Análise Forense de Documentos Digitais

Prof. Dr. Anderson Rocha

anderson.rocha@ic.unicamp.br

http://www.ic.unicamp.br/~rocha

Reasoning for Complex Data (RECOD) Lab.
Institute of Computing, Unicamp

Av. Albert Einstein, 1251 – Cidade Universitária
CEP 13083-970 • Campinas/SP – Brasil

Organização

Avisos

- Aulas
  - 31/08 – Não haverá aula
  - 02/09 – Detecção de Pornografia em I&V
    Dr. Eduardo Valle
  - 09/09 – Detecção de Duplicações em I&V
    Prof. Eduardo Valle

Avisos

- Matlab R14 instalado nos LABs do IC-3 (Linux e Windows)
- Site da disciplina

http://www.ic.unicamp.br/~rocha/teaching/2010s2/mo815/index.html

Organização

- Atribuição de Fontes (Modelo e Tipo Específico)
  - Câmera
  - *Scanner*
- Identificação de Criações Sintéticas
- Técnicas Contra-Forenses

Atribuição de Fontes

Atribuição de Fontes

- Câmera
- *Camcorder*
- *Scanner*
- Impressora

Atribuição de Fontes

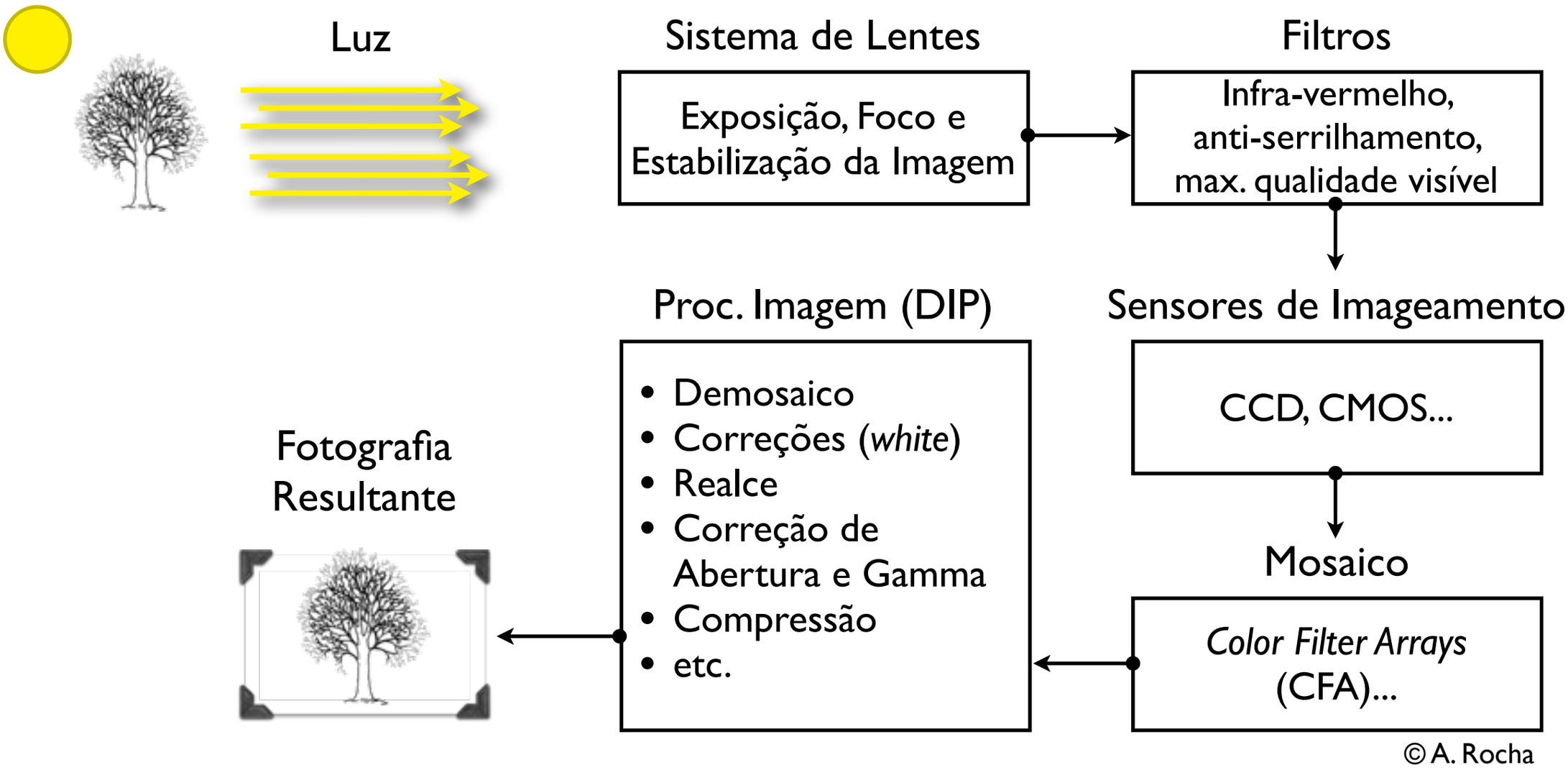
- Técnicas para apontar/atribuir
  - O modelo do dispositivo de aquisição
  - O dispositivo exato

Atribuição do Modelo de Câmera

Atribuição do Modelo

- Informações relacionadas ao processo de aquisição
  - Características das lentes
  - Tipo a tamanho dos sensores de aquisição
  - Tipo de filtro de mosaico/demosaico
  - Informações dos algoritmos da DIP

