



**João Miguel Rocha Soares**

Licenciatura em Ciências Biomédicas

## **Detecção de artefactos em imagens da retina**

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em  
Engenharia Biomédica

Orientador: André Damas Mora, Professor Auxiliar, FCT-UNL

Co-orientador: José Manuel Fonseca, Professor Auxiliar, FCT-UNL

Júri:

Presidente: Prof. Doutor Mário António de Basto Forjaz Secca

Arguente: Mestre Carlos André Manta de Oliveira

Vogais: Prof. Doutor André Teixeira Bento Damas Mora

Prof. Doutor José Manuel Matos Ribeiro da Fonseca



FACULDADE DE  
CIÊNCIAS E TECNOLOGIA  
UNIVERSIDADE NOVA DE LISBOA

**Janeiro 2013**



## Copyright

---

Copyright©2011 - Todos os direitos reservados. João Miguel Rocha Soares. Faculdade de Ciências e Tecnologia. Universidade Nova de Lisboa.

A Faculdade de Ciências e Tecnologia e a Universidade Nova de Lisboa têm o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicar esta dissertação através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, e de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objectivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.



## Agradecimentos

---

Durante este período de finalização do mestrado Integrado em Engenharia Biomédica, são muitas as pessoas a quem devo agradecer toda a disponibilidade e apoio dado.

Gostaria de fazer um agradecimento especial ao meu Coordenador Professor Doutor André Damas Mora, o meu muito obrigado por todo o tempo despendido e completa disponibilidade para me ajudar e encaminhar neste percurso, sempre com boa disposição. Um muito obrigado ao Professor Doutor José Manuel Fonseca por todo o apoio e companheirismo mostrado ao longo deste projecto.

Um agradecimento a todas as pessoas que me acompanharam e tornaram possível o término do meu curso, em especial à minha namorada.

Por fim gostaria de referir um agradecimento muito especial e importante para mim. Agradeço aos meus pais e irmão que me apoiaram e acreditaram em mim ao longo deste percurso académico, por terem ultrapassado comigo todas as barreiras e dificuldades que surgiam no meu caminho.



## Resumo

---

A evolução da tecnologia na área da medicina tem permitido ao ser humano aumentar a qualidade e a esperança média de vida. A visão é um dos sentidos mais importantes, uma vez que nos dá a percepção visual do mundo que nos rodeia. Ao longo dos tempos têm sido diagnosticadas várias patologias associadas à retina, sendo por isso alvo de muito interesse científico.

Nos últimos anos foram estudados vários algoritmos de detecção automática para permitir um rastreio mais uniforme e conciso das doenças retinianas. Apesar de alguns algoritmos já implementados apresentarem uma taxa de sucesso bastante elevada, os mesmos, apenas fazem um diagnóstico correcto em imagens de boa qualidade, isto é, sem nenhum artefacto na imagem. Os artefactos surgem naturalmente nas imagens da retina devido, por exemplo, ao paciente estar em contacto directo com a câmara que capta a imagem fazendo com que surjam alguns artefactos indesejáveis na imagem final.

Nesta dissertação foi estudado um método de detecção automática de artefactos nas imagens do fundo ocular. Um dos primeiros entraves no processo de criação do algoritmo para a detecção foi o facto de as imagens apresentarem uma não uniformização da luminosidade, sendo por isso estudados alguns dos processos de equalização de iluminação. O método apresentado para a detecção de artefactos baseia-se na caracterização da forma e cor dos artefactos que surgem nas imagens da retina. Para tal, foi utilizado uma imagem padrão pré-definida que irá “procurar” em toda a imagem as zonas com maiores coincidências com a imagem padrão. Devido a esta estratégia não ser condição suficiente para encontrar os artefactos, foi criado um classificador com várias características particulares dos artefactos e de seguida dá-se um processo de validação, eliminando os falsos candidatos e validando os verdadeiros artefactos.

O trabalho foi testado com um conjunto de 48 imagens recolhidas através de vários

equipamentos diferentes e apresentou uma percentagem de sucesso de 92,6% para a detecção de artefactos.

**Palavras-chave:** Retina; Artefactos; Processamento Imagem.



## Abstract

---

The technological advances in the medicine field have improved men's quality of life and increased the life mean expectancy. Vision is one of the most important human senses since it allows a visual perception of the surrounding environment. Over time, several vision pathologies have been diagnosed, being an important object of study in the scientific community.

Over the recent years, several algorithms of automatic detection of retinal pathologies have been studied, allowing a more uniform and concise screening of retinal diseases. Although some algorithms achieve a high success rate, they only make a correct diagnosis in good quality images, i.e., without any artifacts in the image. These artifacts appear naturally in retinal images, for instance, a direct contact of the patient with the camera lens can cause undesirable blurring artifacts in the final image.

In this thesis a method for automatic detection of artifacts in fundus images has been studied. One of the obstacles in the creation of the detection algorithm was the illumination and non-uniformity contrast of the fundus images, and therefore, several methods of illumination equalization were studied. The proposed method for the detection of artifacts was based on the characterization of the shape and color of the artifacts that arise in the retinal images. To this end, it was used an artifact template image that will be used in the fundus image in order to search for locations with higher coincidences with this same template image. Since this strategy was not sufficient to find all the correct artifacts, a validation classifier was generated with several unique characteristics of the artifacts to eliminate false candidates while keeping the real ones.

The proposed method was tested with a series of 48 images, taken by several different equipments, which obtained a success rate of 92.6% on artifacts detection.

**Keywords:** Retina; Artifacts; Image Processing.

# Índice

---

Copyright	i
Agradecimentos	iii
Resumo	v
Abstract	vii
Índice	ix
Índice de Figuras	xi
Índice de Tabelas	xiii
Lista de Abreviaturas	xv
Capítulo 1. Introdução	1
1.1. Olho Humano	2
1.1.1. Anatomia do Olho	2
1.1.2. Óptica do Olho	4
1.2. Patologias da Retina	6
1.2.1. Retinopatia Diabética (RD)	6
1.2.2. Drusas	7
1.2.3. Deslocamento da retina	8
1.2.4. Cataratas	9
1.3. Meios Complementares de Diagnóstico de Oftalmologia	11
1.3.1. Oftalmoscópio directo	11
1.3.2. Oftalmoscópio indirecto	12
1.3.3. Imagem da câmara de fundus	13
1.3.4. Angiografia de fluorescência	15
1.3.5. Oftalmoscópio de varrimento por laser (SLO)	16
1.4. Artefactos nas imagens da retina	18
1.5. Estrutura da Tese	20

---

Capítulo 2.	Estado da Arte	21
2.1.	Detecção e Correção de Artefactos	21
2.2.	Correção da Iluminação	23
2.3.	Localização do Disco Óptico	25
2.4.	Detecção de Patologias Retinianas	26
Capítulo 3.	Pré -Processamento	29
3.1.	Análise do Banco de Imagens	29
3.2.	Correção da Iluminação	32
3.2.1.	Normalização da Iluminação através da estimação dos <i>pixéis</i> de fundo	32
3.2.2.	Equalização do Histograma	35
3.2.3.	Equalização de Hoover & Goldbaum	36
3.3.	Detecção do Disco Óptico	37
Capítulo 4.	Método para a Localização de Artefactos	41
4.1.	Estruturação do trabalho desenvolvido	41
4.2.	Artefactos	42
4.2.1.	<i>Flares</i>	42
4.2.2.	Artefacto Central	54
Capítulo 5.	ReAD (Retinal Artefact Detection)	57
Capítulo 6.	Análise e Discussão dos Resultados	61
Capítulo 7.	Conclusão e Trabalho Futuro	65
7.1.	Conclusão do Trabalho	65
7.2.	Trabalho Futuro	66
Bibliografia		69

## Índice de Figuras

---

Figura 1.1- Anatomia da superfície do olho.....	2
Figura 1.2- Corte transversal do olho.....	3
Figura 1.3-Imagem do fundo ocular .....	4
Figura 1.4- a) Lente Côncava; b) Lente Convexa.....	5
Figura 1.5- Imagem do fundo ocular com Retinopatia Diabética.....	7
Figura 1.6- Drusas .....	8
Figura 1.7- Deslocamento da Retina.....	9
Figura 1.8- Exemplo de uma Retinografia de um paciente com Cataratas .....	10
Figura 1.9- Oftalmoscópio Directo.....	12
Figura 1.10- Princípio do Oftalmoscópio Indirecto (Crick & Khaw 2003) .....	13
Figura 1.11 a) Câmara de <i>fundus</i> ; b) Imagem do fundo ocular .....	14
Figura 1.12- Angiografia de Fluorescência (pontos mais claros representam Drusas).....	16
Figura 1.13- Esquema de funcionamento do SLO.....	17
Figura 1.14- a) SLO confocal; b) SLO indirecto;.....	18
Figura 1.15- Imagem da Retina com uma dedada; b) Retinografia com uma zona amarela devido ao mau alinhamento da câmara; c) Imagem com sujidade no sistema óptico (artefacto central) e <i>flares</i> ..	19
Figura 3.1-a) Imagem original (JPEG); b) Imagem após aplicação do filtro de média .....	30
Figura 3.2- Decomposição da imagem nos canais RGB:a) imagem RGB; b) Canal Vermelho; c) Canal Verde; d) Canal Azul .....	30
Figura 3.3-a) Imagem após Binarização; b) Definição do ROI.....	31
Figura 3.4- a) Reflexão da luz na Retina; b) Gradiente de luminosidade nas imagens da Retina .....	32
Figura 3.5- Estimativa dos <i>pixels</i> de fundo ( <i>pixels</i> a branco).....	34

Figura 3.6- a) Estimativa da Luminosidade; b) Estimativa do Contraste.....	34
Figura 3.7- Imagem com Iluminação e Contraste equalizados.....	35
Figura 3.8- Imagem resultante da Equalização do Histograma .....	36
Figura 3.9- a) Imagem Original; b) Imagem com Iluminação e Contraste normalizados .....	37
Figura 3.10- a) Resultado do AHE; b) Imagem após binarização pelo método de OTSU.....	38
Figura 3.11- Imagem com as direcções proposta para a detecção do Disco Óptico .....	39
Figura 4.1- Fluxograma do algoritmo desenvolvido.....	41
Figura 4.2- a) Imagem Original; b) Canal Vermelho; c) Canal Verde; d) Canal Azul .....	42
Figura 4.3- a) Imagem Original; b) Canal <i>Hue</i> ; c) Canal Saturação; d) Canal <i>Value</i> .....	43
Figura 4.4- a) Imagem Original; b) Canal <i>Luminância</i> ; c) Canal Cb; d) Canal Cr.....	44
Figura 4.5- Imagem Equalizada.....	45
Figura 4.6- <i>Template</i> utilizado para a localização dos <i>Flares</i> .....	47
Figura 4.7- a) Square Difference Normalizado; b) Correlação Normalizado; c) Coeficiente de Correlação Normalizado .....	48
Figura 4.8- Exemplo de um Falso Positivo .....	49
Figura 4.9-a) e b) Falsos Positivos; c) e d) Candidatos a Validar.....	50
Figura 4.10-Árvore de Decisão gerada pelo <i>software</i> CART.....	52
Figura 4.11- <i>Flares</i> Localizados.....	54
Figura 4.12- Retinografia com Artefacto Central .....	54
Figura 5.1- Layout da aplicação desenvolvida .....	57
Figura 5.2- Artefactos localizados na imagem .....	58
Figura 6.1- a) Imagem com um <i>flare</i> não localizado; b) zoom do <i>flare</i> (RGB); c) <i>flare</i> no canal de Saturação.....	62
Figura 6.2- Exemplo de uma retinografia com uma elevada opacidade .....	63

## Índice de Tabelas

---

Tabela 1.1- Classificação da Retinopatia Diabética (Nabais et al. 2011) .....	6
Tabela 1.2- Fases da Angiografia de Fluorescência (Chern & Saidel 2012).....	15
Tabela 4.1- Métodos normalizados do <i>Template Matching</i> .....	47
Tabela 4.2- Tabela com a importância das variáveis na construção da Árvore de Decisão .....	53
Tabela 6.1- Percentagem de sucesso do algoritmo proposto .....	61





## Lista de Abreviaturas

---

**AHE** - *Adaptive Histogram Equalization*;

**DM** - *Diabetes Mellitus*;

**DMRI** - *Degeneração Macular Relacionada à Idade*;

**HSV** - *Hue, Saturation, Value*;

**JPEG** - *Joint Photographic Experts Group*;

**RD** - *Retinopatia Diabética*;

**RDNP** - *Retinopatia Diabética Não Proliferativa*;

**RDP** - *Retinopatia Diabética Proliferativa*;

**ReAD** - *Retinal Artifact Detection*;

**RGB** - *Red, Green, Blue*;

**ROI** - *Região de Interesse (Region Of Interest)*;

**SLO** - *Oftalmoscópio de Varrimento a Laser (Scanning Laser Ophthalmoscope)*



## Capítulo 1. Introdução

---

Ao longo dos tempos a evolução da medicina, tem crescido de forma a facilitar o diagnóstico oftalmológico. Em oftalmologia, os exames auxiliares de diagnóstico permitem “varrer” o fundo do olho com os mais diversos tipos de luz, em busca da imagem mais nítida e pormenorizada, detectando lesões ao milésimo de milímetro.

Nos últimos anos tem havido muita investigação para complementar o diagnóstico médico. Novos métodos foram estudados para a detecção automática de certas patologias presentes na retina, desde a retinopatia diabética à degeneração macular relacionada com a idade (DMRI). Os algoritmos propostos permitiram que houvesse um rastreamento e um acompanhamento mais eficaz destas patologias.

Por vezes, as imagens do fundo ocular obtidas através da retinografia, nem sempre vêm perfeitas devido a vários factores externos, nomeadamente as bolas de luz (*flares*) ou impurezas no sistema óptico dos retinógrafos. A presença destes artefactos nas imagens pode fazer com que alguns métodos de detecção automática já existentes proporcionem um falso diagnóstico das patologias, sendo por isso descartadas essas imagens para processamento. Para evitar essa lacuna, torna-se importante marcar a localização dos artefactos.

Tendo como base estes factos é necessário continuar a investir e a investigar, no sentido de minorar os obstáculos encontrados no desenvolvimento de diagnósticos, tornando-os o mais fiáveis possível.

Assim sendo, nesta tese é apresentado um algoritmo que tem como finalidade a detecção de artefactos nas imagens da retina. Presentemente não existe nenhum trabalho publicado dentro desta temática.

## 1.1. Olho Humano

### 1.1.1. Anatomia do Olho

O olho humano é um órgão que tem como função converter a luz em sinal eléctrico. Este sinal é transmitido ao cérebro pelo nervo óptico, que o transforma em imagem, gerando assim o sentido da visão que só por si é responsável por cerca de 75% da nossa percepção (Guyton & Hall 2002).

Cada um dos dois olhos está localizado na zona orbital, ocupando cerca de um quinto do seu volume. Anatomicamente, o globo ocular está protegido por várias estruturas (Figura 1.1), sendo estas: as pálpebras superiores e inferiores que modificam as dobras na pele; as sobrancelhas, que são dobras de pele espessa coberta de pêlos; a glândula lacrimal que produz fluído lacrimal, protegendo a córnea e a conjuntiva de desidratação e, por fim, os ductos lacrimais secretores que produzem e controlam a secreção das lágrimas (N. R. Galloway et al. 2006).

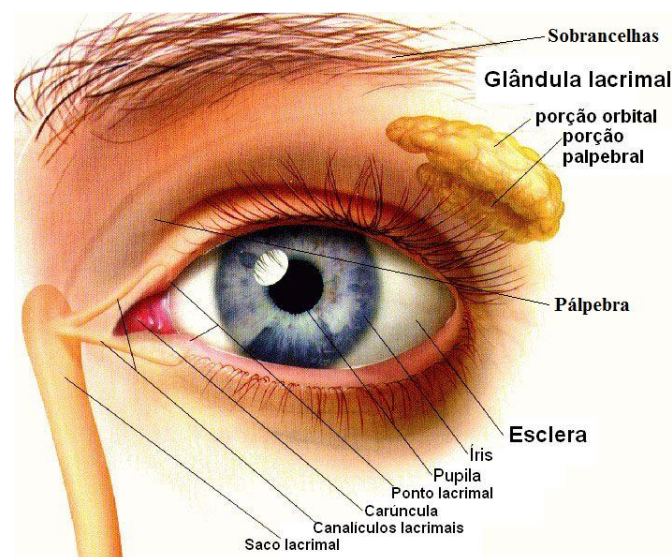


Figura 1.1- Anatomia da superfície do olho

O globo ocular é composto por três camadas principais (Figura 1.2): o revestimento fibroso exterior, a camada intermédia e a camada sensorial interior. O revestimento fibroso exterior é constituído na parte anterior pela córnea que é contínua com a esclera. A camada intermédia compreende a coróide, o corpo ciliar e a íris (Crick & Khaw 2003).

A coróide é um tecido pigmentado, vascularizado que fornece sangue para as camadas exteriores da retina. O corpo ciliar é a estrutura que produz o humor aquoso. A contracção do músculo ciliar permite ao olho focar de forma igual objectos a longa distância e objectos a curta distância. A íris é a parte mais visível e colorida do olho onde, no centro, se encontra a pupila. A pupila controla a quantidade de luz que entra no olho, e o seu tamanho é determinado pela midríase (aumento do

tamanho da pupila) e pela miose (diminuição do tamanho da pupila) (Ophthalmology & Bradford 2004).

Por fim, a camada sensorial interior, retina, compreende muitas camadas de membranas de células neurais e uma membrana exterior unicelular simples, o epitélio pigmentar (Crick & Khaw 2003).

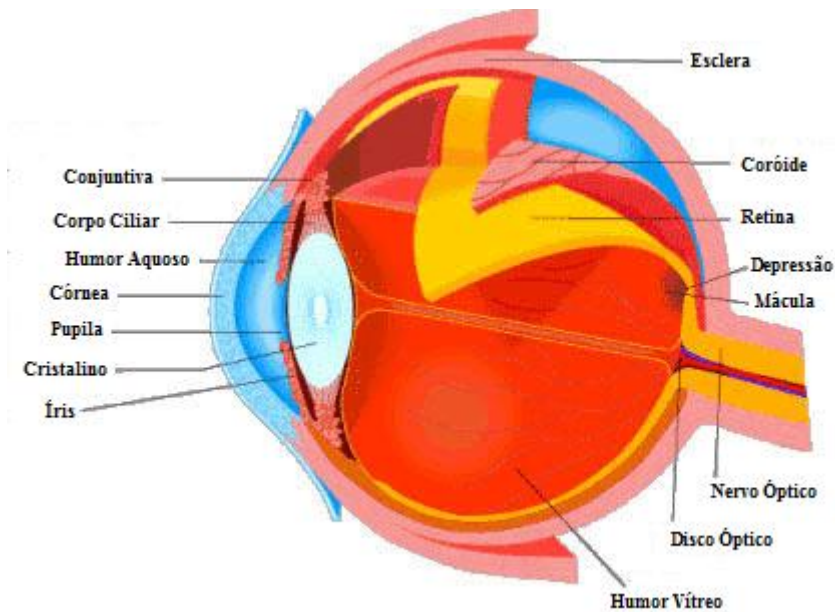


Figura 1.2- Corte transversal do olho

A retina é a porção do olho sensível à luz que contém os cones que são responsáveis pela visão a cores, e os bastonetes que são responsáveis pela visão quando existe um déficit de luminosidade. Quando os cones e os bastonetes são excitados, os sinais são transmitidos através de camadas sucessivas de neurónios da própria retina até às fibras do nervo óptico e, finalmente, para o córtex cerebral (Guyton & Hall 2002).

A estrutura retiniana é uma fina folha, semitransparente de várias camadas de tecido neural que reveste a face interna da parede do globo ocular. A superfície externa da retina sensorial é oposta ao epitélio pigmentar e, portanto, está ligada à membrana de Bruch, à coróide e à esclera. Na maioria das áreas, a retina e o epitélio pigmentar da retina separam-se facilmente para formar o espaço sub-retiniano, acontecendo por vezes o descolamento da retina. Mas no disco óptico, a retina e o epitélio pigmentar da retina estão firmemente ligadas entre si, o que limita a difusão do fluido sub-retiniano no descolamento da retina. (Riordan-Eva et al. 2003).

O nervo óptico encontra-se na parte posterior do globo ocular ligeiramente nasal para o pólo posterior e ligeiramente acima do meridiano horizontal. Dentro do olho, este ponto é visto como o disco óptico. No disco óptico não existem células sensíveis à luz, o que o torna no ponto cego dentro do campo de visão de qualquer pessoa. Este nervo contém aproximadamente um milhão de fibras

nervosas, em que cada um tem um corpo celular na camada de células ganglionares da retina. As fibras nervosas varrem a parte mais interna da retina para o alcançar. Estas podem ser vistas com o oftalmoscópio, observando cuidadosamente o caminho da luz que é reflectida a partir da superfície interna da retina (Figura 1.3). Para além do nervo óptico, o pólo posterior do globo ocular é também perfurado por curtos e longos nervos ciliares (N. R. Galloway et al. 2006).

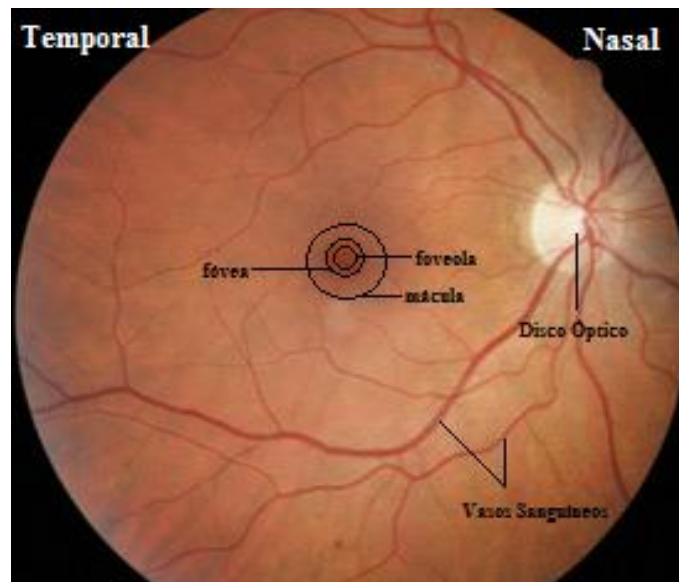


Figura 1.3-Imagem do fundo ocular

A mácula é uma zona oval amarelada com cerca de 4.55 mm de comprimento e encontra-se aproximadamente a 3mm na lateral do disco óptico. A área central da mácula tem uma depressão que é designada como fóvea central. A zona em redor da fóvea é conhecida como foveola e é formada exclusivamente por células foto-receptoras, com células bipolares dispostas na periferia. A zona não vascularizada da fóvea normal, mede cerca de 300µm de diâmetro (Ferris & Easty 1998).

### 1.1.2. Óptica do Olho

O olho pode ser opticamente equivalente a uma câmara fotográfica comum, sendo o sistema de lentes o sistema de abertura variável (pupila) e o filme corresponde à retina. Do mesmo modo que uma lente de vidro pode focalizar a imagem sobre uma folha de papel, o sistema de lentes do olho pode focar uma imagem sobre a retina. A imagem é invertida em relação ao objecto observado. No entanto, a mente percebe os objectos de cabeça para cima, apesar da orientação de cabeça para baixo sobre a retina, porque o cérebro é treinado a considerar normal a imagem invertida (Guyton & Hall 2002).

A reflexão da luz é um fenómeno que se verifica aquando da mudança de direcção no percurso dos raios de luz sem qualquer alteração no meio. Os raios que incidem sobre a superfície reflectora são chamados de raios incidentes e os que são reflectidos por estes são considerados os raios

reflectores. Por outro lado, a refração da luz existe quando, no percurso da luz, esta atravessa dois meios com índices de refração diferentes (Khurana 2007).

Existem dois tipos de lentes: as côncavas e as convexas. Numa lente côncava (Figura 1.4.-a)) os raios que entram na periferia da lente entram primeiro que os raios centrais, fazendo com que os raios de luz ao atravessarem este tipo de lente sejam divergidos (Guyton & Hall 2002). Enquanto que, numa lente convexa (Figura 1.4.-b)) quando os raios de luz paralelos a atravessam, irão convergir para um ponto chamado de foco. Os raios de luz, ao passar pelo centro das lentes convexas, atingem perpendicularmente esta superfície, fazendo com que os raios de luz não sejam refractados. O poder da lente depende da curvatura da sua superfície e o índice refractário do material de que é feita a lente, sendo este medido em dioptrias (Crick & Khaw 2003).

