

# O PROBLEMA DA CONSTÂNCIA DE COR EM VISÃO COMPUTACIONAL

ALEXANDRE KONZEN\*, HANS-JÖRG ANDREAS SCHNEEBELI\*

\* *Universidade Federal do Espírito Santo*  
*Centro Tecnológico - Departamento de Engenharia Elétrica.*  
*Av. Fernando Ferrari, sn - Goiabeiras - Vitória, ES*

Emails: akonzen@ele.ufes.br, hans@ele.ufes.br

**Abstract**— Color constancy problem deals with the recover of color info taken under unknown illuminant. The determination of colors in an environment with unknown illumination is proposed by knowledge of the color of one or more surfaces in the environment under a known canonic illuminant. The colors of these surfaces under canonic and unknown illuminant are used to estimate a transformation that corrects all colors of the image. The approach proposed was tested with synthesized images. The corrections with one and three known colors showed good performance. The results also indicated that three known colors are sufficient to get a correction near to the best one, got using all colors of image.

**Keywords**— color constancy, color correction, computer vision.

**Resumo**— O problema de constância de cor lida com a recuperação da informação de cor registrada sob iluminação desconhecida. Propõe-se a determinação de cores em um ambiente com iluminação desconhecida, pelo conhecimento prévio da cor de uma ou mais superfícies no ambiente sob uma iluminação canônica conhecida. Com as cores dessas superfícies sob iluminação canônica e sob iluminação desconhecida, pode-se estimar uma transformação que corrige todas as cores da imagem. A solução proposta foi testada com imagens sintetizadas. Correções com uma e três cores conhecidas apresentaram desempenho satisfatório. Os resultados indicaram também que três cores conhecidas são o suficiente para obter uma correção próxima da ótima, obtida utilizando todas as cores da imagem.

**Palavras-chave**— constância de cor, correção de cor, visão computacional.

## 1 Introdução

A cor da superfície é uma característica importante para a resolução de problemas de visão computacional, tais como, por exemplo, reconhecimento, segmentação, indexação de imagens, e inspeção visual automática. Nos sistemas de visão, a câmera registra a cor da luz refletida pela superfície, que depende tanto da cor da superfície como da cor da iluminação. Entretanto, a cor da iluminação pode variar bastante, como, por exemplo, é azul para iluminação fluorescente, laranja para incandescentes, e vermelha ao pôr do sol.

Para ilustrar a influência da iluminação na cor da imagem, a Figura 1 mostra os componentes RGB da cor obtida pela câmera (Sony DXC930) da luz refletida por uma superfície branca (placa 19 do *Macbeth Color Checker*, veja Figura 3) sob várias iluminações comuns (Tabela 1). O resultado da figura foi obtido com uso da ferramenta para a síntese e a análise da cor, descrita na seção 4. De uma forma geral, as variações observadas na cor são significativas, demonstrando que a iluminação tem papel importante na cor captada pela câmera.

A visão humana, em razão de sistemas de compensações psico-físicos, apresenta o fenômeno de constância de cor (*color constancy*) – a cor da luz refletida da superfície é reconhecida ser, aproximadamente, a mesma sob variação de cor da iluminação (Sharma, 2002). Porém, os sistemas de visão baseados em câmera não têm essas compensações, e a variação da cor, por causa da variação

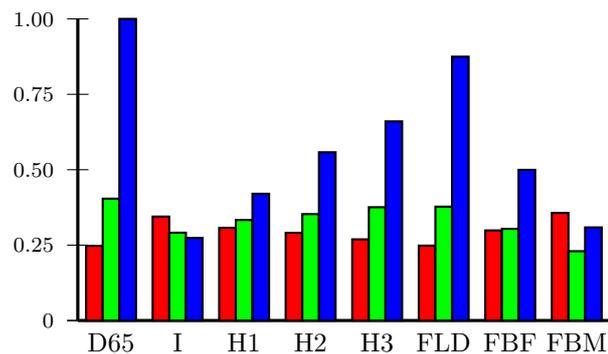


Figura 1: Componentes RGB, respectivamente, da cor obtida pela câmera (Sony DXC930) da luz refletida por uma superfície branca (placa 19 do *Macbeth Color Checker*, veja Figura 3) sob várias iluminações comuns (Tabela 1).