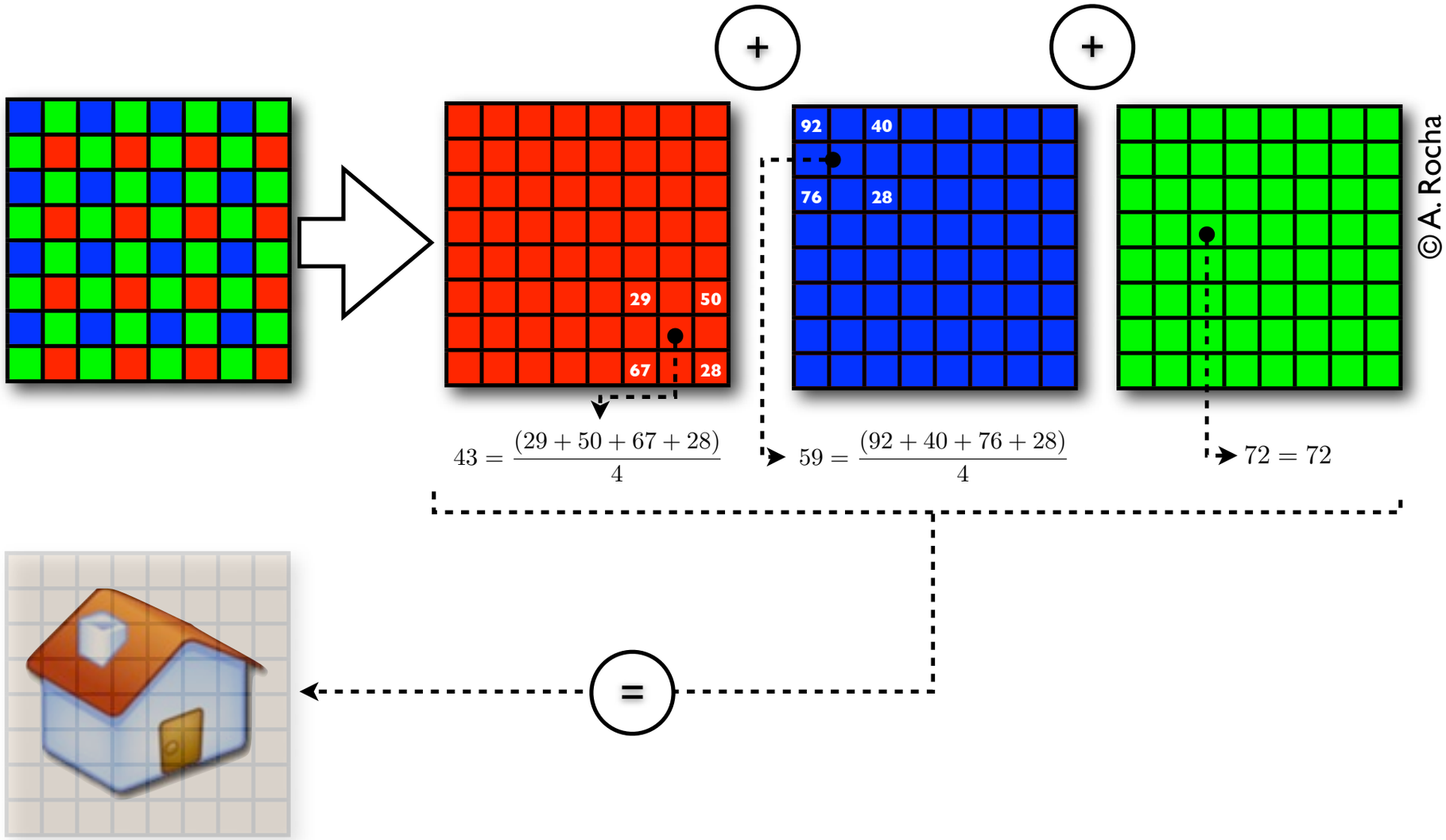
Pipeline Câmera



Estado da Arte

- Análise de pós-processamento
  [Kharrazi et al. 2004]
- Análise de artefatos de mosaico/demosaico
  [Popescu & Farid 2004; Bayram et al. 2005b]
- **Artefatos em tabelas de quantização JPEG**
  [Popescu 2004]
- **Distorções de lentes**
  [Choi et al. 2006]

Mosaico/Demosaico



Análise de Artefatos CFA

- Hipótese:
  - linhas e coluna de imagens interpoladas provavelmente possuem correlações com seus vizinhos
  - relação de vizinhança pode ser fornecida por *kernels* de tamanhos específicos (e.g., 3×3, 5×5, etc.)

Análise de Artefatos CFA

- [Popescu 2004] **apresentam um algoritmo de** maximização da esperança (EM)
- Dois estágios
  - Esperança
  - Maximização

Análise de Artefatos CFA

- No estágio da esperança (E), estima-se a probabilidade de cada amostra pertencer a um modelo em particular
- No estágio da maximização (M), estima-se a forma específica das correlações entre as amostras

Análise de Artefatos CFA

- Mais especificamente, podemos assumir que cada amostra pertence a um de dois modelos possíveis
- Se a amostra é linearmente correlacionada com seus vizinhos ela pertence ao Modelo 1. Caso contrário, ao Modelo 2

Análise de Artefatos CFA

- Função de correlação linear

$$f(x,y) = \sum_{u,v=-k}^{k} \alpha_{u,v} f(x+u, y+v) + \mathcal{N}(x,y),$$

- *f* é um canal de cor (RGB) após o demosaico, *k* é um inteiro e *N* distribuição normal iid
- *u,v* são *offsets* dos *pixels*
- α é um vetor de coeficientes lineares que expressa as correlações

Análise de Artefatos CFA

- Esperança estima a prob. de cada amostra pertencer ao Modelo 1

$$\Pr\{f(x,y) \in \mathcal{M}_1 | f(x,y)\} = \frac{\Pr\{f(x,y)|f(x,y) \in \mathcal{M}_1\}\Pr\{f(x,y) \in \mathcal{M}_1\}}{\sum_{i=1}^{2} \Pr\{f(x,y)|f(x,y) \in \mathcal{M}_i\}\Pr\{f(x,y) \in \mathcal{M}_i\}},$$

- $\Pr\{f(x,y) \in \mathcal{M}_1\}$ e $\Pr\{f(x,y) \in \mathcal{M}_2\}$ são prob. *a priori* (1/2)

Análise de Artefatos CFA

- Se assumirmos que uma amostra é gerada pelo Modelo 1, a probabilidade de isso ocorrer é

$$\Pr\{f(x,y)|f(x,y)\in\mathcal{M}_1\}=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\left[-\frac{1}{2\sigma^2}\left(f(x,y)-\sum_{u,v=-k}^{k}\alpha_{u,v}f(x+u,y+v)\right)^2\right].$$

- Assumimos que o Modelo 2 tem uma distribuição uniforme
- Estimamos a variância no estágio M

