

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
METROLOGIA CIENTÍFICA E INDUSTRIAL**

**METODOLOGIA PARA AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DE SISTEMAS DE
AQUISIÇÃO DE IMAGENS PARA A MEDIÇÃO DE CORES EM ÍRIS HUMANAS**

Dissertação submetida à

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA

para a obtenção do grau de

MESTRE EM METROLOGIA

BERNARDO FRANCISCO DUARTE DE CASTRO

Florianópolis, Dezembro de 2007.

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
METROLOGIA CIENTÍFICA E INDUSTRIAL**

**METODOLOGIA PARA AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DE CÂMERAS
DIGITAIS PARA A MEDIÇÃO DE CORES EM ÍRIS HUMANAS**

BERNARDO FRANCISCO DUARTE DE CASTRO

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de
MESTRE EM METROLOGIA

sendo aprovada em sua forma final.

**Armando Albertazzi Gonçalves Jr., Dr. Eng.
Professor Orientador**

**Armando Albertazzi Gonçalves Jr., Dr. Eng.
Coordenador do Curso de Pós Graduação em Metrologia Científica e Industrial**

BANCA EXAMINADORA

**Marco Antonio Martins Cavado, PhD
Departamento Eng. Mecânica - UFSC**

**Joceli Mayer, PhD
Departamento Eng. Elétrica - UFSC**

**Analucia Vieira Fantin Pezzotta, Dra. Eng.
Departamento Eng. Mecânica - UFSC**

Agradecimentos

Meus sinceros agradecimentos:

- Aos meus pais, grandes encorajadores, incentivadores e exemplos.
- À minha mulher Jovana e minha filha Lara, pelo total apoio, tolerância e compreensão.
- Ao Professor Armando, pelo convite para participar deste Projeto, pela confiança depositada, pelo apoio, orientação e compreensão.
- Aos meus sócios e grandes amigos Gustavo e Adriano pelo apoio incondicional.
- À Rosana, pelo incentivo e apoio durante todo o período.
- Ao profissional Fabrício pela grande prestatividade e ajuda em todas as atividades de laboratório.
- Aos estudantes Vitor, João e Marco pelo suporte dado.
- Aos colegas e amigos da Arvus.
- À CAPES, pelo auxílio financeiro nas etapas iniciais empregados.
- À toda a minha família, no sentido irrestrito da palavra.

Sumário

Agradecimentos	i
Sumário	ii
Lista de Figuras	iv
Lista de Tabelas	vii
Simbologia	viii
Resumo	ix
Abstract	x
<i>1. Introdução</i>	<i>1</i>
1.1. Motivação e justificativas	1
1.2. Objetivos.....	2
1.3. Estrutura do documento.....	2
<i>2. Estado da Arte</i>	<i>4</i>
2.1. Trabalhos anteriores no Projeto GlucoÍris.....	4
2.2. Conceitos de Constância de Cores (Color Constancy).....	7
2.2.1. Definições.....	7
2.2.2. Algoritmos.....	8
2.2.3. Avaliação da aplicabilidade ao Sistema GlucoÍris	10
2.3. Sistemas de captura de imagens de íris humana.....	11
2.3.1. Sistemas de reconhecimento de íris – biometria	11
2.3.2. Sistemas de Iridologia – Iriscópio	13
2.3.3. Avaliação de aplicabilidade ao Sistema GlucoÍris	15
<i>3. Metodologias de avaliação de repetitividade de quantificação de cores</i>	<i>18</i>
3.1. Indicadores relevantes ao sistema.....	19
3.2. Avaliação de Repetitividade Espacial	21
3.3. Avaliação de Repetitividade Temporal	23
3.3.1. Repetitividade Temporal por Desvios Padrão	23
3.3.2. Repetitividade Temporal por Correlação de Imagens	25
3.3.3. Combinação dos indicadores	30
3.4. Validação das Metodologias.....	30
3.4.1. Repetitividade Espacial	31
3.4.2. Repetitividade Temporal	31
<i>4. Ensaio de performance de componentes e configurações do Sistema GlucoÍris</i>	<i>36</i>
4.1. Principais fontes de incerteza do sistema	36
4.2. Materiais e métodos.....	37

4.2.1. Arranjo Óptico.....	37
4.2.2. Mosaicos.....	38
4.2.3. Software.....	39
4.2.4. Indicadores Gerados	41
4.3. Avaliações de câmeras.....	42
4.3.1. Ensaios Realizados	44
4.3.2. Resultados	44
4.4. Avaliações de arranjos ópticos	46
4.4.1. Posicionamento e incidência da fonte de luz.....	46
4.4.2. Distância Câmera-Objeto	51
4.5. Avaliações de fontes de iluminação	52
4.6. Avaliações de componentes de cor.....	54
4.7. Avaliações de normalização de cor	58
4.7.1. Conceituação	58
4.7.2. Tipos de Normalização.....	59
4.7.3. Resultados Esperados	60
4.7.4. Ensaios.....	62
4.7.5. Avaliações de normalização de cor por componentes de cor.....	67
4.8. Avaliações de repetitividade com imagens de uma prótese da íris humana.....	71
4.9. Avaliação e discussão dos resultados	72
5. <i>Considerações finais</i>	76
5.1. Quanto aos estudos realizados	76
5.2. Quanto à metodologia proposta	77
5.3. Quanto aos ensaios e resultados obtidos.....	77
5.4. Sugestões para próximos trabalhos.....	79
6. <i>Referências Bibliográficas</i>	80

Lista de Figuras

Figura 1.	Exemplo imagem íris com regiões de análise.....	20
Figura 2.	Exemplo de imagem da íris em detalhes.	21
Figura 3.	Exemplos dos mosaicos de Elementos Grandes (a) e Pequenos (b).....	21
Figura 4.	Exemplos de subáreas para cálculo da Repetitividade Espacial dentro de um Mosaico de Elementos Grandes.....	22
Figura 5.	Diagrama de representação das janelas de cálculo da RTDP	24
Figura 6.	Exemplos de variáveis com forte e fraca correlação.	26
Figura 7.	Exemplo de operação de correlação entre duas imagens e a respectiva superfície de correlação gerada.....	27
Figura 8.	Exemplos de janelas R e P em uma imagem a ser analisada.....	28
Figura 9.	Imagens criadas para avaliação dos índices de Repetitividade Espacial	31
Figura 10.	Resultados das análises de Repetitividade Espacial para validação das metodologias.....	31
Figura 11.	Seqüências de imagens utilizadas para avaliação de índices de Repetitividade Temporal	32
Figura 12.	Resultados das análises de Repetitividade Temporal por Desvios Padrão para validação das metodologias	33
Figura 13.	Resultados das análises de Repetitividade Temporal por Correlação de Imagens para seqüência 1 – Ruídos Constantes Baixos	34
Figura 14.	Resultados das análises de Repetitividade Temporal por Correlação de Imagens para seqüência 2 – Ruídos Progressivos	34
Figura 15.	Resultados das análises de Repetitividade Temporal por Correlação de Imagens para seqüência 3 – Ruídos Constantes Altos.....	35
Figura 16.	Arranjo óptico básico utilizado nos ensaios	38
Figura 17.	Esquema de cores do Mosaico de Elementos Grandes utilizado nos ensaios... ..	39
Figura 18.	Interface do programa de computador desenvolvido para análise das imagens dos ensaios.....	41
Figura 19.	Comparação dos indicadores de RTCI para as câmeras avaliadas	44
Figura 20.	Comparação dos indicadores de RTDP-P para as câmeras avaliadas.....	45
Figura 21.	Comparação dos indicadores de RTDP-G e RE para as câmeras avaliadas	45
Figura 22.	Exemplo de imagem da íris com a iluminação incidindo na pupila do usuário	46
Figura 23.	Diagrama de ilustração das diferentes formas de incidência de luz analisados e exemplos de imagens geradas por elas.	47
Figura 24.	Comparação de Repetitividade Temporal RTCI de iluminações direta e indireta	48

Figura 25.	Comparação de Repetitividade Temporal RTDP-P de iluminações direta e indireta	48
Figura 26.	Diagrama de ilustração das posições de iluminação.....	49
Figura 27.	Indicadores de RE para as duas posições de iluminação	50
Figura 28.	Indicadores de RTDP-G para as duas posições de iluminação.....	50
Figura 29.	Indicadores de RE para os três ensaios de distância câmera-objeto	51
Figura 30.	Indicadores de RTDP-G para os três ensaios de distância câmera-objeto....	52
Figura 31.	Espectros de frequências do LED e da lâmpada de halogênio utilizadas nos ensaios.....	53
Figura 32.	Indicadores de RTCI obtidos nos ensaios de comparação de iluminação	53
Figura 33.	Indicadores de RTDP-P obtidos nos ensaios de comparação de iluminação	54
Figura 34.	Indicadores de RTCI obtidos em diversos ensaios com câmeras diferentes	55
Figura 35.	Indicadores de RTDP-P obtidos em diversos ensaios com câmeras diferentes	56
Figura 36.	Indicadores de RTDP-G obtidos nos ensaios com diferentes parâmetros e câmeras	56
Figura 37.	Indicadores de RE obtidos nos ensaios com diferentes parâmetros e câmeras.	57
Figura 38.	Média dos indicadores de RTCI e RTDP-P por componente de cor	58
Figura 39.	Média dos indicadores de RDTP-G e RE por componente de cor	58
Figura 40.	Diagrama dos processos de normalização de cores utilizados	59
Figura 41.	Indicadores de RE para cada conjunto de ensaios e a média de todas.....	63
Figura 42.	Indicadores de RTDP-G para cada conjunto de ensaios e a média de todas	64
Figura 43.	Indicador de RE referentes aos ensaios tipo 1 de normalização de cores por software.....	65
Figura 44.	Indicador de RTDP-G referentes aos ensaios tipo 1 de normalização de cores por software	65
Figura 45.	Indicadores de RTDP-P referentes aos ensaios tipo 2 de normalização de cores por software.....	66
Figura 46.	Indicadores de RE referentes aos ensaios tipo 3 de normalização de cores por software	66
Figura 47.	Indicadores de RTDP-P referentes aos ensaios tipo 3 de normalização de cores por software.....	67
Figura 48.	Indicadores de RE por componente de cor com e sem normalização RGB e BB	67
Figura 49.	Indicadores de RTDP-G por componente de cor com e sem normalização RGB e BB	68
Figura 50.	Indicadores de RTDP-P por componente de cor com e sem normalização RGB..	69

Figura 51.	Valor dos coeficientes de normalização em amostras das imagens de cada ensaio	69
Figura 52.	Indicador RTDP-P subtraídos dos RTDP-P com normalização por RGB Médio	70
Figura 53.	Indicadores de RTCI para os ensaios de repetitividade com imagens de prótese da íris	72
Figura 54.	Indicadores de RTDP-P para os ensaios de repetitividade com imagens de prótese da íris	72
Figura 55.	Variações máximas de RTDP-P encontradas por parâmetro avaliado.	73
Figura 56.	Variações máximas de RTCI encontradas por parâmetro avaliado	74
Figura 57.	Variações máximas de RTDP-G encontradas por parâmetro avaliado.....	74
Figura 58.	Variações máximas de RE encontradas por parâmetro avaliado	75
Figura 59.	Sólido de cores do CIERGB	85
Figura 60.	Diagrama de Cromaticidade do CIE.....	87
Figura 61.	Sólido de Cores HSI	87

Lista de Tabelas

Tabela 1.	Fabricantes e equipamentos de reconhecimento de íris.....	12
Tabela 2.	Lista de fabricantes e equipamentos vendidos para iridologia	14
Tabela 3.	Definição dos indicadores utilizados nos gráficos.....	41
Tabela 4.	Lista de modelos de câmeras utilizadas nos ensaios e suas características ..	44
Tabela 5.	Descrição dos ensaios para avaliação de normalizações de cor por Software..	64

Simbologia

R – Componente de Cor Vermelha

G – Componente de Cor Verde

B – Componente de Cor Azul

H – Matiz

S – Saturação

I – Intensidade

RE – Repetitividade Espacial

RTDP-P – Repetitividade Temporal por Desvios Padrão com Mosaicos de Elementos Pequenos

RTDP-G - Repetitividade Temporal por Desvios Padrão com Mosaicos de Elementos Grandes

RTCI – Repetitividade Temporal por Correlação de Imagens

k – coeficientes de correlação cruzada

k_R – coeficiente de normalização de imagens para componente R

k_G – coeficiente de normalização de imagens para componente G

k_B – coeficiente de normalização de imagens para componente B

Resumo

Este trabalho dá continuidade a uma série de trabalhos que buscam uma solução para medição de glicemia de forma não invasiva, pela variação de coloração na íris humana. As atividades tiveram foco no levantamento de informações que pudessem levar a um melhor conhecimento dos fenômenos envolvidos na captura das imagens da íris humana e na avaliação de desempenho de componentes críticos do projeto. Foi realizada uma revisão bibliográfica sobre o tema de *Color Constancy*, que são métodos para correção de distorções de cores em imagens digitais, para avaliar sua aplicabilidade ao Sistema GlucoÍris. Da mesma forma, foi feito um estudo sobre equipamentos e tecnologias disponíveis no mercado que realizam a captura de imagens da íris humanas para outras aplicações, como sistemas de segurança e sistemas de iridologia. Dada a dificuldade e falta de padronização encontrados na realização de ensaios que avaliassem a repetitividade da quantificação de cores, foi proposta uma metodologia própria de avaliação, com quatro indicadores de repetitividade, considerando as variações espaciais e temporais da captura das imagens. Com base em resultados dos trabalhos anteriores, foram levantadas possíveis soluções e alternativas para os fatores mais críticos encontrados no Sistema. Por fim, foi realizada uma série de ensaios com padrões de cores para avaliação das alternativas levantadas, como câmeras digitais, fontes de luz, arranjos ópticos e aspectos de software, colocando em prática a metodologia e os indicadores propostos. Os ensaios foram compilados e organizados de maneira a permitirem constatações que subsidiem a melhoria do Sistema GlucoÍris.

Palavras-chave: constância de cores, coloração da íris, metrologia biomédica, desempenho de câmeras digitais.

Abstract

This work continues a series of works developed to deliver a solution for non-invasive glucose measurements through the identification of human iris color variations. The activities focused on gathering information and better knowledge of the phenomena involved in human iris image capturing and of the performance of the most critical components of the System. Methods and algorithms for correction of colors in digital images, known as Color Constancy, were studied in order to evaluate its applicability for GlucoIris. With the same aim, a global benchmarking on iris image capturing solutions was made, like iris recognition systems and digital iriscopes, manufactured for iridology purposes. Given the difficulties and the lack of standardizations encountered on methods of evaluation of color quantification repetitivity, an own methodology was proposed, with four different indexes, which consider spatial and temporal variations of the image capturing process. Based on results of previous works, possible alternatives and solutions for the most critical components of the System are proposed. Finally, a series of tests with color reference charts was made in order to evaluate the performance of the proposed alternatives, like a variety of different digital cameras, an alternative light source, software and optical arrangements aspects. For the tests, the methodology proposed was applied. The tests were compiled and organized to allow practical conclusions about future implementations on GlucoIris System.

Keywords: color constancy, iris color, biomedical metrology, digital camera performance.

1. Introdução

A monitoração da glicemia é vital para a saúde e tratamento de portadores de diabetes. É normalmente medida três ou quatro vezes por dia pelo diabético através de um glicosímetro portátil, através da deposição de uma pequena gota de sangue em uma fita reagente. Cada fita reagente custa no Brasil cerca de R\$ 1,70 e é descartável. Além do desconforto e riscos de infecção provocados pela picada que resulta na extração de uma gota de sangue, os gastos anuais com fitas reagentes somam cerca de R\$ 2 mil para cada diabético. Os gastos com saúde pública decorrentes, portanto, podem atingir cifras significativas se for considerado que cerca de 5 a 6% da população mundial são portadores de diabetes. Ademais, esta é apenas uma das componentes dos custos com os quais um portador de diabetes deve arcar.

O projeto GlucoÍris visa desenvolver um sistema capaz de medir a glicemia em seres humanos através da imagem da íris. Na concepção final desejada, o sistema pretende, através de uma imagem digital da íris, analisar as variações nas suas cores e, em poucos segundos, quantificar a glicemia, informando-a para o usuário. Trata-se, portanto, de uma solução não-invasiva, pois não exige a perfuração da pele e econômica, pois elimina a necessidade de utilização de fitas reagentes, beneficiando um número muito grande de portadores de diabetes.

Não menos importante do que as potenciais economias advindas, são as implicações positivas que a simplificação e o aumento da frequência com que a glicemia é medida traz para a qualidade de vida de portadores de diabetes. Dentre as perdas que podem ser evitadas estão as complicações decorrentes da diabetes como a perda da visão, das extremidades de membros, complicações cardíacas e considerável degradação da qualidade de vida.

1.1. Motivação e justificativas

No Sistema GlucoÍris, uma fonte de luz branca ilumina a região do olho a ser fotografada com o auxílio de um arranjo óptico adequado. Uma câmera fotográfica digital faz, então, a aquisição da imagem da íris do usuário. Essa imagem é analisada pelo programa de computador, cujo objetivo é levantar parâmetros de cor e correlacioná-los com os valores de glicemia.

Experiências com o sistema demonstram que há muitas variáveis que influenciam o processo de medição de cores pelo mesmo [1] [2] [3] . Fatores ópticos inerentes ao processo

de fotografia da íris, como as variações na estabilidade do sistema de iluminação, do posicionamento do olho em relação à câmera, e a influência de iluminação externa ao sistema, levam a erros consideráveis na quantificação das cores pelo GlucoÍris.

Adicionalmente, os experimentos mostram que a câmera digital é também uma fonte considerável de erros, cujo controle é mais difícil devido ao grande automatismo hoje presente nas modernas câmeras fotográficas digitais.

Na sua versão presente, o protótipo do sistema ainda é grande, caro, dependente de um computador e seu desempenho ainda é limitado. O desenvolvimento e aperfeiçoamento da tecnologia passa pelo bom conhecimento de cada um dos seus componentes para que se viabilize a concepção de um sistema confiável, portátil, de fácil uso e custo acessível.

1.2.Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é a proposição de melhorias no Sistema GlucoÍris, considerando aspectos críticos dos seus principais componentes ópticos, mecânicos e de software, de forma a resultar no barateamento do protótipo e na melhoria da incerteza com que as cores da íris são quantificadas.

De forma específica, tem-se como objetivos:

- Definição de metodologia e critérios para avaliação de desempenho de repetitividade de quantificação de cores;
- Estudo comparativo de desempenho de repetitividade de quantificação de cores para diferentes câmeras, incluindo câmeras digitais de baixo custo, bem como para fontes de luz e arranjos ópticos alternativos;
- Estudo sobre o estado da arte em equipamentos de captura de imagens da íris para aplicações diversas, como segurança e iridologia;
- Avaliação de alternativas e da eficácia de algoritmos de correções de cores por software;
- Avaliação dos resultados e proposições práticas de melhoria ao Sistema GlucoÍris.

1.3.Estrutura do documento

O presente documento está estruturado em cinco capítulos, organizados como segue.

O primeiro e presente capítulo faz uma contextualização do tema e expõe as motivações e objetivos do trabalho.

O segundo capítulo inicia-se com a apresentação de um histórico do Projeto GlucoÍris desenvolvido no Labmetro, mostrando os principais resultados de cada trabalho já realizado. Posteriormente, é feita uma revisão bibliográfica sobre o tema de Color Constancy e um levantamento de tecnologias disponíveis mundialmente para captura de imagens de íris humana.

O terceiro capítulo introduz uma metodologia de avaliação de repetitividade de quantificação de cores que foi desenvolvida. Alguns conceitos utilizados pela metodologia são apresentados e também os resultados de procedimentos de validação desta metodologia, com imagens degradadas artificialmente.

O quarto capítulo apresenta os ensaios realizados com os diversos componentes do Sistema GlucoÍris sob investigação. Cada um dos parâmetros do Sistema que se deseja estudar são introduzidos juntamente com os resultados e discussões preliminares. Na última Seção é apresentado um resumo dos ensaios que basearão as conclusões finais.

Por fim, o quinto capítulo apresenta conclusões práticas extraídas do trabalho e sugestões de estudos para a continuidade do Projeto.

2. Estado da Arte

Este capítulo tem como objetivo geral fazer a contextualização do trabalho aqui apresentado, permitindo sua melhor compreensão. Primeiramente é apresentado um histórico dos trabalhos desenvolvidos por outros pesquisadores dentro do projeto GlucoÍris, com os objetos principais de pesquisa e resultados de cada um deles. Em seguida, são apresentados dois estudos realizados sobre teoria de Constância de Cores (Color Constancy) e o estado da arte mundial em sistemas de captura de imagens da íris humana, para aplicações gerais. Complementarmente, é feita uma análise da aplicabilidade das tecnologias e teorias estudadas ao sistema GlucoÍris.

Outros conceitos básicos sobre iridologia [5] [11] , diabetes mellitus [12] , medição de glicemia e processamento digital de imagens [13] [14] também são necessários ao bom entendimento do trabalho. A respectiva bibliografia auxilia neste processo.

2.1. Trabalhos anteriores no Projeto GlucoÍris

Até o presente momento, foram completadas cinco dissertações de mestrado dentro do Projeto GlucoÍris, entre os anos de 1999 e 2007, sendo três delas no Laboratório de Metrologia e Automação da UFSC, um no Departamento de Ciências da Saúde e um no Departamento de Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Carlos (USP).

No primeiro trabalho realizado [1] , foram concebidos, desenvolvidos e avaliados um sistema óptico/mecânico e um programa de computador arquitetado para extrair os parâmetros quantitativos associados à coloração e estrutura da íris humana. O software desenvolvido incluiu a definição dos contornos da íris na imagem, a extração e planificação da íris e as extrações de diferentes componentes de cor (R, G, B, H, S e I). Através de um sistema de referência de posição, foi possível correlacionar os diferentes componentes da imagem com a íris.

O autor realizou ainda um levantamento de incertezas de medição, levando em conta fatores biológicos como a dilatação da pupila, o posicionamento da íris, o sistema óptico, o processamento da imagem, fatores ambientais e a própria variação da glicemia no indivíduo. Foram realizados ensaios para avaliação de incertezas destes parâmetros e os resultados

indicaram como as principais fontes de incerteza: a variação de distância/foco da imagem, a variação da posição angular do olho em relação à câmera (rotação) e interações de ordem biológica, como a variação do tamanho da pupila. Cabe ressaltar que os ensaios para avaliação de incertezas decorrentes do tamanho da pupila foram realizados com variação da intensidade da fonte luminosa. Neste trabalho também foram comparadas as formas de extração dos dados da íris: em anéis ou radialmente, obtendo resultados melhores com as extrações em anéis.

No segundo trabalho, [2], utilizando uma câmera Kodak, se dedicou ao aperfeiçoamento do dispositivo óptico de aquisição de imagens da íris e do programa de computador de extração das informações das imagens. Foi então realizada uma nova avaliação metrológica para identificar as fontes de incertezas mais influentes na medição de cores e determinar as melhores condições de operação do sistema. Foram colocadas e estudadas novas fontes de incerteza do sistema como a presença da pálpebra em algumas imagens da íris capturadas e efeitos sob a imagem da umidade do olho. Dentre as principais fontes de incerteza são destacadas as variações do tamanho da pupila, as fontes de iluminação e as variações de distância entre a íris e câmera.

O autor realizou também estudos de casos com sete voluntários, que envolveram coletas de grupos de imagens de ambas as íris e medições de valores de glicemia de referência associados. Com os dados de cor extraídos das imagens e os valores de glicemia conhecidos, para os casos estudados, a correlação foi avaliada, a incerteza da medição da glicemia através da íris foi estimada e a significância clínica dos resultados foi investigada. Dentre as conclusões, foi colocado que a correlação entre a glicemia e a cor da íris obtida por aquela versão do sistema, em geral é baixa. Algumas regiões da íris apresentaram maior sensibilidade às variações da glicemia e a maneira com que a variação aparece na íris é diferente entre os voluntários e varia entre o olho esquerdo e direito. O autor também destacou algumas sugestões de trabalhos para a melhoria do desempenho do sistema:

- Estudo de alternativas para as fontes de iluminação utilizadas, pois as variações observadas na intensidade e espectro foram significativas;
- Estudo de câmeras digitais alternativas, com operações manuais, resolução e sensibilidade superior, dentre outros.
- Estudo e utilização de técnicas de compensação de cores e utilização de referências de cor.

Em um terceiro trabalho, [3] propôs metodologias para compensação das distorções de cores provocadas pelo sistema ou por influências externas ao mesmo. Foram propostos, implementados e testados cinco modelos de correção das cores, três dos quais baseados em transformações lineares entre coordenadas de cor, e dois outros baseados nos modelos de operação das câmeras digitais de mercado da época.

Na maioria das metodologias propostas, são utilizadas bordas coloridas, sempre fotografadas juntamente com o objeto cuja cor se quer medir, e que são usadas como referências de cores. As variações detectadas nas referências são então utilizadas para se corrigir as distorções de cores provocadas pelo sistema.

O desempenho de todos os algoritmos propostos foi avaliado com base em experimentos em condições controladas, que envolveram uma avaliação da câmera digital utilizada no sistema, sua estabilidade na medição das cores ao longo do tempo, variações nas condições de iluminação e no posicionamento relativo entre a câmera e o objeto, bem como uma avaliação de influências externas ao sistema.

Os resultados indicam que os erros na medição de cores provocados pelo sistema podem ser reduzidos, em maior ou menor grau, com a utilização da metodologia proposta.

Quanto aos modos de correção, em nenhum deles houve componentes de cor que apresentassem melhor desempenho que outras. Também não foi verificado um único modo que apresentasse os melhores resultados em todos os casos.

Quanto às referências de cores utilizadas, foi concluído que a escolha adequada das cores da referência se mostrou um fator mais importante que o número de referências utilizadas.

Em [4] o Sistema GlucoÍris na versão apresentada por [2] , porém utilizando uma câmera Canon EOS D60 Digital, foi utilizado em uma série de ensaios com íris humanas de 24 voluntários. Amostras da glicemia dos voluntários foram coletadas com sistemas tradicionais de medição (invasivos), juntamente com a coleta das imagens das suas íris esquerda e direita sob diferentes condições. Com o levantamento destes dados, foi possível o cálculo do grau de correlação entre estas duas variáveis (coloração da íris e nível de glicemia do sangue dos voluntários). Entre os voluntários, havia diabéticos e não diabéticos, faixas etárias e sexos variados. Dentre os principais resultados, destaca-se:

- Nos 24 voluntários avaliados, 23 destes (96%) pelo menos um setor da íris foi encontrada correlação mais intensa que 70%, confirmando que os níveis de glicemia influenciam a coloração da íris;
- Do total dos setores da íris e voluntários avaliados, 4,7% dos setores das íris direitas e 8,0% dos setores das íris esquerdas apresentaram correlação (positiva ou negativa) melhores que 70%;
- No grupo avaliado não foi detectada relação significativa entre o tempo em que o voluntário possui diabetes e a intensidade da correlação com que as cores da íris variam com a glicemia. O mesmo se pode concluir com relação à idade dentro desse grupo de voluntários.

O trabalho desenvolvido na USP [15] explorou teorias de redes neurais artificiais para quantificar glicemia a partir dos valores de cores extraídos de segmentos da íris. Para treinamento da rede foi utilizado banco de imagens previamente levantadas na UFSC [4]. O volume de dados disponíveis não foi suficiente para treinar adequadamente as redes. Uma rede foi treinada para cada voluntário e usando apenas os segmentos que apresentavam correlações mais intensas positivas e negativas. Dentro das limitações do tamanho da base de dados, os resultados foram considerados muito bons e devem ser reavaliados quando um banco maior de imagens estiver disponível.

2.2. Conceitos de Constância de Cores (Color Constancy)

Esta Seção faz uma revisão bibliográfica sobre o tema de Color Constancy, aqui também denominado de Constância de Cores, com o objetivo de avaliar a aplicabilidade de estudos e implementações do tema ao Projeto GlucoÍris.

2.2.1. Definições

Segundo [18], Color Constancy é a capacidade de um sistema de visão em diminuir ou, idealmente, remover o efeito da iluminação e conseqüentemente enxergar a cena observada de forma mais precisa. Nas palavras de [24], Color Constancy é o mecanismo no qual se permite observar uma determinada cena ou objeto de forma independente do conteúdo espectral da iluminação incidente neles. Eles descrevem que esta propriedade tem duas características principais: normalização espectral e decomposição espacial. Normalização espectral significa a habilidade de se corrigir mudanças temporais no conteúdo espectral de uma determinada

cena observada. Já a decomposição espacial é a habilidade de ignorar (ou ponderar) variações de iluminação que ocorrem através de uma mesma cena. O sistema humano de visão apresenta estas características de Constância de Cores para variações significativas das iluminações incidentes. Porém, sistemas de visão artificial não possuem tal sorte.

Uma literatura vasta pode ser levantada sobre o assunto [18] [19] [21] [24] [25] [26] [28], sendo que a grande maioria se utiliza de algoritmos de Color Constancy para aplicações de reconhecimento de objetos. Esta aplicação pode ser descrita da seguinte forma: primeiramente seleciona-se um objeto e grava-se uma imagem colorida deste objeto, capturada sob uma iluminação conhecida. Dada então a imagem deste mesmo objeto obtida sob uma iluminação qualquer, deseja-se calcular uma transformada que converte a cor do objeto gravado na cor em que o objeto aparece na nova imagem. Uma boa transformada resultaria em cores muito semelhantes às cores observadas na nova imagem e então o objeto poderia ser identificado de forma rápida e confiável.

Alternativamente, as características de cor do objeto de interesse podem ser desconhecidas, mas a iluminação incidente é conhecida. Neste caso, o problema passa a ser a obtenção de informações suficientes (em geral, a captura de mais de uma imagem, com diferentes iluminações) para que as cores reais do objeto sejam calculadas.

Em [19] é apresentada uma modelagem matemática do problema. De forma simplificada, as três grandezas envolvidas são: a iluminação $L(\lambda)$, representada por uma somatória de funções $b_i(\lambda)$, a refletância $\rho(\lambda)$ da superfície observada e a função-resposta $s(\lambda)$ do sensor utilizado. Assim, a medição m (uma imagem) é feita e é função destas três grandezas: $m = f(b_i(\lambda), \rho(\lambda), s(\lambda))$. O problema então se resume ao levantamento de medições e informações suficientes para o cálculo das grandezas desconhecidas, que podem ser o conjunto de coeficientes $b_i(\lambda)$ da iluminação, as características $s(\lambda)$ do sensor ou a refletância do objeto observado.

2.2.2. Algoritmos

Os muitos algoritmos encontrados na literatura partem do princípio de que um objeto é fotografado sob uma iluminação desconhecida e informações precisam ser levantadas para que a imagem capturada seja corrigida e represente o mais fielmente possível a aparência real do objeto.

Os algoritmos mais difundidos e utilizados extraem dados estatísticos das imagens capturadas para utilizá-los como referência e inferir características da iluminação. Em um caso, assume-se que objetos de cores diferentes em uma determinada cena são fotografados de maneira que a refletância média é um valor conhecido. Este valor conhecido pode ser tomado arbitrariamente (por exemplo, assumir que a cor média da cena é cinza, a metade da escala) ou podem se basear em médias de cores da própria imagem ou regiões dela. A partir deste valor de referência adotado ou calculado, a imagem inteira é corrigida proporcionalmente. Alguns pesquisadores adotaram a inserção de objetos de referência (como um objeto de cor “branca absoluta”) ou assumiram que em toda imagem capturada algum objeto de cor branca deve aparecer e usam estas referências como padrões de correção. Estes algoritmos são variações da categoria denominada Grey World Algorithms [18] [20] .