de cor da iluminação, é evidente. Entretanto, é muito importante a estabilidade das cores registradas pela câmera. As mudanças nas cores, decorrentes de variações não compensadas da iluminação, podem levar, por exemplo, um sistema de inspeção visual automática a fazer classificações incorretas.

A solução usual para eliminar a influência da iluminação na cor é manter a iluminação estável (Sangwine and Horne, 1998, p. 132-134). Geralmente, o modo de prover uma iluminação constante é construir um ambiente fechado com luz interna artificial. A cena é iluminada pela fonte de luz controlada, e protegida da luz externa com

espectro de potência variável. Porém essa solução tem desvantagens, tais como, por exemplo, o custo alto, a necessidade de manutenção periódica, a implementação difícil em determinadas linhas de produção, o aumento da complexidade da linha de produção, e o impacto, muitas vezes, negativo na taxa de produção.

Há aplicações nas quais o uso da iluminação controlada não é viável. Para esses casos, é preciso corrigir as variações da cor da imagem acarretadas pela iluminação. Na literatura, esse problema é denominado problema de constância de cor. O processamento da constância de cor pode ser dividido em dois estágios. Primeiro, são estimados os parâmetros da iluminação da cena. Segundo, as informações da iluminação são usadas para obter um conjunto de descritores dos pontos da imagem independente da iluminação. O primeiro estágio do processamento da constância de cor é de resolução difícil, e tem sido objeto de muita pesquisa (Finlayson et al., 2001; Barnard et al., 2002A).

Propõe-se a determinação de cores em um ambiente em condições desconhecidas de iluminação, mediante o conhecimento prévio da cor de uma ou mais superfícies deste ambiente sob iluminação canônica (conhecida). Valendo-se das cores dessas superfícies sob iluminação canônica e sob iluminação desconhecida, pode-se estimar uma transformação que corrige todas as cores da imagem.

Para avaliar os algoritmos de constância de cor, desenvolveu-se uma ferramenta para síntese e análise de cores. Com a ferramenta desenvolvida, pode-se confirmar a validade da solução proposta e responder a questões do tipo, quantas cores conhecidas são necessárias para se ter um erro determinado, ou quais são as cores mais adequadas e ainda se uma transformação linear é adequada.

Na seção 2, é introduzido o modelo para a cor da imagem. A seção 3 descreve brevemente as principais abordagens para a solução do problema da constância de cor. Na seção 4, é apresentada a ferramenta para a síntese e a análise da cor usada para a obtenção dos resultados. Na seção 5, é apresentada a solução proposta para o problema de constância de cor e alguns resultados que comprovam a sua validade. Finalmente, as conclusões do estudo são apresentadas na seção 6.

## 2 Modelo para a cor da imagem

Vários fatores afetam a intensidade e a cor da imagem: a forma dos objetos, a geometria da iluminação e da visão, o espectro de potência da iluminação e as propriedades da reflectância espectral das superfícies. O espectro de potência da luz define a quantidade de potência emitida pela iluminação por comprimento de onda. A reflectância espectral da superfície determina qual a fração da luz incidente é refletida por comprimento de onda. Para simplificar, geralmente, considera-

se um mundo bidimensional, no qual todos os objetos são planos, com superfícies difusas perfeitas (*Lambertian*) e iluminados uniformemente (Forsyth (1990, p. 6-8); Barnard et al. (2002A, p. 975); Sharma (2002); Finlayson et al. (2003, p. 1209-1210)). Nesse contexto idealizado, a cor da luz que atinge a câmera é determinada por dois fatores principais: o espectro de potência da luz que atinge a superfície, e a reflectância espectral da superfície que reflete a luz.