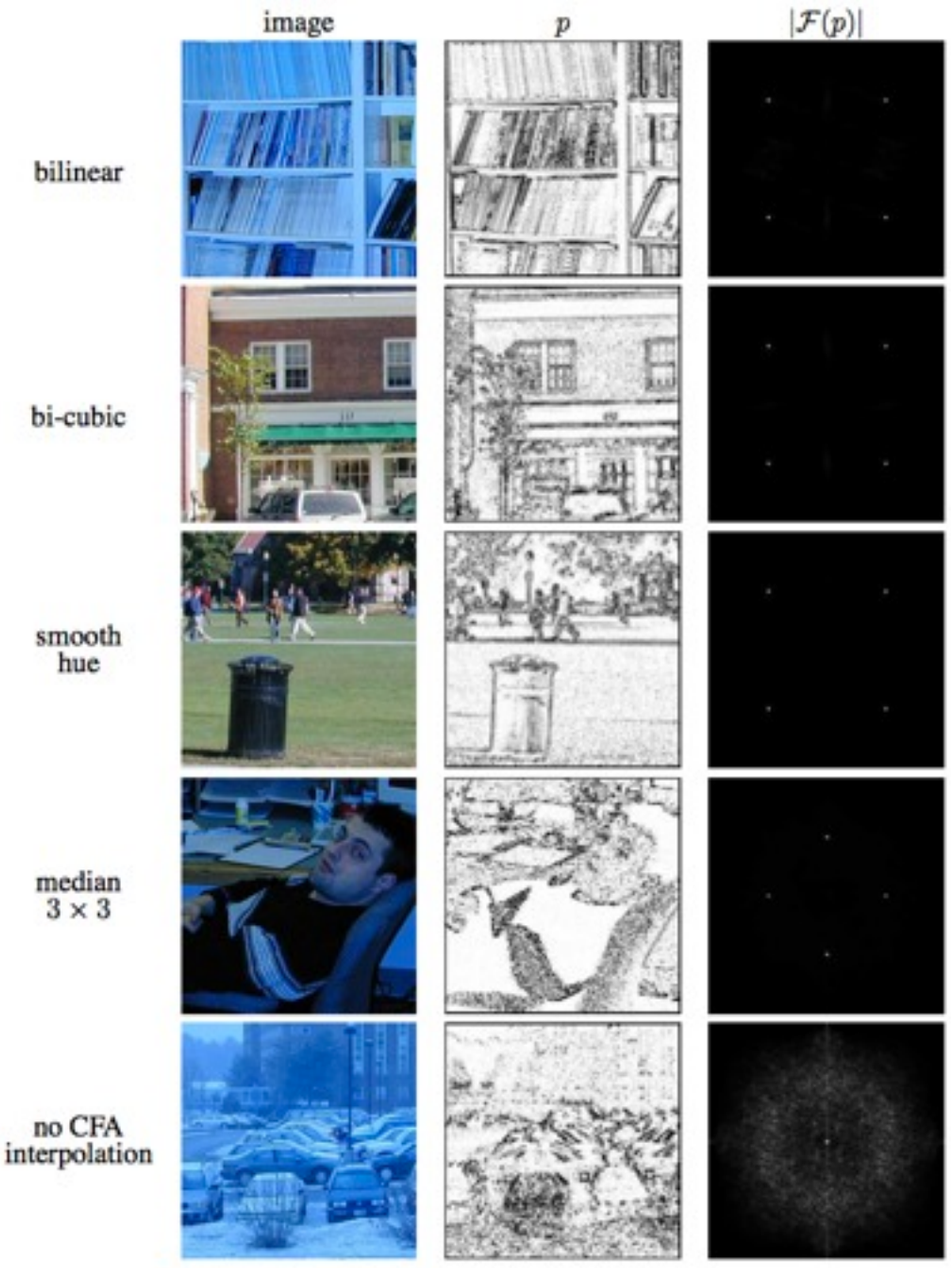
Análise de Artefatos CFA

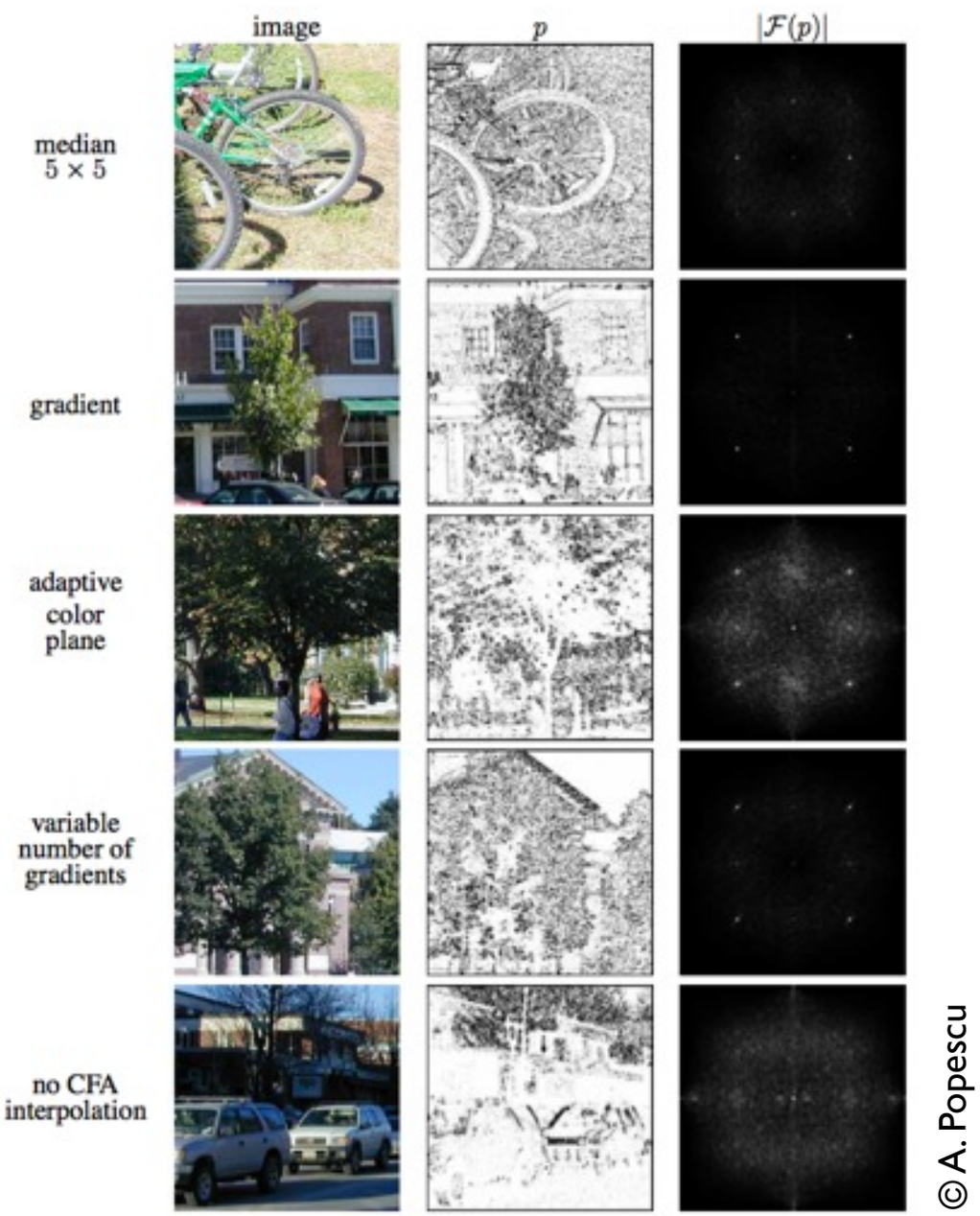
- No estágio M precisamos estimar os coeficientes da correlação
- Usamos método dos mínimos quadrados

$$E(\vec{\alpha}) = \sum_{x,y} w(x,y)\left(f(x,y) - \sum_{u,v=-k}^{k} \alpha_{u,v} f(x+u, y+v)\right)^2.$$