Uma segunda categoria de algoritmos é denominada Retinex [25] e representa um modelo da visão humana, estendido para uso em sistemas de visão. Em teoria, são robustos com relação a variações espaciais suaves na iluminação e em testes com imagens reais obtiveram resultados razoáveis somente em ambientes com iluminação controlada. Estes algoritmos assumem que variações espaciais pequenas nas imagens são conseqüências da iluminação do objeto, enquanto que variações grandes são decorrentes da própria superfície (do objeto) observada. Pode-se assim estimar a iluminação e fazer correções nas imagens comparando os valores de determinados pixels da imagem com valores estatísticos dos pixels em sua vizinhança. A correção da imagem, para um determinado pixel, é então, feita com base no máximo valor encontrado em sua vizinhança, por exemplo. Se a iluminação é considerada como uniforme ao longo da imagem, então a correção da imagem terá como base o valor máximo dos pixels avaliados na imagem inteira, o que corresponde, então, a um algoritmo Grey World. Portanto, estes algoritmos são mais bem aplicados em casos em que a iluminação sofre variações espaciais. Diversas variações deste algoritmo podem ser encontradas, por exemplo as descritas em [24] [18] .

Outro tipo de algoritmo é chamado *Gamut Mapping* [29] [28] e baseia-se no fato de que nem todos os possíveis valores de RGB existentes aparecerão nas imagens fotografadas. Gerando uma base de dados de centenas de objetos de refletância diversas, iluminados sob uma fonte de luz controlada e conhecida e computando os seus respectivos valores de RGB nas imagens obtidas, é possível se obter uma faixa bem mais ampla de valores para RGB. Esta faixa é denominada de “*gamut* canônico”. Os algoritmos partem do princípio da existência de um *gamut* canônico. A imagem a ser corrigida apresentará, por sua vez, o seu próprio *gamut*,

que deverá, através dos cálculos propostos, sofrer uma transformação para o *gamut* canônico. Obviamente, estes cálculos de transformação exigem o levantamento de informações suficientes, que geralmente devem ser extraídos das próprias imagens ou de um conjunto delas.

Em [24] [20] outros algoritmos são apresentados com métodos que utilizam redes neurais para obter as informações da iluminação desconhecida, método de Maloney-Wandell e método Bayesiano. Em [19] é apresentado um método para a obtenção da refletância de objetos desconhecidos que se baseiam na captura de imagens sob diferentes iluminações, de características conhecidas. O método utiliza-se também da inserção de objetos de refletâncias conhecidas na cena observada por tais iluminações.

2.2.3. Avaliação da aplicabilidade ao Sistema GlucoÍris

A modelagem da iluminação é um problema conhecido e importante em sistemas de visão, encontrando aplicações principalmente para reconhecimento de objetos, indexação de imagens, reprodução de imagens e tratamento (visual) de imagens. Segundo [20] [21], o principal problema encontrado nas teorias é a sua aplicabilidade a imagens reais. A grande maioria dos algoritmos apresenta muitos requisitos específicos, quase nunca encontrados em aplicações reais, para que bons resultados sejam obtidos.

O Sistema GlucoÍris é uma aplicação peculiar, onde o principal requisito é a constância da captura de cores nas imagens e não necessariamente a correção das imagens para uma representação fiel em relação à cena real. O principal agravante do sistema é a praticamente infinita variação nos objetos observados, ou seja, a íris humana. Isto implica na dificuldade em se estabelecer padrões de aparência ou de se ter conhecimento prévio da refletância das mesmas, como exigem alguns algoritmos.

Uma alternativa seria, portanto, a adoção dos métodos que exploram diferentes iluminações e adquirem imagens do mesmo objeto. Uma dificuldade, porém, é o conhecimento e a representação matemática, com níveis de incerteza satisfatórios, destas iluminações, bem como a garantia de sua utilização de forma adequada. Foi comprovada, em trabalhos anteriores [1] [3], a extrema sensibilidade do sistema para com as iluminações. Acredita-se, portanto, que faz-se necessário, antes da adoção de métodos sofisticados como os descritos, um melhor conhecimento dos diferentes impactos da iluminação sobre o sistema GlucoÍris.

Alternativa viável também é a adoção de métodos como os de Grey World e Retinex. Neste trabalho, concentrou-se na avaliação de métodos particulares de algoritmos dentro da classificação Grey World. Estes métodos são apresentados em 4.7.1.

2.3.Sistemas de captura de imagens de íris humana

Como apresentado, dois dos principais componentes do Sistema GlucoÍris são: um conjunto opto-mecânico de aquisição de imagens da íris e um software de tratamento destas imagens e extração de informações para uma segunda etapa de tratamento mais fino.

Pelas peculiaridades do Projeto, até a presente etapa de desenvolvimento, a alternativa adotada foi a de desenvolvimento de um dispositivo e software próprios para o processo de aquisição e tratamento das imagens.

Porém, existem aplicações em que a imagem da íris é utilizada de forma sistemática e eficaz. Foram identificadas duas aplicações onde são utilizadas imagens da íris como fonte de informações. A principal destas aplicações são os sistemas de biometria, geralmente utilizados em sistemas de segurança como controle de acesso e autenticação de usuários de maneira geral.

O objetivo deste estudo foi de fazer um levantamento destas aplicações e soluções existentes no mercado, envolvendo os equipamentos já fabricados e comercializados, as tecnologias utilizadas para captura e tratamento das imagens e sua eventual aplicabilidade ao Sistema GlucoÍris.

2.3.1. *Sistemas de reconhecimento de íris – biometria*

Foram identificados e estudados seis fabricantes de equipamentos para reconhecimento de íris, que são mostrados na Tabela 1.

Uma só empresa, Iridian Technologies, detém patentes mundiais das soluções destas tecnologias. Segundo [16] e [17], os algoritmos utilizados são baseados nos padrões de forma encontrados nas íris humanas, que apresentam variações enormes, estatisticamente equivalentes às informações obtidas no DNA. Ainda, apesar de pequena (cerca de 11mm de diâmetro), a íris tem a vantagem de ser um órgão interno (embora visível externamente) e protegido do ambiente, além de muito estável ao longo dos anos de vida de uma pessoa. Ainda segundo [17], a imagem da íris é relativamente insensível ao ângulo de iluminação,

auxiliando na robustez da aquisição de imagens. Os olhos também têm a vantagem de serem facilmente localizados na face de uma pessoa e o formato anelar da íris ajuda na confiabilidade de algoritmos de localização e isolamento delas em uma imagem.

Foto	Modelo	Fabricante	Website
	BMET-100	Panasonic	www.panasonic.com/iris
	IrisAccess 4000	LG	www.lgiris.com
	IrisPass-M	Oki	www.oki.com
	Iris-Sdi Imager	Iridian	www.iridiantech.com
	IrisGuard iG-H100	Irisguard	www.irisguard.com
	Pier	Securimetrics Inc.	www.securimetrics.com

Tabela 1. Fabricantes e equipamentos de reconhecimento de íris

Os equipamentos estudados utilizam câmeras CCD com níveis de cinza de resoluções baixas (640 x 480 pixels). Na imagem, a íris se apresenta com raio mínimo de 70 pixels, mais tipicamente ficando com 100 a 140 pixels.

A iluminação utilizada é com LEDs em infra-vermelho próximo, com comprimento de onda entre 700nm e 900nm. [17] também observa que a iluminação infra-vermelha ajuda a ressaltar detalhes de formas mesmo em íris de tons mais escuros. Não foram encontrados dados quantitativos sobre a potência destas iluminações, porém elas atendem a normas internacionais de segurança, como ANSI/EISNA RP27.1-96 e IEC 60825-1.2-2001.

Existe um algoritmo para a identificação da íris na imagem capturada, que é descrito por completo em [17]. Ele se baseia em uma operação matemática de detecção de bordas, tanto para a detecção da borda entre a pupila e a íris e da borda entre a íris e a esclera. Nos sistemas comercializados, uma imagem satisfatória da íris é conseguida apenas com a aproximação do usuário ao sistema. A faixa de aproximação varia entre 7cm e 50cm.

Os sistemas de reconhecimento de íris são sistemas de identificação e não somente verificação, como ocorre com a maioria dos sistemas de biometria. Os sistemas de verificação fazem apenas uma confirmação, a partir das informações da biometria do indivíduo, de que se trata da pessoa buscada. Portanto, na verificação alguma informação prévia já está disponível para o sistema. Um exemplo são alguns sistemas de reconhecimento de impressões digitais em ambulatórios médicos, onde o usuário é primeiramente identificado por um cartão magnético ou pela simples informação de seu nome e posteriormente o sistema de biometria faz a confirmação da impressão digital do paciente com a respectiva do banco de dados. Diferentemente, na identificação, o sistema de biometria identifica o usuário, dentre uma série de indivíduos cadastrados, apenas a partir das informações coletadas pelo sistema. Em testes realizados, o índice de falsa verificação foi de 0 em 2,7 milhões de usuários. Índices de falsa rejeição foram de 1,8%. O algoritmo se baseia na extração de informações de forma da íris e gera um código, também de propriedade da Iridian, chamado IrisCode, com 512 bytes de informações sobre os padrões extraídos. Segundo fabricantes, os sistemas são robustos ao uso de lentes de contato ou presença de vidros entre a íris e a câmera de captura.

2.3.2. Sistemas de Iridologia – Iriscópio

Foram encontrados quatro aparelhos com a finalidade de aplicação para iridologia [5]. Exemplos de fabricantes são mostrados Tabela 2.

Os vendedores pregam a aplicação para profissionais de saúde alimentar, vendedores de produtos como vitaminas e ervas, conselheiros nutricionais e de *fitness*, além de iridologistas.

Foto	Modelo	Fabricante	Website
	CAdi	Cadi USA	Cadiusa.com
	Digital Iriscope Notebook Pro	Healthline	www.healthline.com.au
	HSK 360	HSK	www.hsk360.com
	Zoom Iriscope	Integrated Iridology	www.iridologyonline.com

Tabela 2. Lista de fabricantes e equipamentos vendidos para iridologia

Os aparelhos são basicamente câmeras digitais coloridas, alguns com design específico, outros embutidos em suportes especiais. Foram encontradas resoluções entre 1 e 3 megapixels, mas alguns equipamentos são vendidos para adaptação em câmeras convencionais, podendo portanto utilizar-se câmeras profissionais por exemplo. Em geral, eles armazenam as imagens em cartões de memória ou transmitem diretamente a um computador ou monitor por cabos USB ou analógicos.

Alguns deles oferecem softwares para avaliação das características de interesse na íris e servem mais como um catalogador de imagens e informações extraídas.

A solução mais utilizada para iluminação é um par de luzes laterais, que aparecem na íris, mas podem ser utilizadas para a combinação das imagens e a tentativa de sua subtração. Alguns deles apresentam suporte para queixo e testa do usuário, para diminuir as rotações do rosto e da íris na imagem.

2.3.3. Avaliação de aplicabilidade ao Sistema GlucoÍris

Os sistemas de reconhecimento de íris são equipamentos já consolidados e disponíveis no mercado, cuja tecnologia, tanto de software quanto de hardware, pode encontrar muitas aplicações no Projeto GlucoÍris.

A grande limitação de sua aplicação ao GlucoÍris é o fato de não capturar imagens coloridas e não usando informações de cores, mas somente de formas. Este é o fato que deixa os algoritmos mais robustos e permite que a aquisição das imagens não exija condições tão controladas, ficando praticamente independente de iluminação e variação de distância, por exemplo.

Os algoritmos de identificação e localização da íris na imagem apresentados em [17] são diretamente aplicáveis ao software do GlucoÍris, uma vez que a primeira etapa do tratamento das imagens, após a sua captura, é a identificação da íris e pupila. Até então este procedimento, no GlucoÍris, é realizado manualmente, através da intervenção do usuário do software. A utilização do algoritmo, uma vez implementado e otimizado, pode inclusive reduzir incertezas relativas à definição da região de interesse, susceptível às casualidades do usuário.

Os algoritmos de identificação da íris na imagem também apresentam uma robustez e flexibilidade quanto à distância do usuário em relação à câmera. Esta flexibilidade é implementada através do uso de uma câmera de vídeo, que faz um pré-tratamento em tempo real da imagem e avalia se a qualidade dela é satisfatória ou não para obter as informações desejadas. Alguns modelos, inclusive, oferecem *feedback* sonoro ao usuário, indicando se o mesmo está muito próximo ou muito afastado do ponto necessário. Estes algoritmos podem ser úteis ao GlucoÍris para a melhoria da qualidade das imagens adquiridas. Em [2] levantou-se e estudou-se os impactos de problemas como a obstrução da imagem da íris pela pálpebra ou o excesso ou falta de iluminação causando retrações ou dilatações excessivas da pupila. É possível o tratamento destes fatores em tempo de aquisição das imagens, adotando uma estratégia de tentar garantir a redução de algumas incertezas de medição através da captura de

imagens de maior qualidade, ao invés do tratamento/correção das incertezas uma vez inseridas. Outros exemplos de fatores que podem ser tratados desta forma são: o foco da imagem e o reflexo da iluminação.

A baixa resolução das câmeras utilizadas e o grande potencial de variabilidade de informações extraídas das imagens pode ser um indicador de que imagens de alta resolução não representam tantos benefícios quanto se espera delas. Porém, esta pode ser uma questão precoce para ser discutida, uma vez que é basicamente um fator de custo de produção, dado que existem disponíveis com facilidade câmeras de resolução mais alta.

Assim como a teoria da iridologia sistematiza as variações de coloração e de marcas na íris para concluir sobre distúrbios no corpo humano, os sistemas de reconhecimento de íris sistematizaram aqueles parâmetros da íris que são praticamente imutáveis tanto no decorrer do tempo quanto dos próprios distúrbios do corpo. Baseado nisto e nos impressionantes números de desempenho dos sistemas de reconhecimento de íris, uma nova estratégia de tratamento das imagens é sugerida a seguir. Ao se conhecer de forma mais aprofundada quais as informações da íris são utilizadas pelos sistemas de reconhecimento, ou seja, as “informações imutáveis”, e extraíndo estas informações das análises, o foco passaria a ser somente as informações que apresentam variações. As “informações imutáveis” podem ser úteis, por exemplo, para: (a) a definição de regiões de análise de cor nas imagens, (b) a definição de operadores matemáticos sobre as imagens para a extração das informações variáveis e/ou (c) entradas de dados em sistemas especialistas ou de inteligência artificial, que já estão sendo objetos de estudos no Projeto, como em [15]. Informações detalhadas sobre os códigos extraídos das íris para aplicações de reconhecimento são apresentados em [20].

Quanto aos sistemas de iridologia (Iriscópios), também há características que podem ser utilizadas pelo Sistema do GlucoÍris. A primeira citada é o procedimento para redução dos efeitos de reflexos na imagem. O método consiste da obtenção de duas imagens distintas da íris, em intervalos de tempo diferentes, porém imperceptíveis. São utilizadas “fontes de luz gêmeas”, uma em cada lateral da câmera, direcionadas para incidir na íris. Em cada uma das imagens capturadas, uma fonte de luz é ativada. Por software, posteriormente, é possível fazer a combinação das imagens e a subtração dos reflexos. São conhecidos os ruins efeitos causados pelos reflexos e o difícil tratamento ou eliminação deles. Por isto, é válido o estudo do procedimento citado. Ele implica em duas fontes de luz independentes, com acionamento rápido e integrado com a câmera.

Uma segunda característica interessante dos iriscópios é o design de alguns deles (como o HSK-881AU ou o CADI). A vantagem de sua utilização é um grande controle da característica e qualidade da foto pelo operador do aparelho e não pelo usuário (o paciente). Este fato transfere do usuário para o operador as incertezas de medição referentes à rotação e distância, por exemplo, o que pode reduzir tais incertezas.

Como as imagens destes sistemas podem ser prontamente utilizadas pelo Projeto GlucoÍris, sugere-se a aquisição de um modelo e a realização de alguns ensaios para avaliar a repetitividade das imagens capturadas. Pode-se concluir sobre a viabilidade de se utilizar este modelo ou algum similar para os ensaios do Projeto, bem como comparar o desempenho do dispositivo óptico do GlucoÍris com um dispositivo de finalidade similar, como os apresentados.

3. Metodologias de avaliação de repetitividade de quantificação de cores

Dado o alto grau de inovação do Projeto, o número de fatores a serem avaliados, especialmente de fontes de incerteza de medição, é grande.

Tanto em estudos específicos como os apresentados na Seção 2.2 ou em [18] e [19] quanto nos trabalhos anteriores do Projeto GlucoÍris, não são discutidos indicadores ou metodologias para quantificar o desempenho de sistemas de medição de cores para os fins do GlucoÍris ou similares.

Em [1] , [2] e [3] são extraídas as médias de blocos de pixels tanto em imagens sintéticas de referência, quanto em imagens de íris reais. A escolha dos blocos de pixels é feita por operadores dos programas de computador e a incerteza devido ao processo de escolha dos blocos é avaliada separadamente do fenômeno em estudo. No caso da aquisição de imagens reais da íris, além do fenômeno em estudo existem duas outras fontes de incertezas que atuam sobre os ensaios, intrínsecas ao método, e que precisam, portanto, ser avaliadas separadamente: a escolha dos blocos de pixels pelo usuário e a posição relativa entre o olho do paciente observado e a câmera. O indicador da variação das médias dos blocos de pixels é o único indicador avaliado nos estudos.

Em [18] é apresentada uma comparação de desempenho de algoritmos de Color Constancy apresentados anteriormente. Os principais resultados que os algoritmos geram são: (a) estimativas das iluminações utilizadas e (b) estimativas das referências de cor utilizadas, que produzem as imagens corrigidas do objeto observado. Os indicadores de performance dos algoritmos são erros que indicam o quão próximas do real se encontram estas estimativas. São utilizados seis indicadores de erro, sendo quatro referentes à iluminação e dois referentes às imagens corrigidas, que são as de interesse deste trabalho. Os erros são calculados pelas diferenças entre as componentes de cor das imagens corrigidas (R, G e B) com as respectivas componentes da imagem original (que era uma imagem sintética). Ou seja, são erros absolutos, que não representam as variações que ocorrem entre diferentes imagens ou mesmo dentro da própria imagem. Em [29] , comparação similar é realizada.

A metodologia apresentada neste Capítulo propõe a definição de alguns procedimentos de ensaios e quatro indicadores padrão para avaliação de repetitividade em medição de cores,

independente dos fatores presentes nos métodos citados. A metodologia pretende possibilitar a avaliação tanto de imagens estáticas (como padrões de referência de cor), como dinâmicas (como a própria íris humana). A metodologia pode ser aplicada a imagens com padrões quaisquer de cor, não necessitando de áreas de cores uniformes como referências.

Primeiramente, neste Capítulo, são apresentadas as características relevantes ao Sistema GlucoÍris. Posteriormente, cada um dos indicadores e procedimentos para sua obtenção são explicados. Por fim, foram realizados ensaios para avaliar o desempenho das metodologias, dadas imagens geradas e degradadas artificialmente.

3.1. Indicadores relevantes ao sistema

No Sistema GlucoÍris o valor exato da cor medida não é crítico, mas sim a capacidade de repetir a medição de cores em diferentes momentos e condições. Ou seja, não são importantes as componentes sistemáticas do erro, desde que permaneçam estáveis. Em outras palavras, não é importante o quanto o valor de referência de determinada cor nominal (representada de acordo com o objeto e iluminação reais em observação) difere daquela cor medida (fotografada e recuperada na imagem digital).

Assim, pode-se constatar que são duas as principais características necessárias ao dispositivo de captura de imagens do Sistema GlucoIris para o seu pleno funcionamento:

- Ter a capacidade de registrar, sem variações significativas, pequenos elementos de cor dentro de uma mesma porção da imagem capturada. Ou seja, dentro uma porção da imagem da íris capturada, elementos físicos de mesma cor na íris devem ser representados com a mesma cor na imagem. De acordo com os algoritmos utilizados até então no Projeto GlucoIris [1] [2] [4] , entende-se como esta porção da imagem da íris, como um segmento de círculo de 30 graus e raios entre 200 e 700 pixels, de acordo com a resolução da câmera utilizada, condições da configuração óptica e do software de tratamento. Estas porções da imagem são ilustradas na Figura 1. A esta característica dar-se-á o nome de Repetitividade Espacial.
- Ter a capacidade de registrar, com variações mínimas, elementos físicos de mesma cor na íris em diferentes instantes. Portanto, idealmente, o Sistema GlucoÍris, ao fotografar um mesmo objeto em diversos instantes diferentes, deve capturar

imagens idênticas daquele objeto. A esta característica, dar-se-á o nome de Repetitividade Temporal.

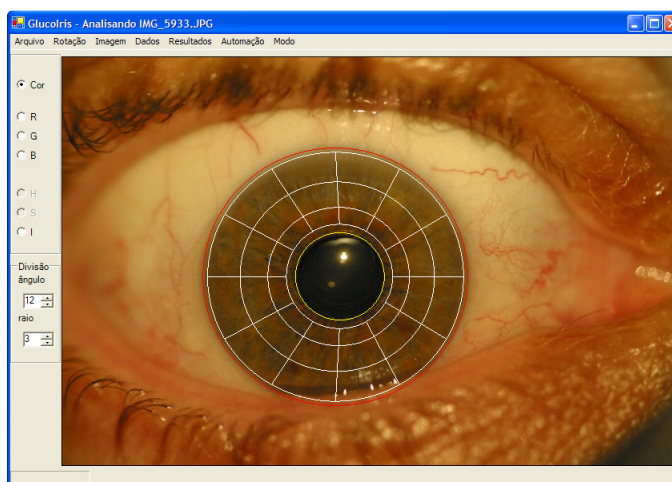


Figura 1. Exemplo imagem íris com regiões de análise

Outra característica importante que foi considerada ao se desenvolver a metodologia a ser apresentada é a natureza das imagens que serão tratadas. Como mostrado na Figura 2, as íris humanas geralmente possuem um tom predominante de cor, mas, pelas próprias características físicas de sua superfície, apresentam variações bruscas de cores e muitas marcas e manchas que precisam ser registradas de forma fiel nas imagens capturadas. De acordo com as teorias da Iridologia [5] [11], algumas destas manchas têm correlação com diferentes partes e órgãos do corpo. Desta forma, a metodologia deveria contemplar a possibilidade de análise de imagens desta natureza em lugar de lidar somente com imagens com poucas cores diferentes e transições definidas entre estas.

Assim, foram definidos dois tipos de padrão de cor a serem utilizados nos ensaios. O primeiro foi denominado de Mosaico de Elementos Grandes, e apresenta retângulos com cores uniformes de dimensões apropriadas para que, na imagem digital capturada, estes retângulos pudessem ser analisados individualmente. Nas imagens digitais, cada retângulo apresenta entre 50 e 300 pixels de lado. As cores de cada retângulo foram determinadas de forma criteriosa para que a representatividade do espectro de cores estivesse garantida. Um dos mosaicos utilizados é mostrado na Figura 3.a e a descrição de um dos mosaicos gerados é apresentada na Seção 4.2.



Figura 2. Exemplo de imagem da íris em detalhes.

O segundo foi denominado de Mosaico de Elementos Pequenos e apresenta quadrados com cores uniformes de lados com dimensões entre 3 e 10 pixels na imagem digitalizada. Estes mosaicos foram gerados por software e apresentam variações aleatórias de todas as componentes de cor (R, G e B). A Figura 3.b mostra um exemplo deste mosaico.

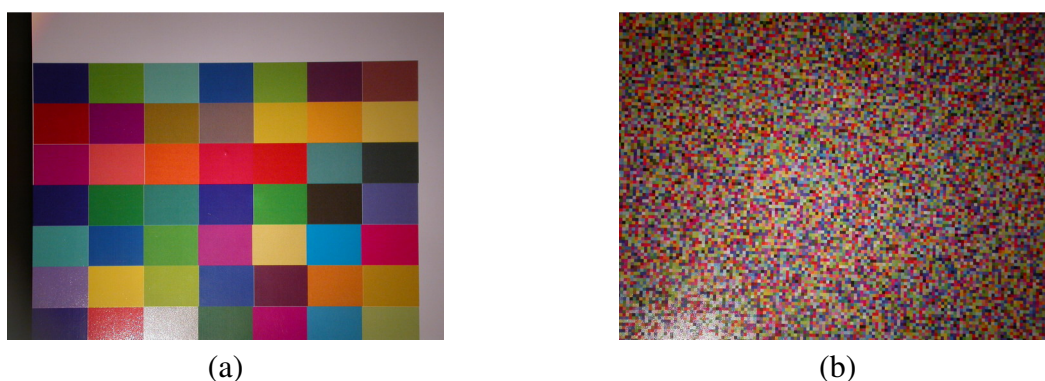


Figura 3. Exemplos dos mosaicos de Elementos Grandes (a) e Pequenos (b)

3.2. Avaliação de Repetitividade Espacial

O indicador de Repetitividade Espacial é calculado a partir do desvio padrão dos componentes de cor dentro de um mesmo retângulo dos Mosaicos de Elementos Grandes. Como descrito, dentro de um mesmo retângulo existe somente uma cor e, idealmente, os pixels amostrados dentro deste retângulo na imagem digitalizada devem possuir apenas um valor em cada componente de cor, com desvio padrão nulo.

Para a amostragem dos pixels e o cálculo, são escolhidas subáreas dentro dos retângulos mono coloridos da imagem do mosaico, como mostrado na Figura 4. Subáreas em posições diferentes são escolhidas em cada rodada da avaliação, mas sempre permanecendo inteiramente dentro dos respectivos retângulos mono coloridos.

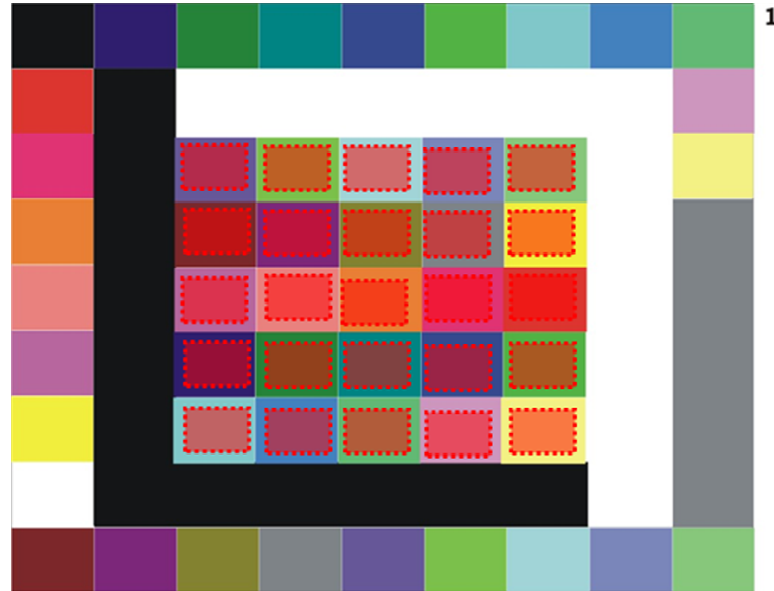


Figura 4. Exemplos de subáreas para cálculo da Repetitividade Espacial dentro de um Mosaico de Elementos Grandes

O desvio padrão dos pixels destas subáreas é então individualmente calculado conforme a equação abaixo, para cada retângulo mono colorido e para cada componente de cor:

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n - 1}} \tag{Equação (1)}$$

Onde n é o número de amostras, X_i é o conjunto de pontos, no caso pixels, sob investigação e \bar{X} é a média aritmética dos pontos.

O desvio padrão calculado é ainda transformado em porcentagem da faixa da respectiva componente de cor. Este parâmetro é também denominado de *coeficiente de variação*. Todas as imagens usadas possuíam 8 bits por componente de cor, ou seja, 256 níveis por componente.

Muitos retângulos dentro da mesma imagem podem ser extraídos, de acordo com o mosaico utilizado. Após calculados os desvios padrão, já em percentual das faixas, de cada

componente (coeficiente de variação), calcula-se as médias destes, gerando apenas um indicador para cada imagem (ou seqüência de imagens).

Como citado anteriormente, a Repetitividade Espacial estudada aqui é propositalmente limitada à região de análise, que é cada retângulo mono colorido dos mosaicos, de ordem de grandeza proporcional às porções mostradas na Figura 1. Não foi considerada importante, para os objetivos do Sistema GlucoÍris, a Repetitividade Espacial na imagem inteira, ou seja, a capacidade do conjunto de capturar as mesmas cores em porções da imagem distantes umas das outras. Para esta avaliação, poderiam ser utilizados os Mosaicos de Elementos Grandes com retângulos de cores nominais em pontos diferentes das imagens e posteriormente comparar as médias de cada conjunto de pixels dentro destes retângulos. Idealmente, eles devem ser idênticos. Sugere-se também a utilização dos Mosaicos de Elementos Pequenos para estas avaliações, com a facilidade de se poderem avaliar porções quaisquer da imagem e comparar suas médias umas com as outras. Isto se baseia no fato de que porções destes mosaicos têm médias idealmente iguais a 128 (metade da faixa dos componentes de cor). Deve-se garantir, para isto, que os tamanhos das porções de imagem tomados como amostra sejam representativos. Observou-se experimentalmente que, estes indicadores (de Repetitividade Espacial na imagem inteira) são extremamente sensíveis à iluminação utilizada e o posicionamento relativo entre iluminação, objeto e câmera. Sugere-se, portanto, análise criteriosa da influência destes fatores antes da análise desta Repetitividade Espacial.

3.3.Avaliação de Repetitividade Temporal

Foram determinados dois métodos para o cálculo de indicadores da Repetitividade Temporal das imagens. Eles serão descritos nas Seções seguintes.

3.3.1. Repetitividade Temporal por Desvios Padrão

A Repetitividade Temporal por Desvios Padrão (RTDP) pode utilizar-se tanto dos Mosaicos de Elementos Grandes quanto dos de Elementos Pequenos. É determinada uma janela ou um conjunto delas no mosaico, que serão os pixels amostrados na imagem, conforme Figura 4, por exemplo. É então calculada a média dos pixels em cada uma das janelas. Na seqüência de n imagens capturadas para o mesmo ensaio, em instantes de tempo diferentes, a média de uma subárea S_0 é comparada às médias das subáreas S_n , conforme ilustrado na Figura 5.