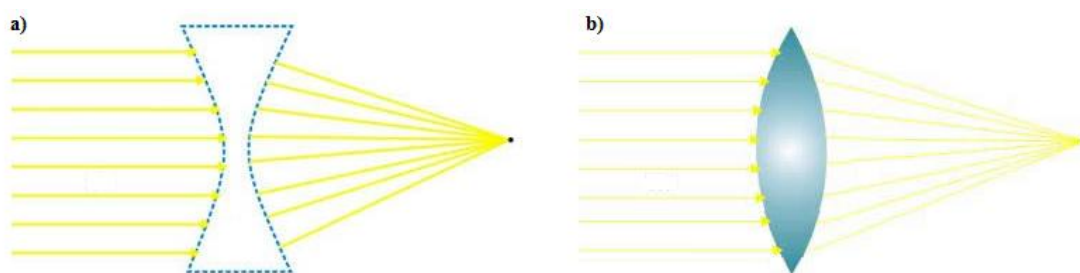


Figura 1.4- a) Lente Côncava; b) Lente Convexa

O olho apresenta um mecanismo que permite alterar o seu poder de refração, designado por acomodação. Este mecanismo é controlado pelos nervos parassimpáticos que, ao ser estimulado, contrai o músculo ciliar, e ao relaxar os ligamentos do cristalino, faz com que o cristalino se torne mais espesso aumentando o seu poder de refração. Isto permitirá que o olho consiga focar um objecto mais próximo do que com um menor poder refractivo (Guyton & Hall 2002).

Por vezes existem alguns erros associados ao poder de refração do olho, como é o caso da miopia e da hipermetropia. Na miopia, em objectos a alguma distância a imagem é formada à frente da retina devido essencialmente a um excessivo comprimento do globo ocular. Uma pessoa que seja míope não consegue ver objectos a uma certa distância, mas ao aproximar-se desse mesmo objecto, através da acomodação, o olho é capaz de focar o objecto (Khurana 2007). Para corrigir a miopia utilizam-se lentes côncavas, que rectificam o foco da imagem à frente da retina. A hipermetropia, conhecida como “vista cansada”, é causada por a um curto comprimento do globo ocular. Nesta, os raios luminosos paralelos não são suficientemente inclinados pelo sistema do cristalino, fazendo com que não consigam ser focados na retina. Para corrigir a hipermetropia recorre-se ao uso de lentes convexas, fazendo com que aumente o poder de refração da luz ao atingir a retina (Guyton & Hall 2002).

## 1.2. Patologias da Retina

Existem muitas patologias associadas à retina que podem provocar a diminuição da acuidade visual ou mesmo a perda de visão. Contudo, nos últimos anos, devido à melhoria dos equipamentos de diagnóstico, tem sido possível diagnosticar e tratar doenças oftalmológicas que anteriormente eram consideradas incuráveis.

No âmbito deste trabalho iremos focalizar a nossa atenção apenas nas que estão directamente ligadas ao tema desta tese.

### 1.2.1. Retinopatia Diabética (RD)

A diabetes *Mellitus* (DM) é uma doença sistémica multifactorial, associada a diversas complicações crónicas que podem afectar os vasos sanguíneos, os rins, os olhos e os nervos ( Nabais et al. 2011; Robbins et al. 2001) Desta forma a retinopatia diabética (Figura 1.5) é a desordem microvascular mais comum causada pela DM e a principal causadora da perda visual. (Nabais et al. 2011; R. Costa et al. 2011).

Clinicamente, esta complicação microvascular é classificada em dois estádios (tabela 1): a retinopatia diabética não proliferativa (RDNP) e a retinopatia diabética proliferativa (RDP) (Nabais et al. 2011).

Tabela 1.1- Classificação da Retinopatia Diabética (Nabais et al. 2011)

Classificação	Características fundoscópicas
<b>Retinopatia diabética não proliferativa</b>	
<b>Mínima</b>	Raros microaneurismas
<b>Leve</b>	Poucas hemorragias dispersas e microaneurismas
<b>Moderada</b>	Moderadas hemorragias e microaneurismas, exsudatos duros e algodinosos podem estar presentes. Hemorragias intra-retinianas em todos os quadrantes.
<b>Grave ou muito grave</b>	Hemorragias graves em pelo menos dois quadrantes. Anormalidades microvasculares intra-retinianas em pelo menos 1 quadrante
<b>Retinopatia diabética proliferativa</b>	
<b>Baixo risco</b>	Neovascularização retiniana ou do disco óptico, mas sem atingir características de alto risco.
<b>Alto risco</b>	Neovasos no disco óptico maior do que 1/3 de sua área. Hemorragia pré-retiniana ou vítrea acompanhada por neovasos de disco óptico menores do que 1/3 de área de disco ou neovascularização retiniana maior que 1/2 área de disco.



A retinopatia não proliferativa apresenta algumas características que podem levar à perda visual. Contudo, a RDP, devido essencialmente à fragilidade dos novos vasos formados, poderá levar à cegueira, daí a necessidade de evitar a progressão avançada desta fase (R. Costa et al. 2011).

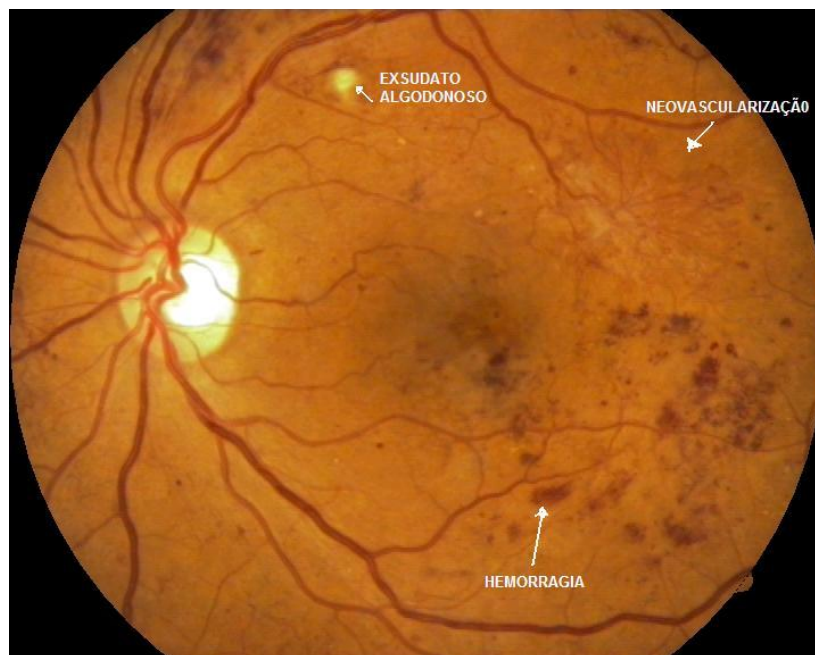


Figura 1.5- Imagem do fundo ocular com Retinopatia Diabética

Na retinopatia diabética existem dois tipos de factores de riscos: genéticos e os não genéticos. O facto de se conhecerem alguns factores de risco da RD e não se conseguir prevenir o aparecimento ou progressão do problema, pressupõe a existência de características genéticas. O controlo da glicémia e a nefropatia diabética (doença renal) são factores de risco também associados à DM (Boelter et al. 2003)

Como foi referido, os factores não genéticos podem não estar relacionados com a presença da DM como a hipertensão arterial, a dislipidémia (distúrbio caracterizado pela presença excessiva ou anormal de colesterol e triglicéridos no sangue), a obesidade, doenças cardiovasculares ou mesmo factores oculares. Os pacientes portadores da DM desenvolvem cataratas mais precocemente do que pacientes não diabéticos (Boelter et al. 2003).

### 1.2.2. Drusas

As drusas do disco são pequenos corpos amarelos brilhantes, hialinos e calcificados à volta da mácula (Figura 1.6). No caso de as drusas se encontrarem situadas no interior do tecido nervoso do disco óptico o seu diagnóstico torna-se difícil, uma vez que o nervo óptico apresenta também uma tonalidade amarelada o que pode mascarar algumas drusas (R. M. S. Costa et al. 2004).

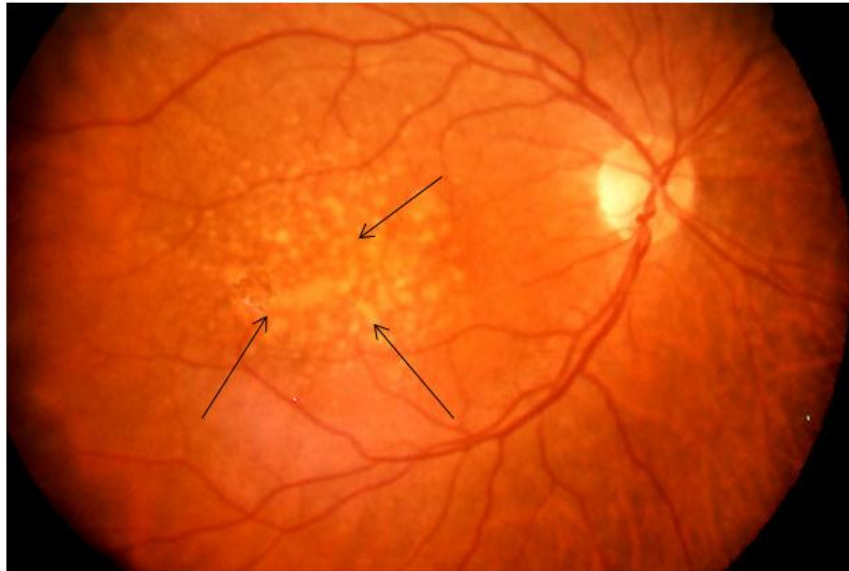


Figura 1.6- Drusas

As drusas podem ser classificadas em drusas moles e drusas duras. As drusas moles estão associadas à idade e ao desenvolvimento de neovascularização. São mal definidas, sem bordas perceptíveis, medindo pelo menos  $63\mu\text{m}$ . As drusas duras, por sua vez, formam depósitos arredondados, não superiores a  $63\mu\text{m}$  e não estão relacionados nem com a idade nem com o desenvolvimento neovascular (Yanoff & Duker 1999).

A presença de drusas geralmente é bilateral, podendo manifestar-se de forma assimétrica. Os defeitos no campo visual dos pacientes portadores de drusas apresentam uma evolução lenta e têm carácter benigno, com pouco ou nenhum comprometimento da acuidade visual. (R. M. S. Costa et al. 2004).

Para diagnosticar a presença de drusas, os médicos recorrem a imagens da retina através de várias técnicas, tais como as ecografias B, Tomografia computadorizada e angiografia de fluorescência (Lana-Peixoto 2002).

### 1.2.3. Deslocamento da retina

O deslocamento da retina (Figura 1.7) ocorre quando existe uma separação da retina sensorial do epitélio pigmentar da retina (Souza 1997).

A rotura retiniana pode ser espontânea em pontos onde a retina está atrofiada, ou provocada por tracção ou por traumatismos. A principal causa do deslocamento da retina são as tracções do vítreo sobre a retina e ainda o deslocamento retiniano exsudativo, que ocorre geralmente em neoplasias (formação excessiva de novas células), inflamações, hipertensão maligna, entre outros. No entanto, quando há o deslocamento de retina, verificamos que não existe um só factor, mas sim na associação de vários factores (Souza 1997).

O descolamento da retina pode apresentar-se como multifocal ou difuso. O descolamento de

retina multifocal caracteriza-se pela localização na periferia média. Apresenta-se como áreas bem delimitadas de retina elevada, enquanto o descolamento de retina difuso apresenta aspecto bolhoso e grande quantidade de líquido sub-retiniano, envolvendo principalmente a periferia média (Barbosa et al. 2004).

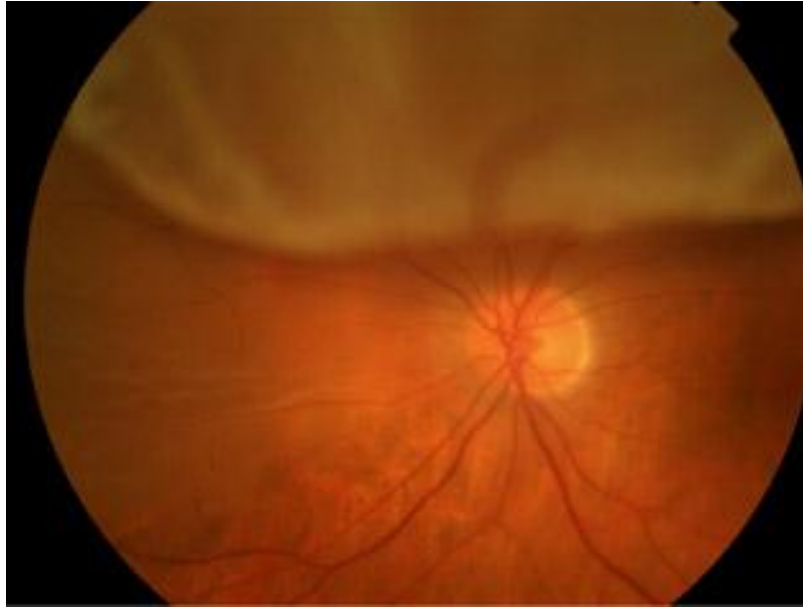


Figura 1.7- Deslocamento da Retina

Um paciente com deslocamento da retina realiza alguns exames, como a oftalmoscopia indirecta e o exame do humor vítreo através de câmara de *fundus*, onde são identificados alguns factores preponderantes para a identificação desta patologia, como roturas, tracções e neoplasias (Souza 1997).

O tratamento é sempre feito através de cirurgia, e consiste na reposição da retina junto ao epitélio pigmentar. Existem alguns factores determinantes para a escolha da técnica cirúrgica, tais como: o nível de volume líquido sub-retiniano, extensão do deslocamento, número e localização das roturas e as condições do humor vítreo (Souza 1997).

#### 1.2.4. Cataratas

O cristalino do olho humano é a estrutura do olho humano responsável pela convergência dos raios luminosos. Quando existe uma opacidade no cristalino, esta fará com que os raios de luz sejam espalhados ou bloqueados. As cataratas são definidas por essa opacidade no cristalino. Quando a opacidade é reduzida na periferia do cristalino, haverá muito pouca ou quase nenhuma interferência na visão. Por outro lado, quando existe uma opacidade densa na zona central, a visão torna-se enevoada. (Lim & Constable 1995). O envelhecimento é a causa mais comum das cataratas, mas muitos outros factores estão envolvidos, como trauma, toxinas, diabetes, fumos e hereditariedade.

(Riordan-Eva et al. 2003)

As cataratas são muito difíceis de diagnosticar até atingirem a sua fase madura. Uma catarata é considerada madura quando todas as proteínas do cristalino se tornam opacas, tornando-se o fundo ocular cada vez mais difícil de visualizar devido à sua opacidade que se torna mais densa. Assumindo que mais nenhuma patologia esteja presente no olho, o grau clínico da formação da catarata é julgado principalmente pelo teste de acuidade visual de Snell. Este teste consiste na leitura de linhas de letras cujo tamanho vai diminuindo de linha para linha. As letras encontram-se a uma distância padronizada do paciente e cada linha da tabela corresponde a uma graduação que representa a acuidade visual. Em geral, a diminuição da acuidade visual é directamente proporcional à densidade da catarata (Riordan-Eva et al. 2003; Crick & Khaw 2003).

Devido à opacidade no cristalino, os raios luminosos não “penetram” na retina, tornando-se muito difícil o diagnóstico de outras patologias que não as cataratas. Como se pode verificar na Figura 1.8, a imagem da retina captada através de uma câmara de *fundus*, torna-se muito esbranquiçada num paciente com cataratas num grau elevado, tornando-se mais difícil analisar e diagnosticar alguma patologia que esteja presente na retina.



Figura 1.8- Exemplo de uma Retinografia de um paciente com Cataratas

As indicações para a cirurgia dependem dos requisitos visuais do paciente. A cirurgia ao paciente deve, apenas, ser considerada quando as actividades normais do paciente são seriamente perturbadas, sendo este aspecto altamente subjectivo. Para se proceder à cirurgia é necessário também que a catarata esteja na fase madura. (Lim & Constable 1995)

### 1.3. Meios Complementares de Diagnóstico de Oftalmologia

A retina e o disco óptico podem ser examinados tanto anatomicamente como funcionalmente. A observação anatómica envolve a utilização directa por meio de um sistema de iluminação, obtendo melhores resultados através de uma pupila dilatada. A angiografia de fluorescência fornece mais informações da retina e alterações patológicas. Testes da função retiniana incluem várias formas de medição do campo visual. Testes electrofisiológicos dão informação sobre a electroquímica da retina, pigmentos epiteliais retinianos e da condução nervosa entre o olho e o cérebro (James & Benjamin 2007).

A seguinte secção pretende mostrar alguns dos meios complementares de diagnóstico utilizados pelos oftalmologistas.

#### 1.3.1. Oftalmoscópio directo

A oftalmoscopia é um exame clínico ao interior do olho através de um oftalmoscópio. O oftalmoscópio é feito para avaliar o estado do fundo ocular e detectar as opacidades dos meios oculares. O oftalmoscópio foi inventado por Babbage em 1848, contudo, a sua importância não foi reconhecida, sendo mais tarde reinventado por Von Helmholtz em 1850 (Khurana 2007).

O oftalmoscópio directo (Figura 1.9) é composto de uma única abertura através a qual a luz é projectada no olho do paciente. Este fornece uma imagem ampliada, cerca de quinze vezes, e um campo de visão cerca de 6,5-10 graus. Podem, ainda, ser colocadas na abertura um conjunto de lentes correctivas permitindo que o ponto focal possa ser ajustado. O conjunto de lentes geralmente contém o mesmo número de esferas positivas e negativas que podem ser ajustados para verificar a condição de refacção do paciente/examinador. Os pacientes com elevada miopia ou hipermetropia não devem ser utilizados para anular o efeito da variação da refacção. Alternativamente podem ser adicionados entre 10 a 20 lentes D que podem ser posicionadas na abertura da vista, tendo em conta a hipermetropia ou miopia muito alta (James & Benjamin 2007).

As características adicionais variam entre os diferentes modelos, mas incluem um filtro de fenda, fazendo com que haja uma fenda de luz na vertical, onde se pode examinar os contornos ou elevações do fundo ocular; uma grelha para avaliar o tamanho de uma lesão no fundo do olho; um filtro verde e um filtro *red-free*. Este último filtro fará com que as zonas mais avermelhadas, como hemorragias, sejam destacadas, fazendo um maior contraste entre os vários tons de vermelho e laranja que reflectem a partir do fundo ocular (James & Benjamin 2007).



Figura 1.9- Oftalmoscópio Directo

A perspectiva obtida por este instrumento tem um ângulo de visão pequeno mas uma alta ampliação do olho. Quanto mais elevada é a miopia do paciente, mais eficaz é a ampliação. Este instrumento é útil para a análise detalhada da região da mácula, do nervo óptico e da sua vascularização. Embora uma vista periférica da retina possa ser observada com o oftalmoscópio directo, não é possível garantir que toda a retina possa ser observada, uma vez que o ângulo de visão é muito estreito (James & Benjamin 2007).

As principais vantagens do oftalmoscópio directo são: a possibilidade de realizar uma estimativa de pequenas lesões na retina, tais como o diagnóstico de microaneurismas; a adaptação de diferentes tipos lentes; a produção de uma imagem do fundo ocular direita, tornando-se mais fácil de trabalhar do que com uma imagem invertida, sendo esta, uma técnica adequada mesmo para examinadores menos experientes.

Como desvantagem, há o facto de a imagem gerada do fundo ocular ser muito ampliada, exibindo apenas uma parcela do fundo. Girando o oftalmoscópio pode-se compensar parcialmente esta desvantagem. A oftalmoscopia directa também produz apenas uma imagem bidimensional (Gerhard K. Lang 2006).

### 1.3.2. Oftalmoscópio indirecto

Este método de análise foi desenvolvido em 1851 por Ruete, onde a luz de uma fonte luminosa reflecte para o olho do paciente, usando um espelho com um orifício no centro, com uma lente convexa entre eles. O foco dos raios de luz emergentes, a partir do olho do paciente, é uma imagem real invertida, que pode ser então observada através do orifício existente no espelho (Figura 1.10.) (Crick & Khaw 2003).

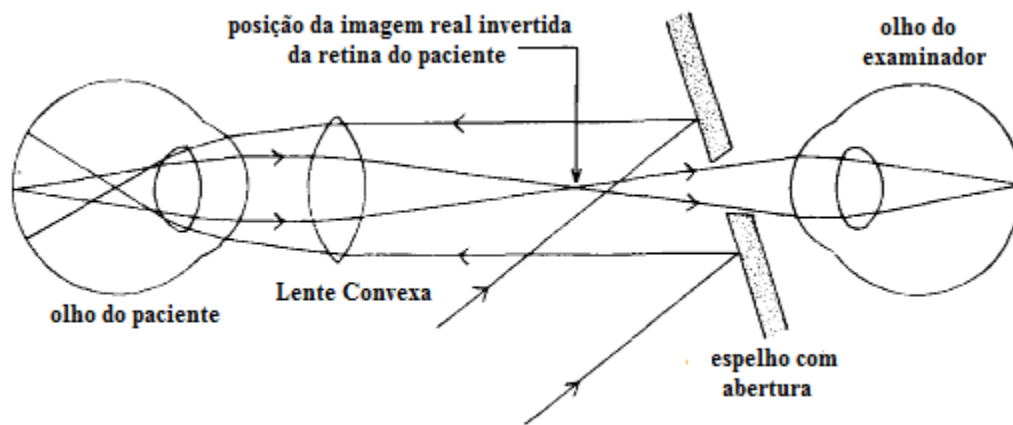


Figura 1.10- Princípio do Oftalmoscópio Indirecto (Crick & Khaw 2003)

Este método tem menor poder de ampliação do que o oftalmoscópio directo, mas apresenta um maior campo de visão. Também permite uma visão mais clara do fundo ocular se existirem opacidades nos meios de ligação do olho do paciente. A imagem real invertida formada pela lente de condensação pode também ser vista binocularmente dando uma impressão de profundidade estereoscópica, que pode ser muito útil na interpretação e tratamento de doenças da retina. O oftalmoscópio indirecto é agora o método mais habitual utilizado por oftalmologistas, exigindo mais prática do que o método directo (Crick & Khaw 2003).

As principais vantagens desta técnica são o facto de proporcionar uma boa perspectiva estereoscópica e uma observação do fundo ocular com uma iluminação ideal em sistemas binoculares. Em relação ao oftalmoscópio directo, este apresenta um poder de ampliação significativamente menor e requer maior experiência e prática (Gerhard K. Lang 2006).

### 1.3.3. Imagem da câmara de fundus

Recentemente as câmaras de *fundus* foram introduzidas com êxito como exame de diagnóstico complementar, suplantando algumas lacunas da monitorização visual manual. A câmara de *fundus* (Figura 1.11) proporciona uma vista ampliada vertical do fundo da superfície ocular: retina, nervo óptico, mácula e do pólo posterior (Giancardo 2008).

Na sua forma mais básica, os sistemas ópticos necessitam da luz de um objecto, de uma lente e de um plano de recepção. A luz reflecte do objecto, é refractada pela lente e é projectada no plano de recepção como uma imagem. Fazendo a analogia, na fotografia de *fundus*, a retina torna-se o objecto, a câmara de *fundus* e o olho do paciente tornam-se a lente simples, e o filme representa o plano de recepção (Saine & Ed 1992).

Uma câmara típica abrange 30 a 50 graus de área da retina, com uma ampliação de 2,5x permitindo ainda a optimização deste, utilizando lentes auxiliares de 15 graus que proporcionam a ampliação de 2,5x a 140 graus com uma lente angular (Giancardo 2008).

Estes equipamentos podem ser subdivididos em três subsistemas: sistema electrónico, sistema óptico e sistema mecânico. O sistema electrónico possui um controle de iluminação, que deve ser uma fonte de luz contínua, permitindo ao examinador um ajuste minucioso da intensidade da luz proporcionando um exame preciso. O sistema electrónico possui ainda um sistema de captura de imagens. Em sistemas analógicos, o exame é realizado por meio de câmaras fotográficas equipadas com filtros coloridos ou filtros preto-branco convencionais sendo posteriormente revelados em equipamentos automáticos (normalmente fotografias a cores) ou através de processos manuais (fotografias a preto-branco). Em sistemas digitais, a captura da imagem é feita através de sensores fotossensíveis, normalmente dos CCD ou CMOS (Modugno 2009).

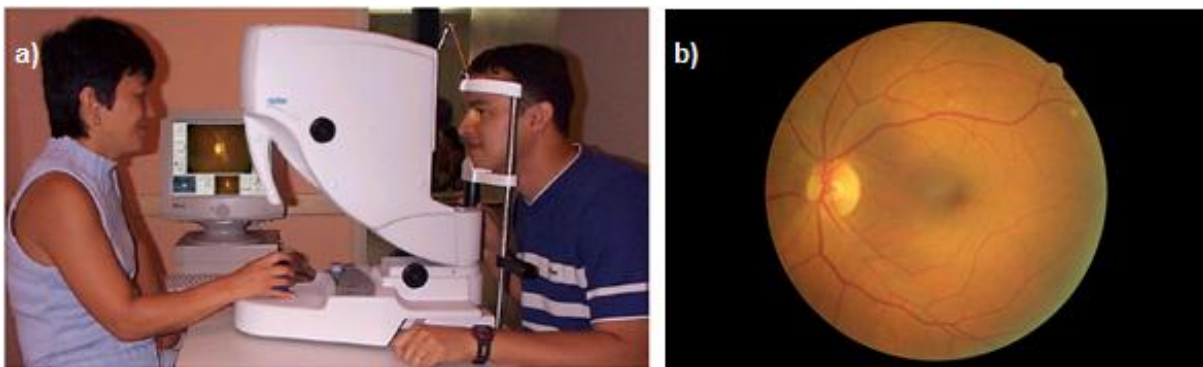


Figura 1.11 a) Câmara de *fundus*; b) Imagem do fundo ocular

O sistema óptico pode ser dividido em sistema de iluminação e sistema de captação. O sistema de iluminação, por meio de um anel de iluminação, é responsável por projectar a energia gerada pela fonte de luz de forma homogénea na retina do paciente. O sistema de captação deve projectar no sensor, ou no filme fotográfico, a imagem da retina com a maior resolução possível (Modugno 2009).