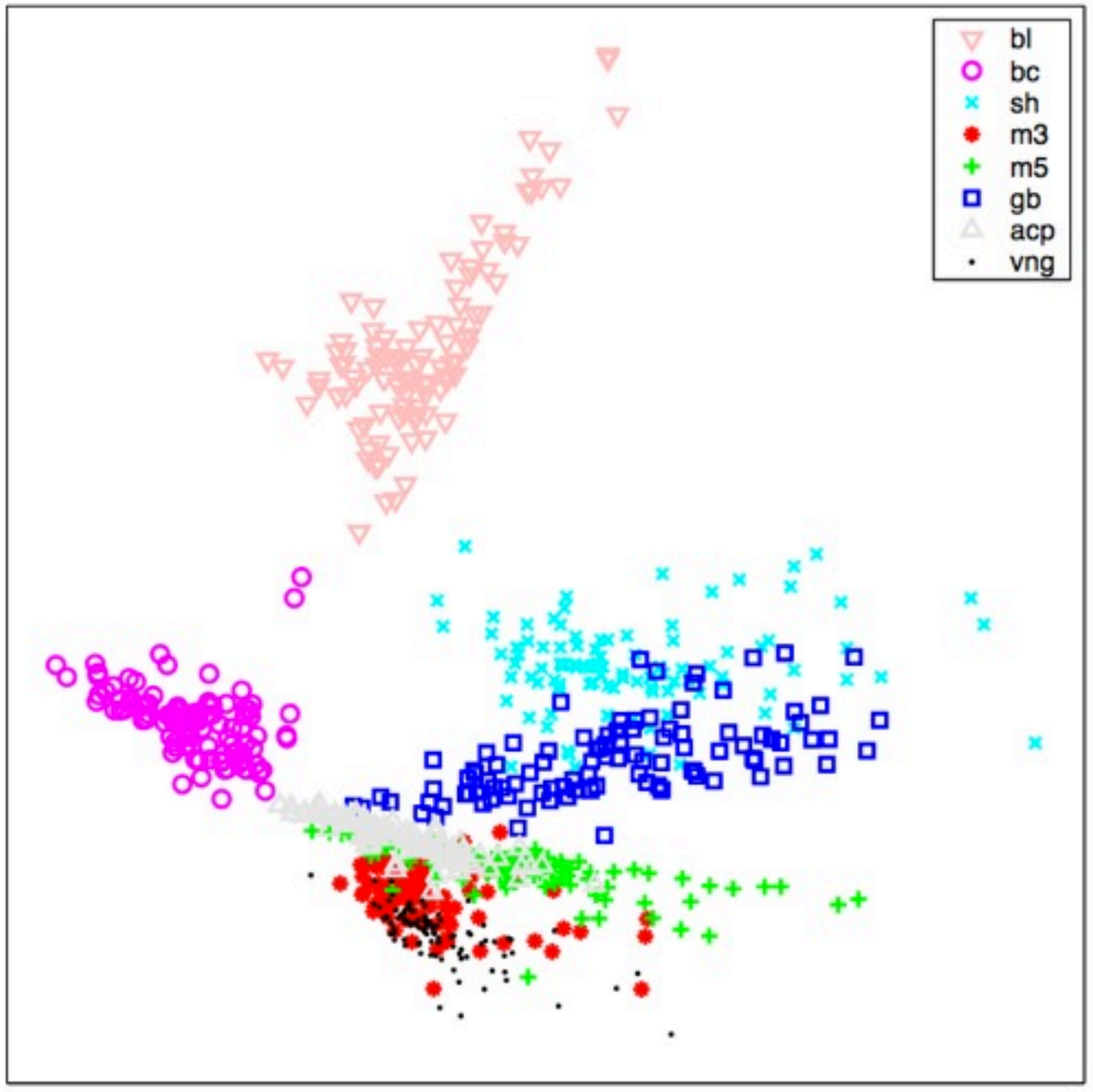
- Os pesos *w* são equivalentes a $\Pr\{f(x,y) \in \mathcal{M}_1 | f(x,y)\}$

Análise de Artefatos CFA





Análise de Artefatos CFA



© A. Popescu

1. Cem imagens com interpolação CFA
2. Algoritmos
   - 2.1. Bilinear
   - 2.2. Bicubic
   - 2.3. Smooth hue
   - 2.4. Median (3 & 5)
   - 2.5. Gradient
   - 2.6. Adaptive Color Plane
   - 2.7. Variable Gradients

Análise de Artefatos CFA

- Problemas?
- Quais são os possíveis ataques a essa abordagem?
- Podemos empregar aprendizado de máquina?
- Podemos usar isso no cenário de investigação de adulterações de imagens?

Atribuição da Câmera em Específico

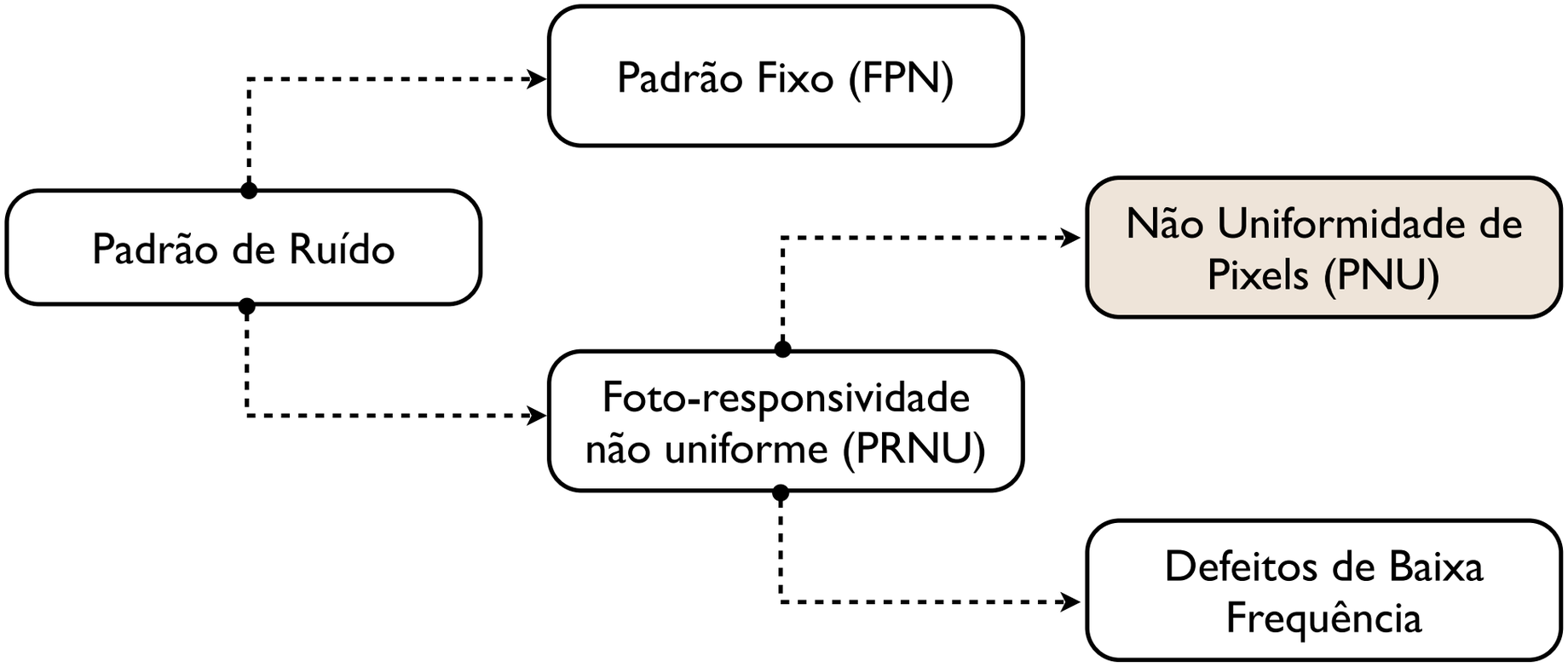
Atribuição direta

- Características únicas da câmera em análise
  - Imperfeições dos componentes
  - Defeitos e falhas decorrentes do ambiente e condições de operação
  - *Dead* e *cold pixels*, *pixel traps* etc.

