avaliação de desempenho.

A abordagem proposta pode ser dividida em duas etapas: análise do padrão CFA e análise dos artefatos JPEG. Na primeira etapa, foram desenvolvidas três técnicas para análise da inconsistência do padrão CFA. Ambas baseiam-se na verificação da vizinhança local de um pixel e distinguem-se no processo de segmentação. Na primeira técnica utilizou-se o algoritmo *K-means* para segmentação da região adulterada. Para tanto, foi criado um vetor de atributos contendo a frequência de cada canal de cor em uma janela deslizante ao longo da imagem. Nesse processo, pôde-se notar que a região adulterada apresentava maior frequência

de um determinado canal, permitindo que o algoritmo segmentasse a região adulterada corretamente. A segunda e terceira técnica utiliza o vetor de frequência dos canais de cor para gerar os histogramas correspondentes e analisar a distribuição. Durante essa análise, notou-se que imagens adulteradas apresentadas histogramas bimodais. Desse modo, a localização do mínimo local que separava os picos do histograma permite a identificação da região adulterada. Essas técnicas utilizam uma função disponível no matlab baseada no limiar de Otsu, permitindo localizar o mínimo local ótimo dos histogramas. Essa função retorna um valor de limiar mesmo que o histograma apresente um único pico. Assim, cada técnica difere-se na criação do segundo limiar gerado para garantir que o histograma analisado apresente uma distribuição bimodal. Na segunda técnica, o limiar é gerado a partir do valor da razão entre a soma da distribuição dos valores antes do limiar pela soma da distribuição dos valores após o limiar. Dessa forma, pôde-se notar que valores próximos à zero indicavam que havia distribuição bimodal, permitindo segmentar a região adulterada. A terceira proposta utiliza o valor gerado pela função de Otsu em que valores próximos à um indica maior confiabilidade do limiar e, conseqüentemente, distribuição bimodal.

Na segunda etapa, foram desenvolvidas duas técnicas para análise da inconsistência dos artefatos JPEG. Para as duas técnicas, a princípio, é preciso localizar os blocos da imagem utilizando uma métrica definida como LE ou Efeito Local. Os blocos da imagem estão localizados em posições que apresentam valor mínimo de LE. Para a primeira técnica, verifica-se se o valor de LE mínimo está localizado em sua posição correta do bloco, caso contrário é marcado como suspeito na imagem de saída. Na segunda técnica, gera-se uma subimagem e localiza-se os blocos. Logo após, verifica-se os blocos da subimagem correspondem a imagem global, caso não sejam compatíveis, marca-se como suspeito na imagem de saída. Para a segmentação da região adulterada, em ambas as técnicas, utiliza-se uma janela deslizando ao longo da imagem e marca na imagem de saída o local que apresentar maior densidade de pixels.

Por fim, o método global seleciona uma das abordagens de acordo com a qualidade da imagem, sendo que imagens com alta qualidade utiliza-se o método de análise do padrão CFA e imagens com baixa qualidade utiliza-se o método de análise dos artefatos JPEG. A qualidade da imagem é calculada previamente de acordo com a métrica utilizada para cálculo do LE.

Capítulo 4

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nessa seção serão apresentados os resultados obtidos a partir da execução dos métodos descritos na Metodologia.

Os valores do Quadro 8 referem-se aos resultados obtidos a partir da utilização da primeira abordagem (A1) para reconhecimento de adulteração em imagens por meio da análise do Padrão CFA. Como descrito anteriormente, essa abordagem utiliza o *K-means* para a segmentação da região adulterada. Apesar desse algoritmo ter apresentado resultados satisfatórios, a limitação dessa abordagem está relacionada ao parâmetro *K* referente à quantidade de classes que serão agrupadas, pois o algoritmo irá segmentar uma região mesmo que a imagem não tenha sido adulterada ou a técnica não tenha reconhecido a adulteração e, por essa razão, foram realizados apenas alguns testes preliminares.

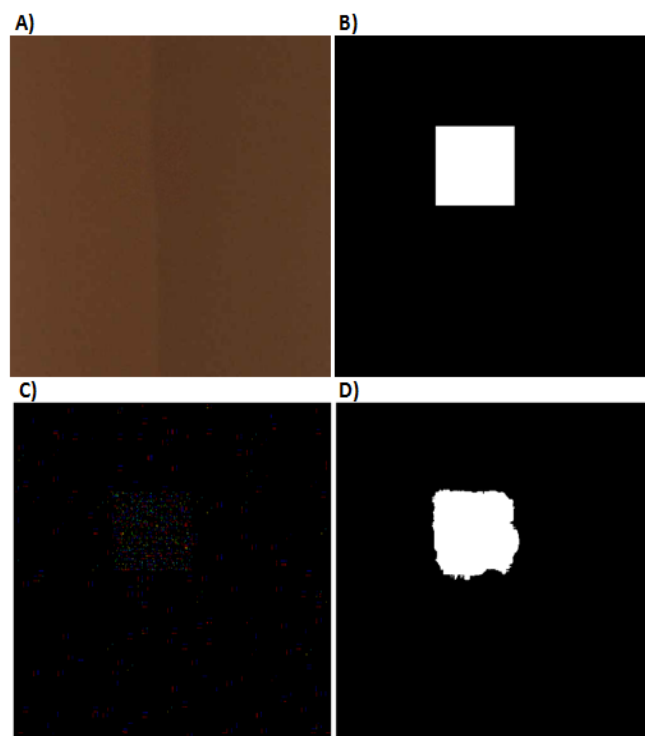
A partir da análise dos valores do Quadro 8, é possível notar que essa abordagem apresenta melhores resultados para imagens com baixa ou nenhuma compressão, como esperado. Isso ocorre devido à técnica descrita utilizar o valor médio da vizinhança do pixel para realizar a classificação e, por esse motivo, imagens com alta compressão tendem a ter pixels com valores próximos ou similares dentro dos blocos, dificultando a classificação. Analisando os valores do coeficiente de variação para imagens com compressão 100 e sem compressão, nota-se que a dispersão em torno da média é menor quando comparadas as imagens com qualidade JPEG inferior, atestando a hipótese apresentada. Assim, quanto menor for a compressão, melhor serão os resultados dessa abordagem.

Quadro 8. Medidas de desempenho referentes à utilização do Algoritmo AM K-means para segmentação da região adulterada relacionada a Abordagem de Reconhecimento de Adulterações através do Padrão CFA. Os valores são apresentados em porcentagem (%). M refere-se ao valor médio e CV refere-se ao Coeficiente de Variação.

		INCONSISTÊNCIA DO PADRÃO CFA - BILINEAR															
		Sensibilidade				Especificidade				Precisão				Acurácia			
		40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF
A1	M	53,7	48,6	75,7	83,7	66,2	63,8	85	95,3	14,4	9,8	55,8	81,7	65,6	62,6	84,6	94,1
	CV	66,8	66,8	42	25,5	16,5	13	20,3	11,7	132	93,5	74,7	37,7	18,5	13,5	20,6	12,5

A Figura 31 ilustra o resultado obtido utilizando essa abordagem para uma imagem com qualidade de compressão JPEG 40. Para essa imagem específica, foram obtidos valores de 97% de sensibilidade, 99% de especificidade, 91% de precisão e 99% de acurácia. Em consequência da alta compressão, a probabilidade de haver pixels similares é grande, e consequentemente, gera perda de informação, principalmente relacionada à vizinhança de um pixel, tornando a técnica de reconhecimento ineficaz. Nesse caso, só foi possível o reconhecimento devido à imagem da Figura 32 ter sido adulterada utilizando a técnica composição. Isso pode ocorrer apenas se a região adulterada tiver as informações de vizinhança preservadas.

Figura 32. A) Imagem Adulterada usando a técnica Composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo Algoritmo AM K-means. Imagem com qualidade de Compressão 40 e interpolada pelo algoritmo Bilinear.

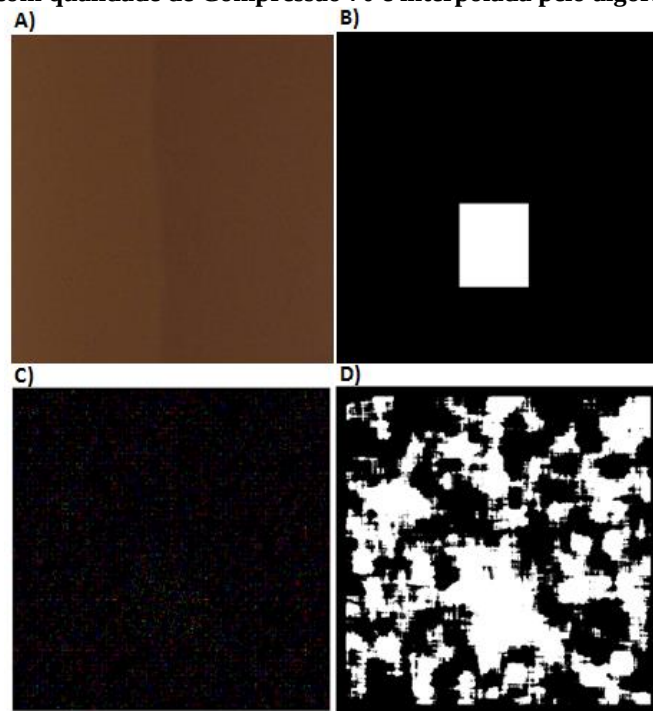


Fonte: Elaborada pelo autor.

A Figura 33 apresenta o resultado obtido para uma imagem com qualidade de compressão JPEG 70. É possível notar que, por razões de taxa de compressão, a similaridade entre os pixels dentro dos blocos JPEG é menor comparada à Figura 32. Apesar disso, a probabilidade de estarem dentro ou fora do valor médio da vizinhança é praticamente a mesma, de modo que a utilização da técnica baseada no Padrão CFA não consegue distinguir pixels interpolados de pixels não interpolados. Na Figura 33C pode ser visto que não há grande distinção entre os pixels marcados na imagem como suspeitos. Porém, nota-se

pequenas variações de pixels verdes, permitindo que várias regiões sejam segmentadas juntamente com o trecho adulterado. Para essa imagem foram obtidos valores de 88% para sensibilidade, 63% para especificidade, 12% de precisão e 64% de acurácia.

Figura 33. A) Imagem Adulterada a técnica clonagem. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo Algoritmo AM K-means. Imagem com qualidade de Compressão 70 e interpolada pelo algoritmo Bilinear.

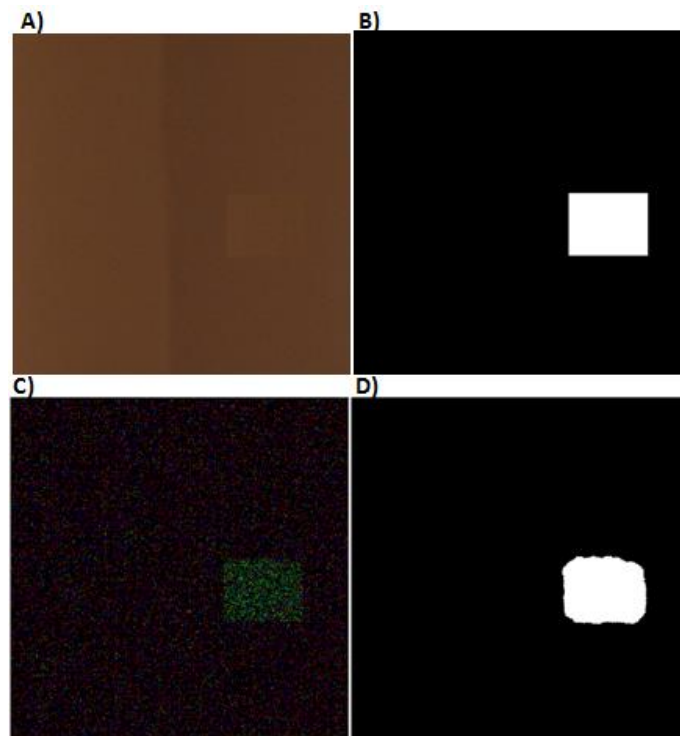


Fonte: Elaborada pelo autor.

A Figura 34 apresenta resultados obtidos para uma imagem com qualidade de compressão JPEG 100. Imagens que possui baixa ou nenhuma compressão apresentam melhores resultados para essa abordagem, visto que é preciso haver preservação de informação da vizinhança local do pixel que é perdida durante o processo de compressão. Assim, quanto maior for a compressão menor será a eficiência dessa abordagem. Nessa imagem específica apresentada na Figura 34, foram obtidos valores de 96% para sensibilidade, 99% para especificidade, 93% para precisão e 99% para acurácia. É possível notar na Figura 34C a maior densidade de pixels verdes na região adulterada denotando inconsistência nesse canal.

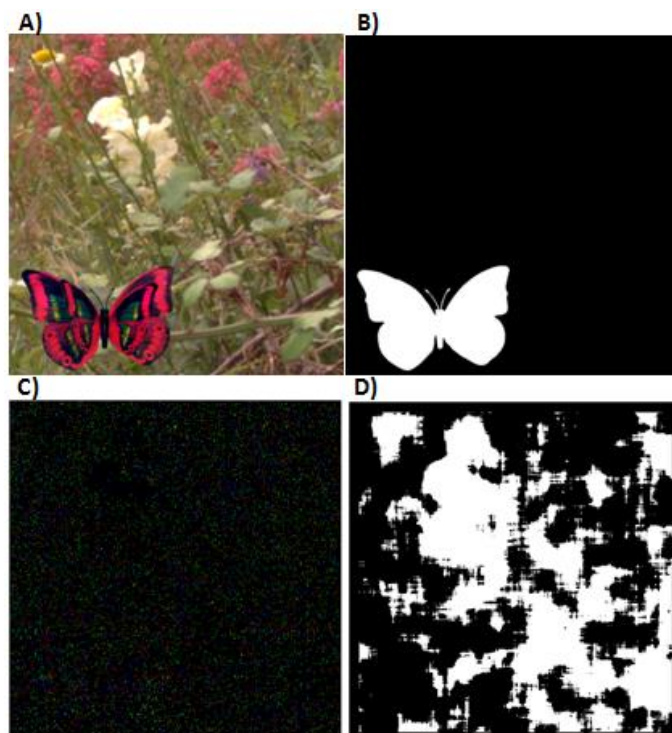
A Figura 35 apresenta o resultado para uma imagem segmentada de maneira incorreta. Nesse caso, como pode ser visto na Figura 35C, o método não reconheceu a região adulterada e mesmo assim o *K-means* segmentou a imagem como visto na Figura 35D, conforme o parâmetro *K* informado previamente. Como a proposta desse trabalho é analisar a presença ou ausência de adulteração, a utilização dessa abordagem poderá gerar resultados incorretos.

Figura 34. A) Imagem Adulterada usando a técnica clonagem. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo Algoritmo AM K-means. Imagem com qualidade de Compressão 100 e interpolada pelo algoritmo Bilinear.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Figura 35. A) Imagem Adulterada usando a técnica composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada incorretamente pelo Algoritmo AM K-means. Imagem com qualidade de Compressão 100 e interpolada pelo algoritmo Bilinear.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Os resultados para imagens sem compressão podem ser vistos no Apêndice A deste trabalho.