Assumindo que câmera é um sistema linear, a resposta do  $k$ -ésimo sensor da câmera é dada por (Sharma, 2002):

$$c_k = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} s_k(\lambda)l(\lambda)d\lambda, k = 1, \dots, n, \quad (1)$$

sendo que  $l(\lambda)$  é o espectro de potência da luz incidente no sensor da câmera,  $s_k(\lambda)$  é a resposta espectral relativa do  $k$ -ésimo sensor, que especifica qual proporção da luz incidente no sensor é absorvida a cada comprimento de onda,  $[\lambda_1, \lambda_2]$  é a faixa de comprimentos de onda na qual o sensor responde, e  $n$  é o número de sensores da câmera. Em geral, as câmeras são tricromáticas, portanto possuem três sensores ( $n = 3$ ).

A equação 1 (com  $n = 3$ ) corresponde também às respostas dos cones do olho humano, e constitui a base da colorimetria (Sharma, 2002).

Se uma superfície difusa perfeita com reflectância espectral  $r(\lambda)$  é iluminada por uma luz uniforme, cujo espectro de potência é  $e(\lambda)$ , então o espectro da luz refletida será o produto  $r(\lambda)e(\lambda)$ . Portanto, a resposta do  $k$ -ésimo sensor da câmera à luz da superfície é dada por (Sharma, 2002):

$$c_k = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} s_k(\lambda)r(\lambda)e(\lambda)d\lambda, k = 1, \dots, n. \quad (2)$$

As respostas do sensor para espectro amostrado, equivalentes as equações 1 e 2, são obtida, respectivamente, por (Sharma, 2002):

$$c_k = \sum_{i=0}^{N-1} s_k(i)l(i)\Delta\lambda, k = 1, \dots, n, \quad (3)$$

$$c_k = \sum_{i=0}^{N-1} s_k(i)r(i)e(i)\Delta\lambda, k = 1, \dots, n, \quad (4)$$

sendo que  $s_k(i)$ ,  $l(i)$ ,  $r(i)$ , e  $e(i)$  são as versões amostradas no comprimento de onda de  $s_k(\lambda)$ ,  $l(\lambda)$ ,  $r(\lambda)$ , e  $e(\lambda)$ , respectivamente,  $N$  é o número de amostras e  $\Delta\lambda$  é o intervalo de amostragem de comprimento de onda. As equações 3 e 4 podem ser escritas, convenientemente, na forma matricial (Sharma, 2002):

$$\mathbf{c} = \mathbf{S}^T \mathbf{l}, \quad (5)$$

$$\mathbf{c} = \mathbf{S}^T \mathbf{R} \mathbf{e} = \mathbf{S}^T \mathbf{E} \mathbf{r}, \quad (6)$$

sendo que  $\mathbf{c}$  é o vetor ( $nx1$ ) com as respostas dos sensores da câmera,  $\mathbf{S}$  é a matriz ( $Nxn$ ) com as respostas espectrais relativas amostradas dos sensores da câmera,  $\mathbf{l}$  é o vetor ( $nx1$ ) com o espectro de potência amostrado da luz incidente na câmera,  $\mathbf{E}$  é a matriz ( $NxN$ ) com o espectro de potência amostrado da iluminação na diagonal principal, e  $\mathbf{R}$  é a matriz ( $NxN$ ) com a reflectância espectral amostrada na diagonal principal. Para simplificar a notação, o intervalo de amostragem  $\Delta\lambda$  foi incorporado à matriz  $\mathbf{S}$ .