Estado da Arte

- Análise dos efeitos do ruído inserido no processo de captura
  [Lukas et al. 2006]
- **Artefatos originados pela presença de poeira nos sensores no momento de aquisição**
  [Dirik et al. 2007]
- **Efemeridade**

Análise de Ruído



© A. Rocha

Análise de Ruído

- FPN
  - Aditivo e decorrente de *dark-currents*
  - dependentente do tempo de exposição e temperatura
  - Pode ser removido "*in-camera*" extraindo-se um quadro preto (*dark frame*)

Análise de Ruído

- PRNU
  - Multiplicativo
  - Causado pelo ruído não uniforme dos *pixels* (PNU) e defeitos de baixa frequência
  - Definido como a sensitividade que diferentes *pixels* têm em relação à luz
  - Causado por inconsistências na fabricação do sensor de captura

Análise de Ruído

- PRNU
  - Os defeitos de baixa frequência são causados pelos efeitos da refração da luz nas partículas devido a configurações de *zoom* e superfície ótica
  - Não utilizado no trabalho de [Lukas et al. 2006]

Análise de Ruído

- Para utilizar o ruído PNU no cenário forense, este precisa ser isolado
- Em um cenário forense certamente não teremos um padrão de referência
- Temos que estabelecer um padrão de referência P_c, uma aproximação do ruído PNU

Análise de Ruído

- No processo de aproximação, fazemos a média de K imagens de uma cena uniforme (*lit scene*) como o céu, por exemplo

$$\bar{I}^{(k)} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^{K} I^k.$$

- Esta aproximação pode ser otimizada de modo a suprimir o conteúdo da cena

Análise de Ruído

- Filtro de supressão/remoção de ruído (*denoising*)

$$\bar{\xi}^{(k)} = (I^{(k)} - \lambda(I^{(k)}))/K$$

- *Wavelet denoising* é uma boa escolha
- Como determinar se uma dada imagem I_{teste} pertence a uma determinada câmera?

Análise de Ruído

- Como determinar se uma dada imagem I_{teste} pertence a uma determinada câmera?
- Calcula-se a correlação entre o ruído residual da imagem em questão e o padrão de referência

$$\rho_c(I) = \frac{(\xi - \bar{\xi}) \cdot (P_c - \bar{P}_c)}{\|\xi - \bar{\xi}\| \|P_c - \bar{P}_c\|}.$$

Análise de Ruído

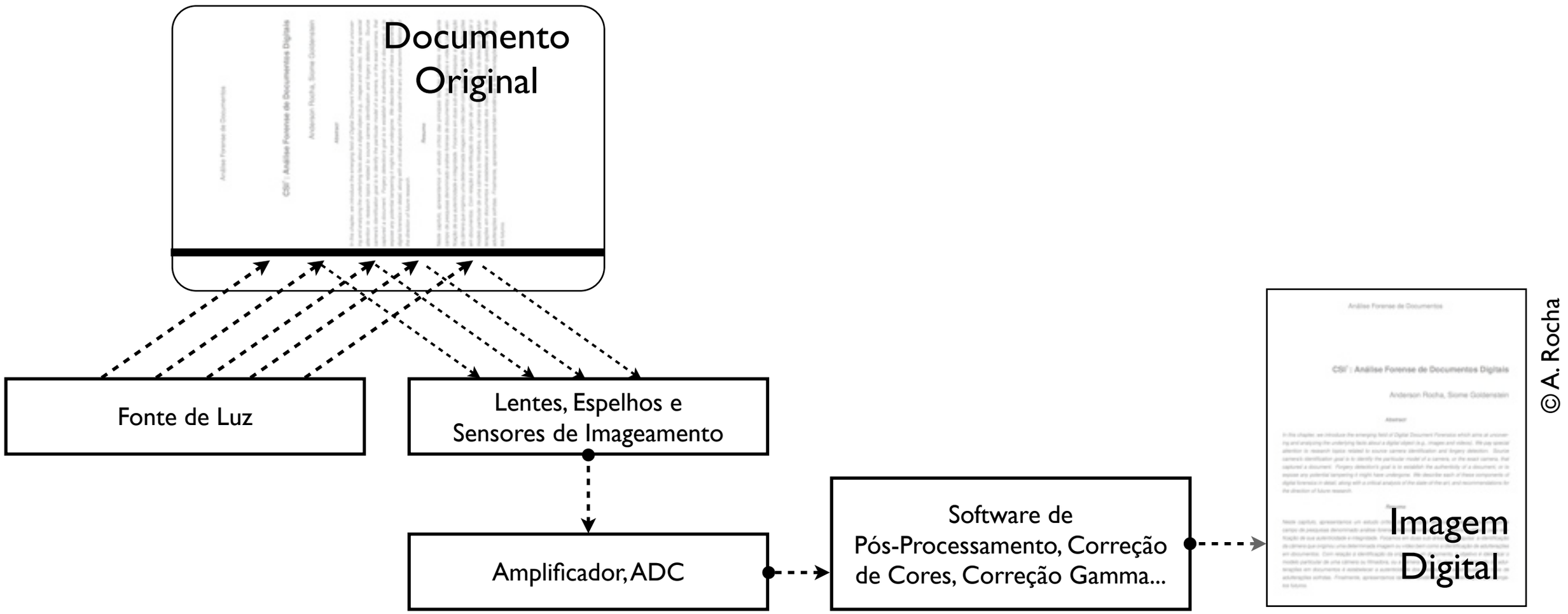
- Método com ótimos resultados
- Problemas
  - Sincronização (modificações de escala e recorte)
  - Força bruta para achar as transformações
- Podemos empregar aprendizado de máquina?

Atribuição de Scanner

Atribuição de Scanner

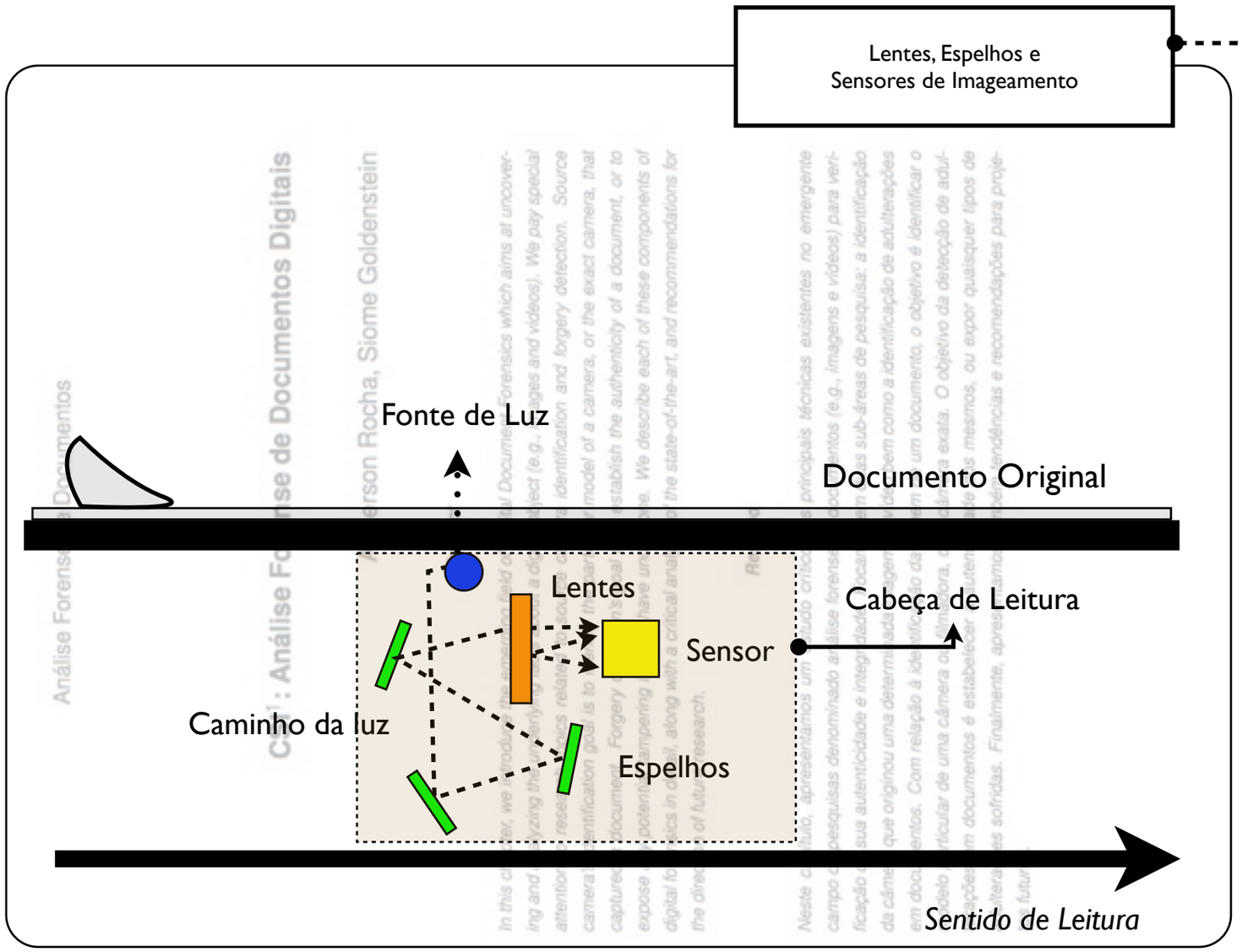
- O processo de fabricação de qualquer dispositivo eletrônico de captura introduz defeitos nos sensores de imageamento
- Como funciona o processo de captura de um scanner?