A segunda abordagem (A2) e terceira abordagem (A3), ambas relacionadas à inconsistência do Padrão CFA, utilizam a análise dos histogramas da imagem a partir do vetor de atributos que contém a frequência dos pixels em cada Janela deslizante, como descrito na Metodologia. Para a segmentação da região adulterada, utilizam-se dois limiares, distinguindo-se na forma como são implementados.

O Quadro 9 apresenta os resultados referentes à utilização da segunda e terceira abordagens relacionadas à análise da inconsistência do padrão CFA para imagens interpoladas pelo algoritmo bilinear. Assim como na primeira abordagem, os melhores resultados aparecem em imagens com baixa ou nenhuma compressão pelo mesmo motivo descrito anteriormente. A taxa de precisão da segunda abordagem apresenta resultados superiores à terceira para imagens com baixa ou nenhuma compressão, o mesmo pode ser observado para a taxa de sensibilidade. As taxas de precisão para a segunda abordagem variaram entre 6,3% a 74,3%, sensibilidade entre 7,3% a 83,8%, especificidade 86,9% a 98,9% e acurácia 86,2% e 95,4%. para a terceira abordagem obteve-se taxas de precisão entre 4,2% a 72,9%, sensibilidade 26,5% a 83,2%, especificidade 87,4% a 96% e acurácia 82,5% a 94,7%. É possível notar que os resultados são melhores à medida que a compressão diminui. Porém, observa-se que há uma diminuição dos valores das taxas para imagens com qualidade de compressão 70 comparado às imagens com qualidade compressão 40. Esse fato ocorreu devido à base de dados utilizada possuir imagens com adulterações distintas e selecionadas aleatoriamente, tendo um total de imagens com qualidade de compressão 40 adulteradas pela técnica de composição superior às imagens com qualidade 70, sendo que esse tipo de adulteração produz melhores resultados para imagens com alta compressão JPEG.

Quadro 9. Medidas de desempenho referentes à utilização das Abordagens 2 e 3 para segmentação da região adulterada relacionada ao Método de Reconhecimento de Adulterações através do Padrão CFA. O valores são apresentados em porcentagem (%). M refere-se ao valor médio e CV refere-se ao Coeficiente de Variação. Resultados referentes as imagens interpoladas pelo algoritmo Bilinear.

		INCONSISTÊNCIA DO PADRÃO CFA - BILINEAR															
		Sensibilidade				Especificidade				Precisão				Acurácia			
		40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF
A2	M	14,2	7,3	83,8	82,2	98,5	98,9	86,9	97,5	9,3	6,3	53,4	74,3	91,6	91,8	86,2	95,4
	CV	235	326	28,1	33,9	6,4	5,8	19,2	9,5	253	324	65,9	39,9	8,3	7,8	18,6	10,3
A3	M	26,5	16,3	48,5	83,2	87,4	92,2	96,2	96,1	6	4,2	41,1	72,9	82,5	85,9	92,2	94,7
	CV	153	203	97,5	32,8	23	16,9	10,7	8,1	233	312	108	43,1	21	16	10,7	8,1

Os Quadros 10, 11 e 12 apresentam os resultados para imagens interpoladas pelos algoritmos VNG, PPG e AHD, respectivamente. Nota-se que há uma diminuição das taxas dos demais algoritmos quando comparados ao algoritmo bilinear. Isso ocorre em virtude do algoritmo bilinear utilizar um conceito de vizinhança similar ao método proposto. Os demais algoritmos diferem-se por realizarem a estimativa dos pixels de acordo com uma vizinhança maior.

Para as imagens com qualidade de compressão JPEG 70 ocorre diminuição das taxas da mesma forma que o algoritmo bilinear, em razão da diferença entre os tipos de adulteração para os tipos de compressão JPEG. Para imagens sem compressão, é possível observar, de acordo com o coeficiente de variação, que a dispersão dos dados para esses algoritmos ocorre de maneira similar, da mesma forma ocorre para os valores médios para as taxas de sensibilidade e precisão. Assim como esperado, a taxa de precisão dos métodos aumenta à proporção que a compressão diminui, tendo em vista que a compressão de dados remove algumas informações da imagens que são imperceptíveis ao olho humano, mas que tem impacto na estrutura da imagem, de modo específico na vizinhança de um pixel. Esse mesmo comportamento dos dados pode ser observado para as taxas de sensibilidade, especificidade e acurácia.

As adulterações feitas nas imagens dos bancos variam tanto para qualidade de compressão como para o algoritmos de interpolação. Por isso, há distinção entre os valores das taxas. Ainda assim, nota-se que os valores das taxas obtidos utilizando a segunda abordagem superam os valores da terceira abordagem na maioria dos casos, indicando maior completude e precisão. Dentre esses algoritmos, pôde-se obter valor máximo de precisão de 58,9% para imagens sem compressão, interpoladas pelo algoritmo PPG utilizando a terceira abordagem. Para esse mesmo algoritmo, obteve-se taxa de 82,9% de sensibilidade utilizando a segunda abordagem.

Quadro 10. Medidas de desempenho referentes à utilização das Abordagens 2 e 3 para segmentação da região adulterada relacionada ao Método de Reconhecimento de Adulterações através do Padrão CFA. O valores são apresentados em porcentagem (%). M refere-se ao valor médio e CV refere-se ao Coeficiente de Variação. Resultados referentes à imagens interpoladas pelo algoritmo VNG.

		INCONSISTÊNCIA DO PADRÃO CFA - VNG															
		Sensibilidade				Especificidade				Precisão				Acurácia			
		40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF
A2	M	27,1	13,5	48,4	68,5	97,1	97,6	94,2	94,7	16,4	9,3	31,4	57,3	92,3	92,1	90,1	91,7
	CV	156	234	98	57,7	10,3	9,6	15,6	11,9	184	281	122	67,4	11	10,3	15,6	12,7
A3	M	29,3	15,8	33,2	60,2	87,9	94,3	91,5	93,6	9,2	5,5	21,3	54,1	84	88,7	88,2	91
	CV	142	213	129	68	22,5	14,4	20	15,5	249	355	165	76,9	21	14	18,6	15,5

Quadro 11. Medidas de desempenho referentes à utilização das Abordagens 2 e 3 para segmentação da região adulterada relacionada ao Método de Reconhecimento de Adulterações através do Padrão CFA. O valores são apresentados em porcentagem (%). M refere-se ao valor médio e CV refere-se ao Coeficiente de Variação. Resultados referentes à imagens interpoladas pelo algoritmo PPG.

		INCONSISTÊNCIA DO PADRÃO CFA - PPG															
		Sensibilidade				Especificidade				Precisão				Acurácia			
		40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF
A2	M	20,5	6,8	82,9	67,4	97,8	96,6	87,1	94,8	12	0,9	53,9	58,8	92,5	89,8	85,4	91,4
	CV	186	327	35,8	57,7	8,7	13,1	21	10,7	233	384	74,5	67,1	9,4	13,2	20,4	13
A3	M	28,3	11,7	56,2	65	87,5	92,6	97,2	92,3	9,2	1,2	51,3	58,9	83,6	86,6	94,73	89,9
	CV	145	242	82,5	60,7	25	17,2	9	16,7	244	244	88,9	72	22,9	16,7	9,5	17

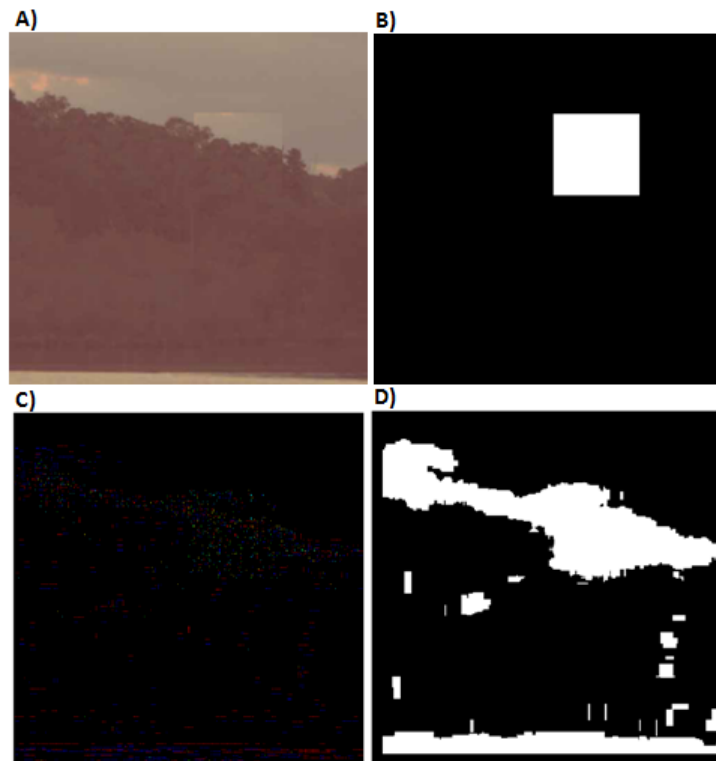
Quadro 12. Medidas de desempenho referentes à utilização das Abordagens 2 e 3 para segmentação da região adulterada relacionada ao Método de Reconhecimento de Adulterações através do Padrão CFA. O valores são apresentados em porcentagem (%). M refere-se ao valor médio e CV refere-se ao Coeficiente de Variação. Resultados referentes à imagens interpoladas pelo algoritmo AHD.

		INCONSISTÊNCIA DO PADRÃO CFA - AHD															
		Sensibilidade				Especificidade				Precisão				Acurácia			
		40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF
A2	M	9,9	3,6	70,7	68,8	98,6	97,1	87,8	95,1	5,4	0,03	42,9	58,1	91,3	89,6	84,9	92,4
	CV	276	467	56	56	6,2	11,6	21,5	9,8	310	467	93,2	68,1	8,3	11,8	20,9	10,2
A3	M	25,5	14,2	37,6	65,1	86,6	91,5	96,7	92,1	6	2,1	34,7	56,1	81,4	85	93,2	89,9
	CV	156	212	120	60,2	25,8	19,2	10,4	15,9	245	251	127	75,8	23,5	18,1	11,1	15,7

A Figura 36 apresenta o resultado para uma imagem com qualidade de compressão JPEG 40 e interpolada pelo algoritmo bilinear. Da mesma forma que a abordagem 1, é possível notar na Figura 36C que, devido a alta taxa de compressão, a similaridade entre os pixels nos blocos permite que não haja informação de vizinhança suficiente para localizar algum tipo de inconsistência. Essa probabilidade aumenta quando na imagem houver maior ocorrência de regiões homogêneas e adulteradas pela técnica de clonagem. Esse mesmo resultado para a abordagem 3 pode ser visto no Apêndice B deste documento.

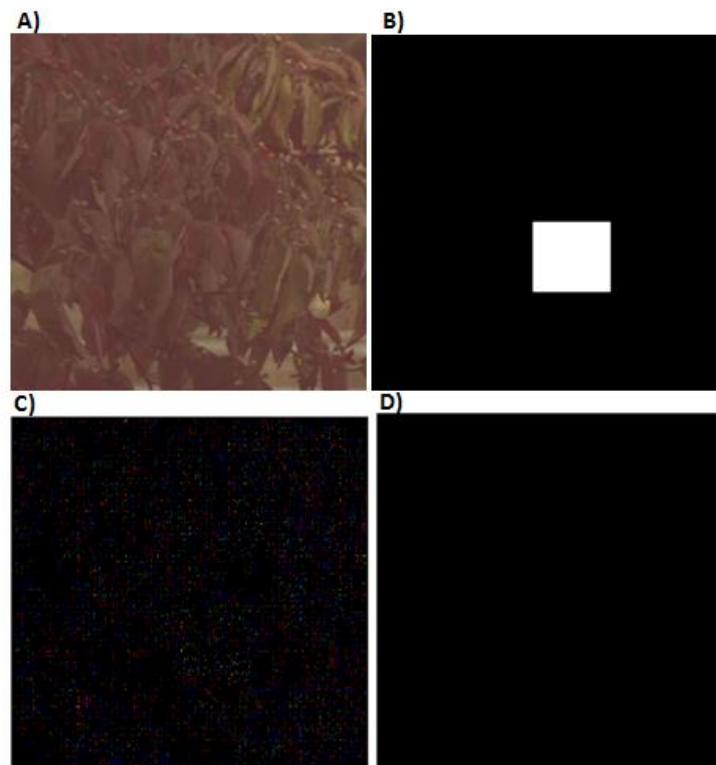
A Figura 37 apresenta um resultado para uma imagem com qualidade de compressão JPEG 40. Nesse caso, é possível notar que a abordagem 2 não conseguiu reconhecer a região adulterada e, conseqüentemente, não segmentá-la (Figura 37D). A Figura 37A exemplifica uma imagem do banco adulterada pela técnica de clonagem, nota-se que na Figura 37C há uma proporção similar entre os pixels em consequência da compressão, de modo que não é possível distingui-los. Esse mesmo resultado foi obtido utilizando a abordagem 3.

Figura 36. A) Imagem Adulterada usando a técnica clonagem. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo método descrito na Abordagem 2. Imagem com qualidade de Compressão 40 e interpolada pelo algoritmo Bilinear.



Fonte: Elaborada pelo autor.

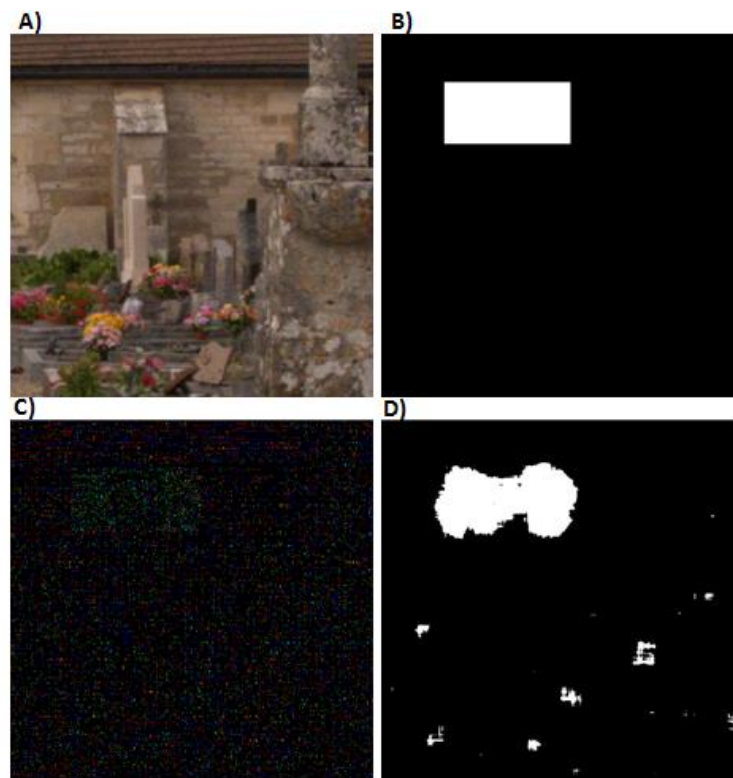
Figura 37. A) Imagem Adulterada usando a técnica clonagem. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo método descrito na Abordagem 2. Imagem com qualidade de Compressão 40 e interpolada pelo algoritmo Bilinear.



