

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO**

Pedro Henrique Di Francia Rosso

**RECOLORAÇÃO DE IMAGENS PARA DICROMATAS  
BASEADA EM MAPAS ELÁSTICOS**

Araranguá  
2018



Pedro Henrique Di Francia Rosso

**RECOLORAÇÃO DE IMAGENS PARA DICROMATAS  
BASEADA EM MAPAS ELÁSTICOS**

Trabalho de Conclusão de Curso  
submetido à Universidade Federal  
de Santa Catarina, como parte dos  
requisitos necessários para a obten-  
ção do Grau de Bacharel em Enge-  
nharia de Computação.  
Orientador: Prof. Dr. Gustavo  
Mello Machado

Araranguá

2018

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,  
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Rosso, Pedro Henrique Di Francia  
Recoloração de imagens para dicromatas baseada em Mapas  
Elásticos / Pedro Henrique Di Francia Rosso ; orientador,  
Gustavo Mello Machado, 2018.  
84 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -  
Universidade Federal de Santa Catarina, Campus Araranguá,  
Graduação em Engenharia de Computação, Araranguá, 2018.

Inclui referências.

1. Engenharia de Computação. 2. Processamento de  
imagens. 3. Recoloração de imagens. 4. Redução de  
dimensionalidade. 5. Deficiência na Percepção de Cores. I.  
Machado, Gustavo Mello. II. Universidade Federal de Santa  
Catarina. Graduação em Engenharia de Computação. III. Título.

Pedro Henrique Di Francia Rosso

## **RECOLORAÇÃO DE IMAGENS PARA DICROMATAS BASEADA EM MAPAS ELÁSTICOS**

Este Trabalho de Conclusão de Curso foi julgado aprovado para a obtenção do Título de “Bacharel em Engenharia de Computação” e aprovado em sua forma final pela Universidade Federal de Santa Catarina.

Araranguá, 29 de novembro 2018.



---

Profa. Dra. Eliane Pozzebon  
Coordenadora

**Banca Examinadora:**

A handwritten signature in cursive script.

---

Prof. Dr. Gustavo Mello Machado

A handwritten signature in cursive script.

---

Prof. Dr. Álvaro Júnio Pereira Franco

A large, complex handwritten signature in cursive script.

---

Prof. Dr. Antonio Carlos Sobieranski



A minha família, por todo o apoio e incentivo.



## AGRADECIMENTOS

À UFSC, pelas oportunidades disponibilizadas durante a graduação. Ao professor e orientador Gustavo Mello Machado, por aceitar, incentivar e participar do desenvolvimento deste trabalho compartilhando todo seus valiosos conhecimentos no decorrer. Ao professor Alvaro Junio Pereira Franco por todo o incentivo à uma das minhas paixões, que é a programação, em todos os treinamentos e participações em maratonas oferecidos. Ao professor Ricardo Alexandre Reinaldo de Moraes, pela oportunidade de Iniciação Científica oferecida. Ao professor Anderson Luiz Fernandes Perez, pela oportunidade de estágio no Laboratório de Automação e Robótica Móvel. À minha família, meus pais Pedro Rosso e Telma Regina França Rosso, por todo apoio e incentivo, e todas discussões acerca dos mais variados assuntos relacionados ou não à faculdade, a minha irmã Talita Di Francia Rosso, por ser minha companheira sempre, ao meu irmão Pedro Augusto Di Francia Rosso, por ser meu companheiro sempre e por todas as vezes que dirigiu no caminho de volta para casa enquanto eu dormia. À todos meus amigos que sempre me ouviram e apoiaram, aos meus amigos do laboratório, que sempre testavam meu trabalho e que inúmeras vezes responderam qual número as figuras do teste de Ishihara mostravam, os quais não enxergo. E a todos os meus amigos e colegas que de alguma maneira contribuíram para a realização deste trabalho e de outros que realizei durante a faculdade.



*“Se você não se sente a altura, suba até  
ela!”*

(Sabaku no Gaara)



## RESUMO

A deficiência na percepção de cores (DPC) afeta 8% da população caucasiana masculina, causada pela falha ou ausência de células fotorreceptoras do tipo cone na retina, e proveniente de causa genética, alguma lesão no olho, ou também devido a outras doenças, como diabetes, leucemia, etc. O indivíduo com DPC tem dificuldades na percepção de cores, que variam dependendo do tipo de deficiência. Dicromatas são os indivíduos com DPC causada pela ausência de um dos tipos de fotorreceptores cone, causando dificuldades na percepção das cores. A DPC causa dificuldades na realização de tarefas que necessitam da distinção de cores, o que pode prejudicar o indivíduo tanto na vida pessoal quanto profissional. Este trabalho propõe uma técnica de recoloração de imagens para dicromatas baseada na técnica de redução de dimensionalidade Mapas Elásticos, onde o objetivo é proporcionar aos indivíduos imagens que preservam detalhes da imagem original, como contrastes entre cores, os quais, os dicromatas não percebem. A técnica foi implementada tanto para CPU como para GPU, apresentando bons tempos de execução, além de apresentar bons resultados no aspecto da preservação de contrastes após a recoloração, a técnica também se propõe a preservar o aspecto de naturalidade da imagem, escolhendo o mapeamento final que minimiza a soma total das distâncias entre a cor original e o mapeamento dela no plano de percepção dos dicromatas.

**Palavras-chave:** Processamento de Imagens, Recoloração de Imagens, Redução de Dimensionalidade, Deficiência na Percepção de Cores



## ABSTRACT

Color Vision Deficiency (CVD) affects 8% of caucasian male populations, caused by failure or absence of cone-like photoreceptor cells in the retina. CVD may be from genetic cause, some eye injury, or from other diseases such as diabetes, leukemia, etc. Individuals with CVD have difficulty in color perception, whose variation depends on the type of disability. Dichromats are individuals with CVD caused by the absence of one of the types of cone photoreceptors, causing difficulties in the perception of colors. CVD causes difficulties in performing tasks that require color distinction, which can harm the individual in both personal and professional life. This work proposes an image recoloring technique for dichromats based on the Elastic Maps dimensionality reduction technique, where the objective is to provide images that preserve details of the original image, such as color contrasts. The technique was implemented both CPU and GPU, presenting good execution times, and good results in the aspect of preservation of contrasts after recoloring, the technique also proposes to preserve the aspect of naturality of image, choosing the final mapping that minimizes the total sum of the distance between the original color and the mapping of it in the plane of dichromat perception.

**Keywords:** Image Processing, Image Recoloring, Dimensionality Reduction, Color Vision Deficiency



## LISTA DE FIGURAS

Figura 1	(a) Mapa representativo do crescimento/decrescimento da população em países da Europa (2006), (b) Simulação da percepção por Deuteranopos, (c) Percepção dos deuteranopos da recoloração proposta por este trabalho.....	24
Figura 2	Ilustração de células cones e bastonetes presentes na retina.....	29
Figura 3	Resposta espectral dos cones L, M e S.....	30
Figura 4	Resposta espectral das funções $V'(\lambda)$ e $V(\lambda)$ .....	31
Figura 5	Ilustração da distribuição dos cones na retina. Em (a) a distribuição ocorre normalmente em quem não tem deficiência de percepção de cores. Em (b) a distribuição ocorre de forma que os cones M se confundem com os cones L, dessa forma a pessoa terá dificuldade em enxergar as cores verde-vermelho, causando um tipo de daltonismo. ....	32
Figura 6	Em (a) tem-se a imagem original, em (b), (c) e (d) tem-se a simulação da percepção pelos indivíduos deuteranopos, protanopos e tritanopos, respectivamente.....	33
Figura 7	Comparação entre a imagem de referência ( <i>Nebula</i> ) a simulação da percepção dos Protanopos e os resultados obtidos por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a) ( <i>MSS</i> ), Machado e Oliveira (2010) ( <i>PCA</i> ) e por este trabalho ( <i>ElMap</i> ). .....	39
Figura 8	Representação do espaço de cores RGB (a) e do espaço de cores $L^*a^*b^*$ (b).....	42
Figura 9	Representação dos planos de percepção dos daltônicos. (a) Protanopo ( $\Theta_p = -11.48^\circ$ ). (b) Deuteranopo ( $\Theta_d = -8.11^\circ$ ). (c) Tritanopo ( $\Theta_t = 46.37^\circ$ ). ....	42
Figura 10	Representação de algumas possíveis estruturas de rede elástica a serem utilizadas, para 1, 2 e 3 dimensões.....	45
Figura 11	Representação de uma aresta e um <i>rib</i> .....	45
Figura 12	Superfície formada pela construção da membrana (à direita) a partir da rede elástica (à esquerda). ....	48
Figura 13	Diagrama do processo executado durante o algoritmo proposto. ....	49
Figura 14	(a) Apresenta a imagem de referência, em (b) tem-se o resultado da recoloração para o algoritmo I (abordagem original),	

(c) o resultado da recoloração para o algoritmo II (abordagem com pesos). (d) Representa a aproximação da rede elástica para o algoritmo I, e (e) representa a aproximação da rede elástica para o algoritmo II .....	51
Figura 15 Ilustração das projeções estudadas. Em (a) a projeção normal no triângulo, em (b) a projeção utilizando o Triângulo A', o qual esta num plano paralelo ao Triângulo A, em (c) a projeção normalizada em função da maior distância, (d), (e) e (f) apresentam uma sequência de refinamento como exemplo, onde os nós azuis são a interpolação atual, o nó verde é o nó mais próximo do ponto avaliado e os pontos pretos são os nós originais.....	53
Figura 16 Representações do plano inicial dos nós da rede (em azul) e plano de percepção dos protanopos (em vermelho). ....	54
Figura 17 Em destaque, os dobramentos excessivos, as consequências desses dobramentos são abordadas no capítulo 5. ....	56
Figura 18 Comparação entre a adaptação com regularização (à esquerda) e sem regularização, para o caso de montagem dos <i>Taxons</i> buscando o mais próximo nos 100 nós (à direita).....	57
Figura 19 Comparação dos resultados obtidos para 2, 5 e 10 iterações. A primeira linha mostra a imagem de referência e os resultados obtidos para 2, 5 e 10 iterações. A segunda linha mostra a aproximação final dos nós para cada caso. A terceira linha mostra a projeção final das cores para cada caso. É possível perceber pelas projeções, que a medida que as iterações aumentam, as transições entre as cores ficam cada vez menos graduais, causando um efeito de <i>aliasing</i> na imagem.....	59
Figura 20 Em (a) a imagem original, em (b) a simulação para deuteranopia, em (c) a imagem recolorida através de um dos mapeamentos e em (d) a imagem recolorida através do outro mapeamento.....	63
Figura 21 Escala de probabilidades de existir cada um dos tipos de diferenças de contrastes, quanto mais fortes as cores, mais provável que exista a diferença de contraste. A primeira coluna (em verde) representa a perda de contrastes visíveis da imagem original para a de teste, a segunda coluna (em azul) representa a amplificação de contrastes da imagem original para a de teste, a terceira (em vermelho) representa a reversão de contraste entre as duas imagens, a quarta e última coluna, apresenta as chances de que ocorra a diferença de contraste equivalentes aos tons de cada uma das outras colunas. Por exemplo, os tons mais verme-	

lhos, verdes ou azuis representam o intervalo de 90 - 100 % de chance. ....	67
Figura 22 Da esquerda para direita: a primeira coluna mostra a imagem de referência, a segunda coluna simula a percepção do deuteranopo, a terceira (MSS) apresenta os resultados obtidos por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a), a quarta (PCA) apresenta os resultados obtidos por Machado e Oliveira (2010), e a quinta e última coluna (ElMap) apresenta os resultados obtidos através da técnica proposta. As linhas DRIM representam o resultado obtido através da métrica proposta por Aydin et al. (2008). Segundo a métrica, os tons de verde representam a perda, os de vermelho reversão e os tons de azul a amplificação de contraste. ....	68
Figura 23 Da esquerda para direita: a primeira coluna mostra a imagem de referência, a segunda coluna simula a percepção do deuteranopo, a terceira (MSS) apresenta os resultados obtidos por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a), a quarta (PCA) apresenta os resultados obtidos por Machado e Oliveira (2010), e a quinta e última coluna (ElMap) apresenta os resultados obtidos através da técnica proposta. As linhas DRIM representam o resultado obtido através da métrica proposta por Aydin et al. (2008). Segundo a métrica, os tons de verde representam a perda, os de vermelho reversão e os tons de azul a amplificação de contraste. ....	69
Figura 24 Da esquerda para direita: a primeira coluna mostra a imagem de referência, a segunda coluna simula a percepção do protanopo, a terceira (MSS) apresenta os resultados obtidos por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a), a quarta (PCA) apresenta os resultados obtidos por Machado e Oliveira (2010), e a quinta e última coluna (ElMap) apresenta os resultados obtidos através da técnica proposta. As linhas DRIM representam o resultado obtido através da métrica proposta por Aydin et al. (2008). Segundo a métrica, os tons de verde representam a perda, os de vermelho reversão e os tons de azul a amplificação de contraste. ....	70
Figura 25 Amostragem de recolorações para os casos de Tritanopia. Na Figura tem-se a imagem de referência na primeira coluna, a simulação para Tritanopia na segunda coluna, e a simulação da recoloração na última coluna, que representa a percepção pelo tritanopo da imagem re-colorida. Cada imagem também mostra os resultados DRIM para simulação da percepção da imagem origi-	

nal e para simulação da percepção da recoloração. Para ambos os casos, a recoloração mostrou uma pequena redução na diferença de contrastes..... 71

Figura 26 Em (a) tem-se o problema de concentração das cores em uma área do espaço de cores, em (b) a consequência desse problema, tons de cinza ficam pertos demais de uma das extremidades. A projeção num lado do plano faz com que todas as cores fiquem em tons muito próximos, causando confusão nos contrastes..... 72

Figura 27 Na imagem é possível perceber pela simulação de Deutanopia que os dicromatas conseguem perceber os contrastes da imagem de referência sem problemas, a técnica MSS, proposta por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a) apresenta uma recoloração que retrata os contrastes da imagem original. Já as técnicas ElMap e PCA não apresentam bons resultados de recoloração. . 73

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Incidência de DPC vermelho-verde por grupo étnico.	23
Tabela 2	Incidência de daltonismo por tipo na população caucasiana.....	34
Tabela 3	Tabela comparativa dos objetivos principais das técnicas avaliadas. MSS representa a técnica proposta por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a), PCA representa a técnica proposta por Machado e Oliveira (2010) e ELMAP representa a técnica aqui proposta.....	40
Tabela 4	Tempos de execução de algumas imagens para comparação entre os algoritmos propostos por Machado e Oliveira (2010) e Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a) .....	65



## **LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS**

AOA	<i>American Optometric Association</i>
API	<i>Application Programming Interface</i>
CEI	<i>International Commission on Illumination</i>
CPU	<i>Central Processing Unit</i>
CVD	<i>Color Vision Deficiency</i>
IDE	<i>Integrated Development Environment</i>
NEI	<i>National Eye Institute</i>
DPC	Deficiência na Percepção de Cores
GPU	<i>Graphics Processing Unit</i>
DRIM	<i>Dynamic Range Independent Image Quality</i>



## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	23
1.1	OBJETIVOS .....	25
1.1.1	Objetivo Geral .....	25
1.1.2	Objetivos Específicos .....	25
1.2	METODOLOGIA .....	26
1.3	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO .....	26
<b>2</b>	<b>DEFICIÊNCIA NA PERCEPÇÃO DE CORES ..</b>	29
2.1	VISÃO DE CORES .....	30
2.2	TIPOS DE DPC .....	32
<b>3</b>	<b>SIMULAÇÃO E RECOLORAÇÃO.....</b>	35
3.1	SIMULAÇÃO.....	35
3.2	RECOLORAÇÃO .....	36
3.2.1	Técnicas baseadas em algoritmos de otimização ..	36
3.2.2	Mapeamento de cores para escala de cinza .....	38
3.2.3	Outras técnicas .....	39
<b>4</b>	<b>TÉCNICA PROPOSTA .....</b>	41
4.1	O ESPAÇO DE CORES CIE $L^*a^*b^*$ .....	41
4.2	REDUÇÃO DIMENSIONAL .....	43
4.2.1	Mapas Elásticos .....	44
4.2.1.1	Construção e adaptação da rede elástica .....	44
4.2.1.2	Construção e projeção na membrana .....	47
4.3	ADAPTAÇÃO À RECOLORAÇÃO .....	49
4.3.1	Construção do conjunto de dados .....	50
4.3.2	Construção da rede elástica .....	50
4.3.2.1	Rede Elástica 2D .....	50
4.3.2.2	Rede Elástica 1D .....	53
4.3.3	Processo de adaptação da rede elástica .....	55
4.3.4	Definição do nó da origem .....	58
4.3.5	Verificação da Inversão de Mapeamento .....	62
4.3.6	Mapeamento e Finalização .....	64
<b>5</b>	<b>ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS ..</b>	65
5.1	ANÁLISE DO TEMPO DE EXECUÇÃO .....	65
5.2	COMPARAÇÃO COM OS OUTROS MÉTODOS .....	66
5.3	LIMITAÇÕES .....	72
<b>6</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>	75
6.1	TRABALHOS FUTUROS .....	75
	<b>REFERÊNCIAS .....</b>	77



## 1 INTRODUÇÃO

A Deficiência na Percepção de Cores (DPC), popularmente chamada de Daltonismo, é o termo atribuído a incapacidade de um indivíduo distinguir certas cores. É uma deficiência com causa predominantemente genética, devido a sua relação com a porção heteróloga do cromossomo X, fator este que também faz com que a incidência seja maior na população masculina do que na feminina, conforme Tabela 1, que representa a incidência da deficiência vermelho-verde, uma das classes mais comum de DPC. Há ainda casos raros em que a DPC pode ser adquirida em função de algum acontecimento, como por exemplo, devido a algumas doenças, como diabetes, leucemia, etc. (AOA, 2018).