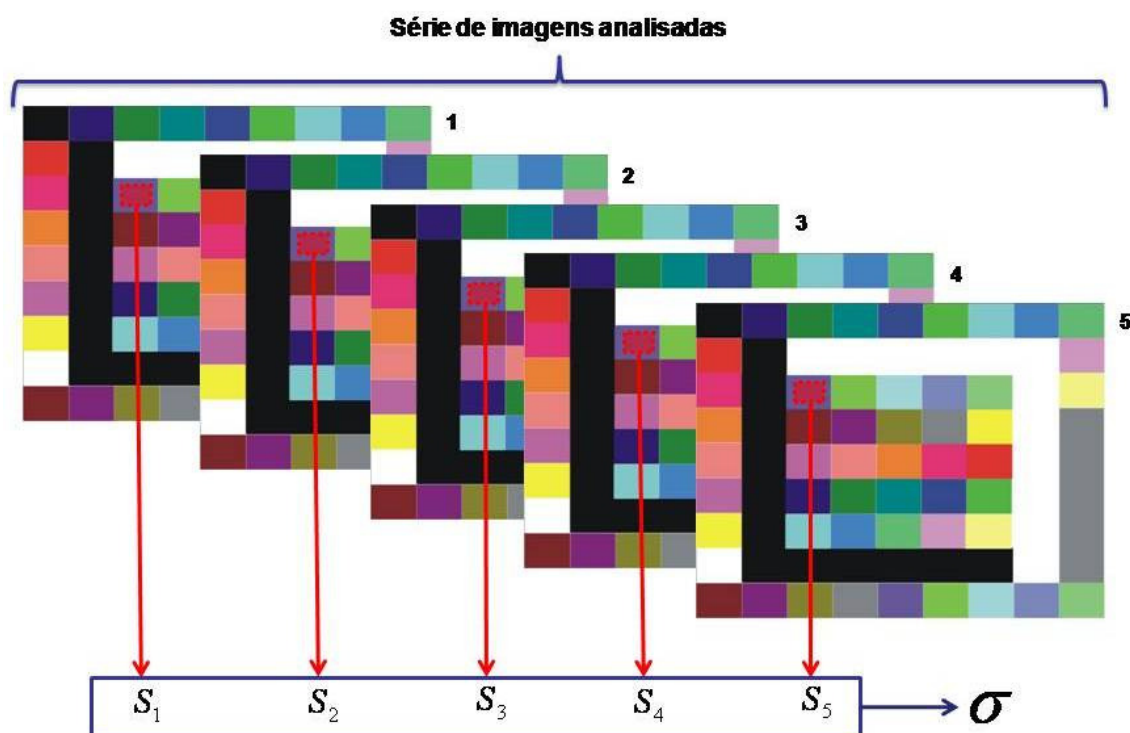


Figura 5. Diagrama de representação das janelas de cálculo da RTDP

Sobre a série de médias S_0 a S_n obtidas, é calculado o desvio padrão σ desta janela da imagem (amostra). Cada série de imagens obtidas terá, portanto, um conjunto de m desvios padrão, onde m é o número de janelas analisadas no mosaico. Estes cálculos são feitos para cada componente de cor desejado e são então transformados em percentual da escala de cada componente (coeficientes de variação). Concluindo, para cada seqüência de imagens, é possível extrair uma média dos coeficientes de variação descritos, obtendo apenas um indicador para a série de imagens adquiridas.

Neste método, a comparação das janelas (ou subáreas) entre imagens obtidas em instantes de tempo diferentes só faz sentido se houver garantia de que as porções das imagens analisadas representam as mesmas porções do objeto real ou com desvios suficientemente pequenos. Para isto, sugere-se que a escolha das subáreas não contemple mais de um elemento do mosaico, ou de forma geral, que a subárea seja de coloração nominalmente uniforme. Caso contrário, variações mínimas no posicionamento da câmera, iluminação ou objeto podem descaracterizar os resultados do ensaio. Estes fatores limitam a utilização da metodologia e sua aplicação a imagens de naturezas mais semelhantes às imagens da íris, conforme descrito em 3. Uma solução a este problema é apresentada na próxima Seção.

É necessário observar que quanto maior a subárea escolhida, menor é a representatividade das pequenas variações de cor na imagem. Ou seja, com uma subárea grande, o método será mais imune às variações pequenas na imagem (que representam as

imperfeições que precisam ser quantificadas). Em contrapartida, subáreas muito pequenas reduzem a confiabilidade dos resultados, pois as diferenças nas imagens podem ser provenientes de diferenças de posicionamento (entre câmera, iluminação e/ou objeto) nas imagens adquiridas. Como exemplo, ao escolher uma subárea de tamanho de um pixel, a probabilidade de aquele mesmo pixel não representar a mesma porção do objeto nas próximas imagens é muito grande. Assim, é necessário estabelecer uma dimensão adequada da subárea a ser usada, que impactará tanto na representatividade dos resultados quando na confiabilidade dos mesmos.

3.3.2. *Repetitividade Temporal por Correlação de Imagens*

Primeiramente, serão apresentados conceitos de Correlação de Imagens para melhor entendimento de sua aplicação nesta metodologia.

Correlação de Imagens

Através da apresentação de duas variáveis estatísticas X e Y em um gráfico, como Y em função de X , é possível analisar qualitativamente como uma está correlacionada com a outra. Duas variáveis que tenham forte correlação apresentam os pontos aderidos a uma curva de tendência em que descreve esta correlação, como uma reta, uma curva exponencial ou logarítmica, por exemplo. A Figura 6 mostra exemplos de tipos de correlação entre duas variáveis hipotéticas.

O coeficiente de correlação k , também denominado de coeficiente de correlação cruzada [30] vem quantificar a associação linear entre duas variáveis. Este coeficiente pode ser definido como:

$$\frac{\sum_{i=1}^{+\infty} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{+\infty} (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^{+\infty} (y_i - \bar{y})^2}}$$

Equação (2)

Onde \bar{x} e \bar{y} são, respectivamente, as médias das variáveis X e Y . Neste trabalho, esta grandeza será chamada somente de coeficiente de correlação.

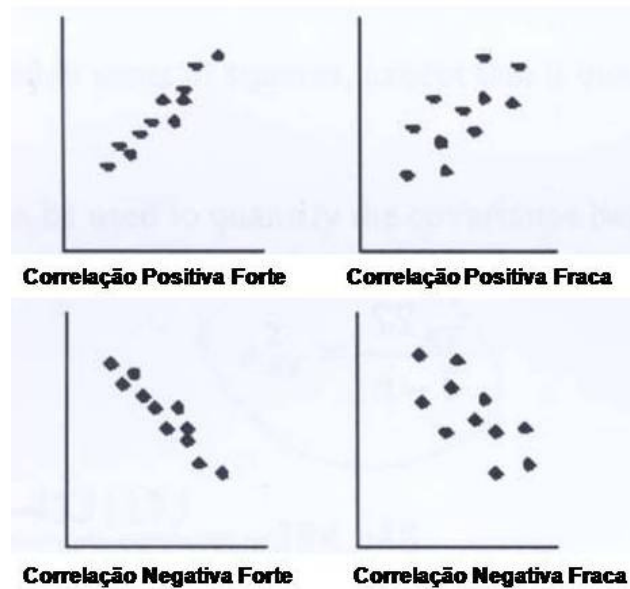


Figura 6. Exemplos de variáveis com forte e fraca correlação.

Esta associação linear calculada por k quantifica o quão próximas estas duas variáveis estão de uma reta dada por $Y = aX + b$, onde $a, b \in \mathfrak{R}$ e $a \neq 0$. Assim, quando $k=1$, $Y = aX + b$ é satisfeito para $a > 0$ e X e Y são definidos como positivamente correlacionados. Quanto mais próximo o $|k|$ estiver da unidade, mais forte, previsível e bem definida é a associação entre X e Y . Quando $k=0$, portanto, as variáveis não apresentam correlação ou, em outras palavras, são independentes. O coeficiente também pode ser expresso por:

$$k_{XY} = \frac{Cov_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y}; \quad \text{where} \quad Cov_{XY} = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) \quad \text{Equação (3)}$$

Onde Cov_{XY} é a covariância entre X e Y e σ é o desvio padrão [22].

Para aplicação em processamento de imagens [23], a correlação pode ser tratada como uma operação entre duas imagens. As variáveis são dois conjuntos de dados (matrizes bidimensionais). Assim, a correlação é sempre feita de uma imagem de Referência R para uma imagem de Procura P . R e P podem ser, alternativamente, regiões de interesse nas imagens analisadas. Em geral, a correlação de imagens realiza um trabalho de varredura da imagem de referência R dentre uma região vizinha à P na imagem de procura. Esta varredura resulta em uma superfície denominada superfície de correlação $K(x,y)$, que gera uma série de valores para k ao longo da região varrida na imagem P .

Resultados equivalentes de correlação de imagens podem ser obtidas com imagens representadas no domínio da frequência [12]:

$$k(x, y) = \mathfrak{F}^{-1}(H_r^* \cdot H_p) \quad \text{Equação (4)}$$

Onde H_r e H_p são as transformadas de Fourier das imagens R e P , respectivamente, \mathfrak{F}^{-1} é a transformada inversa de Fourier, $*$ indica o conjugado complexo e \cdot a multiplicação no domínio da frequência. Em geral, obtém-se ganhos computacionais consideráveis com os cálculos no domínio da frequência, em especial com o uso da transformada rápida de Fourier [32].

O pico da superfície de correlação $K(x,y)$, ou seja, o valor máximo $k_{m\acute{a}x}$ do coeficiente k encontrado na matriz $K(x,y)$ representa o ponto onde houve maior semelhança entre as imagens (ou janelas) R e P . Algumas aplicações se interessam na posição $x_{m\acute{a}x}$, $y_{m\acute{a}x}$ em que $k_{m\acute{a}x}$ ocorreu [31], como a utilização de correlação para cálculo de deformações ou deslocamentos de objetos observados. Porém, o valor de $k_{m\acute{a}x}$ representa um indicador de semelhança entre R e P . Quanto mais similares forem as imagens, maior será o valor de $k_{m\acute{a}x}$. A Figura 7 traz um exemplo de uma operação de correlação entre duas imagens hipotéticas $r(x,y)$ e $s(x,y)$, com a respectiva superfície de correlação. Observa-se o pico da superfície bem definido e próximo de 1,0, que significa que as imagens são muito semelhantes. A posição em que o pico ocorre representa o deslocamento relativo entre as imagens.

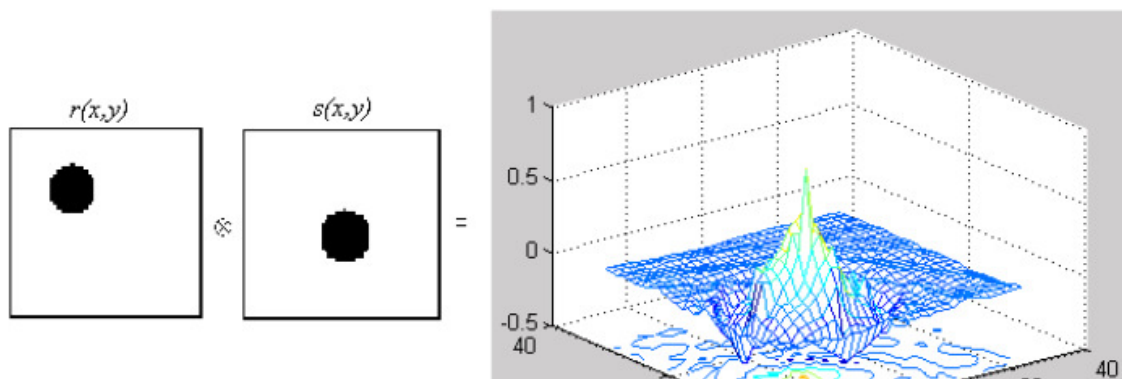


Figura 7. Exemplo de operação de correlação entre duas imagens e a respectiva superfície de correlação gerada [23]

A correlação de imagens é aplicada de duas formas nesta metodologia de análise de repetitividade, conforme descrições que seguem.

Identificação do posicionamento da janela em análise

Primeiramente, é usada para identificação do posicionamento da janela de pixels que foi escolhida para análise. Uma vez escolhida a janela de referência R de pixels a serem

analisados na primeira imagem da série, define-se nas demais imagens uma segunda janela de procura P , sempre maior do que R e de forma a conter completamente R . A janela R é sempre escolhida de acordo com o ensaio e P é definida automaticamente a partir de parâmetros pré-determinados. A Figura 8 mostra um exemplo de escolha da janela R e suas respectivas janelas P .

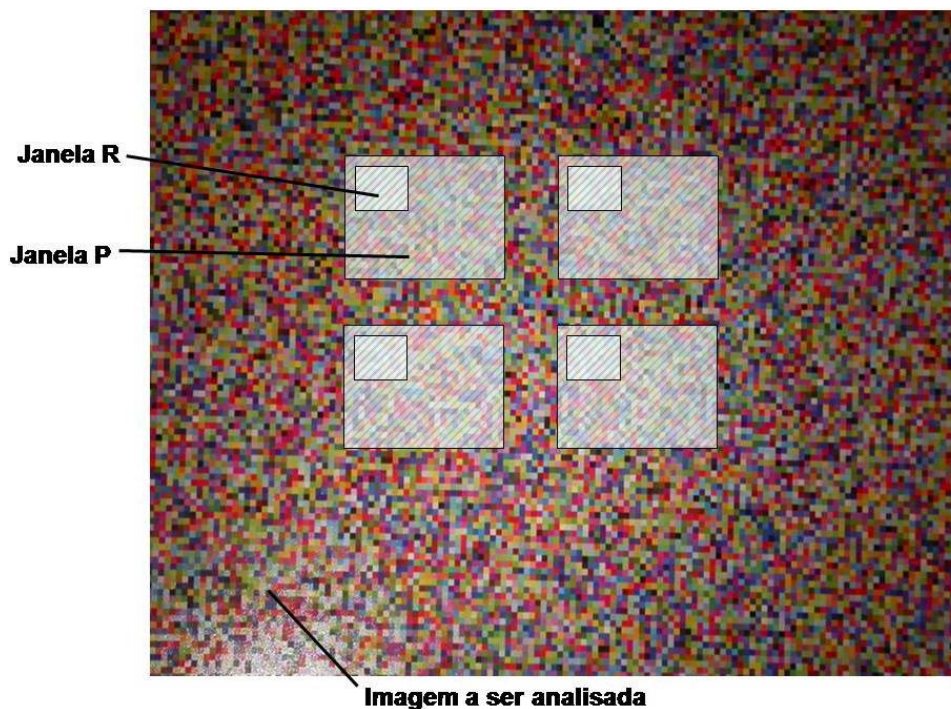


Figura 8. Exemplos de janelas R e P em uma imagem a ser analisada

A janela R será a imagem de Referência, sempre definida como a da primeira imagem da série a ser avaliada. Em cada imagem subsequente da série, será buscada, a partir de correlação de imagens, qual o conjunto de pixels (com a mesma forma da janela R) se assemelha mais à própria janela R original (da primeira imagem). Esta busca é sempre feita em toda a janela P . Aquela janela, dentro de P , em cada uma das imagens da série, que obtiver o maior índice de correlação k será a janela R' escolhida na respectiva imagem.

Este procedimento minimiza as incertezas referentes a diferenças de posicionamento nas imagens na avaliação de Repetitividade Temporal. Incluindo estes procedimentos para a detecção do posicionamento de cada uma das janelas analisadas segundo a metodologia descrita na Seção 3.3.1 (Repetitividade Temporal por Desvios Padrão), pode-se, portanto utilizar os Mosaicos de Elementos Pequenos a esta metodologia.

Além disto, este método permite que imagens de cenas reais, como a íris humana, sejam utilizadas para análises de repetitividade de fenômenos em geral, pois os erros inseridos pelo

posicionamento do paciente em relação ao sistema óptico, podem ser corrigidos automática e sistematicamente.

Deve-se ressaltar que os esforços demandados por processamento para os cálculos de correlação são altos. Assim, deve-se limitar as dimensões das janelas R , das janelas P e o número de janelas para extração de médias e desvios padrão segundo o RTDP. Valores típicos para as janelas R estão entre 20x20 pixels a 30x30 pixels. A definição das janelas P pode variar, em geral ficando entre 5 e 15 pixels maiores que as janelas R , em cada eixo do plano. As janelas para extração dos RTDP não precisam seguir estas dimensões. Uma vez determinados os posicionamentos, pode-se fazer o cálculo com janelas de dimensões maiores.

Coefficiente de Correlação como indicador de Repetitividade

Como apresentado nas definições de correlação de imagens, duas imagens ou porções de imagens idênticas, quando sujeitas ao cálculo de correlação, apresentam coeficiente de correlação de 100%, ou 1,0. Proporcionalmente, quando se tratam de imagens ou porções de imagens distintas, quanto maior a semelhança delas, maior será o seu coeficiente de correlação. Este coeficiente é, portanto, sugerido neste trabalho como um indicador de Repetitividade Temporal para as imagens.

Na aplicação desta metodologia, toma-se sempre como referência a primeira imagem da série (ou as janelas da primeira imagem). As imagens seguintes da série e suas janelas são sempre comparadas com as suas respectivas da primeira imagem.

Ressalta-se que, de acordo com o algoritmo citado anteriormente, para se escolher um coeficiente de correlação representativo, é calculada uma série deles, dentro de porções das imagens de procura onde a imagem de referência está inserida, com nível de certeza muito alto. A partir dos resultados desta procura, é escolhido o coeficiente de correlação com índice máximo. Neste trabalho, as componentes de cor foram tratadas separadamente nos cálculos de correlação, ou seja, a escolha dos índices máximos foi feita individualmente. Posteriormente, em alguns dos ensaios apresentados no Capítulo 4, é computada uma média dos três índices máximos encontrados, referentes a R, G e B, com o objetivo de resumir a representação.

O significado do coeficiente de correlação é, portanto, o grau de semelhança máximo que a imagem de procura possui com a imagem de referência. Extrapolando para a aplicação de Repetitividade Temporal: o coeficiente de correlação é a capacidade máxima que o

dispositivo óptico (câmera, lentes, iluminação, arranjos, etc) tem em conseguir fotografar um mesmo objeto de forma fiel em instantes diferentes.

Porém, a limitação deste indicador é que ele ignora translações uniformes no espectro de cores de uma imagem para outra. Para exemplificar, se o coeficiente de correlação entre uma imagem R e uma imagem P é igual a k , então o coeficiente de correlação entre a mesma imagem R e uma imagem $P' = c \cdot P$ também é igual a k , sendo c uma constante multiplicativa operada em todas as componentes de cor da imagem. Isto pode ser demonstrado através da multiplicação de c pelos operadores \bar{X} , X , \bar{Y} e Y na Equação (2) .

3.3.3. Combinação dos indicadores

Como se pôde observar, os indicadores criados, quando tratados individualmente, apresentam limitações. O indicador de Repetitividade Temporal por Desvios Padrão apresenta a limitação de não considerar variações de cor dentro das janelas escolhidas para análise. Já a Repetitividade Temporal por Correlação de Imagens analisa exatamente estas variações dentro das janelas, mas ignora flutuações de intensidade globais entre as imagens.

Na avaliação dos dados, portanto, é importante combinar os resultados dos diferentes indicadores para concluir sobre os fenômenos investigados.

3.4. Validação das Metodologias

Com a finalidade de colocar a prova cada um dos indicadores propostos, foram criadas imagens com níveis de ruídos controlados e também definidos procedimentos de testes. Para cada índice de repetitividade criado, foi realizado um ensaio, cujos resultados são mostrados nesta Seção.

As imagens utilizadas nos testes foram imagens criadas e/ou tratadas através do programa Corel Photo Paint 12, que permite a inserção de diversos tipos de ruídos artificiais nas imagens. Foi escolhido o ruído de tipo Gaussiano, com modo de cor aleatório e com nível e intensidade de 50%. Detalhes sobre a natureza destes ruídos são encontrados em [8] . Quando da necessidade de ruídos de intensidade maior, o mesmo procedimento foi adotado, sobrepondo-se novos ruídos sobre os já existentes na imagem.

3.4.1. Repetitividade Espacial

Para análise da repetitividade espacial foi criada uma seqüência de três imagens com níveis progressivos de ruídos. A primeira imagem é um tom uniforme de cinza, sem ruído algum. A segunda imagem é igual a primeira com a aplicação de um lance de ruídos gaussianos e na terceira imagem foram aplicados quatro lances. Estas imagens são mostradas na Figura 9.

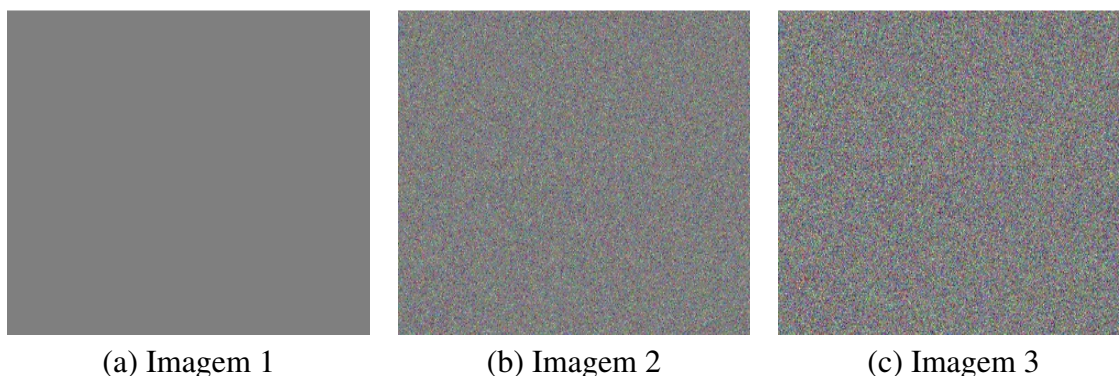


Figura 9. Imagens criadas para avaliação dos índices de Repetitividade Espacial

As análises foram feitas em 25 janelas de (50 x 50) pixels de dimensão espalhados dentro de cada imagem. Espera-se da metodologia que os índices médios de Repetitividade Espacial para todas as componentes de cor nas imagens criadas sejam também progressivamente crescentes. O gráfico da Figura 10 mostra os resultados.

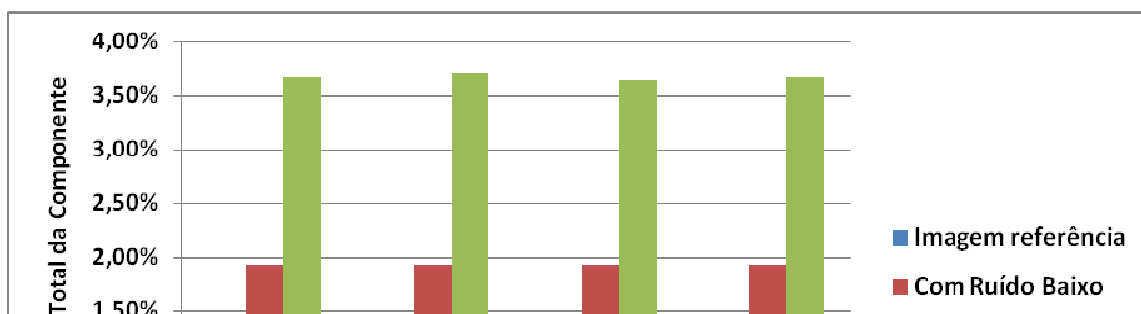


Figura 10. Resultados das análises de Repetitividade Espacial para validação das metodologias

3.4.2. Repetitividade Temporal

Para esta análise foram criadas três seqüências de cinco imagens cada uma. Em cada seqüência, os ruídos adicionados seguiam um comportamento distinto. A primeira imagem de

cada seqüência é a imagem original tomada como referência e portanto sem ruídos. Os ruídos foram sempre inseridos a partir desta imagem original.



Figura 11. Seqüências de imagens utilizadas para avaliação de índices de Repetitividade Temporal

Estas seqüências foram utilizadas tanto para a análise da Repetitividade Temporal por Desvios Padrão quanto para Repetitividade Temporal por Correlação de Imagens.

Na seqüência 1, foi adicionado um lance dos ruídos descritos em cada uma das imagens, sempre a partir da imagem original. Esta seqüência, portanto, apresenta ruídos constantes de níveis baixos. Na seqüência 2, os ruídos adicionados são progressivos, iniciando em um lance na segunda imagem para quatro lances de ruídos na última imagem. Esta seqüência, portanto, apresenta níveis de ruídos progressivos. Na seqüência 3, foram adicionados quatro lances de ruídos em cada uma das imagens, também sempre a partir da original. Esta seqüência, por vez, apresenta ruídos constantes de níveis altos. As três seqüências são mostradas na Figura 11.

Repetitividade Temporal por Desvios Padrão

A Figura 12 mostra os resultados para esta análise. Em cada imagem foram definidas 25 janelas de onde foram extraídas as médias de cada componente de cor. A partir das médias em cada janela foram extraídos os desvios padrão do gráfico.

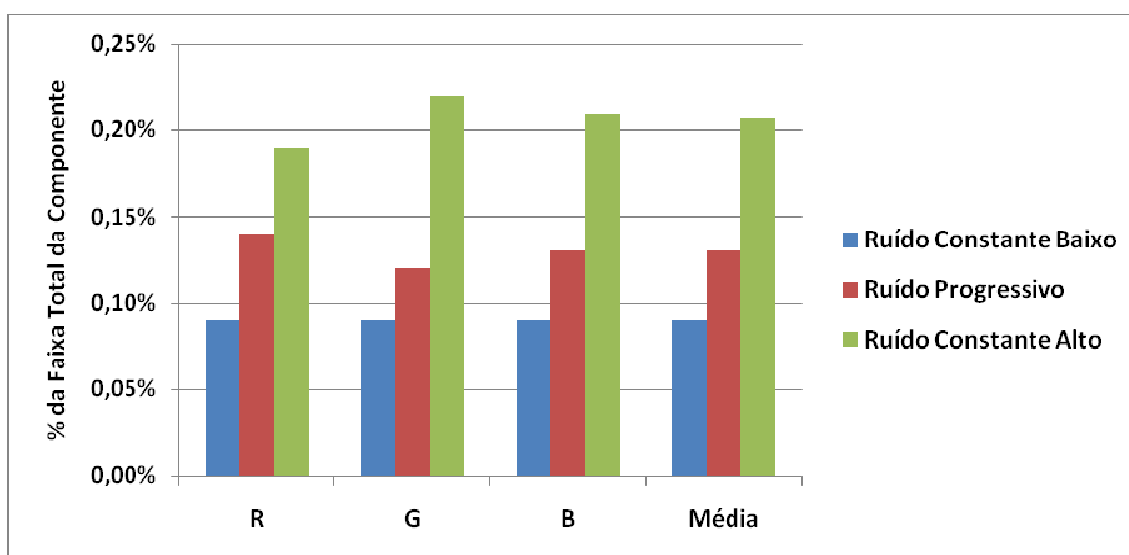


Figura 12. Resultados das análises de Repetitividade Temporal por Desvios Padrão para validação das metodologias

É claro o aumento dos índices em todas as componentes, de forma progressiva, como esperado.

Repetitividade Temporal por Correlação de Imagens

Os resultados para esta análise são mostrados nas três figuras a seguir, referentes às três seqüências de imagens apresentadas. Foram analisadas e correlacionadas quatro janelas de (25x25) pixels em cada imagem, nas três componentes de cor R, G e B. Cada série dos gráficos representa um índice de correlação de uma componente de cor de uma das janelas.

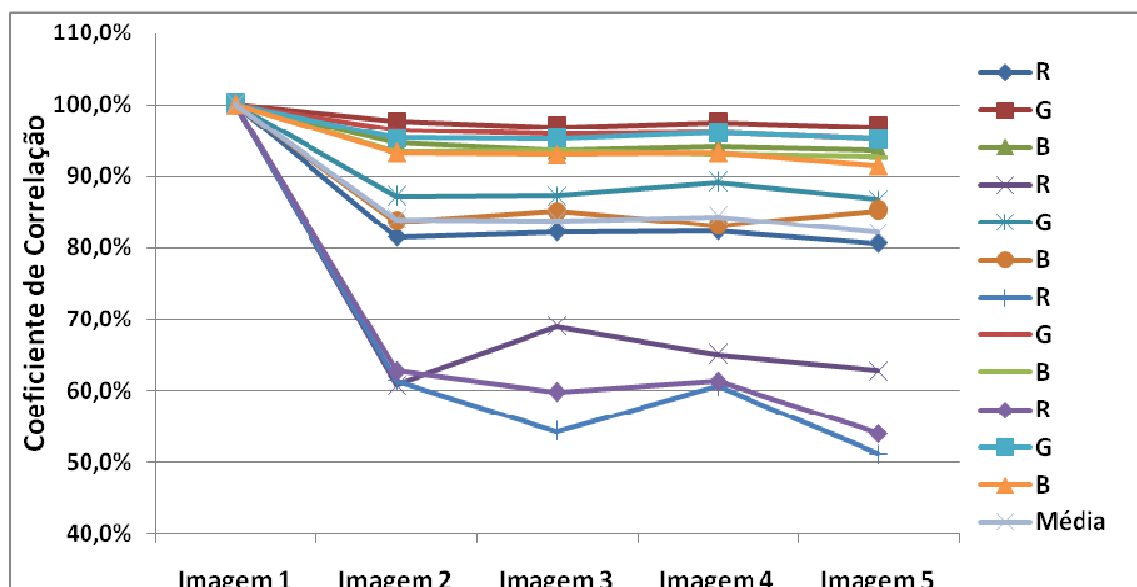


Figura 13. Resultados das análises de Repetitividade Temporal por Correlação de Imagens para seqüência 1 – Ruídos Constantes Baixos

É importante observar a evolução dos índices ao longo do tempo (entre as imagens) e não a comparação quantitativa dos índices em uma mesma imagem, pois estas variam de acordo com as características e cores predominantes encontradas nas janelas analisadas.

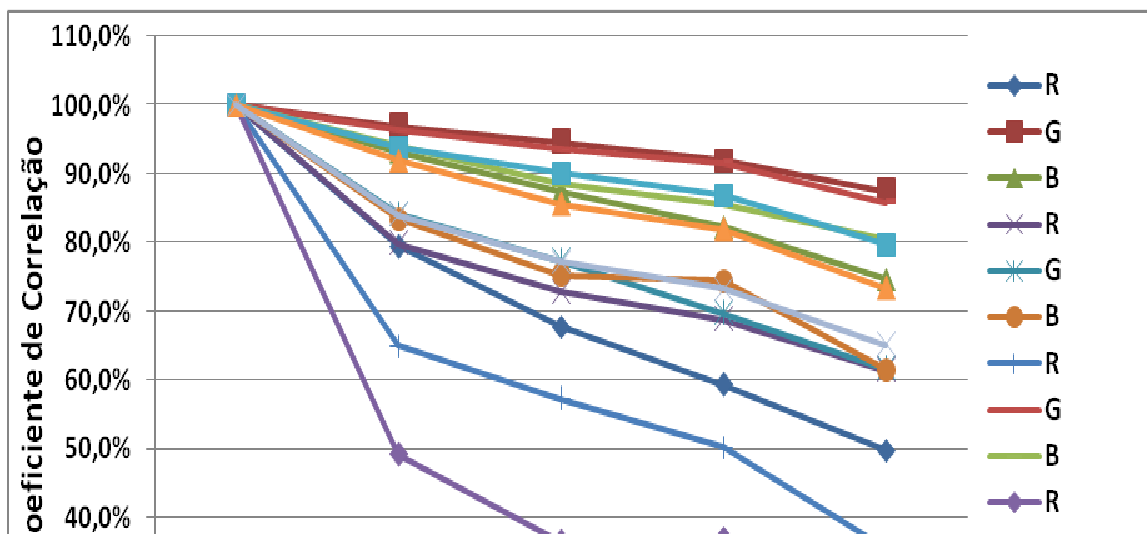


Figura 14. Resultados das análises de Repetitividade Temporal por Correlação de Imagens para seqüência 2 – Ruídos Progressivos

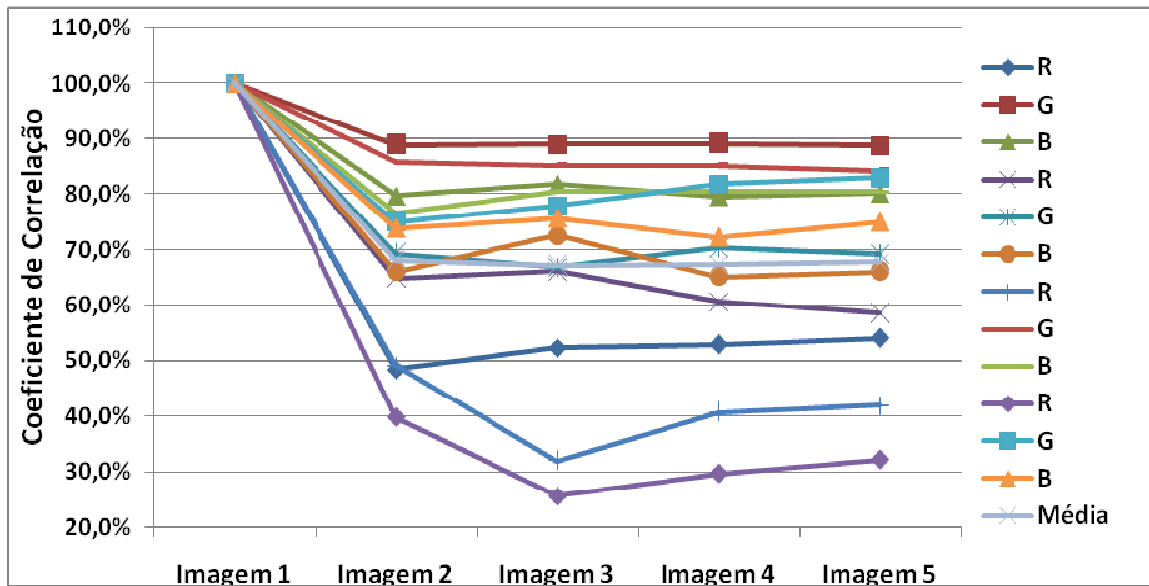


Figura 15. Resultados das análises de Repetitividade Temporal por Correlação de Imagens para seqüência 3 – Ruídos Constantes Altos

Na Figura 13, a média dos indicadores passa de 100% para cerca de 85%, oscilando em torno deste valor para todas as imagens ao longo do tempo. Na Figura 14, a média dos indicadores passa de 100% para 83% na segunda imagem, 78%, 73% e 66% da terceira para a quinta imagem, onde os ruídos foram progressivamente mais intensos. Na Figura 15, a média dos indicadores passa de 100% para 69%, oscilando em torno deste valor para as demais imagens. Assim, como esperado, os índices seguem os padrões de ruídos inseridos nas imagens, comprovando o propósito da metodologia. Figura 12

4. Ensaaios de performance de componentes e configurações do Sistema GlucoÍris

Mesmo após avaliações de incertezas realizadas por [1] [2] e [3] , o desempenho individual dos componentes básicos do sistema óptico-mecânico e do software não eram bem conhecidos. Os trabalhos de [1] e [2] focaram as avaliações em fontes de incerteza do sistema como um todo, adquirindo fotos de íris humanas reais, enquanto que [3] focou na avaliação de correções das imagens por software.