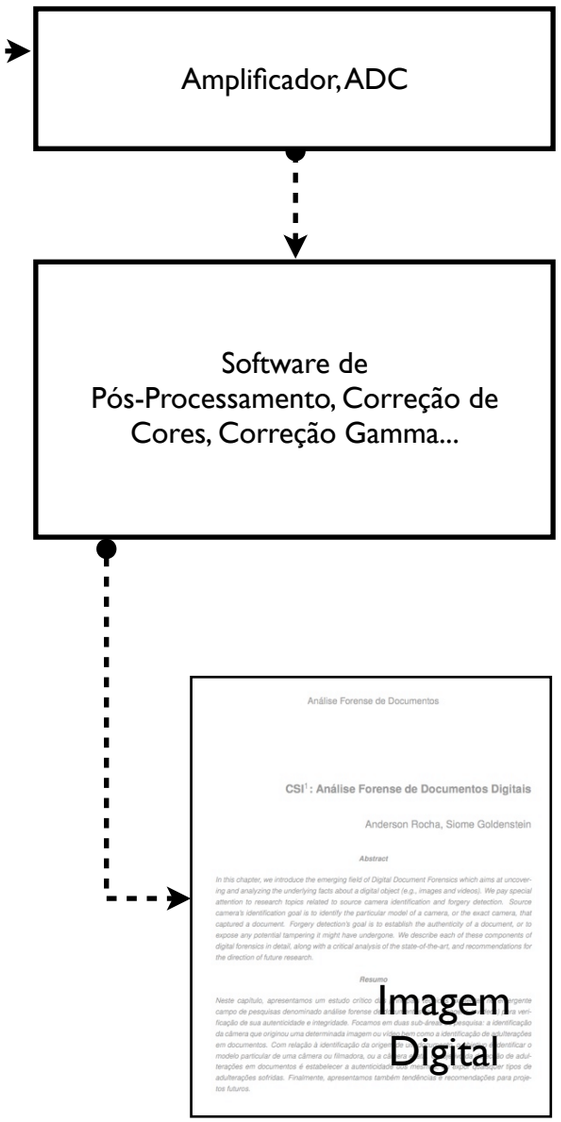
Aquisição via Scanner (recap)



© A. Rocha

Aquisição via Scanner (recap)





© A. Rocha

Atribuição de Scanner

- Scanners possuem
  - Resolução horizontal (sensor) e vertical (motor de passo)
  - Motor de passo
  - Estabilizador

Atribuição de Scanner

- Como os *scanners* fazem escaneamentos em resolução não-nativa?
  - Sub-amostragem
  - Amostragem normal seguida de ajustes *in-scanner* (maioria)

Estado da Arte

- **Extensões da análise de ruído FPN**
  [Gloe et al. 2007a] e [Gou et al. 2007]

- Análise de ruído considerando as propriedades de captura unidimensionais e periódicas do *scanner*
  [Khanna et al. 2009]

Ruído e Periodicidade

- Construção do padrão de referência
- Média das linhas (devido ao motor de passo)
- Média de múltiplas imagens
- Análise de correlação

Ruído e Periodicidade

- Filtro de supressão/redução de ruído

$$I^k_{noise} = I^k - I^k_{denoised}$$

- Com *K* imagens podemos construir o padrão de referência (2D) de um dado *scanner*

$$\widetilde{I}^{array}_{noise}(i,j) = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} I^k_{noise}(i,j);$$

$$1 \leq i \leq M \text{ e } 1 \leq j \leq N$$

Ruído e Periodicidade

- Padrão de referência 1D

$$\widetilde{I}_{noise}^{linear}(1,j) = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\widetilde{I}_{noise}^{array}(i,j);\;\; 1 \leq j \leq N.$$

- Como atribuir uma imagem em específico a um *scanner*?

Ruído e Periodicidade

- Correlação entre a assinatura de um *scanner* e um padrão de referência

$$C(X,Y) = \frac{(X - \overline{X}) \cdot (Y - \overline{Y})}{||X - \overline{X}|| \cdot ||Y - \overline{Y}||}.$$

- Técnica com bons resultados na prática
- Palavra final?

Ruído e Periodicidade

- Palavra final?
- Problemas
  - *Scanners* usam parcialmente a superfície de captura (vidro)
  - Esta abordagem requer condições similares de captura para funcionar

Ruído e Periodicidade

- [Khanna et al. 2009] **propõe uma análise estatística sobre os vetores de assinatura**
- **Média das linhas e colunas em** $\widetilde{I}^l_{noise}$ e $\widetilde{I}^c_{noise}$
- Cálculo da correlação entre cada linha de I_{noise} e a média das linhas de $\widetilde{I}^l_{noise}$
- Similarmente para as colunas

Ruído e Periodicidade

- Estatísticas de ordem sobre as novas características (média, variância, moda, curtose, etc.)
- Classificador de padrões
- Bons resultados

Técnicas Contra-Forenses em Atribuição

Abordagens Contra-Forenses

- Técnicas de atribuição de dispositivos de captura *vs.* Técnicas contra-forenses
- [Gloe et al. 2007b] observam que um filtro de supressão/redução de ruído baseado em *wavelets* não elimina o ruído totalmente
- Pode aplicar um método de *flatfielding* para capturar o ruído restante

Abordagens Contra-Forenses

- Para estimar o ruído fixo (FPN) pode-se utilizar imagens de um quadro preto

$$I_{dark\_estimate} = \frac{1}{J} \sum_{J} I_{dark}.$$

- Para estimar o ruído PRNU, usa-se K imagens de uma cena homogênea (e.g., céu azul) subtraindo-se o a estimativa FPN

Abordagens Contra-Forenses

- Estimativa de *flatfielding*

$$I_{flatfield} = \frac{1}{K} \sum_{K} (I_{light} - I_{dark\_estimate}).$$

- Com as estimativas em mãos, pode-se suprimir as características de ruído em uma imagem de uma câmera em específico
- Como?