Tabela 1 – Incidência de DPC vermelho-verde por grupo étnico.

Grupo étnico	Incidência da deficiência verde-vermelho (%)	
	Homens	Mulheres
Caucasiano	7.9	0.42
Asiático	4.2	0.58
Africano	2.6	0.54

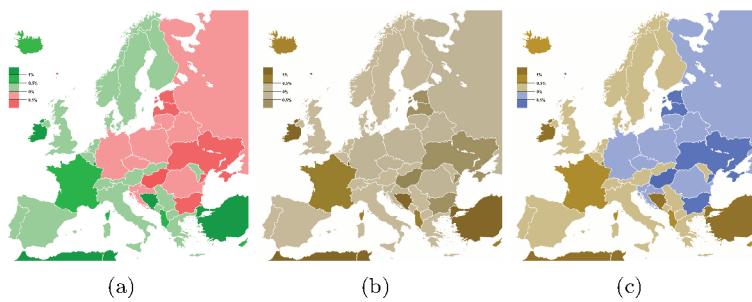
Fonte: Gegenfurtner e Sharpe (1999).

DPC está relacionada a falha ou mal funcionamento de células fotorreceptoras presentes na retina, chamadas de cones (JEFFERSON; HARVEY, 2006). Existem três tipos de cones, *L*, *M* e *S*, cada um sensível a uma região diferente do espectro luminoso. As falhas podem ser parciais ou totais (ausência). No primeiro caso, tem-se a tricromacia anômala, já no segundo, a dicromacia, ainda tem-se a monocromacia (NEI, 2015), quando há ausência de dois ou mais tipos de cones. No caso da dicromacia, foco deste trabalho, existem três tipos: *Protanopia* e *Deuteranopia*, como DPC do tipo vermelho-verde, e *Tritanopia*, como DPC do tipo amarelo-azul.

A DPC causa dificuldades na realização de tarefas que necessitam da distinção de cores, como por exemplo, análise de imagens científicas como mapas, o que pode impactar tanto na vida pessoal, como profissional de indivíduos com DPC. Na Figura 1, (a) representa a imagem original, (b) a percepção por indivíduos com DPC do tipo Deuteranopia, conforme Machado, Oliveira e Fernandes (2009), e (c) após recoloração conforme técnica proposta neste trabalho. A Figura

1 representa o índice de crescimento/decrescimento populacional nos países da Europa em 2006, para o indivíduo com percepção normal (a), todas as cores podem ser distinguidas, já para o indivíduo com DPC (b), as cores que representam entre o intervalo de  $-0.5\%$  a  $0.5\%$  são indistinguíveis. A ideia de recoloração é justamente proporcionar aos indivíduos com DPC, um meio de preservar a distinção das informações, através da troca de cores, como representado na imagem (c) da Figura 1, onde o indivíduo com Deuteranopia pode distinguir as informações que antes eram indistinguíveis.

Figura 1 (a) Mapa representativo do crescimento/decrescimento da população em países da Europa (2006), (b) Simulação da percepção por Deuteranopos, (c) Percepção dos deuteranopos da recoloração proposta por este trabalho.



Fonte: a) COMMONS (2018).

Na área de recoloração, algumas técnicas também podem ser citadas, como a proposta por Rasche, Geist e Westall (2005), que propõe a reprodução de imagens para daltônicos com monocromacia e dicromacia preservando detalhes, a técnica de recoloração proposta por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a), cujo intuito é preservar a naturalidade da imagem e a técnica proposta por Machado e Oliveira (2010), que propõe uma técnica de recoloração em tempo real.

As cores em imagens digitais estão representadas em espaços de cores, um dos mais comuns é o *RGB*, que é uma combinação de influências das cores azul, vermelho e verde, formando um espaço tridimensional<sup>1</sup>. No problema da dicromacia, segundo Kuhn, Oliveira

<sup>1</sup>Existem ainda outros espaços tridimensionais que representam as cores, além do RGB. Espaços como XYZ e Lab, também representam as cores, porém avaliando estímulos diferentes.

e Fernandes (2008a), a percepção dos indivíduos pode ser aproximada satisfatoriamente por um plano, dessa forma quando a recoloração é realizada, há a transição das cores de um espaço tridimensional para um espaço bidimensional, caracterizando a recoloração como um problema de redução dimensional.

O algoritmo proposto neste trabalho utiliza uma técnica de redução dimensional, chamada de Mapas Elásticos adaptando-a à recoloração de imagens para dicromatas associando coerência na recoloração e rapidez na execução, para auxílio aos indivíduos que possuem dicromacia.

## 1.1 OBJETIVOS

Esta seção apresenta os objetivos deste trabalho, separados em objetivo geral e objetivos específicos.

### 1.1.1 Objetivo Geral

Desenvolver uma técnica de recoloração de imagens que propõa rápido tempo de execução, preservação de contrastes e preservação tanto quanto possível das cores originais.

### 1.1.2 Objetivos Específicos

1. Desenvolver um algoritmo capaz de associar rápida execução com preservação de detalhes da imagem, como luminância e naturalidade.
2. Comparar eficiência de recoloração (tempo, contraste e naturalidade) entre as técnicas existentes e a proposta.
3. Melhorar desempenho computacional através da implementação do algoritmo em *Graphics Processing Unit* (GPU)<sup>2</sup>.

---

<sup>2</sup>Traduzido como: Unidade de Processamento Gráfico.

## 1.2 METODOLOGIA

Este trabalho aborda a proposta e desenvolvimento de uma técnica de recoloração de imagens para dicromatas, com a finalidade de prover uma ferramenta para adaptação de imagens para dicromacia. Para isso, o trabalho se divide em quatro etapas.

A primeira etapa consiste na revisão bibliográfica acerca do assunto, visando adquirir o embasamento necessário e dar ciência das contribuições já realizadas.

A segunda etapa é o estudo da técnica base, Mapas Elásticos, técnica de redução dimensional que sustenta a base da recoloração. O foco desta etapa é analisar os prós e contras da técnica e possíveis adaptações para o âmbito da recoloração, além do embasamento de outras técnicas que possam contribuir para o algoritmo final.

A terceira etapa consiste na adaptação da técnica de Mapas Elásticos no desenvolvimento do algoritmo de recoloração.

A quarta etapa consiste na avaliação dos resultados provenientes do algoritmo proposto na etapa anterior, bem como a comparação com os resultados do estado da arte.

## 1.3 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Esta monografia se organiza em mais cinco capítulos, os quais estão organizados da seguinte maneira:

O **Capítulo 2** aborda a deficiência na percepção das cores, trazendo o embasamento necessário para facilitar o entendimento da técnica proposta, explicando como funciona a percepção das cores, como a deficiência pode ocorrer de acordo com seu tipo e dados da situação atual do daltonismo no mundo.

O **Capítulo 3** estabelece o estado-da-arte acerca da recoloração de imagens para dicromacia, tricromacia anômala e monocromacia. Também aborda as contribuições na área da simulação da percepção dos daltônicos, que pode servir de grande ajuda na análise dos resultados.

O **Capítulo 4** descreve a técnica proposta, abordando também a teoria sobre todos os conceitos utilizados para o desenvolvimento da técnica, explorando os espaço de cores trabalhados, a técnica de redução dimensional Mapas Elásticos e demais algoritmos utilizados para aprimoramento do trabalho além das considerações sobre as diferentes ideias testadas.

O **Capítulo 5** traz uma análise e discussão dos resultados obtidos, através da aplicação da técnica em diversos cenários, comparando-a também com os resultados do estado da arte.

Por fim, o **Capítulo 6** apresenta as considerações finais, e as propostas de trabalhos futuros na área.



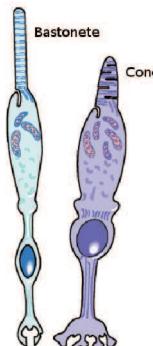
## 2 DEFICIÊNCIA NA PERCEPÇÃO DE CORES

DPC é o nome dado à deficiência na percepção das cores (CVD, do inglês *Color Vision Deficiency*), que, segundo AOA (2018) consiste na inabilidade de distinguir certos tons de cores. A maioria das pessoas com deficiência na percepção de cores podem vê-las, porém, com dificuldades em diferenciar as cores entre: tons de vermelho e verde (mais comum), e tons de azul e amarelo (menos comum).

Geralmente a deficiência é relacionada a um problema no cromossomo X, fazendo com que seja hereditária, mas também pode ocorrer devido a danos na retina, nervos óticos (JEFFERSON; HARVEY, 2006), e também devido a outras doenças, como: diabetes, leucemia, esclerose múltipla, etc (AOA, 2018).

Na retina, existem células fotorreceptoras, que podem ser cones, subdivididos em três tipos, ou bastonetes. A DPC está associada à deficiência nos cones, quando um ou mais tipos de cones apresentam falha ou mal funcionamento (JEFFERSON; HARVEY, 2006). A Figura 2 mostra uma ilustração dos fotorreceptores, abordados a seguir.

Figura 2 Ilustração de células cones e bastonetes presentes na retina



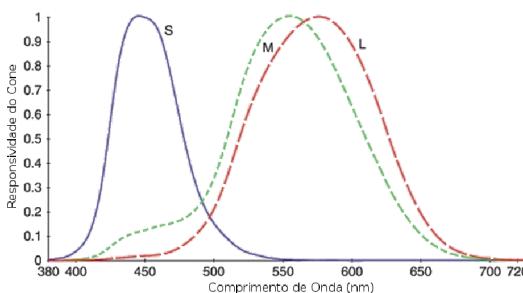
Fonte: Adaptado de Fairchild (2013)

## 2.1 VISÃO DE CORES

Bastonetes e cones são os nomes dados à duas classes de fotorreceptores da retina, nomes derivados da sua forma, conforme visto na Figura 2. Contudo, a mais importante diferença entre estes dois tipos de fotorreceptores é sua função visual, bastonetes servem a visão quando há baixa luminância (menos que  $1cd/m^2$ , por exemplo), enquanto os cones servem a altas luminâncias (FAIRCHILD, 2013). Entretanto, a transição entre os fotorreceptores é o que proporciona ao ser humano enxergar diversos níveis de luminância, por exemplo, para níveis muito altos de luminância (acima de  $100cd/m^2$ ), os bastonetes estão saturados e apenas os cones funcionam e contribuem para a visão (FAIRCHILD, 2013).

Cones se diferem substancialmente quanto a sua sensibilidade espectral. Existem três tipos de cones receptores, cada um com pico espectral diferente espaçados ao longo do espectro de visão como mostra na Figura 3. Existe ainda, apenas um tipo de bastonete receptor, com um pico espectral em aproximadamente  $510nm$  (FAIRCHILD, 2013).

Figura 3 Resposta espectral dos cones L, M e S.



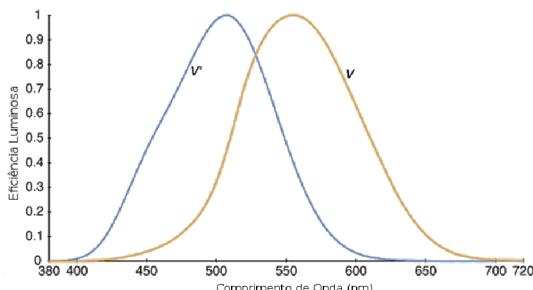
Fonte: Fairchild (2013).

Os três tipos de cones são frequentemente chamados de cones *L*, *M* e *S*, referindo-se as sensibilidades espetrais de cada um: *L* para comprimento de onda longo, *M* para médio e *S* para curto (FAIRCHILD, 2013). Estes três tipos de cones proporcionam a percepção das cores, diferentes dos bastonetes, os quais, por serem de apenas um tipo, não proporcionam tal percepção (FAIRCHILD, 2013).

A Figura 4 trás a resposta espectral para as funções  $V'(\lambda)$  e  $V(\lambda)$ , onde a primeira representa a visão chamada escotópica, que é

a visão proporcionada quando apenas os fotorreceptores do tipo bastonete estão ativos, e a segunda, representa a visão fotópica, que é a visão proporcionada quando apenas os fotorreceptores do tipo cone estão ativos (FAIRCHILD, 2013). No caso,  $V'(\lambda)$  corresponde a resposta espectral dos bastonetes, e  $V(\lambda)$  corresponde à combinação das respostas espetrais de cada tipo de cone (FAIRCHILD, 2013).

Figura 4 Resposta espectral das funções  $V'(\lambda)$  e  $V(\lambda)$ .

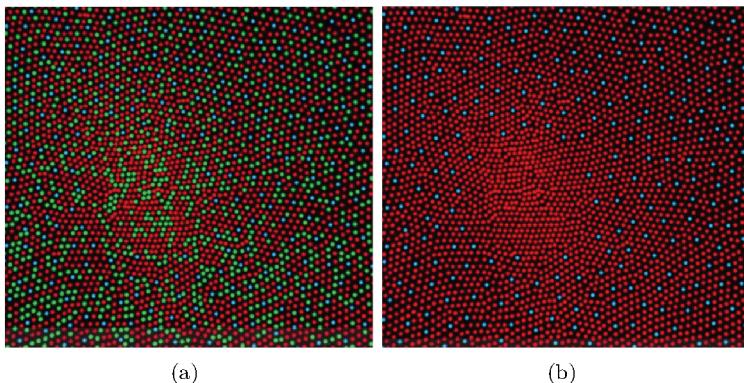


Fonte: Fairchild (2013).

Essa diferença mostra que com a visão escotópica, a sensibilidade em ondas curtas é maior. Este efeito, também chamado de deslocamento Purkinje, pode ser observado em um experimento que consiste de dois objetos, um vermelho e outro azul, quando vistos a luz do dia, parecem ter a mesma luminosidade. Já, quando vistos em baixa luminosidade, o objeto azul aparecerá com alguma luminosidade, enquanto o objeto vermelho aparecerá quase preto, já que a resposta espectral da visão escotópica é sensível a energia azul e quase não sensível à energia vermelha (FAIRCHILD, 2013).

Outra propriedade importante dos três tipos de cones é sua distribuição na retina, há mais cones do tipo  $L$ , menos cones do tipo  $M$ , e menos ainda do tipo  $S$ , o que pode ser aproximado na relação  $L : M : S$  em  $40 : 20 : 1$ , fatores esses levados em consideração no cálculo da função  $V(\lambda)$  (FAIRCHILD, 2013). A Figura 5 ilustra uma comparação entre a distribuição dos cones em quem não tem deficiência na percepção de cores, e de quem sofre com deuteranopia (tipo de daltonismo com deficiência no cone  $M$ ).

Figura 5 Ilustração da distribuição dos cones na retina. Em (a) a distribuição ocorre normalmente em quem não tem deficiência de percepção de cores. Em (b) a distribuição ocorre de forma que os cones M se confundem com os cones L, dessa forma a pessoa terá dificuldade em enxergar as cores verde-vermelho, causando um tipo de daltonismo.



Fonte: Fairchild (2013)

## 2.2 TIPOS DE DPC

Esta seção abrange a explicação dos tipos mais relevantes de DPC e como ocorrem. Basicamente, podem ser separados em três classes: deficiência Vermelho-Verde, deficiência Amarelo-Azul e deficiência completa.