O sistema mecânico destes instrumentos permite ao examinador um ajuste preciso do equipamento de forma a capturar imagens com alta eficácia. Este sistema suporta ainda todos os outros sistemas descritos anteriormente e ajuda a que o paciente se acomode de maneira mais confortável para realizar o exame (Modugno 2009).

Actualmente, o exame preferido para detectar patologias tais como a retinopatia diabética é a câmara de *fundus*. Além disso, alguns equipamentos permitem através de processos digitais, que a imagem seja melhorada, armazenada e transferida electronicamente para outros locais permitindo que um especialista possa fazer os diagnósticos numa localização remota (Giancardo 2008).



### 1.3.4. Angiografia de fluorescência

Os princípios da angiografia de fluorescência foram enunciados pela primeira vez por MacLean e Maumenee e, posteriormente, desenvolvidos por Novotny e Alvis. A fluoresceína de sódio é injectada por via intravenosa ao paciente, cerca de 3ml da solução a 20%. O corante passa através da circulação pulmonar e de seguida para as artérias sistémicas, incluindo a carótida interna. A fluoresceína chega à retina através da artéria central da retina e é trazida para a coróide e para o círculo vascular em redor do nervo óptico, através das pequenas artérias posteriores. O corante chega ao fundo ocular após 10 a 15 segundos e a passagem através da circulação sanguínea da retina leva cerca de 10 segundos. O corante é visualizado através da exposição à luz azul e este reemite luz verde. Esta última é fotografada através de filtro amarelo que elimina a luz azul para que apenas a fluoresceína emitida através de luz verde seja gravada no filme (Crick & Khaw 2003) (James & Benjamin 2007).

Na tabela seguinte estão resumidas as principais fases da angiografia de fluorescência:

Tabela 1.2- Fases da Angiografia de Fluorescência (Chern & Saidel 2012)

<b>Tempo após o corante administrado</b>	<b>Fase da Angiografia</b>	<b>Localização da fluoresceína</b>
<b>8 a 15 segundos</b>	Fase coroidal	Preenchimento desigual da artéria coroidal
<b>10 a 30 segundos</b>	Fase de circulação	Enchimento precoce das arteríolas retinianas
<b>15 a 20 segundos</b>	Fase laminar venosa	Retorno da circulação venosa prematura, como a hiperfluorescência linear ao longo das paredes das veias
<b>20 a 25 segundos</b>	Pico da fluorescência	Enchimento da rede capilar peri-foveal
<b>30 segundos</b>	Fase da recirculação	A fluoresceína volta a circular através do fígado e menor concentração do corante flui através das artérias da retina
<b>10 minutos</b>	Ultima fase	Vasculatura retiniana desprovida do corante na coróide, membrana de Brunch e esclera

Várias fotografias são tiradas durante a passagem inicial do corante na corrente sanguínea em intervalos de um segundo e, posteriormente, a cada minuto, ou poderão até ser gravadas por uma câmara de vídeo. A qualidade da imagem depende da técnica, dos filtros, do filme, do processamento digital dos equipamentos, dos meios oculares ou mesmo da cooperação do paciente. O corante administrado por via intravenosa permite imagens de alta resolução e tempos de circulação padronizados, embora a administração por via oral seja ainda utilizada em alguns processos clínicos (Crick & Khaw 2003).

A característica essencial desta técnica é que, devido às “junções celulares muito apertadas”,

os vasos sanguíneos são impermeáveis à fluoresceína e áreas com anormalidades capilares são revelados por deformidades no seu padrão, ou por ausência do corante devido ao escoamento da fluoresceína. Pelo contrário, o corante penetra nos vasos da coróide muito facilmente, proporcionando um fundo uniforme que será sobreposto pela epitélio pigmentar da retina. Fotografias posteriores revelarão o vazamento do corante, traduzindo a existência de vasos anormais na retina. Pode ainda haver uma grande absorção da fluoresceína em certas zonas da retina, revelando a presença de drusas nas zonas mais claras (Figura 1.12) e hemorragias nas zonas mais escuras. Fotografias estereoscópicas revelarão a exacta posição, profundidade e alterações na hipertensão, diabetes e outras doenças que afectam os pequenos vasos sanguíneos (Crick & Khaw 2003).

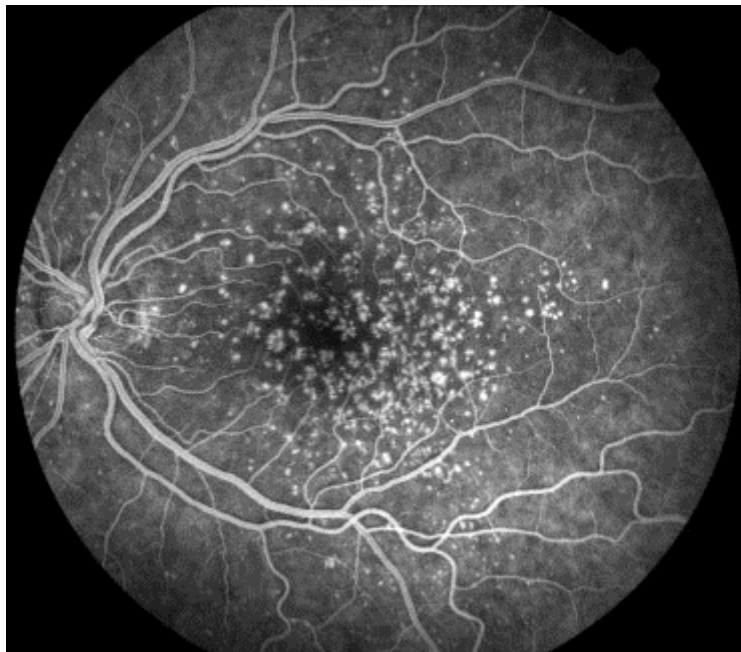


Figura 1.12- Angiografia de Fluorescência (pontos mais claros representam Drusas)

Embora a fluoresceína de sódios seja geralmente segura, pode provocar reacções adversas, tais como comichão, náuseas e vômitos. Todas as instalações com angiografia de fluorescência devem ter um protocolo claro para gestão de situações de emergência (Scott et al. 2010).

### **1.3.5. Oftalmoscópio de varrimento por laser (SLO)**

A invenção do oftalmoscópio de varrimento a laser representou um grande avanço no diagnóstico oftalmológico. O SLO permitiu uma maneira inovadora de visualizar as imagens do olho humano em tempo real, conferindo várias vantagens, que inclui uma optimização da recolha da luz reflectida. Uma das vantagens mais importantes deste método é o facto de fazer com que as imagens obtenham um elevado contraste, em comparação com as outras técnicas convencionais dos sistemas de imagem (R. H. Webb et al. 1987).

O SLO é um sistema óptico confocal (Figura 1.13), destinado a obter imagens tridimensionais do segmento posterior do olho. Um feixe de laser passa através do fundo do globo ocular e a luz que é reflectida é quantificada. Esta tem que passar através de uma abertura estreita (o orifício confocal) antes de alcançar o detector. O sistema óptico está concebido de modo a que somente uma fina parte da espessura total da retina seja atingida pela luz. Esta técnica garante uma alta resolução das estruturas a uma profundidade específica, dentro da retina. Apenas  $0,55 \text{ mm}^2$  de luz são emitidos na pupila. Isto deve-se essencialmente ao facto da fonte de luz ser um laser e da sua alta colimação permitir que o estreito feixe, centrado na retina, possa introduzir energia suficiente sob a forma de uma mancha com diâmetro de  $20 \mu\text{m}$ . A luz é colectada através de uma abertura maior ( $50 \text{ mm}^2$ ) e transmitida para um tubo fotomultiplicador. Posteriormente os resultados são mostrados num monitor (Robert H Webb 1981) (James & Benjamin 2007).

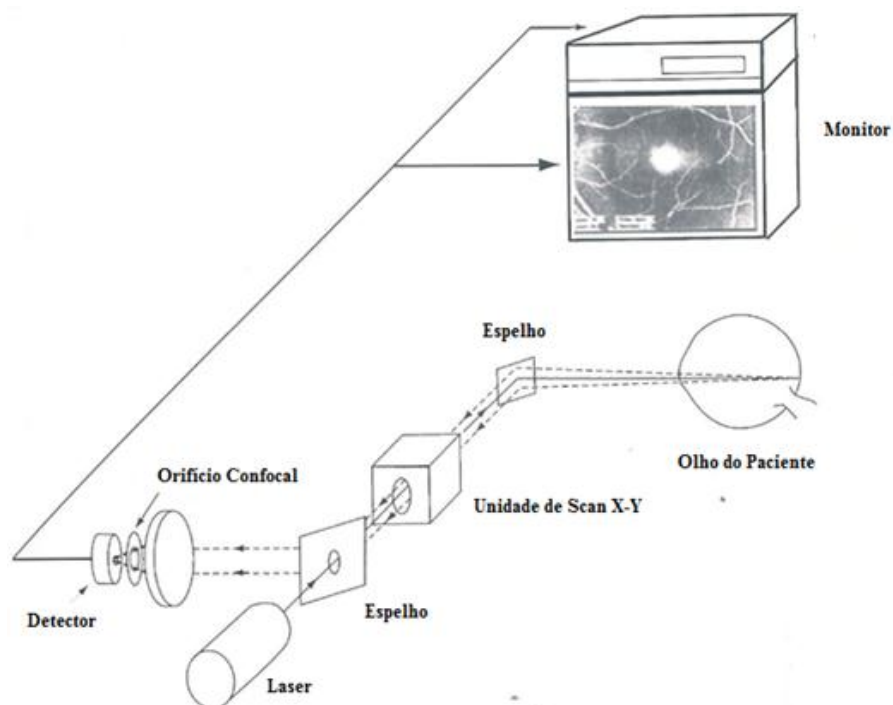


Figura 1.13- Esquema de funcionamento do SLO

O SLO possui uma variedade de lasers que podem ser acoplados ao sistema. Durante a análise do fundo ocular, o comprimento da luz escolhido irá influenciar as estruturas captadas pela câmara. Relativamente às estruturas superficiais da retina, podem ser observadas facilmente usando um comprimento de onda pequeno (por exemplo, na gama do azul), enquanto que as estruturas mais profundas são gravadas a um comprimento de onda maior (Barbosa et al. 2004).

Esta técnica pode ser usada para gerar imagens de vários níveis da retina, através do uso de diferentes aberturas no sistema óptico (não- confocal, confocal e indirecta). O modo não-confocal permite que a luz reflectida de vários planos da imagem contribuam para a imagem final gerada. A

abertura estreita, confocal (Figura 1.14-a)), fornece uma resolução axial uma vez que, com uma abertura pequena, apenas uma parte da luz reflectida da retina é colectada pelo detector, ficando as imagens mais nítidas. O modo indirecto (Figura 1.14-b)) utiliza um princípio diferente: em vez de uma abertura, é colocada uma barreira central. Neste caso, apenas as estruturas que causam dispersão da luz no exterior da barreira contribuem para a imagem final. Estas imagens são diferentes das observadas por um oftalmoscópio normal, podendo por isso esta técnica facilitar o diagnóstico de determinada patologia retiniana (Hamilton et al. 1998).

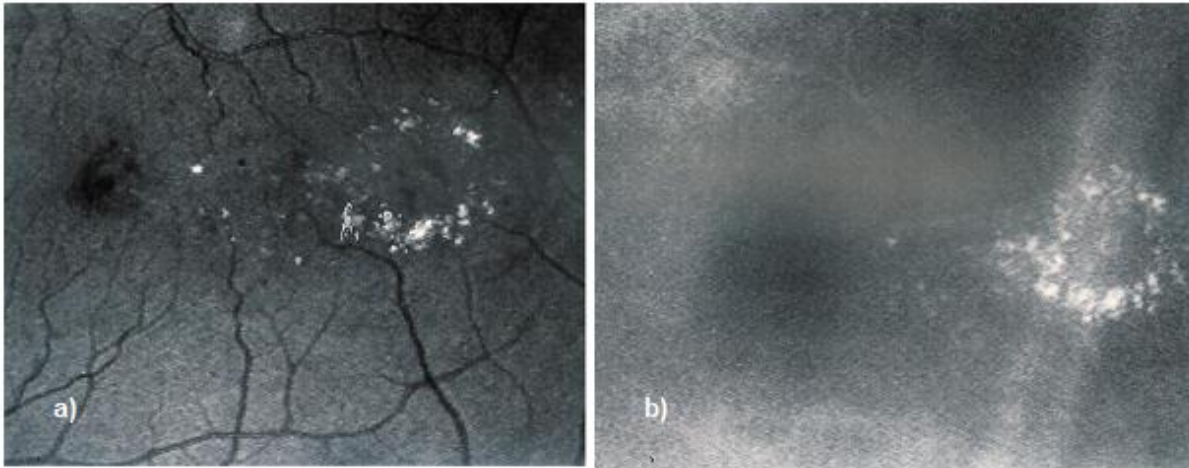


Figura 1.14- a) SLO confocal; b) SLO indirecto;

#### 1.4. Artefactos nas imagens da retina

As imagens captadas pelas câmaras de *fundus* apresentam, por vezes, alguns artefactos associados que podem dificultar o diagnóstico médico. Os artefactos mais comuns são as dedadas, pó, ou mesmo alguma saliva do paciente resultante de tossir ou de espirrar. Estes artefactos são facilmente reconhecíveis como pequenas zonas brilhantes espalhadas sobre a imagem de *fundus* (Figura 1.15 a)), tendo uma influência problemática aquando do diagnóstico de um paciente míope. Estes podem ser facilmente removidos através de uma solução de éter ou de um pano para limpar a lente da câmara (Hamilton et al. 1998).

A sujidade ou mesmo o dano do sistema óptico, também podem provocar alguma degradação na imagem final. A sujidade pode entrar facilmente no sistema óptico, por exemplo ao trocar uma lâmpada, o que provocará a presença de artefactos na imagem final (Hamilton et al. 1998). Esta sujidade na lente da câmara pode ser distinguida através de dois anéis circulares brilhantes na zona central da imagem de *fundus*.

A aquisição da imagem da retina é feita através de vários processos de refacção, reflectão e absorção da luz, entre o olho e o detector. A obstrução ou desalinhamento de qualquer destes processos fará com que não se obtenha uma imagem perfeita. Quando existe o desalinhamento pode

provocar o aparecimento de grandes zonas brilhantes de variadas cores: amarelas, laranja ou azuis. A distância do olho também é crucial: se estiver muito longe a imagem fica baça e se estiver muito perto provoca reflexões indesejadas (Figura 1.15 b)). Um correcto alinhamento da câmara resulta numa imagem perfeita, com iluminação normalizada apesar de nos pacientes com miopia ser difícil obter esse resultado, devido a ter um erro refractário muito grande (Hamilton et al. 1998).

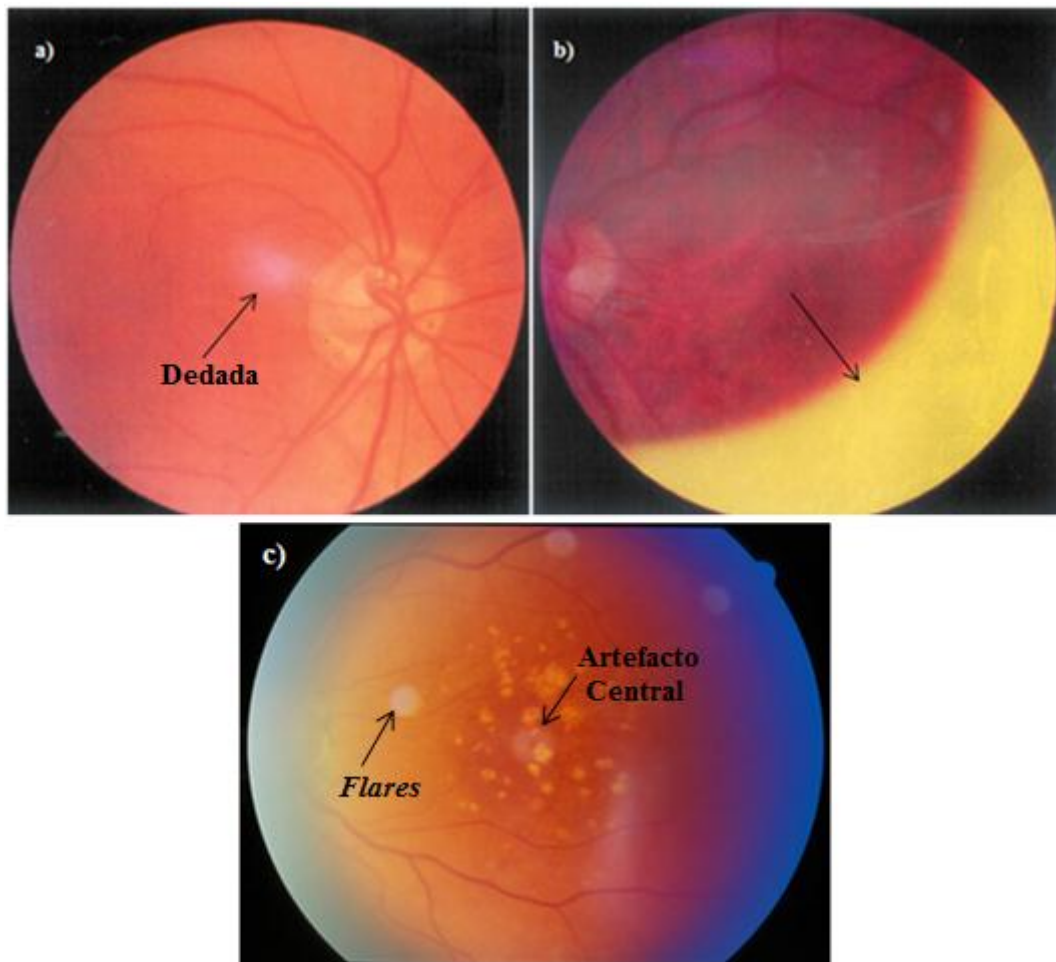


Figura 1.15- Imagem da Retina com uma dedada; b) Retinografia com uma zona amarela devido ao mau alinhamento da câmara; c) Imagem com sujidade no sistema óptico (artefacto central) e *flares*

Outra das causas de artefactos nas imagens da retina são os *flares* (bolas de luz). Os *flares* são a dispersão de luz no percurso óptico através de reflexões até atingir o sistema óptico. Alguma da luz reflectida a partir de superfícies não revestidas atinge o plano focal do sensor, provocando na imagem uma zona muito intensa e brilhante. Um dos principais efeitos dos *flares* consiste na redução do contraste da imagem, uma vez que a luz que formará a imagem final está composta com alguma luz proveniente dos *flares*, provocando uma irradiação menos uniforme na imagem (Burke 1996).

Como os *flares* são formados essencialmente devido à reflexão das superfícies do sistema

óptico, estes tendem a variar de acordo com o seu número e reflectividade, ou seja, mais ou menos intensos. Estes podem, ainda, surgir nas imagens devido a outros artefactos já existentes no sistema óptico (Burke 1996). No caso das imagens de retina, a presença de sujidade na lente ou mesmo dedadas do paciente ou do examinador podem provocar a presença de *flares* na imagem resultante.

Para diminuir a ocorrência de *flares* na imagem, pode adaptar-se um Pára-sol (*Lens Hood*) à lente ou ajustar a própria luminosidade da cena onde se irá tirar a fotografia. Estes também podem ser eliminados através de uma limpeza regular da lente ou através do uso de uma lente com revestimento não-reflectivo, reduzindo o sistema de gerar reflexões da luz indesejadas (Burke 1996).

## 1.5. Estrutura da Tese

Esta dissertação tem como objectivo a detecção de artefactos nas imagens da retina. Para tal, no Capítulo 1 foram revistos alguns conceitos teóricos importantes para o propósito desta tese. No Capítulo 2 foi estudado o estado da arte no que diz respeito à detecção de artefactos. Neste capítulo foram ainda analisados alguns métodos de equalização de iluminação, de detecção do disco óptico e de detecção automática de patologias associadas à retina.

No Capítulo 3 fez-se uma descrição do método de pré-processamento do algoritmo, onde se abordaram algumas das técnicas de correcção de iluminação. No Capítulo 4 descrevem-se todo o processo pelo qual são detectados alguns artefactos nas imagens da retina, nomeadamente os *flares* e o artefacto central. No Capítulo 5 procedeu-se a uma apresentação geral do *software* realizado nesta dissertação. No Capítulo 6, apresentamos e analisamos os resultados obtidos pelo algoritmo desenvolvido e no Capítulo 7 fez-se uma conclusão da dissertação e ainda, o trabalho a desenvolver no futuro.

## Capítulo 2. Estado da Arte

---

### 2.1. Detecção e Correção de Artefactos

No decurso da pesquisa realizada verificou-se que a investigação em relação à localização e remoção de artefactos existentes nas imagens do fundo ocular é muito incipiente. No entanto, foram encontrados outros estudos relacionados com a remoção de artefactos em imagens noutros contextos que não as imagens da retina e que são importantes abordar nesta dissertação.

Em 2009, Jinwei Gu (Gu et al. 2009) propôs um algoritmo para a remoção dos artefactos nas imagens, devido à sujidade das lentes. Jinwei Gu assume que a formação da imagem é feita através de uma camada intermédia entre a câmara e o objecto alvo, estando esta devidamente focada. A imagem final é o resultado de duas componentes: a atenuação e a intensificação. A atenuação é quando a radiação emitida pelo objecto alvo é atenuada através de absorção ou de obstrução. A intensificação é quando a camada intermédia contribui para o brilho captado pela câmara, ou por dissipação da luz em outras direcções ou pela reflectância da luz a partir da superfície. Segundo este modelo são propostos dois métodos para a remoção de artefactos. Para o primeiro método é necessário saber *a priori* os valores de dispersão e atenuação da câmara e podendo estes ser estimados através de várias imagens da mesma cena para criar um padrão de calibração. O segundo método para a remoção dos artefactos é aplicável nas situações em que não se tem acesso à câmara, sendo os valores de atenuação e dispersão estimados através de um conjunto de imagens da mesma cena tiradas pela mesma câmara. Em ambos os métodos o algoritmo requer pelo menos duas imagens. Este algoritmo não poderá ser aplicado a sequências de imagens que apresentem grandes diferenças no seu padrão, como é o caso das retinografias onde não se consegue obter duas imagens iguais devido, por exemplo, ao movimento do olho, acabando por a imagem seguinte ser diferente da imagem tirada anteriormente.

Zhou e Lin também propuseram um algoritmo para a remoção de artefactos causados pela

sujidade no sensor da câmara (Zhou & Lin 2007). Neste método é proposto um modelo para a formação dos artefactos nas imagens devido à sujidade. A informação do artefacto, juntamente com a informação contextual da cor em redor do artefacto fornece uma solução possível para a remoção dos artefactos. Quando se tem apenas uma imagem, a recuperação da imagem é feita através da informação obtida à volta do artefacto e, posteriormente, aplicada na zona marcada como artefacto, eliminando, então, os efeitos indesejados criados por estes. Com várias imagens da mesma cena tiradas pela mesma câmara com a mesma sujidade na lente, o algoritmo proposto por Zhou e Lin é mais eficaz visto que os parâmetros utilizados para fazer a recuperação são estimados através de várias imagens fazendo que a imagem recuperada apresente uma recuperação mais viável das zonas marcadas como artefactos.

A existência de sujidade nas lentes foi também estudada e modelada por Willson et al (Willson et al. 2005). O artigo publicado apresenta um modelo óptico que simula o tamanho e a densidade dos artefactos produzidos por partículas de poeira. Para as partículas de pó com uma dimensão menor que a área de abertura, o tamanho do artefacto produzido na imagem é determinado pelo tamanho da abertura da lente e não pelo tamanho da partícula, enquanto que a densidade óptica do artefacto é determinada pela razão entre a área da partícula e pela área da abertura. Se o pó caísse directamente sobre a lente da câmara, os efeitos produzidos na imagem iriam ser ligeiramente diferentes dos efeitos produzidos pelo pó depositado no sensor da câmara, uma vez que o brilho da cena seria uniformemente atenuado sobre toda a matriz do sensor. Isto deve-se ao facto de cada elemento do sensor receber a luz que é focada através das lentes e, portanto, o artefacto resultante não ser perceptível na imagem final. Neste estudo apenas foi estudado a formação de artefactos devido à sujidade no sensor, não havendo um estudo no sentido da detecção e remoção dos mesmos.