### 3 Problema da constância de cor

A constância de cor é entendida como a tarefa de encontrar descritores para as superfícies em uma cena que são invariantes às mudanças da iluminação. O processamento da constância de cor é, normalmente, dividido em duas etapas (Barnard et al., 2002A, p. 972). Primeiramente, a imagem é analisada para obter estimativas das propriedades da iluminação. Em um segundo passo, as propriedades da iluminação são usadas para criar uma descrição da imagem, aproximadamente, independente da iluminação. A descrição da imagem pode ser bastante abstrata, porém, geralmente, tem-se usado a própria imagem da cena sob uma luz canônica conhecida. A escolha da luz canônica é arbitrária, mas é razoável, para reprodução de imagem, optar por uma iluminação padrão, como, por exemplo, a CIE D65.

A primeira etapa do processamento da constância de cor, a estimação da iluminação tomando-se por base a imagem, é de resolução difícil, e tem sido objeto de muita pesquisa. A literatura apresenta várias propostas para a sua solução (Finlayson et al., 2001; Barnard et al., 2002A).

Os algoritmos de constância de cor podem ser classificados de acordo com as hipóteses e as considerações que fazem sobre o mundo, ou com a teoria ou a ferramenta em que se baseiam. Os principais métodos são (Barnard et al. (2002A, p. 975–978); Finlayson et al. (2001, p. 1214–1217); Vergés-Llahí (2005, p. 19–27)):

- Métodos “mundo cinza”: Consideram que a média espacial das reflectâncias de superfície da cena é cinza, conseqüentemente, a cor da iluminação é a cor média da imagem (Buchsbaum, 1980);
- Métodos “Retinex”: São baseados na teoria da visão humana denominada Retinex (Land and McCann, 1971; Land, 1977). Assumem que variações espaciais pequenas na resposta são decorrentes de variações da iluminação

exclusivamente, ao passo que variações grandes são em razão de variações da superfície. Estima a cor da superfície pela comparação da quantidade de energia recebida em cada ponto da imagem, aplicando uma estatística (máximo) calculada em uma região em torno do ponto (Horn, 1974). Um caso especial, o qual considera a iluminação uniforme, estima a cor da iluminação pelo máximo de cada componente de todas as cores da imagem (Barnard et al., 2002A, 976);

- Métodos “mapeamento de *gamut*”: É baseado no *gamut* de cores de uma luz – o conjunto de todas as respostas possíveis dos sensores para todas as superfícies do mundo (ou subconjunto representativo delas) iluminadas com a luz. O mapeamento (matriz diagonal) de cores é escolhido entre os que transformam o *gamut* estimado da imagem em um subconjunto do *gamut* da luz canônica (Forsyth, 1990);
- Métodos “em redes neurais”: Utilizam uma rede neural para estimar a cor da iluminação ou a correção de cor. Os tipos de redes utilizadas são perceptron multicamadas (Funt et al., 1996) e mapas auto-organizáveis (Austermeier et al., 1996);
- Métodos “estatísticos”: Utilizam estimativas da probabilidade condicional da iluminação, dado que foi observada a resposta do sensor, para selecionar a iluminação mais provável. Entre os conceitos empregados por estes métodos estão a teoria bayesiana (Brainard and Freeman, 1997), a correlação (Finlayson et al., 2001), e a transformada probabilística de Hough (Sapiro, 1999).

Os principais algoritmos propostos foram avaliados por Barnard et al. (2002A) e Barnard et al. (2002B) e reavaliados por Hordley and Finlayson (2004). Para avaliação desses algoritmos, foram criadas bases de dados de imagens específicas para a pesquisa em constância de cor e disponibilizadas para a comunidade científica (Barnard et al., 2002A; Barnard et al., 2002B).

### 4 Ferramenta para a síntese e a análise da cor

Desenvolveu-se uma ferramenta para a síntese e a análise da cor da imagem constituída de:

- funções para a síntese da cor da iluminação (equação 5) e da cor da luz da superfície (equação 6);
- funções para a transformação entre espaços de cores (RGB, XYZ, xyY, xyz, e  $L^*a^*b^*$ ); e de
- banco de dados de:

- reflectâncias espectrais (Macbeth Color Checker, Munsell Book of Color – Matte Finish Collection);
- espectros de potência de iluminações (padrões CIE: A, C, D50, D65, F1 a F12; artificiais: incandescente, halógena e fluorescente);
- funções de comparação de cor do observador padrão CIE (CIE CMF RGB 2° e 10°, e CMF XYZ 2° e 10°); e de
- respostas espectrais relativas dos sensores de câmeras (Sony DXC930 e Kodak DCS420).