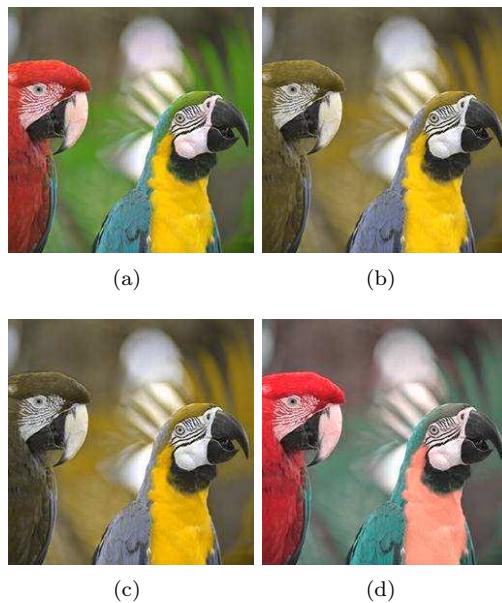
A deficiência Vermelho-Verde é a mais comum, representa o mal funcionamento ou ausência em um dos cones M e L. Para ausência de cones, existem dois tipos: ***Protanopia***, no caso dos cones L, ou ***Deuteranopia***, no caso dos cones M (NEI, 2015). Quando há mal funcionamento dos cones L ou M, tem-se as chamadas *tricromacias anômalas*, que podem ser *Protanomalia* e *Deutanomalia*, respectivamente (NEI, 2015). Essas anomalias caracterizam o tipo mais comum de DPC, conforme a Tabela 2.

A deficiência Amarelo-Azul é menos comum, e representa o mal ou nenhum funcionamento nos cones S. Existe um tipo, a ***Tritanopia***, quando a ausência ocorre nos cones S (NEI, 2015). Quando há mal funcionamento dos cones S, tem-se a *tricromacia anômala* chamada de *tritanomalia*.

Existe ainda a monocromacia, que provoca a inabilidade de distinção de cores. Existem dois tipos: ***Cone monocromacia***, que ocorre quando apenas um dos três tipos de cone existe, o que dificulta a distinção das cores, já que a mesma é feita no cérebro comparando os sinais de diferentes cones, apenas com um dos cones funcionando não é possível a comparação (NEI, 2015). E a ***Bastão monocromacia***, que é a mais severa deficiência, e acontece quando todos os cones apresentam falhas, fazendo com que a visão seja apenas em tons de preto, cinza e branco (NEI, 2015).

A Figura 6 mostra a comparação entre a percepção de uma imagem em quatro situações: a imagem original, percepção da imagem por um indivíduo com deuteranopia, por um indivíduo com protanopia e por um indivíduo com tritanopia.

Figura 6 – Em (a) tem-se a imagem original, em (b), (c) e (d) tem-se a simulação da percepção pelos indivíduos deuteranopos, protanopos e tritanopos, respectivamente.



Fonte: COMMONS (2018)

A Tabela 2 mostra a comparação da incidência dos tipos de DPC para pessoas caucasianas, grupo mais afetado pelo daltonismo e com

os dados mais completos (KUHN; OLIVEIRA; FERNANDES, 2008a). É possível perceber que a incidência é muito maior nos homens que nas mulheres e que é muito mais comum os tipos de DPC caracterizados como tricromacia anômalas, onde destaca-se a deuteranomalia, principalmente. Os casos de tritanomalia e tritanopia, bem como os casos de monocromacia representam uma parcela muito pequena dos casos de DPC, quando comparada às outras.

Tabela 2 – Incidência de daltonismo por tipo na população caucasiana.

Classificação	Incidência (%)	
	Homens	Mulheres
<b>Tricromacia Anômala</b>	<b>5.71</b>	<b>0.39</b>
Protanomalia	1.08	0.3
Deuteranomalia	4.63	0.36
Tritanomalia	0.0001	0.0001
<b>Dicromacia</b>	<b>2.28</b>	<b>0.03</b>
Protanopia	1.01	0.02
Deuteranopia	1.27	0.01
Tritanopia	0.002	0.001
<b>Monocromacia</b>	<b>0.003</b>	<b>0.00001</b>

Fonte: Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a).

Este capítulo apresentou os conceitos necessários para o entendimento do que é e como acontece a Deficiência na Percepção de Cores. O próximo capítulo abordará os trabalhos que vem sendo realizados que envolvem a DPC, tratando de duas grandes áreas, a da simulação da percepção dos indivíduos com deficiência e da recoloração de imagens para estes indivíduos.

### 3 SIMULAÇÃO E RECOLORAÇÃO

Existem várias linhas de trabalho relacionadas à DPC. As mais relacionadas com este trabalho, e que serão abordadas aqui, são as de simulação da percepção de DPC e as de recoloração de imagens para indivíduos com DPC.

Os trabalhos relacionados à simulação tem o objetivo de representar a percepção dos daltônicos, para que seja possível perceber os detalhes de cada tipo e assim, buscar uma solução para o problema. A recoloração busca uma forma de preservar informações relacionadas a distinção das cores, através da alteração delas.

Alguns trabalhos vêm sendo realizados nas duas áreas, este capítulo abordará alguns trabalhos que já foram realizados, levantando pontos necessários a se considerar na construção da técnica e mostrar os avanços feitos com cada uma.

#### 3.1 SIMULAÇÃO

No âmbito da simulação, destacam-se alguns trabalhos:

Brettel, Viénot e Mollon (1997) propõe uma técnica de simulação utilizando um espaço tridimensional expresso por três eixos ortogonais  $L$ ,  $M$  e  $S$ , que representando os estímulos de uma cor em cada uma das três classes de cones. A partir de algumas definições, a técnica divide-se em dois casos, um abordando deuteranopia e protanopia, e outro tritanopia. Em resumo, são definidos semiplanos relacionados a cada tipo de DPC, então, cada estímulo ( $L$  para protanopia,  $M$  para deutaranopia e  $S$  para tritanopia) é recalculado como uma projeção dele nos semiplanos definidos. A técnica proposta mostra um bom resultado, mas serve especificamente para casos de dicromacia, não se estendendo a casos de tricromacia anômala (BRETTTEL; VIÉNOT; MOLLON, 1997).

Já Machado, Oliveira e Fernandes (2009) propõe uma técnica extensível aos casos de tricromacia anômala. Consiste em equacionar a simulação através do deslocamento feito no pico de sensibilidade dos fotopigmentos  $L$ ,  $M$  e  $S$ , resultando em matrizes de conversão de cores da percepção normal para a percepção dos três tipos de dicromacia, matriz essa que pode ser interpolada de acordo com a severidade da deficiência, variando da mais leve tricromacia anômala para a mais severa, que pode ser associada aos casos de dicromacia. Esse equacionamento foi utilizado neste trabalho como base para a simulação das imagens

para análise e comparação com as recolorações. As matrizes utilizadas foram as de maior severidade de acordo com Machado, Oliveira e Fernandes (2009), para os casos de protanomalia, deuteranomalia e tritanomalia respectivamente:

$$M_{prot} = \begin{bmatrix} 0.152 & 1.053 & -0.205 \\ 0.115 & 0.786 & 0.099 \\ -0.004 & -0.048 & 1.052 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$M_{deut} = \begin{bmatrix} 0.367 & 0.861 & -0.228 \\ 0.280 & 0.673 & 0.047 \\ -0.012 & 0.043 & 0.969 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$M_{trit} = \begin{bmatrix} 1.256 & -0.077 & -0.179 \\ -0.078 & 0.931 & 0.148 \\ 0.005 & 0.691 & 0.304 \end{bmatrix} \quad (3)$$

Estas matrizes apresentam os valores utilizados no cálculo das cores que representam a percepção do dicromata.

Ainda outros trabalhos podem ser citados, como os propostos por Meyer e Greenberg (1988) e Yang et al. (2008).

## 3.2 RECOLORAÇÃO

Alguns trabalhos tem sido realizados no âmbito da recoloração para daltônicos. A seguir serão abordadas algumas técnicas desenvolvidas para o problema.

### 3.2.1 Técnicas baseadas em algoritmos de otimização

A seguir, serão abordadas algumas técnicas relacionadas à algoritmos de otimização.

Rasche, Geist e Westall (2005), que propõe um algoritmo para reprodução de imagens para daltônicos com dicromacia e monocromacia com a tentativa de preservação dos detalhes entre cores, pode-se entender como a tentativa de preservar a distância Euclidiana entre os *pixels*, contudo apesar dos resultados obtidos, os autores ressaltam que existem casos em que o resultado é incerto.

Huang et al. (2007) propõem um algoritmo com o objetivo de balancear preservação de detalhes e naturalidade da imagem. Mantendo matiz, saturação e luminância, os autores propõe uma rotação

no plano  $a^*b^*$  fazendo com que as informações de  $a^*$  sejam representadas em  $b^*$ , posteriormente, uma função minimiza os erros de detalhe e naturalidade, e modifica parâmetros na rotação, para encontrar o melhor balanço entre naturalidade e detalhamento. Em relação a naturalidade, o algoritmo dos autores não faz tantas modificações em cores próximas ao eixo  $b^*$ , dessa forma, tons de amarelo e azul ficam mais próximos dos tons originais, contudo em relação à tempo de execução, apesar de não haver dados sobre tempo, é possível ver que durante o processo de balanceamento, algoritmos de ordem  $O(N^2)$ , onde  $N$  é o número de cores, são utilizados para o cálculo dos erros, o que faz o algoritmo aqui proposto ser melhor.

Bao et al. (2008) propõe a utilização de mapas adaptativos para recoloração, como tentativa de otimizar um algoritmo, que também preserva naturalidade das imagens. Uma implementação deste algoritmo foi executada em um computador equipado com um Pentium (R) 4 CPU de 3 GHz e 512 MB de memória RAM. O tempo de execução foi de 0.477 s e 0.203 s para imagens de tamanho 384 por 512 *pixels* e 285 por 314 *pixels* respectivamente. O algoritmo não foi testado para GPU.

Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a) apresentam uma técnica de recoloração de imagens para dicromacia com o intuito de preservar a naturalidade da imagem utilizando um sistema massa-mola. O algoritmo é composto de três etapas, quantização da imagem, otimização do sistema massa-mola, e por último, reconstrução das cores finais a partir do sistema otimizado. A técnica possui boa base para otimização em GPU, atingindo bons tempos de execução.

Huang et al. (2009) propõe uma técnica de otimização para recoloração de imagens. De acordo com os autores, a técnica propõe a clusterização dos *pixels* (no padrão *CIE L\*a\*b\**) utilizando *Gaussian Mixture Model*, depois a realocação dos vetores de cada componente para cada tipo de deficiência e por fim, é feito um mapeamento no espaço de cores CIE *LCH*, recalculando a matiz da cor transformada. Contudo, os autores reportam que o algoritmo leva menos de 5 segundos para execução da recoloração de uma imagem de 300 por 300 *pixels* de tamanho em um Pentium (R) 4 de 3.4 GHz.

Machado e Oliveira (2010) propõem uma técnica de otimização baseada em Análise de Componentes Principais (*PCA*) com a proposta de maximizar o contraste para casos de dicromacia. Para isso, inicialmente são feitos cálculos de perda de contraste em vizinhanças utilizando uma técnica de pareamento *Gaussiana* (GRUNDLAND; DODGSON, 2007) com algumas modificações, a partir das dados calculados, é utilizada a técnica de Análise de Componentes Principais para calcular o

vetor de maior variância. Uma vez calculado, é definido o plano composto pelo vetor e o eixo  $L^*$ . Com isso as cores originais são projetadas no plano formado, posteriormente é feita a rotação do plano até o ângulo referente ao plano que o daltônico com dicromacia enxerga assim obtendo as cores recoloridas. A técnica foi implementada em *GPU* e *CPU* mostrando os melhores resultados de tempo obtidos até então.

Ainda há outros trabalhos publicados em (HUANG; WU; CHEN, 2008), (RIBEIRO; GOMES, 2013) e (HASSAN; PARAMESRAN, 2017).

### **3.2.2 Mapeamento de cores para escala de cinza**

Nem todas as técnicas de mapeamento para escala de cinza são feitas para monocromacia, mas como partilham do mesmo conjunto de cores, mapeamentos para escala de cinza em geral podem servir como apoio para indivíduos com monocromacia.

Bala e Braun (2003) propõe uma técnica de mapeamento de cores para tons de cinza. Inicialmente, as cores são organizadas de acordo com seus valores de luminância, e então são distribuídas de forma igual, ou pela distância entre as cores no espaço 3D de cores. Os autores sugerem utilizar a técnica para imagens com poucas cores e salientam que cores com luminância parecida mas matizes diferentes perdem a distinção entre si durante o mapeamento. Em (BALA; ESCHBACH, 2004), os autores propõem uma técnica de mapeamento com o intuito de preservar distâncias locais, aplicando um filtro passa-alta nos canais de crominância, o qual seu resultado é adequado a um peso em função da luminância e mapeado no canal de luminância, a técnica possui o mesmo problema da anterior.

Gooch et al. (2005) apresentam uma técnica de otimização para o mapeamento, utilizando o espaço de cores CIE  $L^*a^*b^*$ , os autores inicialmente criam uma escala de cinza para cores vizinhas, e posteriormente, realizam uma otimização para seletivamente modular a representação da escala de cinza como função da variação cromática da imagem.

Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008b) propõem o uso do sistema massa-mola para recolorir imagens em tons de cinza, produzindo bons resultados.

Alguns outros trabalhos publicados na área de mapeamento para tons de cinza podem ser encontrados em (GRUNDLAND; DODGSON, 2007), (SARAVANAN, 2010). Ressaltando que Rasche, Geist e Westall (2005) e (KUHN; OLIVEIRA; FERNANDES, 2008b), citados na subseção

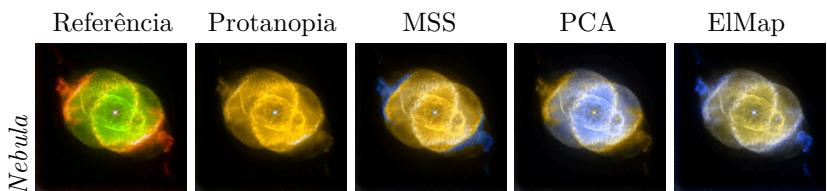
anteriro, também propuseram o uso de seu algoritmo para o mapeamento de cores para escala de cinza.

### 3.2.3 Outras técnicas

Liu et al. (2009) e Huang, Chiu e Chen (2011) propuseram técnicas de recoloração para vídeo ao invés de imagens. A primeira patenteada. Enquanto Sajadi et al. (2013) apresentaram uma técnica de detalhamento para os daltônicos através de padrões na imagem. Em lugares onde a confusão é detectada, algum tipo de padrão (ranhuras, por exemplo) é feito em uma das cores para preservar o detalhamento dessa imagem.

A técnica aqui proposta será comparada com as técnicas de Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a) e Machado e Oliveira (2010), visto que são algoritmos que se aproximam da ideia proposta neste trabalho, em virtude da redução do volume de cores para um plano de percepção definido por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a). Na Figura 7 é possível ver a comparação dos resultados das recolorações entre os algoritmos citados (MSS e PCA), e a técnica aqui proposta (*ElMap*) e na Tabela 3 é possível perceber os objetivos principais dos trabalhos avaliadas e como o trabalho aqui proposto trata de uma associação dos objetivos dos outros trabalho.

Figura 7 – Comparação entre a imagem de referência (*Nebula*) a simulação da percepção dos Protanopos e os resultados obtidos por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a) (MSS), Machado e Oliveira (2010) (PCA) e por este trabalho (*ElMap*).



Fonte: Imagens de Machado e Oliveira (2010).

Este capítulo contextualizou os trabalhos que realizados na área de simulação da percepção dos indivíduos com DPC e na área de recoloração, formulando o estado-da Arte para este trabalho através das técnicas propostas por (KUHN; OLIVEIRA; FERNANDES, 2008a) e Ma-

Tabela 3 – Tabela comparativa dos objetivos principais das técnicas avaliadas. MSS representa a técnica proposta por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a), PCA representa a técnica proposta por Machado e Oliveira (2010) e ELMAP representa a técnica aqui proposta.

Objetivos da recoloração	Técnicas		
	MSS	PCA	ELMAP
Rápido tempo de execução		X	X
Preservação da naturalidade	X		X
Preservação de contraste	X	X	X

Fonte: Autor.

chado e Oliveira (2010). O próximo capítulo descreve os conceitos que servem como base para a técnica aqui proposta, bem como o processo de desenvolvimento da técnica.