Os ensaios do presente Capítulo têm como objetivo a avaliação do desempenho individual de componentes do atual Sistema GlucoÍris e também da avaliação de desempenho de possíveis alternativas à estes componentes.

Os conhecimentos levantados sobre as componentes de incerteza podem subsidiar uma melhoria direcionada nos elementos que compõem o Sistema GlucoÍris e auxiliar na avaliação e ponderação de resultados já obtidos até então.

Primeiramente são apresentadas as principais incertezas de medição presentes no Sistema. Em seguida, os materiais e métodos utilizados em todos os ensaios são descritos, incluindo os objetivos globais de cada ensaio. A seguir, são mostrados os resultados dos ensaios, organizados de acordo com os parâmetros em discussão. Por fim, é feita uma análise geral dos resultados.

4.1.Principais fontes de incerteza do sistema

Segundo os trabalhos anteriores e com comprovações práticas, as principais fontes de incerteza do Sistema GlucoÍris podem ser resumidas em:

- Câmera Fotográfica: foco, zoom, tempo de exposição, resolução de cor, compressão de imagem, ruído eletrônico, interpolação de dados;
- Posicionamento relativo entre câmera e objeto: distância, translação e rotação;
- Iluminação: intensidade da luz, homogeneidade, estabilidade do espectro, ângulo de incidência no objeto, tensão de alimentação;
- Programa de Computador: extração de dados, definição de regiões de interesse na imagem;

- Influências Externas: iluminação externa, reflexos de cores próximas, cores de regiões vizinhas.

4.2. Materiais e métodos

Foram realizados dois conjuntos principais de ensaios com o objetivo de se avaliar os seguintes parâmetros, julgados críticos para a evolução do desenvolvimento do Sistema:

- Comparar performance de câmeras de diversas características;
- Comparar influências de arranjos ópticos diferentes, como posição da fonte de luz, distância entre câmera e objeto;
- Comparar a repetitividade de componentes de cor;
- Comparar fontes de luz diferentes;
- Comparar tipos de normalização de cor por software e configurações de normalização de câmeras;
- Avaliar a repetitividade quando utilizada prótese de íris humana como padrão de cor e comparar os resultados com os obtidos com mosaicos.

Em todos os ensaios foram utilizadas as metodologias descritas no Capítulo 3, sempre utilizando padrões de cor (mosaicos) de acordo com os descritos ou prótese de íris humana. Para estes ensaios, não foram utilizadas referências de cor dinâmicas, como a íris humana, mas sempre referências estáticas, como cartelas de cores, para que os parâmetros avaliados não sofressem influências de grandeza desconhecida, podendo comprometer assim as conclusões.

A tabela do Apêndice I – Tabela dos Ensaio resume as combinações de parâmetros utilizadas em cada um deles. Na descrição dos resultados, os ensaios serão referenciados pela numeração da tabela citada. Cada ensaio possui uma seqüência de pelo menos cinco imagens obtidas em instantes de tempo aleatórios dentro de um intervalo de aproximadamente 10 minutos.

4.2.1. Arranjo Óptico

O arranjo óptico básico utilizado segue o esquema ilustrado na Figura 16.

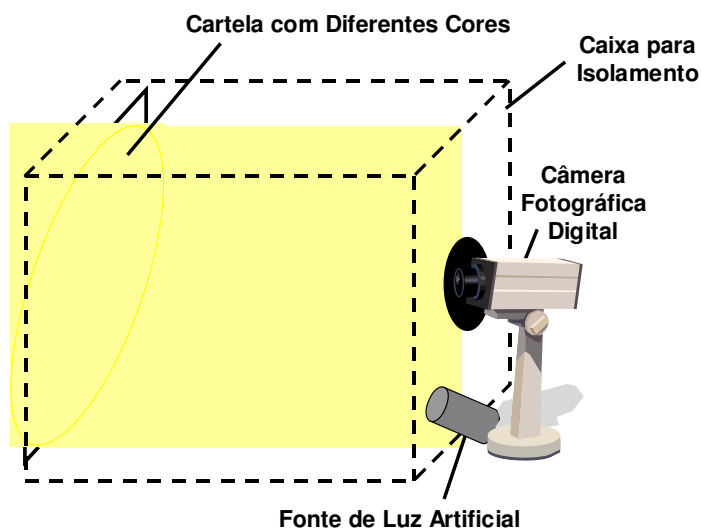


Figura 16. Arranjo óptico básico utilizado nos ensaios

A caixa de isolamento utilizada possui dimensões internas de: (31 x 23 x 30) cm³. Conforme a Figura 16, a referência de cores (os mosaicos impressos) foi colada no interior da caixa e a câmera posicionada em um rasgo colocado no outro extremo. A distância nominal câmera-mosaico portanto foi de 31 cm.

Algumas variações deste arranjo foram feitas, como a redução das dimensões da caixa, da distância entre câmera e objeto e do posicionamento da fonte de luz.

4.2.2. Mosaicos

Foram gerados um Mosaico de Elementos Grandes e três Mosaicos de Elementos Pequenos. O Mosaico de Elementos Grandes foi gerado utilizando o programa Corel Draw 11, seguindo a metodologia a seguir. Foram geradas 27 cores diferentes no mosaico, compondo combinações de três valores (0, 128, 255) de cada um dos componentes de cor R, G e B. A área central do mosaico foi dividida em 25 retângulos de igual dimensão, contendo todas as cores geradas exceto o preto (0, 0, 0) e o branco (255, 255, 255). Estas duas cores foram posicionadas nas bordas. A Figura 17 mostra o esquema de cores utilizado no mosaico. Na borda exterior as mesmas cores do centro foram repetidas.

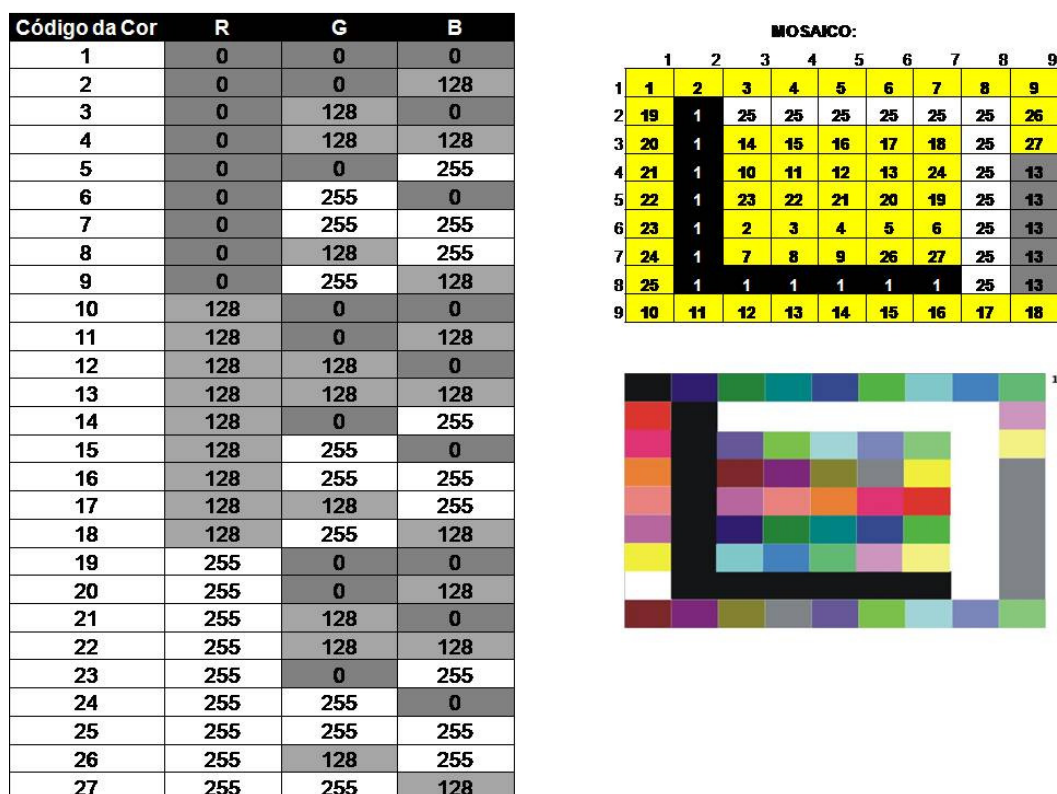


Figura 17. Esquema de cores do Mosaico de Elementos Grandes utilizado nos ensaios

Os Mosaicos de Elementos Pequenos foram gerados a partir de um programa de computador desenvolvido especificamente em ferramenta Microsoft Visual Studio .Net, linguagem C#. Consiste da geração de uma imagem BMP (Bitmap) com quadrados de cores aleatórias em todas as componentes R, G e B. Foram gerados três Mosaicos de Elementos Pequenos, cada um com quadrados com lados de tamanhos diferentes: 3, 5 e 7 pixels, implicando em cerca de quadrados com lado de: 1, 3 e 5 mm, respectivamente, no papel impresso. A utilização de cada um deles se deu de acordo com o ensaio a ser realizado, principalmente com a variação das distâncias entre câmera e objeto. Todos os mosaicos foram impressos em papel tamanho A4, tipo couchê fosco, de gramatura 150g/m², em uma impressora a laser colorida.

4.2.3. Software

Foi desenvolvido um software específico para o processamento das imagens geradas pelos ensaios. O objetivo do desenvolvimento do software foi a automatização do processo de extração dos dados que se desejavam: médias, desvios padrão, correlações e operações de normalização.

Como simplificação e redução dos esforços de desenvolvimento, o software foi projetado para gerar arquivos texto compatíveis com o MS Excel, para que o tratamento fino

dos dados explorasse as funcionalidades deste, gerando os cálculos estatísticos finais, tabelas e gráficos para maior facilidade de análise.

As principais funcionalidades do software são:

- Abrir e mostrar imagens de uma série inteira (no máximo 6);
- Possibilitar a definição, pelo usuário, das regiões de análise da imagem:
 - 25 retângulos centrais para análise do Mosaico de Elementos Grandes. Os retângulos variam de posição e tamanho, de acordo com a série de imagens analisada;
 - A região branca a ser utilizada na normalização pelo Balanço de Branco;
 - Quatro retângulos referentes às janelas *R* e *P* para análise dos Mosaicos de Elementos Pequenos. As janelas apresentam flexibilidade para variação de posição e tamanho, de acordo com a série de imagens analisada.
- Realização das operações de normalização por Balanço de Branco e por RGB Médio, como descrito em 4.7.1;
- Exibir as imagens normalizadas e os respectivos coeficientes multiplicativos;
- Realizar o cálculo das médias e desvios padrão referentes à Repetitividade Espacial descrita em 3.2, dada a série de imagens abertas;
- Realizar o cálculo das médias, correlação e desvios padrão referentes aos dois tipos de Repetitividade Temporal, descritas em 3.3, dada a série de imagens abertas;
- Exportar de dados em arquivo texto para serem abertos pelo MSExcel.
- Fazer o tratamento dos dados sempre considerando pelo menos as componentes de cor R, G e B; opcionalmente H, S e I.

A Figura 18 mostra a interface do software desenvolvido em linguagem C#, sobre a plataforma Microsoft Visual Studio .Net.

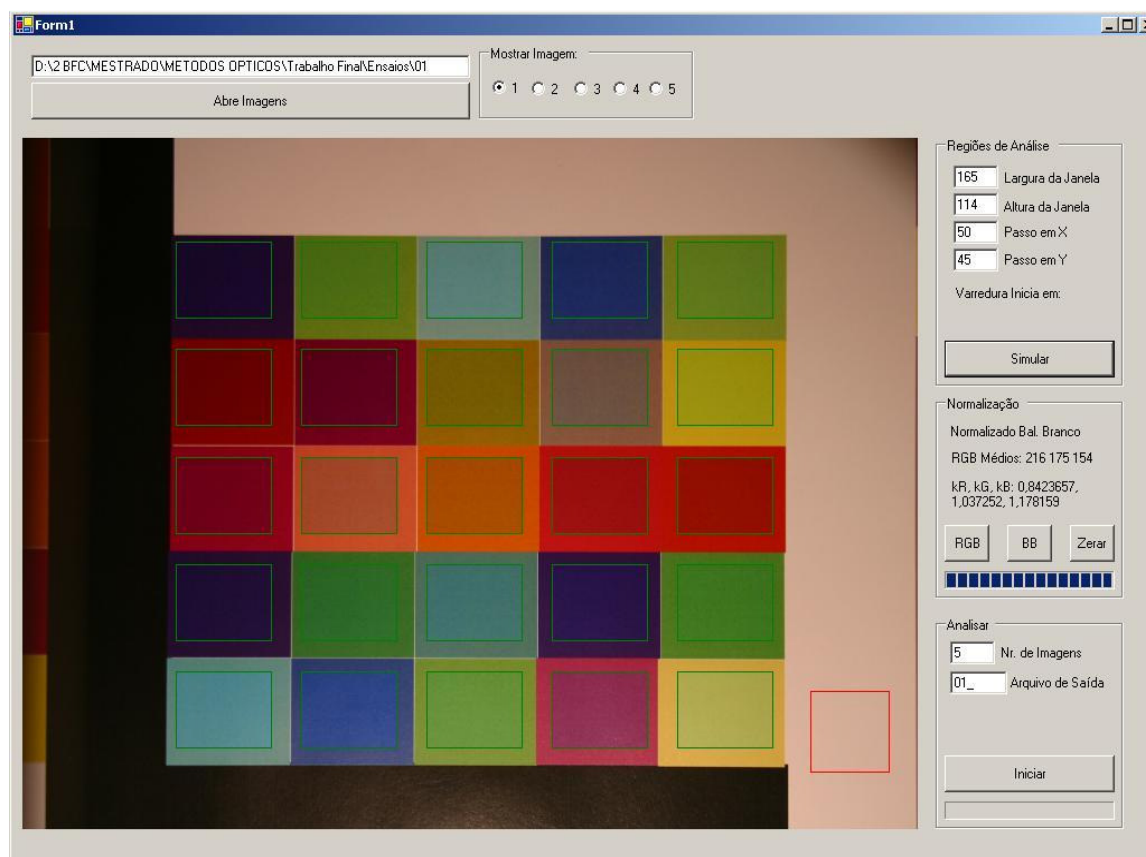


Figura 18. Interface do programa de computador desenvolvido para análise das imagens dos ensaios

4.2.4. Indicadores Gerados

Para esclarecimento dos gráficos mostrados no avançar deste Capítulo, faz-se necessário nomear os indicadores utilizados. Todos os gráficos e tabelas de resultados mostrados seguirão os padrões da Tabela 3. Eles se referem aos conceitos das metodologias descritas no Capítulo 3:

Sigla	Definição	Mosaico utilizado	Indicador gerado
RE	Repetitividade Espacial	Elementos Grandes	Coefficiente de variação
RTCI	Repetitividade Temporal por Correlação de Imagens	Elementos Pequenos	Coefficiente de Correlação
RTDP-G	Repetitividade Temporal por Desvios Padrão	Elementos Grandes	Coefficiente de variação
RTDP-P	Repetitividade Temporal por Desvios Padrão	Elementos Pequenos	Coefficiente de variação

Tabela 3. Definição dos indicadores utilizados nos gráficos.

Os indicadores RTDP-P foram calculados através das descrições feitas em 3.3.1, mas difere de RTDP-G pois se utiliza do procedimento de correlação de imagens (ver Seção 3.3.2) para localizar o posicionamento das janelas de máxima semelhança em cada imagem da série.

4.3. Avaliações de câmeras

A câmera é um dos principais e mais críticos elementos do dispositivo óptico do Sistema GlucoÍris. A digitalização da imagem é um processo indispensável para o tratamento das informações de coloração da íris e correlação com os índices de glicemia desejados.

Entretanto, são muitos os fatores e características de câmeras fotográficas digitais que podem agregar incertezas na futura medição da glicemia, como os citados no início deste capítulo. No intuito de minimizar estas incertezas, em sua maioria causadas pela qualidade e/ou tecnologia adotada pela própria câmera, é desejável que se utilize um equipamento de alta performance.

Em trabalhos anteriores, [1] fez uma análise de alguns parâmetros de performance de uma câmera Kodak DC4800, concluindo basicamente que:

- Configurações automáticas da câmera tendem a piorar a repetitividade das medições, pois a câmera faz alterações de configurações entre fotografias sucessivas. Isto foi estudado com o balanço de branco e tempo de exposição;
- Níveis de compressão de imagem maiores pioram a repetitividade.

Em outros trabalhos como [3] e [4], foi utilizada uma câmera de performance superior, Canon EOS D60 Digital cujas incertezas e performance não foi estudada individualmente.

Existe ainda a preocupação com a futura viabilidade comercial do Sistema, que não poderá depender de equipamentos de custos altos, para que o mercado atingido não seja limitado.

Dada a enorme variedade de câmeras digitais hoje encontradas no mercado e a importância de seu papel no Sistema, foram definidas seis câmeras digitais para análise e comparação de repetitividade. Seguindo as conclusões de [3], as câmeras com opções para tanto, foram configuradas em modos manuais de balanço de branco, tempo de exposição, qualidade de imagem e outras configurações. Em cada câmera, também dependendo das opções oferecidas, estas configurações foram mantidas equivalentes. A Tabela 4 mostra a lista

dos modelos de câmeras utilizadas, algumas de suas características e os ensaios realizados com cada uma delas.

Imagem	Modelo	Características	RE	RTDP-G	RTDP-P	RTCI
	Canon EOS D60 Digital	Sensor CMOS de 6,3 megapixels efetivos e dimensões de 22,7 x 15,1 mm. Zoom óptico de 3x, configurações manuais de foco, balanço de branco, tempo de exposição, ISO (100 a 1000). Filtro de cores tipo RGB.	√	√	√	√
	Kodak CX4300	Sensor CCD de 1 megapixel efetivo, zoom óptico de 2x, configuração manual de foco. Filtro de cores tipo RGB.			√	√
	Panasonic NV-GS300	Possui 3 sensores CCD com 1/6", com 0,8 megapixel efetivos cada. Zoom óptico de 10x, configurações manuais de foco.	√	√	√	√
	Sony DSC P10	Sensor tipo CCD com 5 milhões de pixels efetivos, tamanho de 1/1,8". Zoom óptico de 3x, configurações manuais de balanço de branco, tempo de exposição, ISO (100 a 400). Filtro de cores tipo RGB.			√	√
	Webcam Creative NX Ultra	Sensor tipo CCD com 0,3 megapixels efetivos. Não possui zoom óptico nem configurações manuais.			√	√
	Nikon CoolPix 4500	Sensor CCD 1/1,8" com 4,13 megapixels efetivos. Não possui zoom óptico, configurações manuais de balanço de branco, foco, tempo de exposição,	√	√	√	√

		ISO. Filtro de cores tipo CYGM.				
--	--	---------------------------------	--	--	--	--

Tabela 4. Lista de modelos de câmeras utilizadas nos ensaios e suas características

4.3.1. Ensaios Realizados

Dentre os ensaios realizados, nove podem ser utilizados para comparações das câmeras, divididos em dois grupos. O primeiro, com Mosaicos de Elementos Grandes, inclui os ensaios 4, 14 e 15. O segundo, com Mosaicos de elementos Pequenos, inclui os ensaios 16, 17, 18, 20, 21 e 26. Os dados apresentados são resultados das médias dos valores calculados para cada componente de cor. Comparações sobre as componentes de cor conforme as metodologias aqui propostas são avaliadas na Seção 4.6 e também estudados em [3].

4.3.2. Resultados

Dentre as câmeras avaliadas, como se observa nos gráficos, a Canon, Nikon e Panasonic apresentam desempenhos superiores, com destaque para o desempenho da Canon nos indicadores Espacial e Temporal por Correlação (RTCI). Já nos indicadores temporais RTDP, a Canon já apresenta desempenhos equivalentes ou piores do que às demais, como mostra a Figura 20.

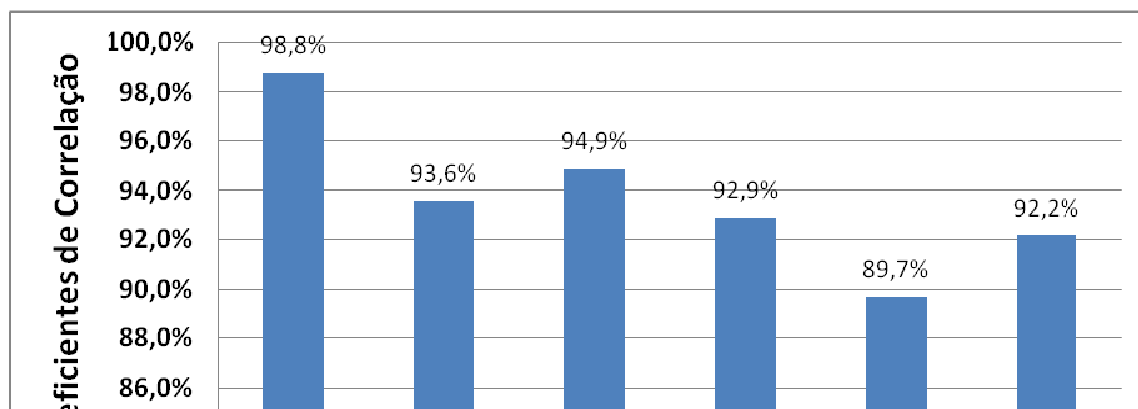


Figura 19. Comparação dos indicadores de RTCI para as câmeras avaliadas

As câmeras Nikon e Panasonic obtiveram bons desempenhos para todos os indicadores, exceto para RE, com índices pelo menos duas vezes piores do que a Canon. As câmeras Sony

e Kodak apresentam desempenhos intermediários, com alguns indicadores destacados negativamente, como o RTDP-P da Kodak.

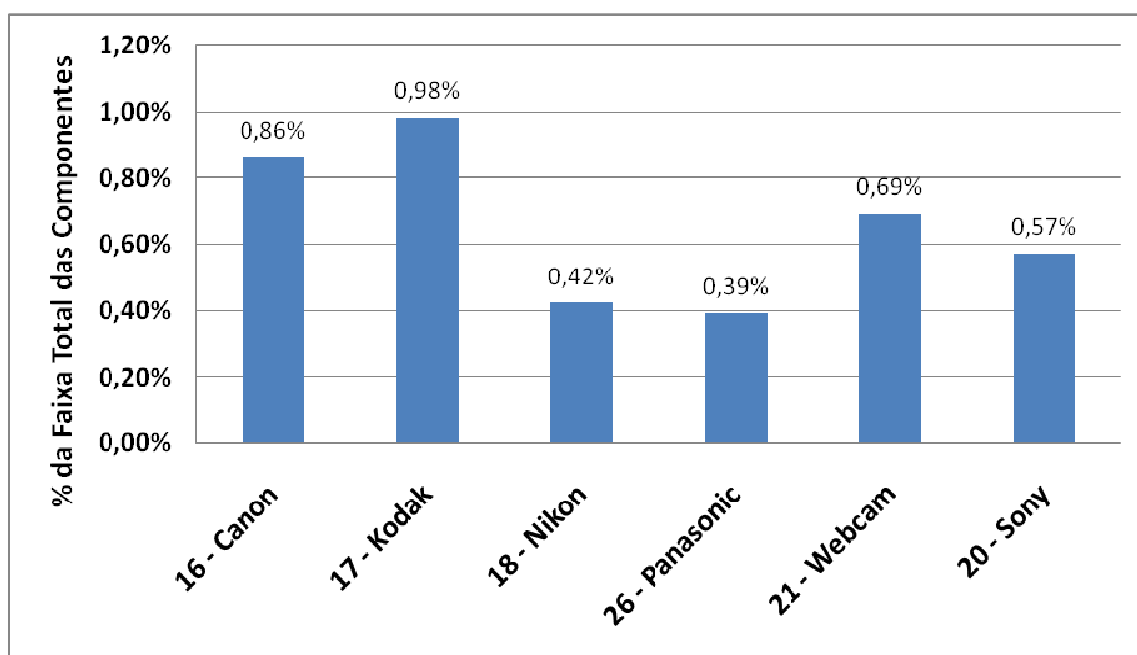


Figura 20. Comparação dos indicadores de RTDP-P para as câmeras avaliadas

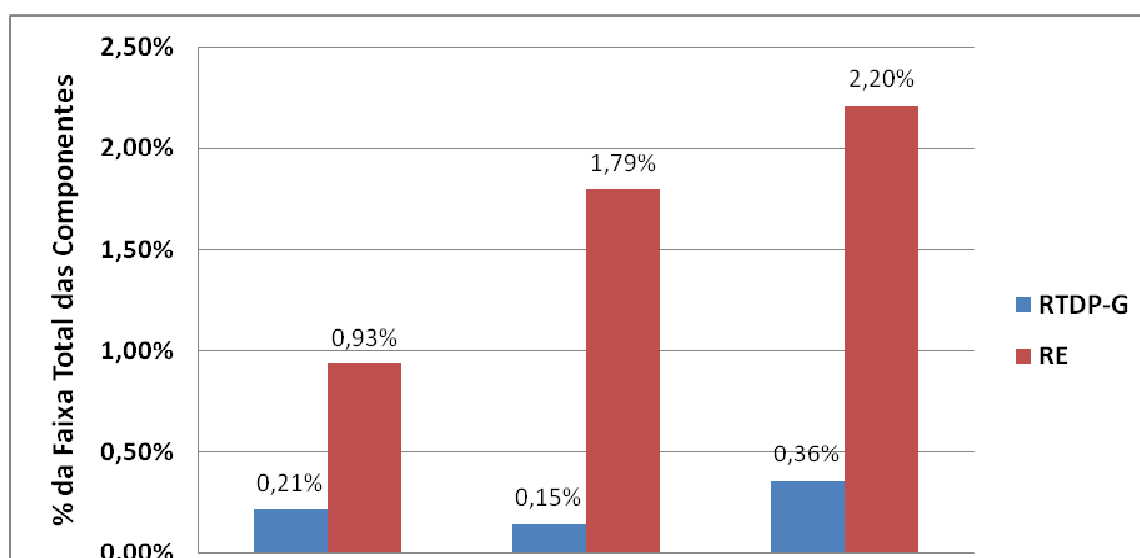


Figura 21. Comparação dos indicadores de RTDP-G e RE para as câmeras avaliadas

Os resultados sugerem uma classificação das câmeras em três níveis. O primeiro de qualidade boa, com somente a Canon, um segundo com o grupo Nikon, Panasonic, Kodak e Sony e um terceiro somente com a Webcam. Pode-se considerar que somente a última categoria, a Webcam, não seria adequada para a aplicação. Dentre as outras câmeras, outros critérios, juntamente com os de performance levantados aqui, devem ser adotados para embasar uma escolha, como: o preço, recursos que a câmera oferece (opções de

configuração), resolução máxima, dentre outros. Neste cenário, a câmera Nikon apresentaria maiores vantagens.

4.4. Avaliações de arranjos ópticos

Em trabalhos anteriores, foram identificados problemas e oportunidades de melhorias nas configurações do dispositivo óptico do GlucoÍris. Alguns dos principais problemas enfrentados são avaliados aqui: posicionamento e incidência da fonte de luz e a variação da distância entre a câmera e objeto fotografado, a íris.

4.4.1. Posicionamento e incidência da fonte de luz

Pela natureza da íris, que possui uma superfície lisa, esférica e sempre recoberta por uma camada de líquido, existe grande índice de reflexão de qualquer fonte de luz que incide sobre ela. A Figura 2 mostra um exemplo de uma imagem da íris cujo reflexo da iluminação incidente degrada uma região importante da mesma, resultando na perda daquela informação. A Figura 22 mostra a solução encontrada pela última versão do Sistema GlucoÍris [2] em que o conjunto câmera-íris-fonte de luz é alinhado de maneira que o reflexo principal da iluminação apareça na imagem em cima da pupila, minimizando os efeitos da reflexão sobre a íris. Porém, os efeitos negativos da reflexão ainda são presentes na imagem da íris e ainda o alinhamento não pode ser garantido, uma vez que depende fortemente do usuário.



Figura 22. Exemplo de imagem da íris com a iluminação incidindo na pupila do usuário

Iluminação Direta e Indireta

Entende-se por iluminação direta, o alinhamento da fonte de luz diretamente no centro da área do objeto em observação pela câmera. Na iluminação indireta, a fonte de luz não é

direcionada ao centro do objeto, mas chega até ele através da reflexão difusa em superfícies auxiliares e, obviamente, produz luz suficiente para que o objeto seja observado de forma adequada.