Fonte: Elaborada pelo autor.

A Figura 38 apresenta o resultado para uma imagem com qualidade de compressão JPEG 70 e interpolada pelo algoritmo bilinear utilizando a abordagem 2. Como analisado no Quadro 9, os resultados para imagens com qualidade JPEG 70 apresentaram resultados inferiores comparados às demais taxas de qualidade. Apesar disso, observa-se na Figura 38C e 38D que Abordagem 2 mostrou-se eficiente de acordo com a sua especificação. As imagens cujas regiões foram adulteradas utilizando técnicas de composição produzem esse tipo de resultado, visto que essa técnica permite incorporar informações que geram diversos tipos de inconsistências, tais como Padrão CFA, algoritmo de interpolação e artefatos JPEG, como mostra a Figura 38, em que o trecho adulterado pertencia a uma imagem sem compressão. O resultado para essa imagem utilizando a abordagem 3 pode ser vista no Apêndice B deste documento.

Figura 38. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo método descrito na Abordagem 2. Imagem com qualidade de Compressão 70 e interpolada pelo algoritmo Bilinear.

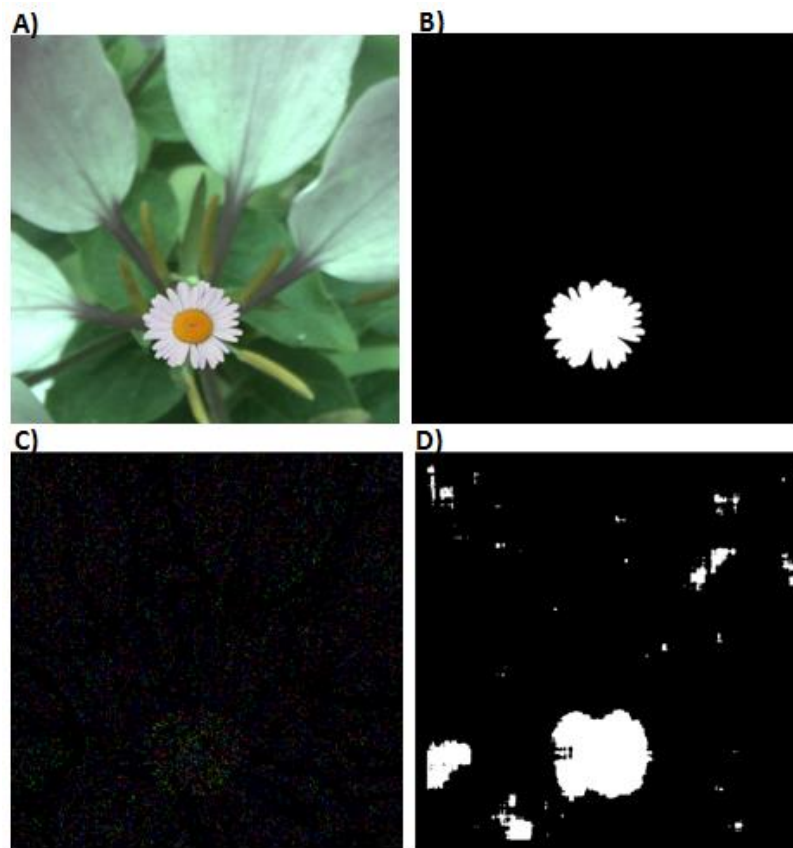


Fonte: Elaborada pelo autor.

A Figura 39 apresenta o resultado de uma imagem com qualidade de compressão JPEG 100 e interpolada pelo algoritmo bilinear utilizando a abordagem 2. Assim como a Figura 38, essa imagem foi adulterada utilizando a técnica de composição ocasionando as inconsistências já mencionadas. Essa abordagem é bastante sensível a qualquer variação na

frequência de pixels, como pode ser visto no canal de cor verde na Figura 39C. Vale ressaltar que todos os pontos marcados na Figura 39C referem-se a pixels suspeitos. Porém, a região é classificada como adulterada se houver uma variação maior da frequência desses pixels. A sensibilidade da variação da frequência também gera falsos positivos na imagem, mas percebe-se que há quantidade inferior equiparada à região adulterada. Para essa imagem, a abordagem 3 não se mostrou eficiente em relação à segmentação da região adulterada.

Figura 39. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo método descrito na Abordagem 2. Imagem com qualidade de Compressão 100 e interpolada pelo algoritmo Bilinear.

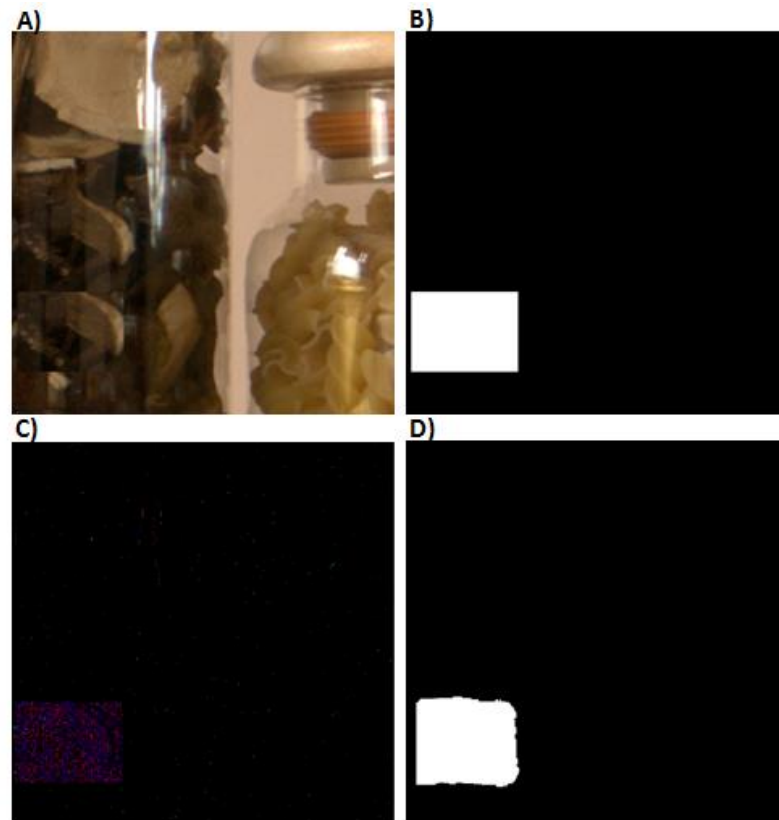


Fonte: Elaborada pelo autor.

A Figura 40 apresenta o resultado para imagem sem compressão e interpolada pelo algoritmo bilinear utilizando a abordagem 2. Como a abordagem é baseada na vizinhança utilizada pelo algoritmo bilinear, em imagens sem compressão, a região adulterada é facilmente reconhecida, como pode ser visto na Figura 40C, em que houve a inconsistência dos canais de cor azul e vermelho. Apesar disso, é provável que o padrão CFA seja compatível com a área para o qual foi deslocado, tendo em vista que o Padrão de Bayer pode ter apenas 4 variações o que gera uma probabilidade de compatibilidade de $1/4$ para imagens

adulteradas pela técnica de clonagem. Para imagens adulteradas pela técnica de composição, vários fatores são necessários para que haja compatibilidade entre o Padrão CFA da imagem e a região adulterada, dentre eles algoritmos de interpolação, qualidade de compressão, padrão CFA e, mesmo que o fraudador conheça as configurações do dispositivo referente ao padrão, pode haver casos em que a imagem tenha sido cortada em alguma parte, sendo que essa operação modifica o Padrão CFA. Desse modo, é preciso que todos esses fatores sejam satisfeitos para que a abordagem descrita neste trabalho não reconheça a região adulterada. A abordagem 3 proporcionou mesmo resultado para essa imagem.

Figura 40. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Clonagem. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo método descrito na Abordagem 2. Imagem com sem compressão e interpolada pelo algoritmo Bilinear.

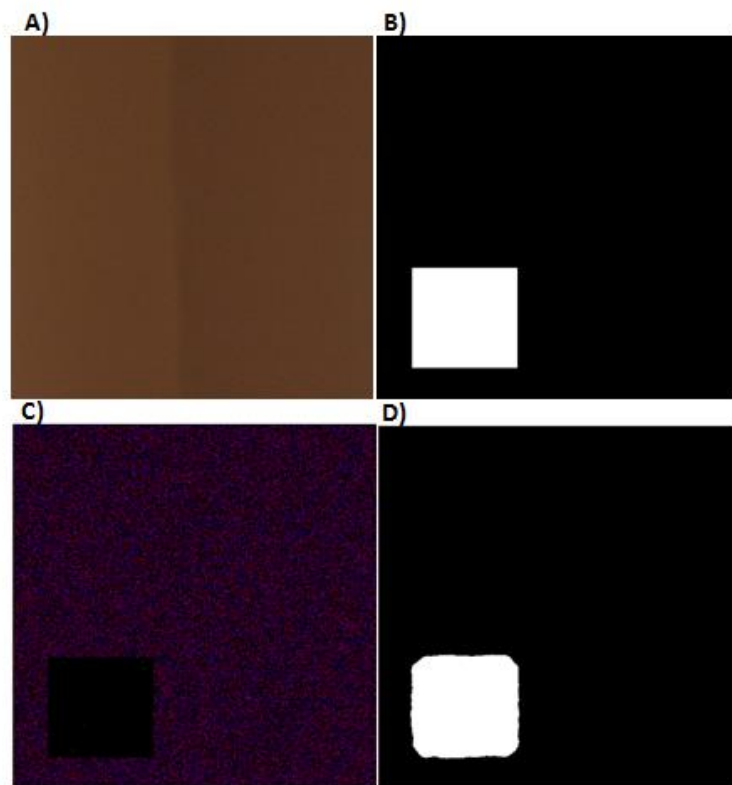


Fonte: Elaborada pelo autor.

A Figura 41 apresenta o resultado para uma imagem em que a região adulterada foi compatível com o Padrão CFA da Imagem. Como já descrito na Metodologia de Avaliação Experimental, todas as imagens foram cortadas ao meio para reduzir seus tamanhos. Vale ressaltar que o corte realizado no centro da imagem preserva o Padrão CFA, diferente de realizar um corte aleatório (Choi *et. al.* 2011). Entretanto, a preservação não ocorre em todos

os casos, como mostra a Figura 41D. Nesse caso específico, o método identificou os pixels azuis e vermelhos como suspeitos, de modo que o deslocamento de uma região da imagem gerou a compatibilidade com a área da imagem. Apesar disso, não se torna uma limitação para o reconhecimento de adulteração utilizando a análise do padrão CFA, como pode ser visto na Figura 41D. Essa situação ocorre se a região adulterada da imagem for interpolada utilizando o mesmo conceito de vizinhança do algoritmo Bilinear. A abordagem 3 proporcionou mesmo resultado para essa imagem.

Figura 41. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Clonagem. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo método descrito na Abordagem 2. Imagem sem compressão e interpolada pelo algoritmo Bilinear.

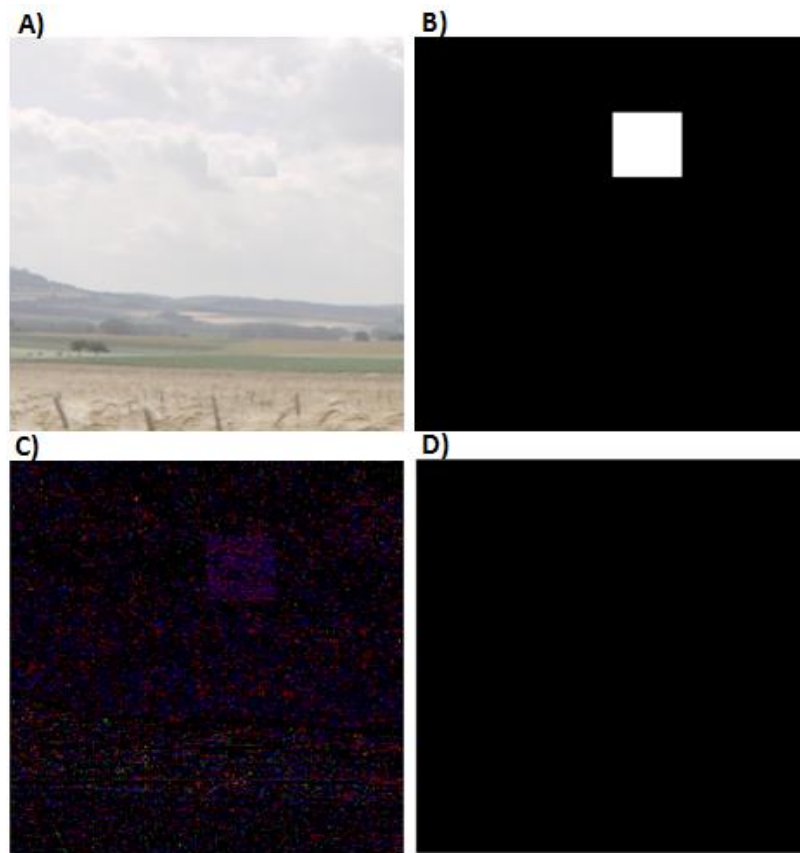


Fonte: Elaborada pelo autor.

Pode haver casos em que o método reconhece a adulteração, mas não segmenta a região adulterada, como pode ser visto na Figura 42 para uma imagem sem compressão e interpolada pelo algoritmo VNG. A razão para isso acontecer está na definição do limiar de ambas abordagens, tendo em vista que esse valor foi obtido de acordo com o valor médio da taxa de precisão e, que para algumas imagens, o valor encontrado não é o ideal. É possível observar na Figura 42C uma região com maior densidade de pixels vermelhos e azuis, que também ocorre ao longo da imagem, mesmo que em menor proporção. A razão para que isso

tenha ocorrido pode estar na definição do limiar, que nesse caso específico, como já descrito, não foi o ideal em virtude do valor obtido para essa imagem ter sido superior ao valor do limiar definido. De qualquer forma, apesar de não haver segmentação, a Figura 42C mostra que a abordagem proposta realiza o reconhecimento da região adulterada. Um exemplo similar pode ser visto no Apêndice C deste documento.