## 4 TÉCNICA PROPOSTA

Para fazer a recoloração de imagens para dicromatas, este trabalho propõe uma adaptação da técnica *Elastic Maps* (GORBAN; ZINOVYEV et al., 2001), ou Mapas Elásticos, representando as cores no espaço de CIE  $L^*a^*b^*$ , assim como foi utilizado por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a), e Machado e Oliveira (2010). As seções a seguir abordam alguns conceitos para o entendimento do problema e como a técnica pode resolvê-lo. Por fim, a última seção deste capítulo descreve o algoritmo implementado.

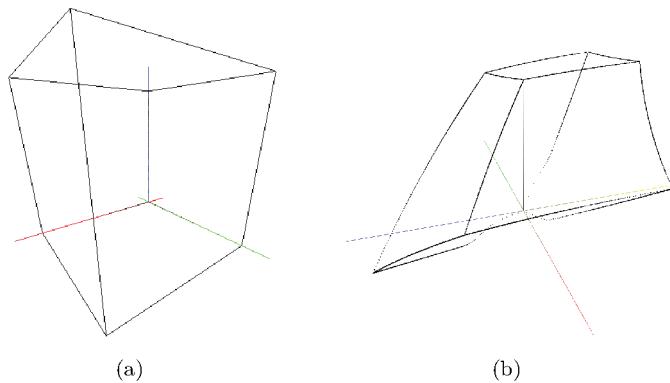
### 4.1 O ESPAÇO DE CORES CIE $L^*a^*b^*$

O espaço CIE  $L^*a^*b^*$  foi proposto em 1976, pela CIE - *International Commission on Illumination* (Comissão Internacional de Iluminação, em português), junto ao espaço de cores  $L^*u^*v^*$ , onde ambos foram criados com o intuito de prover um espaço perceptualmente uniforme. Isso significa que as distâncias Euclidianas entre duas cores nos espaços  $L^*a^*b^*$  e  $L^*u^*v^*$ , estão fortemente relacionadas com a percepção visual humana (TKALCIC; TASIC, 2003). Contudo, como as imagens utilizadas estão normalmente padronizadas no formato RGB, padrão estabelecido de acordo com Commission et al. (1999), é necessário fazer a conversão de RGB para  $L^*a^*b^*$ . Vale salientar que o processo de conversão do espaço RGB para o espaço  $L^*a^*b^*$  passa por um espaço intermediário chamado XYZ, que é independente de dispositivos, e que possui transformação para os outros espaços de cores (TKALCIC; TASIC, 2003).

Na Figura 8 é possível ver uma imagem que retrata a representação do cubo RGB no espaço de cores  $L^*a^*b^*$ , é possível perceber que o espaço de cores  $L^*a^*b^*$  abrange muito mais cores que o que pode ser representado pelo espaço RGB e consequentemente exibido em um monitor digital.

A utilização do espaço de cores  $L^*a^*b^*$  proporciona então, um conjunto de dados de três dimensões,  $L^*$  indicando o nível de luminância, que vai de 0 (para preto) a 100 (para branco),  $a^*$  no sentido negativo representa o estímulo de cor verde,  $a^*$  positivo, da cor vermelha,  $b^*$  negativo da cor azul e  $b^*$  positivo da cor amarela, sendo que os limites de  $a^*$  e  $b^*$  dependem do espaço de cores original (SCHANDA, 2007).

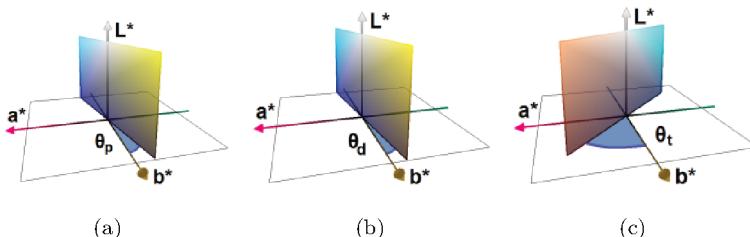
Figura 8 Representação do espaço de cores RGB (a) e do espaço de cores L\*a\*b\* (b)



Fonte: Autor

Como visto por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a), há uma aproximação nesse espaço de cores, para as cores que os dicromatas enxergam, as aproximações são conforme a Figura 9 para os três casos de dicromacia.

Figura 9 Representação dos planos de percepção dos daltônicos. (a) Protanopo ( $\Theta_p = -11.48^\circ$ ). (b) Deuteranopo ( $\Theta_d = -8.11^\circ$ ). (c) Tritanopo ( $\Theta_t = 46.37^\circ$ ).



Fonte: (MACHADO; OLIVEIRA, 2010).

O objetivo da recoloração de imagens para indivíduos com dicromacia no espaço de cor L\*a\*b\* é representar o conjunto inicial de pontos (entende-se pontos como a representação da cor de um *pixel* no

espaço CIE L\*a\*b\*) no plano de acordo com tipo de daltonismo, dentro de algumas limitações, como não sobrepor ou misturar cores diferentes no mesmo espaço do plano, além de manter suavizações e outros fatores. Assim pode-se dizer que a ideia é representar um conjunto de dados tridimensionais em dados bidimensionais, o que recorre a um problema de redução de dimensionalidade, que é abordado na seção a seguir.

## 4.2 REDUÇÃO DIMENSIONAL

Por essência, o mundo é multidimensional, na maioria das coisas, uma larga combinação de simples e existentes unidades provém a possibilidade de realizar várias tarefas diferentes. Essas soluções geralmente são mais baratas do que criar um sistema específico para uma tarefa, e também mais robusto, garantindo que a perda ou mal funcionamento de uma das variáveis não impacte todo o sistema. Fato esse que pode ser explorado, já que muitas variáveis são com frequência, parcialmente redundantes (LEE; VERLEYSEN, 2007). Essa redundância caracteriza um conjunto em que as variáveis não são totalmente independentes umas das outras, fator esse que leva a considerá-la durante a análise do conjunto, o que pode tornar a análise muito complexa. Reduzir esse conjunto para outro com pouca ou nenhuma redundância é o objetivo principal da redução dimensional, que é um dos pontos chave para análise de dados de muitas dimensões (LEE; VERLEYSEN, 2007).

Em termos analíticos, redução dimensional pode ser entendida supondo que  $X$  seja uma matriz, de dimensões  $n \times D$ , consistindo em  $n$  vetores  $X_i$  ( $i \in \{1, 2, \dots, 3\}$ ), com dimensionalidade  $D$  e que esse conjunto possui uma variedade intrínseca própria, com dimensão  $d$ , normalmente muito menor que  $D$ . O objetivo da redução dimensional é transformar  $X$ , de dimensão  $D$ , em um conjunto  $Y$  de dimensão  $d$ , onde  $d \ll D$ . (MAATEN; POSTMA; HERIK, 2009).

Geralmente, usa-se redução dimensional para mostrar conjuntos de dados com muitas dimensões de forma geometricamente visível, em uma, duas ou três dimensões, podendo ser linhas, superfícies ou volumes. É muito utilizada nas aplicações *Big Data*, onde há análise de conjunto de dados que dependem de muitas variáveis.

Existem diversas técnicas de redução dimensional, como PCA (Análise de Componentes Principais), utilizado por (MACHADO; OLIVEIRA, 2010), sistemas Massa-Mola, utilizado por (KUHN; OLIVEIRA; FERNANDES, 2008a), entre vários outros. Contudo, neste trabalho,

optou-se por investigar a utilização da técnica de Mapas Elásticos, que é abordada na subseção a seguir.

#### 4.2.1 Mapas Elásticos

*Elastic Maps* é uma técnica de redução de dimensionalidade baseada em uma membrana que se adapta ao conjunto de dados, que no caso deste trabalho são as cores de uma imagem. A técnica foi proposta por (GORBAN; ZINOVYEV et al., 2001) como método para analisar dados nas áreas de genética, economia e sociologia, e abordado em outras áreas em (GORBAN; ZINOVYEV; WUNSCH, 2003), (GORBAN; ZINOVYEV, 2008) e (GORBAN; ZINOVYEV, 2010).

A técnica consiste em dois passos: construção e adaptação de uma rede elástica de nodos, e a construção e projeção na membrana (GORBAN; ZINOVYEV et al., 2001). As subseções a seguir discutem os dois passos.

##### 4.2.1.1 Construção e adaptação da rede elástica

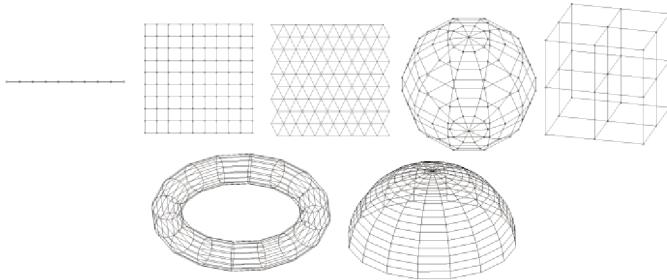
Uma rede elástica é definida como um grafo não-orientado e conexo,  $G(Y, E)$ , onde  $Y = \{y^{(i)}, i = 1, \dots, p\}$  representa a coleção de nodos do grafo e  $E = \{E^{(i)}, i = 1, \dots, s\}$  representa a coleção de arestas que conectam dois nodos. Ainda assim, combinando as arestas incidentes, obtém-se  $R^{(i)} = \{E^{(n)}, E^{(m)}\}$ , que juntos denotados por  $R = \{R^{(i)}, i = 1, \dots, r\}$  definem a coleção de *ribs* (GORBAN; ZINOVYEV et al., 2001).

A dimensão escolhida pode ser uni, bi ou tridimensional, onde cada uma é representada por um tipo de membrana, para uma dimensão tem-se uma linha, para duas, têm-se uma superfície, e para três, um volume (esfera, cubo, etc). A Figura 10 mostra possíveis estruturas a serem escolhidas para a rede elástica.

De acordo com Gorban, Zinovyev et al. (2001), toda aresta, possui um nó inicial  $E^{(i)}(0)$ , e um final  $E^{(i)}(1)$ , e todo *rib* possui um nó inicial  $R^{(i)}(1)$ , um final  $R^{(i)}(2)$  e um central  $R^{(i)}(0)$ . A Figura 11 mostra estrutura das arestas e *ribs*.

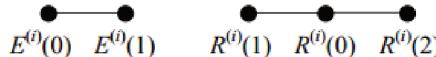
As arestas podem ser entendidas como a influência sobre o distanciamento direto entre dois nós, e os *ribs*, como a influência sobre o quanto a membrana é volátil, ou seja, no quanto ela irá se dobrar para se ajustar ao conjunto de dados. A influência é calculada através de

Figura 10 Representação de algumas possíveis estruturas de rede elástica a serem utilizadas, para 1, 2 e 3 dimensões.



Fonte: (GORBAN; ZINOVYEV et al., 2001).

Figura 11 Representação de uma aresta e um *rib*



Fonte: (ZINOVYEV, 2003).

módulos de alongamento,  $\lambda$  para arestas e dobramento  $\mu$  para *ribs*.  $\lambda$  e  $\mu$  são calculados conforme a Equação 4.

$$\lambda = \lambda_0 s^{\frac{2-d}{d}}, \mu = \mu_0 r^{\frac{2-d}{d}} \quad (4)$$

Os parâmetros iniciais  $\lambda_0$  e  $\mu_0$  são escolhidos de acordo com a aplicação, e podem mudar durante o processo de adaptação,  $s$  e  $r$  representam o número de arestas e *ribs*, respectivamente, e  $d$  representa a dimensão interna da rede elástica (ZINOVYEV, 2003).

Para realizar a adaptação da rede ao conjunto de dados, alguns passos são repetidos até uma condição de parada ser atingida, seja por uma função custo ou um número máximo de iterações.

Inicialmente, o conjunto de dados é dividido em estruturas chamadas *Taxons*, onde o  $i$ -ésimo *Taxon* representa um conjunto de dados, em que cada dado está mais próximo (através da distância euclidiana) do  $i$ -ésimo nó da rede (ZINOVYEV, 2003).

A partir dos coeficientes de alongamento e dobramento e do conjunto de *Taxons*, é possível montar uma matriz  $M$ , chamada matriz do sistema, a qual é utilizada para calcular a nova posição dos nós. A ma-

triz do sistema tem dimensões  $P \times P$ , onde  $P$  representa a quantidade total de nós da rede, ou seja, uma matriz quadrada de tamanho igual ao tamanho da rede elástica. A construção da matriz do sistema se da conforme proposto por Zinovyev (2003) nas equações abaixo:

Para a diagonal principal:

$$M_{[i][i]} = \frac{\text{size}(i - \text{taxon})}{\text{size}(\text{Conj.Dados})} \quad (5)$$

Para os demais, é calculada a influência dos *ribs*:

$$M_{N_0 N_0} \Leftarrow M_{N_0 N_0} + 4\mu_i \quad (6)$$

$$M_{N_0 N_l} \Leftarrow M_{N_0 N_l} - 2\mu_i$$

$$M_{N_l N_m} \Leftarrow M_{N_l N_m} + \mu_i$$

$$M_{N_l N_0} \Leftarrow M_{N_l N_0} - 2\mu_i$$

onde  $l$  e  $m \in [1, 2]$ .  $N_0$ ,  $N_l$  e  $N_m$  representam o nó central  $R^{(i)}(0)$  e seus vizinhos, ou seja, aqueles que compõem um *rib*.

E a influência das arestas:

$$M_{N_0 N_0} \Leftarrow M_{N_0 N_0} + \lambda_i \quad (7)$$

$$M_{N_0 N_1} \Leftarrow M_{N_0 N_1} - \lambda_i$$

$$M_{N_1 N_0} \Leftarrow M_{N_1 N_0} - \lambda_i$$

$$M_{N_1 N_1} \Leftarrow M_{N_1 N_1} + \lambda_i$$

onde  $N_0$  e  $N_1$  representam o nó inicial e o final de uma aresta respectivamente.

Além da matriz do sistema, é construído um vetor  $V$ , de tamanho  $P$  (quantidade de nós da rede elástica), no qual cada posição representa o ponto médio de todos os dados referentes ao nó, ou seja, cada posição  $i$  do vetor  $V$  é a média do conjunto representado pelo  $i$ -ésimo *Taxon*, representado pela equação 8.

$$V_i = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} \text{Taxon}_{i,j}}{N} \quad (8)$$

Em que  $N$  representa o tamanho do  $i$ -ésimo *Taxon*, e  $\text{Taxon}_{i,j}$  representa o valor  $L*$ ,  $a*$  e  $b*$  do espaço de cores em qual os dados estão dispostos, ou seja, é feito uma média para cada dimensão.

Com estas estruturas montadas, é possível escrever o sistema

linear da equação 9:

$$M \times X = V \quad (9)$$

onde  $M$  é a matriz do sistema,  $X$  é o vetor das incógnitas e  $V$  a média dos dados referentes a cada nó.

Com as novas posições determinadas através do sistema linear, o algoritmo se repete a partir do cálculo dos módulos de alongamento e dobramento se o parâmetro inicial mudar a cada iteração, ou a partir do cálculo dos *Taxons* se o parâmetro inicial não mudar.

Como já visto, o algoritmo de adaptação é finalizado através de um número máximo de iterações ou através de uma função custo. Zinovyev (2003) propõe que seja estabelecido um valor mínimo e que o algoritmo pare quando a função custo da equação 10 atingir um valor igual ou abaixo do estipulado.

$$U = MSE + U_E + U_R \quad (10)$$

onde:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^p \sum_{x^{(j)} \in Taxon_i} \| x^{(j)} - y^{(i)} \|^2 \quad (11)$$

$$U_E = \sum_{i=1}^s \lambda_i \| E^{(i)}(1) - E^{(i)}(0) \|^2 \quad (12)$$

$$U_R = \sum_{i=1}^r \mu_i \| R^{(i)}(1) + R^{(i)}(2) - 2R^{(i)}(0) \|^2 \quad (13)$$

$MSE$  representa a média do quadrado das distâncias entre um dado e seu nodo de referência,  $U_E$  a energia das arestas e  $U_R$  a energia dos *ribs*.

Vale salientar que ainda existem algumas estratégias de adaptação da rede, onde o formato pode se modificar através da adição de novos nós na rede, que não será abordada visto que não é utilizada no escopo da recoloração de imagens.