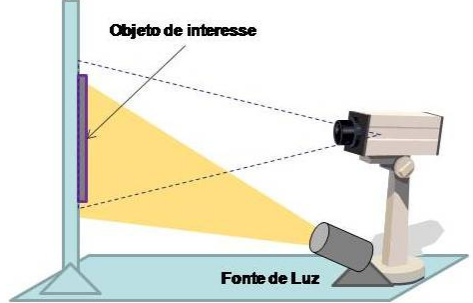
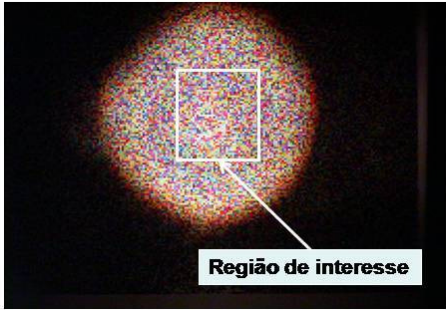
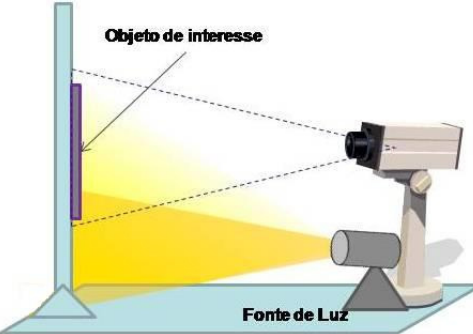
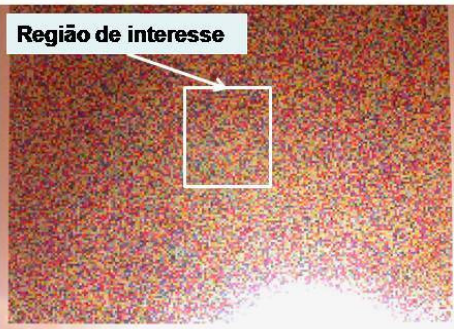
Direta		
Indireta		
Diagrama		Exemplo de imagem obtida

Figura 23. Diagrama de ilustração das diferentes formas de incidência de luz analisados e exemplos de imagens geradas por elas.

Na iluminação direta, a câmera observa muitos reflexos, chegando à saturação dos foto sensores nas regiões de interesse na imagem. Para possibilitar a utilização da iluminação direta, a fonte de luz foi obstruída através de uma máscara reduzindo assim a sua área de incidência apenas à região de interesse. Na iluminação indireta, também é observado um reflexo considerável na imagem, porém, a região de interesse fica satisfatoriamente visível. A Figura 23 ilustra e compara estes dois tipos de iluminação sob análise. Por padrão, todos os outros ensaios foram realizados com a iluminação com incidência indireta.

Para comprovar e quantificar o desempenho de cada opção de iluminação foi realizado um ensaio variando especificamente este parâmetro. Para esta análise, foram utilizados dois pares de ensaios, um par com a câmera Nikon (Ensaio 18 e 22) e um segundo com a câmera Sony (Ensaio 20 e 24). Os ensaios foram com Mosaicos de Elementos Pequenos e os resultados são mostrados nos gráficos na Figura 24 e na Figura 25.

Observa-se claramente a tendência na melhoria da repetitividade com a utilização da iluminação indireta, que ocorre em todos os indicadores e em quase todas as componentes de cor. As melhorias foram em média da ordem de 13% para RTCI e de 29% para RTDP-P.

Recomenda-se, portanto, a utilização da iluminação do tipo indireta para a redução da repetitividade para a medição de cores.

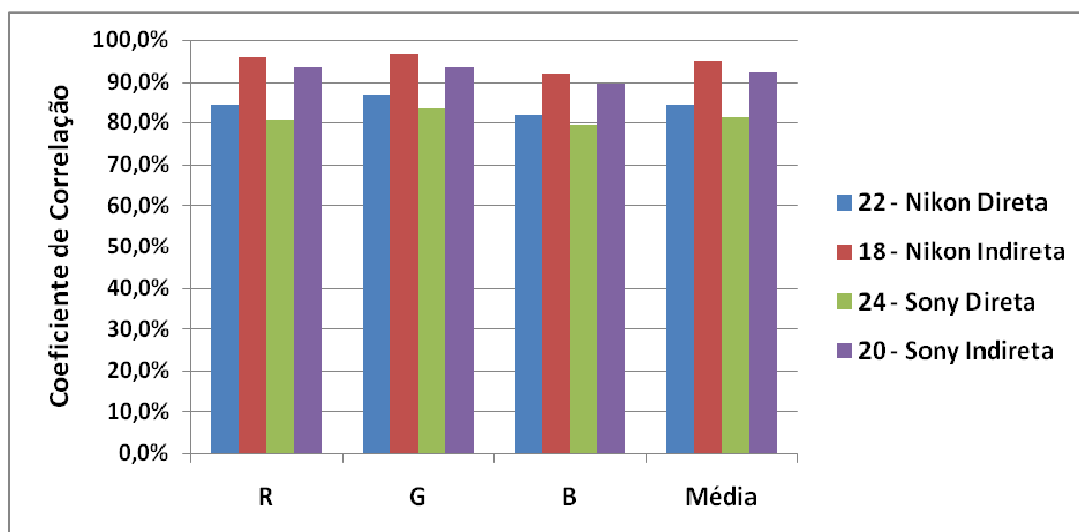


Figura 24. Comparação de Repetitividade Temporal RTCI de iluminações direta e indireta

O posicionamento da iluminação em relação à câmera e à íris também pode modificar e causar variações na repetitividade com que são quantificados os parâmetros das imagens. Este ensaio teve como objetivo comparar o impacto destas variações e se existe uma posição mais adequada para a fonte de luz.

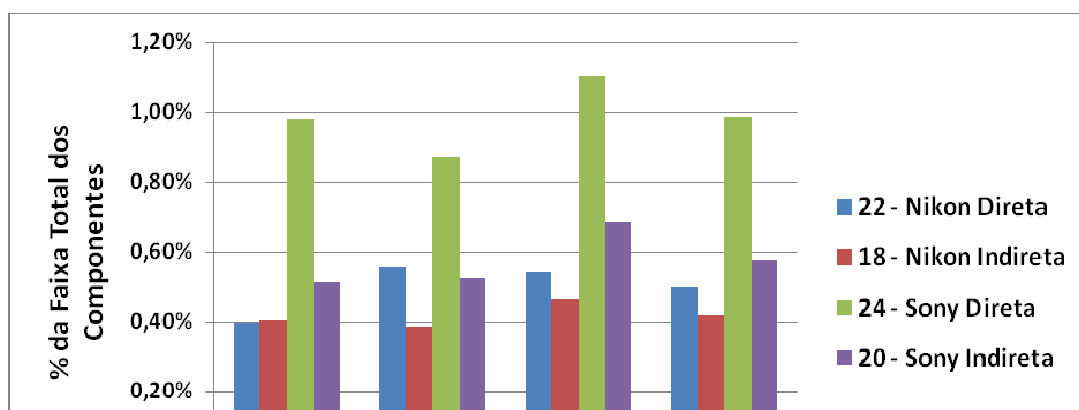


Figura 25. Comparação de Repetitividade Temporal RTDP-P de iluminações direta e indireta

Posicionamento da Iluminação (Indireta)

A variação do posicionamento da fonte de luz pode simular também a variação que existe no posicionamento do rosto do usuário do GlucoÍris quando este está para fotografar a íris, no que diz respeito aos reflexos e variações de intensidade luminosa.

Foram definidas duas posições diferentes para a iluminação, sendo que as duas se enquadram dentro das definições de iluminação indireta feitas em 4.4.1. As posições de iluminação escolhidas são esquematizadas na Figura 26 e referenciadas por:

- (L1): distante do objeto, com incidência perpendicular à superfície iluminada;
- (L2): próxima ao objeto, com incidência oblíqua à superfície iluminada.

Na iluminação L1, a variação da intensidade da luz ao longo do objeto fotografado é menor. A iluminação L1, porém, causa reflexos mais intensos na imagem do objeto. Para cada uma destas posições foram então realizados seis ensaios. Os doze ensaios foram organizados aos pares, sendo que dentro de cada par, somente a posição da iluminação é modificada. Os pares citados são: {1 e 3}, {2 e 4}, {5 e 7}, {6 e 8}, {10 e 9} e {11 e 12}, onde os primeiros de cada par são de L1 e os segundos de L2.

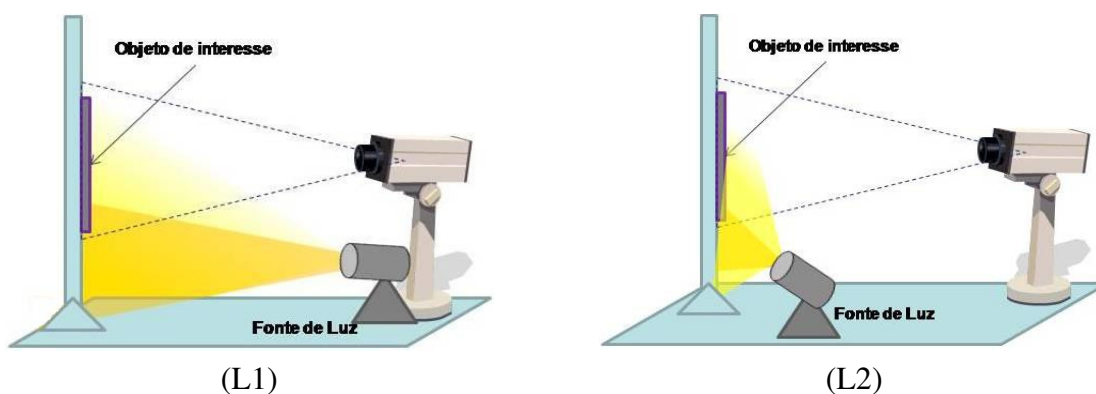


Figura 26. Diagrama de ilustração das posições de iluminação

Os ensaios realizados foram com Mosaicos de Elementos Grandes, obtendo-se os índices RE e RTDP-G. Os gráficos da Figura 27 e Figura 28 mostram os resultados com as médias de todas as componentes de cor em cada indicador.

Observa-se uma atenuação dos índices de repetitividade espacial passando da iluminação L1 para a L2, comparando os ensaios par a par. Esta atenuação é observada em quase todas as componentes de cor e confirma a variação de intensidade de luz sobre o objeto. A redução do indicador foi em média de 17%.

No indicador temporal, observa-se também uma tendência de pior repetitividade para a iluminação L2, porém em nem todos os pares de ensaios isto ocorreu. A RT para L2 foi, em média, 30% pior do que para L1.

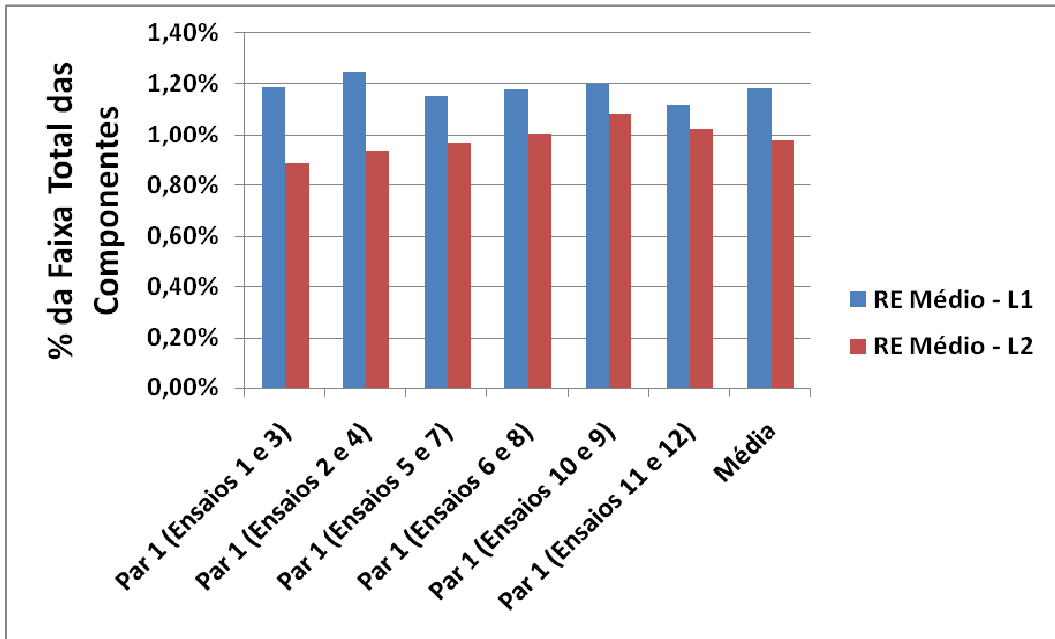


Figura 27. Indicadores de RE para as duas posições de iluminação

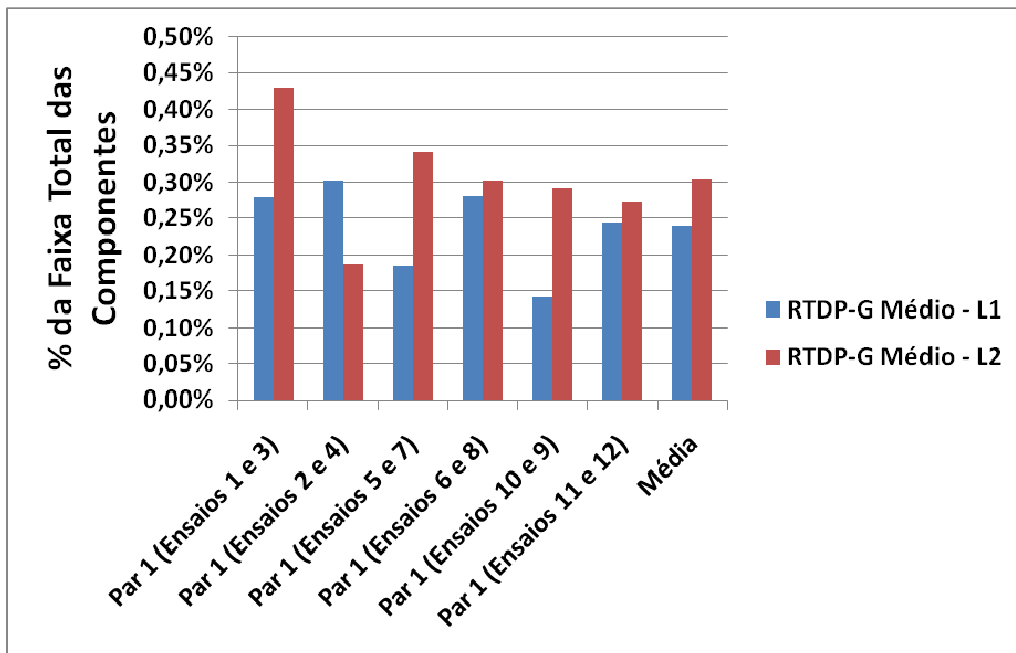


Figura 28. Indicadores de RTDP-G para as duas posições de iluminação

Como primeira conclusão, sugere-se a adoção da iluminação L1, ou seja, com incidência menos oblíqua sobre o objeto fotografado. Em segundo lugar pode-se ressaltar a importância de garantir a incidência da iluminação constante durante as aquisições das imagens de interesse. No caso do GlucoÍris, em se permitindo que o usuário do sistema posicione-se de maneira a modificar a forma de incidência da iluminação em sua íris, poder-se-á operar com incertezas significativamente maiores.

4.4.2. Distância Câmera-Objeto

A suscetibilidade do sistema às diferenças, vontades e instabilidades do usuário humano insere muitas incertezas no processo de medição de cores. No presente ensaio, deseja-se analisar este fator através da variação nas distâncias entre a câmera e o objeto fotografado.

Tendo por base uma distância nominal entre câmera e objeto de 31cm, foram definidas duas outras distâncias, uma 4cm mais próxima e outra 4cm mais distante. As distâncias utilizadas, portanto, foram: Nominal (N) = 31cm; Próxima (P) = 27cm; Distante (D) = 35cm. Todos os outros parâmetros foram mantidos constantes de um ensaio para outro, inclusive o ajuste de foco, que foi regulado para a posição Nominal. Cada ensaio teve uma série de cinco imagens com Mosaicos de Elementos Grandes. Os ensaios utilizados foram os 4, 8 e 13, cujos resultados são mostrados na Figura 29 e na Figura 30.

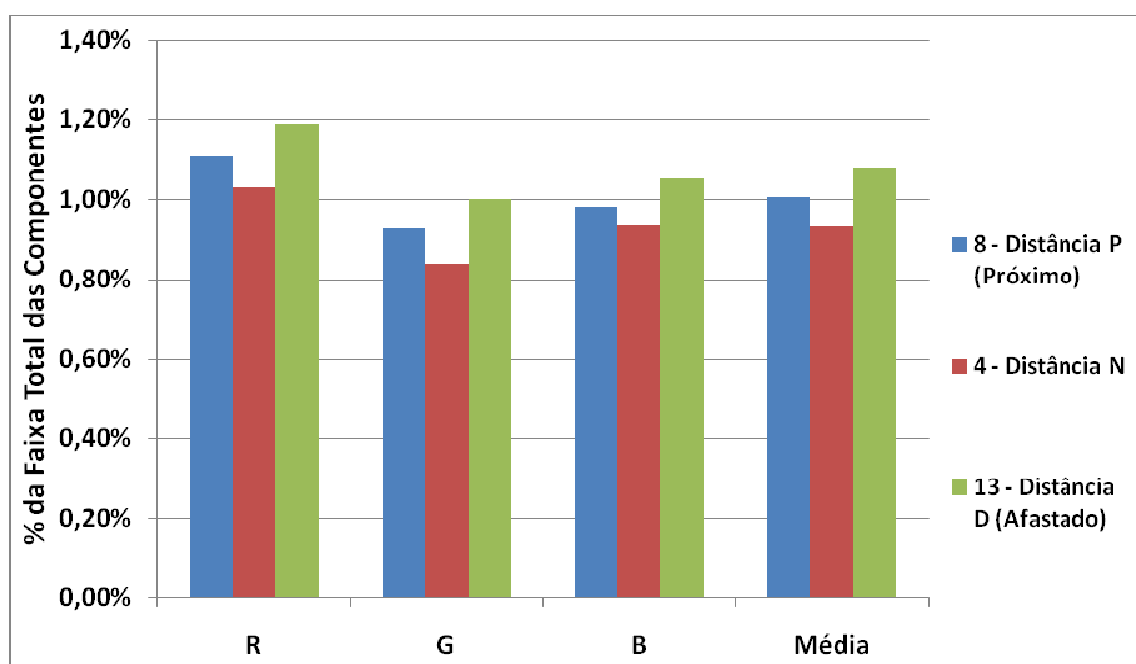


Figura 29. Indicadores de RE para os três ensaios de distância câmera-objeto

Para os indicadores espaciais, as variações observadas ficaram entre 9% e 16% em relação à distância nominal. Para os indicadores temporais, as duas distâncias fora da nominal sofreram impactos consideráveis, aumentando entre 28% e 60% seus valores médios. Estes dados mostram a importância de se definirem mecanismos, no Sistema GlucoÍris, para a garantia do posicionamento da íris com relação à câmera. Caso contrário, o sistema poderá estar sujeito a operar com incertezas muito acima das necessárias ou desejadas.

4.5. Avaliações de fontes de iluminação

Nos trabalhos anteriores, foi sempre utilizada uma lâmpada de halogênio, que sofre variações de intensidade de acordo com variações na tensão da fonte de alimentação e também com a sua temperatura, que sobe rapidamente enquanto em uso. De acordo com estudo em [1], uma lâmpada de halogênio sofreu variações de até 13% em sua potência luminosa durante o intervalo de 1h.

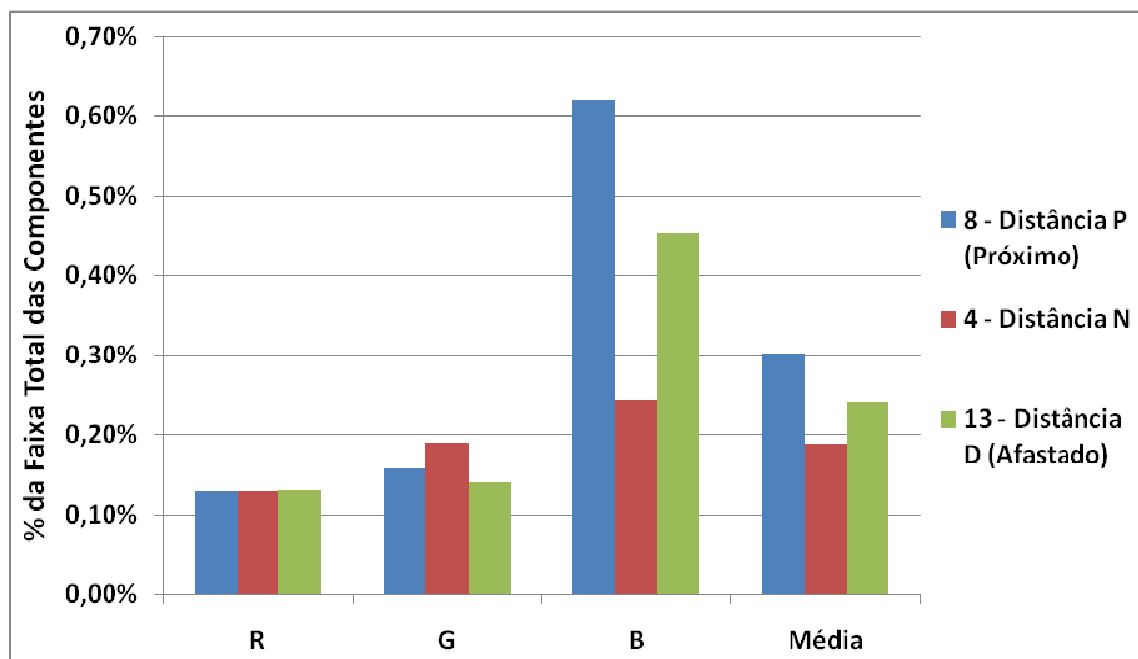


Figura 30. Indicadores de RTDP-G para os três ensaios de distância câmera-objeto

Neste ensaio, pretende-se desenvolver uma alternativa à iluminação utilizada até então e comparar o seu desempenho com o desempenho da fonte de luz sugerida.

A alternativa sugerida e desenvolvida é uma lanterna com um LED (Light Emitting Diode) de cor branca. Foi utilizado o mesmo *housing* da lâmpada de halogênio, aproveitando a lente e o dispositivo de controle da intensidade. O LED utilizado foi o Luxeon I LXHL-BW02 da Luxeon [6], com potência de 1W. Ele foi montado em uma placa de prototipação eletrônica, juntamente com um circuito simples de alimentação, proveniente de uma fonte de 7V. A Figura 31 compara o espectro de frequências do LED branco utilizado e da lâmpada de halogênio.

Foram realizados ensaios com Mosaicos de Elementos Pequenos, focando a extração de informações mais detalhadas da Repetitividade Temporal, a principal causa de incertezas geradas pela iluminação. Foram feitos quatro ensaios, sendo dois com cada uma das câmeras Nikon e Sony. Os resultados são mostrados na Figura 32 e na Figura 33.

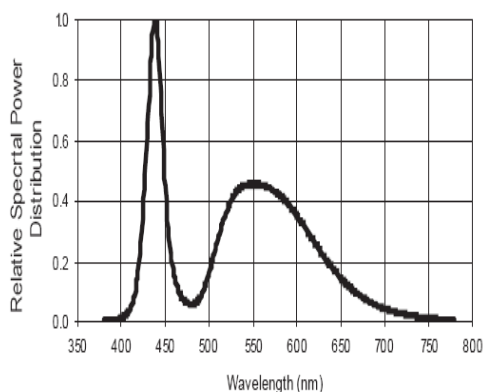
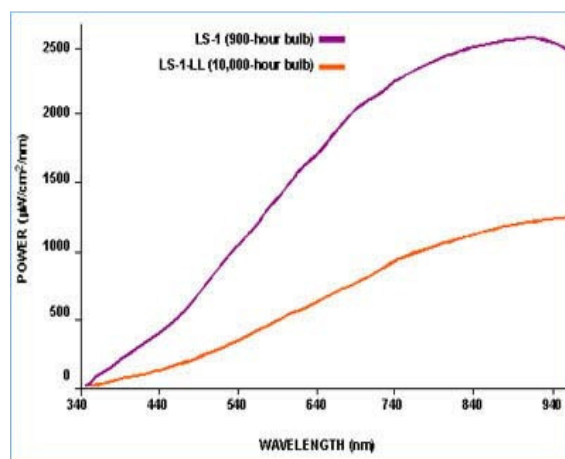


Figure 1b. White Color Spectrum of Typical CCT Part, Integrated Measurement. Applicable for LXHL-BW02.

(a)LED



(b)Lâmpada de halogênio

Figura 31. Espectros de frequências do LED e da lâmpada de halogênio utilizadas nos ensaios

Observa-se uma forte tendência na melhoria da performance utilizando a iluminação com LEDs. Para os RTCI na câmera Sony, a melhora foi significativa, enquanto que para a Nikon os valores são mais próximos, mas com destaque para os LEDs.

Para os RTDP-P, nota-se uma redução substancial da repetitividade para as duas câmeras, quando utilizada a lanterna com LEDs. A melhora para a Nikon foi de cerca de 1,5 vezes e para a Sony da ordem de cinco vezes.

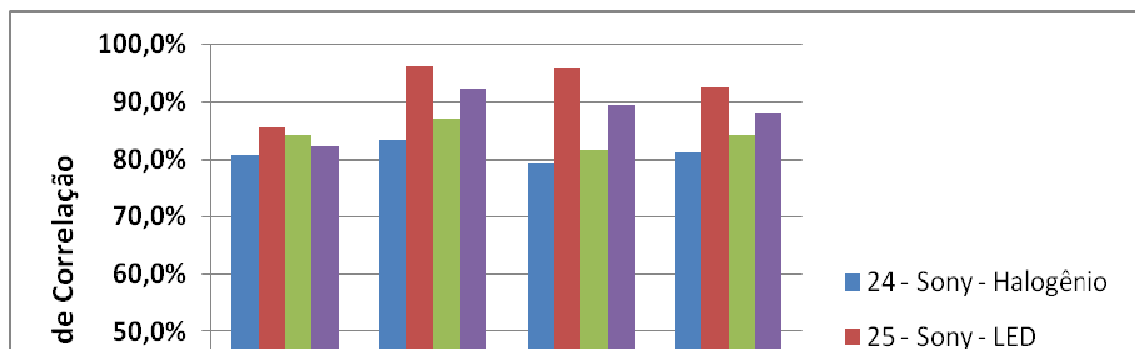


Figura 32. Indicadores de RTCI obtidos nos ensaios de comparação de iluminação

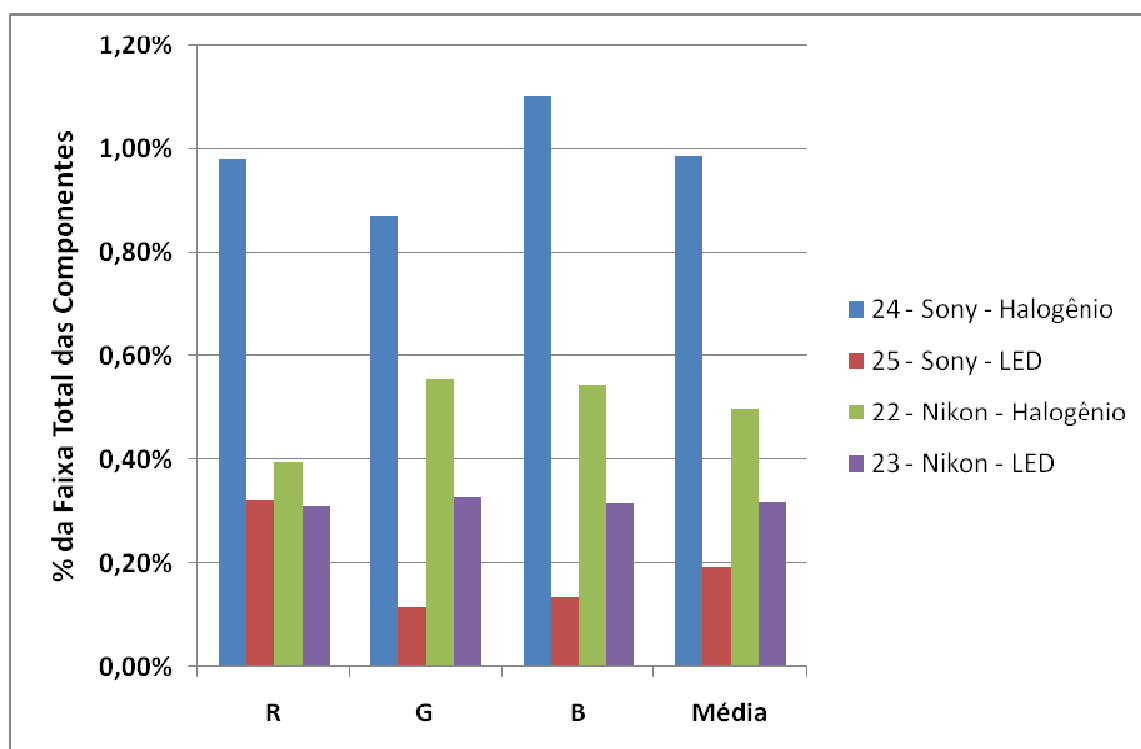


Figura 33. Indicadores de RTDP-P obtidos nos ensaios de comparação de iluminação

Nestes ensaios foi utilizada a iluminação direta descrita em 4.4, devido à potência insuficiente da lanterna de LEDs para que fosse utilizada iluminação indireta. Para uma comparação coerente, a lanterna de lâmpada de halogênio também foi assim montada. Isto explica o fato de que os valores dos indicadores estão abaixo daqueles apresentados na Seção 4.3, de comparação das câmeras. Espera-se que com a adoção de uma lanterna de LEDs com potência superior, seja possível a iluminação indireta e os índices de repetitividade sejam ainda mais melhorados.

4.6. Avaliações de componentes de cor

Em todos os ensaios realizados e descritos neste Capítulo, pelo menos as componentes de cor R, G e B (Vermelho, Verde e Azul) foram computadas. Para os ensaios que utilizam Mosaicos de Elementos Grandes, as componentes H, S e I (Matiz, Saturação e Intensidade) também foram avaliadas. Em [12] e [30], são encontradas revisões bibliográficas completas sobre os conceitos de representação de cores em imagens digitais.

Esta Seção apresenta uma comparação dos indicadores de repetitividade individualmente por componente de cor, de todos os ensaios apresentados. O objetivo é estudar como as componentes se comportaram e ponderar sobre a utilização preferencial de uma componente de cor para utilização nos tratamentos de imagens do Sistema GlucoÍris.

Como mostrado no Apêndice I – Tabela dos Ensaios, dentre os 26 ensaios, onze foram com seis diferentes câmeras (Canon, Nikon, Webcam, Kodak, Sony e Panasonic) e utilizaram Mosaicos de Elementos Pequenos. Os outros quinze ensaios foram utilizando um Mosaico de Elementos Grandes, sendo que dois deles com câmeras Nikon e Panasonic e os outros treze com a câmera Canon, contemplando uma variação grande de fatores como os das Seções 4.4 e 4.5. As Figura 34 e Figura 35 mostram os resultados para os ensaios de 16 a 26 e uma média deles por componente de cor. Todos os dados apresentados nesta Seção são com as imagens “cruas”, ou seja, sem nenhuma operação de normalização, como as apresentadas em 4.7.