Abordagens Contra-Forenses

- Retirando a assinatura de ruído

$$\hat{I} = \frac{I - I_{dark\_estimate}}{I_{flatfield}}.$$

- *Flatfielding* é difícil devido ao grande número de parâmetros que precisam ser levados em conta
  - tempo de exposição
  - velocidade de captura
  - ISO etc.

Abordagens Contra-Forenses

- Após a extração de padrão de ruído, como substituí-lo como outro padrão?
- O padrão de ruído de uma câmera pode ser substituído com a operação de *flatfielding inverso*

$$\hat{I}_{forge} = \hat{I} \cdot I_{flatfield\_forge} + I_{dark\_forge}.$$

Identificação de Criações Sintéticas

Identificação de Criações Sintéticas

- CPPA
  - Possessão de imagens de menores de idade é considerado crime
  - Imagens geradas em computador não são crime
  - E se alguém fotografa um menor e modifica propriedades no computador?

Estado da Arte

- Decomposição multi-escala e análise estatística [Lyu 2005]
- Diferenças em modelos de superfície (imagens naturais vs. imagens sintéticas) [Ng et al. 2005]
- **Propriedades de aquisição – ruído** [Dehnie et al. 2006]

Estado da Arte

- Análise do comportamento de imagens naturais e geradas em computador mediante sucessivas perturbações
  [Rocha & Goldenstein 2007,
  Rocha & Goldenstein 2010]

- **Propriedades de aquisição – artefatos de mosaico/demosaico**
  [Dirik et al. 2007]

Decomposição multi-escala e análise estatística

- [Lyu 2005], **apresentaram uma técnica para identificação de imagens sintéticas baseado na** decomposição *wavelet* de imagens
- Extensão de um trabalho anterior para o cenário de detecção de mensagens escondidas em imagens digitais

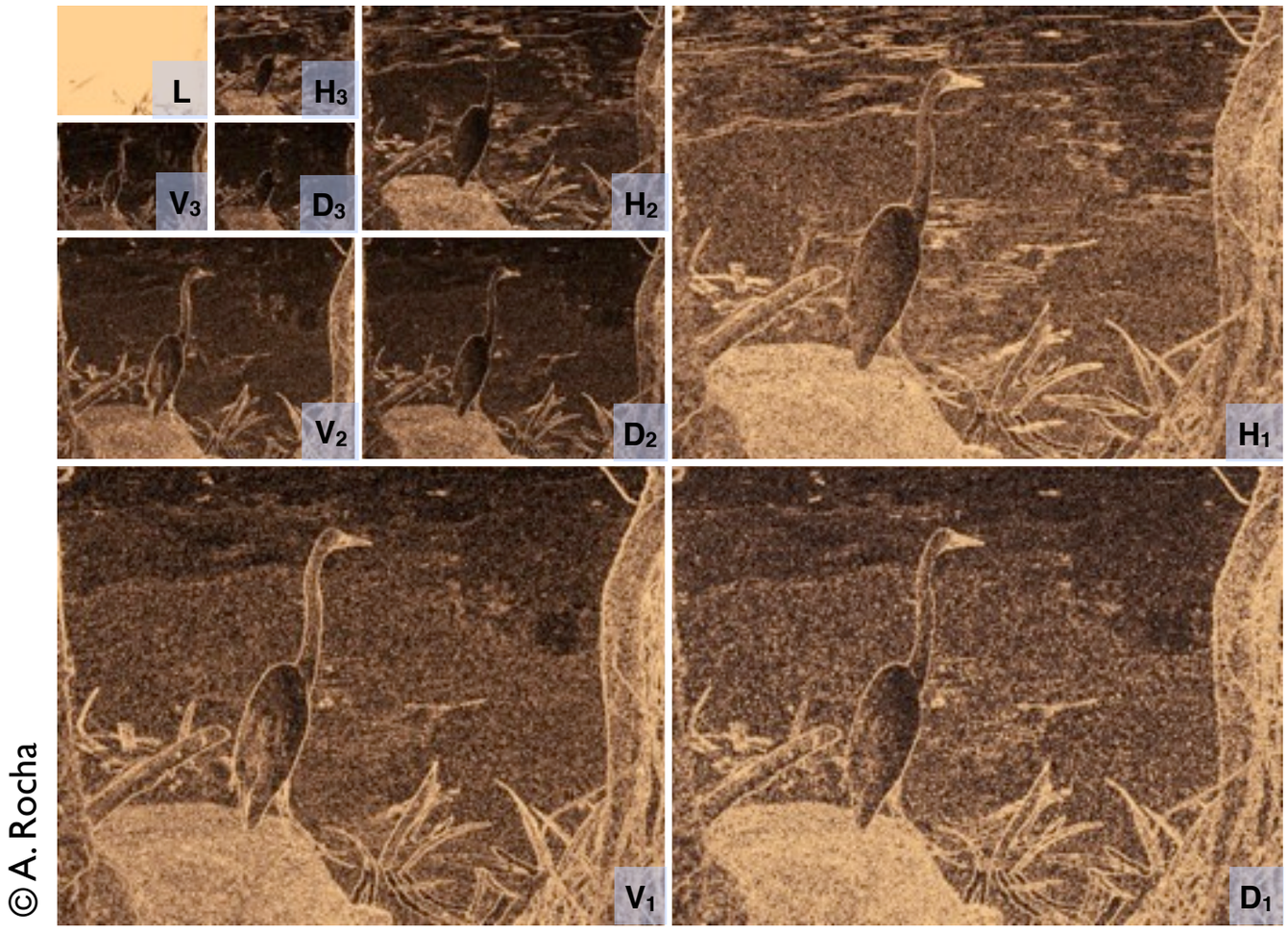
Decomposição multi-escala e análise estatística