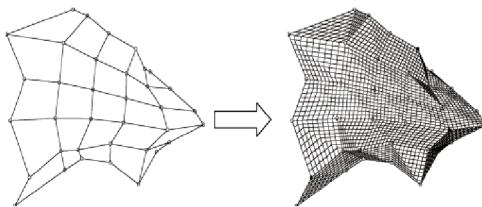
#### 4.2.1.2 Construção e projeção na membrana

Uma vez que a rede elástica já está adaptada ao conjunto de dados, é necessário realizar a construção de uma membrana através da rede para que os dados sejam projetados na rede e assim remapeados

para posterior análise. Um forma natural de construir a membrana é criar uma linha, superfície ou volume, dependendo da dimensão escolhida para a rede elástica (GORBAN; ZINOVYEV, 2008).

A Figura 12 mostra a construção da membrana de uma rede elástica bidimensional, formando uma superfície.

Figura 12 Superfície formada pela construção da membrana (à direita) a partir da rede elástica (à esquerda).



Fonte: (GORBAN; ZINOVYEV et al., 2001).

Após a construção da membrana, é feita a projeção dos dados na mesma, de acordo com o tipo de rede elástica. De acordo com Gorban, Zinovyev et al. (2001), a projeção é feita ortogonalmente, dentro de 3 casos:

- Rede elástica de uma dimensão: Projeção nas arestas em que o nó de referência é um dos extremos, se a projeção ficar fora das arestas, a projeção é então feita no nó de referência.
- Rede elástica de duas dimensões: Projeção ortogonal no(s) triângulos(s) que o nó de referência é um dos vértices, se a projeção ficar fora do triângulo, a mesma é feita no próprio nó.
- Rede elástica de três dimensões: Projeção ortogonal no(s) volume(s) em que o nó de referência faz parte, se a projeção ficar fora do volume, a mesma é feita no próprio nó.

Após a projeção, o resultado pode ser analisado remapeando as projeções para um espaço de menor dimensão em relação ao original, normalmente na dimensão da rede elástica. Desta forma, a redução dimensional é realizada.

### 4.3 ADAPTAÇÃO À RECOLORAÇÃO

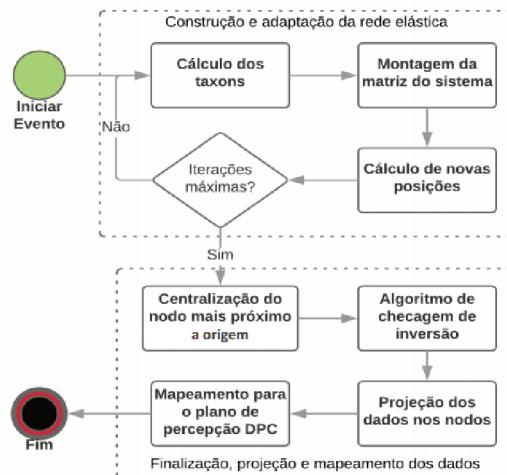
Visto que a recoloração pode ser entendida como um problema de redução dimensional e que a técnica de Mapas Elásticos é utilizada para esta finalidade, é possível fazer a adaptação da técnica de maneira que a recoloração possa ser realizada.

A estrutura básica de funcionamento do algoritmo proposto segue os seguintes passos:

1. Construção do conjunto de dados.
2. Construção e adaptação da rede elástica ao conjunto de dados.
3. Centralização do nó de origem.
4. Verificação da inversão de mapeamento.
5. Mapeamento e finalização.

No diagrama da Figura 13 é possível ver as etapas de execução do algoritmo.

Figura 13 Diagrama do processo executado durante o algoritmo proposto.



Fonte: Autor.

As subseções a seguir tratam cada um dos passos do algoritmo, abordando de forma detalhada o processo utilizado em cada um dos passos, e também traz as hipóteses levantadas durante as tentativas de correção dos problemas encontrados em algumas etapas do algoritmo, bem como os motivos de a hipótese ser ou não utilizada no algoritmo final.

### 4.3.1 Construção do conjunto de dados

Como as imagens se encontram no formato *RGB*, o primeiro passo é fazer a conversão para o espaço  $L^*a^*b^*$ . Portanto, tem-se a representação dos *pixels* da imagem como uma nuvem de pontos no espaço  $L^*a^*b^*$ .

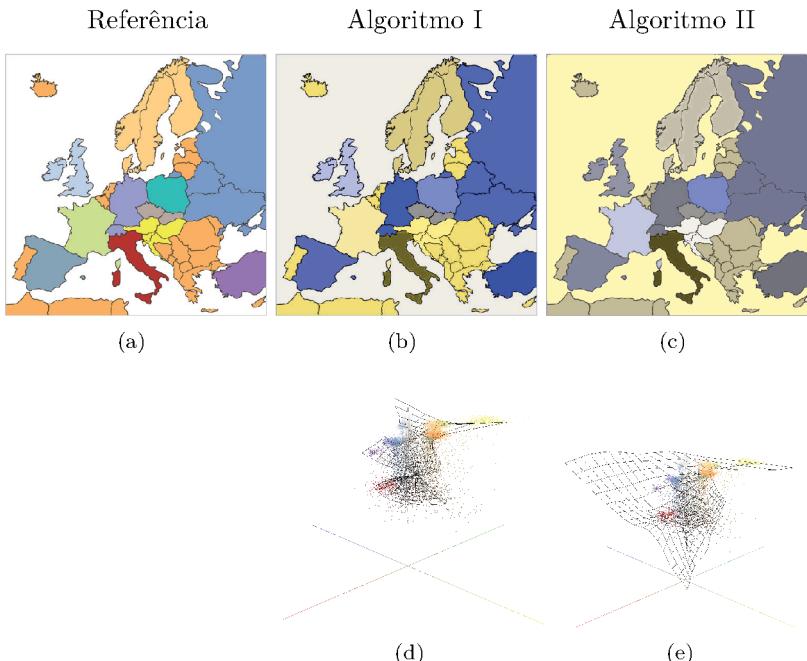
### 4.3.2 Construção da rede elástica

#### 4.3.2.1 Rede Elástica 2D

Inicialmente optou-se pela utilização de uma rede elástica de duas dimensões. Esta rede era nada mais que um *grid* quadrado de tamanho 15 x 15. Para esta rede, foram feitas duas abordagens relacionadas a adaptação da rede. A primeira foi a abordagem original como no exemplo da Figura 14 (a) onde a rede se adapta por completo. A segunda foi uma abordagem que considera uma influência maior dos nós que possuem mais pontos associados a eles quando é montada a matriz do sistema para o cálculo de novas posições, isso faz com que a rede se adapte em partes ao conjunto de dados, como mostra a Figura 14 (d).

O grande problema percebido na abordagem sem pesos, foi que como a rede se adapta por completo ao conjunto de dados, na projeção final, os pontos recoloridos não possuirão a mesma luminância que antes, o que é uma característica indesejada. Outro problema são os tons de cinza, desde o preto até o branco, não é possível garantir que continuem no mesmo tom após a projeção. Alguns problemas foram reduzidos utilizando a técnica com pesos, porém ainda assim não é possível através dela garantir a luminância e tons de cinza da imagem. Além da luminância alguns artefatos aparecem nos contornos e transições de uma cor para outra. Esses dois fatores podem ser observados na Figura 14.

Figura 14 (a) Apresenta a imagem de referência, em (b) tem-se o resultado da recoloração para o algoritmo I (abordagem original), (c) o resultado da recoloração para o algoritmo II (abordagem com pesos). (d) Representa a aproximação da rede elástica para o algoritmo I, e (e) representa a aproximação da rede elástica para o algoritmo II .



Fonte: Autor.

Outro ponto a considerar foi a projeção final dos dados na membrana formada pela rede elástica, diversas ideias foram testadas. Abaixo segue a descrição das projeções testadas seguidas pela Figura 15 que ilustra as projeções.

- Projeção ortogonal nos triângulos: A projeção proposta pelos autores, nela cada nó forma triângulos junto os nós vizinhos, cada ponto associado ao nó  $i$  é projetado ortogonalmente nos triângulos formados, se a projeção não constar dentro do triângulo, é feita em um dos lados do triângulo, a projeção escolhida é a de menor distância. Essa projeção foi **descartada** visto que várias projeções aconteciam fora dos triângulos e acabam por ser pro-

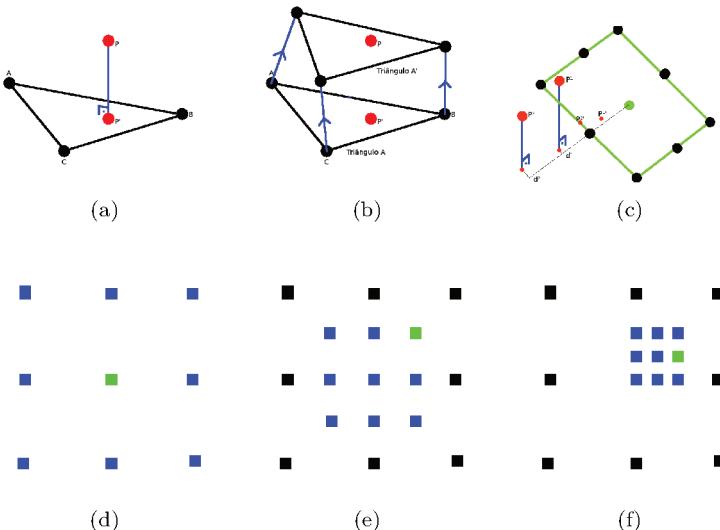
jetadas nos cantos. Este caso pode ser observado na imagem (a) da Figura 15.

- Projeção ortogonal nos triângulos formados pelos vetores normais dos nós: Cada nó possui um vetor normal calculado através da média dos vetores normais dos triângulos que o nó faz parte. Cada triângulo testado anteriormente, é recalculado, através dos vetores normais, para um plano paralelo que contenha o ponto em teste, com o triângulo e ponto no mesmo plano, a posição do ponto em relação ao triângulo era mapeada de volta para o plano do triângulo original. Essa projeção reduziu as projeções nos lados dos triângulos mas também foi ***descartada*** visto que existiam vários casos em que a projeção distanciava muito pontos que eram muito próximos. Este caso pode ser observado na imagem (b) da Figura 15.
- Projeção ortogonal normalizada: Esta projeção consiste em calcular o vetor normal de cada nó, e projetar os pontos associados ao nó no plano formado pela normal do nó, e normalizar no mapeamento pela projeção mais distante do nó. Essa projeção também foi ***descartada*** pois em alguns casos, pontos ficavam muito distantes do nó, fazendo com que os outros pontos ficassem muito próximos, e em outros casos, pontos próximos (associados a nodos diferentes) ficavam muito distantes na projeção final. Este caso pode ser observado na imagem (c) da Figura 15.
- Projeção através do refinamento: Foi a projeção de melhor resultado e a utilizada nos testes. Consiste em que cada ponto seja avaliado no nó a qual está associado e nos nós vizinhos, determina-se o mais próximo, então uma nova vizinhança é estabelecida entre o nó mais próximo e a interpolação dos outros pontos, de forma a reduzir a área de avaliação para  $1/4$  da área anterior. Em poucas iterações, já se obtém um valor de projeção para o ponto. Este caso pode ser observado nas imagens (a), (b) e (c) da Figura 15, as quais representam as etapas do refinamento.

A Figura 15 mostra uma ilustração que representa cada tipo de projeção acima explicada.

Contudo, principalmente devido aos fatores relacionados à qualidade da imagem resultante como por exemplo, a preservação da luminância, foi decidido não utilizar as redes elásticas de duas dimensões. A rede utilizada no algoritmo proposto é descrito a seguir.

Figura 15 Ilustração das projeções estudadas. Em (a) a projeção normal no triângulo, em (b) a projeção utilizando o Triângulo A', o qual esta num plano paralelo ao Triângulo A, em (c) a projeção normalizada em função da maior distância, (d), (e) e (f) apresentam uma sequência de refinamento como exemplo, onde os nós azuis são a interpolação atual, o nó verde é o nó mais próximo do ponto avaliado e os pontos pretos são os nós originais.



Fonte: Autor.

#### 4.3.2.2 Rede Elástica 1D

Optou-se então, pela utilização de uma rede elástica de uma única dimensão, ou seja, uma rede que forma uma membrana na forma de linha. Vale salientar que o objetivo ainda é fazer a projeção no plano bidimensional. Para isso, é feita a redução dimensional apenas nas dimensões  $a^*$  e  $b^*$ , mantendo fixo o valor de  $L^*$ , o que preserva a luminância da imagem original.

Existem dois fatores importantes a se considerar, a posição inicial dos nodos para adaptação, e a posição final dos nodos no mapeamento no plano de percepção dos dicromatas. Inicialmente foram testados três planos iniciais, sendo os planos perpendiculares aos planos de percepção dos dicromatas. Foi avaliado que os planos perpendiculares aos de

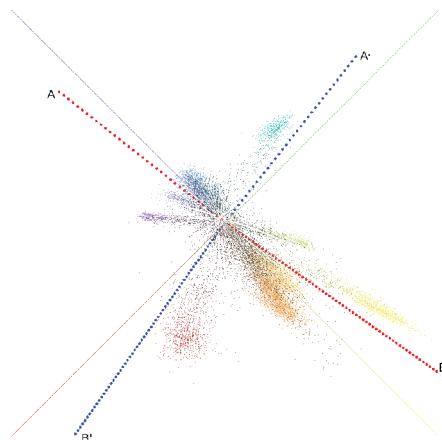
percepção dos deuteranopos e protanopos mostraram melhor resultado, visto que são planos muito próximos, e que estão na direção que engloba maior área dentro do RGB. Contudo, vale salientar que o melhor plano para o algoritmo pode ser diferente do plano escolhido, que, dentro das opções estudadas, foi o plano perpendicular ao plano de percepção dos protanopos. Os extremos do plano de percepção dos protanopos foi obtido a partir dos limites do cubo RGB mapeado no espaço  $L * a * b *$ , a partir desses limites (A e B nas equações 14 e 15), foram calculados os limites  $A'$  e  $B'$ , do plano inicial, que estão representados na Figura 16.

Extremos nas coordenadas ( $a^*$ ,  $b^*$ ):

$$A = (13.9718, -68.2341) \quad (14)$$

$$B = (-19.0544, 93.1559) \quad (15)$$

Figura 16 Representações do plano inicial dos nós da rede (em azul) e plano de percepção dos protanopos (em vermelho).



Fonte: Autor.

O mapeamento final depende do plano de percepção, conforme representado na Figura 9 e também da saturação máxima encontrada no espaço  $L * a * b *$ , dada pela maior distância Euclidiana entre as co-

ordenadas  $a^*b^*$  de um ponto e a origem  $(0,0)$ . A saturação máxima é usada para determinar os extremos A e B para o plano de percepção, através das Equações 16 e 17, onde  $\theta$  representa o ângulo do plano de projeção para cada tipo de dicromacia.

Para extremo A:

$$\begin{aligned} a^* &= -(SatMax \times \cos(\theta)) \\ b^* &= -(SatMax \times \sin(\theta)) \end{aligned} \quad (16)$$

Para extremo B:

$$\begin{aligned} a^* &= SatMax \times \cos(\theta) \\ b^* &= SatMax \times \sin(\theta) \end{aligned} \quad (17)$$

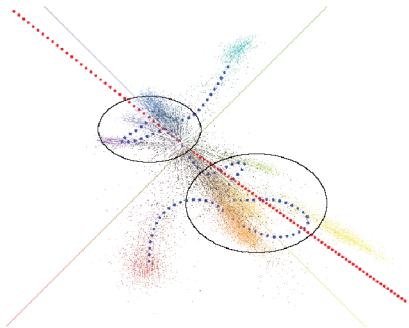
O eixo  $L^*$  não é considerado na adaptação dos nós, pois não é desejado mudar a luminância da cor. Desta forma é feita a adaptação apenas nos eixos  $a^*$  e  $b^*$  e o valor de  $L^*$  é mantido durante o mapeamento. Os limites dos nodos foram estipulados conforme limite da conversão do espaço RGB para o espaço  $L^*a^*b^*$ .