Usou-se a linguagem GNU Octave com pacote Octaveforge por ser flexível, iterativa e suportar matrizes.

A ferramenta foi utilizada para a obtenção e a análise dos resultados, apresentados nos gráficos das seções 1 e 5. Para exemplificar, a Figura 2 apresenta a entrada utilizada para obter os valores da Figura 1. Os dados de entrada são a resposta espectral relativa dos sensores da câmera (Sony DXC930) (Figura 2(a)), os espectros de potência das iluminações da Tabela 1 (Figura 2(b)), e a reflectância espectral da placa 20 (cinza) do *Macbeth Color Checker* (Figura 2(c)). A função de síntese da cor da luz da superfície (equação 6) da ferramenta foi utilizada para calcular as respostas dos sensores da câmera (Figura 1).

## 5 Correção de cor por pontos conhecidos na cena

As cores da imagem da cena sob luz desconhecida devem ser transformadas nas cores da imagem da cena sob luz canônica. A relação entre as cores das imagens pode ser equacionada como:

$$C = TD, \quad (7)$$

sendo que  $T$  ( $n \times n$ ) é a matriz de transformação, e as matrizes  $C$  e  $D$  ( $n \times M$ ) são as cores das imagens da cena sob a luz canônica e a desconhecida, respectivamente,  $n$  é o número de sensores da câmera, e  $M$  é número de pontos das imagem.

Na literatura, a matriz de transformação  $T$  é também designada como correção de cor ou mapeamento de cores. A matriz de transformação  $T$  deve ser determinada com base em estimativa da cor da iluminação (desconhecida) da cena.

Conhecendo-se a cor de um ou mais pontos da imagem da cena sob iluminação canônica previamente, pode-se estimar a correção de cor. A correção de cor para  $m$  cores conhecidas na imagem da cena sob luz canônica é definida por:

$$\mathbf{T} = \begin{cases} \text{diag}(\mathbf{c}^{\mathbf{P}})[\text{diag}(\mathbf{d}^{\mathbf{P}})]^{-1}, & m = 1 \\ [\mathbf{c}^{\mathbf{P}1}, \dots, \mathbf{c}^{\mathbf{P}n}][\mathbf{d}^{\mathbf{P}1} \dots \mathbf{d}^{\mathbf{P}n}]^{-1}, & m = n \\ [\mathbf{c}^{\mathbf{P}1}, \dots, \mathbf{c}^{\mathbf{P}m}][\mathbf{d}^{\mathbf{P}1} \dots \mathbf{d}^{\mathbf{P}m}]^{-}, & m > n \end{cases} \quad (8)$$