Gu et al. estudaram o efeito da sujidade, do pó e das impressões digitais em estruturas transparentes como vidros, ou espelhos (Gu et al. 2007). Neste estudo é suposto que o contaminante seja uma camada opticamente fina, onde as texturas espaciais criadas pelos diferentes tipos de contaminante são tomadas como parâmetro para a obtenção do realismo visual da imagem. Para tal, é feito a medição espacial das várias espessuras e dos parâmetros de um certo número de placas de vidro com diferentes tipos de sujidade, poeira e impressões digitais. Neste artigo ainda desenvolvida uma ferramenta de localização iterativa de novos padrões de contaminação.

Vários algoritmos foram apresentados para corrigir as imperfeições que surgem nas imagens. O método de *image inpainting* é uma técnica que permite o restauro de imagens danificadas a partir da informação obtida das redondezas (Bertalmio & Sapiro 2000). Este método não necessita de conhecimentos da física e anatomia do objecto a reparar, baseando-se exclusivamente nas regiões da vizinhança do objecto, sendo ainda necessário que o utilizador marque a zona que seja recuperada.

Outro método de recuperação da imagem foi apresentado por Jian Sun et al (Sun & Jia 2003). Neste método, o utilizador especifica a informação da estrutura ausente através da extensão de



segmentos de linhas ou curvas de regiões conhecidas para as regiões a modificar. A propagação de estruturas é formulada com um problema de otimização global, reforçando a estrutura e consistência da imagem recuperada. Se apenas um segmento da curva ou linha é especificado pelo autor, a propagação das estruturas é feita através de *Dynamic Programming* (método pela qual um problema complexo é decomposto em sub-problemas mais simples). Quando várias curvas de intersecção são especificadas, o algoritmo proposto adopta o método *Belief Propagation* para encontrar a curva óptima para a reestruturação. O algoritmo *Belief Propagation* é utilizado para investigar a inferência estatística em modelos gráficos através da troca de mensagens entre nós (*pixéis*) e valores observados em cada nó (*pixel*). Depois de completar a propagação da estrutura, as restantes regiões desconhecidas são preenchidas através da informação da textura envolvente do objecto desconhecido.

Nesta dissertação não se fará a correcção dos artefactos uma vez que ao fazer a reconstituição da imagem, poderão ser gerados falsos diagnósticos, aparecendo outras estruturas anómalas que poderão ter interferência na imagem final. A maioria dos artefactos presentes nas imagens de *fundus* escondem as estruturas da retina o que dificulta também a sua correcção com exactidão.

## 2.2. Correcção da Iluminação

As imagens da retina são adquiridas através das câmaras de fundus e são produzidas através da luz reflectida pela superfície desta. Muitas vezes estas imagens apresentam uma iluminação não uniforme e, portanto, existe uma variabilidade local de contraste entre as estruturas retinianas. Este problema pode afectar o diagnóstico produzido por alguns algoritmos automáticos, uma vez que as lesões na retina em algumas áreas podem tornar-se visivelmente difíceis de identificar pelo ser humano. Várias técnicas têm sido utilizadas para melhorar a uniformidade da iluminação e os níveis de contraste nas imagens da retina.

As técnicas mais clássicas normalizam a luminosidade através da eliminação das baixas frequências por meio de um filtro passa-alto (Gonzalez & Woods 2002) ou através da aproximação das derivações de iluminação a uma função matemática e depois subtrair esta componente à imagem original (A. Ruggeri & Pajaro 2002).

Outras técnicas têm também sido desenvolvidas para a aplicação específica de imagens retinianas. Øien e Osnes (Øien & Osnes 1995) propuseram que através de filtro de mediana, se poderia normalizar o fundo da imagem e extrair assim as pequenas variações de luminosidade, que posteriormente iria ser subtraído pela imagem original.

Huan Wang et al (Wang et al. 2000) propôs uma nova abordagem para a correcção da iluminação com o objectivo de aumentar o contraste de pequenas lesões na retina para facilitar o seu diagnóstico. Por exemplo, em certas regiões os exsudatos têm uma intensidade muito fraca tornando-se indistinguíveis do fundo da imagem, pelo que poderão facilmente não ser detectados no diagnóstico. Para contornar este efeito, os autores deste estudo propuseram que apenas as regiões mais

escuras iriam ser ajustadas na sua iluminação, permanecendo os *pixéis* com uma luminosidade equilibrada inalterados. Para tal, os *pixéis* eram alterados segundo uma função exponencial que, por sua vez, possui curva de calibração para o ajuste dos mesmos.

No ano 2000, Wang et al. (Wang et al. 2000) implementou o ajuste da luminosidade com base num ponto de transformação não linear. Mais tarde em 2001, propôs uma nova abordagem para equalização da iluminação, que consistia em segmentar os vasos sanguíneos e de seguida era calculado a estimativa da iluminação desses *pixéis* e, finalmente, era subtraída à imagem original. A equalização do histograma tem um bom desempenho para imagens comuns, como retratos humanos ou imagens naturais, mas não é uma boa escolha para imagens da retina devido à sua amplificação de ruído e a ausência de alguns níveis de cinzento depois da equalização (Zimmerman et al. 1988).

Mais tarde, Salem e Nandi (Salem & Nandi 2007) introduziram um novo método que se baseava na informação da intensidade não só do canal verde, mas também com a informação presente no canal vermelho. Através do método de *Histogram Matching*, o histograma do canal verde é modificado a partir do histograma do canal vermelho da mesma imagem, obtendo-se assim uma equalização da luminosidade com a informação de ambos os canais. Este método melhora o contraste brusco das zonas escuras, como os vasos sanguíneos, mas reduz o contraste dos objectos brilhantes e pequenos como os microaneurismas.

O método apresentado por Marco Foracchia et al (Marco Foracchia et al. 2005) baseou-se na estimativa da variabilidade da luminosidade e do contraste nos *pixéis* considerados do fundo da imagem e subsequente compensação desta variabilidade em toda a imagem. Para tal, os autores deste método consideram que a imagem é composta por *pixéis* de fundo e *pixéis* de primeiro plano. Os *pixéis* de fundo nas imagens da retina são considerados os *pixéis* que não contêm nenhum vaso sanguíneo nem nenhuma lesão, sendo portanto os *pixéis* ideais para fazer a estimativa da variabilidade da luminosidade e dos níveis de contraste. Os *pixéis* de primeiro plano são todos os *pixéis* que incluem o disco óptico, estruturas vasculares e lesões. Através da distância de Mahalanobis os *pixéis* de fundo e os *pixéis* de primeiro plano são segmentados, conseqüentemente só podem estudar a variabilidade da luminosidade apenas dos *pixéis* de fundo. Após a estimativa destes níveis a imagem final é finalmente corrigida segundo esta estimativa.

Gopal Joshi e Civaswamy apresentaram uma nova abordagem do algoritmo proposto por Foracchia (Joshi & Sivaswamy 2008). Nesta é usado o conhecimento prévio da geometria da retina, onde é proposto um método para o realce do contraste destas imagens, com foco em aumentar os níveis de contraste sem introdução de artefactos. O método utiliza a amostragem não-uniforme para estimar a degradação dos factores de luminosidade e contraste. Tal como Foracchia os *pixéis* também são divididos em *pixéis* de fundo e *pixéis* de primeiro plano, sendo também eles separados através da distância de Mahalanobis. Neste utiliza-se uma janela variável para tirar os valores de intensidade média e desvio padrão, uma vez que, tendo em conta a geometria da retina (circular), a zona periférica

da superfície da retina recebe menos iluminação, logo, essa região aparece num tom mais escuro do que no centro da imagem. Novamente estimasse a variabilidade dos valores de luminosidade e contraste dos *pixéis* de fundo e, conseqüentemente, são aplicados estes valores para restaurar em toda a imagem.

Mais tarde em 2011, Yao Yi e Dongbo Zhang (Yi & Zhang 2011) melhoraram a técnica proposta por Foracchia. Através de técnicas de subamostragem e interpolação novamente foram estimados os *pixéis* de fundo das imagens da retina e a sua variabilidade na luminosidade e contraste. Através de uma filtragem homomórfica este método faz a correcção final da não uniformidade da luminosidade e dos níveis de contraste.

### 2.3. Localização do Disco Óptico

O disco óptico é considerado uma das principais estruturas características de uma imagem do fundo ocular. O disco óptico serve, frequentemente, como ponto de referência para outras estruturas anatómicas da retina, bem como para detecção de lesões. A distância entre o disco óptico e o centro da mácula (fóvea) é constante, logo, um conhecimento *a priori* do disco pode nos dar a localização aproximada da mácula. No disco óptico também começa a rede de vasos sanguíneos retinianos, podendo haver um rastreamento dessa mesma rede. A mudança da forma, cor ou profundidade do disco óptico pode ser um indicador de algumas patologias da retina, especialmente o glaucoma e a retinopatia diabética.

O disco óptico é geralmente a zona mais brilhante da imagem da retina e, portanto, um conjunto de *pixéis* de alta intensidade na escala de cinzentos irá localizar o disco óptico na imagem (Chaudhuri et al. 1989). Este método não é o mais eficiente uma vez que nas imagens do fundo ocular podem surgir muitas zonas com intensidades elevadas, como os exsudatos, o que pode levar a uma falsa localização do disco óptico (M. H. Goldbaum et al. 1990).

Outra técnica foi aplicada por Li and Chutatape tendo como base a Análise de Componentes Principais (método de identificação de padrões de dados e identificando-os de tal modo a realçar as suas semelhanças e diferenças; este método é muito utilizado em algoritmos de reconhecimento facial). Os autores utilizaram um conjunto de treino, usando os *pixéis* mais brilhantes que foram primeiramente agrupados como regiões candidatas a disco óptico. A Análise de Componentes Principais é então aplicada para projectar uma nova imagem para a zona do disco. De seguida, a posição do centro do disco óptico é encontrada através do cálculo da distância mínima entre a imagem original da retina e respectiva projecção (Li & Chutatape 2004).

Outros autores tentaram a localização do disco óptico através da transformada de Hough, visto esta possuir uma forma arredondada que a torna característica perante as outras estruturas da retina (Heikki Kälviäinen et al. 1995). Esta técnica apresenta algumas falhas aquando da presença de alguns artefactos redondos, como é o caso dos *flares*, que poderá confundir o algoritmo e escolher um falso

candidato. Outro dos problemas desta técnica é o facto de ser muito sensível em relação à resolução da imagem, isto é, o valor estabelecido para o parâmetro da Transformada de Hough é dependente da resolução da imagem que estejamos a analisar.

Foracchia et al. apresentou uma nova técnica para a localização do disco óptico através de um modelo geométrico paramétrico, isto é, o autor apresentou que os vasos sanguíneos retinianos têm origem no disco óptico e o caminho desta rede segue um padrão semelhante a uma parábola em todas as imagens. Com este conceito, Foracchia estudou a direcção dos vasos sanguíneos e por conseguinte conseguiu detectar o disco óptico em 97,5% do conjunto de imagens testadas (M Foracchia et al. 2004).

Outras das características que ajudam a diferenciar o nervo óptico é a convergência dos vasos sanguíneos no disco óptico, que resulta numa grande variação na intensidade dos *pixéis* adjacentes. Hoover e Goldbaum conseguiram obter um sucesso bastante elevado no algoritmo proposto, uma vez que este conseguia detectar o disco óptico mesmo em imagens com muitas lesões retinianas. Este método teve bastante sucesso uma vez que se baseia na convergência difusa da rede vascular da retina, isto é, o algoritmo “encontra” a convergência mais forte da rede de vasos sanguíneos como a principal característica para a segmentação do disco óptico (Hoover & M. Goldbaum 2003).

## 2.4. Detecção de Patologias Retinianas

O algoritmo proposto nesta tese tem como finalidade aumentar o número de imagens que possam ser analisadas e processadas por algoritmos já existentes, como sejam a detecção automática de patologias na retina. É, então, importante apresentar alguns dos métodos automáticos e semiautomáticos já existentes que identifiquem algumas das patologias retinianas.

A detecção automática da retinopatia diabética tem sido alvo de interesse nos últimos trinta anos devido à elevada taxa de cegueira provocada por esta doença. São muitos os algoritmos propostos para a detecção desta patologia, sendo de seguida analisados alguns dos métodos propostos.

Um dos primeiros métodos automáticos para a segmentação de microaneurismas de imagens do fundo ocular foi proposta por Spencer et al. em 1996 (Spencer et al. 1996). O método baseia-se na aplicação de transformações morfológicas para a segmentação de microaneurismas em angiografias de fluorescência. Depois de operação de abertura (erosão seguida de uma dilatação), a imagem corrigida, quando combinada com uma estrutura linear em oito direcções diferentes, inclui todas as secções com vasos sanguíneos excluindo os microaneurismas, com forma circular. Esta imagem que é obtida a partir da original é feita através de uma transformação *top-hat*, produzindo uma imagem contendo apenas os microaneurismas. De seguida, é aplicado um filtro gaussiano bidimensional de um microaneurisma “modelo”, produzindo como resultado final uma imagem binária com os microaneurismas candidatos. Por fim, um algoritmo *region-growing* delimita cada objecto marcado e, conseqüentemente, analisa as suas características. Este método apresenta uma sensibilidade de 82% e

uma especificidade de 86%. Esta sensibilidade e especificidade alta deve-se, contudo, ao custo de cem falsos positivos.

No ano 2000, Ege et al (Ege et al. 2000) propôs um novo método para a detecção de microaneurismas, hemorragias e exsudatos, com uma sensibilidade de 69%, 83% e 99%, respectivamente. Neste algoritmo é utilizado um classificador de Mahalanobis (uma medida estatística de um objecto com base na classificação dos “vizinhos mais próximos”, utilizado muitas vezes no reconhecimento padrão), após a utilização dum conjunto de treino de trinta imagens, quinze com retinopatia diabética e quinze sem retinopatia.

Outra das patologias com muito interesse na detecção automática são as drusas. Sebagt et al (Sebagt et al. 1991) apresentou um algoritmo de segmentação de drusas que consistia em dividir a imagem em subimagens de  $8 \times 8$  *pixéis*. Nestas subimagens era calculado um valor de binarização que, após interpolação bilinear, era utilizado como valor de *threshold* para se obter uma imagem binária. Este método apresentou uma tendência para gerar muitos falsos positivos. Thdibaoui et al (Thaybaoui et al. 2000) propôs um novo algoritmo em 2000, onde os *pixéis* eram divididos em três classes diferentes. Esta classificação era feita através da sua intensidade, onde se poderiam classificar de drusas, fundo e ambíguos. Esta última classe era novamente classificada, através de Lógica Difusa, em drusas ou fundo da imagem.

Em 2011, Mora et al (Mora et al. 2011) apresentou uma nova proposta para a detecção automática das drusas. O algoritmo recorre ao gradiente da imagem para efectuar a etiquetagem das drusas. Este algoritmo é organizado em quatro processos distintos: determinação do gradiente da imagem, propagação das etiquetas, compatibilização das etiquetas e, por fim, a reunião de etiquetas. Em seguida, o algoritmo efectua uma modelação das drusas através de formas geométricas pré-definidas, onde a localização aproximada do centro das manchas é fornecida pelo método anterior.

Como foi referido, este trabalho tem como objectivo aumentar o número de imagens processáveis para todos os algoritmos apresentados. A detecção automática de artefactos nas imagens de retina seria um método de pré-processamento de todos os algoritmos pré-existent, marcando as zonas com artefactos como zonas não processáveis, deixando de lado muito dos falsos positivos que podem ser originados por estes mesmos artefactos.



## Capítulo 3. Pré -Processamento

---

### 3.1. Análise do Banco de Imagens

De modo a atingir o objectivo desta dissertação - detecção de artefactos nas imagens da retina - foi necessário corrigir algumas das falhas apresentadas ao verificar o conjunto de imagens a analisar.

Um dos primeiros problemas que surgiram ao verificar as imagens, prendeu-se com o facto de estas virem no formato JPEG (*Joint Photographic Experts Group*). O formato JPEG é um dos formatos mais utilizados nas imagens devido, essencialmente, ao seu alto nível de compactação. O nível de compactação do arquivo pode ser aumentado ou diminuído, afectando a qualidade da imagem. Essa perda de qualidade faz com que a imagem fique em forma de mosaico, podendo provocar alguns resultados díspares, devido às suas transições bruscas de *pixel* para *pixel*. Para colmatar esta lacuna, aplica-se um filtro de média para se obter uma imagem menos *pixelizada*, isto é, para suavizar as transições bruscas provocadas pelo formato JPEG, tornando-se a imagem final mais “limpa”. Os filtros de média limitam-se a substituir o valor de um *pixel* pela média do seu valor e dos *pixéis* na vizinhança. A escolha do tamanho da vizinhança é importante. Uma vizinhança muito grande conduz à desfocagem da imagem, não sendo este o objectivo da aplicação do filtro. Escolhe-se, então, um filtro com uma vizinhança muito pequena (no nosso caso, foi escolhida uma vizinhança de 5x5 para um banco de imagens com uma dimensão de 1639x1116) para atenuar as transições bruscas entre cada *pixel*, não desfocando em demasia a imagem, como se pode verificar na Figura 3.1.

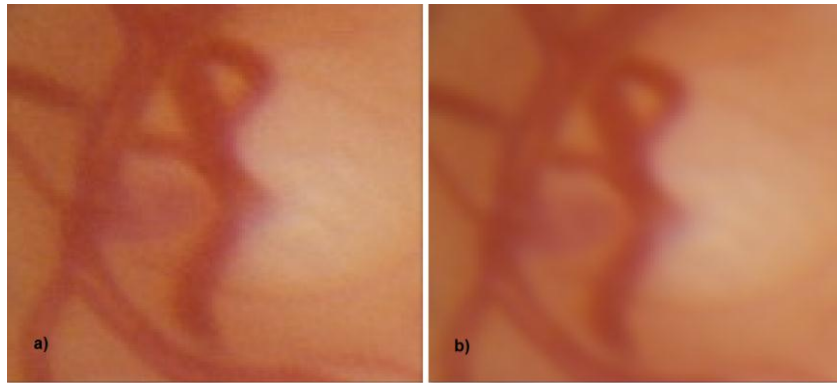


Figura 3.1-a) Imagem original (JPEG); b) Imagem após aplicação do filtro de média

Geralmente as imagens obtidas pelas câmaras de *fundus* são a cores. As imagens a cores podem ser repartidas em três canais: vermelho, verde e azul (sistema RGB). As imagens do primeiro canal representam a intensidade dos *pixéis* a vermelho, o segundo canal a intensidade dos *pixéis* a verde e, por último, o terceiro representa a intensidade dos *pixéis* a azul. Apesar da imagem da retina ser essencialmente em tons avermelhados, em muitos casos, o maior contraste das estruturas anatómicas da retina é obtida através do canal verde e não através do canal vermelho (Hipwell et al. 2000).

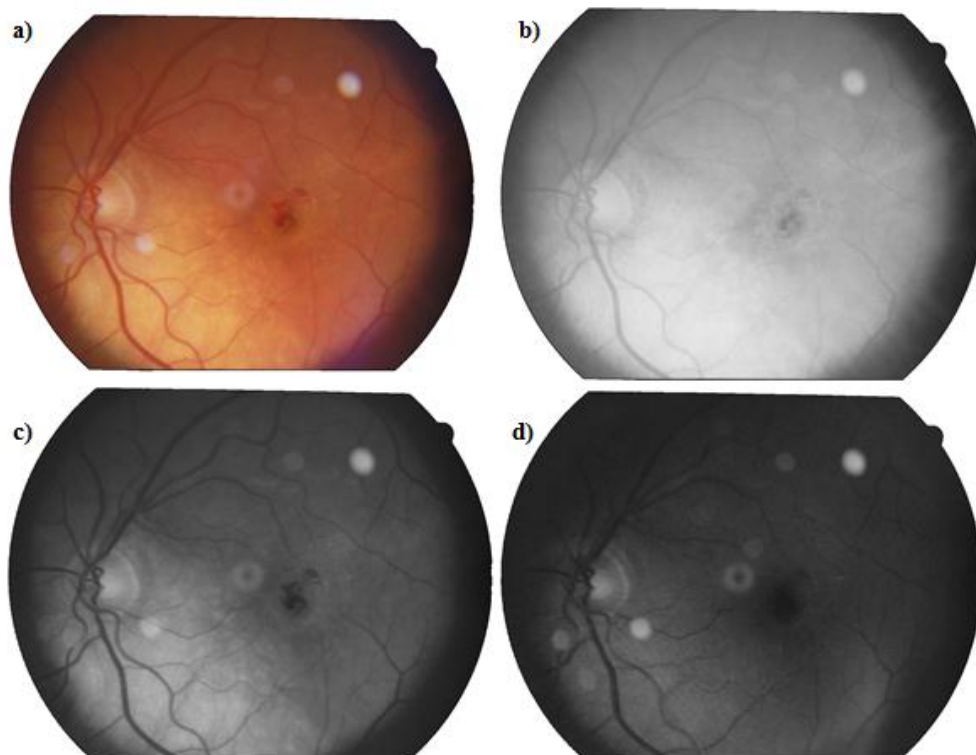


Figura 3.2- Decomposição da imagem nos canais RGB:a) imagem RGB; b) Canal Vermelho; c) Canal Verde; d) Canal Azul



Como se pode constatar na Figura 3.2, o canal vermelho apresenta uma imagem muito esbranquiçada e uniforme, não se conseguindo distinguir com muita clareza as estruturas anatómicas da retina. No canal azul e verde já se consegue obter um maior contraste entre as estruturas, sendo no canal verde que se vê com melhor clareza e contraste todas as estruturas anatómicas retinianas.

Outro aspecto importante que deve ser abordado na secção de pré-processamento das imagens é a definição da Região de Interesse (ROI- *Region Of Interest*) que se pretende analisar. As imagens fotografadas pelos técnicos de oftalmologia têm uma etiqueta com especificações relativas ao paciente. Torna-se importante, então, excluir toda essa zona e englobar apenas a zona da retina. Para tal, foi criado um pequeno algoritmo para segmentar apenas a imagem da retina deixando o resto da imagem fora de análise. Foi escolhido o canal vermelho para análise uma vez que nesse canal a imagem da retina é em geral uniforme, podendo aplicar-se um valor de *threshold* fixo que permita diferenciá-la da restante imagem. Para tal, é utilizado um valor de *threshold* relativamente baixo (26), uma vez que no canal vermelho a imagem apresenta na zona da retina e da etiqueta, intensidades elevadas enquanto que na restante imagem tem intensidades muito baixas.

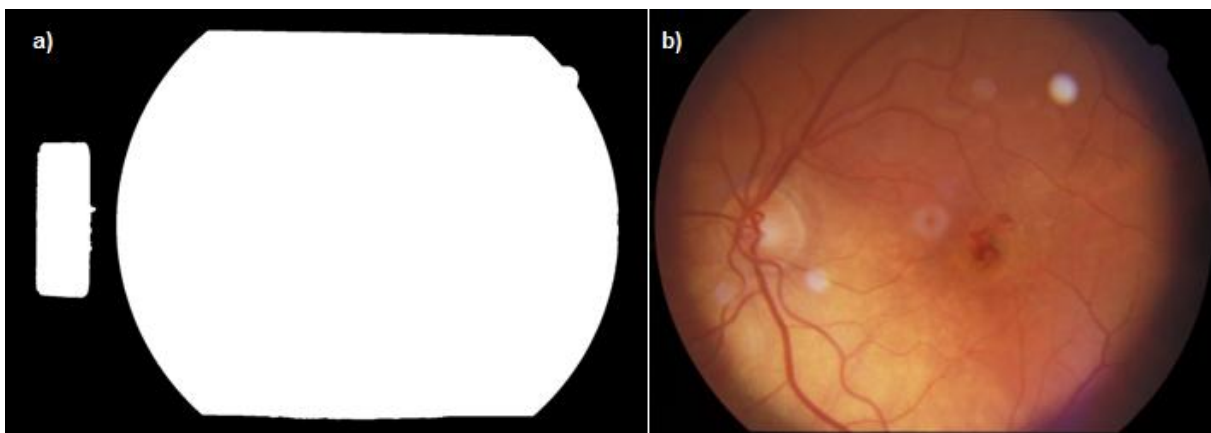


Figura 3.3-a) Imagem após Binarização; b) Definição do ROI

Na Figura 3.3 a) está representada a imagem após ter sido aplicado o valor de *threshold*, obtendo-se uma imagem binária (valores dos *pixéis* a zero, no caso do preto, ou a um, nos *pixéis* a branco). Nesta imagem consegue-se distinguir dois objectos a branco, o objecto rectangular corresponde à etiqueta e um objecto circular que corresponde à imagem da retina captada pela câmara. Para seleccionar apenas a zona da retina, escolhe-se o objecto branco com maior área, na imagem binária, segmentando-a do resto da imagem (Figura 3.3 b)). A imagem da retina tem uma forma circular, mas o facto de o ROI ser sempre definido por um quadrado ou por um rectângulo e não por um círculo, tem como consequência que algumas zonas a preto fora da imagem da retina sejam incluídas no ROI.