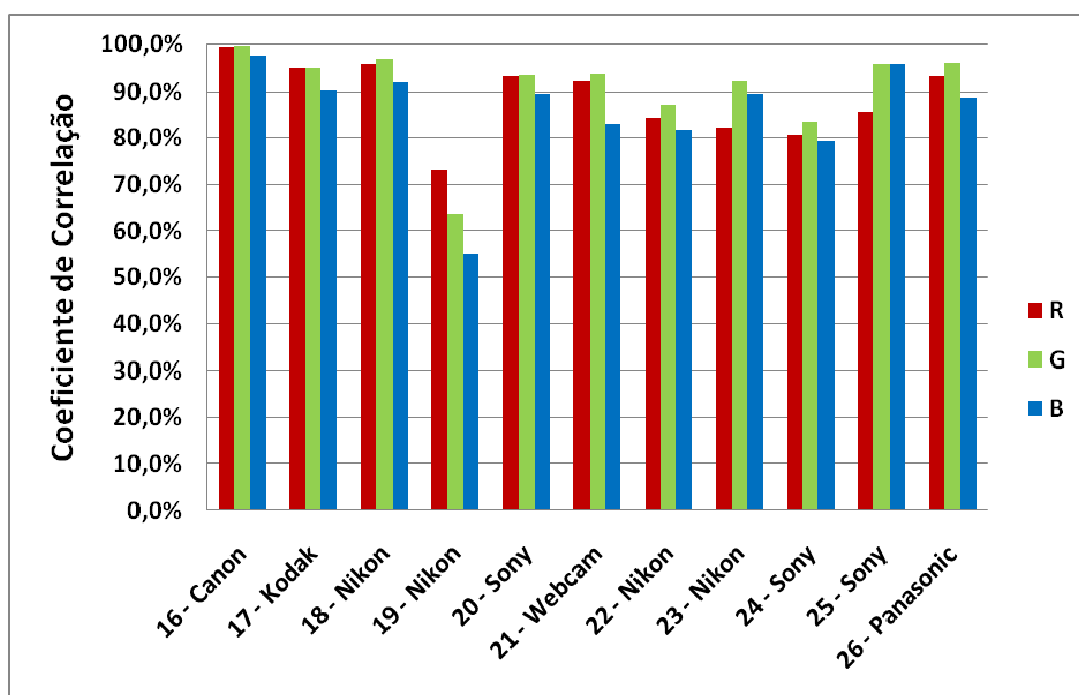


Figura 34. Indicadores de RTCI obtidos em diversos ensaios com câmeras diferentes

Observa-se que em geral existe um compromisso de desempenho entre as componentes, ou seja, um melhor desempenho no indicador RTDP-P implica em piores desempenhos para RTCI. Em alguns ensaios, porém, observa-se uma diferença grande entre as componentes, como é o caso dos ensaios 16, 19 e 24.

As Figura 36 e Figura 37 mostram os resultados para os ensaios de 1 a 15 e uma média deles por componente de cor.

Para RTDP-G, as componentes R apresentaram desempenhos quase sempre inferiores às demais. Destaque negativo também para as componentes H e S, com indicadores bastante superiores aos outros.

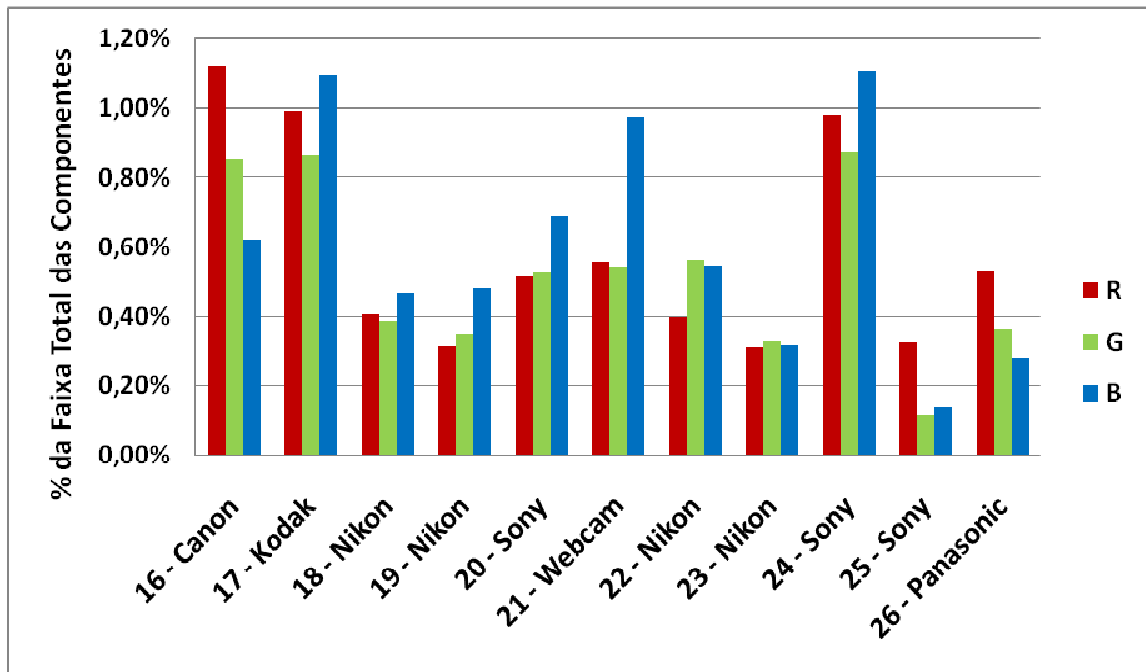


Figura 35. Indicadores de RTDP-P obtidos em diversos ensaios com câmeras diferentes

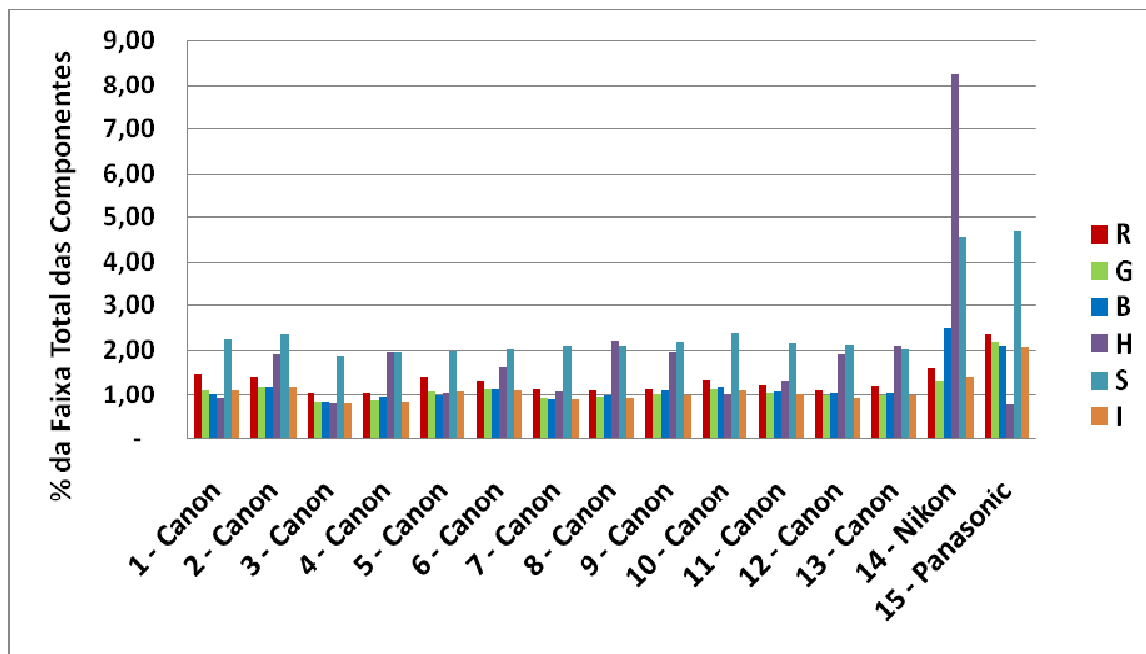


Figura 36. Indicadores de RTDP-G obtidos nos ensaios com diferentes parâmetros e câmeras

Para RE existe grande variação entre os desempenhos das componentes. Em geral, R e B apresentam piores repetitividades. As Figura 38 e Figura 39 apresentam a composição dos resultados dos gráficos anteriores, para cada indicador.

Nas médias finais, as diferenças máximas observadas foram de 4,7% para RTCI, que equivale em ordem de grandeza, por exemplo, às diferenças de desempenho entre diferentes câmeras, como mostrado em 4.3. Para RTDP-P e RTDP-G, as diferenças máximas foram de 0,11% e 0,07%, respectivamente, que são menos significativas.

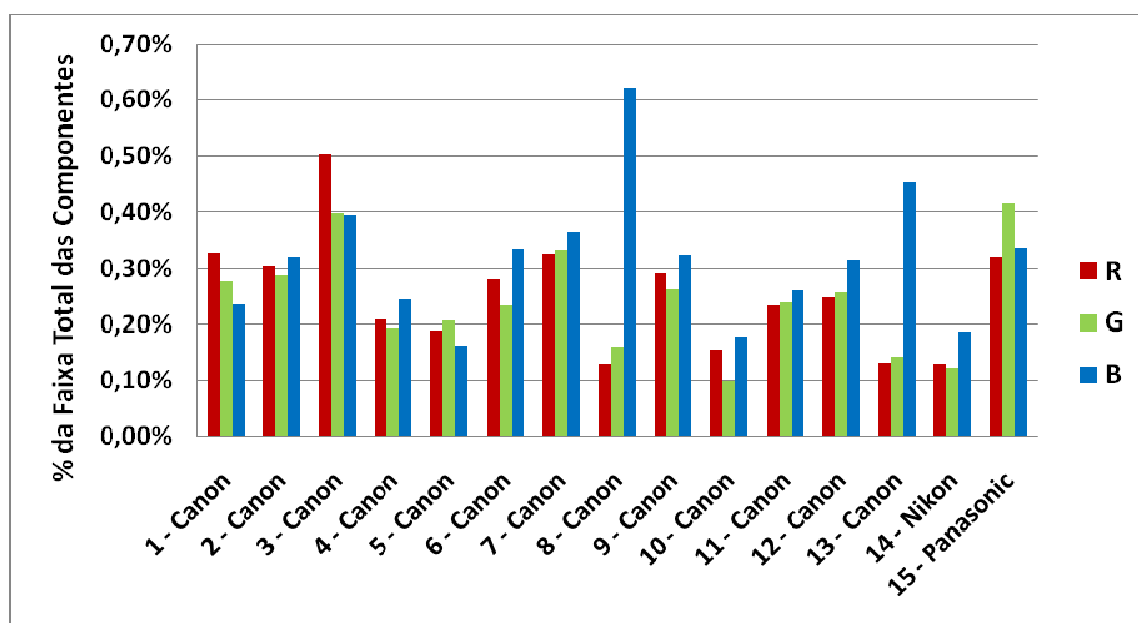


Figura 37. Indicadores de RE obtidos nos ensaios com diferentes parâmetros e câmeras

Em todos os indicadores, dentre as componentes RGB, a componente G obteve os melhores desempenhos, o que sugere que sua utilização pode ser explorada de forma mais confiável em aplicações de medição de cores. Já a componente B foi a que apresentou pior desempenho global.

As componentes H, S e I foram avaliadas apenas nos ensaios de Repetitividade Espacial e observa-se uma piora na repetitividade dos dados quando comparados aos componentes RGB. Destaca-se apenas a componente I que foi superior à componente G.

Cabe ressaltar que os indicadores não estão associados à dominância de cores encontradas nas imagens. No caso de RE e RTDP, eles são calculados a partir de desvios-padrão e posteriormente normalizados sobre a faixa total de medição das componentes, que em todas as imagens era de 256 níveis de cinza. Para a RTCI, é aplicada a Equação (2) que sempre utiliza as variações dos pixels em relação às médias de cada componente da própria imagem. Assim, os indicadores não são proporcionais aos níveis de intensidade das componentes nas imagens, mas sim números relativos que exprimem a amplitude de suas flutuações como percentuais dos valores médios.

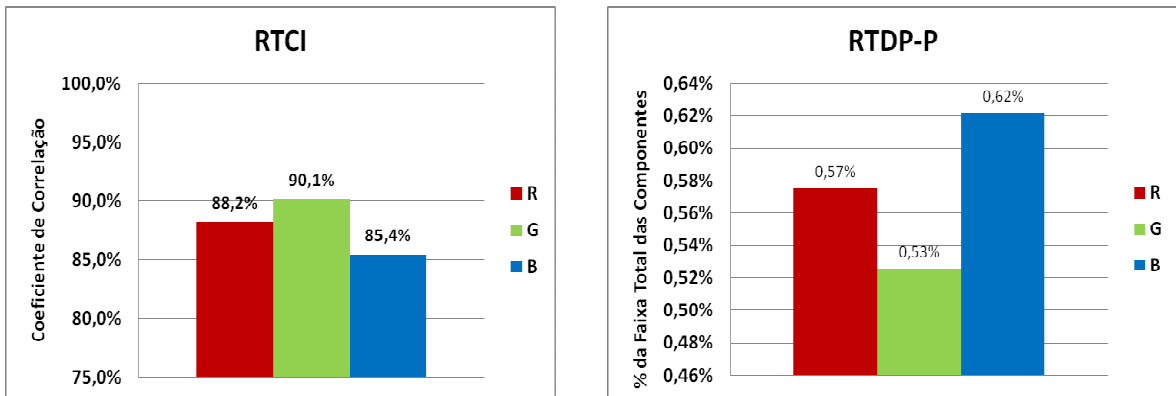


Figura 38. Média dos indicadores de RTCI e RTDP-P por componente de cor

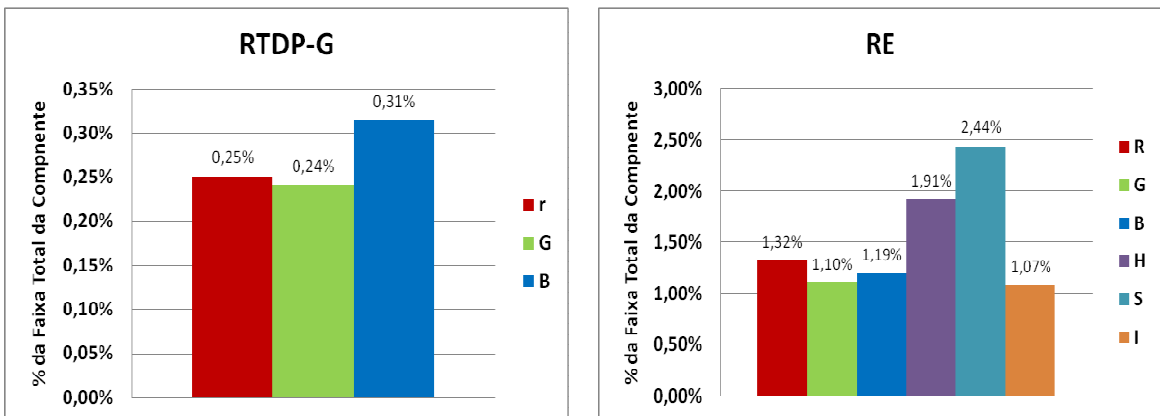


Figura 39. Média dos indicadores de RDTP-G e RE por componente de cor

4.7. Avaliações de normalização de cor

4.7.1. Conceituação

Normalizações de cor podem ser definidas como operações matemáticas, aplicadas sobre as imagens digitalizadas, que permitem que o espectro de cores vistas nas imagens seja alterado por inteiro, de acordo com um padrão. Têm o objetivo de modificar o aspecto visual das cores visando aproximá-lo do que é percebido como natural. Estas operações podem ser realizadas por software ou hardware, sendo que alguns tipos de câmeras fotográficas digitais oferecem algumas opções para normalização das fotografias tiradas.

As normalizações aqui tratadas têm sempre o objetivo de melhorar a repetitividade das cores no processo de aquisição das imagens digitais. Elas se utilizarão sempre de uma referência de cor que, após ser trabalhada matematicamente, é aplicada sobre a imagem. A Figura 40 ilustra este processo. Com base na análise das componentes de uma cor de referência são determinados coeficientes de correção multiplicativos que são aplicados em cada componente de cor.

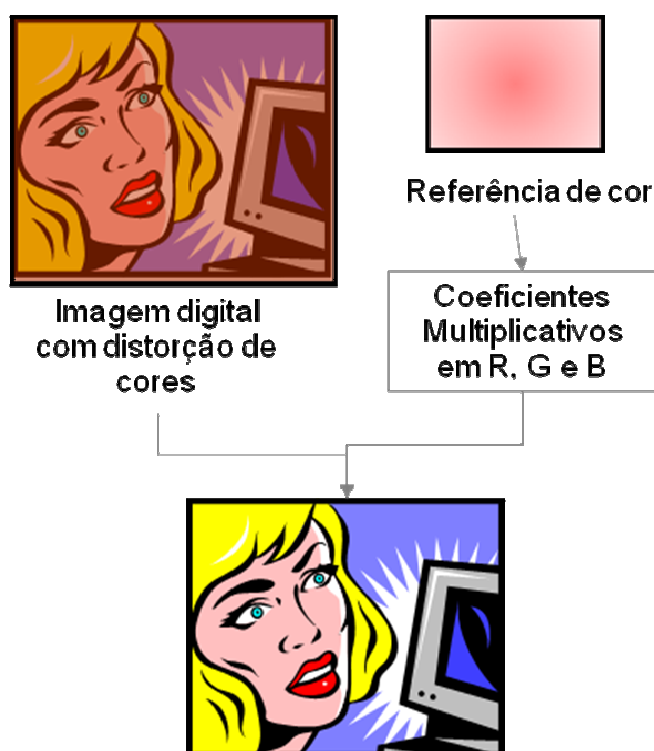


Figura 40. Diagrama dos processos de normalização de cores utilizados

Nas próximas seções serão descritas as normalizações implementadas e utilizadas posteriormente nos ensaios de avaliação de repetitividade.

4.7.2. Tipos de Normalização

Balanço de Branco

São algoritmos geralmente utilizados pelas câmeras digitais na correção de cores. É implementada assumindo a existência de uma região teoricamente branca na própria imagem capturada, que deve ser apontada pelo usuário. O algoritmo mede os valores médios de R, G e B nesta região branca, denominados respectivamente de \bar{R} , \bar{G} e \bar{B} . São então calculados coeficientes de correção multiplicativos k_R , k_G e k_B , dados por:

Equação (5)

Posteriormente, cada componente de cor de cada pixel da imagem (ou das regiões de interesse) que se deseja normalizar é multiplicado pelos respectivos coeficientes descritos acima.

Cada coeficiente significa o quanto a respectiva componente de cor está presente na região “branca” de referência. Se os valores dos coeficientes são muito próximos de 1,0, significa que a média daquela componente é igual à média global das intensidades R, G e B e, portanto, a imagem está bem balanceada, produzindo regiões que deveriam ser brancas na imagem com aspecto da cor branca natural. Se uma determinada componente de cor X está muito destacada na imagem, sua média dentro da referência, \bar{X} será superior à média das três componentes, implicando em um coeficiente $k_x < 1,0$. Por exemplo, se o azul aparece com muita intensidade na imagem, regiões que idealmente deveriam ser brancas serão percebidas como azuladas. Aplicando-se k_x em toda a imagem, atenua-se o efeito da componente X na mesma, retornando o aspecto natural para as regiões brancas e corrigindo as distorções nas demais cores.

RGB Médio

Os cálculos são idênticos aos realizados na normalização pelo Balanço de Branco, porém, a região sobre a qual as médias \bar{R} , \bar{G} e \bar{B} são obtidas é a totalidade da imagem sob análise ou uma região de interesse previamente definida.

Esta normalização permite que se minimizem eventuais desvios ou variações causadas pela escolha de uma região de referência (como deve ser feito na Normalização por Balanço de Branco). Assim, os coeficientes representarão (de forma inversamente proporcional) os próprios níveis de incidências de suas respectivas componentes de cor.

4.7.3. Resultados Esperados

O objetivo principal das normalizações é corrigir eventuais distorções de cor em relação às representações dos objetos reais pelas imagens. Portanto, a aplicação das normalizações com o objetivo de reduzir os indicadores de repetitividade das imagens não é totalmente conhecido. Far-se-á nesta Seção uma simples análise dos impactos das normalizações de cor sobre os indicadores de repetitividade apresentados neste trabalho. Posteriormente, os ensaios e seus resultados serão apresentados.

Impacto da Normalização sobre a RE

O indicador RE consiste da simples aplicação da Equação (1) a uma janela da imagem sob análise, onde a grandeza s é a média dos valores dos pixels dentro desta janela, para uma determinada componente de cor. Faz-se $RE = s$ o indicador calculado sobre a imagem não

normalizada e $RE' = s'$ o indicador calculado sobre a imagem normalizada pelo método RGB Médio. Pode-se provar que $\overline{X}' = k_X \cdot \overline{X}$, onde \overline{X}' é a média da componente X dos pixels da janela na imagem normalizada e k_X é o coeficiente de normalização da componente X , dado pela Equação (5). Assim:

$$s' = \frac{\sqrt{\sum_{i=0}^n (k_X \cdot X_i - k_X \cdot \overline{X})^2}}{n-1} = k_X \cdot s \tag{Equação (6)}$$

Ou seja, o efeito das normalizações descritas na RE é proporcional aos coeficientes de normalização em cada componente. Avaliando a Equação (5), conclui-se que para aquelas componentes de cor predominantes na imagem, a normalização por RGB Médio causará efeito positivo e nas componentes menos presentes na imagem a normalização causará um aumento da sua repetitividade. O efeito da normalização sobre média dos indicadores dependerá da natureza das imagens analisadas e conseqüentemente dos valores de k_X , mas para pelo menos uma componente de cor a normalização causará um aumento destes indicadores.

Impacto da Normalização sobre a RTDP

Para o cálculo de RTDP, também é utilizada a Equação (5), porém X_i são médias dos pixels de uma janela em uma das imagens da série de n imagens sob análise e \overline{X} é a média de todos os n X_i . Assim, sendo $RTDP = s$ o indicador de repetitividade temporal da série de imagens não normalizadas e $RTDP' = s'$ o mesmo indicador da série de imagens normalizadas, tem-se que:

$$\sqrt{\sum_{i=0}^n (k_{iX} \cdot X_i - k_X \cdot \overline{X})^2} \tag{Equação (7)}$$

Onde k_{iX} são os respectivos coeficientes de normalização da componente X para cada imagem i da série e:

$$\tag{Equação (8)}$$

Da mesma forma que para RE, quando $k_{iX} < 1,0$, tanto o produto $k_{iX} \cdot X_i$ quanto \overline{X} tendem a reduzir de valor. Assim ocorre também com o operador $(k_{iX} \cdot X_i - \overline{X})^2$ e o indicador RTDP. Porém, quando $k_{iX} > 1,0$ o contrário ocorre. Como, dentre os valores de k_{iX} sempre haverá pelo menos um valor maior do que a unidade, haverá sempre uma componente de cor para a qual o indicador de repetitividade aumentará. Dependendo da natureza das imagens, portanto, a normalização, segundo os indicadores de RTDP, pode não ser efetiva.

A normalização também pode provocar um aumento no indicador RTDP se, dentre as imagens da seqüência original houver variações em uma só componente de cor. Por exemplo, o aumento da média das componentes R dentre as imagens originais desproporcionais aos aumentos de G e B provocará um aumento proporcional nos valores de k_{iG} e k_{iB} . Conseqüentemente, os índices de $RTDP_G$ e $RTDP_B$ também sofrerão aumentos, pois no operador $(k_{iX} \cdot X_i - \overline{X})$ houve variação em $(k_{iX} \cdot X_i)$ sem ter havido uma variação de X_i compensatória. De fato, este é um exemplo em que a normalização não é adequada do ponto de vista da repetitividade das cores, pois corrige a variação de uma componente prejudicando as outras duas.

Impacto da Normalização sobre a RTCI

Pode-se provar, a partir da Equação (2) que as normalizações estudadas neste trabalho não impactam no cálculo da RTCI, multiplicando os respectivos coeficientes k_{XR} e k_{XP} da imagem de referência e da imagem de procura pelos seus respectivos operadores. Assim, o índice RTCI não será utilizado para avaliação das normalizações.

4.7.4. Ensaios

Os ensaios foram divididos em duas etapas. A primeira avaliou as normalizações realizadas por uma das câmeras disponíveis pelo Projeto. A segunda avaliou as normalizações implementadas por programa de computador próprio.

Normalizações implementadas pela Câmera

Como já dito, algumas das câmeras utilizadas apresentam pré-configurações de balanço de branco em suas funções. Com o objetivo de se avaliar o desempenho destes algoritmos internos das câmeras, foram realizados os ensaios descritos nesta Seção. Eles contemplaram doze séries de cinco imagens cada, organizados em quatro conjuntos de três ensaios. Dentro

de cada conjunto, todos os outros parâmetros sob análise foram mantidos fixos, conforme mostra a tabela do Apêndice I.

Os quatro conjuntos de ensaios são: Conjunto 1 = {1, 2 e 10}, Conjunto 2 = {3, 4 e 9}, Conjunto 3 = {5, 6 e 11} e Conjunto 4 = {7, 8 e 12}.

A câmera utilizada foi a Canon EOS D60 Digital e foram escolhidos três tipos de normalizações oferecidas por ela para a análise, descritos em detalhes em [7] :

- BB1 = para iluminação fluorescente. *Color Temperature* = aprox. 4000 K
- BB2 = para iluminação incandescente. *Color Temperature* = aprox. 3200 K
- BB3 = Custom, com correção a partir de uma foto de padrão branco tirada. A foto do padrão foi obtida com o Balanço de Branco 2 descrito acima.

Os ensaios foram feitos com os Mosaicos de Elementos Grandes, obtendo-se os indicadores de RE e RTDP-G. Os dados dos gráficos mostrados na Figura 41 e Figura 42 são as médias dos elementos R, G e B de cada indicador de repetitividade.

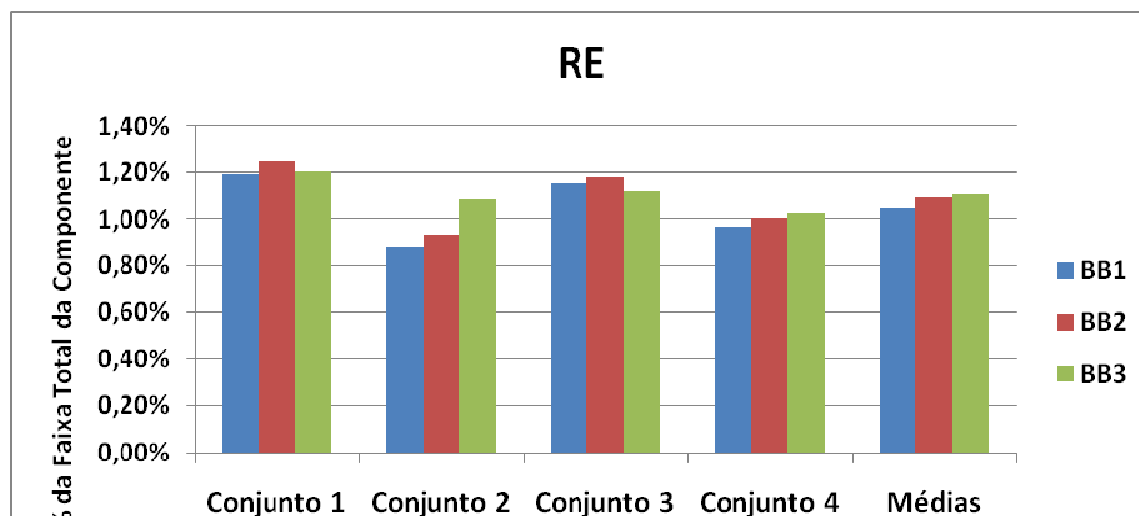


Figura 41. Indicadores de RE para cada conjunto de ensaios e a média de todas

Não se pôde observar padrões claros de melhor performance para nenhum dos parâmetros. Nos indicadores espaciais, a média da repetitividade para o Balanço de Branco para iluminações fluorescentes foi melhor, enquanto que nos indicadores temporais a média da repetitividade no modo “Custom” foi um pouco melhor. Em trabalhos anteriores [3] [1] , comprovou-se o mal desempenho de configurações automáticas das câmeras, pois estes inserem variações grandes, de acordo com as condições ambientes que as câmeras detectam.

Os resultados aqui apresentados sugerem que os modos de balanço de branco das câmeras, desde que não automáticos, não causam prejuízos significativos à repetitividade das imagens.

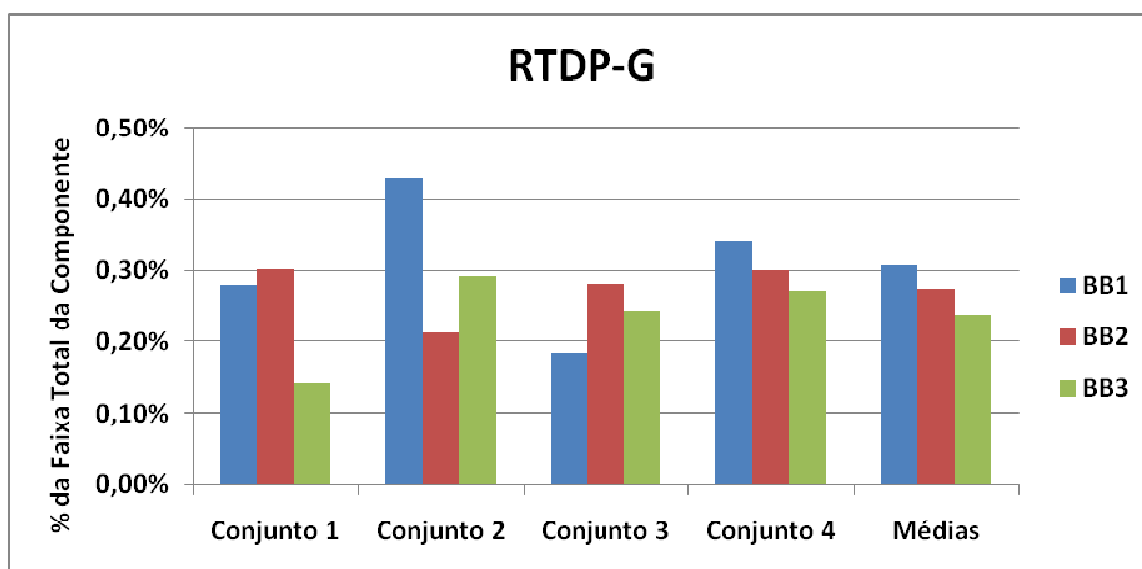


Figura 42. Indicadores de RTDP-G para cada conjunto de ensaios e a média de todas

Normalizações implementadas por Software

Os dois tipos de normalização descritos em 4.7.2 foram implementados no software de análise de dados para se fazer os ensaios de desempenho dos mesmos.

Todos os ensaios apresentados no Apêndice I foram avaliados quanto às normalizações em estudo. Os ensaios serão subdivididos em três tipos, apresentados na Tabela 5:

Tipo	Características	BB	RGB	Indicadores Obtidos
1	Ensaio de 1 a 13	√	√	RE e RTDP-G
2	Ensaio 16 a 26 diferentes		√	RTDP-P
3	Ensaio 14 e 15		√	RE e RTDP-G

Tabela 5. Descrição dos ensaios para avaliação de normalizações de cor por Software

Os resultados dos Ensaios 1 são apresentados na Figura 43 e na Figura 44. Os resultados dos Ensaios 2 são apresentados na Figura 45 e os resultados dos Ensaios 3 são apresentados na Figura 46 e na Figura 47.