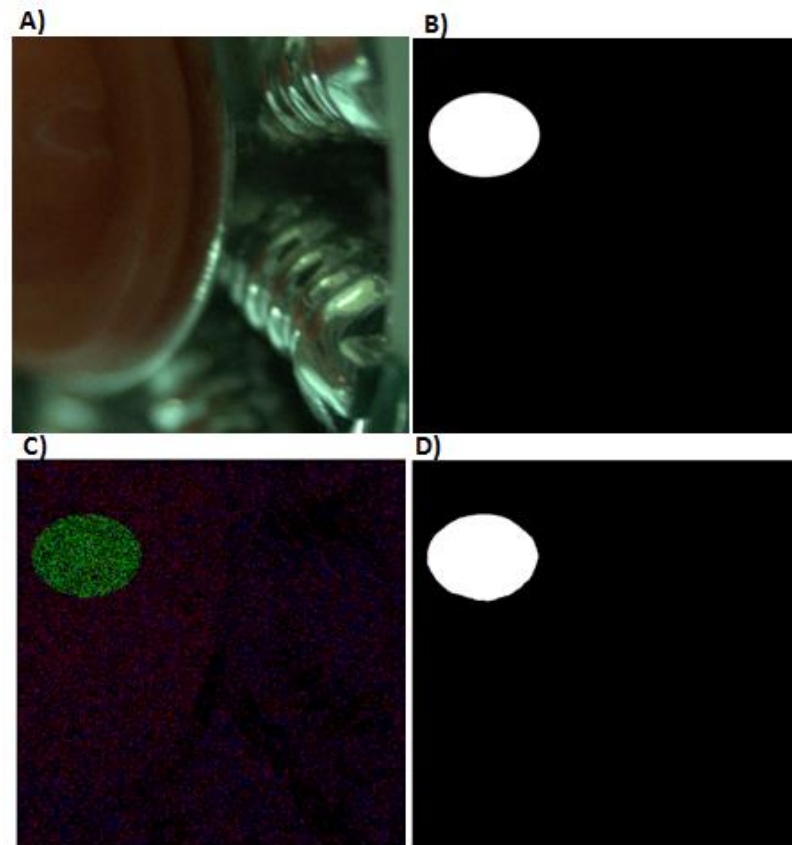
Figura 42. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Clonagem. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo método descrito na Abordagem 2. Imagem sem compressão e interpolada pelo algoritmo VNG.



Fonte: Elaborada pelo autor.

A Figura 43 apresenta o resultado de uma imagem com a região adulterada a partir da técnica de composição. Nesse caso, a Figura 43A é composta por imagens com algoritmos distintos, AHD e VNG, gerando inconsistência no algoritmo de interpolação. A facilidade de reconhecer regiões adulteradas em imagens combinadas é bem maior devido à técnica gerar diversas inconsistências, como já mencionado. Para a técnica de clonagem, a probabilidade de haver compatibilidade dos padrões é $1/4$. Apesar de não terem sido realizados testes individuais para cada técnica de manipulação, os motivos e resultados apresentados atestam que as abordagens descritas serão mais eficientes em imagens adulteradas pela técnica de composição.

Figura 43. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada pelo método descrito na Abordagem 2. Imagem sem compressão e interpolada pelo algoritmo AHD.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Em relação à análise dos Artefatos JPEG, como visto na Metodologia, duas abordagens foram propostas. A primeira abordagem verifica se os valores de mínimos de LE estão localizados em pontos de BAG, marcando-os como suspeitos, caso isso não ocorra. Na Segunda Abordagem localiza-se o BAG de uma sub-imagem de tamanho 32x32 e verifica-se se há compatibilidade com a região equivalente na imagem global, marcando como suspeitos os pontos que se diferem. A seguir são apresentados os resultados referentes à execução dessas abordagens.

O Quadro 13 apresenta os resultados obtidos a partir da utilização dos métodos para reconhecimento de adulteração em imagens de acordo com a análise da inconsistência do BAG. É possível observar que o comportamento dos dados difere das abordagens relacionadas à inconsistência do padrão CFA, sendo que os resultados tendem a melhorar à medida que a taxa de compressão aumenta. Apesar disso, a limitação dessas abordagens refere-se à definição da taxa de proporção da janela deslizante para segmentar a região adulterada. O valor dessa taxa foi obtido de acordo com análise do valor médio de precisão

das abordagens. Nesse caso, para abordagem 1 a taxa de proporção de pixels é de 5% enquanto que para abordagem 2 a taxa encontrada foi o valor de 20%. Os valores obtidos para as variações das taxas de proporção para abordagem 2 podem ser vistos no Apêndice D desse trabalho. Para abordagem 1 não houve variação devido a densidade dos pixels se manterem contínuas.

A partir dos valores de taxa de precisão dos métodos, observa-se que a abordagem 1 obteve 62,2% contra 44,2% da abordagem 2. Apesar da abordagem 2 reconhecer a área adulterada, a proporção de pixels utilizada não satisfaz totalmente todas as imagens, tendo em vista a variação da densidade dos pixels. Como mencionado, o valor utilizado refere-se à proporção média para todas as imagens, sendo que para algumas, esse valor não é o ideal em consequência dos tipos de manipulação. Essa afirmação pode ser observada analisando os valores do coeficiente de variação para cada qualidade de compressão, em que é possível notar a alta dispersão dos dados em relação ao valor médio. A análise da taxa de precisão permite obter exatidão das abordagens referente a segmentação da região adulterada, de modo que, como descrito, a abordagem 1 obteve melhores resultados. As imagens apresentadas a seguir apresentam os resultados obtidos a partir da execução dessas abordagens.

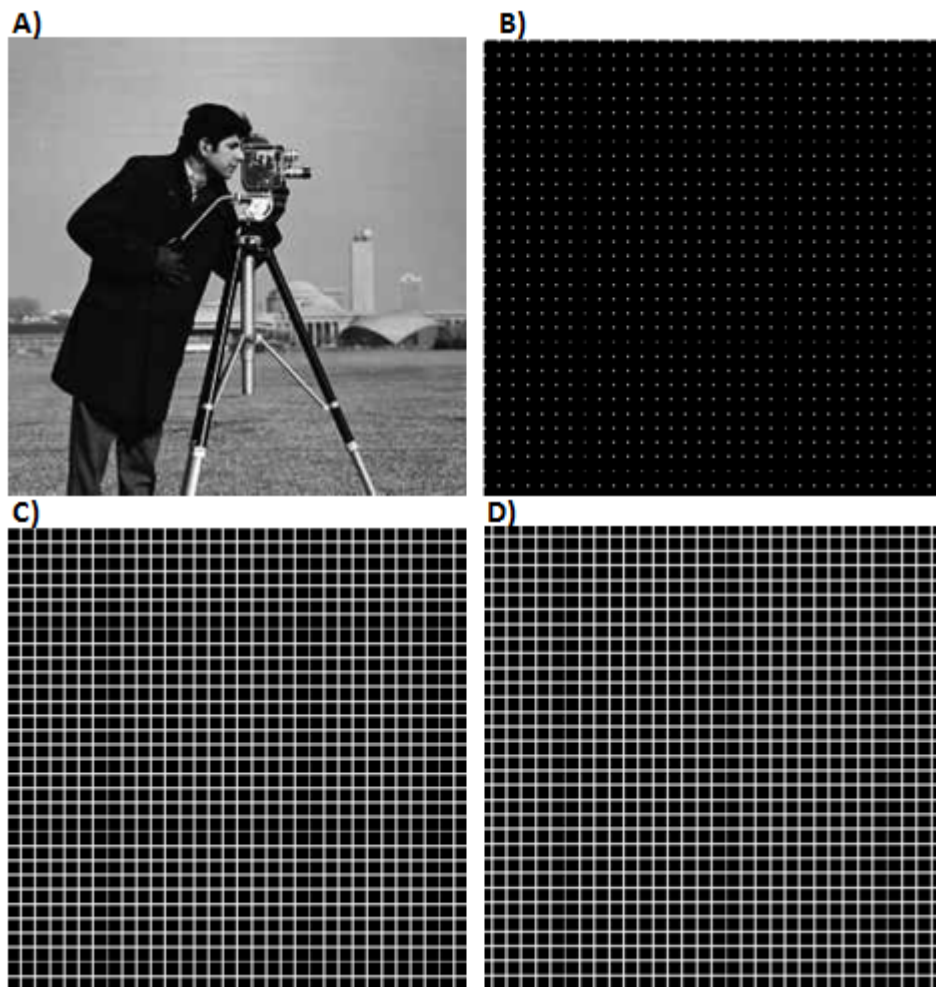
Quadro 13. Medidas de desempenho referentes a utilização do Método para Reconhecimento de Adulteração de imagens através da Inconsistência do BAG. O valores são apresentados em porcentagem (%). M refere-se ao valor médio e CV refere-se ao Coeficiente de Variação. Com análise de Proporção de pixels de 5% para Abordagem 1 e 20% para Abordagem 2.

		ANÁLISE DA INCONSISTÊNCIA DO BAG											
		Sensibilidade			Especificidade			Precisão			Acurácia		
		40	70	100	40	70	100	40	70	100	40	70	100
Abordagem 1	M	33,1	34,7	26,4	98,6	95,8	75,5	62,4	41,7	9,6	93,6	90,5	73
	CV	86,4	91,2	110	1,4	5,6	27,4	44,2	76,2	138	4,8	7,3	25,4
Abordagem2	M	37,5	36,4	61,2	98,7	98	40,5	48,2	40,9	7	93,9	93	42
	CV	105	111	60,1	2	2,6	62,9	77	88,4	115	5,1	5,1	55

Apesar da abordagem proposta ser baseada no método de Li *et. al.* (2008), algumas melhorias foram feitas em relação a localização do BAG da imagem como pode ser visto na Figura 44. No Apêndice E pode ser visto que a localização do BAG feita por Li *et. al.* (2008) não apresenta precisão na marcação dos pontos referentes ao BAG. A posição de um ponto de BAG depende da sua coordenada (x,y) na imagem, como mostra a Figura 44B. Para obter melhor visualização da localização do BAG, a Figura 44C ilustra a ligação dos pontos

adjacentes. O BAG pode ser localizado mesmo que tenha sido realizado um corte em qualquer região da imagem. Na Figura 44D apresenta-se o resultado da imagem 44A com remoção de 2 linhas e 4 colunas. É possível notar que essa operação deslocou o BAG da imagem de acordo com o total de linhas e colunas removidas. Essa localização torna-se menos efetiva em imagens com baixa ou nenhuma compressão, tendo em vista que não há informações de blocagem para esse tipo de compressão.

Figura 44. A) Imagem Cameraman com qualidade JPEG 40. B) Resultado obtido utilizando a Abordagem para localização do BAG. C) Resultado obtido após a ligação entre os pontos de BAG adjacentes D) Resultado obtido após a remoção de 2 linhas e 4 colunas.

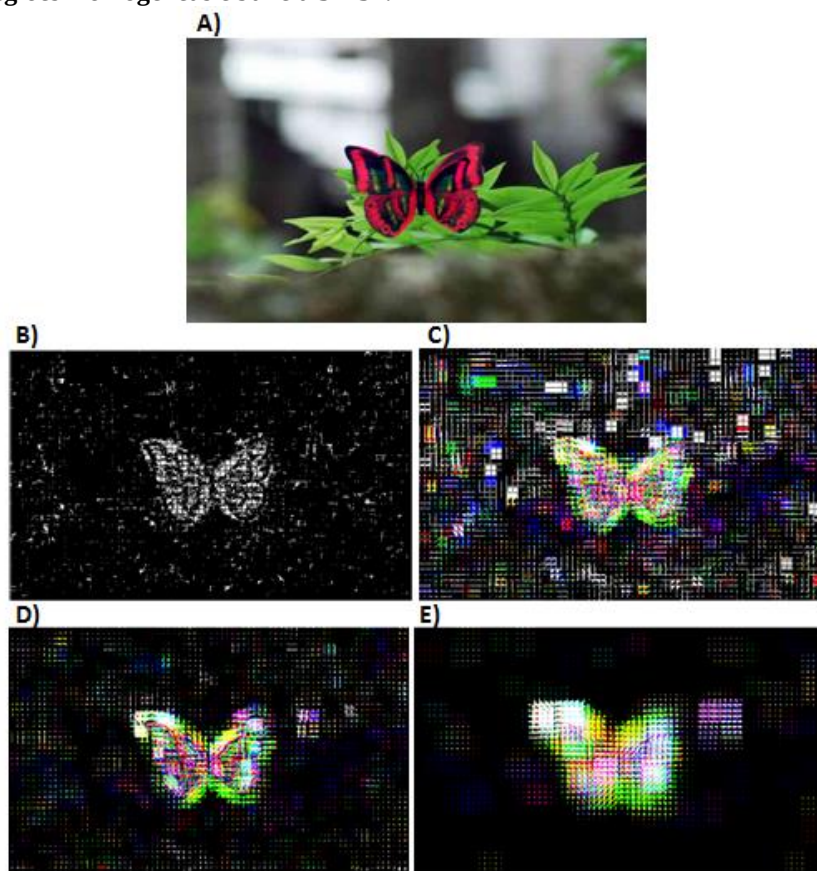


Fonte: Elaborada pelo autor.

A Figura 45 apresenta o resultado das utilizações das abordagens 1 e 2 para análise do BAG. A Figura 45B é resultado da execução da Abordagem 1 em que é verificada a posição correta dos valores mínimos de LE. Na Figura 45C pôde-se ver o resultado da aplicação da abordagem 2 utilizando uma Janela 16x16 e sem tratamento de áreas homogêneas. É possível observar que os locais em que houve múltiplos mínimos a localização do BAG não foi

precisa, de modo que o método indicou tais pontos como suspeitos. Na Figura 45D observa-se a mesma imagem, porém com o tratamento das áreas homogêneas, em que é possível ver a redução dos falsos positivos. De acordo com a Figura 45E, percebe-se que o aumento da janela deslizante permite obter melhores resultados, pois o método localiza com maior precisão o BAG da sub-imagem. Um caso particular a ser observado são as imagens com alta grau de textura e bordas, pois ao ser aplicado a DCT2 nessas regiões durante o cálculo do LE, os valores obtidos estarão localizados nos coeficientes AC após a quantização, permitindo que essas abordagens sejam sensíveis à detecção de falsos positivos nessas regiões. Ademais, pode ser visto que a análise dos três canais de cor separadamente permite obter mais informações a respeito de possíveis modificações feitas na imagem. Mesmo não tendo sido feitos testes efetivos para imagens em escala de cinza, as abordagens descritas produzem o mesmo resultado, tanto para análise do CFA quanto para análise do BAG.