## 3.2. Correção da Iluminação

Geralmente as imagens da retina captadas por uma câmara de *fundus* apresentam uma não uniformidade na luminosidade e no contraste. São vários os factores que contribuem para que as imagens do fundo ocular apresentem este défice na uniformidade destes níveis. O facto de a retina não ser uma superfície plana faz com que a luz incidente não seja reflectida toda no mesmo ponto (Figura 3.4 a)) (Moitinho 2008). Assim, na periferia da imagem surgem zonas mais escuras do que no centro da imagem (Figura 3.4 b)). Existem ainda outros factores que influenciam a não uniformidade da iluminação nas imagens de *fundus*, como a não cooperação do paciente ou os próprios movimentos involuntários do olho quando se tira a fotografia.

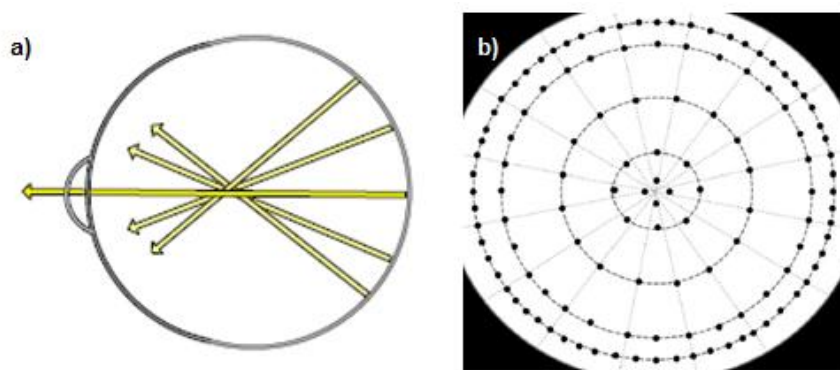


Figura 3.4- a) Reflexão da luz na Retina; b) Gradiente de luminosidade nas imagens da Retina

Nesta secção iremos abordar algumas das técnicas já implementadas por alguns autores para a correção da iluminação e contraste da imagem.

### 3.2.1. Normalização da Iluminação através da estimação dos *pixéis* de fundo

Foracchia et al. desenvolveram um método de equalização da iluminação e dos níveis de contraste através da estimação do brilho e do contraste dos *pixéis* de fundo (Marco Foracchia et al. 2005). O método proposto baseia-se no seguinte modelo da imagem observada I:

$$I = f(I^0) = f(I_b^0 + I_f^0) \quad (\text{Equação 3.1})$$

Nesta equação  $I^0$  corresponde à imagem original no canal de cor verde,  $I_b^0$  aos *pixéis* de fundo,  $I_f^0$  aos *pixéis* de primeiro plano (vasos sanguíneos, entre outros) e  $f(.)$  representa a transformação de aquisição. Os *pixéis* considerados de fundo, são os *pixéis* ideais para fazer a normalização da iluminação porque nela não estão contidos nenhuns vasos sanguíneos nem nenhuma lesão. As estruturas vasculares, disco óptico e lesões são modelados como uma componente aditiva,

$I_f^0$ , aos *pixéis* de fundo.

É difícil de expressar as propriedades de  $I_f^0$ , devido à alta variabilidade das características da retina e das lesões que podem ser encontradas nas imagens de *fundus*. No entanto, os *pixéis* considerados no fundo da imagem podem ser estatisticamente modelados através da seguinte equação:  $I_b^0(x, y) \sim \mathcal{N}(\mu_b, \sigma_b)$ , onde  $\mu_b$  representa a média e  $\sigma_b$  o desvio padrão.

O modelo de aquisição da imagem,  $f(\cdot)$ , descreve as variações de iluminação e contraste apresentadas pela imagem observada. A não-uniformidade da luminosidade e do contraste pode ser descrita através, da seguinte equação:

$$(x, y) = f(I^0(x, y)) = C(x, y)I^0(x, y) + L(x, y) \quad (\text{Equação 3.2})$$

$C(x, y)$  significa o factor de contraste, e é assumido como um valor positivo, e  $L(x, y)$  o factor de luminosidade, sendo esta uma componente aditiva à imagem original. Em ambos os termos é assumido que tenham uma componente espectral nas frequências baixas, isto é, as derivações de luminosidade não apresentam transições muito grandes.

Para a estimação dos valores de iluminação e contraste é necessário segmentar apenas os *pixéis* de fundo. Para tal, assume-se que para qualquer *pixel* da imagem, numa vizinhança  $C$  com tamanho  $s$ :  $L$  e  $C$  são constantes; pelo menos 50% dos *pixéis* são considerados *pixéis* de fundo; todos os *pixéis* de fundo têm intensidades relativamente diferentes dos *pixéis* de primeiro plano.

A primeira suposição pode ser assumida, uma vez que  $L$  e  $C$  estão concentrados nas baixas frequências. A segunda suposição implica que uma relativa área da imagem corresponde aos *pixéis* de fundo e a última deve-se ao facto desta permitir determinar se os *pixéis* ou são *pixéis* de fundo ou *pixéis* de primeiro plano, através da sua intensidade, isto é, se qualquer dois *pixéis* na vizinhança  $\mathcal{N}$  tiverem a mesma intensidade ou pertencerem a  $I_b^0$  ou a  $I_f^0$ .

Para cada *pixel*  $(x, y)$  da imagem no canal verde, a média e o desvio padrão são calculados como medidas estatísticas da distribuição da intensidade. Um *pixel*  $(x, y)$  é considerado *pixel* de fundo se a sua intensidade for próxima da intensidade média de uma vizinhança  $\mathcal{N}$ . Matematicamente, o *pixel* pertence ao *pixel* de fundo se a distância de Mahalanobis for inferior a um determinado *threshold*:

$$d_M = \left| \frac{I(x, y) - \mu_N}{\sigma_N} \right| < t \quad (\text{Equação 3.3})$$

Atendendo a que o conjunto de imagens fornecido apresenta uma dimensão muito grande, (1639x1116) a imagem original é dividida em subimagens de tamanho  $s$ . Depois de calculados os valores da média e de desvio padrão de cada subimagem, estas imagens são aumentadas através de uma interpolação bicúbica para se obter o mesmo tamanho que a imagem original. Os valores escolhidos para o tamanho das subimagens é crucial, uma vez que tem que satisfazer as condições que

$C$  e  $L$ , no espaço espectral, apresentam valores de baixa frequência e que uma porção dos *pixéis* totais pertençam a *pixéis* de fundo. O valor do tamanho da subimagem escolhido foi de  $130 \times 100$  e o valor de *threshold* foi 1, fazendo com que mais de 50% dos *pixéis* pertençam a *pixéis* de fundo. Na Figura 3.5 está apresentado o resultado da distância de Mahalanobis após aplicação do valor de *threshold* para se obter uma imagem binária. Nesta conseguimos verificar que a branco estão os *pixéis* considerados de fundo da imagem e a preto estão incluídos os *pixéis* de primeiro plano, que inclui algumas das estruturas retinianas, como a rede de vasos sanguíneos.



Figura 3.5- Estimativa dos *pixéis* de fundo (*pixéis* a branco)

Com os *pixéis* de fundo definidos, volta-se novamente a fazer uma estimativa de  $C(x, y)$  e de  $L(x, y)$  mas agora apenas considerando os *pixéis* de fundo. O método volta a ser o mesmo aplicado anteriormente, dividindo as imagens em subimagens e depois calcular os respectivos valores de média e desvio padrão. Novamente reconstrói-se as imagens  $L$  e  $C$  através da interpolação bicúbica para o tamanho da imagem original, tendo por fim uma estimativa da variabilidade da luminosidade e de contraste da imagem (Figura 3.6).

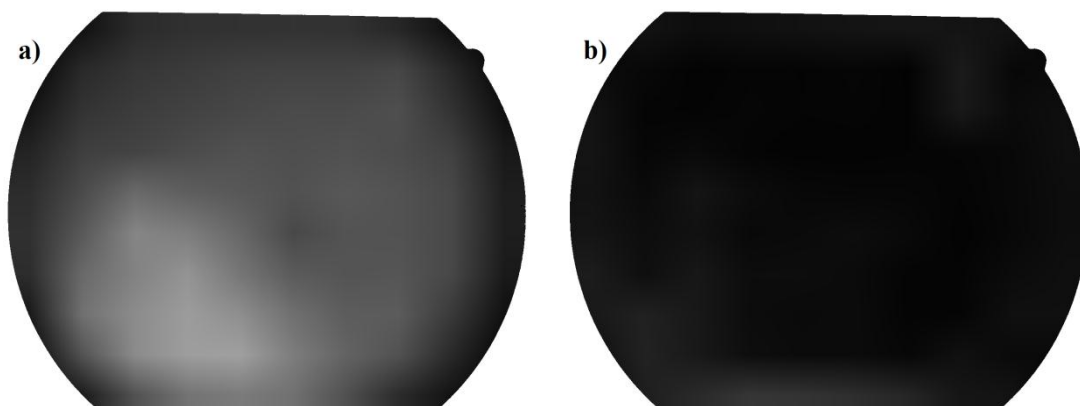


Figura 3.6- a) Estimativa da Luminosidade; b) Estimativa do Contraste

A reconstrução da imagem normalizada,  $I^0$ , pode ser obtida através da seguinte equação:

$$I^0(x, y) = \frac{I(x, y) - L(x, y)}{C(x, y)} \quad (\text{Equação 3.4})$$

Na imagem seguinte está representada a correcção da iluminação e contraste obtida pelo método proposto por Foracchia et al.

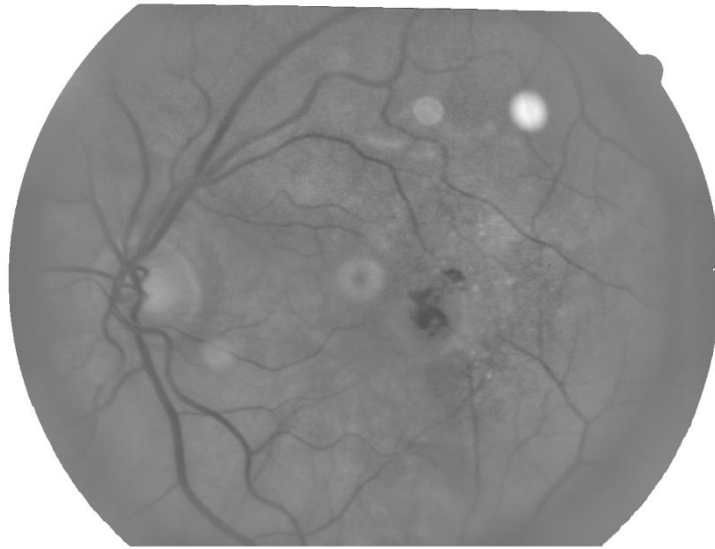


Figura 3.7- Imagem com Iluminação e Contraste equalizados

Este algoritmo apresentou algumas limitações, uma das quais é a suposição de que pelo menos 50% dos *pixéis* pertencem ao fundo da imagem. Esta suposição pode não conter algumas áreas importantes que deviam estar presentes, como a mácula ou zonas com grandes exsudatos, que podem provocar alguns desajustes na equalização da iluminação. Este método não satisfaz as condições necessárias para a sua utilização neste projecto.

### 3.2.2. Equalização do Histograma

As câmaras e os sensores normalmente têm que lidar não apenas com o contraste da cena mas também com a exposição dos sensores de imagem à luz. Numa câmara, a abertura da objectiva é que controla os níveis de exposição dos sensores à luz, sendo que quanto menor for a sua abertura, menor será a quantidade de luz a atingir o sensor. Geralmente, a gama de contrastes é demasiado elevada para serem captadas pelos sensores. Por exemplo, as zonas onde a cena da fotografia é muito escura, o tempo de exposição terá que ser maior para compensar o défice de luminosidade da cena. As imagens obtidas terão sempre uma iluminação desigual, mas este defeito pode ser compensado através do aumento da gama dinâmica da imagem através da equalização do histograma.

A matemática subjacente da equalização do histograma envolve o mapeamento de uma

distribuição (histograma da imagem original) para outra distribuição, mais larga e idealmente com uma distribuição uniforme dos valores de intensidade. Isto é, irá alargar os valores de  $y$  (intensidades) na distribuição original tão uniformemente quanto possível na nova distribuição. Para tal, utiliza-se uma função de distribuição cumulativa, ou seja, verifica-se cada valor de  $y$  na distribuição original e reposiciona-se esse valor na distribuição equalizada (Bradski & Kaehler 2008).

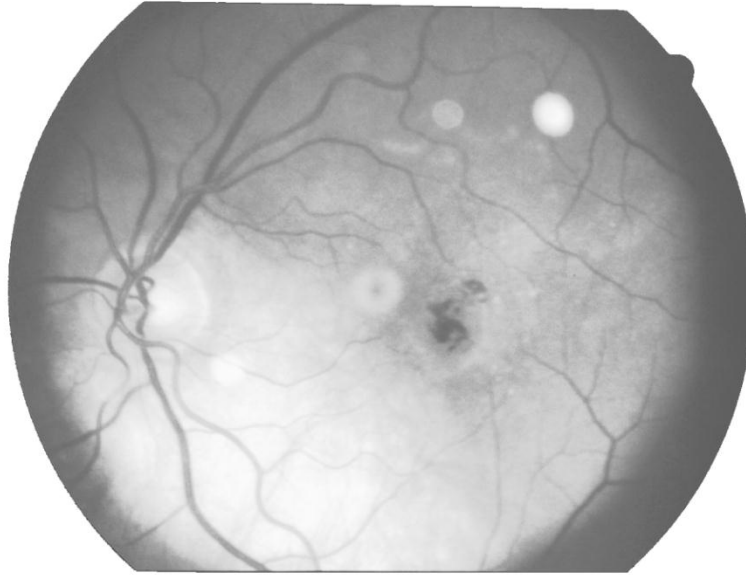


Figura 3.8- Imagem resultante da Equalização do Histograma

A equalização global do histograma foi aplicada nas imagens da retina no canal verde, visto ser onde se consegue distinguir melhor as estruturas retinianas. A imagem resultante (Figura 3.8) da equalização do histograma não produz grandes resultados, uma vez que muitas das estruturas anatómicas da retina não são enfatizadas, tornando a imagem mais baça.

### 3.2.3. Equalização de Hoover & Goldbaum

O método proposto por Goldbaum (Hoover & M. Goldbaum 2003) para a equalização da iluminação das imagens de *fundus*, baseia-se no défice de foco da luz através do sistema óptico, fazendo com que as imagens vão ficando com menor iluminação radialmente do centro para a periferia. Para eliminar o desequilíbrio de iluminação, cada *pixel* da imagem  $I(x,y)$  é ajustado segundo a seguinte equação:

$$I_{eq} = I(x,y) + m - M(x,y) \quad (\text{Equação 3.5})$$

O valor de  $m$  é o valor médio da intensidade desejada, geralmente 128 numa imagem em escala de cinzento de 8-bit.  $M(x,y)$  corresponde à média de cada *pixel* numa vizinhança  $\mathcal{N}$ . O valor da vizinhança é variável consoante o conjunto de imagens que estejam a ser analisadas. Este valor terá

que fazer com que os *pixéis* da periferia utilizem o mesmo número de *pixéis* em média que os *pixéis* existentes no centro da imagem. Como referido anteriormente, a dimensão das imagens trabalhadas neste projecto é de 1639x1116 e o valor da vizinhança escolhido foi de 100x100.

Na imagem seguinte segue-se a comparação entre a imagem original e a imagem com a iluminação normalizados:

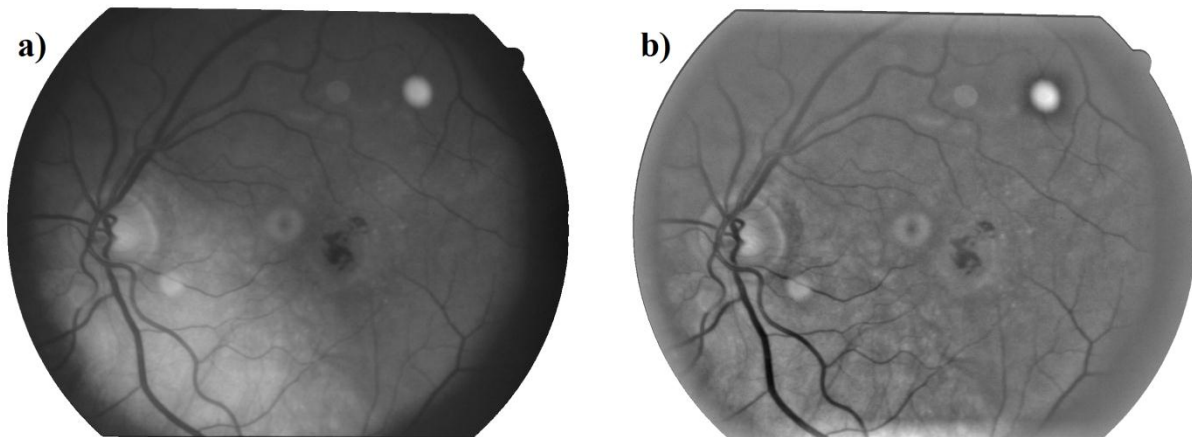


Figura 3.9- a) Imagem Original; b) Imagem com Iluminação e Contraste normalizados

Este método apresentou resultados bastantes satisfatórios, uma vez que se conseguiu obter um grande contraste entre as estruturas anatómicas da retina, como por exemplo os vasos sanguíneos, e o fundo da imagem. Considerando os bons resultados apresentados por esta normalização, foi este o método escolhido nesta dissertação para a equalização da luminosidade.

### 3.3. Detecção do Disco Óptico

Como foi descrito no capítulo anterior, o disco óptico é uma das estruturas mais importantes da retina, permitindo que seja um ponto de referência para outras estruturas retinianas importantes (mácula, vasos sanguíneos, fóvea). Para tal, foi implementado o método de detecção do disco óptico apresentado por Youssif et al. (Youssif et al. 2008).

Para a criação do algoritmo de localização do disco óptico, foi necessário corrigir a não uniformidade da iluminação e dos níveis de contraste. Consequentemente, foi aplicado a correcção de iluminação no canal verde, através do método sugerido por Hoover e Goldbaum (Hoover & M. Goldbaum 2003)

$$I_{eq} = I(x, y) + m - M(x, y) \quad (\text{Equação 3.6})$$

Após a correcção da iluminação, é aplicado o algoritmo “*Adaptive Histogram Equalization*” (AHE) para melhorar o contraste nas imagens de *fundus*. Este método é mais eficaz que a equalização

do histograma global, porque tem a capacidade de detectar pequenos vasos sanguíneos caracterizados por baixos níveis de contraste. O AHE é aplicado no canal de cor verde invertido, e cada *pixel* será adaptado segundo a seguinte equação:

$$I_{AHE} = \left( \sum_{p' \in R(p)} \frac{s(I(p') - I(p))}{h^2} \right)^2 * M \quad (\text{Equação 3.7})$$

Onde o valor de  $M$  é igual 255,  $R(p)$  denota a vizinhança de *pixéis* (uma janela quadrada de largura  $h=40$ ),  $s(d) = 1$  se  $d < 0$  e  $d = 0$  caso contrário.

Após a aplicação do AHE (Figura 3.10 a)) foi criada uma imagem de 40x45 *pixéis* com um vaso sanguíneo padrão, aplicando-se de seguida doze rotações desta imagem em intervalos de 15° para se obter os vasos sanguíneos em todas as direcções (0 a 165°).

De seguida, com suporte destas doze imagens, aplica-se o método de *template matching* (no Capítulo seguinte será explicado com maior detalhe o funcionamento deste algoritmo) à imagem resultante do AHE, sendo apenas escolhidos os valores máximos das respostas às diferentes direcções dos vasos sanguíneos. Ao verificar qual o valor máximo de cada resposta aos vários *templates* é guardada a direcção associada a esse mesmo *template*, isto é, se, por exemplo, a resposta a um vaso sanguíneo a 90° for superior às respostas das restantes direcções, indica que o vaso sanguíneo se encontra na vertical. Através deste processo ficamos, assim, com um mapa da rede vascular da retina. Finalmente, para se obter uma imagem binária foi utilizado o algoritmo de *threshold* proposto por OTSU (Figura 3.10 b)) (P. Smith et al. 1979).

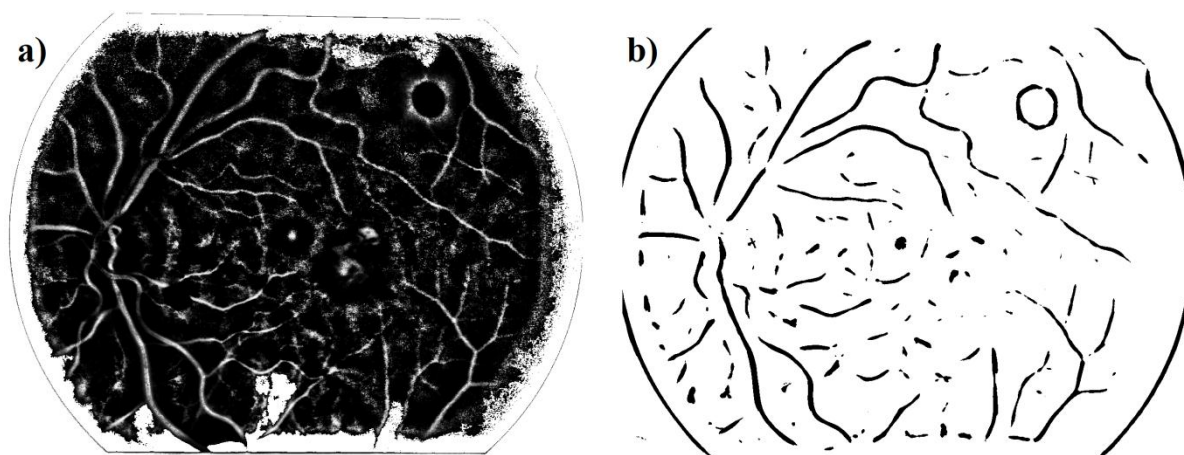


Figura 3.10- a) Resultado do AHE; b) Imagem após binarização pelo método de OTSU

Com o mapa da rede vascular calculado, resta agora o passo final para a localização final do disco óptico. Para diminuir o número de candidatos, é aplicado um algoritmo de emagrecimento. Este algoritmo permite, tal como o nome indica, emagrecer objectos em imagens binárias, ficando apenas o seu “esqueleto”.



Youssif et al. admitiram que, à saída do disco óptico existe uma grande concentração de vasos sanguíneos. Por isso propuseram uma imagem padrão (Figura 3.11) com direcções predeterminadas para determinar a localização o disco óptico através do mapa da rede vascular anteriormente calculado.

135	120	105	105	90	75	75	60	45
150	135	120	105	90	75	60	45	30
165	150	135	120	90	60	45	30	15
165	165	150	135	90	45	30	15	15
0	0	0	0	90	0	0	0	0
15	15	30	45	90	135	150	165	165
15	30	45	60	90	120	135	150	165
30	45	60	75	90	105	120	135	150
45	60	75	75	90	105	105	120	135

Figura 3.11- Imagem com as direcções proposta para a detecção do Disco Óptico

Esta imagem 9x9 é redimensionada, através de interpolação bilinear, para as seguintes dimensões: 241x81, 361x121, 481x161 e 601x201. Com as imagens redimensionadas segue-se novamente um processo de *template matching* destas imagens com o mapa das direcções dos vasos sanguíneos. O ponto (*pixel*) em que a diferença acumulada entre o mapa de direcções e o *template* (Figura 3.11) for menor é considerado a localização do disco óptico.

Devido à falta de dados ou má interpretação do algoritmo descrito pelos autores, a implementação deste algoritmo nesta dissertação não obteve os resultados esperados, não se conseguindo localizar o disco óptico com uma boa percentagem de acerto.

No entanto, através deste método conseguiu-se obter uma segmentação da rede vascular da retina. Alguns dos principais objectivos clínicos para a segmentação dos vasos sanguíneos são a implementação de programas de rastreio da retinopatia diabética, detecção da zona não vascular da mácula, tortuosidade dos vasos sanguíneos, avaliação da retinopatia prematura e doenças cardiovasculares (Mendonça et al. 2006). Dos vasos sanguíneos podem-se tirar várias características mensuráveis como a anormalidade da cor, diâmetro e tortuosidade. Por exemplo, a oclusão da artéria central da retina provoca a geralmente constrição das artérias. A hipertensão pode causar a compressão focal das artérias retinianas, (Member et al. 1998) e a retinopatia diabética pode ser diagnosticada através da permeabilidade vascular.



## Capítulo 4. Método para a Localização de Artefactos

---

### 4.1. Estruturação do trabalho desenvolvido

O algoritmo proposto para a detecção de artefactos nas imagens depende de vários processos para chegar ao resultado final (Figura 4.1).