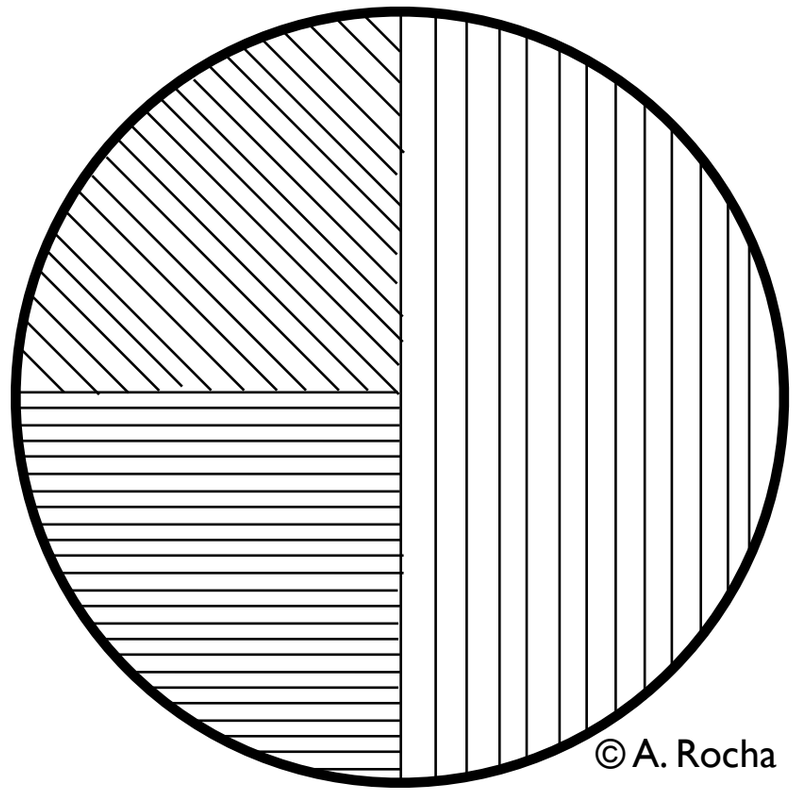
- Hipótese
  - imagens naturais possuem regularidades detectáveis com estatísticas de alta ordem
  - o processo de criação de uma imagem em computador insere artefatos estatísticos nas imagens produzidas

Decomposição multi-escala e análise estatística

- Como funciona o método?
  - Decomposição QMF da imagem em múltiplas escalas e orientações
  - análise estatística em duas fases
    - análise direta
    - predição linear dos erros de magnitude

Decomposição multi-escala e análise estatística





Decomposição multi-escala e análise estatística

- A análise direta das múltiplas escalas e orientações consiste em calcular
  - média
  - variância
  - moda
  - curtose

Decomposição multi-escala e análise estatística

- A predição linear dos erros de magnitude consiste em estimar as possíveis correlações entre um *pixel* e seus vizinhos multi-escala

Decomposição multi-escala e análise estatística

- Preditor linear para a sub-banda vertical

$$V_i(x,y) = w_1 V_i(x-1,y) + w_2 V_i(x+1,y) + w_3 V_i(x,y-1)$$
$$+ w_4 V_i(x,y+1) + w_5 V_{i+1}(\frac{x}{2},\frac{y}{2}) + w_6 D_i(x,y)$$
$$+ w_7 D_{i+1}(\frac{x}{2},\frac{y}{2}),$$

- w_k denota os valores escalares de peso dos coeficientes

Decomposição multi-escala e análise estatística

- Como calcular os coeficientes e erro?

$$E(w) = [V - Qw]^2,$$

$$w = (w_1, \ldots, w_7)^T$$

- V contém os coeficientes de magnitude de $V_i(x, y)$
- $F = 2 \times 3 \times 4 \times s = 72$ características para três escalas

Diferenças físicas nos processos de captura e geração

- [Ng et al. 2005] **desenvolvem dois níveis para separação de imagens naturais e sintéticas**
  - Autenticidade em nível de processamento (imagens capturadas por algum sensor)
  - Autenticidade em nível de cena (*snapshot* de um campo de luz)
- Definição de diversas características

Diferenças físicas nos processos de captura e geração

- Dimensão fractal local para capturar a complexidade de texturas
- Vetores de *patches* locais para capturar propriedades de arestas
- Superfície gradiente para capturar a forma de resposta de uma câmera
- Geometria quadrática local para capturar propriedades poligonais dos objetos computadorizados

Técnicas Contra-Forenses em CGI vs. Naturais

Abordagens Contra-forenses

- Ataques de recaptura
- Como ficam abordagens baseadas em análise de artefatos de captura?
- Como ficam abordagens baseadas em propriedades de textura e regularidade?
- **A abordagem de** [Ng et al. 2005]

Referências

Referências

1. [Bayram et al. 2005b] **Bayaram, S., Sencar, H., Memon, N. e Avcibas, I.** (2005b). *Source camera identification based on CFA interpolation*. In Intl. Conf. on Image Processing (ICIP), Genova, Italy.

1. [Choi et al. 2006] **Choi, K. S., Lam, E. e Wong, K.** (2006). *Automatic source camera identification using the intrinsic lens radial distortion*. Optics Express, 14(24):11551-11565.

2. [Dehnie et al. 2006] **Dehnie, S., Sencar, T. e Memon, N.** (2006). *Identification of computer generated and digital camera images for digital image forensics*,. In Intl. Conf. on Image Processing (ICIP), Atlanta, USA.

3. [Dirik et al. 2007] **Dirik, E., Sencar, H. e Memon, N.** (2007). *Source camera identification based on sensor dust characteristics*. In IEEE Intl. Workshop on Signal Processing Applications for Public Security and Forensics (SAFE), pp. 1-6, Washington DC, USA.

4. [Gloe et al. 2007a] **Gloe, T., Franz, E. e Winkler, A.** (2007a). *Forensics for flat-bed scanners*. In SPIE Intl. Conf. on Security, Steganography, Watermarking of Multimedia Contents, pp. 65051-I.

5. [Gloe et al. 2007b] **Gloe, T., Kirchner, M., Winkler, A. e Bohme, R.** (2007b). *Can we trust digital image forensics*?

6. [Gou et al. 2007] **Gou, H., Swaminathan, A. e Wu, M.** (2007). *Robust scanner identification based on noise features*. In SPIE Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents (SSWMC), San Jose, USA.

7. [Khanna et al. 2009] **Khanna, N., Mikkilineni, A. K. e Delp, E. J.** (2009). *Scanner identification using feature-based processing and analysis*. IEEE Transactions on Information Forensics and Security (TIFS), 4(1):123-139.

Referências

10. [Kharrazi et al. 2004] **Kharrazi, M., Sencar, H. e Memon, N. (2004)**. *Blind source camera identification*. In Intl. Conf. on Image Processing (ICIP), Singapore.
11. [Lukas et al. 2006] **Lukas, J., Fridrich, J. e Goljan, M.** (2006). *Digital camera identification from sensor noise sensor*. IEEE Transactions on Information Forensics and Security (TIFS), 1(2):205-214.
12. [Lukas et al. 2006] **Lukas, J., Fridrich, J. e Goljan, M.** (2006). *Digital camera identification from sensor noise sensor*. IEEE Transactions on Information Forensics and Security (TIFS), 1(2):205-214.
13. [Lyu 2005] **Lyu, S.** (2005). *Natural Image Statistics for Digital Image Forensics*. Phd thesis, Dep. of Computer Science - Dartmouth College, Hanover, USA.
14. [Ng et al. 2005] **Ng, T.-T., Chang, S.-F. e Tsui, M.-P.** (2005). *Physics-motivated features for distinguishing photographic images and computer graphics*. In ACM Multimedia (ACMMM), pp. 239-248, Singapore.
15. [Popescu 2004] **Popescu, A. C.** (2004). *Statistical Tools for Digital Image Forensics*. Phd thesis, Dep. of Computer Science - Dartmouth College, Hanover, USA.
16. [Rocha & Goldenstein 2007] **Rocha, A. e Goldenstein, S.** (2007). *PR: More than meets the eye*. In Intl. Conf. on Computer Vision (ICCV), pp. 1-8.

Obrigado!