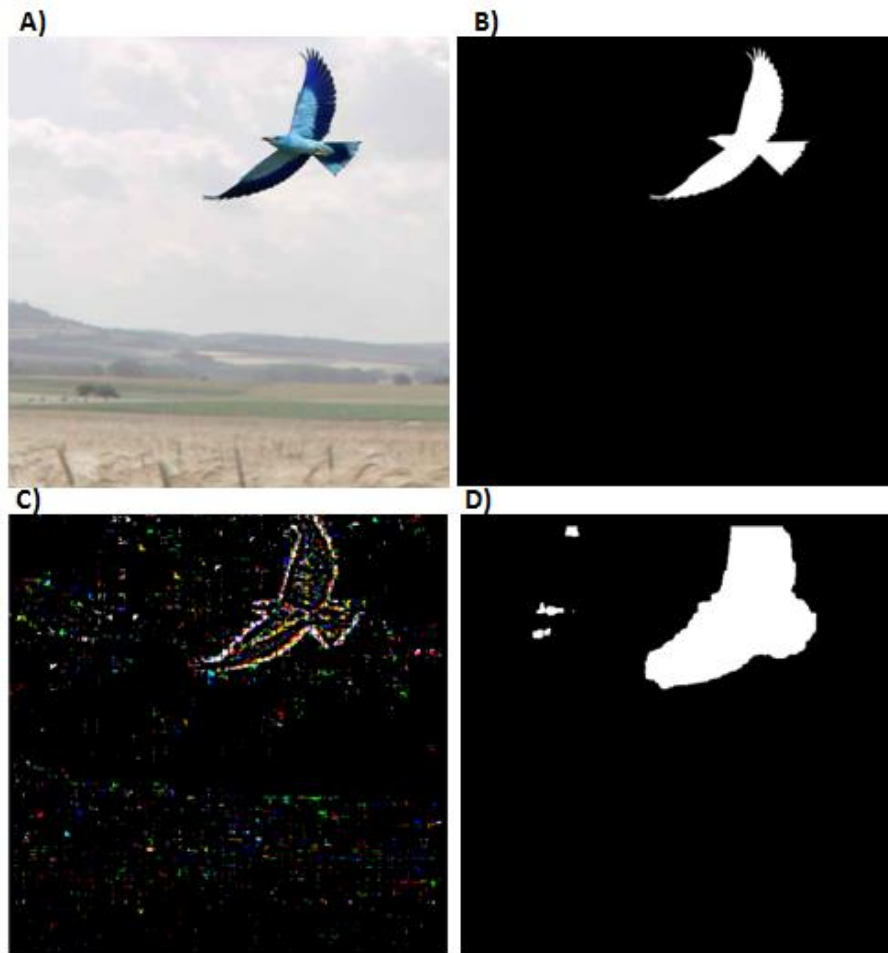
Figura 45. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição. B) Resultado obtido utilizando a Abordagem 1 para análise dos Artefatos JPEG. C) Resultado obtido utilizando a Abordagem 2 para análise dos Artefatos JPEG sem tratamento de Regiões Homogêneas e Janela 16x16 D) Resultado obtido utilizando a Abordagem 2 para análise dos Artefatos JPEG com tratamento de Regiões Homogêneas e Janela 16x16. E) Resultado obtido utilizando a Abordagem 2 para análise dos Artefatos JPEG com tratamento de Regiões Homogêneas e Janela 32x32.



Fonte: Elaborada pelo autor.

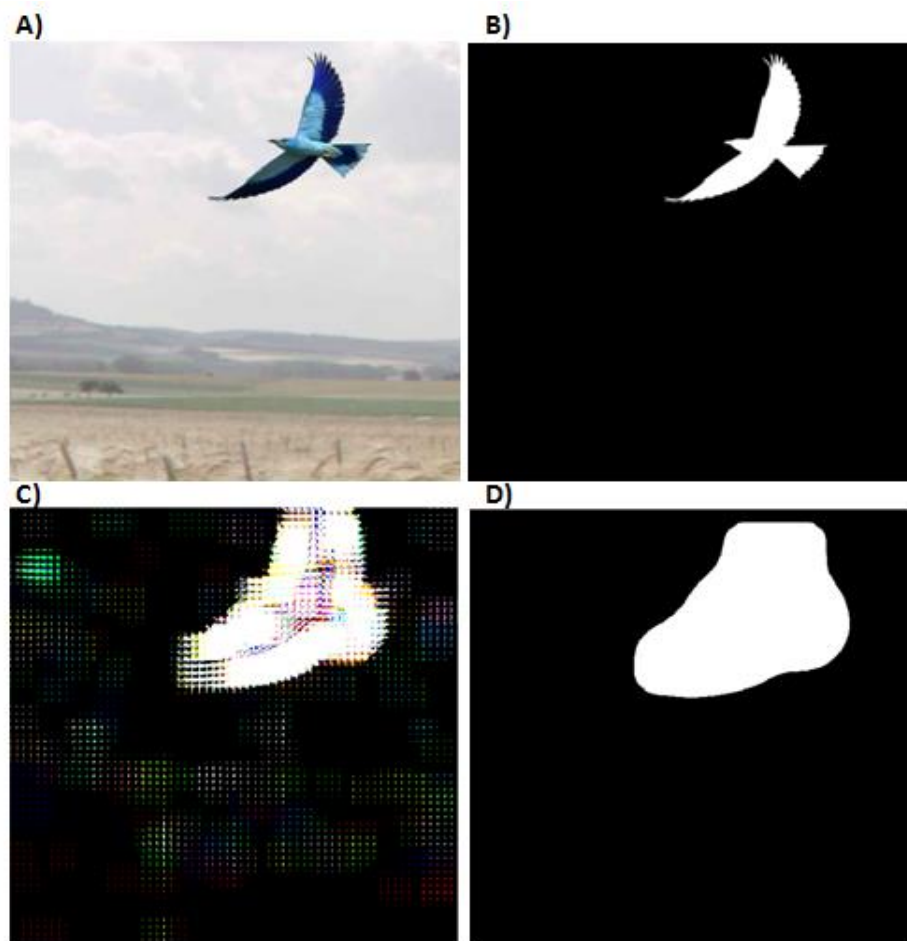
As Figuras 46 e 47 apresentam os resultados da execução das abordagens 1 e 2 para análise da inconsistência do BAG para uma imagem com qualidade de compressão 40 e adulterada utilizando a técnica de composição. Assim como visto no Quadro 13, a abordagem 1 é mais precisa que a abordagem 2. Esse fato ocorre devido à abordagem 2 ser mais sensível a fronteiras de objetos como pode ser visto na Figura 47C. Assim, durante a segmentação, a região será demarcada, porém bem menos precisa. Os resultados referentes à qualidade de compressão JPEG 70 e 100 para a abordagem 1 e 2 podem ser vistos no Apêndice F e G.

Figura 46. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado obtido utilizando a Abordagem 1 para análise dos Artefatos JPEG D) Resultado obtido utilizando Abordagem 1 para segmentação da região adulterada.



Fonte: Elaborada pelo autor.

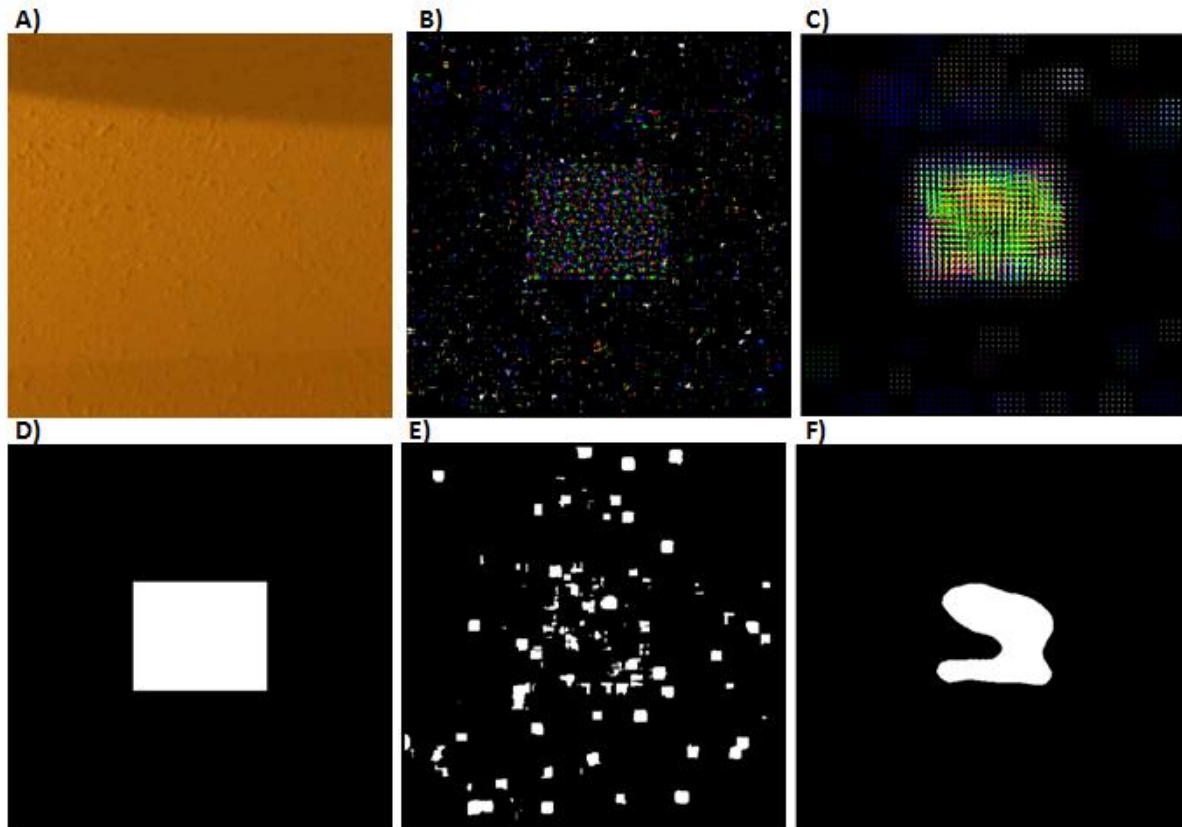
Figura 47. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado obtido utilizando a Abordagem 2 para análise dos Artefatos JPEG D) Resultado obtido utilizando Abordagem 2 para segmentação da região adulterada.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Em alguns casos, principalmente, em imagens adulteradas pela a técnica de clonagem, as abordagens localizaram a inconsistência do BAG, porém a região não foi segmentada, como pode ser visto na Figura 48. Nas Figuras 48B e 48C é notório que as abordagens reconheceram a região adulterada na imagem. Apesar disso, a segmentação dessas regiões foi ineficaz, como visto nas Figuras 48E e 48F. Isso ocorre pelo motivo citado anteriormente: o valor da proporção de pixels da janela deslizante. De acordo com o tipo de manipulação, regiões adulteradas podem apresentar densidade de pixels distintos em virtude das informações que são incorporadas à imagem durante o processo de adulteração. No processo de clonagem, os blocos da imagem serão apenas deslocados e apresentará menor densidade de pixels na região adulterada. Na técnica de composição, além da incompatibilidade dos blocos, haverá inconsistência de compressão JPEG, aumentando a densidade de pixel na região adulterada e tornando o reconhecimento mais preciso.

Figura 48. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Clonagem. B) Resultado obtido utilizando a Abordagem 1 para imagens com compressão JPEG. C) Resultado obtido utilizando a Abordagem 2 para imagens com compressão JPEG. D) Resultado Esperado. E) Resultado da segmentação utilizando a Abordagem 1. F) Resultado da segmentação utilizando a Abordagem 2.

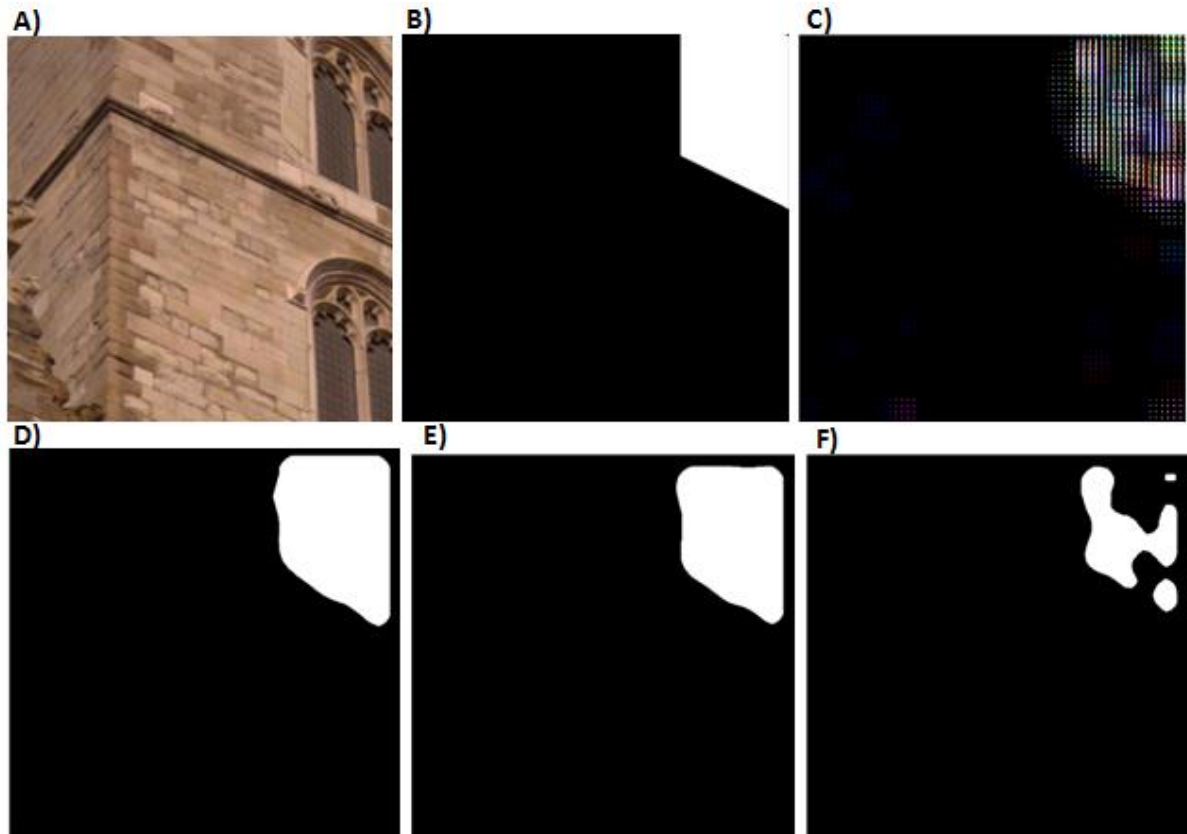


Fonte: Elaborada pelo autor.

A probabilidade de haver compatibilidade dos blocos durante a operação de clonagem é menor comparada à utilização da abordagem do padrão CFA, tendo em vista que pode haver 64 combinações possíveis comparado à apenas 4 do CFA. De qualquer forma, esse valor diminui se a imagem for manipulada utilizando a técnica de composição, que incorpora outras informações na imagem permitindo a detecção da região adulterada.

A Figura 49 apresenta o resultado da variação da taxa de proporção da janela deslizante para segmentar a imagem de acordo com a abordagem 2. Percebe-se que nas Figuras 49D e 49E a segmentação foi precisa utilizando a taxa de proporção de 5% e 10%, porém esse resultado não se aplica quando há aumento dessa taxa para 20%, padrão utilizado para todas as imagens testadas neste trabalho. Apesar das abordagens se mostrarem efetivas quanto à localização das regiões adulteradas, a segmentação precisa ser ajustada de acordo com alguns parâmetros observados previamente, como densidade de pixels e tipo de manipulação.

Figura 49. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Clonagem. B) Resultado Esperado. C) Resultado obtido utilizando a Abordagem 2 para análise da Inconsistência do BAG da imagem D) Resultado da segmentação obtido utilizando a Abordagem JPEG 2 com taxa de proporção da janela deslizante de 5% E) Resultado da segmentação obtido utilizando a Abordagem JPEG 2 com taxa de proporção da janela deslizante de 10%. F) Resultado da segmentação obtido utilizando a Abordagem JPEG 2 com taxa de proporção da janela deslizante de 20%.