#### 4.3.3 Processo de adaptação da rede elástica

O processo de adaptação da rede segue o proposto na Seção 4.2.1.1. Contudo, algumas mudanças no processo foram feitas. O processo segue os seguintes passos durante uma iteração:

1. São montados os *Taxons*, conjunto de pontos associados a um nó. Nesta etapa, foram testadas duas hipóteses, a original, e a redução da vizinhança na análise. Na primeira, a cada iteração, um ponto (cor) verifica em todos os nós, aquele que está mais próximo, na segunda, é verificada apenas uma vizinhança próxima ao nó atualmente associado. A segunda hipótese foi construída afim de evitar dobramentos excessivos na linha, como na Figura 17. Esta última foi utilizada no algoritmo final, visto que diminui os dobramentos excessivos, além de diminuir o tempo computacional gasto.
2. Constrói-se a matriz do sistema e o vetor de pontos médios, de acordo com o que foi proposto anteriormente na Seção 4.2.1.1. Apenas os valores dos coeficientes de alongamento e dobramento são calculados de maneira diferente, de acordo com as Equações 18 e 19, respectivamente, sabendo que existe um valor inicial

Figura 17 Em destaque, os dobramentos excessivos, as consequências desses dobramentos são abordadas no capítulo 5.



Fonte: Autor.

$$m = 0.05.$$

$$\lambda = m * 10 \quad (18)$$

$$\mu = m * 100; \quad (19)$$

Em que  $m$  tem seu valor modificado a cada iteração, conforme a regra da Equação 20:

$$m_i = \frac{m_{i-1}}{3 - i * 0.04} \quad (20)$$

Desta forma os valores de alongamento e dobramento tornam a membrana menos adaptativa a cada iteração que passa, causando menos *overfitting* na adaptação a medida que as iterações vão ocorrendo. As equações 18, 19 e 20 foram desenvolvidas baseadas em testes práticos feitos durante o desenvolvimento do algoritmo, mostrando-se as melhores hipóteses de adaptação.

3. Resolve-se o sistema linear montado através do passo anterior, de acordo com o que foi descrito na Seção 4.2.1.1. A diferença é que os valores dos nós inicial e final (extremidades) não são modificados, o que faz com que durante a execução do algoritmo, os mesmos se mantenham no mesmo lugar, isso faz com que a rede não tome forma circular, o que faria que cores próximas fossem mapeadas como cores muito distantes.

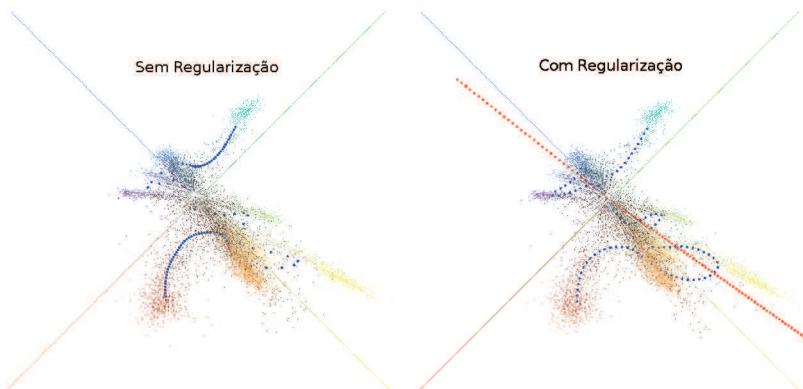
Foi construído ainda um algoritmo de regularização das distâncias dos nós, não presente no algoritmo original. Foi visto que durante a adaptação, alguns nós se distanciavam muito uns dos outros quando comparados com outros nós que se aproximavam, o que poderia causar sobreposição na projeção final, quando dois pontos com luminância próxima (valor de  $L^*$ ). Porém distantes (em relação ao eixos  $a^*b^*$ ) são projetados muito próximos uns dos outros.

Para isso, inicialmente é realizada a soma das distâncias entre os nós vizinhos, calculando o módulo do vetor entre eles pelo Teorema de Pitágoras. Então, este valor é dividido pela quantidade de nós menos um, conforme Equação 21, definindo um passo. Posteriormente, é feita uma redistribuição dos nós no caminho formado pelos vetores entre os nós vizinhos. A Figura 18 mostra a comparação entre adaptação com e sem regularização dos nós.

$$\text{Passo} = \frac{1}{P-1} \sum_{i=1}^P \| X i_{a^*}^2 + X i_{b^*}^2 \|, \quad (21)$$

onde  $P$  é a quantidade de nodos.

Figura 18 Comparação entre a adaptação com regularização (à esquerda) e sem regularização, para o caso de montagem dos *Taxons* buscando o mais próximo nos 100 nós (à direita).



Fonte: Autor.

Contudo, a regularização não mostrou bons resultados quando utilizada junto com a hipótese de montagem dos *Taxons* (item 1 desta seção). Com isso, não é utilizada no algoritmo final. Uma possibili-

dade para o não casamento entre as duas hipóteses é que durante a regularização, um nó pode se afastar demais dos pontos ao qual está associado, dessa forma, pode ocasionar mais dobramentos excessivos e assim prejudicar a transição de cores próximas, mapeando em cores mais distantes.

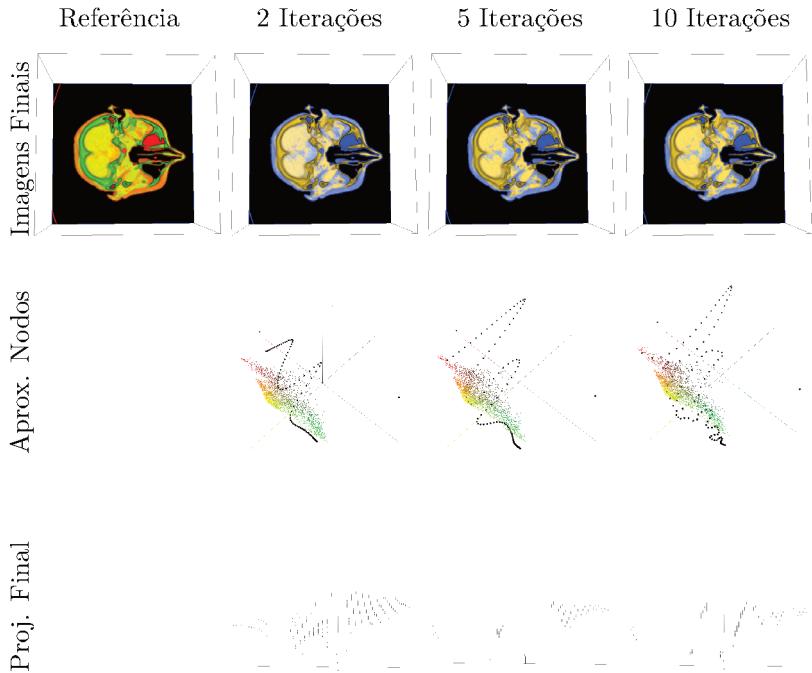
Como critério de parada foi definido um número máximo de iterações. A Figura 19 mostra os resultados obtidos para 2, 5 e 10 iterações, é possível perceber que o resultado de forma geral, não se modificou muito, visto as imagens de resultado na primeira linha da Figura 19.

É possível notar que a medida que o número de iterações aumenta, algumas transições, como as de amarelo para laranja na parte central da imagem de referência, ficam cada vez menos suaves, o que não é bom. Na segunda linha da Figura 19, é possível ver que existe uma aproximação global dos dados, em 2 iterações, e a partir deste ponto, para 5 e 10 iterações, a aproximação ocorre localmente. Isso acontece porque na primeira iteração a busca pelo nó mais próximo de cada ponto, acontece de forma geral, e a partir da segunda iteração, acontece apenas na vizinhança do último nó mais próximo, essa aproximação de forma local, quando feita diversas vezes, pode causar dobramentos excessivos, como se pode perceber para 10 iterações na segunda linha da Figura 19 o que também ocorre é o afastamento de tons muito próximos, como pode ser visto na última linha da imagem. A medida que as iterações aumentam, tons de transição entre amarelo e laranja se afastam na projeção final, causando o efeito percebido nas imagens da primeira linha da Figura 19, principalmente, quando os tons de transição ficam em lados opostos do plano, como nesse caso (laranja fica no lado de estímulo azul, e o amarelo no lado de estímulo amarelo). Como os resultados finais são bem próximos, e aumentar o número de iterações causa problemas nos tons de transição além de aumentar o tempo envolvido no algoritmo, optou-se pelo uso de 2 iterações para execução do algoritmo, uma para aproximação global dos nós, e outra para aproximação local.

#### 4.3.4 Definição do nó da origem

As cores branca e preta, são cores que as pessoas que sofrem com daltonismo enxergam como se não sofressem a anomalia. Portanto, assim como a luminância, o ideal é que essas fossem preservadas. Como a luminância não faz parte dos cálculos, as cores branca e preta ficam na coordenada  $(0, 0)$ , avaliando os eixos  $a^*$  e  $b^*$ .

Figura 19 Comparação dos resultados obtidos para 2, 5 e 10 iterações. A primeira linha mostra a imagem de referência e os resultados obtidos para 2, 5 e 10 iterações. A segunda linha mostra a aproximação final dos nós para cada caso. A terceira linha mostra a projeção final das cores para cada caso. É possível perceber pelas projeções, que a medida que as iterações aumentam, as transições entre as cores ficam cada vez menos graduais, causando um efeito de *aliasing* na imagem.



Fonte: Imagem original retirada de (MACHADO; OLIVEIRA, 2010).

Para garantir que as cores branca e preta (e também os tons de cinza) permaneçam inalteradas durante a projeção final dos pontos, foram avaliadas algumas hipóteses, descritas abaixo:

- Ponderação usando distribuição normal nas cores branco e preto: Nessa hipótese, a posição final do mapeamento para as coordenadas  $a^*$  e  $b^*$  é feita a partir da Equação 22:

$$P_{FINAL} = f(x) \times P_{DALT} + (1 - f(x)) \times P_{MAP} \quad (22)$$

$P_{FINAL}$  representa a projeção final,  $P_{DALT}$  a projeção da cor no plano de percepção, conforme proposto por Machado (2010) e visto no Capítulo 3 e  $P_{MAP}$  representa o mapeamento do nodo referente a cor no plano de percepção,  $f(x)$  é dado pela distribuição normal de média  $\mu = 0$  e desvio padrão  $\sigma = 5$ , onde o valor avaliado é a distância entre a cor original no espaço  $L * a * b*$  e o eixo  $L^*$  (coordenadas  $a^*$  e  $b^*$  iguais a 0). Desta forma, quanto menor for a distância entre as cores (mais próximo do branco (ou preto) for a cor em questão), mais perto de 1.0 será o valor de  $f(x)$ .

- Ponderação usando distribuição normal na cor simulada: Consiste na mesma ponderação acima, só que ao invés de utilizar a distância entre a cor original e as cores preto e branco, é utilizada a distância entre a cor original e a cor simulada. Quanto mais próxima a cor original for da cor simulada, maior será o peso da cor simulada, se contrário, maior será o peso do mapeamento original do algoritmo.
- *Threshold* nas cores branco e preto: Essa hipótese utiliza um valor de *threshold* para verificar como vai ser o mapeamento, que se dá conforme a condição abaixo:

$$P_{FINAL} = \begin{cases} P_{DALT}, & \text{se } dist > 0.7 \\ P_{MAP}, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

O problema visto nas ponderações, foi que para algumas cores, quando a ponderação tinha peso maior pela cor de simulação (por ficar muito próximo do plano de percepção), essa projeção se sobreponha a outras cores projetadas quando o peso maior era o do mapeamento, o que causaria confusão na hora da recoloração. Por isso optou-se por não utilizar ponderação para manter os tons de cinza.

Uma outra hipótese foi construída, em que há a centralização do nó que possui o ponto mais próximo à coordenada  $(0, 0)$ .

Nessa hipótese, para todos os pontos, é visto àquele que fica mais próximo do eixo  $L^*$ , então é guardado seu nó de referência, A partir desse nodo são criados dois mapeamentos, um no sentido de cada uma das extremidades do plano de percepção. Dessa forma, para cada mapeamento um passo é calculado e o mapeamento é feito a partir desse passo calculando a posição final de cada nó a partir do nó da origem. O cálculo do passo garante que em nenhum dos mapeamentos os limites estabelecidos serão ultrapassados.

O motivo de realizar o mapeamento nos dois sentidos (de uma extremidade a outra e vice-versa) é que as vezes a projeção do primeiro nó pode ser melhor em uma extremidade do que na outra. Este assunto é abordado com maior detalhamento no tópico a seguir.

O algoritmo 1 apresenta a implementação do algoritmo descrito anteriormente, onde  $T\_GRID$  representa o número total de nós da rede, que é 100.

---

**Algoritmo 1:** Algoritmo para Centralização

---

```

1 minDistance = MAX_FLOAT;
2 zeroNode = T_GRID / 2;
3 for i = 0:1:i < T_GRID do
4   foreach point in Taxons[i] do
5     Origem[2] = { 0.0, 0.0 };
6     localDist = euclidean_dist(point.Position, Origem);
7     if localDist < minDistance then
8       zeroNode = i;
9       minDistance = localDist;

10 sizePos = T_GRID - zeroNode;
11 sizeNeg = zeroNode;
12 a = Max_Saturation * cos(percAngle);
13 b = Max_Saturation * sin(percAngle);
14 A[2] = { -b, -a };
15 B[2] = { b, a };
16 x_step = (sizePos > sizeNeg) ? A[0] / sizePos : -B[0] /
    sizeNeg;
17 mi = A[1] / A[0];
18 for i = 0; i < T_GRID do
19   passo = (i >= zeroNode) ? (i - zeroNode) * x_step : -
      (zeroNode - i) * x_step;
20   OriMap[i] = { passo, mi * passo };
21   AOriMap[i] = { -passo, mi * (-passo) };
22 for i = 0:1:i < T_GRID do
23   foreach point in Taxons[i] do
24     point.Map_a = OriMap[i][0];
25     point.Map_b = OriMap[i][1];
26     point.AMap_a = AOriMap[i][0];
27     point.AMap_b = AOriMap[i][1];

```

---

#### 4.3.5 Verificação da Inversão de Mapeamento

Foi visto anteriormente que era de grande importância que os tons de cinza fossem mantidos, a verificação da inversão de mapeamento consiste em verificar a permanência de algumas cores (principalmente aquelas próximas ao plano de percepção) o mais próximo possível.

Dependendo do tipo de dicromacia, existem cores, como o amarelo e azul, no caso da deuteranopia e protanopia que ficam muito próximas do plano de percepção, fazendo com que sejam percebidas similarmente à visão normal de cores. O ideal é que estas cores fossem mantidas o mais próximo dessa percepção, o que traria uma sensação de naturalidade a mais para a imagem, como por exemplo, a cor do céu na Figura 20.

Como visto na subseção anterior, são feitos dois mapeamentos, um em cada sentido do plano de percepção. Para escolher o melhor foi proposto um algoritmo de verificação de qual mapeamento utilizar.

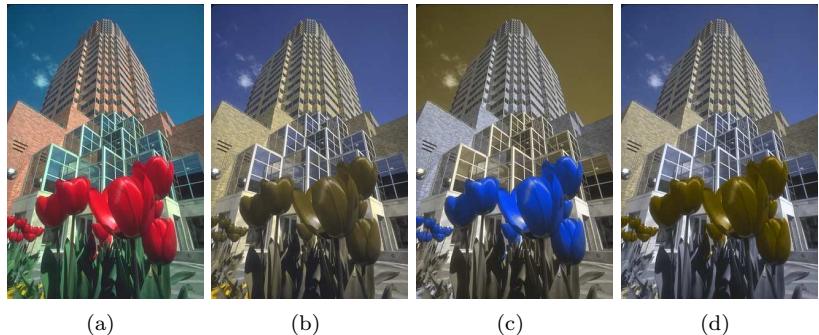
Foram consideradas duas hipóteses para fazer a verificação da inversão. Em ambas, é calculada a distância Euclidiana entre a cor no espaço  $L^*a^*b^*$  e cada uma das alternativas de mapeamento (através do nó de referência de cada cor). Essas distâncias são somadas, e o mapeamento que tiver menor valor da soma das distâncias é escolhido. A primeira hipótese utiliza um peso para cada distância, esse peso é dado conforme uma distribuição normal, que tem como parâmetro a distância entre a cor original e a cor simulada, ou seja, quando a cor se encontrar muito próxima a plano de percepção (caso do amarelo e azul para deuteranopia e protanopia) ela terá um peso maior. A segunda hipótese ignora o peso e leva em consideração a distância de todas as cores com o mesmo peso.

As duas hipóteses apresentaram os resultados esperados, contudo, a segunda hipótese é computacionalmente mais rápida, visto que o cálculo da imagem simulada para a DPC não precisa ser feito, por isso foi a escolhida.

Na Figura 20 tem-se exemplos da questão da naturalidade, com o céu amarelado em (c), menos natural, e azul em (d), mais natural, quando comparados à (a).