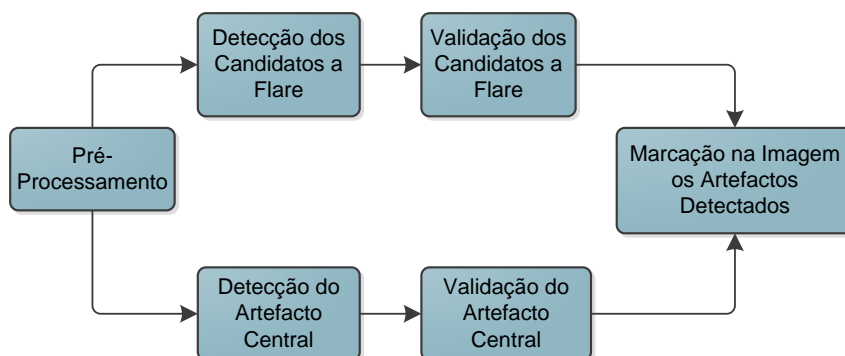


Figura 4.1- Fluxograma do algoritmo desenvolvido

O primeiro passo consiste na definição do ROI e na selecção do canal de cor que apresenta o maior contraste possível entre os artefactos e a restante imagem. Ainda na fase de pré-processamento, é feita a normalização da iluminação e dos níveis de contraste da imagem, uma vez que a retina não é uma superfície plana, existem algumas zonas das imagens com um défice de iluminação, nomeadamente na periferia da imagem.

O próximo passo é dividido entre a detecção dos *flares* e a detecção do artefacto central. Para a detecção dos artefactos, identificam-se primeiramente os candidatos a artefactos e, de seguida, dá-se um processo de validação dos mesmos. Finalmente os candidatos finais são marcados na

imagem original como zonas a não processar. Neste capítulo serão descritos todos estes processos de uma forma mais detalhada.

## 4.2. Artefactos

Na secção 1.5, foram sintetizados os principais artefactos que podem ocorrer quando se faz um exame ao fundo do olho. É importante reconhecer estes artefactos, tanto para os oftalmologistas como para os algoritmos já desenvolvidos para a detecção automática de patologias, uma vez que os artefactos, devido às suas características, podem provocar alguns erros de diagnóstico.

Neste trabalho foi desenvolvido um algoritmo para detectar alguns dos artefactos presentes nas imagens do fundo ocular, nomeadamente a localização de *flares* e do artefacto central.

### 4.2.1. *Flares*

#### 4.2.1.1. Localização dos candidatos a *flares*

Um dos passos mais importantes na criação do algoritmo é a selecção do espaço de cor para se obter o melhor contraste dos objectos em análise. Para além do espaço de cor RGB mencionado na secção 3.1, existem ainda vários espaços de cor como o HSV e o YCbCr.

O modelo RGB está intimamente associado às superfícies emissoras da luz, sendo esta a principal razão deste espaço de cor ser o modelo universalmente empregue pelos equipamentos que manipulam a emissão de luz, como monitores e televisões. Este modelo descreve as cores como resultados da adição das três cores primárias, em que cada uma delas varia entre 0 e 255, sendo o zero o valor mínimo de cada intensidade e 255 o valor máximo (Lopes 2008).

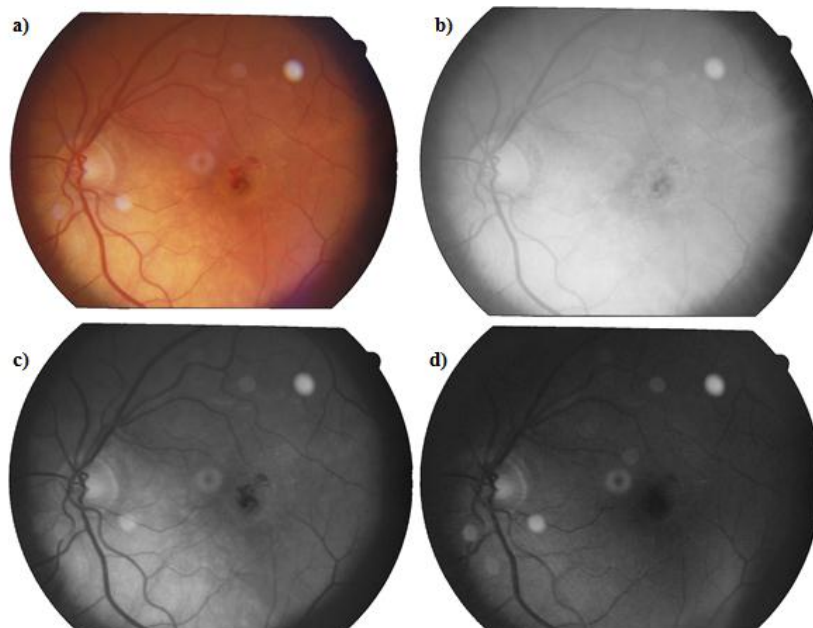


Figura 4.2- a) Imagem Original; b) Canal Vermelho; c) Canal Verde; d) Canal Azul

Ao analisar a imagem decomposta nos vários canais RGB, verifica-se, como foi mencionado na secção 3.1, que no canal vermelho não existe uma grande definição nem das estruturas anatómicas, nem um bom contraste nos *flares*, sendo a imagem uniforme num tom esbranquiçado e saturada. É no canal verde que se obtém o melhor contraste, tendo este uma intensidade média e que também é menos afectado pela iluminação não uniforme. No canal azul verifica-se que a imagem é semelhante à do canal verde. No entanto, o canal azul apresenta-se com uma intensidade maior e menor contraste em relação ao canal verde. Por conseguinte, verifica-se um menor contraste dos vasos sanguíneos e do fundo óptico, tornando-se mais difícil implementar algum algoritmo para detectar as estruturas retinianas. No entanto, consegue-se constatar que, dos três canais, o canal azul é aquele que apresenta maior contraste dos *flares*, conseguindo distinguir-se de uma forma mais clara a localização dos mesmos.

No espaço de cor HSV (Figura 4.3), a imagem é formada por três canais: *Hue* (cor, matiz), *Saturation* (saturação) e *Value* (valor). Este modelo aproxima-se muito do modelo intuitivo, empregue nas artes visuais, onde se utiliza os conceitos qualitativos de matiz, luz e tonalidade. Tal como o sistema de cores RGB, os valores do modelo HSV estão compreendidos entre 0 e 255. Para a saturação, o valor 255 significa que a cor é pura. Por outro lado, quanto mais próximo de zero for o valor de saturação, maior será o tom cinza na imagem original (Lopes 2008).

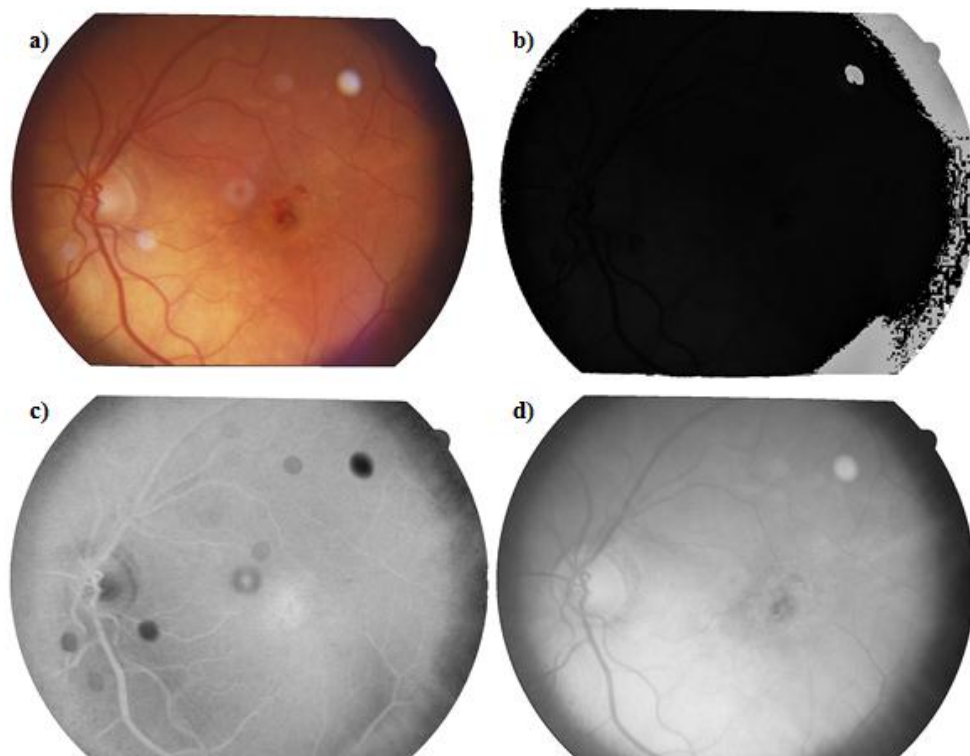


Figura 4.3- a) Imagem Original; b) Canal *Hue*; c) Canal Saturação; d) Canal *Value*

O canal *Hue* (matiz), como se pode verificar, não nos consegue dar nenhuma informação,

apenas na periferia da imagem a cores, particularmente a zona mais à direita no globo. Na imagem original existe um grande desvio da tonalidade padrão o que faz com que no canal *Hue* se destaque essa zona em relação às outras. No canal *Value*, que corresponde à intensidade, tem um contraste muito baixo, tornando-se impossível identificar alguma estrutura. Na saturação, a imagem aparece muito esbranquiçada, não se conseguindo detectar com precisão a localização das estruturas presentes na retina. No entanto, consegue-se verificar que existe um bom contraste entre os *flares* e o restante zona da imagem, ficando estes com uma tonalidade preta na imagem de saturação.

O modelo YCbCr (Figura 4.4) é muitas vezes designado por YUV no contexto de imagens digitais. Este modelo baseia-se na separação dos canais de cor RGB num espaço de luminância (Y) e dois canais de cromaticidade (Cb e Cr) ou diferença de cor (Lopes 2008).

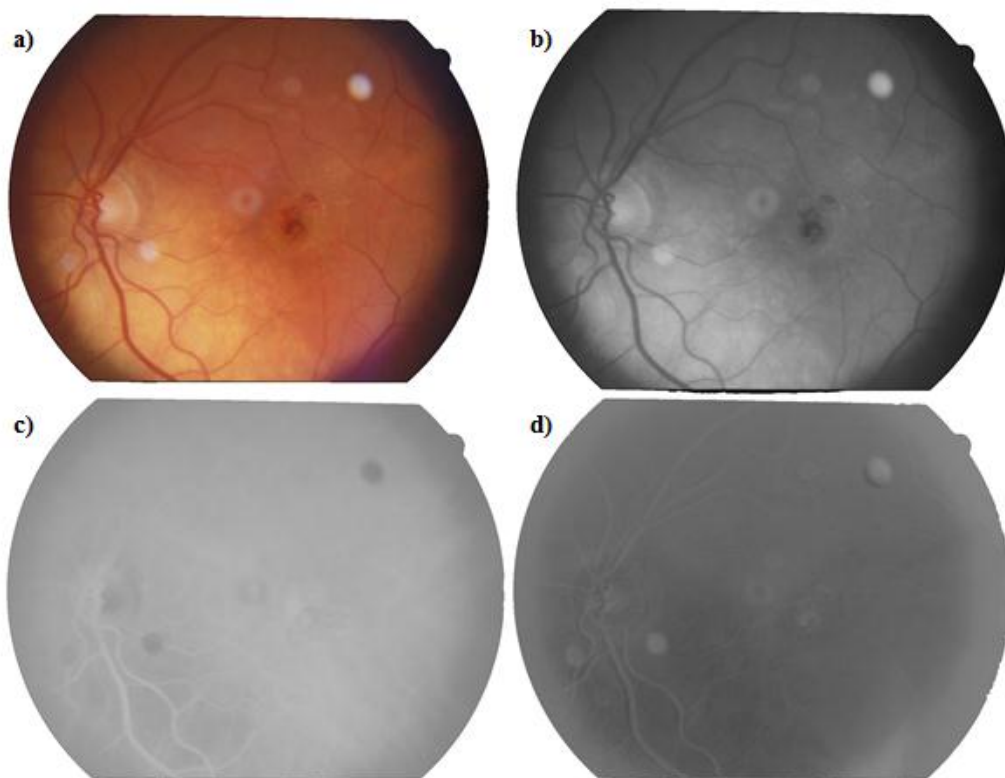


Figura 4.4- a) Imagem Original; b) Canal *Luminância*; c) Canal Cb; d) Canal Cr

Neste espaço de cor, não se consegue obter grande informação nas imagens de *fundus*. Nos canais de cromaticidade (Cb e Cr) a imagem é quase indistinguível, tornando-se impossível obter qualquer informação destas imagens. No canal da luminância (Y) a imagem já apresenta algumas características distinguíveis, apesar de haver um desigual equilíbrio na luminosidade da imagem.

Após a análise dos espaços RGB, HSV e YCbCr, verifica-se que o canal azul e o canal de saturação são os mais indicados para a análise dos *flares*. Comparando um canal com o outro, consegue-se perceber que, no canal da saturação, o contraste dos *flares* é maior em relação ao canal

azul, sendo estes representados na saturação a preto e, no canal azul, a branco. Apesar disso, verifica-se que o resto da imagem da saturação é uma imagem uniforme, realçando ainda mais a identificação dos *flares* enquanto que, no canal azul, ainda se conseguem distinguir algumas estruturas da retina. Pelas razões enunciadas, o canal de cor escolhido para a localização dos *flares* foi o da Saturação.

A imagem resultante do canal Saturação apresenta, tal como noutros canais de cor, uma não uniformidade da luminosidade, o que pode provocar erros díspares na detecção dos *flares*. É importante obter um maior contraste e uma uniformidade na luminosidade para prosseguir na detecção dos artefactos, uma vez que alguns destes apresentam um baixo contraste mesmo no canal de saturação. Para colmatar esta lacuna, corrigiu-se a iluminação segundo o método por Goldbaum (Hoover & M. Goldbaum 2003):

$$I_{eq} = I(x, y) + m - M(x, y) \quad (\text{Equação 4.1})$$

$M(x, y)$ , tal como descrito no capítulo anterior, é a média de cada *pixel*  $I(x, y)$  numa vizinhança  $\mathcal{N}$ . O valor da vizinhança que obteve melhores resultados foi o de  $\mathcal{N} = 100$  (matriz quadrada de 100x100), onde se conseguiu obter, ainda, um melhor contraste em alguns *flares* que eram mais ténues na imagem original da saturação (Figura 4.5).

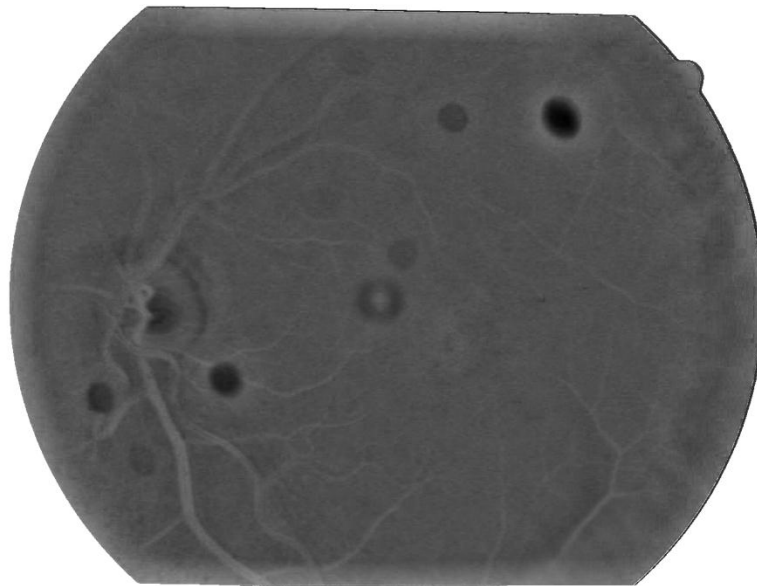


Figura 4.5- Imagem Equalizada

Após equalização da imagem da saturação foi necessário elaborar uma estratégia para localizar os *flares* na imagem. Recorrendo à biblioteca *OpenCV*, utilizou-se a função *Template Matching* para identificar a localização deste artefacto. O *Template Matching* é uma técnica utilizada na classificação de objectos permitindo localizar objectos simples, como números ou caracteres. Uma

das condicionantes para a utilização deste método é o facto do desvio padrão do *template* ter que ser muito baixo, quando comparado com a imagem original.

O *Template Matching* não é baseado em histogramas, em vez disso, a função compara uma imagem padrão, *template*, com a imagem original. Para isso o *template* percorre toda a imagem usando um dos seguintes métodos apresentados a seguir, onde I corresponde à imagem original, T à imagem *Template* e R ao resultado (Bradski & Kaehler 2008) :

- **Square Difference**

$$R_{sq\_diff}(x, y) = \sum_{x', y'} [T(x', y') - I(x + x', y + y')]^2 \quad (\text{Equação 4.2})$$

Neste método o valor de R ideal, isto é, o valor de correspondência total será zero e uma má correspondência será um valor elevado.

- **Correlação**

$$R_{ccorr}(x, y) = \sum_{x', y'} [T(x', y') \cdot I(x + x', y + y')]^2 \quad (\text{Equação 4.3})$$

A correlação é um método multiplicativo do *template* com a imagem original, logo o valor ideal será um valor elevado e um mau resultado será um valor baixo ou mesmo zero

- **Coefficiente de Correlação**

$$R_{ccoeff}(x, y) = \sum_{x', y'} [T'(x', y') \cdot I'(x + x', y + y')]^2 \quad (\text{Equação 4.4})$$

$$T'(x', y') = T(x', y') - \frac{1}{(w \cdot h) \sum_{x', y'} T(x', y')} \quad (\text{Equação 4.5})$$

$$I'(x + x', y + y') = I(x + x', y + y') - \frac{1}{(w \cdot h) \sum_{x', y'} I(x + x', y + y')} \quad (\text{Equação 4.6})$$

Este método faz corresponder a média do *template* em relação à média da imagem original. Portanto, numa correspondência perfeita, o valor de R será 1 e uma correspondência totalmente imperfeita corresponderá a -1. Se o valor de R for zero significa que não existe correlação entre o *template* e a imagem.

- **Métodos normalizados**

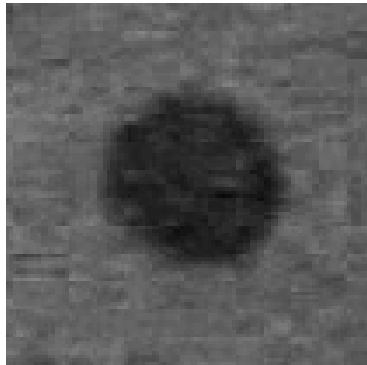
Para cada um dos métodos atrás descritos existem ainda os métodos normalizados desenvolvidos por Galton. Os métodos normalizados são muito úteis, uma vez que ajudam a reduzir as diferenças de luz entre o *template* e a imagem original. O aperfeiçoamento deste método é feito à custa de uma maior computação, o que torna os métodos mais lentos a processar. Na tabela seguinte apresentam-se os vários métodos normalizados e as respectivas fórmulas de cálculo.



Tabela 4.1- Métodos normalizados do *Template Matching*

Método de <i>Template Matching</i>	Fórmula
<i>Square Difference</i> Normalizado	$R_{sq\_diff\_norm}(x, y) = \frac{R_{sq\_diff}(x, y)}{\sqrt{\sum_{x', y'} T(x', y')^2 \cdot \sum_{x', y'} I(x + x', y + y')^2}}$
Correlação Normalizado	$R_{ccorr\_norm}(x, y) = \frac{R_{ccorr}(x, y)}{\sqrt{\sum_{x', y'} T(x', y')^2 \cdot \sum_{x', y'} I(x + x', y + y')^2}}$
Coefficiente de Correlação Normalizado	$R_{ccoeff\_norm}(x, y) = \frac{R_{ccoeff}(x, y)}{\sqrt{\sum_{x', y'} T(x', y')^2 \cdot \sum_{x', y'} I(x + x', y + y')^2}}$

A escolha do *template* também tem que ser criteriosa, uma vez que os *flares* apesar de apresentarem sempre a mesma forma (circular), podem estar mais intensos ou mais ténues na imagem. Na escolha do *template*, também é importante deixar algum fundo da imagem em redor do *flare* para evitar alguns falsos candidatos, uma vez que se segmentássemos o *template* apenas em redor de um *flare* padrão, todas as zonas de forma circular escuras presentes na imagem da saturação poderiam ser assumidas como candidatas a *flares*.

Figura 4.6- *Template* utilizado para a localização dos *Flares*

Tal como descrito, o *template* seleccionado (Figura 4.6) de dimensão 106x104, apresenta na sua zona central (zona circular mais escura) o *flare* e à sua volta uma zona mais clara que representa o fundo da imagem. Para definir qual o melhor método de *template matching*, foram testados todos os métodos normalizados existentes na biblioteca *OpenCV*, como mostra a figura seguinte:

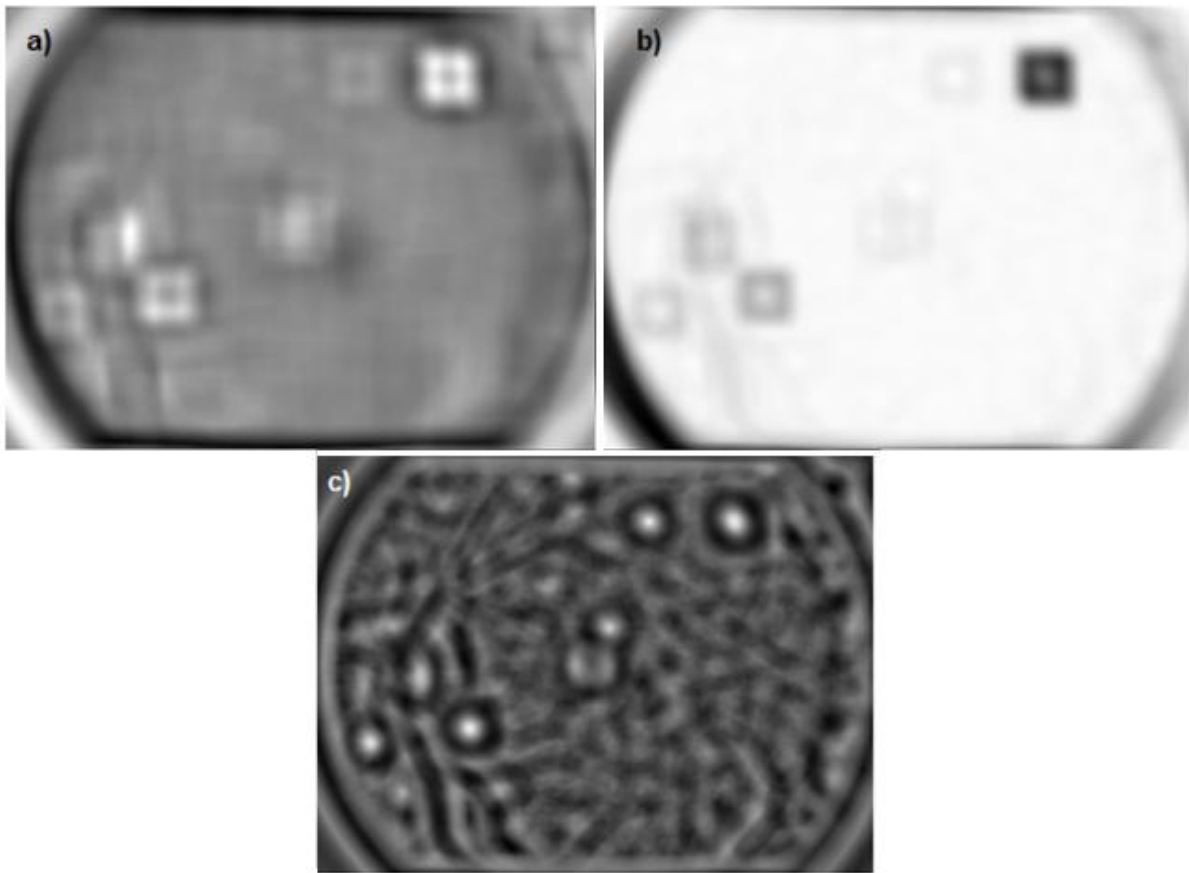


Figura 4.7- a) Square Difference Normalizado; b) Correlação Normalizado; c) Coeficiente de Correlação Normalizado

O método do *Square Difference* e da *Correlação* apresentam resultados muito semelhantes, registando-se quase uma inversão de cores. No *Square Difference* as melhores correspondências estão representadas pelas zonas a branco e na *correlação* a preto. Com o método de *template matching* através do coeficiente de correlação normalizado (Figura 4.7 c)) consegue-se obter melhor informação visual da possível localização dos *flares*, estando os melhores candidatos representados a branco. Nesta imagem consegue-se distinguir perfeitamente quatro *flares* como bons candidatos, enquanto que nos outros métodos é difícil perceber quantos são os possíveis candidatos a *flares*. Face às condições expostas, o método adoptado para aplicar o *template* foi o método do coeficiente de correlação normalizado. Para seleccionar os possíveis candidatos a *flares*, os valores do resultado do *Template Matching* foram normalizados de 0 a 255. De seguida, foi escolhido empiricamente um valor de *threshold* (225) que melhor se adequava aos resultados das imagens. Este valor pretende eliminar muitos dos possíveis candidatos a *flares*.