Fonte: Elaborada pelo autor.

O Quadro 14 apresenta os resultados obtidos a partir da combinação dos métodos de análise de inconsistência do padrão CFA e do BAG de uma imagem. Na abordagem global utiliza-se a abordagem 2 para análise da inconsistência do padrão CFA e Abordagem 1 para análise da inconsistência do BAG, por apresentarem maiores taxas de precisão. É possível observar que houve uma diminuição para o valor da taxa de precisão para imagens com qualidade de compressão 70, pelo mesmo motivo citado para os resultados individuais das abordagens descritas anteriormente.

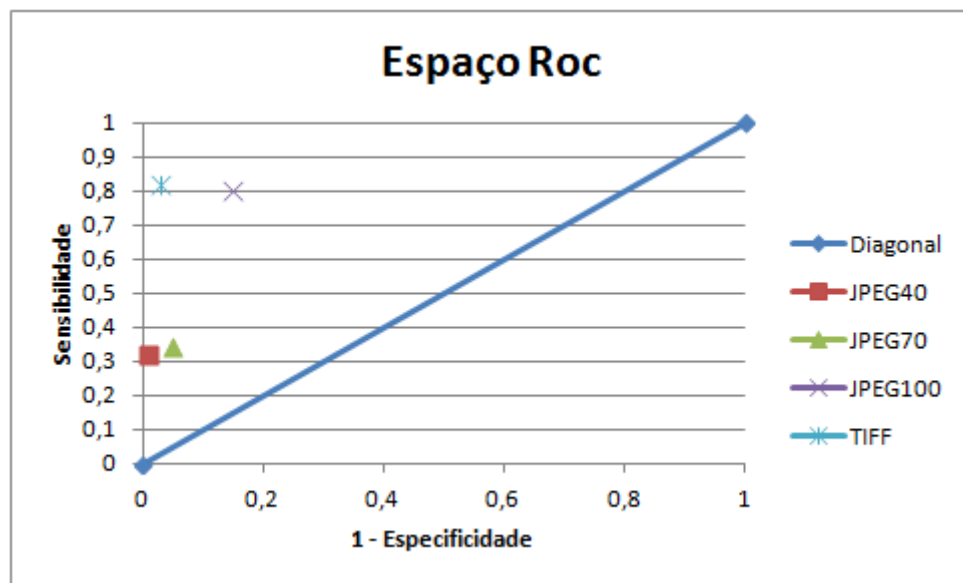
De acordo com o Espaço ROC, (do inglês, *Receiving Operating Characteristics*), apresentada na Figura 50, pôde-se observar o desempenho do método proposto de acordo com a taxa de compressão das imagens. A razão para os valores das imagens com alta compressão estarem próximos da diagonal deve-se à forte presença de falsos positivos e regiões adulteradas não segmentadas, como visto nos resultados. Para imagens com baixa compressão, nota-se que os valores aproximam-se do céu ROC, ideal para qualquer

abordagem. Para imagens com baixa ou nenhuma compressão o método proposto apresentou valores de 51,3% e 74,3% para taxa de precisão e 85,1% e 95,4% para taxa de acurácia. Em relação às taxas de sensibilidade e especificidade, o método obteve 82,2% e 97,5% respectivamente, para imagens sem compressão.

Quadro 14. Medidas de desempenho referentes à utilização do Método para Reconhecimento de Adulteração de imagens com e sem compressão. O valores são apresentados em porcentagem (%). M refere-se ao valor médio e CV refere-se ao Coeficiente de Variação.

	ABORDAGEM GLOBAL															
	Sensibilidade				Especificidade				Precisão				Acurácia			
	40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF	40	70	100	TIFF
M	32,3	34,7	80,9	82,2	99,2	95,8	85,9	97,5	69,2	41,7	51,3	74,3	94,1	90,5	85,1	95,4
CV	93,5	91,2	32,1	33,9	1	5,6	19,9	9,5	4,4	76,2	70,7	39,9	4,7	7,3	19,4	10,3

Figura 50. Espaço ROC para análise dos resultados das taxas de Verdadeiros Positivos e Falsos Negativos para Abordagem Geral de Reconhecimento de Adulteração em imagens com e sem compressão.



Fonte: Elaborada pelo autor.

Os métodos da literatura relacionados ao Padrão CFA e Artefatos JPEG descritos nesse trabalho possuem um escopo limitado referente aos formatos das imagens que foram testadas e ao modo como aferem a eficiência de suas técnicas. A abordagem proposta nesse trabalho distingue-se dessas técnicas apresentando um escopo com maior abrangência nos quesitos mencionados, englobando imagens com e sem compressão, além de aferir a eficiência a partir de métricas capazes de comprovar as hipóteses de que análise do padrão CFA proporciona melhores resultados para imagens com alta qualidade e a análise dos artefatos JPEG proporciona melhores resultados para imagens com baixa qualidade.

4.1 CONSIDERAÇÕES FINAIS SOBRE O CAPÍTULO

No capítulo descrito, foram apresentados os resultados obtidos a partir da aplicação das técnicas propostas.

Em relação à análise do padrão CFA, pôde-se notar que a primeira abordagem que utilizava o K-means para segmentação da região adulterada, apresentou resultados eficientes. Apesar disso, mostrou-se limitado em alguns casos específicos como imagens não adulteradas ou imagens em que o método foi capaz de reconhecer a adulteração. Essa limitação deve-se ao parâmetro relacionado ao total de classes que deve ser definido previamente. Por essa razão, o algoritmo irá segmentar regiões mesmo que essas não existam. Foram feitos alguns testes preliminares em que se obtiveram valores de 48,6% a 83,7% de taxa de sensibilidade, 66,2% a 95,3% de taxa de especificidade, 9,8% a 81,7% de taxa de precisão e 62,6% a 94,1% de taxa de acurácia.

Para solucionar o problema de segmentação incorreta, as outras duas abordagens propostas apresentam uma maneira de verificar a presença de adulteração em imagens. Nesse caso, utiliza-se o vetor de frequências para gerar histogramas de distribuição. Desse modo, notou-se que imagens adulteradas possuíam histogramas bimodais. Então, utilizou-se a função *multitresh* disponível no Matlab para definir o mínimo local ótimo e criaram-se dois limiares distintos a cada abordagem para verificação da confiabilidade do limiar encontrado pela função. Os resultados obtidos foram apresentados a partir da média dos valores das taxas de sensibilidade, especificidade, precisão e acurácia. Apesar dos resultados apresentarem valores que mostram a eficiência das abordagens, os valores de coeficiente de variação mostrados indicam alta variabilidade dos dados em torno da média, indicando baixa representatividade. Pôde-se obter valores para a segunda abordagem de 7,3% a 83,8% de sensibilidade, 86,9% a 98,5% de especificidade, 6,3% a 74,3% de precisão e 86,2% a 95,4% de acurácia. Para a terceira abordagem obteve-se 26,5% a 83,4% de sensibilidade, 87,4% a 96,2% de especificidade, 4,2% a 72,9% de precisão e 82,5% a 94,7% de acurácia.

Em relação à análise dos artefatos JPEG, desenvolveu-se duas técnicas similares. Ambas localizam os blocos da imagem previamente e, posteriormente, verificam a presença de inconsistência. Para a primeira abordagem, obtiveram-se valores de 26,4% a 34,7% de sensibilidade, 75,5% a 98,6% de especificidade, 9,6% a 62,4% de precisão e 73% a 93,6% de acurácia. Para a segunda abordagem, obtiveram-se valores de 36,4% a 61,2% de sensibilidade, 40,5% a 98,7% de especificidade, 7% a 48,2% de precisão e 42% a 93,9% de

acurácia. A dispersão dos dados em torno da média também é alta, da mesma forma que abordagem referente ao padrão CFA. Por fim, a abordagem global que une os dois métodos, selecionando-os de acordo com a qualidade da imagem, obtiveram-se valores médios de 32,3 a 82,2% de sensibilidade, 85,9% a 97,5% de especificidade, 41,7% a 74,3% de precisão e 85,1% a 95,4% de acurácia. Os valores de coeficiente de variação obtidos mostra que há alta variabilidade dos dados em torno da média. Essa alta variabilidade se deve ao fato da base de dados utilizada terem sido criadas sem haver nenhum padrão específico. Desse modo, em alguns casos de testes variando a taxa de compressão, houve amostras de imagens adulteradas pela técnica de composição superior às imagens adulteradas pela técnica de clonagem. Como visto, o tipo de adulteração interfere no resultado da segmentação.

Capítulo 5

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste documento foi apresentada uma proposta de reconhecimento de adulterações em imagens digitais com e sem compressão de acordo com a análise da inconsistência do padrão CFA e do BAG. O padrão CFA refere-se à organização dos pixels da imagem gerados pelo sensor durante o processo de captura, de modo que em cada ponto capta um único canal de cor e os demais são produzidos por meio de algoritmos de interpolação, embutidos no dispositivo. Essas são duas características que permitem atestar a integridade e autenticidade de uma imagem digital. De modo semelhante, os blocos produzidos durante o processo de compressão por meio do padrão JPEG também permitem atestar tais atributos.

A abordagem proposta analisa essas características das imagens com o objetivo de expor uma adulteração. Para isso, foi desenvolvido um método que analisa a inconsistência do padrão CFA de acordo com verificação da classificação incorreta dos pixels interpolados e não interpolados. De maneira análoga, a análise da inconsistência dos blocos JPEG consiste em localizar a posição correta dos blocos da imagem e verificar a presença de inconsistência. Para cada abordagem foram propostos dois métodos comparados e selecionados de acordo com a taxa de precisão.

Em relação à análise do padrão CFA, foram desenvolvidas três técnicas que permitiram segmentar a região adulterada. A primeira técnica utilizava o K-means para realizar a operação de segmentação. Para tanto, foi criado um vetor de atributos contendo a frequência de cada canal de cor presente na imagem, com exceção da cor branca e magenta. Apesar dos resultados terem sido eficientes quanto à segmentação, o método mostrou-se limitado devido o parâmetro relacionado a separação das classes informado previamente. Desse modo, uma imagem seria segmentada mesmo que não houvesse adulteração ou o método de reconhecimento fosse ineficaz. Por esse motivo, as duas abordagens desenvolvidas para esse mesmo propósito realizava uma análise da distribuição das frequências dos canais de cor em um histograma. Nessa análise percebeu-se que imagens adulteradas possuíam histogramas bimodais. Assim, foram criados dois limiares em que um deles era responsável por encontrar o mínimo local ótimo e segundo limiar verificar a confiabilidade do primeiro limiar. Embora essas abordagens tenham sido eficientes, os limiares encontrados não satisfizeram grande parte dos casos envolvendo os tipos de adulterações em imagens.

Para a análise da inconsistência dos blocos JPEG, foram propostas duas técnicas. Ambas necessitavam localizar os blocos da imagem previamente, para que, em seguida, pudesse verificar a presença de inconsistência entre os blocos da imagem. A primeira técnica calculava o valor do Efeito Local de toda imagem e verificava se os valores mínimos encontrados localizavam-se em posições marcadas como fronteiras dos blocos, caso não estivesse, o ponto da imagem de saída era marcado com a cor branca. Na segunda técnica, extraia-se uma sub-imagem e localizavam-se os blocos. Em seguida, verificava se os blocos dessa sub-imagem correspondiam a imagem global, caso isso não ocorresse, o ponto era marcado com a cor branca na imagem de saída. Para segmentar a região adulterada, observou-se a densidade de pixel ao longo da imagem, e notou-se que regiões adulteradas possuíam maior concentração de pixels brancos. Desse modo, a segmentação consistiu em localizar regiões com maior concentração de pixels brancos a partir da proporção de pixels dentro de uma janela deslizante. Assim como na análise do padrão CFA, o valor de proporção utilizado para segmentar não satisfaz todos os casos de tipos de manipulação. Isso ocorre devido os tipos de adulterações incorporarem diferentes informações, de modo que a densidade de pixels também varie.

O método global utiliza o valor da taxa de compressão da imagem para a decisão do método adequado, sendo que para imagens com baixa ou nenhuma compressão, utilizou-se o método de análise do CFA, e para imagens com alta compressão, utilizou-se o método de análise do BAG. De acordo com os resultados, pôde-se observar que o método proposto é eficiente no tocante ao reconhecimento de adulterações, tendo como limitação a técnica de segmentação da região adulterada inferindo nos resultados das taxas de sensibilidade, especificidade, precisão e acurácia. Apesar dessa limitação, obteve-se taxas de precisão entre 41,7% e 74,3% e taxas de acurácia entre 85,1% a 95,4%, confirmando a eficácia do método proposto para reconhecimento de adulteração em imagens com e sem compressão JPEG.

5.1.SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Como pode ser visto, o método proposto apresentou uma limitação referente à segmentação da região adulterada. Para a análise do Padrão CFA, a primeira técnica utilizou o *K-means* para segmentar a região adulterada, tendo como limitação a definição do parâmetro *K* previamente informado, o que poderia segmentar a imagem mesmo que não houvesse adulteração ou o método na conseguisse realizar o reconhecimento. Uma adaptação para essa abordagem seria utilizar o algoritmo de Aprendizagem de Máquina *Mean Shift* que agrupa os

dados de acordo com sua densidade sem que haja necessidade de informar o número de *clusters*.

As técnicas de segmentação baseadas em análise dos histogramas multimodais consistiram na definição de um limiar ótimo que fosse capaz de distinguir a região adulterada do restante da imagem. Porém, pôde-se notar que o limiar definido não atendeu à todos os casos, de modo que o método não segmentou a região adulterada mesmo havendo reconhecimento. Da mesma forma ocorreu para o método de reconhecimento de adulteração a partir da inconsistência do BAG, que segmenta a região adulterada de acordo com análise da proporção de pixels em uma janela deslizante. Para ambas as abordagens, deve-se analisar os limiares definidos de acordo com as peculiaridades de cada imagem, a partir dos erros observados.

Nos resultados das abordagens relacionados ao BAG também observou-se que a métrica utilizada para localização dos blocos da imagem permite que o método de reconhecimento de adulteração seja sensível às bordas dos objetos interferindo na precisão do método, sendo necessário um estudo mais detalhado para redefinir a métrica de blocagem ou reduzir essa interferência. A utilização de filtros de redução de ruído ou filtros morfológicos também seriam formas de reduzir os falsos positivos gerados após a segmentação e aumentar a precisão do método.

De acordo com o resultados obtidos, pôde-se perceber que em alguns casos ambas abordagens proporcionaram resultados satisfatórios para imagens com qualidade de compressão 70. Uma proposta futura seria utilizar os dois métodos em conjuntos para os diversos tipos de compressão e definir uma métrica que ateste qual abordagem apresenta melhor resultado ou em vez de optar por um, unir os dois resultados obtidos.