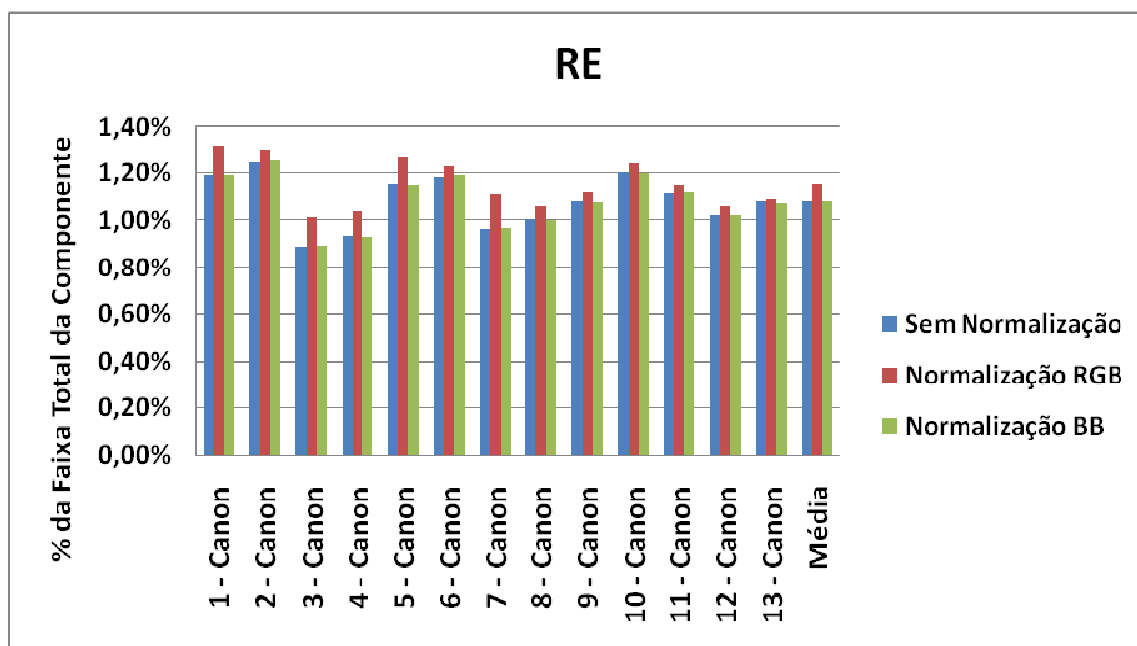


Figura 43. Indicador de RE referentes aos ensaios tipo 1 de normalização de cores por software

Na Figura 43 pode-se observar que, em 100% dos casos a repetitividade espacial piorou com a normalização por RGB Médio. A normalização por Balanço de Branco apresenta resultados muito similares aos das imagens sem normalização alguma, não se comprovando sua eficácia ou sua viabilidade de uso, uma vez que exige esforço computacional.

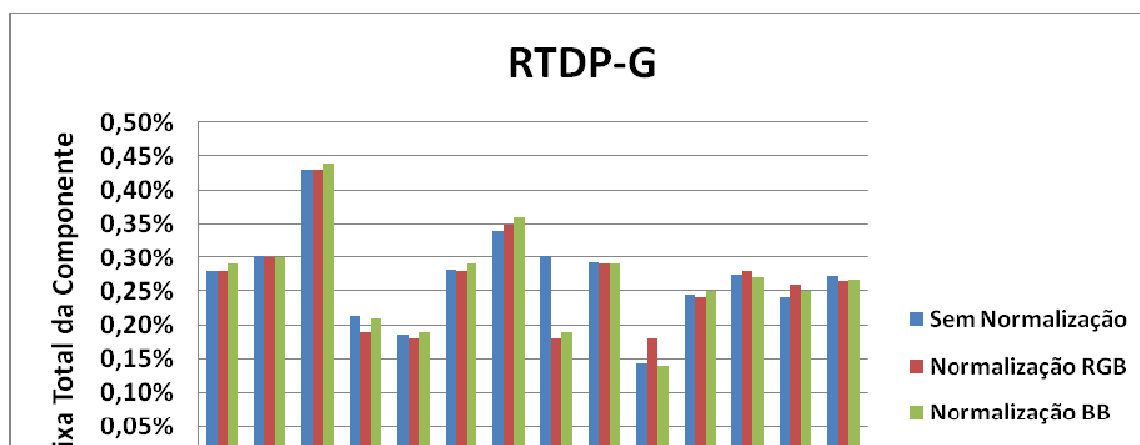


Figura 44. Indicador de RTDP-G referentes aos ensaios tipo 1 de normalização de cores por software

Conforme a Figura 44, o desempenho das três normalizações é bastante similar para RTDP-G. Na média final dos ensaios, a normalização por RGB Médio apresentou uma pequena melhora no desempenho de 2,5% em relação às imagens sem normalização.

Na Figura 45, observa-se uma piora na repetitividade temporal em sete dos dez ensaios com diferentes câmeras após a normalização por RGB. Na média geral, porém, o desempenho pode ser considerado igual, pois a diferença foi menor do que 0,01%.

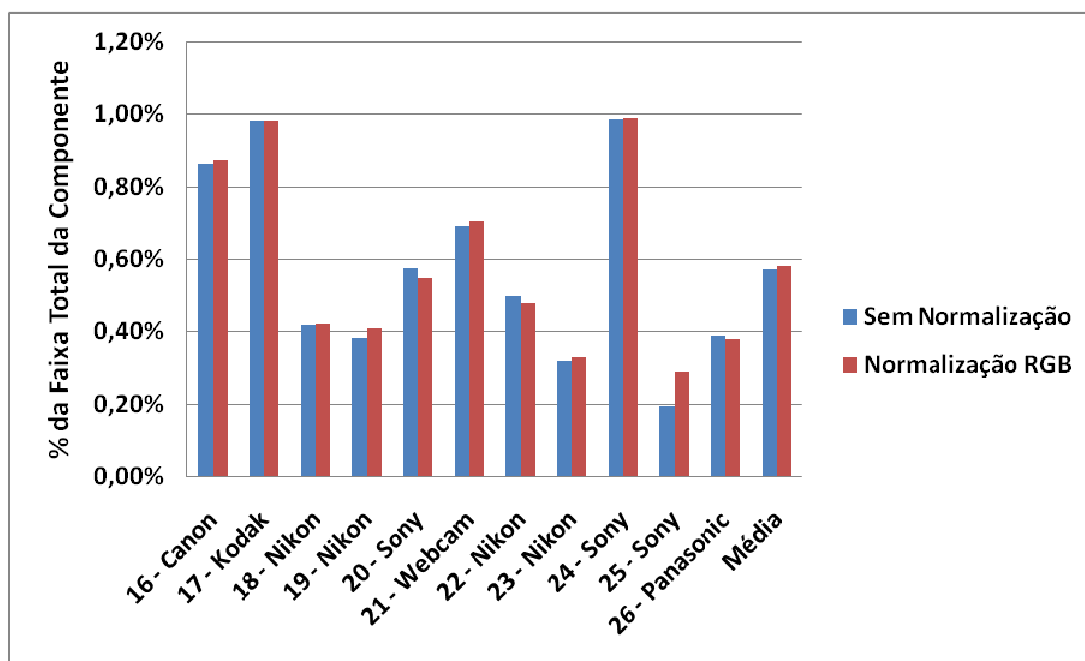


Figura 45. Indicadores de RTDP-P referentes aos ensaios tipo 2 de normalização de cores por software

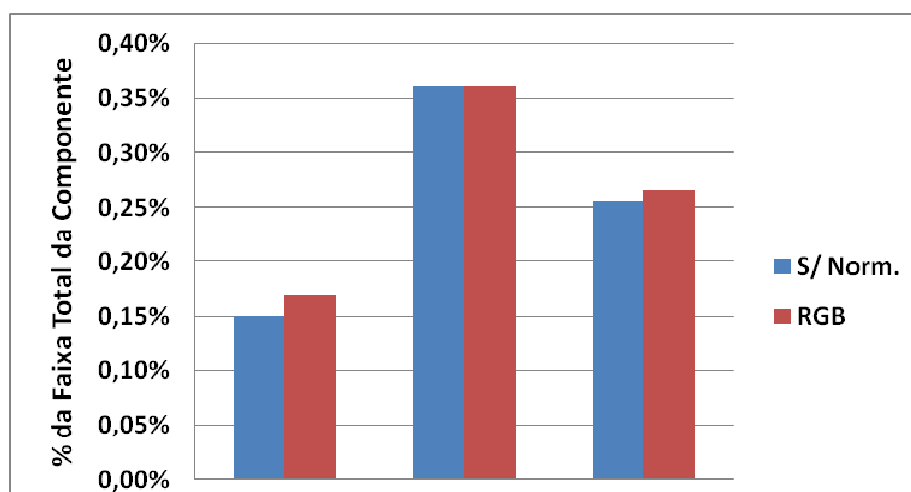


Figura 46. Indicadores de RE referentes aos ensaios tipo 3 de normalização de cores por software

Para os Ensaios tipo 3, a eficácia da normalização por RGB também não é confirmada. No caso de RE, mostrado na Figura 46, a normalização praticamente não causou efeito sobre o indicador de repetitividade das imagens.

Já para RTDP-G, mostrado na Figura 47, a piora ocorreu para as duas câmeras avaliadas, seguindo os resultados dos Ensaios 1 mostrados na Figura 44.

As normalizações, como visto, não representaram, de maneira geral, vantagens significativas em seu uso. Nos indicadores espaciais, a normalização causou uma pequena piora e nos temporais os desempenhos foram muito similares, a ponto de não justificarem sua adoção.

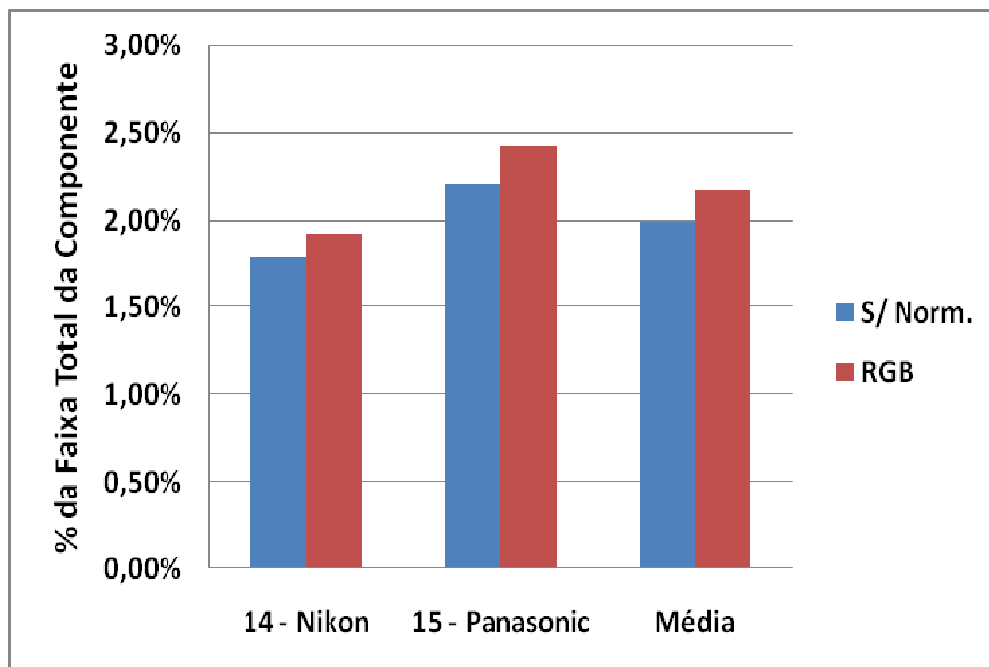


Figura 47. Indicadores de RTDP-P referentes aos ensaios tipo 3 de normalização de cores por software

4.7.5. Avaliações de normalização de cor por componentes de cor

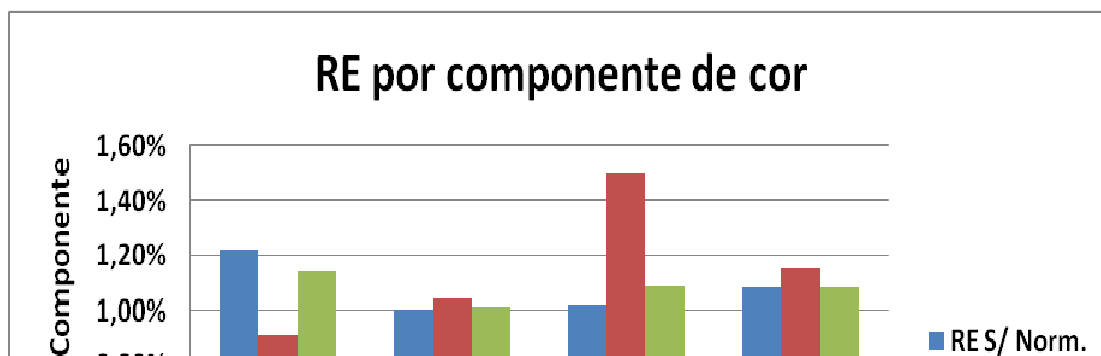


Figura 48. Indicadores de RE por componente de cor com e sem normalização RGB e BB

Considerados surpreendentes os resultados apresentados em 4.7.4, que à primeira análise contrariam alguns dos resultados apresentados em [1] e [3], esta Seção detalha os

dados dos ensaios com normalizações para cada componente de cor, relacionando os resultados com as análises feitas em 4.7.3.

O gráfico da Figura 48 reúne os dados dos ensaios mostrados na Figura 43 e na Figura 46, organizando as médias dos indicadores por componentes de cor.

Como esperado, a RE é atenuada para a componente predominante nas imagens, a componente R. Já para G e B, a repetitividade segundo RE é aumentada a ponto de causar um incremento na média geral.

O gráfico da Figura 49 reúne os dados dos ensaios mostrados na Figura 44 e na Figura 47, organizando as médias dos indicadores por componentes de cor.

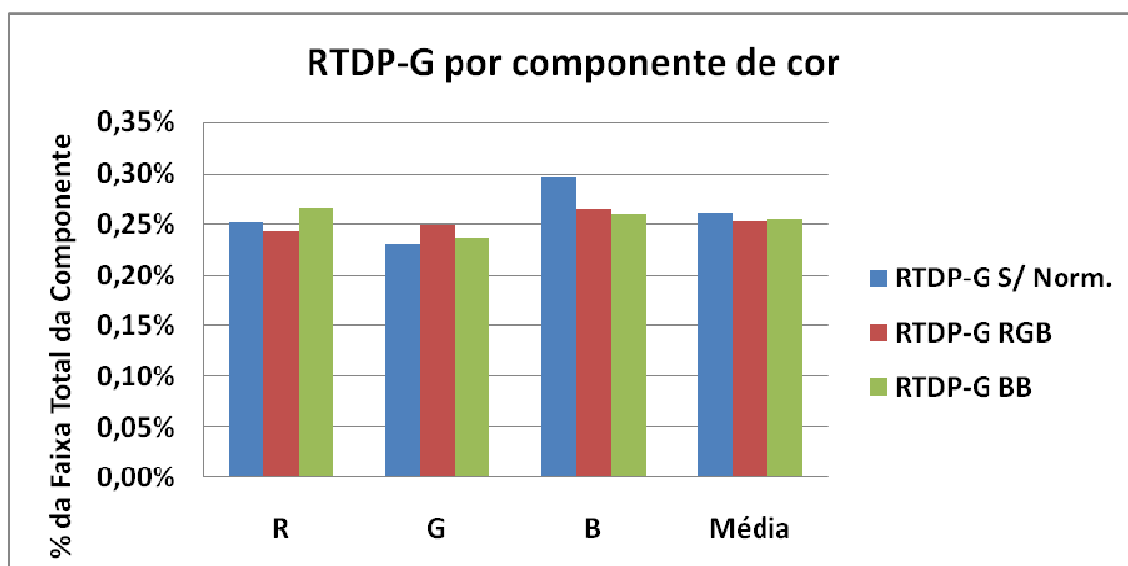


Figura 49. Indicadores de RTDP-G por componente de cor com e sem normalização RGB e BB

O gráfico da Figura 50 reúne os dados dos ensaios mostrados na Figura 45 e Figura 43, organizando as médias dos indicadores por componentes de cor.

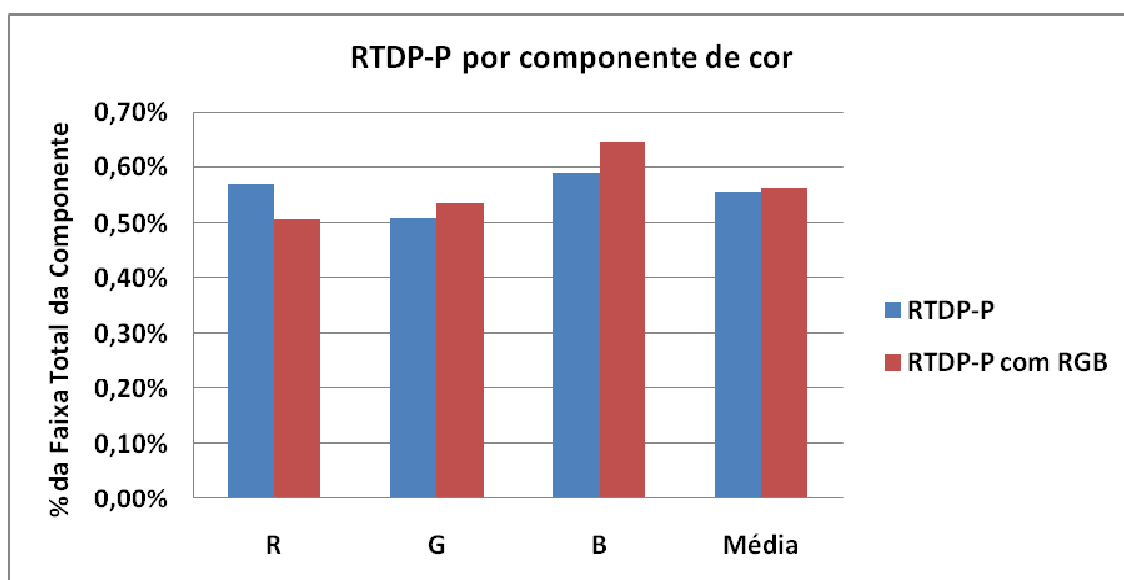


Figura 50. Indicadores de RTDP-P por componente de cor com e sem normalização RGB

Para as RTDP também se confirma a melhoria de apenas uma das componentes de cor, em detrimento das demais. Para avaliar ainda melhor o comportamento da normalização em função da predominância de cores nas imagens, foram levantadas amostras das imagens nas mesmas proporções das utilizadas nos ensaios e, em cima destas amostras foram calculados os coeficientes de normalização k a serem aplicados em uma normalização por RGB Médio. A Figura 51 mostra o valor dos coeficientes k_R , k_G e k_B das amostras extraídas de imagens dos ensaios 16 a 26. A Figura 52 mostra os indicadores RTDP-P subtraídos dos indicadores RTDP-P com normalização RGB para os mesmos ensaios. Neste gráfico, os valores negativos representam que houve piora na aplicação da normalização.



Figura 51. Valor dos coeficientes de normalização em amostras das imagens de cada ensaio

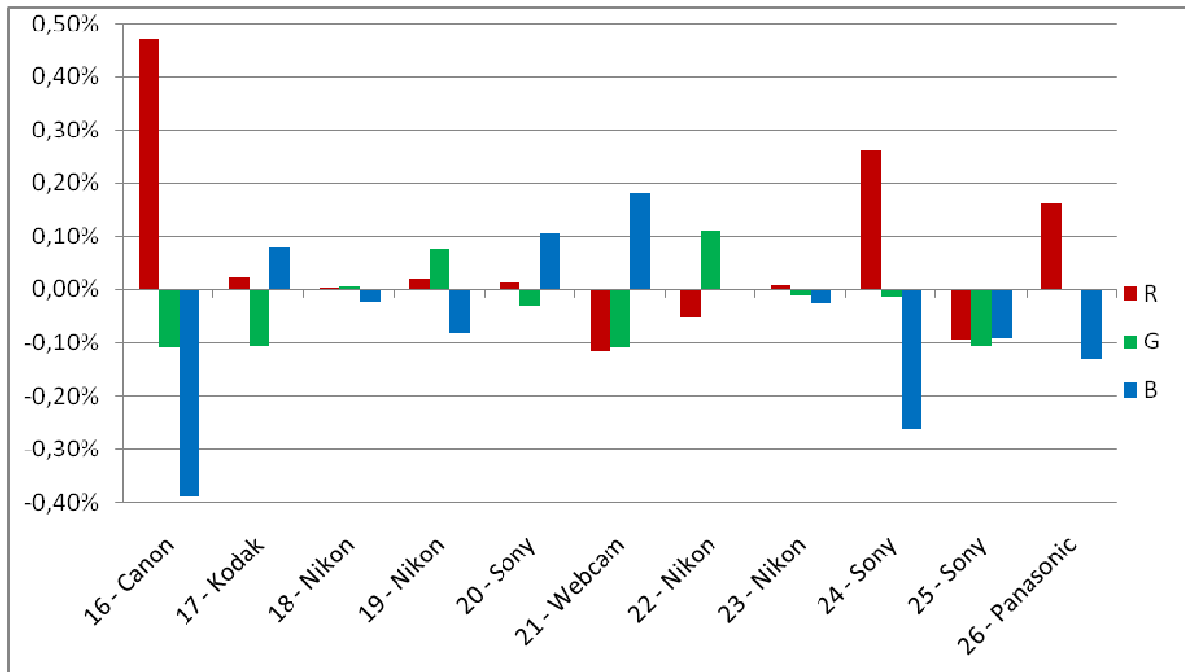


Figura 52. Indicador RTDP-P subtraídos dos RTDP-P com normalização por RGB Médio

Com isto, conclui-se que a adoção da normalização para melhorar a repetitividade das cores nas imagens pode ser condicionada a predominância de uma cor nesta imagem. Nos ensaios analisados, quando existe predominância significativa de alguma cor (algum dos k_X é menor do que 0,8), a normalização melhorou satisfatoriamente a repetitividade sobre esta componente de cor. São os casos dos ensaios 16, 19, 24 e 26, por exemplo. Para todos os ensaios a média dos valores de k_R foi de 0,8 e seus índices melhoraram 11,2 %. O valor médio de k_G foi 1,06 e seus índices pioraram 5,3% em média. Já para k_B , o valor médio foi de 1,40 e seus índices pioraram 9,8%.

Estas condições de aplicação da normalização podem ser adotadas pelo Sistema GlucoÍris quando do tratamento das imagens da íris, de acordo com a predominância de cores existentes, de forma dinâmica. Ou seja, uma etapa decisória inicial no tratamento da imagem, que determina o potencial de a normalização causar impactos positivos. Deve-se ter ciência, porém, do impacto global da normalização nas componentes de cor menos presentes na imagem. Caso o conjunto das três componentes precise ser utilizado para o tratamento da imagem desejada, a normalização encontra aplicação muito restrita, como mostrado, pois ou ela causa deterioração dos índices ou não agrega melhorias razoáveis para justificar os esforços decorrentes.

4.8. Avaliações de repetitividade com imagens de uma prótese da íris humana

Para simular um ambiente mais próximo da realidade e auxiliar na extrapolação dos resultados obtidos a partir de imagens de referência totalmente estáticas, como as apresentadas até então, utilizou-se de uma prótese de íris humana para a realização de alguns ensaios de repetitividade.

Muitas fontes de variação na medição de cores são inseridas ao se passar a fotografar um objeto estático, mas com aparências e forma do olho humano. A principal delas é o reflexo da iluminação, mesmo quando esta é uma iluminação difusa ou a indireta, como estudada nas seções anteriores, que se manifesta de uma forma peculiar em função da geometria esférica da prótese. Uma outra dificuldade é a profundidade de foco da câmera, que torna-se um fator mais crítico também em função da forma esférica da prótese.

Foram realizadas quatro séries de imagens com a câmera Nikon Coolpix 4500, todos com as mesmas configurações mostradas no Ensaio 19 descrito no Apêndice I. Para cada série foram obtidas cinco imagens da prótese e os indicadores levantados foram os de RTDP e RTCI, uma vez que indicadores de Repetitividade Espacial, segundo o método disponível, não se aplicariam, uma vez que as regiões de análise (a íris da prótese) não apresentam coloração uniforme. A normalização pelo RGB Médio foi aplicada a todas as imagens para comparação dos resultados.

Fazendo comparações dos níveis de RTCI da Figura 53 com os da Figura 19, pode-se observar uma acentuada queda, que representa o exposto nos parágrafos acima. Para a mesma câmera Nikon, os valores médios caíram de 94,9% para 64,0%. Os níveis de RTDP são equivalentes, passando de 0,42% para 0,38%. Sobre a normalização, a tendência de piora sobre o valor médio das componentes se confirmou.

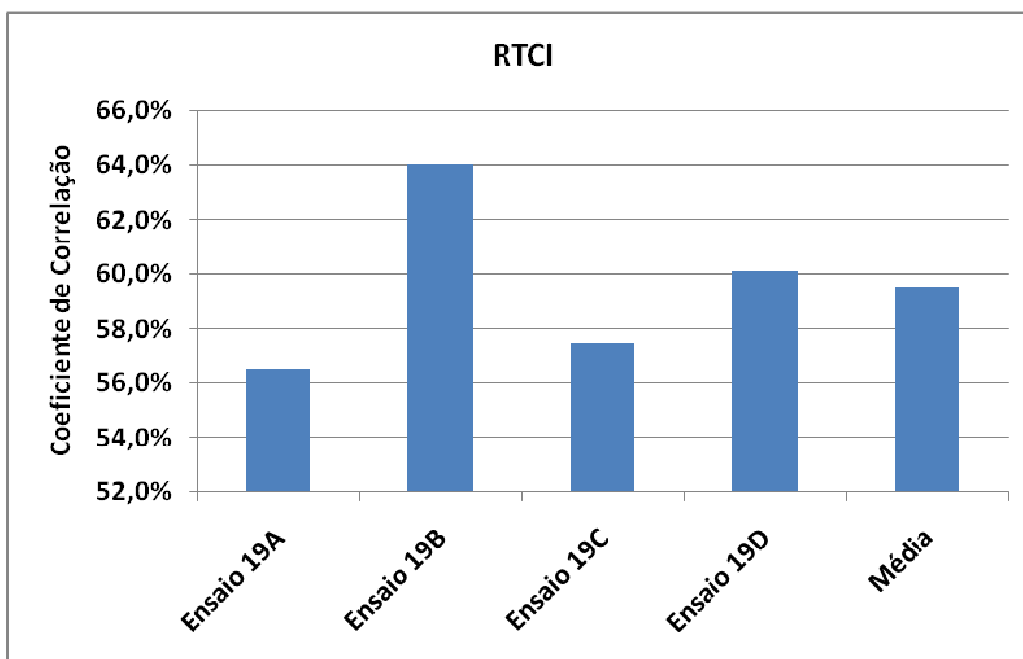


Figura 53. Indicadores de RTCI para os ensaios de repetitividade com imagens de prótese da íris

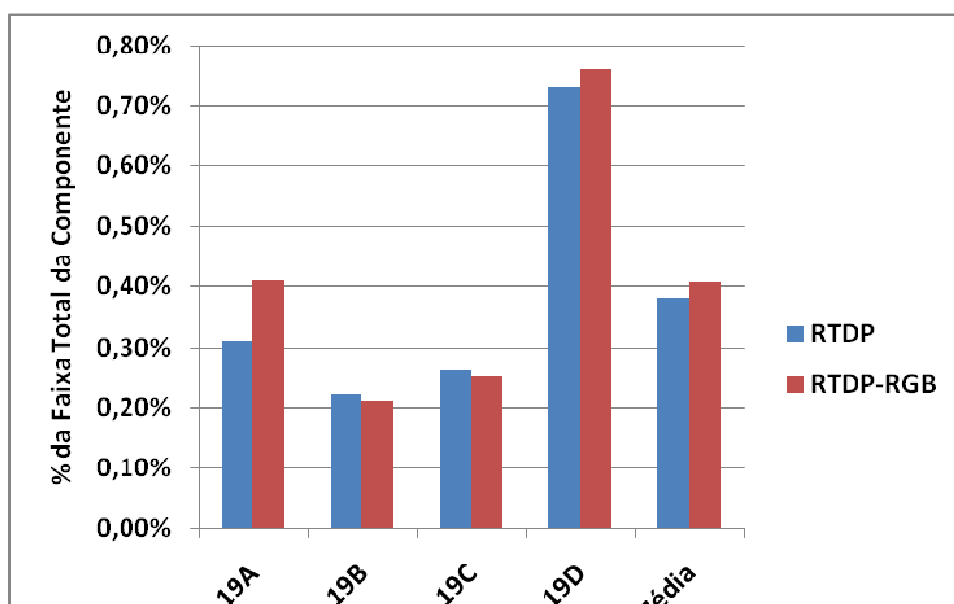


Figura 54. Indicadores de RTDP-P para os ensaios de repetitividade com imagens de prótese da íris

4.9. Avaliação e discussão dos resultados

Muitas conclusões a respeito dos fenômenos e componentes estudados podem ser extraídas e aplicadas ao Sistema GlucoÍris. Como resumo dos resultados, são apresentados gráficos das variações máximas de cada indicador de repetitividade para cada parâmetro estudado, para uma ponderação sobre quais parâmetros têm maior criticidade. Nos gráficos,

os parâmetros de Componentes de Cor e Normalização foram expandidos para possibilitar a análise, pois a faixa completa de variação deles obviamente coincide com a faixa completa de variação dos ensaios. Os dados do ensaio 19, com a prótese da íris, foram descartados desta análise, pois, por motivos expostos, apresentam patamares de valores e condições de contorno diferentes.

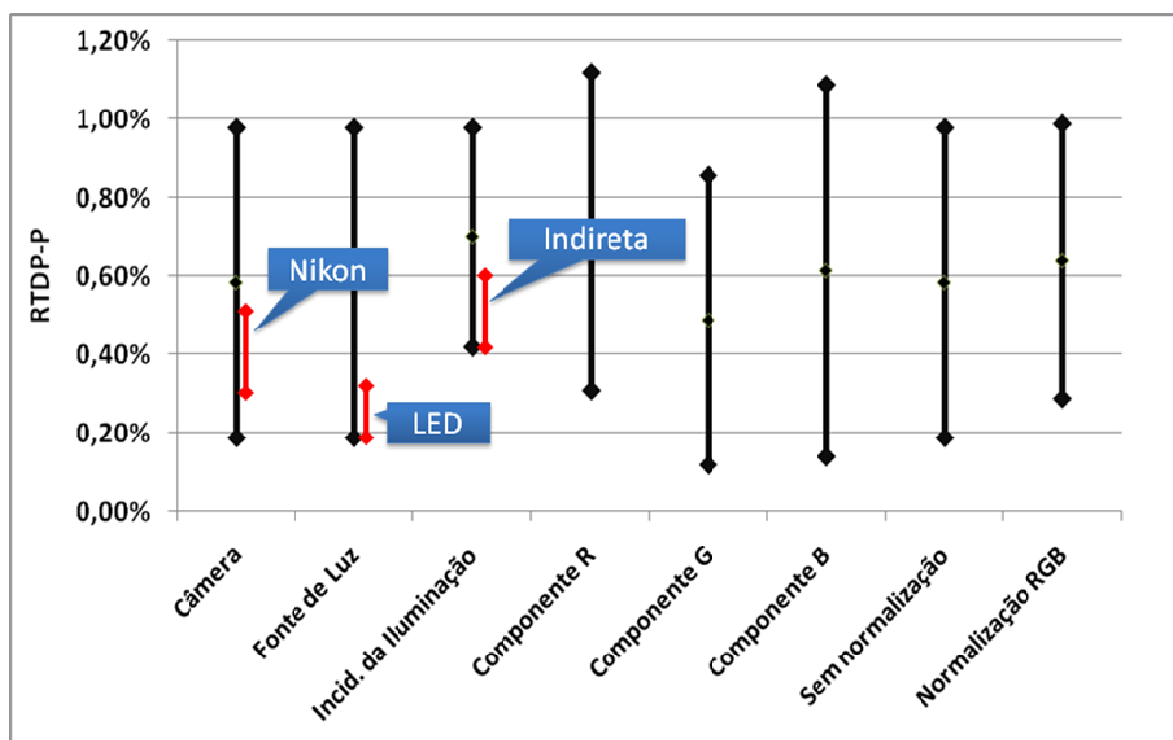


Figura 55. Variações máximas de RTDP-P encontradas por parâmetro avaliado.