Apesar dos bons resultados apresentados pelo *template matching*, surgem, ainda, alguns casos como falsos positivos o que torna necessário haver uma validação dos mesmos.

#### 4.2.1.2. Validação dos candidatos a *flares*

Apesar de no canal da saturação se obter um grande contraste entre os *flares* e a restante imagem, surgem por vezes alguns casos em que existem zonas mais escuras com forma circular, semelhantes à imagem *template* usada anteriormente, sendo um exemplo deste caso o disco óptico. O disco óptico é descrito, por vários autores, como o objecto mais brilhante, ou seja, tem uma intensidade muito grande. Isto irá fazer com que no canal da saturação este esteja com um tom mais escuro. Logo ao aplicar o *template matching* irá provocar alguns falsos positivos (Figura 4.8).

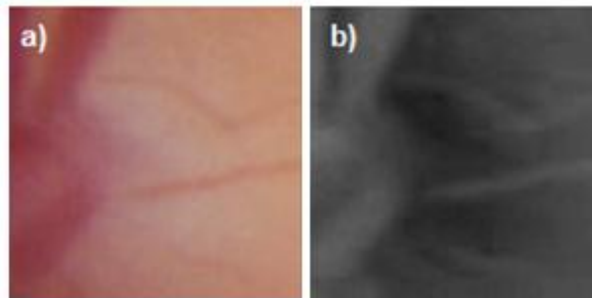


Figura 4.8- Exemplo de um Falso Positivo

Para colmatar estes erros foi necessário recorrer a um classificador para excluir os falsos positivos e validar apenas os que são considerados *flares*. Para tal, foram retiradas algumas das características dos candidatos a *flares*.

Os *flares* caracterizam-se por serem objectos com uma forma circular, muito intensos, com valores muito diferentes dos valores de intensidade da sua vizinhança. Por estas razões, foram tirados valores da intensidade média e desvio padrão de alguns dos falsos positivos e de alguns *flares* padronizados para treinar no classificador. Devido a estas características únicas dos *flares*, foi aplicado a distância de Mahalanobis nas imagens de saturação:

$$d_M = \left| \frac{I(x,y) - \mu_N}{\sigma_N} \right| \quad (\text{Equação 4.7})$$

Após o cálculo da distância de Mahalanobis foi necessário obter uma imagem binária para se ter uma melhor percepção do resultado calculado. Para se obter uma imagem binária, utiliza-se o algoritmo de *threshold* global, proposto por OTSU onde posteriormente foram aplicadas algumas operações de abertura (erosão seguida de dilatação) para remover algum do ruído. A dilatação e a erosão são algoritmos que usam máscaras, de forma a preencher ou retirar *pixéis* isolados do sinal, consoante o que se pretenda. No caso da dilatação, é utilizada uma máscara 3x3 e, essencialmente, se os *pixéis* coincidentes com os *pixéis* da máscara estiverem a preto (zero), então o *pixel* que está a ser analisado irá ser preenchido. A erosão funciona de forma contrária, isto é, basta que um dos *pixéis*

coincidentes com a máscara seja um *pixel* de fundo, para o *pixel* em análise, tomar esse mesmo valor.

Como se pode verificar na figura seguinte os verdadeiros candidatos a *flares* (Figura 4.9 b) e c)) têm uma forma circular, enquanto que as imagens classificadas como falsos candidatos apresentam variadas formas distintas (Figura 4.9 a) e b)). Esta forma circular dos *flares*, após aplicação da distância de Mahalanobis, deve-se ao facto de os *flares* apresentarem uma intensidade de cores muito diferentes das intensidades ao seu redor.

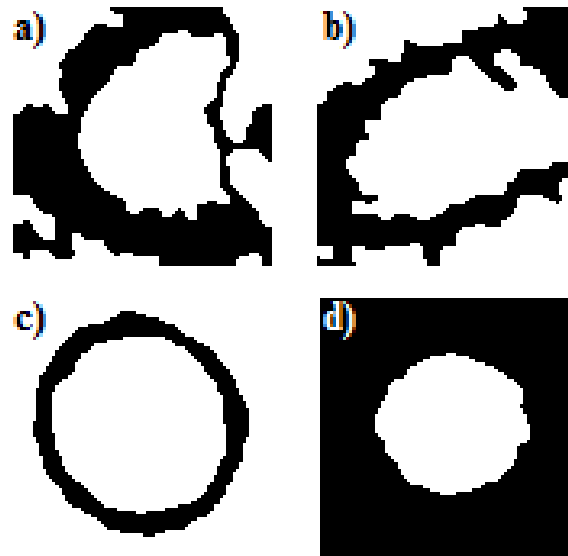


Figura 4.9-a) e b) Falsos Positivos; c) e d) Candidatos a Validar

Após obter estas imagens binarizada, foram calculadas um conjunto de características destas imagens para aplicar no classificador. Para excluir muitos dos falsos positivos, aplicou-se novamente um *template matching* com método do coeficiente de correlação normalizado, onde a imagem *template* usada foi a Figura 4.9 c). Esta característica não foi condição suficiente para validar a 100% os *flares*, visto que, em alguns casos, o *flare* estava representado a branco e o fundo a preto como na Figura 4.9 d).

Outras características obtidas a partir das imagens resultantes da distância de Mahalanobis foram os valores, em percentagem, da simetria horizontal e vertical. A imagem foi ainda dividida em dezasseis subimagens e de seguida foram contadas as percentagens de *pixéis* a preto que estava em cada subimagem. Esta característica foi utilizada para tentar encontrar alguma coincidência entre a zona central e a zona da periferia da imagem, isto é, foram somadas as percentagens das doze subimagens da periferia. Foram, também, somadas todas as quatro percentagens da zona central, para assim se obter uma nova variável, com o objectivo de treinar o classificador, que possa distinguir os falsos dos verdadeiros positivos.

Após a extração das características dos possíveis candidatos a *flares* foi necessário recorrer a uma árvore de decisão para a sua validação, excluindo os falsos positivos.

As árvores de decisão são uma forma simples e eficaz de categorizar parâmetros, onde o seu princípio básico é dividir sucessivamente o conjunto de exemplos utilizados para treino em subconjuntos, até que todos os subconjuntos pertençam à mesma classe, ou mesmo uma das classes ser maioritária (Garcia 2003).

Uma árvore de decisão é uma estrutura simples em que as folhas contêm classes e os nodos representam atributos baseados em testes com um ramo para cada possível saída. Para a classificação de um objecto, começa-se a partir da raiz, de seguida é feito o teste e segue-se a direcção do ramo em função do resultado do teste. Este processo é recursivo até encontrar uma folha, onde finalmente se classifica o objecto consoante a classe encontrada (Ruiz et al. 2008).

Para a construção de uma árvore de decisão a partir de um conjunto treino  $T$ , com classes  $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ , são necessários cinco passos fundamentais (Monard & Baranauskas 2000).

1. O conjunto de treino,  $T$ , contém um ou mais exemplos pertencentes à mesma classe  $C_j$ , sendo este identificado.
2.  $T$  não contém exemplos, sendo esta árvore também considerada como uma folha. Neste caso a classe associada à folha deve ser determinada a partir de informação para além de  $T$ .
3. O conjunto de treino contém exemplos que pertencem a várias classes. A ideia é dividir  $T$  em subconjuntos que pertençam à mesma classe. Assim, é feito um teste que se baseia em que um único atributo tenha resultados unicamente exclusivos.
4. Os passos anteriores são aplicados recursivamente para cada subconjunto de exemplos de treino de forma a que cada nó nos leva a uma subárvore construída a partir do conjunto de exemplos  $T_i$ .
5. Após a construção da árvore de decisão, a poda é realizada para melhorar a capacidade desta. A poda tende a eliminar o ajuste de resultados à árvore construída. Este processo reduz o número de nós internos, reduzindo a complexidade da árvore ao mesmo tempo que melhora o desempenho da árvore de decisão gerada.

Para a criação da árvore de decisão foi necessário recorrer ao *software* CART. O CART é um *software* de classificação e regressão de árvores de desenvolvido pela *Salford Systems*. Com as características recolhidas a partir de vinte e um exemplos de *flares* padrão e vinte e sete exemplos de falsos candidatos, o CART gerou a seguinte árvore de decisão para a validação de *flares*.

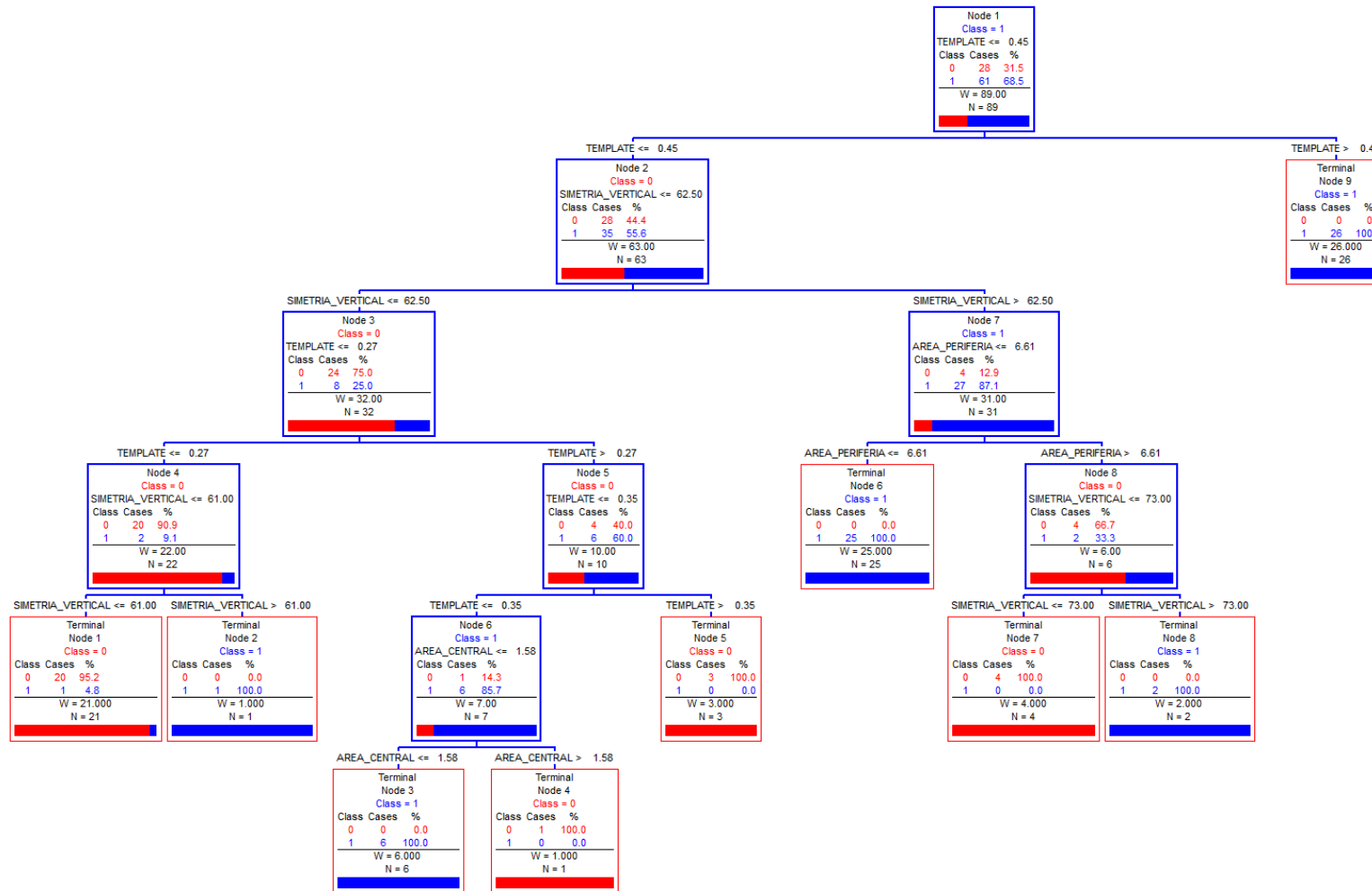


Figura 4.10-Árvore de Decisão gerada pelo *software* CART

A árvore de decisão gerada apresenta nove nós com um custo relativo de 0.0179. Na tabela seguinte estão apresentadas todas as variáveis utilizadas para gerar o classificador e a respectiva importância:

Tabela 4.2- Tabela com a importância das variáveis na construção da Árvore de Decisão

Variável	Score
<b>Simetria Vertical</b>	100,00
<b>Área Periferia</b>	69,97
<b>Template Matching</b>	68,55
<b>Área Central</b>	65,03
<b>Simetria Horizontal</b>	44,36
<b>Desvio Padrão das Intensidades no canal Saturação</b>	40,40
<b>Média das Intensidades no canal Azul</b>	40,26
<b>Desvio Padrão das Intensidades no canal Azul</b>	24,01
<b>Desvio Padrão das Intensidades no canal Vermelho</b>	11,26
<b>Desvio Padrão das Intensidades no canal Verde</b>	9,36
<b>Média das Intensidades no canal Saturação</b>	0,08

Após análise da Tabela 4.2, verifica-se que a variável que teve mais importância na criação da árvore foi a simetria vertical. Isto deve-se ao facto de muitos dos falsos candidatos não serem verticalmente simétricos, apresentando várias formas diferentes, ao contrário dos verdadeiros candidatos que apresentam uma forma circular. Outras das características que tiveram algum peso na construção da árvore foram a área da periferia e a área central da imagem binarizada após aplicação da distância de Mahalanobis. Pela mesma razão anterior, estas variáveis são importantes, uma vez que os verdadeiros candidatos apresentam uma forma circular enquanto que os falsos não a apresentam. O *template matching* também teve uma importância elevada na construção da árvore, uma vez que esta variável é a raiz na árvore excluindo, à partida, grande parte dos falsos candidatos.

Com a árvore de decisão gerada, procedeu-se então à validação final dos candidatos a *flares*. Para tal, foram marcados na imagem original todas as zonas, que após validação são consideradas como *flares*. Na figura seguinte, apresenta-se o resultado final do algoritmo.



Figura 4.11- Flares Localizados

#### 4.2.2. Artefacto Central

Este artefacto é causado essencialmente por impurezas no foco da câmara, fazendo com que na zona central da imagem se encontre uma zona circular esbranquiçada. Tal como os *flares*, este artefacto tem influência em algoritmos pré-existentes de detecção automática de doenças retinianas, podendo provocar um falso diagnóstico. Portanto, torna-se também necessário identificar este artefacto para, posteriormente, ser descartado de processamento futuro.

Este artefacto tem duas particularidades: a sua localização está sempre identificada porque está sempre presente na zona central da imagem (Figura 4.12), o que torna mais fácil, em termos algorítmicos, a sua localização. A outra particularidade deste artefacto é a sua forma, que é parecida a um anel com uma tonalidade branca que se distingue de qualquer outra estrutura da retina, podendo ser mais facilmente distinguível.

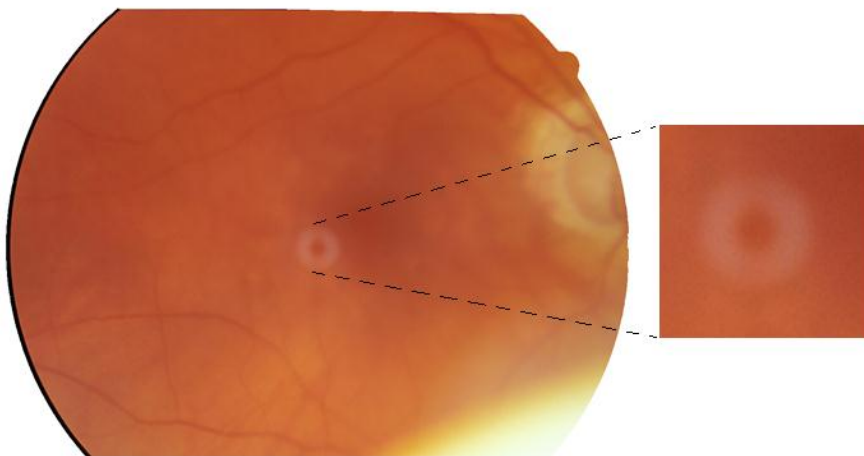


Figura 4.12- Retinografia com Artefacto Central



Tal como nos *flares*, este artefacto encontra-se com maior contraste no canal de Saturação, sendo este o canal de cor escolhido para a localização deste artefacto. Como anteriormente, a equalização da iluminação e contraste é feita novamente através do algoritmo proposto por Hoover e Goldbaum.

Como já foi referido, este artefacto é de mais fácil identificação devido à sua localização ser predeterminada. Para tal, foi utilizado o método semelhante ao abordado anteriormente, onde se recorreu à função *template matching*, através do coeficiente de correlação normalizado. Neste caso, a definição do ROI é alterada, sendo apenas analisada pelo *template matching* a zona central da imagem, deixando o resto da imagem fora de processamento.

Para a validação do artefacto central foi escolhido empiricamente, com o conjunto de quarenta e oito imagens fornecidas, o valor de *threshold* para a sua marcação. Como é referido na secção anterior, o resultado do coeficiente de correlação compreende valores entre -1 e 1, sendo 1 uma coincidência perfeita. Como a forma deste artefacto é muito característica e a zona de processamento é muito pequena, é muito difícil haver um falso positivo, logo o valor escolhido para valor de *threshold* foi de 0,5, sendo este muito perto duma coincidência perfeita com o *template* padrão. Depois da validação, o artefacto é marcado na imagem original podendo, posteriormente, ser esta zona marcada como uma zona a não processar.



## Capítulo 5. ReAD (Retinal Artefact Detection)

---

A aplicação de teste e validação dos algoritmos propostos para detecção automática e semiautomática de artefactos nas imagens da retina foi desenvolvida em linguagem de programação C# usando a ferramenta de desenvolvimento Microsoft Visual Studio 2010. A aplicação desenvolvida foi desenhada com a preocupação de ser intuitiva e fácil de manusear para o utilizador comum (Figura 5.1).

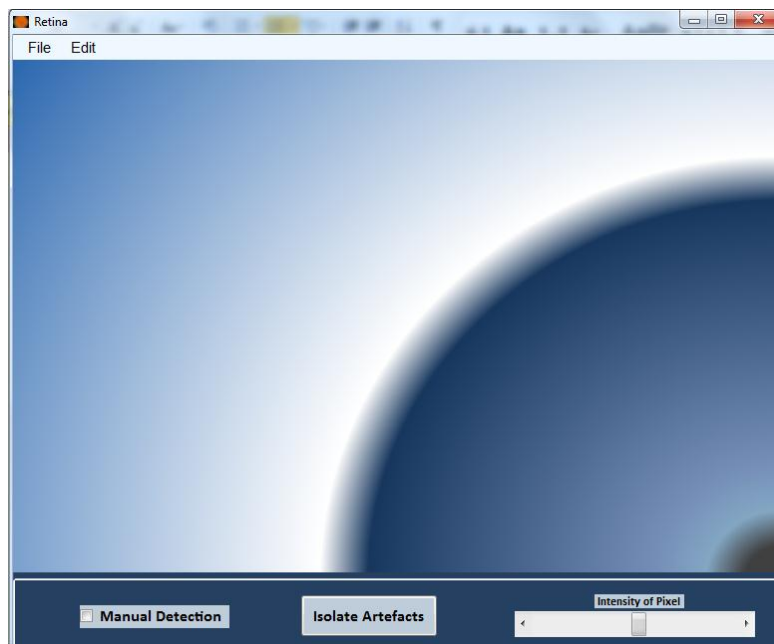


Figura 5.1- Layout da aplicação desenvolvida

Na parte inferior da aplicação READ encontram-se duas opções: *Isolate Artefacts* e *Manual Detection*. O botão *Isolate Artefacts* irá detectar e marcar todos os artefactos presentes nas imagens da

retina através do método proposto nesta dissertação. Após a execução do algoritmo podem surgir duas cores representadas na imagem final: verde e azul. Os artefactos marcados a verde correspondem aos *flares* encontrados na imagem enquanto que os objectos marcados a azul correspondem à localização do artefacto central, caso este exista (Figura 5.2).

Se a opção *Manual Detection* estiver seleccionada, esta permite ao utilizador, com o botão do lado esquerdo, marcar outros artefactos que possam não ser detectados pelo algoritmo implementado. Se o utilizador carregar no botão do lado direito do rato, fará com que desseleccione qualquer marcação feita, quer pelo utilizador, quer automaticamente.

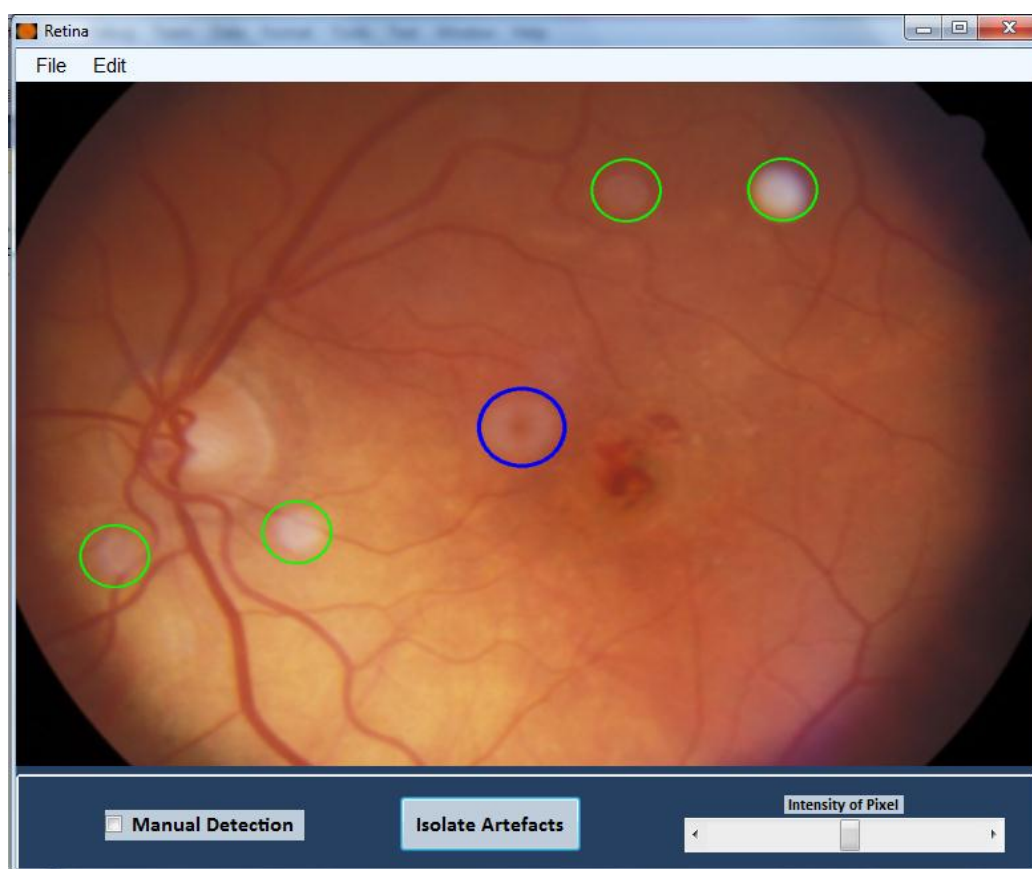


Figura 5.2- Artefactos localizados na imagem

Ainda na parte inferior do programa, encontra-se um *slide bar* para o ajuste de zoom da imagem e um indicador com o valor de intensidade do *pixel* correspondente à localização do ponteiro do rato. Na aplicação encontram-se, ainda, dois menus na barra superior, permitindo ao utilizador ministrar alguns dos métodos aplicados durante a elaboração da detecção dos artefactos.