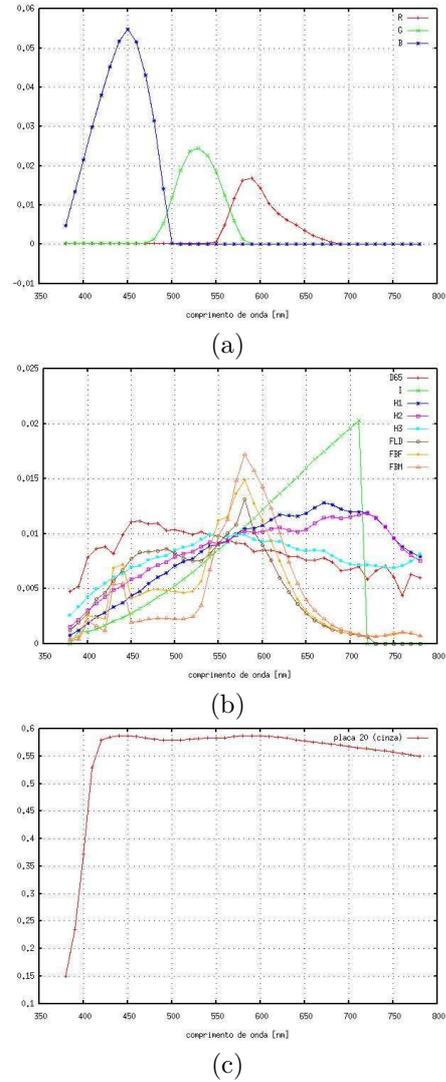


Figura 2: Entrada para a ferramenta utilizada para obter os valores da Figura 1: (a) resposta espectral relativa dos sensores da câmera (Sony DXC930); (b) espectros de potência das iluminações da Tabela 1; (c) reflectância espectral *Macbeth Color Checker* placa 20 – cinza.

sendo que  $\mathbf{c}^{p_j} = [c_1^{p_j}, \dots, c_n^{p_j}]$  e  $\mathbf{d}^{p_j} = [d_1^{p_j}, \dots, d_n^{p_j}]$  são as cores da imagem do ponto fixo  $p_j$ ,  $j = 1, \dots, m$ , na cena sob iluminações canônica e desconhecida, respectivamente,  $\text{diag}(\mathbf{v})$  é a matriz diagonal com os elementos do vetor  $\mathbf{v}$  na diagonal principal, e  $[V]^- = V(VV^T)^{-1}$  é pseudo-inversa direita da matriz  $V$ .

Para avaliar a solução descrita, foram testadas as situações nas quais havia uma e três cores conhecidas na cena. Foi utilizada uma cena com as reflectâncias do *Macbeth Color Checker*, que é constituído de 24 placas com cores variadas (Figura 3). Foram utilizadas as iluminações listadas na Tabela 1, dentre as quais, a iluminação CIE D65 foi escolhida para ser a canônica. As iluminações foram normalizadas para estímulo  $Y$  (Sangwine and Horne, 1998, p. 37) idêntico.

Tabela 1: Iluminações

D65	padrão CIE D65 – luz do dia
I	incandescente
H1	halógena 3500K
H2	halógena 4100K
H3	halógena 4700K
FLD	fluorecente luz do dia
FBF	fluorecente branca fria
FBM	fluorecente branca morna

Figura 3: *Macbeth Color Checker*.

Para cada iluminação da Tabela 1, calculou-se a cor captada pela câmera (Sony DXC930, tricromática,  $n = 3$ ) de cada superfície, resultando nas imagens da cena sob as várias iluminações. Em seguida, as correções de cor ( $m = 1, 3, 24$ ) foram estimadas e aplicadas às imagens. Então, calculou-se o erro normalizado dos componentes RGB (equações 9 a 11) de todas as imagens corrigidas. Todos os resultados foram obtidos com uso da ferramenta para a síntese e a análise da cor, descrita na seção 4.

Define-se o erro normalizado dos componentes RGB como:

$$E_R = \frac{\|\mathbf{r}_c - \mathbf{r}\|}{\|\mathbf{r}_c\|} \quad (9)$$

$$E_G = \frac{\|\mathbf{g}_c - \mathbf{g}\|}{\|\mathbf{g}_c\|} \quad (10)$$

$$E_B = \frac{\|\mathbf{b}_c - \mathbf{b}\|}{\|\mathbf{b}_c\|} \quad (11)$$

sendo que  $\mathbf{r}_c$ ,  $\mathbf{g}_c$ ,  $\mathbf{b}_c$  e  $\mathbf{r}$ ,  $\mathbf{g}$ ,  $\mathbf{b}$  são vetores com os componentes RGB das cores da imagem da cena sob iluminação canônica e da imagem corrigida, respectivamente.