Para RTDP-P, mostrado na Figura 55, observa-se que os valores médios dos parâmetros se equivalem, porém três deles apresentam grande importância: Câmera, Fonte de Luz e a Incidência da Iluminação no objeto. Isto significa que a escolha errada por estas alternativas pode provocar grandes prejuízos às incertezas do Sistema. Porém, em se trabalhando com uma boa alternativa de câmera, por exemplo a Nikon, a RTDP-P ficaria limitada entre 0,32% e 0,50%. Da mesma forma, trabalhando somente com a iluminação de LEDs, os valores ficariam entre 0,19% e 0,32%. Já utilizando somente iluminação de incidência indireta, RTDP-P ficaria entre 0,42% e 0,57%.

As componentes de cor apresentam amplitudes de variações equivalentes, porém a componente G trabalha em uma faixa mais baixa de variações, confirmando a sugestão de sua utilização.

A Figura 56 também destaca estes três fatores como as maiores fontes de variação nas medições de cores, segundo RTCI. Neste caso, o sistema poderia ficar limitado entre 84,4% e

94,9%, com a utilização da câmera Nikon. Utilizando iluminação de incidência indireta, RTCI fica entre 92,2% e 94,9% e com LEDs, atingiria entre 88,0% e 92,6%. A componente de cor G também apresenta desempenho ligeiramente superior às demais.

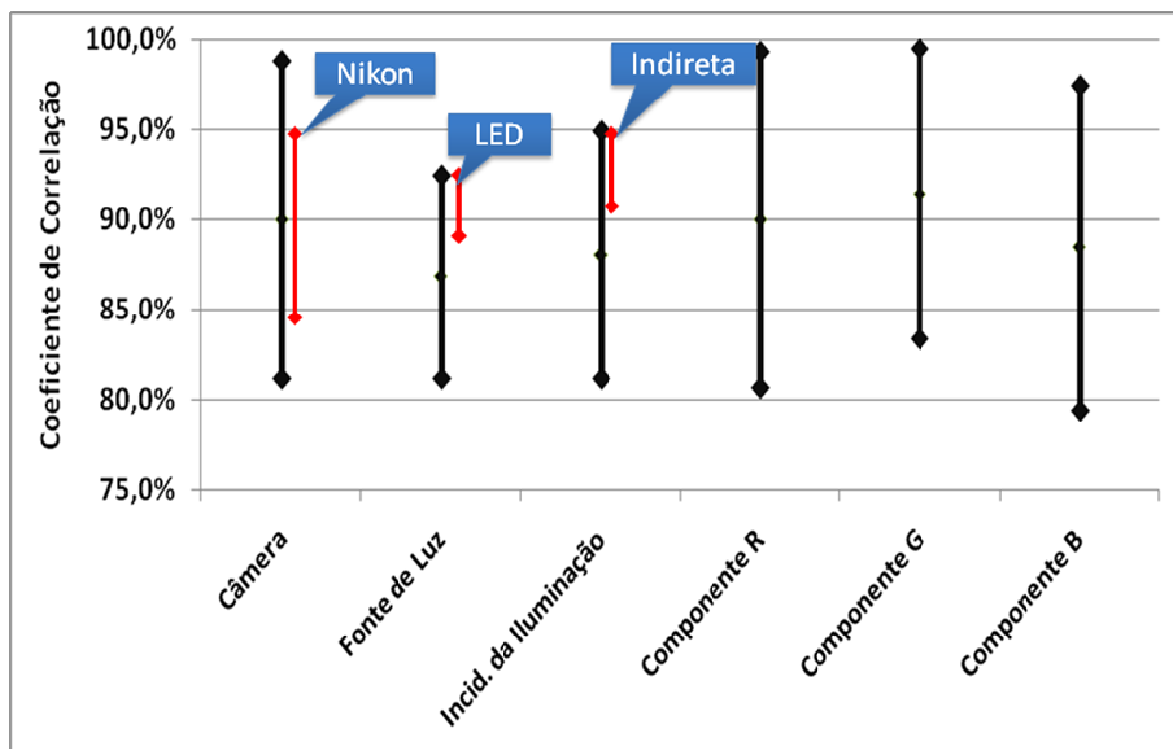


Figura 56. Variações máximas de RTCI encontradas por parâmetro avaliado

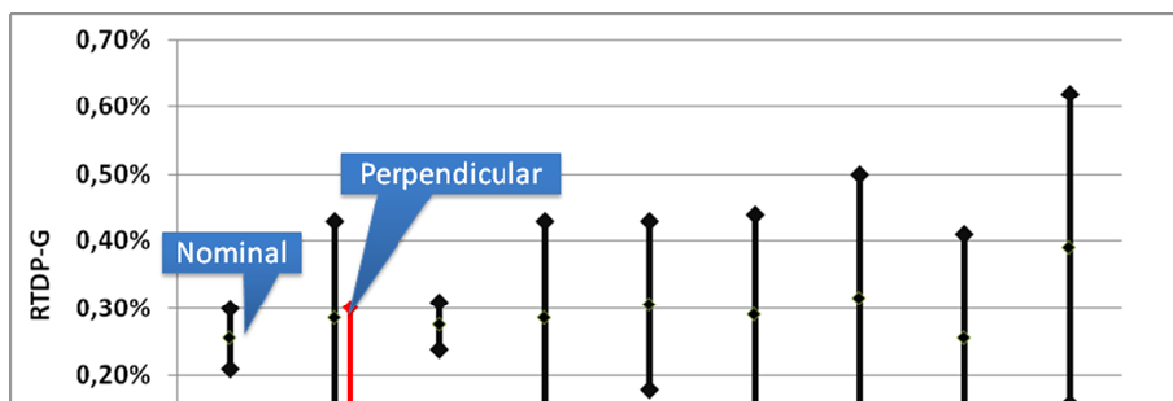


Figura 57. Variações máximas de RTDP-G encontradas por parâmetro avaliado

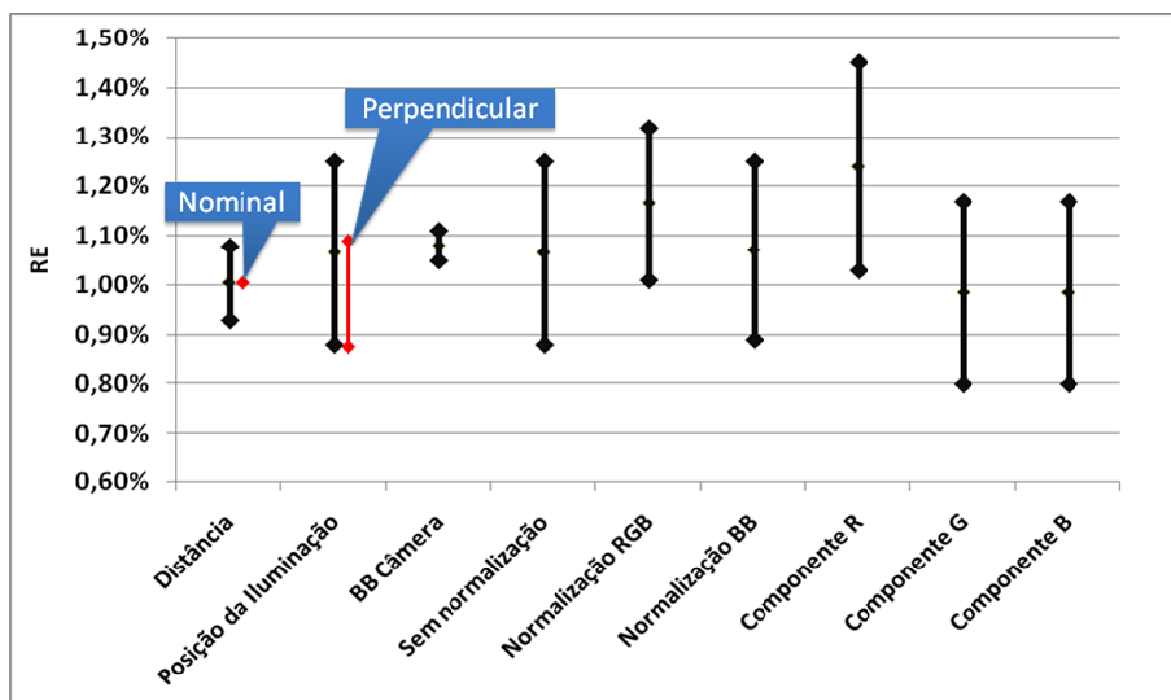


Figura 58. Variações máximas de RE encontradas por parâmetro avaliado

A Figura 57 mostra um gráfico equivalente para o indicador RTDP-G. Observa-se uma variação grande causada pelas diferentes posições da iluminação. Utilizando somente o melhor posicionamento da iluminação, o indicador reduziria para a faixa de 0,14% a 0,30%. Os demais fatores não apresentam variações significativas, quando comparados também com o RTDP-P.

A Figura 58 por fim, mostra as variações nos indicadores de repetitividade espacial. Utilizando a iluminação de incidência menos oblíqua, a faixa de trabalho do indicador ficaria entre 0,88% e 1,09%. As normalizações e as componentes de cor para RTDP-G e RE seguem as constatações anteriores.

Estes resultados podem embasar a proposição de uma série de adequações e melhorias sobre o Sistema GlucoÍris atual. Os ensaios e as metodologias puderam estabelecer critérios de comparação entre as alternativas de componentes e configurações que podem ser adotadas pelo Sistema.

5. Considerações finais

Este trabalho dá continuidade a uma série de trabalhos que buscam uma solução para medição de glicemia de forma não invasiva, pela variação de coloração na íris. Especificamente, as atividades tiveram foco no levantamento de informações que pudessem levar a um melhor conhecimento dos fenômenos envolvidos na captura das imagens da íris humana e na avaliação de desempenho de componentes críticos do sistema em projeto. A seguir, são apresentadas as conclusões acerca de cada uma das etapas do trabalho.

5.1. Quanto aos estudos realizados

Dentre as teorias de Color Constancy estudadas, não se encontrou aplicação factível para o Sistema GlucoÍris, no estágio em que o trabalho se encontra. Os algoritmos, em geral, foram projetados para aplicações de correção de imagens e têm requisitos como a utilização de fontes de iluminação diversas e de espectro bem conhecidas, o conhecimento prévio da refletância dos objetos observados ou a utilização de bancos de imagens de objetos de refletância variada.

Dentre os algoritmos de implementação mais simples como os algoritmos de Grey World já vinham sendo estudados pelo projeto e também foram objeto de análise deste trabalho. Outros algoritmos como Retinex podem encontrar aplicação também para o GlucoÍris.

Os estudos do estado da arte em equipamentos de captura de imagens da íris humana puderam contribuir no levantamento de soluções para o sistema opto-mecânico. Algoritmos utilizados para localização automática da íris nas imagens capturadas são prontamente aplicáveis, tanto no pós-processamento da imagem, quanto no processamento em tempo real, no momento da aquisição, para reduzir problemas como a obstrução da íris pela pálpebra ou pela dilatação excessiva da pupila.

Sistemas de captura de imagens da íris para identificação de pessoas utilizam imagens monocromáticas e apresentam confiabilidade e estabilidade muito altas, extraindo informações de forma da íris.

Sistemas de captura de imagens da íris para fins de iridologia (os iriscópios) apresentam aplicações diretas para o Sistema GlucoÍris. Em alguns modelos são utilizadas imagens coloridas digitais, cuja repetitividade pode ser avaliada para utilização no GlucoÍris.

5.2.Quanto à metodologia proposta

A metodologia proposta e utilizada mostrou-se eficaz para os propósitos do trabalho, gerando dados coerentes com as imagens criadas sinteticamente para sua validação.

A metodologia se mostrou robusta, não oferecendo, para o conjunto de ensaios apresentados, restrições de uso significativas. Ela não foi aplicada a imagens de íris reais, mas as séries de ensaios com prótese da íris mostraram desempenho satisfatório e resultados coerentes.

Pretende-se que trabalhos futuros utilizem os indicadores criados, com liberdade e critério de adaptações e adequações às devidas peculiaridades.

5.3.Quanto aos ensaios e resultados obtidos

Foi identificada variação significativa dentre as seis câmeras avaliadas. Foi mostrado que, ao se escolher uma câmera adequada, a faixa de variação dos indicadores de repetitividade pode cair para menos da metade da faixa observada por todas as câmeras.

Não se recomenda o uso de câmeras sem ajuste algum e com baixa resolução como a Webcam avaliada e o uso de câmeras amadoras como a Sony e Kodak são restritas.

A iluminação e suas configurações foram confirmadas como uma grande fonte de variações na medição de cores. Quanto à fonte de luz utilizada, os LEDs obtiveram desempenho muito superior à iluminação com lâmpada de halogênio, indicando a sua adoção no Sistema.

A incidência da iluminação também foi avaliada e identificada como grande causadora de variações. A incidência indireta obteve desempenho significativamente superior, recomendando o seu uso. Alternativamente, devido aos grandes problemas enfrentados com reflexos na imagem da íris, sugere-se a adoção de uma iluminação difusa.

Quanto ao posicionamento da iluminação em relação ao objeto observado, registrou-se uma melhora em cerca de 15% dos índices de repetitividade com a utilização de iluminação com obliquidade menor em relação à linha câmera-objeto.

Quanto à componente de cor, a componente G obteve melhor performance do que R e B para os quatro indicadores gerados, em uma compilação de todos os ensaios, podendo encorajar sua melhor exploração na extração de informações das imagens. Para o indicador de repetitividade espacial, a componente de intensidade obteve desempenho sutilmente superior ao G, sugerindo a sua utilização como uma boa alternativa, o que possibilitaria a utilização de imagens monocromáticas, a exemplo de sistemas de biometria.

Quanto às configurações de balanço de branco das câmeras, não se notou tendência de melhor desempenho de nenhuma das alternativas avaliadas, ressaltando que dentre as três alternativas todas elas eram com ajustes manuais.

Quanto à variação de distância entre câmera e objeto, os resultados não mostram impactos relativamente preocupantes na repetitividade das imagens.

Quanto às normalizações implementadas por software (tanto normalização por RGB Médio quanto normalização por BB):

- O efeito das normalizações na repetitividade das cores nas imagens deve ser avaliado por componente de cor, uma vez que as operações destas normalizações variam com a distribuição relativa das componentes nas imagens;
- O efeito das normalizações nunca é benéfico para todas as componentes simultaneamente. Ou seja, se a repetitividade de uma componente sofrer uma melhora com a normalização, pelo menos uma das outras duas componentes sofreram pioras;
- Na grande maioria dos casos, a normalização impacta positivamente sobre aquela componente de cor que é predominante na imagem original. Quanto maior a predominância de uma determinada componente, maior a possibilidade de a normalização causar um bom efeito sobre ela, com relação à repetitividade;
- Nos ensaios realizados, a média dos índices de repetitividade por componente de cor apresentou ligeira degradação com a aplicação das normalizações;
- Em um levantamento estatístico das características das imagens de todos os ensaios realizados, a componente de cor predominante foi a R, seguida de G e B.

Os índices de repetitividade temporal da componente R, em média, melhoraram 11,2%, os de G pioraram 5,3% e os de B pioraram 9,8%;

- É possível, e se sugere, a adoção de uma “normalização dinâmica” nas imagens, que, a partir da avaliação preliminar da distribuição de cores na imagem, julga sobre a possibilidade da normalização causar efeitos positivos na mesma.

5.4.Sugestões para próximos trabalhos

Visando sempre o objetivo maior do Projeto GlucoÍris, que é o de concepção e validação de um dispositivo de medição confiável, portátil e de baixo custo da glicemia humana através de imagens da íris, muitas atividades podem ser sugeridas como continuidade dos estudos deste trabalho, como:

Aplicação das metodologias de avaliação propostas em imagens reais da íris humana, sob condições controladas (estáveis, dentro das possibilidades), a fim de avaliar a repetitividade da quantificação das cores neste tipo de imagem, comparativamente com as apresentadas neste trabalho;

Avaliação de dispositivos disponíveis no mercado para obtenção da imagem da íris, como os apresentados neste trabalho, também através da metodologia proposta, para comparação justa dos resultados;

Aprofundamento de estudos sobre a possibilidade de utilização de algoritmo dinâmico de normalização de cores, de acordo com as características de cores das imagens da íris fotografada.

Exploração da possibilidade de utilização de referências de cor, enquadradas nas mesmas imagens de interesse, para desenvolvimento de algoritmos de correção de cor.

Estudo de soluções com iluminações combinadas (duplas) para tentativa de eliminação de reflexos e para tentativa de correção de cores.

Utilização de algoritmos de processamento de vídeo, em tempo real, para tentativa de redução de algumas incertezas do sistema antes da captura da imagem, como garantir visualização de região suficiente da íris, reduzir dilatação da pupila, reduzir reflexos, reduzir rotações e translações do objeto na hora da fotografia.

6. Referências Bibliográficas

- [1] Menezes, J. R., **Desenvolvimento e Avaliação Preliminar de um Sistema para Quantificação da Glicose no Sangue por meio de Imagens da Íris Humana**, Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Metrologia Científica e Industrial, UFSC, Florianópolis, Brasil, 2000.
- [2] Pica, C. Q., **Aperfeiçoamento e Avaliação de Sistema para Quantificação da Glicemia Através de Análises de Imagens da Íris Humana**, Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Metrologia Científica e Industrial, UFSC, Florianópolis, Brasil, 2002.
- [3] De Codes, V. M., **Metodologia para Correção de Cores de Imagens Digitais de Íris Humanas**, Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Metrologia Científica e Industrial, UFSC, Florianópolis, Brasil, 2003.
- [4] Ghisi, L. B., **Estudo da Relação entre a Glicemia e a Coloração da Íris Humana através do Processamento Digital de Imagens**, Dissertação de Mestrado, Curso de Mestrado em Ciências Médicas da UFSC, Florianópolis, SC, Brasil, 2005.
- [5] Jensen, B. & Bodeen, D., **Visions of Health**, Avery Publishing Group Inc., Garden City Park, NY, USA, 1992.
- [6] **Luxeon DS45 Technical Datasheet**, Lumileds Lighting U.S., 2005.
- [7] **Canon EOS D60 Digital User Manual**, Canon USA Inc., 2001.
- [8] **CorelTutor - Corel Photo-Paint 12**, Corel Corporation, Copyright 2003.
- [9] De Codes, V. M. et al, **Avaliação de uma Metodologia para Correção de Cores de Imagens Digitais**, Metrologia para a Vida, Sociedade Brasileira de Metrologia, Recife, PE, Brasil, 2003.
- [10] Pica, C. Q. et al, **Avaliação Comparativa de Glicosímetros Portáteis Através de Curva Glicêmica Induzida**, Metrologia para a Vida, Sociedade Brasileira de Metrologia, Recife, PE, Brasil, 2003.
- [11] Batello, C., **Iridologia e Irisdiagnose: O que os Olhos Podem Revelar**, Editora Ground, São Paulo, SP, Brasil, 1999.
- [12] Lacerda, S., **Diabetes Mellitus na Prática Médica**, Pirâmide Livro Médico Ltda., Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 1988.
- [13] Gonzalez, R. C., et al, **Digital Image Processing**, 2nd Edition, Addison Wesley Publishing Company, Knoxville, Tennessee, 1987.
- [14] **IMAQ Vision User Manual**, National Instruments Corporation, May 1999 Edition.

- [15] Alves, D. M., **Quantificação da Glicemia Através da Análise de Imagens da Íris Humana utilizando Redes Neurais**, Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia Elétrica, USP, São Carlos, SP, Brasil, 2006.
- [16] Politec IT Intelligence, <http://www.politec.com/portfolio-en/tecnologias/biometria/iris-recognition>, 2007.
- [17] Daugman, J., **How Iris Recognition Works**, University of Cambridge, IEEE Trans. CSVT, vol. 14. Nr. 1, pp.21, 2004.
- [18] Barnard, K. et al, **A Comparison of Computational Color Constancy Algorithms – Part I: Methodology and Experiments with Synthesized Data**, IEEE Transactions on Image Processing, vol. 11, nr. 9, September 2002.
- [19] Novak, C. L., et al., **Supervised Color Constancy for Machine Vision**, SPIE Vol. 1453 Human Vision, Visual Processing and Digital Display II, 1991.
- [20] Daugman, J., **Demodulation by complex-valued wavelets for stochastic pattern recognition**, Int'l Journal of Wavelets and Multi-resolution Information Processing, vol. 1, no. 1, pp 1 – 17, 2003.
- [21] Barnard, K., **Modelling Scene Illumination Colour for Computer Vision and Image Reproduction: A Survey of computational approaches**, PhD. Computing Sciences, Simon Fraser University, 2001.
- [22] Gonçalves Jr., A. A., **Fundamentos de Metrologia Científica e Industrial, Laboratório de Metrologia e Automação**, 2004.
- [23] De Castro, B. F. C., **In-Plane Deformation Measurement with Digital Speckle Photography**, Projeto de Fim de Curso, Departamento de Automação e Sistemas, UFSC, Dezembro de 2002.
- [24] Buluswar, S. D., **Color Machine Vision**, Dept. of Computer Science, Northwestern University, USA, 1999.
- [25] Land, E. H., & McCann, J. J., **Lightness and Retinex Theory**, Journal of the Optical Society of America, 61, pp.1-11, 1971.
- [26] McCann, J. J. et al, **Quantitative Studies in Retinex Theory**, Vision Research, 16, pp. 445-458, 1976.
- [27] Land, E.H., **Recent Advances in Retinex theory and some implications for cortical computations: Color vision and the natural image**, Proc. Natl. Acad. Sci., 80, pp. 5163-5169, 1983.
- [28] Finlayson, G. D., **Coefficient Color Constancy**, Ph.D. thesis, Simon Fraser University, School of Computing, 1995.

- [29] Computational Vision Lab., Computing Science, Simon Fraser University, Burnaby, Canada, <http://www.cs.sfu.ca/~colour/research/colour-constancy.html>, 1999.
- [30] Kropatsch, E.W., Bischof, H., **Digital Image Analysis**, Springer, 2001.
- [31] M. Sjödahl, **Electronic speckle photography: increased accuracy by nonintegral pixel shifting**, Appl. Opt. 33, 6667-6673 (1994).
- [32] Brigham, O.E., **Fast Fourier Transform and Its Applications**, Prentice Hall, New York, 1988.

Apêndice I – Tabela dos Ensaiois

Siglas utilizadas na Tabela de Ensaiois:

Parâmetro	Descrição	Valores possíveis
II	Incidência da Iluminação	I = Indireta D = Direta
PI	Posição da Iluminação	L1 = incidência perpendicular L2 = incidência oblíqua
DCO	Distância Câmera-Objeto	D1 = Distância nominal (no foco) D2 = Distância afastada D3 = Distância aproximada
FL	Fonte de Luz	H = Halogênio L = LED
CCor	Componentes de Cor	T = R, G, B, H, S, I RGB = R, G e B
NC	Normalização da Câmera	BB1 = para iluminação fluorescente BB2 = para iluminação incandescente BB3 = modo “Custom” NA = Câmera utilizada não oferece esta opção.
Ref.	Tipo de Referência	P = Mosaico de Elementos Pequenos G = Mosaico de Elementos Grandes PR = Prótese da íris
NSw	Normalização por software	3 = Análises sem normalização, com normalização por RGB Médio e com normalização por BB 2 = Análises sem normalização e com normalização por RGB Médio
NS	Nr. De séries avaliadas	-

Tabela de Ensaiois:

Ensaio	Câmera	II	PI	DCO	FL	CCor	NC	Ref.	NSw	NS
1	Canon	I	L1	D1	H	T	BB1	G	3	1
2	Canon	I	L1	D1	H	T	BB2	G	3	1
3	Canon	I	L2	D1	H	T	BB1	G	3	1
4	Canon	I	L2	D1	H	T	BB2	G	3	1
5	Canon	I	L1	D2	H	T	BB1	G	3	1
6	Canon	I	L1	D2	H	T	BB2	G	3	1
7	Canon	I	L2	D2	H	T	BB1	G	3	1
8	Canon	I	L2	D2	H	T	BB2	G	3	1
9	Canon	I	L2	D1	H	T	BB3	G	3	1
10	Canon	I	L1	D1	H	T	BB3	G	3	1

11	Canon	I	L1	D2	H	T	BB3	G	3	1
12	Canon	I	L2	D2	H	T	BB3	G	3	1
13	Canon	I	L2	D3	H	T	BB2	G	3	1
14	Nikon	I	L1	D1	H	RGB	BB2	G	2	1
15	Panasonic	I	L1	D1	H	RGB	BB2	G	2	1
16	Canon	I	L1	D1	H	RGB	BB1	P	2	2
17	Kodak	I	L1	D1	H	RGB	NA	P	2	3
18	Nikon	I	L1	D1	H	RGB	BB2	P	2	4
19	Nikon	D	L1	D1	H	RGB	BB2	PR	2	8
20	Sony	I	L1	D1	H	RGB	BB2	P	2	1
21	Webcam	I	L1	d1	H	RGB	NA	P	2	2
22	Nikon	D	L1	d1	H	RGB	BB2	P	2	1
23	Nikon	D	L1	d1	L	RGB	BB2	P	2	2
24	Sony	D	L1	d1	H	RGB	BB2	P	2	1
25	Sony	D	L1	d1	L	RGB	BB2	P	2	1
26	Panasonic	I	L1	d1	H	RGB	BB2	P	2	1

Apêndice II – Representação de Cores em Imagens Digitais

A representação de uma cor pode ser feita de acordo com diversos sistemas, que são escolhidos de maneira a atender às peculiaridades de cada aplicação. Representar cores em um determinado sistema significa reduzir o espaço espectral de cor para um sistema de coordenadas de dimensão finita.

A seguir, serão apresentados alguns sistemas de cores importantes para o entendimento deste trabalho.

Sistema Padrão CIE-RGB

Em 1931, a CIE - *Commission Internationale de L'eclairage* – organização internacional responsável pela padronização nas áreas relacionadas à iluminação - criou o sistema padrão CIE-RGB. Baseado nas propriedades dos foto-receptores existentes no olho humano, sensíveis a radiações eletro-magnéticas nas frequências baixa, média e alta, o CIE-RGB define uma cor em função de três componentes primárias: vermelho (*Red*), verde (*Green*) e azul (*Blue*). A Figura 59 representa o sólido de cores do CIERGB.

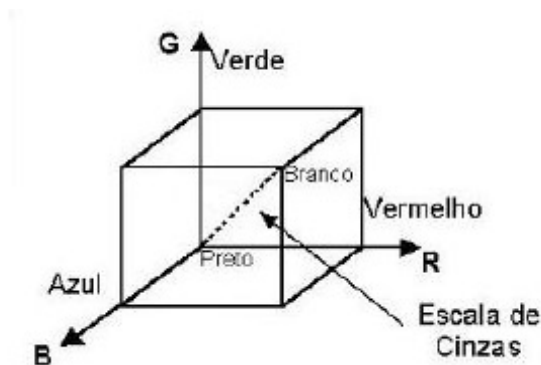


Figura 59. Sólido de cores do CIERGB

Neste sólido, valores de R (*Red*), G (*Green*) e B (*Blue*) iguais a zero compõem a cor preta, e valores máximos de R, G e B representam a cor branca. A diagonal principal do cubo corresponde à escala de cinzas (iguais quantidades de R, G e B) e as demais cores são formadas por combinações destas componentes.

Este sistema é bastante utilizado por câmeras digitais e monitores de vídeo, bem como na computação gráfica, pela sua simplicidade, facilidade de implementação e por requerer uma computação mínima. No entanto, possui algumas desvantagens e limitações, entre elas:

- Suas coordenadas não são transferíveis entre diferentes dispositivos, ou seja, os mesmos valores de R, G e B não reproduzem exatamente a mesma cor em diferentes dispositivos;
- Não é um sistema perceptivelmente linear, ou seja, a variação de uma unidade em uma coordenada corresponde a diferentes variações perceptíveis da cor, dependendo da região do cubo;
- Não é um sistema facilmente relacionado com a aparência da cor, uma vez que não se baseia em estímulos visuais;
- Nem todas as cores do espectro podem ser representadas de acordo com este sistema.

Sistema Padrão CIE – XYZ

Criado pela CIE com o objetivo de superar algumas limitações do CIE-RGB, o sistema padrão CIE-XYZ define uma cor em função de três componentes primárias virtuais: X, Y e Z, de acordo com a equação:

$$C\lambda = xX + yY + zZ$$

Onde $C\lambda$ corresponde a cor que se quer definir; x , y e z são as quantidades das primárias padrão necessárias para descrever uma cor espectral; e X, Y e Z são as componentes primárias virtuais.

Composto a partir de cores imaginárias definidas matematicamente, este sistema possui componentes sempre positivas e permite a caracterização de qualquer cor. No entanto, deve-se observar que as cores do sistema CIE-XYZ não são fisicamente realizáveis. Elas podem ser obtidas a partir das grandezas colorimétricas do CIE-RGB, através de uma mudança de base em um espaço vetorial. A Figura 60 apresenta um Diagrama de Cromaticidade do CIE. Como a utilização deste sistema padrão não constitui o foco deste trabalho, considera-se dispensável uma abordagem mais profunda desse tema.

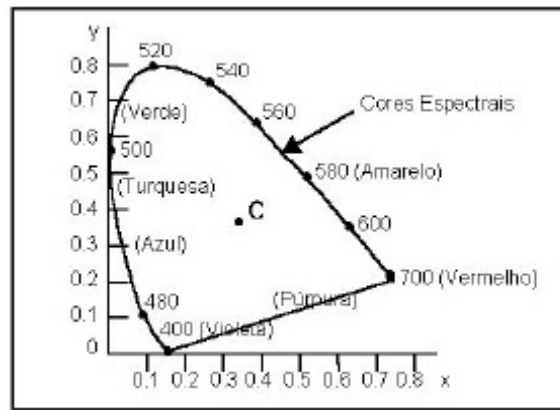


Figura 60. Diagrama de Cromaticidade do CIE

Sistema HSI

O Sistema HSI é baseado na percepção visual da cor pelo olho humano. Ele define uma cor pelas características de Matiz (do inglês, *Hue*), Saturação e Intensidade. A matiz corresponde ao comprimento de onda dominante de uma cor, a saturação está relacionada à pureza da cor (ou seja, o quanto de branco esta cor possui) e a intensidade representa a quantidade de luz presente em uma cor (ou seja, quanto mais luz, maior a intensidade). Pode ser representado graficamente de acordo com a Figura 61. No sólido de cores HSI, cortes horizontais resultam em triângulos, cujos vértices representam as cores primárias R, G e B. No centro, tem-se a combinação destas três cores em iguais proporções. De acordo com a altura em que foi feito o corte, esta combinação estará mais próxima do preto ou do branco.

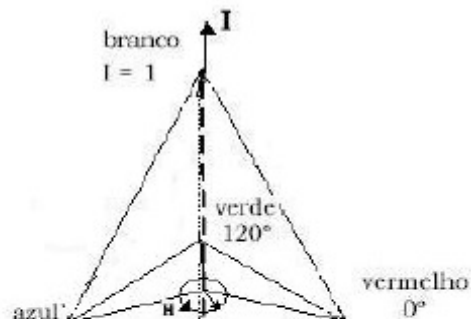


Figura 61. Sólido de Cores HSI

O sistema HSI é formado a partir do RGB, sendo apenas uma transformação matemática do mesmo, e pode ser plenamente reversível de acordo com as equações:

Isto significa dizer que as cores são as mesmas nestes dois sistemas, não havendo perdas no processo de conversão. Este é, portanto, um sistema ideal para processamento de imagens científicas coloridas usando informações de matiz, saturação e brilho da imagem.

A sua utilização é bastante comum em sistemas de visão artificial que se baseiam no modelo de percepção de cor pelo olho humano, nos quais a discriminação de uma cor é feita de acordo com os aspectos visuais que ela apresenta, como para controle da qualidade de frutas ou tintas.

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)