O algoritmo Algoritmo 2 apresenta a implementação do algo-

Figura 20 – Em (a) a imagem original, em (b) a simulação para deuteranopia, em (c) a imagem recolorida através de um dos mapeamentos e em (d) a imagem recolorida através do outro mapeamento.



Fonte: (DUBROVINA-KARNI; ROSMAN; KIMMEL, 2015).

ritmo descrito anteriormente:

---

**Algoritmo 2:** Algoritmo para verificação de Inversão

---

```

1 sumAB = 0;
2 sumBA = 0;
3 foreach iTaxon in Taxons do
4   foreach point in iTaxon do
5     ProjAlg[2] = { point.Map_a, point.Map_a };
6     ProjAlt[2] = { point.AMap_a, point.AMap_a };
7     Original[2] = { point.a, point.b };
8     distAlg = euclidean_dist(ProjAlg, Original);
9     distAlt = euclidean_dist(ProjAlt, Original);
10    sumAB += distAlg;
11    sumBA += distAlt;
12
13 if sumAB > sumBA then
14   inverter = true;

```

---

#### 4.3.6 Mapeamento e Finalização

Depois da verificação da inversão, é feito o mapeamento das cores no plano de percepção. Esse mapeamento é feito de acordo com o obtido na etapa de centralização do nodo mais próximo da origem, e é escolhido de acordo com a verificação da inversão. O mapeamento consiste nas coordenadas  $a^*$  e  $b^*$  obtidas a partir da centralização e do valor de  $L^*$  original da cor, visto que a luminância não foi alterada.

Assim como as imagens inicialmente encontram-se no espaço de cores  $RGB$ , é necessário converter o resultado obtido a partir da projeção final das cores do espaço  $L^*a^*b^*$  para  $RGB$ .

## 5 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Este capítulo se propõe a analisar e discutir os resultados obtidos através da recoloração de imagens para dicromatas utilizando a técnica proposta no Capítulo 4. Serão avaliados o tempo de execução, preservação de contrastes da imagem original e qualidade de recoloração, comparando os resultados obtidos com as técnicas propostas por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a) e Machado e Oliveira (2010). Por fim será apresentada uma seção abordando as discussões sobre as limitações da técnica aqui proposta.

### 5.1 ANÁLISE DO TEMPO DE EXECUÇÃO

A Tabela 4 mostra a comparação de tempo entre GPU e CPU entre a técnica proposta neste trabalho e as técnicas propostas por Machado e Oliveira (2010) e Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a).

Tabela 4 – Tempos de execução de algumas imagens para comparação entre os algoritmos propostos por Machado e Oliveira (2010) e Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a)

Imagen (Tamanho)	Tempo de Execução (CPU) em segundos			Tempo de Execução (GPU) em segundos		
	Mach.	Kuhn	Prop.	Mach.	Kuhn	Prop.
Flame (288x184)	0.055	1.148	0.038	0.019	0.121	0.006
Chart (500x300)	0.191	2.707	0.098	0.020	0.106	0.011
Foot (446x446)	0.252	3.743	0.146	0.021	0.307	0.013
Brain (532x523)	0.292	5.053	0.196	0.023	0.577	0.017
Knee (528x528)	0.341	5.217	0.223	0.022	0.313	0.016
Europe (596x486)	0.385	5.361	0.201	0.023	0.565	0.017
Nebula (800x800)	0.614	11.73	0.524	0.028	1.145	0.031

Fonte: Tempos de Machado e Kuhn. (MACHADO; OLIVEIRA, 2010).

Para calcular os tempos do algoritmo aqui proposto foi utilizado um computador equipado com Processador Intel (R) Core i5 4650K e placa de vídeo Nvidia (R) Geforce GTX 770. Já segundo a referência, para os outros tempos foi utilizado uma placa de vídeo Nvidia (R) Quadro FX 5800 (MACHADO; OLIVEIRA, 2010) e processador Core 2

Extreme 3.0 GHz.

As máquinas para utilizadas para testes dos algoritmos são diferentes o que não permite comparar diretamente as técnicas do estado-da-arte com a aqui proposta. Contudo, a técnica aqui proposta mostrou ótimos tempos de execução em todas as imagens de teste quando executada em CPU e GPU, assim como a técnica proposta por Machado e Oliveira (2010). Avaliando a complexidade computacional das técnicas, a proposta por Machado e Oliveira (2010) e neste trabalho, são técnicas de tempo de execução lineares ( $O(N)$  no primeiro caso e  $O(N * K)$  para o segundo, onde K é sempre 100) enquanto a proposta de Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a) apresenta um tempo de execução quadrático. Os resultados obtidos através da técnica proposta mostra que assim como a técnica de Machado e Oliveira (2010) esta também pode ser considerada como técnica de recoloração em tempo real, baseada nos tempos calculados em GPU.

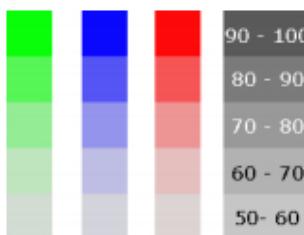
## 5.2 COMPARAÇÃO COM OS OUTROS MÉTODOS

Para analisar o contraste dos resultados obtidos, foi utilizada a métrica *Dynamic Range Independent Image Quality* (DRIM), proposta por Aydin et al. (2008). DRIM é uma técnica de avaliação de qualidade da imagem focada nas diferenças entre os contrastes percebidos entre duas imagens, sendo uma de referência e outra imagem de teste.

DRIM avalia três tipos de contrastes: **Perda de contraste visível**, que acontece quando um contraste percebido na imagem de referência não é perceptível na imagem de teste (AYDIN et al., 2008); **Amplificação do contraste invisível**, que ocorre quando contrastes que não são percebidos na imagem de referência ficam perceptíveis na imagem de teste (AYDIN et al., 2008); e **Reversão de contraste visível**, que acontece quando um contraste fica perceptível em ambas imagens, porém com polaridade reversa (AYDIN et al., 2008). A técnica trabalha com as probabilidades de acontecer cada um dos tipos de diferença de contrastes, e seguem conforme a Figura 21.

As Figuras 22, 23 e 24 apresentam a comparação dos resultados obtidos através da recoloração da técnica proposta (*ElMap*), com os resultados obtidos por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a), representado por *MSS*, e por Machado e Oliveira (2010) representado por *PCA*. Onde a comparação acontece entre o resultado DRIM para a simulação (segunda coluna das Figuras 22, 23 e 24) e o resultado DRIM para cada uma das técnicas. O intuito deste teste é ver em quais técnica

Figura 21 – Escala de probabilidades de existir cada um dos tipos de diferenças de contrastes, quanto mais fortes as cores, mais provável que exista a diferença de contraste. A primeira coluna (em verde) representa a perda de contrastes visíveis da imagem original para a de teste, a segunda coluna (em azul) representa a amplificação de contrastes da imagem original para a de teste, a terceira (em vermelho) representa a reversão de contraste entre as duas imagens, a quarta e última coluna, apresenta as chances de que ocorra a diferença de contraste equivalentes aos tons de cada uma das outras colunas. Por exemplo, os tons mais vermelhos, verdes ou azuis representam o intervalo de 90 - 100 % de chance.



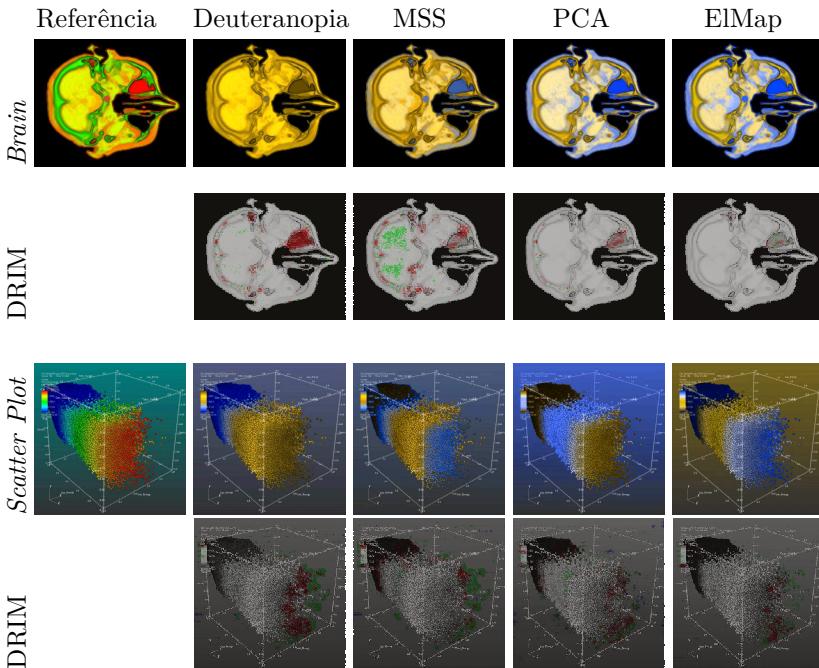
Fonte: (AYDIN et al., 2008).

há o máximo possível de redução de diferença de contrastes quando o resultado DRIM da recoloração é comparado com as diferenças de contraste percebidas no DRIM da simulação.

A Figura 22 traz a análise de duas imagens. Para *Brain*, destacam-se os índices de reversão de contraste (em vermelho), mais fortes na simulação da percepção de DPC e mais fracos em *MSS*, e quase inexistentes em *PCA* e *ElMap*. Poucos indícios de perda de contraste (em verde) são percebidos, estão mais presentes em *MSS*, pouco presentes na simulação e praticamente inexistentes em *PCA* e *ElMap*. Para *Scatter Plot*, a simulação e *MSS* apresentam alguns altos índices de perda (em verde) e reversão (em vermelho) de contrastes, menos presentes em *PCA* e *ElMap*. *PCA* ainda trás alguns pontos de ampliamento de contraste.

Em relação a Figura 23, na imagem *Tornado 1*, é possível perceber índices de perda de contraste (em verde) na simulação da DPC e em *MSS*, e praticamente inexistente em *PCA* e *ElMap*. Na imagem *Tornado 2*, é possível perceber altos índices de perda de contraste (em verde) na simulação da DPC e alto índice de reversão de contraste (em

Figura 22 – Da esquerda para direita: a primeira coluna mostra a imagem de referência, a segunda coluna simula a percepção do deuteranope, a terceira (MSS) apresenta os resultados obtidos por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a), a quarta (PCA) apresenta os resultados obtidos por Machado e Oliveira (2010), e a quinta e última coluna (*ElMap*) apresenta os resultados obtidos através da técnica proposta. As linhas DRIM representam o resultado obtido através da métrica proposta por Aydin et al. (2008). Segundo a métrica, os tons de verde representam a perda, os de vermelho reversão e os tons de azul a amplificação de contraste.

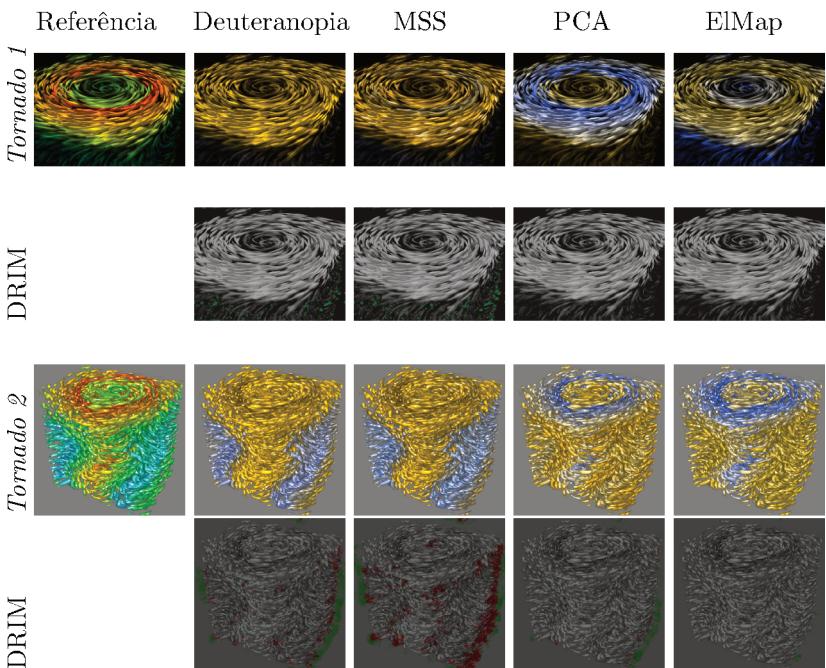


Fonte: Imagens de referência, MSS e PCA retiradas de Machado e Oliveira (2010).

vermelho) em *MSS*. É possível perceber ainda, que *ElMap* possui menos indícios de perda (em verde) de contraste em relação à *PCA*.

Para a Figura 24 têm-se duas imagens. Na primeira, *Head*, *PCA* e *ElMap* se destacam não apresentando índices relevantes de diferenças de contraste, na simulação da DPC e em *MSS*, é possível perceber indícios de perda (em verde) de contraste. Para a segunda imagem,

Figura 23 Da esquerda para direita: a primeira coluna mostra a imagem de referência, a segunda coluna simula a percepção do deuteranopo, a terceira (MSS) apresenta os resultados obtidos por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a), a quarta (PCA) apresenta os resultados obtidos por Machado e Oliveira (2010), e a quinta e última coluna (*ElMap*) apresenta os resultados obtidos através da técnica proposta. As linhas DRIM representam o resultado obtido através da métrica proposta por Aydin et al. (2008). Segundo a métrica, os tons de verde representam a perda, os de vermelho reversão e os tons de azul a amplificação de contraste.

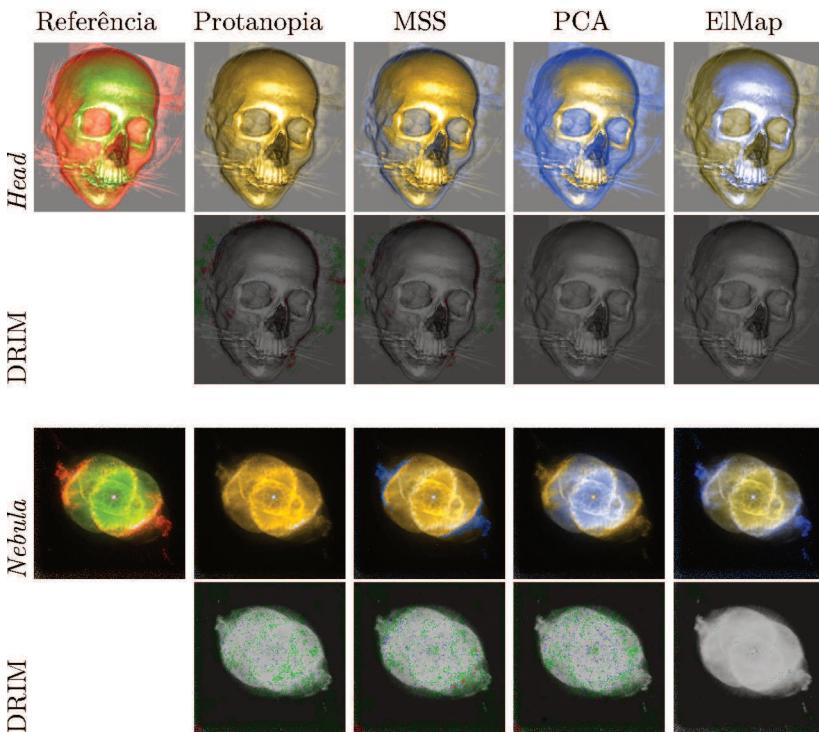


Fonte: Imagens de referência, MSS e PCA retiradas de Machado e Oliveira (2010).

*Nebula*, *ElMap* se destaca não apresentando alterações relevantes de contraste entre a imagem de referência e a imagem recolorida. As outras técnicas apresentam ao mesmo tempo, alguns índices de ampliação de contraste (em azul) e perda de contraste (em verde).

Para analisar o contraste das recolorações utilizando DRIM, foi utilizada a ferramenta disponibilizada online por (INFORMATIK, 2018).

Figura 24 Da esquerda para direita: a primeira coluna mostra a imagem de referência, a segunda coluna simula a percepção do protanope, a terceira (MSS) apresenta os resultados obtidos por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a), a quarta (PCA) apresenta os resultados obtidos por Machado e Oliveira (2010), e a quinta e última coluna (ElMap) apresenta os resultados obtidos através da técnica proposta. As linhas DRIM representam o resultado obtido através da métrica proposta por Aydin et al. (2008). Segundo a métrica, os tons de verde representam a perda, os de vermelho reversão e os tons de azul a amplificação de contraste.