As cores conhecidas na cena foram escolhidas de tal modo que o erro total da correção foi minimizado. Para  $m = 1$ , utilizou-se a placa 20 (cinza), e, para  $m = 3$ , as placas 11 (amarelo-verde), 16 (amarelo), e 20 (cinza) foram empregadas.

A Figura 4 mostra os erros normalizados dos componentes RGB para as imagens sem correção

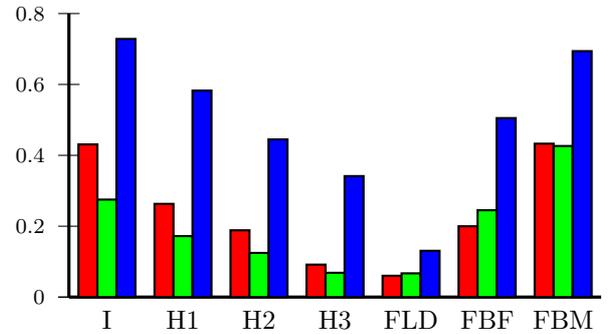


Figura 4: Erro normalizado dos componentes RGB, respectivamente, para imagem sem correção.

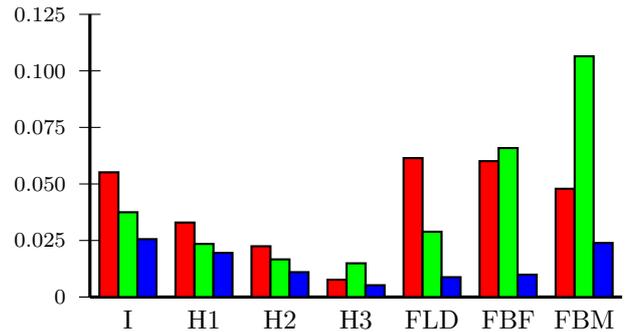


Figura 5: Erro normalizado dos componentes RGB, respectivamente, para a correção com uma cor conhecida (placa 20 – cinza).

da cor. As Figuras 5, 6, e 7, apresentam os resultados, em termos de erros normalizados dos componentes RGB, para as correções com uma, três e 24 cores conhecidas, respectivamente. Os resultados sem correção e para a correção com 24 cores conhecidas na cena são apresentados para comparação de desempenho.

Os resultados obtidos com as correções de cor com uma e três cores conhecidas são satisfatórios. No entanto, nota-se que a correção com três cores conhecidas tem desempenho semelhante a com 24 cores conhecidas, indicando que três cores conhecidas na cena são o suficiente para obter uma correção próxima da ótima.

## 6 Conclusões

Apresentou-se a determinação das cores em uma cena sob iluminação desconhecida, pelo conhecimento da cor de uma ou mais superfícies na cena sob iluminação canônica. As cores conhecidas foram utilizadas para estimar a correção de cor.

Testou-se correções com uma e três cores conhecidas na cena, sendo que ambas apresentaram desempenho satisfatórios, porém a com três foi superior. Os resultados indicaram também que três cores conhecidas na cena são o suficiente para obter uma correção próxima da ótima, a qual usa todas as cores da imagem.

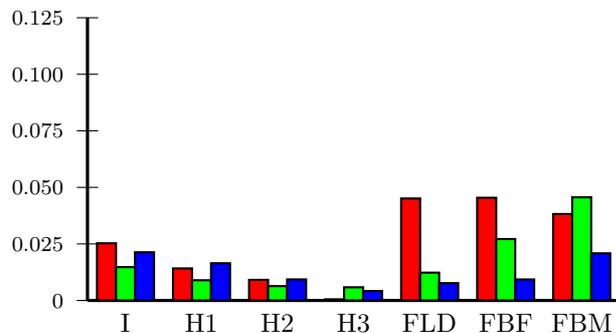


Figura 6: Erro normalizado dos componentes RGB, respectivamente, para a correção com três cores conhecidas (placas 11 – amarelo-verde, 16 – amarelo, e 20 – cinza).