Além disso, para obter maior exatidão do método proposto é preciso realizar testes de hipóteses e testes de significância estatística, pois a seleção da melhor abordagem descrita baseou-se na taxa de precisão e, como pôde ser visto, em alguns casos específicos cada abordagem obteve resultado diferenciado. Em relação à Base de Dados, deve-se ampliá-la e padronizá-la, adicionando imagens com outros formatos e tipos de manipulação, sendo que foram testadas apenas imagens em formato JPEG e TIFF, e manipuladas pelas técnicas de composição e clonagem. O limiar utilizado para decisão do método adequado a uma imagem de acordo com a taxa de compressão permitiu obter resultados eficientes, porém é preciso efetuar testes mais detalhados com imagens com qualidade JPEG diversificada como forma de englobar grande parte dos casos.

REFERÊNCIAS

- BAYRAM, S., SENCAR, H. T. e MEMON, N. D. **Classification of digital camera-models based on demosaicing artifacts**. *Digital Investigation*, 5(1-2):49–59, 2008.
- BAYER, B. E.. **Color imaging array**. U.S. Patent 3971065, 1976.
- BOVIK, A. C. e LIU, S. **"DCT-domain blind measurement of blocking artifacts in DCT-coded images"**, in *Proc. IEEE Int. Coni Acoust.t Speech. and Signal Processing*, vol. 3, pp. 1725-1728. Maio 2001.
- BURVIN, P. Sabeena. ESTHER, J. Monica. **Analysis of Digital Image Splicing Detect**. *IOSR Journal of Computer Engineering (IOSR-JCE)*. e-ISSN: 2278-0661, p- ISSN: 2278-8727 Volume 16. Abril 2014.
- CHANG E. CHEUNG S. e PAN D. Y. **Color filter array recovery using a threshold-based variable number of gradients**. volume 3650, p. 36-43. SPIE, 1999.
- CHEN, T.. **A Study of Spatial Color Interpolation Algorithms for Single-Detector Digital Cameras. Information System Laboratory**. Department of Electrical Engineering. Stanford University . 1999.
- CHOI, Chang-Hee. CHOI, Jung-Ho. LEE, Heung-Kyu. **CFA Pattern identification of difital cameras using intermediate value counting**. Department of Computer Science, Korea Advanced Institute of Science and Technology (KAIST). Buffalo, New York, USA. MM&Sec'11, September 29–30, 2011.
- CHOI, Chang-Hee. LEE, Hae-Yeoun. LEE, Heung-Kyu. **Estimation of color modification in digital images by CFA pattern change**. Department of Computer Science, Korea Advanced Institute of Science and Technology (KAIST). Forensic Science International. 2013
- COFFIN, Dave. **Dcraw**. Disponível em <<http://www.cybercom.net/~dcoffin/dcraw>> Acesso em 25/05/2016.
- DELLAERT, Frank. **The Expectation Maximization Algorithm**. College of Computing; Georgia Tech, GVV Center; GIT-GVV-02-20, 2002.

DELP, Edward. MEMON, Nasir. WU, Min. **Digital Forensics**. IEEE Signal Processing Magazine. Março. 2009.

DIRIK, A. MEMON, N. **Image tamper detection based on demosaicing artifacts**. In Image Processing (ICIP), 2009 16th IEEE International Conference on, pages 1497 –1500, nov. 2009.

DPREVIEW. **Repositório de imagens**. Disponível em < <http://www.dpreview.com/>> Acesso em: 02/02/2016.

ESTIASIS. **Repositório de imagens**. Disponível em < <https://www.estiasis.com/totalid/camera/sigma/sd1-merrill>> Acesso em 29/04/2016.

FARID, Hany. **Exposing digital forgeries from JPEG ghosts**. IEEE Trans. Inform. Forensics Security, vol. 4, no. 1, pp.154 -160 2009

FRIDRICH, Jessica. SOUKAL, David. LUKAS, Jan. **Detection of Copy-Move Forgery in Digital Images**. Proceedings of Digital Forensic Research Workshop. 2003.

GALLAGHER, A. e CHEN, T. **Image authentication by detecting traces of demosaicing**. In Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2008. CVPRW '08. IEEE Computer Society Conference on, pages 1–8, june 2008

GONÇALVES, Rui. **Cor Digital - Introdução**. Disponível em< http://www.aif.estt.ipt.pt/Ficheiros_PDF/SensitAnalogica_FOTO/Fichas/Cap7b_Sensito.pdf> Acesso em: 11/11/2014. Atualizado em 12/05/2011.

GONZALEZ, R. C. WOODS, R. E.. **Digital Image Fundamentals. Digital Image Processing**. Editora. Pearson 3ª ed. p. 90 – 93. 2008

HE, J.F., LIN Z.C., WANG L.F., e TANG X.O. **Detecting doctored JPEG images via DCT coefficient analysis**. Lecture Notes in Computer Science, Springer Berlin, vol. 3953, pp.423-435, 2006.

HIRAKAWA, K. PARKS, T. W. **Adaptive homogeneity-directed demosaicing algorithm**. Electrical and Computer Engineering. Cornell University Ithaca, NY 14853. 2005.

HORE, A. ZIOU, D. **An Edge-Sensing Generic Demosaicing Algorithm With Application to Image Resampling.** IEEE Transactions on Image Processing. (Volume:20). Junho de 2011.

HUFFMAN, D. A. **A method for construction of minimum redundancy codes.** In Proceedings IRE, vol. 40. 1962 pp 1098-1101.

KIRCHNER, Matthias. **Efficient estimation of cfa pattern configuration in digital camera images.** volume 7541, page 754111. SPIE, 2010.

KIRCHNER, Matthias. **Notes on Digital Image Forensics and Counter-Forensics.** Disponível em < http://dud.inf.tu-dresden.de/~kirchner/Documents/image_forensics_and_counter_forensics.pdf>. Acesso em: 20/10/2014.

LI, Weihai. YUAN, Y. e YU, Neghai. **Detecting Copy-Paste Forgery of JPEG Image via Block Artifact Grid Extraction.** International Workshop on Local and Non-Local Approximation in Image Processing. 2008.

LIU, H. and HEYNDERICKX, I. **“A no-reference perceptual blockiness metric,”** in Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP '08), pp. 865–868, March- April 2008

LIN, C.-k.. **Pixel grouping for color filter array demosaicing.** <http://sites.google.com/site/chklin/demosaic>, Abril. 2003.

LUKAS, Jan. FRIDRICH, Jéssica. GOLJAN, Miroslav. **Digital camera identification from sensor noise.** IEEE Trans. Inform. Forensics Security, vol. 1, no. 2, pp.205 -214. 2006

LUKAS, Jan. FRIDRICH, Jéssica. GOLJAN, Miroslav. **Detecting digital image forgeries using sensor pattern noise.** *Proc. SPIE, Electronic Imaging, Security, Steganography, Watermarking of Multimedia Contents VIII*, vol. 6072, 2006

PENNEBAKER, W B; MITCHEL R. J. L. et. al. **Arithtmetic coding articles.** IBM J R., Dev 32,6 Special Issue(Nov 1988), 717–774.

POPESCU, A. FARID, Hany. **Exposing digital forgeries in color filter array interpolated images.** Signal Processing, IEEE Transactions on, 53(10):3948 – 3959, oct. 2005

PRAJAPATI, Ankit. NAIK, Sapan. MEHTA, Sheetal. **Evaluation of Different Image Interpolation Algorithms**. International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) Volume 58– No.12, Novembro 2012

ROCHA, Anderson, GOLDENSTEIN S. **CSI: análise forense de documentos digitais**. Belo Horizonte: Sociedade Brasileira de Computação (SBC); 2010. cap. 6, p.263-317: Atualizações em informática.

SANCHES, Ionildo José. Compressão sem Perdas de Projeções de Tomografia Computadorizada usando a Transformada Wavelet. **Compressão de Imagens**. 30/12/2003. Disponível em <<http://www.dainf.ct.utfpr.edu.br/~ionildo/wavelet/cap2.htm>> Acesso em: 10/04/2016.

SENDUR, L. SELESNICK, I.W. **Bivariate shrinkage with local variance estimation**. IEEE Signal Processing Letters, vol. 9, no. 12, pp. 438– 441, Dez. 2002.

TAKAMATSU, J., MATSUSHITA, Y. OGASAWARA, T. IKEUCHI, K. **Estimating demosaicing algorithms using image noise variance**. In Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on, pages 279 –286, Junho 2010.

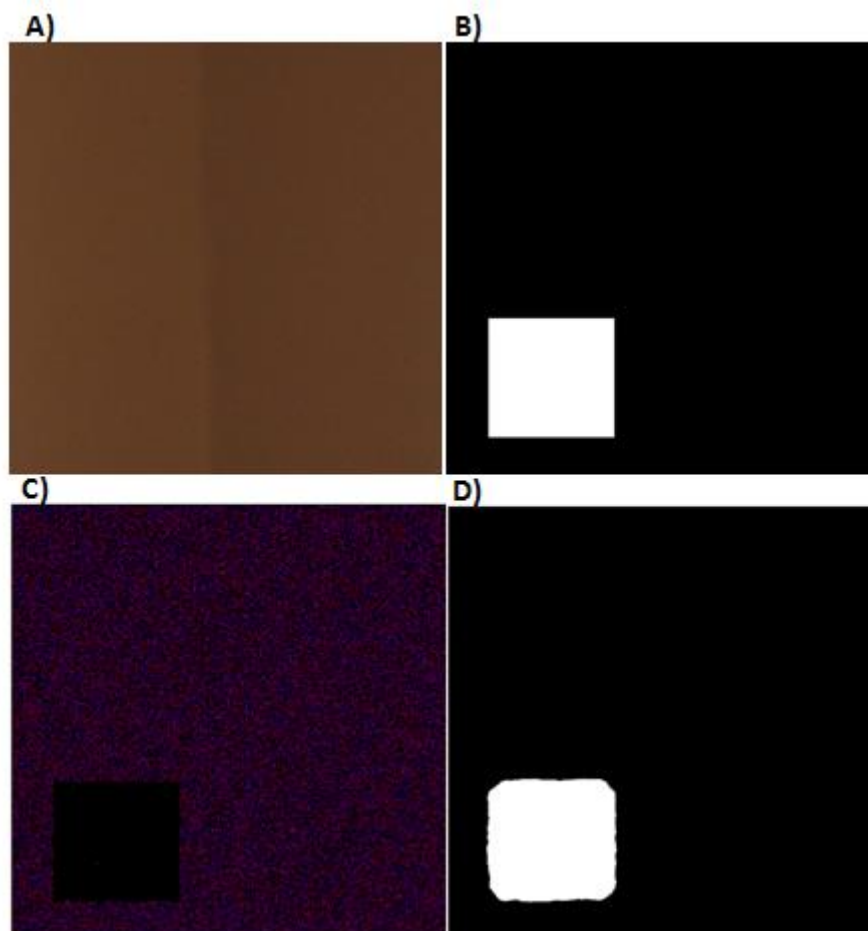
WALLACE, Gregory K. **The JPEG Still Picture Compression Standard**. *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 38, no. 1, 1992

ZHANG, Lei. WU, Xiaolin. BUADES, Antoni. LI, Xin. **Color Demosaicking by Local Directional Interpolation and Nonlocal Adaptive Thresholding**. *Journal of Electronic Imaging*, vol.20, no.2, 2011.

APÊNDICES

APÊNDICE A – Utilização do K-means para segmentação da Região Adulterada para uma imagem sem compressão e interpolada pelo algoritmo Bilinear.

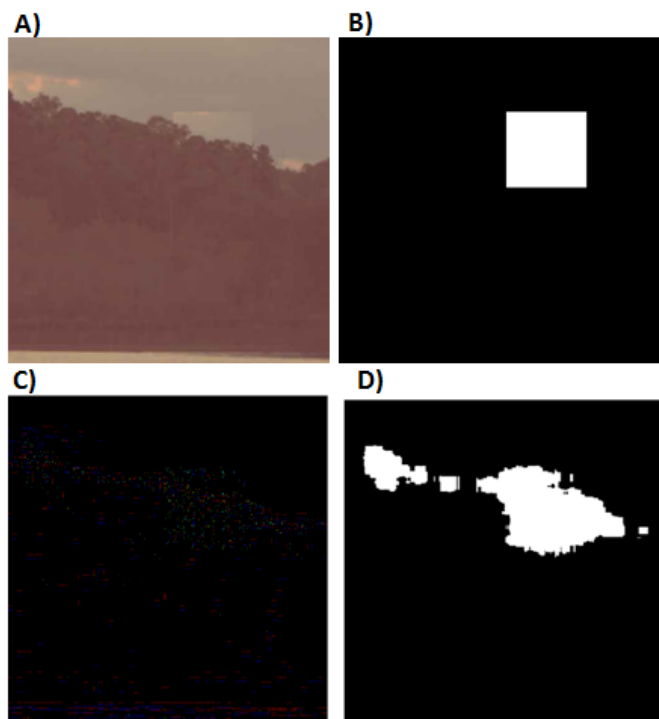
Figura 1 - A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada utilizando *K-means*.



Fonte: Elaborada pelo autor.

APÊNDICE B – Utilização da abordagem 3 referente a análise da inconsistência do padrão CFA para uma imagem com qualidade de compressão JPEG 40 e JPEG 70, respectivamente.

Figura 2 - A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição e qualidade JPEG 40. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada utilizando a abordagem 3.



Fonte: Elaborada pelo autor.

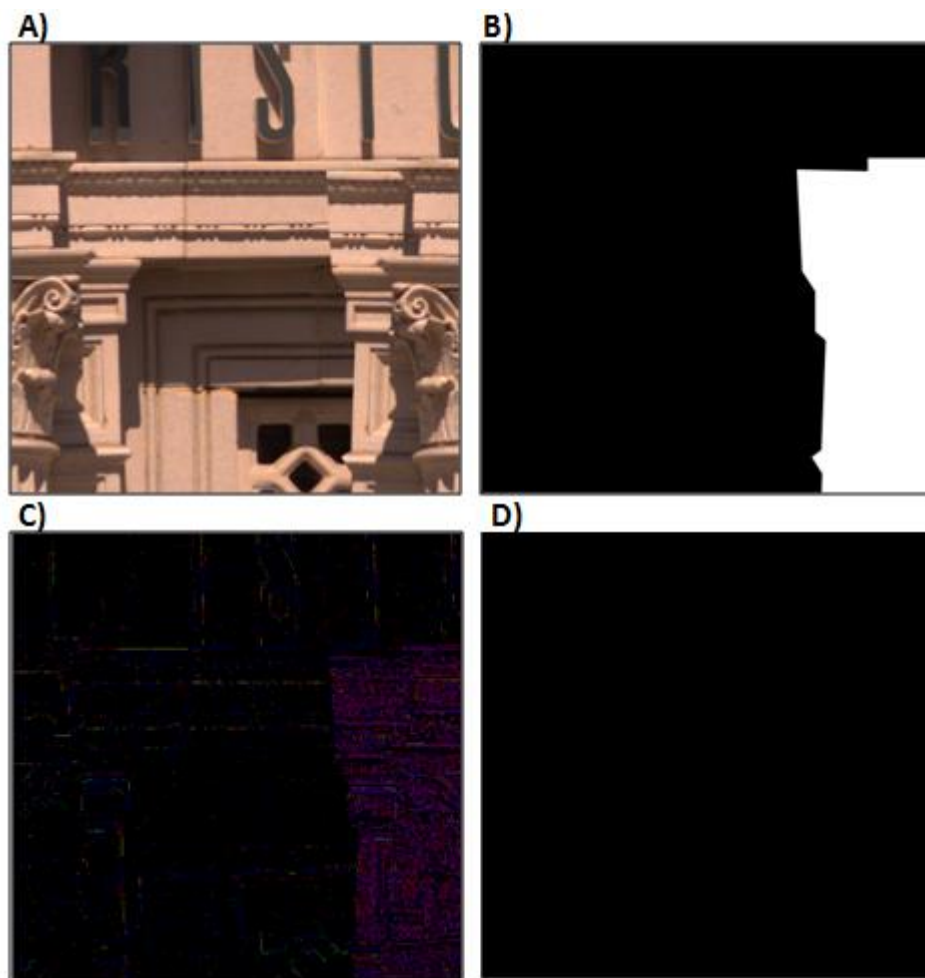
Figura 3 - A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição e qualidade JPEG 70. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada utilizando a abordagem 3.