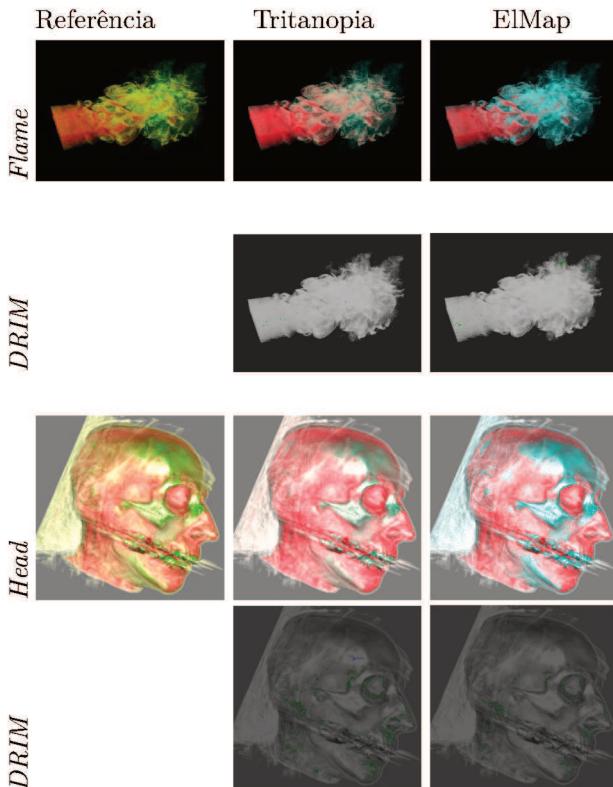
Fonte: Imagens de referência, MSS e PCA retiradas de Machado e Oliveira (2010).

Os parâmetros utilizados para o teste, foram os parâmetros padrões da ferramenta.

Por fim, na Figura 25, são apresentados alguns resultados para tritanopia. Devido a sua baixa incidência (0.001% de acordo com a

Tabela 2), muitos trabalhos não tratam a tritanopia, por isso, não é realizada nenhuma comparação com outros métodos. Contudo, os resultados DRIM das recolorações mostram certa redução na diferença de contrastes quando comparados aos resultados DRIM das simulações da percepção dos tritanopos.

Figura 25 Amostragem de recolorações para os casos de Tritanopia. Na Figura tem-se a imagem de referência na primeira coluna, a simulação para Tritanopia na segunda coluna, e a simulação da recoloração na última coluna, que representa a percepção pelo tritanopo da imagem re-colorida. Cada imagem também mostra os resultados DRIM para simulação da percepção da imagem original e para simulação da percepção da recoloração. Para ambos os casos, a recoloração mostrou uma pequena redução na diferença de contrastes.

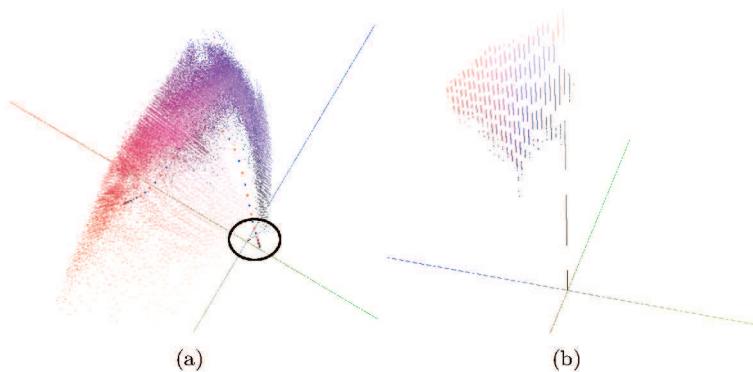


Fonte: (MACHADO; OLIVEIRA, 2010).

### 5.3 LIMITAÇÕES

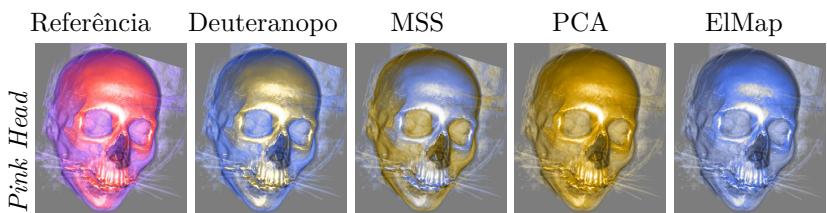
Uma das limitações percebidas, acontece quando o conjunto de cores se encontra todo em uma região específica do espaço de cores CIE  $L^*a^*b^*$ , como acontece na imagem (a) da Figura 26. Quando isso ocorre, os tons de cinza, branco e preto ficam muito próximos a um dos extremos. Isso faz com que durante a etapa de centralização dos tons de cinza, as cores todas sejam mapeadas em um dos lados do plano de percepção, como mostra a imagem (b), da Figura 26. A recoloração de uma imagem em que este fato ocorre pode ser observado na Figura 27, onde é possível ver que o indivíduo com Protanopia, como mostra a simulação, ainda assim consegue-se perceber os contrastes da imagem, e na imagem recolorida, os contrastes ficam confusos.

Figura 26 Em (a) tem-se o problema de concentração das cores em uma área do espaço de cores, em (b) a consequência desse problema, tons de cinza ficam perto demais de uma das extremidades. A projeção num lado do plano faz com que todas as cores fiquem em tons muito próximos, causando confusão nos contrastes.



Fonte: Autor.

Figura 27 – Na imagem é possível perceber pela simulação de Deutera-nopia que os dicromatas conseguem perceber os contrastes da imagem de referência sem problemas, a técnica MSS, proposta por Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a) apresenta uma recoloração que retrata os contrastes da imagem original. Já as técnicas ElMap e PCA não apresentam bons resultados de recoloração.



Fonte: (MACHADO; OLIVEIRA, 2010).



## 6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A deficiência na percepção das cores, o daltonismo, pode prejudicar diversos indivíduos, desde sua vida pessoal e também, principalmente, na vida profissional. Cerca de 8% da população caucasiana masculina sofre da deficiência sendo a maioria homens, conforme visto na Tabela 2 (KUHN; OLIVEIRA; FERNANDES, 2008a). Prover soluções para o problema de confusão que o daltonismo gera pode melhorar a qualidade de vida e qualidade profissional do indivíduo.

Este trabalho propõe uma nova técnica de recoloração de imagens para dicromacia (problema com apenas um dos cones). A técnica foi proposta para execução tanto em CPU como GPU, apresentando resultados de tempo de execução tão bons quanto os obtidos por Machado e Oliveira (2010). A técnica aqui proposta também busca manter parte da naturalidade da imagem pós-recoloração, como faz Kuhn, Oliveira e Fernandes (2008a), ponderando as distâncias entre as cores e seus possíveis mapeamentos finais, a fim de escolher o mapeamento que minimize o somatório das distâncias entre a cor original e sua projeção no plano.

A técnica proposta foi avaliada em função do tempo de execução, onde apresentou ótimos resultados e também foi avaliada a capacidade de manter contrastes originais na recoloração, onde também mostrou bons resultados.

A técnica aqui proposta se mostra eficiente para o uso para recoloração de imagens, podendo ser incorporada a sistemas já existentes.

### 6.1 TRABALHOS FUTUROS

A partir do trabalho feito, propõe-se alguns trabalhos futuros que visam otimizar o algoritmo proposto bem como avaliar outras aplicações.

1. Otimização do processo de adaptação avaliando as influências de cada nó em seus vizinhos (*ribs* maiores, por exemplo: 5 ou 7 nós), pode alterar o jeito com que a rede se adapta.
2. Avaliação da melhor posição inicial dos nó, no algoritmo proposto por Machado e Oliveira (2010). Inicialmente é buscado o plano que propõe a menor perda de contraste. Esse plano pode ser usado antes de executar o algoritmo aqui proposto, para ser

definida a posição inicial.

3. Adaptação do algoritmo proposto como técnica de mapeamento de cores para tons-de-cinza.

## REFERÊNCIAS

- AOA. **Color Vision Deficiency**. 2018. Disponível em: <<https://www.aoa.org/patients-and-public/eye-and-vision-problems-glossary-of-eye-and-vision-conditions/color-deficiency>>.
- AYDIN, T. O. et al. Dynamic range independent image quality assessment. **ACM Transactions on Graphics (TOG)**, ACM, v. 27, n. 3, p. 69, 2008.
- BALA, R.; BRAUN, K. M. Color-to-grayscale conversion to maintain discriminability. In: INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICS AND PHOTONICS. **Color Imaging IX: Processing, Hardcopy, and Applications**. [S.l.], 2003. v. 5293, p. 196–203.
- BALA, R.; ESCHBACH, R. Spatial color-to-grayscale transform preserving chrominance edge information. In: SOCIETY FOR IMAGING SCIENCE AND TECHNOLOGY. **Color and Imaging Conference**. [S.l.], 2004. v. 2004, n. 1, p. 82–86.
- BAO, J. et al. Re-coloring images for dichromats based on an improved adaptive mapping algorithm. In: IEEE. **Audio, Language and Image Processing, 2008. ICALIP 2008. International Conference on**. [S.l.], 2008. p. 152–156.
- BRETTEL, H.; VIÉNOT, F.; MOLLON, J. D. Computerized simulation of color appearance for dichromats. **JOSA A**, Optical Society of America, v. 14, n. 10, p. 2647–2655, 1997.
- COMMISSION, I. E. et al. Iec 61966-2-1, 1999. **Multimedia systems and equipment–Colour measurements and management–Part**, p. 2–1, 1999.
- COMMONS, W. **Free media repository**. Acesso em: Set. 2018. Disponível em: <<https://commons.wikimedia.org/>>.
- DUBROVINA-KARNI, A.; ROSMAN, G.; KIMMEL, R. Multi-region active contours with a single level set function. **IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence**, IEEE, n. 8, p. 1585–1601, 2015.
- FAIRCHILD, M. **Color Appearance Models**. Wiley, 2013. (The Wiley-IS&T Series in Imaging Science and Technology). ISBN

9781118653104. Disponível em:

<<https://books.google.com.br/books?id=1BT9R6FjVhIC>>.

GEGENFURTNER, K. R.; SHARPE, L. T. **Color vision: From genes to perception**. [S.l.]: Cambridge University Press Cambridge, 1999.

GOOCH, A. A. et al. Color2gray: salience-preserving color removal. **ACM Transactions on Graphics (TOG)**, ACM, v. 24, n. 3, p. 634–639, 2005.

GORBAN, A.; ZINOVYEV, A. Y. et al. Visualization of data by method of elastic maps and its applications in genomics, economics and sociology. 2001.

GORBAN, A. N.; ZINOVYEV, A. Principal manifolds and graphs in practice: from molecular biology to dynamical systems. **International journal of neural systems**, World Scientific, v. 20, n. 03, p. 219–232, 2010.

GORBAN, A. N.; ZINOVYEV, A. Y. Elastic maps and nets for approximating principal manifolds and their application to microarray data visualization. In: **Principal manifolds for data visualization and dimension reduction**. [S.l.]: Springer, 2008. p. 96–130.

GORBAN, A. N.; ZINOVYEV, A. Y.; WUNSCH, D. C. Application of the method of elastic maps in analysis of genetic texts. 2003.

GRUNDLAND, M.; DODGSON, N. A. Decolorize: Fast, contrast enhancing, color to grayscale conversion. **Pattern Recognition**, Elsevier, v. 40, n. 11, p. 2891–2896, 2007.

HASSAN, M. F.; PARAMESRAN, R. Naturalness preserving image recoloring method for people with red-green deficiency. **Signal Processing: Image Communication**, Elsevier, v. 57, p. 126–133, 2017.

HUANG, C.-R.; CHIU, K.-C.; CHEN, C.-S. Temporal color consistency-based video reproduction for dichromats. **IEEE Transactions on Multimedia**, IEEE, v. 13, n. 5, p. 950–960, 2011.

HUANG, H.-B. et al. Information preserving color transformation for protanopia and deutanopia. **IEEE Signal Processing Letters**, v. 14, n. 10, p. 711–714, 2007.

- HUANG, J.-B. et al. Image recolorization for the colorblind. In: **IEEE. Acoustics, Speech and Signal Processing, 2009. ICASSP 2009. IEEE International Conference on.** [S.l.], 2009. p. 1161–1164.
- HUANG, J.-B.; WU, S.-Y.; CHEN, C.-S. Enhancing color representation for the color vision impaired. In: **Workshop on Computer Vision Applications for the Visually Impaired.** [S.l.: s.n.], 2008.
- INFORMATIK, M.-P.-I. **Image Quality Assessment Online.** 2018. <Http://driiqm.mpi-inf.mpg.de/index.php>. Acessado em: 6 nov. 2018.
- JEFFERSON, L.; HARVEY, R. Accommodating color blind computer users. In: **Proceedings of the 8th international ACM SIGACCESS conference on Computers and accessibility - Assets '06.** New York, New York, USA: ACM Press, 2006. p. 40. ISBN 1595932909. Disponível em: <<http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=1168987.1168996>>.
- KUHN, G. R.; OLIVEIRA, M. M.; FERNANDES, L. A. An efficient naturalness-preserving image-recoloring method for dichromats. **IEEE transactions on visualization and computer graphics,** IEEE, v. 14, n. 6, p. 1747–1754, 2008.
- KUHN, G. R.; OLIVEIRA, M. M.; FERNANDES, L. A. An improved contrast enhancing approach for color-to-grayscale mappings. **The Visual Computer,** Springer, v. 24, n. 7-9, p. 505–514, 2008.
- LEE, J. A.; VERLEYSEN, M. **Nonlinear dimensionality reduction.** [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2007.
- LIU, B. et al. Efficient image and video re-coloring for colorblindness. In: **IEEE. Multimedia and Expo, 2009. ICME 2009. IEEE International Conference on.** [S.l.], 2009. p. 906–909.
- MAATEN, L. V. D.; POSTMA, E.; HERIK, J. Van den. Dimensionality reduction: a comparative. **J Mach Learn Res,** v. 10, p. 66–71, 2009.
- MACHADO, G. M. A model for simulation of color vision deficiency and a color contrast enhancement technique for dichromats. 2010.
- MACHADO, G. M.; OLIVEIRA, M. M. Real-time temporal-coherent color contrast enhancement for dichromats. In: **WILEY ONLINE**

LIBRARY. **Computer Graphics Forum.** [S.l.], 2010. v. 29, n. 3, p. 933–942.

MACHADO, G. M.; OLIVEIRA, M. M.; FERNANDES, L. A. A physiologically-based model for simulation of color vision deficiency. **IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics**, IEEE, v. 15, n. 6, p. 1291–1298, 2009.

MEYER, G. W.; GREENBERG, D. P. Color-defective vision and computer graphics displays. **IEEE Computer Graphics and Applications**, IEEE, v. 8, n. 5, p. 28–40, 1988.

NEI. **Facts About Color Blindness.** 2015. Disponível em: <[https://nei.nih.gov/health/color\\_blindness/facts\\_about](https://nei.nih.gov/health/color_blindness/facts_about)>.

RASCHE, K.; GEIST, R.; WESTALL, J. Detail preserving reproduction of color images for monochromats and dichromats. **IEEE Computer Graphics and Applications**, IEEE, v. 25, n. 3, p. 22–30, 2005.

RIBEIRO, M. G.; GOMES, A. J. A skillet-based recoloring algorithm for dichromats. In: **IEEE. e-Health Networking, Applications & Services (Healthcom), 2013 IEEE 15th International Conference on.** [S.l.], 2013. p. 702–706.

SAJADI, B. et al. Using patterns to encode color information for dichromats. **IEEE transactions on visualization and computer graphics**, IEEE, v. 19, n. 1, p. 118–129, 2013.

SARAVANAN, C. Color image to grayscale image conversion. In: **IEEE. 2010 Second International Conference on Computer Engineering and Applications.** [S.l.], 2010. p. 196–199.

SCHANDA, J. **Colorimetry: understanding the CIE system.** [S.l.]: John Wiley & Sons, 2007.

TKALCIC, M.; TASIC, J. F. **Colour spaces: perceptual, historical and applicational background.** [S.l.]: IEEE, 2003.

YANG, S. et al. Quantification and standardized description of color vision deficiency caused by anomalous trichromats-part i: Simulation and measurement. **Journal on Image and Video Processing**, Hindawi Publishing Corp., v. 2008, p. 7, 2008.

ZINOVYEV, A. Y. **Method and software for fast construction of principal manifolds approximations.** [S.l.], 2003.