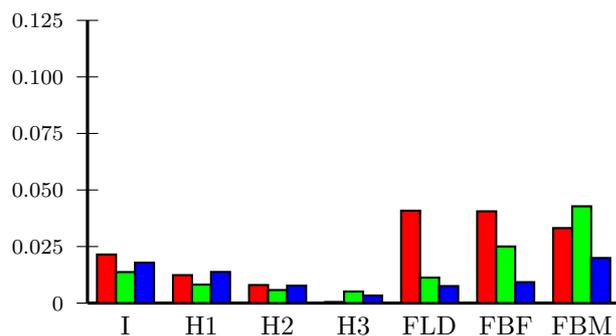


Figura 7: Erro normalizado dos componentes RGB, respectivamente, para a correção com 24 cores conhecidas.

Em trabalhos futuros, serão estudados os efeitos de representações de cor não-linear, tais como por exemplo, os espaços HSI e CIELAB, no desempenho da correção de cor. Também será avaliada a constância de cor em aplicações de inspeção visual automática e de sistemas móveis autônomos.

## Referências

Austermeier, H., Hartmann, G. and Hilker, R. (1996). Color-calibration of a robot vision system using self-organizing feature maps, *In Artificial Neural Networks ICANN'96*, pp. 257–262.

Barnard, K., Cardei, V. and Funt, B. (2002A). A comparison of computational color constancy algorithms – Part I: Methodology and experiments with synthesized data, *IEEE Transactions on Image Processing* **11**(9): 972–984.

Barnard, K., Martin, L., Coath, A. and Funt, B. (2002B). A comparison of computational color constancy algorithms – Part II: Experiments with image data, *IEEE Transactions on Image Processing* **11**(9): 985–996.

Brainard, D. and Freeman, W. T. (1997). Bayesian color constancy, *Journal of Optical Society of America A* **14**: 1393–1411.

Buchsbaum, G. (1980). A spatial processor model for object color perception, *Journal of Franklin Institute* **310**: 1–26.

Finlayson, G. D., Hordley, S. D. and Hubel, P. M. (2001). Color by correlation: A simple, unifying framework for color constancy, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **23**(11): 1209–1221.

Finlayson, G. D., Hordley, S. D. and Tastl, I. (2003). Gamut constrained illuminant estimation, *ICCV 2003: Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision*, Vol. 2, Nice, France, pp. 792–799.

Forsyth, D. A. (1990). A novel approach to color constancy, *International Journal of Computer Vision* **5**(1): 5–36.

Funt, B., Cardei, V. and Barnard, K. (1996). Learning color constancy, *Proc. IS&T/SID 4th Color Imaging Conf.: Color Science, Systems and Applications*, Scottsdale, AZ, pp. 58–60.

Hordley, S. D. and Finlayson, G. D. (2004). Re-evaluating colour constancy algorithms, *Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition (ICPR'04)*, Vol. 1, Los Alamitos, CA, pp. 76–79.

Horn, B. (1974). Determining lightness from an image, *Comput. Graphics and Image Process.* **3**: 277–299.

Land, E. H. (1977). The retinex theory of color vision, *Scientific American* **237**(6): 108–129.

Land, E. H. and McCann, J. J. (1971). Lightness and retinex theory, *Journal of the Optical Society of America* **61**(1): 1–11.

Sangwine, S. J. and Horne, R. E. N. (1998). *The Colour Image Processing Handbook*, Chapman and Hall, London.

Sapiro, G. (1999). Color and illuminant voting, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **21**(11): 1210–1215.

Sharma, G. (2002). *Digital Color Imaging Handbook*, CRC Press, Boca Raton.

Vergés-Llahí, J. (2005). *Color Constancy and Image Segmentation Techniques for Applications to Mobile Robotics*, PhD thesis, Universitat Politècnica de Catalunya.