Fonte: Elaborada pelo autor.

APÊNDICE C – Exemplo de Imagem não segmentada utilizando a abordagem 2 referente à análise do padrão CFA.

Figura 4 - A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição e sem compressão. B) Resultado Esperado. C) Resultado da utilização do método de análise da Inconsistência do Padrão CFA. D) Região adulterada segmentada utilizando a abordagem 2.



Fonte: Elaborada pelo autor.

APÊNDICE D – Variação das taxas de proporção dos pixels em uma janela deslizante 32x32 para a segmentação da região adulterada de acordo com a abordagem 2 para análise da inconsistência do BAG.

Quadro 1. Medidas de desempenho referentes à utilização da abordagem 2 para segmentação da região adulterada relacionada à análise da inconsistência do BAG. Utiliza-se janela deslizante 32x32 e proporção de pixels 5%. Os valores são apresentados em porcentagem (%). M refere-se ao valor médio e CV refere-se ao Coeficiente de Variação.

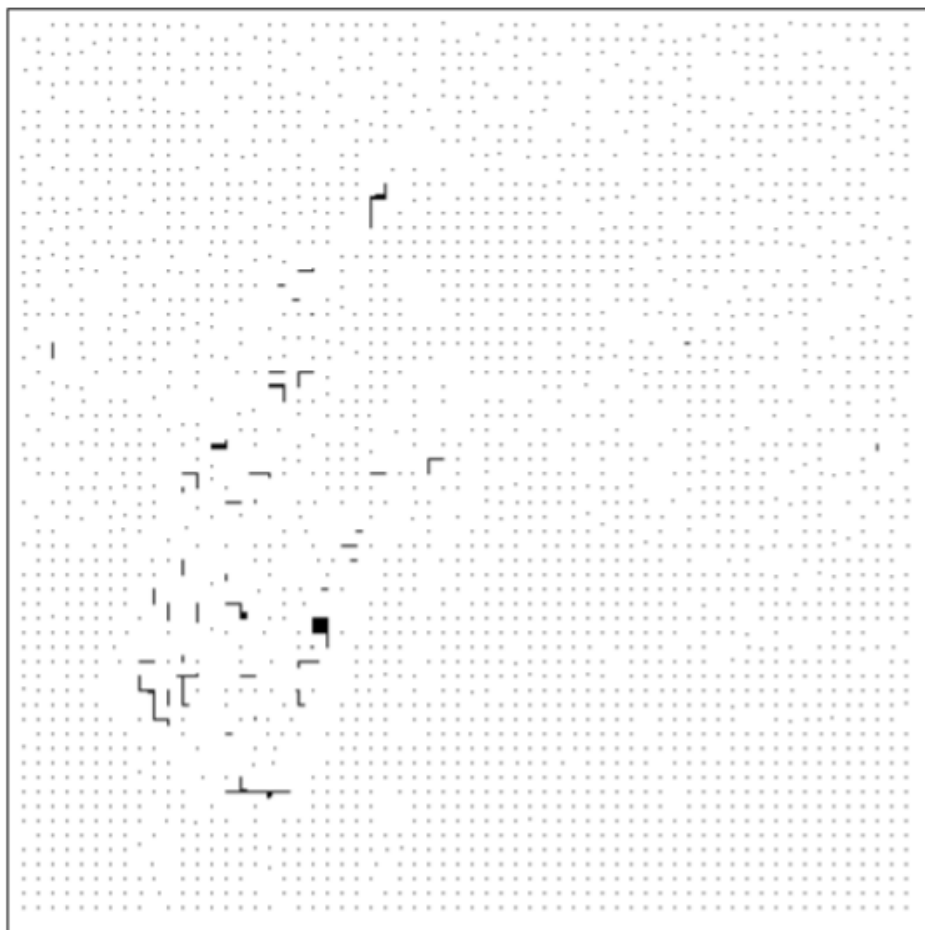
		ARTEFATOS JPEG – PROPORÇÃO 5%											
		Sensibilidade			Especificidade			Precisão			Acurácia		
		40	70	100	40	70	100	40	70	100	40	70	100
Abordagem 2	M	84,6	83	95,7	90,1	76,3	11,9	42	25,7	6,7	89	75	17
	CV	29,2	31,7	8,4	11,3	25,3	5,3	39,5	64,5	57,4	9,9	22,8	18,1

Quadro 2. Medidas de desempenho referentes à utilização da abordagem 2 para segmentação da região adulterada relacionada à análise da inconsistência do BAG. Utiliza-se janela deslizante 32x32 e proporção de pixels 10%. Os valores são apresentados em porcentagem (%). M refere-se ao valor médio e CV refere-se ao Coeficiente de Variação.

		ARTEFATOS JPEG – PROPORÇÃO 10%											
		Sensibilidade			Especificidade			Precisão			Acurácia		
		40	70	100	40	70	100	40	70	100	40	70	100
Abordagem 2	M	67,3	66,2	92,2	95,1	90,3	13,4	48,5	39,9	6,6	92,4	87,9	18,3
	CV	54,3	50,6	16,2	6,7	11,9	36,1	44,7	56,2	59,5	7	10,9	28,4

APÊNDICE E – Localização do BAG para imagem cameraman apresentando no trabalho proposto por Li et. al. (2008)

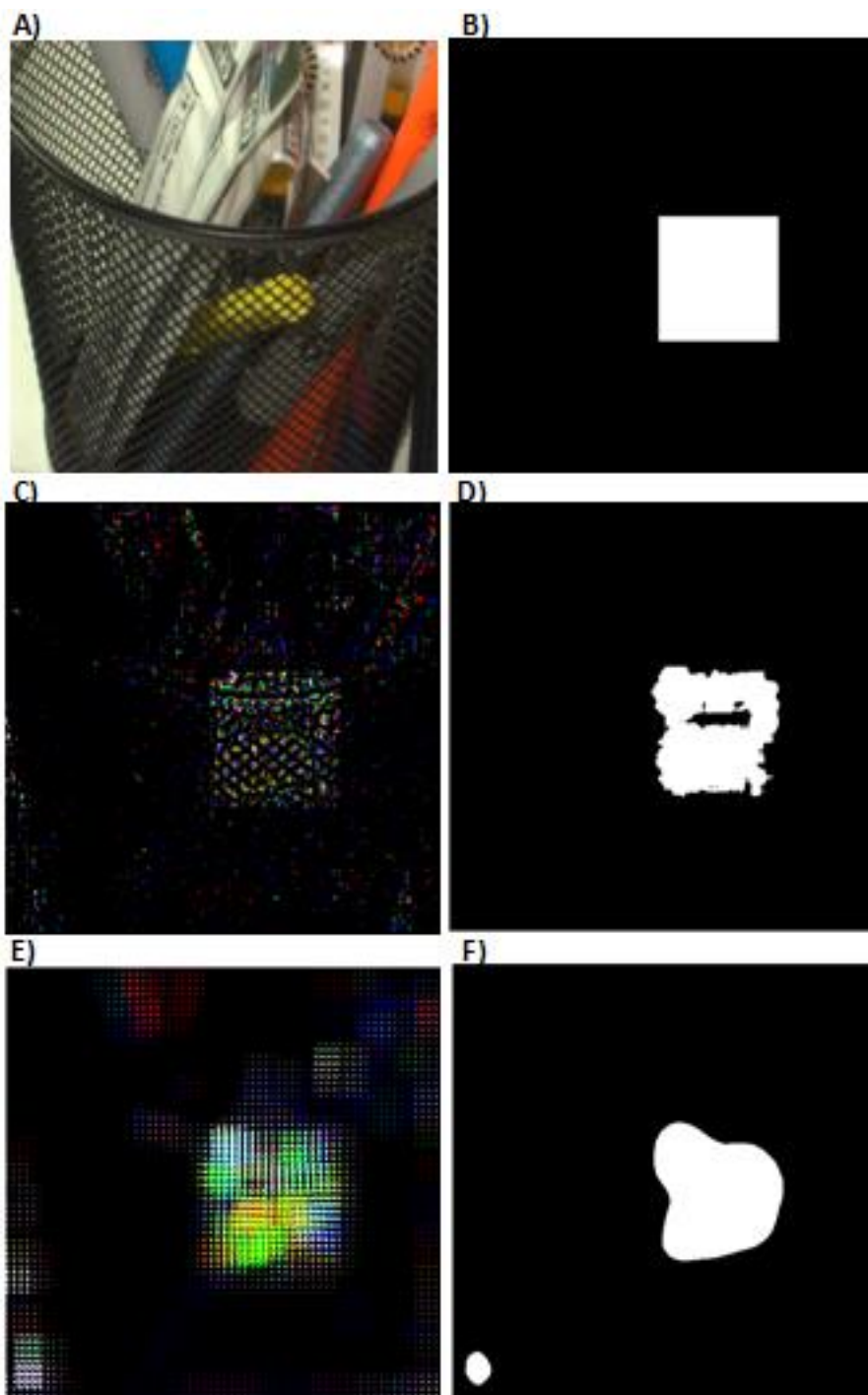
Figura 5. Localização do BAG da imagem cameraman apresentada no trabalho proposto por Li et. al (2008). Percebe-se que alguns pontos localizados em posição de BAG não foram demarcados na imagem.



Fonte: Li et. al. (2008)

APÊNDICE F – Utilização das abordagens 1 e 2 referentes à análise da inconsistência do BAG para uma imagem com taxa de compressão JPEG 70

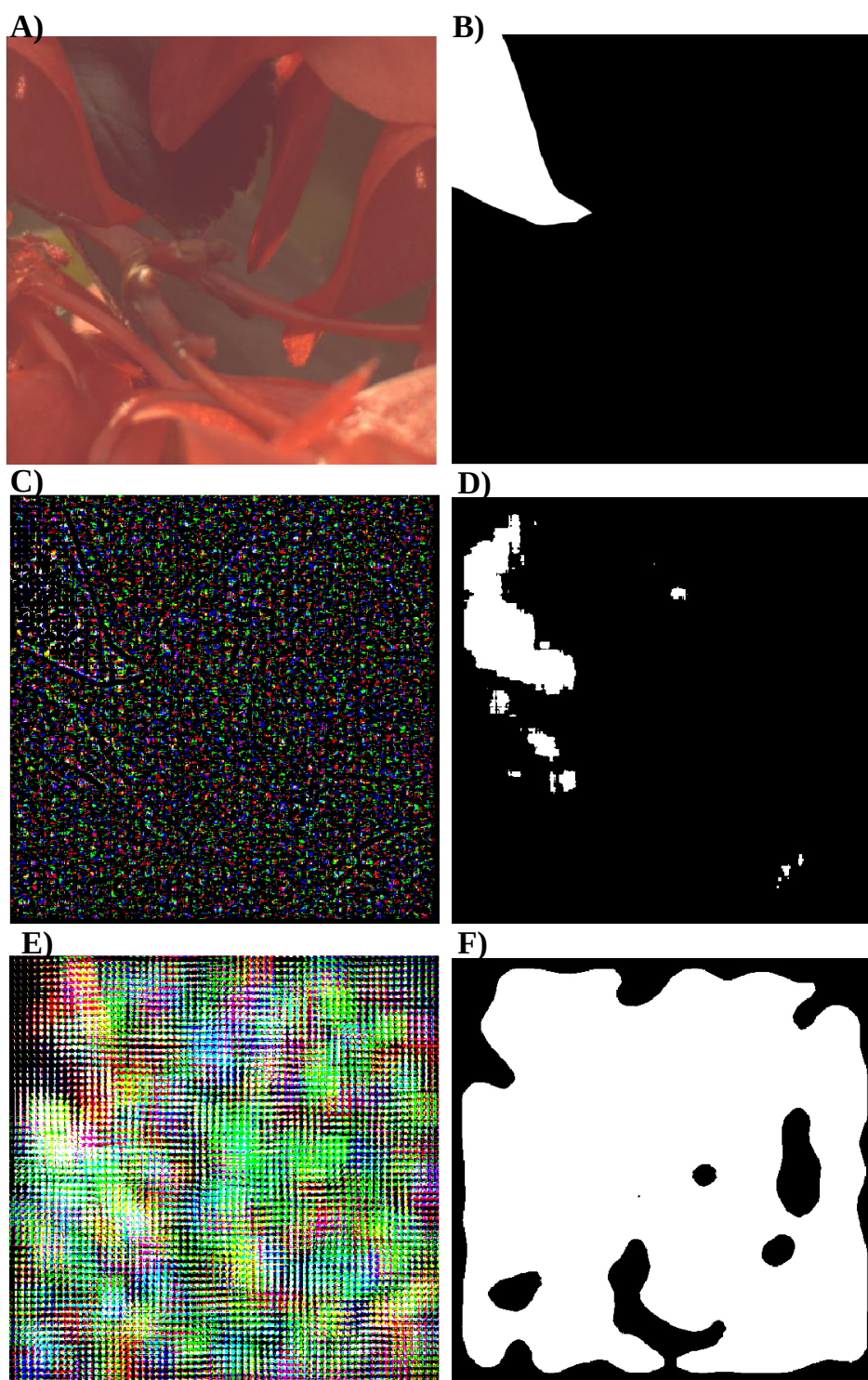
Figura 6. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado obtido utilizando a Abordagem 1 para análise da inconsistência do BAG da imagem D) Resultado da segmentação obtido utilizando a Abordagem JPEG 1. E) Resultado obtido utilizando a abordagem 2 para análise da inconsistência do BAG F) Resultado da segmentação obtido utilizando a abordagem 2.



Fonte: Elaborada pelo autor.

APÊNDICE G – Utilização das abordagens 1 e 2 referentes à análise da inconsistência do BAG para uma imagem com taxa de compressão JPEG 100

Figura 7. A) Imagem Adulterada usando a técnica de Composição. B) Resultado Esperado. C) Resultado obtido utilizando a Abordagem 1 para análise da inconsistência do BAG da imagem D) Resultado da segmentação obtido utilizando a Abordagem JPEG 1. E) Resultado obtido utilizando a abordagem 2 para análise da inconsistência do BAG F) Resultado da segmentação obtido utilizando a abordagem 2.



Fonte: Elaborada pelo autor.