O programa disponibiliza as seguintes funcionalidades:

- **File**

- Open- Seleccionar a imagem desejada para análise nos formatos: PNG(\*.png), Bitmap (\*.bmp) ou JPEG (\*.jpg);
- Save- Gravar o resultado da imagem nos formatos PNG(\*.png), Bitmap (\*.bmp) ou JPEG (\*.jpg);

- **Edit**

- Undo- Anular a última alteração feita na imagem;
- Color: Permite ao utilizador decompor a imagem nos seguintes espaços de cor:
  - RGB: Dividir a imagem nas três principais componentes de cor (vermelho, verde e azul);
  - HSV: Dividir a imagem em tonalidade (Hue), saturação (Saturation) e intensidade (Value);
  - YCbCr: Dividir a imagem nos canais de luminância(Y) e dois de cromaticidade, Cb e Cr;
  - Negative: Mostrar o negativo da imagem
- Adjust:
  - Brightness and Contrast: Ajustar do brilho e dos níveis de contraste da imagem;
  - Gama: Ajustar a intensidade de luminosidade na imagem;
- Transforms:
  - Translation: Deslocar a imagem segundo o eixo do x e y quantas unidades o utilizador desejar;
  - Rotation: Rodar a imagem em quantos graus o utilizador pretender;
- Filters:
  - Mean: Aplicar o filtro média segundo uma máscara 10x10,isto é, faz a média dos *pixéis* vizinhos numa janela de 10x10 e o *pixel* a analisar toma esse valor;
  - Median: Aplicar o filtro mediana segundo uma máscara 10x10. Ordena a intensidade dos *pixéis* dentro da área da máscara em ordem crescente ou decrescente, substituindo ao *pixel* a analisar pelo valor de intensidade que corresponde à posição do central do vector ordenado;
  - Sobel: Aplicar o filtro Sobel na imagem. Este algoritmo tem como finalidade a detecção de contornos da imagem através do cálculo do gradiente da intensidade da imagem em cada ponto, dando a direcção da maior variação de

claro para escuro;

- Laplace: Aplicar o filtro Laplaciano. Este filtro realça as discontinuidades que a forma de o operador de Laplace através da soma das segundas derivadas ao longo do eixo  $x$  e do eixo  $y$ ;

➤ Threshold:

- Binary: Permite ao utilizador escolher um valor de *threshold*, ficando os *pixéis* com intensidades inferiores ao valor de *threshold* a preto e os restantes a branco;
- OTSU: Aplicar o algoritmo de *threshold* global proposto por Otsu. Este algoritmo é um método para cálculo automático do valor de *threshold* ( $t$ ), para a binarização, tendo como base uma separação óptima das duas modas do histograma em duas classes,  $c_0 = \{0, 1, \dots, t\}$  e  $c_1 = \{t + 1, \dots, n\}$ , onde  $n$  é o nível de cinzento máximo;
- Erosion: Aplicar o operador erosão, com uma mascara 3x3, numa imagem binarizada;
- Dilation: Aplicar o operador dilatação, com uma mascara 3x3, numa imagem binarizada;

➤ Histogram:

- Histogram: Calcular o histograma da imagem;
- Histogram RGB: Calcular os três histogramas da imagem RGB, isto é, calcula o histograma da imagem no canal azul, no canal verde e no canal vermelho;
- Histogram Equalization: Aplicar a equalização do histograma na imagem. Esta função permite obter um melhor contraste nas imagens;

- Template Matching: Esta função permite ao utilizador procurar na imagem original as zonas com maior coincidência com uma imagem padrão seleccionada por ele através dos seguintes métodos: Square Difference, Square Difference Normalized, Correlation, Correlation Normalized, Correlation Coefficient e Correlation Coefficient Normalized;

## Capítulo 6. Análise e Discussão dos Resultados

---

O processo de detecção de artefactos implementado é baseado na sua forma e nas características únicas de cada artefacto. Através de um método de *template matching* são verificados os possíveis candidatos a artefactos, havendo, de seguida, um processo de validação dos mesmos. No caso particular da detecção dos *flares* e do processo de validação foi necessário recorrer a uma árvore de decisão para excluir os falsos candidatos. Por outro lado, por inferência das suas características únicas na imagem, o processo de validação do artefacto central torna-se bastante mais simples, usando apenas um simples valor de *threshold* fixo.

Este algoritmo tem como objectivo constituir um método de pré-processamento de algoritmos já existentes de detecção de algumas patologias associadas à retina. Apresenta um tempo de processamento médio de cerca de um segundo para cada imagem num processador AMD Turion Dual-Core 2.20 GHz. Como o algoritmo proposto apresenta um tempo muito reduzido de processamento, este pode ser facilmente adicionado a outros algoritmos já existentes na fase de pré-processamento, marcando então as áreas com artefactos e, conseqüentemente, estas não irão ser processadas, para evitar falsos diagnósticos.

O conjunto de imagens fornecido para processamento tem quarenta e oito imagens captadas por uma imagem de *fundus* com uma resolução de 1639x1116, tendo sido identificados visualmente cento e doze artefactos. Na tabela seguinte são apresentados os resultados obtidos através do algoritmo proposto.

Tabela 6.1- Percentagem de sucesso do algoritmo proposto

	Percentagem de Sucesso
<i>Flares</i>	89%
<b>Artefacto Central</b>	98%

Como se pode verificar na Tabela 6.1, existem casos em que o algoritmo não consegue detectar alguns *flares*, uma vez que os mesmos apresentam uma tonalidade muito ténue, sendo por isso difícil para ao próprio olho humano identificar o *flare* na imagem a cores. Este é, apenas, distinguido no canal da Saturação. Embora seja possível verificar neste canal, a existência dos *flares* está muito mascarada com o fundo da imagem, tornando-se por isso difícil fazer a identificação desses artefactos através do método de *template matching*.

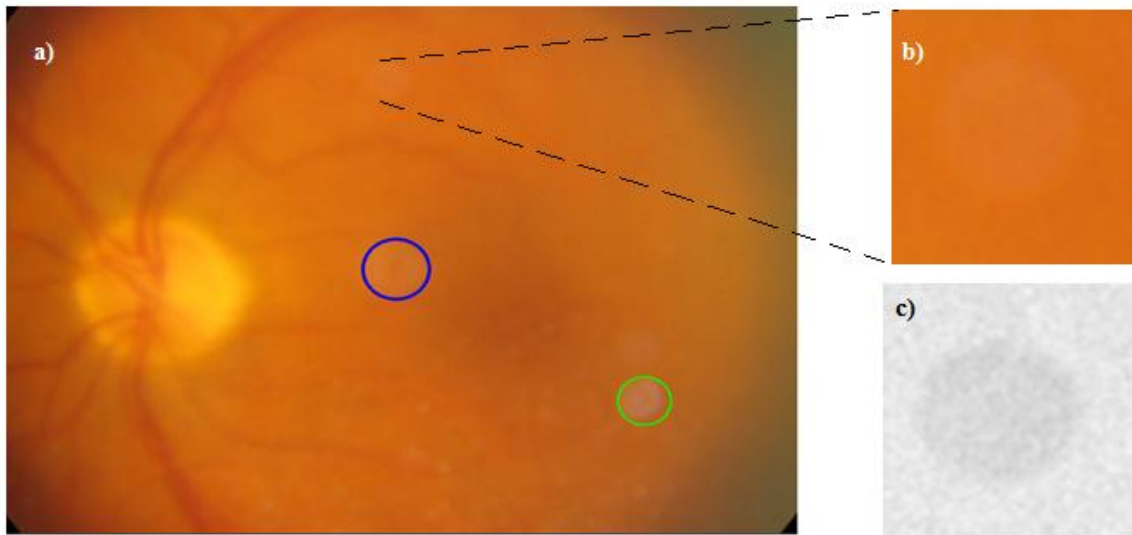


Figura 6.1- a) Imagem com um *flare* não localizado; b) zoom do *flare* (RGB); c) *flare* no canal de Saturação

Como se pode verificar pela Figura anterior, o *flare* que não foi localizado pelo algoritmo proposto é muito ténue, passando despercebido se não for analisada a imagem no canal da Saturação. Neste canal de cor, consegue-se ter uma melhor percepção da existência do *flare* na imagem, embora ainda se torne muito difícil localizá-lo. Estes artefactos que se encontram muito ténues na imagem a cores, quando separados nos canais de cor RGB, podem verificar-se que estes *flares* não aparecem destacados excepto no canal azul. A generalidade dos algoritmos propostos para a detecção automática de patologias utilizam o canal verde para o seu processamento, uma vez que é nesse canal de cor que se obtém um maior contraste entre as estruturas anatómicas retinianas e as patologias associadas. Os *flares* muito ténues que não são identificados pelo método proposto, no canal verde são indistinguíveis, fazendo com que não haja qualquer possível erro de diagnóstico.

Quando a imagem está muito baça, o algoritmo também não consegue identificar os *flares*. É o que acontece no caso de uma retinografia de um paciente que apresenta cataratas. Aqui torna-se difícil distinguir qualquer estrutura anatómica retiniana (Figura 6.2). Neste caso, os *flares* podem ser mascarados com o fundo da imagem, tornando-se indistinguível o que é artefacto do que é patologia.



Estas imagens, para o processamento de automático de doenças retinianas, são automaticamente descartadas, uma vez que não se consegue obter grande informação da imagem, exceptuando que o paciente possa apresentar cataratas.

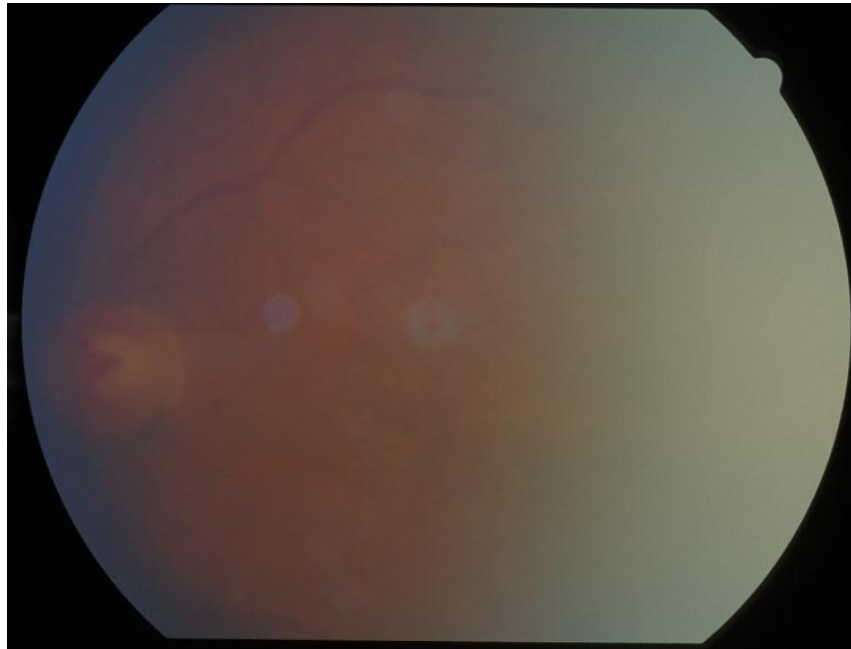


Figura 6.2- Exemplo de uma retinografia com uma elevada opacidade

Este algoritmo, como foi referido anteriormente, é baseado num método de *template matching*. Este é um método que apresenta algumas limitações, como é o caso da imagem resultante deste processo ser uma imagem mais pequena que a imagem original. A imagem resultante terá as seguintes dimensões:

- Largura = largura da imagem original – largura da imagem *template* +1;
- Altura = altura da imagem original – altura da imagem *template* +1.

Esta situação irá provocar com que o algoritmo não consiga detectar artefactos na periferia da imagem, uma vez que só começa a calcular as coincidências a partir de uma zona mais central desta.

No caso do artefacto central, o resultado apresentou uma taxa de sucesso mais elevada. Isto deveu-se às características únicas que este artefacto possui. Uma dessas características é a sua forma em anel, o que a torna diferente de qualquer estrutura da retina. A outra característica que contribui para o sucesso da localização deste artefacto é o facto de se saber, à partida, a sua localização.

Apesar das limitações apresentadas, o método proposto nesta dissertação obteve bons resultados no geral, com uma percentagem de sucesso total de 92,6%. Actualmente não existe nenhum

algoritmo publicado para a detecção de artefactos na retina, pelo que se torna impossível comparar o trabalho desenvolvido nesta dissertação com outro algoritmo proposto.

## Capítulo 7. Conclusão e Trabalho Futuro

---

### 7.1. Conclusão do Trabalho

Os artefactos surgem facilmente em imagens do fundo ocular devido a inúmeros factores, entre os quais se destacam a sujidade no sistema óptico da câmara ou o facto de o paciente estar em contacto directo com a câmara, causando algumas manchas nas imagens finais. Atendendo à natureza das imagens retinianas, a presença de artefactos pode provocar erros de diagnóstico em algoritmos já realizados para a monitorização de patologias na retina. Estas imagens que apresentam artefactos são descartadas e não são processadas por estes algoritmos para evitar erros no resultado final. O ideal seria não rejeitar estas imagens e aproveitar a área que está intacta, uma vez que estes exames podem ser únicos, não havendo outra imagem do paciente sobre o qual se possa fazer o diagnóstico.

Neste trabalho foi apresentado um algoritmo para a detecção automática de artefactos em imagens da retina, marcando-os como zonas a não processar para evitar que em algoritmos posteriores possam gerar erros de diagnóstico.

As imagens da retina, devido à sua forma circular e a factores externos (por exemplo a não cooperação do paciente) apresentam, normalmente, uma não uniformidade na luminosidade. Para que todas as zonas da imagem sejam processadas de igual forma, foram estudados vários algoritmos para a uniformização da iluminação nas imagens da retina, tendo o algoritmo proposto por Hoover e Goldbaum obtido o melhor resultado. Este algoritmo apresentou várias vantagens em relação aos outros algoritmos estudados, fazendo inclusive com que artefactos muito ténues, como alguns *flare,s* ficassem com um maior contraste, tornando-se, por conseguinte, mais fácil a sua localização por parte do método apresentado.

A estratégia adoptada para a localização dos *flares*, baseou-se na técnica de *template matching* utilizando-se uma imagem padrão de um *flare* e de seguida percorrer toda a imagem até

encontrar possíveis localizações destes artefactos. De seguida dá-se início a um processo de validação dos candidatos através de uma árvore de decisão, com base nalgumas características dos *flares*.

Na localização do artefacto central, a estratégia foi semelhante, limitando apenas a zona de processamento para a zona central da imagem, visto que, este artefacto, a existir, está sempre no centro da imagem. No processo de validação este artefacto tornou-se bastante mais simples, utilizando apenas um *threshold* fixo para eliminar falsos candidatos.

Apesar dos bons resultados apresentados pelo algoritmo proposto, este aponta para algumas limitações no que diz respeito a localização dos *flares*. Artefactos que estejam na periferia da imagem não são identificados pelo algoritmo devido essencialmente às limitações que a função de *template matching* apresenta, isto é, como se utiliza uma imagem padrão do *flare* para encontrar os possíveis candidatos, o *template matching* apenas começa a “procurar” por coincidências a partir de uma zona mais central, excluindo as zonas de periferia para análise. O algoritmo proposto não localizou alguns artefactos em algumas imagens uma vez que a imagem estava totalmente distorcida, sendo impossível visualizar algumas estruturas importantes da retina, assim como qualquer contraste entre o artefacto e a restante imagem. Estas imagens são características de pacientes com cataratas, tornando-se, em estados muito avançados, difícil verificar o fundo ocular com precisão, mesmo para os examinadores.

No caso do artefacto central os resultados foram bastante mais satisfatórios, visto que a localização do artefacto já ser predeterminada e igualmente o facto da sua forma ser muito característica em relação à restante imagem.

Uma das vantagens deste algoritmo, para além de excluir as zonas com artefactos, é o facto de o algoritmo ser bastante rápido, podendo ser facilmente integrado com algoritmos já existentes para a detecção automática de patologias.

Em suma, o trabalho foi realizado com sucesso apresentando uma taxa de êxito bastante elevada (92,6%) o que poderá, no futuro, aumentar o número de imagens a processar e diminuir os erros de diagnóstico que possam surgir devido à existência destes artefactos.

## 7.2. Trabalho Futuro

De modo a complementar o algoritmo proposto nesta dissertação futuramente poder-se-á fazer uma pesquisa para encontrar uma nova abordagem de localização de artefactos, que colmate as limitações verificadas no algoritmo proposto nesta dissertação.

Para além dos artefactos, as imagens tiradas pelos técnicos de oftalmologia podem não apresentar uma qualidade aceitável quer para o diagnóstico do médico, quer para um processamento automático da imagem. Neste contexto, é necessário estudar os padrões normais das imagens da retina e criar um algoritmo para a validação das mesmas. Com a validação e localização dos artefactos na imagem poderá ser construído um dispositivo automático ou semiautomático para o rastreamento de patologias que podem ser diagnosticadas através da retina.

Outro possível trabalho com vista a melhorar a aquisição de imagens da retina e eliminar a presença de artefactos poderá ser baseado na aquisição de múltiplas imagens com vários pontos de vista. Com esta técnica pretende-se complementar as zonas marcadas como artefacto com a informação recolhida noutras imagens e que não contenham artefactos nessa parte da imagem. Neste campo terão de ser avaliadas técnicas de co-registo de imagem para alinhar as imagens e as mesmas técnicas de detecção de artefactos.



## Bibliografia

---

- Barbosa, A.S. et al., 2004. Associação entre o Descolamento de Retina Multifocal e os Parâmetros de Fluxo da Artéria Oftálmica na Pré-Eclâmpsia Grave. , pp.61–68.
- Bertalmio, M. & Sapiro, G., 2000. Image Inpainting. *Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pp.417 – 424.
- Boelter, M.C., Azevedo, M.J.D. & Gross, J.L., 2003. Factores de risco para retinopatia diabética. , (6), pp.239–247.
- Bradski, G. & Kaehler, A., 2008. *Learning OpenCV*,
- Burke, M.W., 1996. *Image Acquisition*, Chapman & Hall.
- Chaudhuri, S. et al., 1989. Detection of retinal blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters. *IEEE Trans. Med. Imag*, pp.263–369.
- Chern, K.C. & Saidel, M.A., 2012. *Ophthalmology Review Manual* 2nd ed., LIPPINCOTT WILLIAMS & WILKINS.
- Costa, R. et al., 2011. Projecto Directrizes Degeneração Macular Relacionada à Idade Projecto Directrizes. , pp.1–12.
- Costa, R.M.S. et al., 2004. Imunodeficiência comum variável associada a drusas de papila. , pp.30–34.
- Crick, R.P. & Khaw, P.T., 2003. *A Textbook of Clinical Ophthalmology: A Practical Guide to Disorders of the Eyes and Their Management* 3rd ed., World Scientific.
- Ege, B.M. et al., 2000. Screening for diabetic retinopathy using computer based image analysis and statistical classification. , 62, pp.165–175.
- Ferris, J. & Easty, D.L., 1998. *Basic Sciences in Ophthalmology*. , pp.1–60.
- Foracchia, M, Grisan, E & Ruggeri, a, 2004. Detection of optic disc in retinal images by means of a

- geometrical model of vessel structure. *IEEE transactions on medical imaging*, 23(10), pp.1189–95. Available at: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/15493687>.
- Foracchia, Marco, Grisan, Enrico & Ruggeri, A., 2005. Luminosity and contrast normalization in retinal images. *Medical image analysis*, 9(3), pp.179–90. Available at: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/15854840> [Accessed August 9, 2012].
- Galloway, N.R. et al., 2006. *Common Eye Diseases and their Management* 3rd ed., London: Springer-Verlag. Available at: <http://www.springerlink.com/index/10.1007/b136911>.
- Garcia, S.C., 2003. O Uso de Árvores de Decisão na Descoberta de Conhecimento na Área da Saúde.
- Gerhard K. Lang, 2006. *Ophthalmology, A Pocket Textbook Atlas* 2nd, ed., Thieme.
- Giancardo, L., 2008. Quality Analysis of Retina Images for the Automatic Diagnosis of Diabetic Retinopathy.
- Goldbaum, M.H. et al., 1990. The discrimination of similarly colored objects in computer images of the ocular fundus. *Invest Ophthalmol Vis Sci*, 31(4), pp.617–623. Available at: [http://www.ncbi.nlm.nih.gov/entrez/query.fcgi?cmd=Retrieve&db=PubMed&dopt=Citation&list\\_uids=2186008](http://www.ncbi.nlm.nih.gov/entrez/query.fcgi?cmd=Retrieve&db=PubMed&dopt=Citation&list_uids=2186008).
- Gonzalez, R.C. & Woods, R.E., 2002. *Sistemas de Informação Médica*.
- Gu, J. et al., 2007. Dirty Glass : Rendering Contamination on Transparent Surfaces.
- Gu, J. et al., 2009. Removing image artifacts due to dirty camera lenses and thin occluders. *ACM Transactions on Graphics*, 28(5), p.1. Available at: <http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=1618452.1618490> [Accessed August 28, 2012].
- Guyton, A.C. & Hall, J.E., 2002. *Tratado de Fisiologia Médica* 10th ed., Guanabara Koogan.
- Hamilton, A.M.P., Gregson, R. & Fish, G.E., 1998. *Text Atlas of Retina*, Martin Dunitz.
- Heikki Kälviäinen\* et al., 1995. Probabilistic and non-probabilistic Hough transforms: overview and comparisons. *Image and Vision Computing*, 13(4), pp.239–252.
- Hipwell, J.H., Sharp, P.F. & Forrester, J.V., 2000. Automated detection of microaneurysms in digital red-free photographs : a diabetic retinopathy screening tool. , pp.588–594.
- Hoover, A. & Goldbaum, M., 2003. Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of the blood vessels. *IEEE Trans Med Imaging*, 22(8), pp.951–958. Available at: [http://www.ncbi.nlm.nih.gov/entrez/query.fcgi?cmd=Retrieve&db=PubMed&dopt=Citation&list\\_uids=12906249](http://www.ncbi.nlm.nih.gov/entrez/query.fcgi?cmd=Retrieve&db=PubMed&dopt=Citation&list_uids=12906249).
- James, B. & Benjamin, L., 2007. *Ophthalmology Investigation and Examination Techniques*, Elsevier.
- Joshi, G.D. & Sivaswamy, J., 2008. Colour Retinal Image Enhancement Based on Domain Knowledge. *2008 Sixth Indian Conference on Computer Vision, Graphics & Image Processing*, pp.591–598. Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4756123> [Accessed August 28,



- 2012].
- Khurana, A.K., 2007. *Comprehensive Ophthalmology* 4th ed., Anshan.
- Lana-Peixoto, M.A., 2002. Neuro-Oftalmologia . Sistema sensorial – Parte II. , pp.265–284.
- Li, H. & Chutatape, O., 2004. Automated feature extraction in color retinal images by a model based approach. *IEEE transactions on bio-medical engineering*, 51(2), pp.246–54. Available at: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/14765697>.
- Lim, A.S.M. & Constable, I.J., 1995. *Colour Atlas of Ophthalmology* 3rd ed., World Scientific.
- Lopes, M.B., 2008. COR e LUZ.
- Member, S., Zheng, L. & Krishnan, S.M., 1998. RETINAL BLOOD VESSEL DETECTION AND TRACKING BY MATCHED GAUSSIAN AND KALMAN FILTERS. , 20(6), pp.44–49.
- Mendonça, A.M., Member, S. & Campilho, A., 2006. Segmentation of Retinal Blood Vessels by Combining the Detection of Centerlines and Morphological Reconstruction. , 25(9), pp.1200–1213.
- Modugno, R.G., 2009. Universidade de São Paulo Escola de Engenharia de São Carlos Rodrigo Gonzalez Modugno.
- Moitinho, F., 2008. Agrupamento e modelação de manchas . Aplicação em imagens de retinografia.
- Monard, M.C. & Baranauskas, J.A., 2000. Indução de Regras e Árvores de Decisão.
- Mora, A.D., Fonseca, J.M. & Vieira, P.M., 2010. Detecção de Drusas em imagens de retinografia.
- Nabais, C., Pereira, J. & Pereira, P., 2011. RETINOPATIA DIABÉTICA E CONDIÇÕES ASSOCIADAS Que Relação ? Um estudo em doentes com diabetes mellitus tipo 2. , 24, pp.71–78.
- Ophthalmology, A.A. of & Bradford, C.A., 2004. Basic Ophthalmology. , pp.2–8;22–25.
- Riordan-Eva, P., Asbury, T. & Whitcher, J.P., 2003. *Vaughan & Asbury's General Ophthalmology* 16th ed., McGraw-Hill Medical.
- Robbins, S. et al., 2001. *Patologia Estrutural e Funcional* 6th ed., Guanabara Koogan.
- Ruggeri, A. & Pajaro, S., 2002. Automatic recognition of cell layers in corneal confocal microscopy images. , 68, pp.25–35.
- Ruiz, R.S.R. et al., 2008. Árvores de decisão em classificação de dados astronómicos. , pp.164–169.
- SPENCER, T. et al., 1996. An Image-Processing Strategy for the Segmentation and Quantification of Microaneurysms in Fluorescein Angiograms of the Ocular Fundus. , 302, pp.284–302.
- Saine, P.J. & Ed, M., 1992. Focusing The Fundus Camera : A Clinical Approach. , pp.7–24.
- Salem, N.M. & Nandi, A.K., 2007. Novel and adaptive contribution of the red channel in pre-

- processing of colour fundus images. *Journal of the Franklin Institute*, 344(3-4), pp.243–256. Available at: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0016003206001281> [Accessed October 8, 2012].
- Scott, I.U., Flynn, H.W. & William E. Smiddy, 2010. *Diabetes and Ocular Disease* 2nd ed., Oxford University Press.
- Sebagt, M., Peli, E. & Lahav, M., 1991. Image analysis of changes in drusen area. , 69, pp.603–610.
- Smith, P. et al., 1979. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. , 20(1), pp.62–66.
- Souza, N.V.D., 1997. DOENÇAS DO CORPO VÍTREO , RETINA E UVEÍTE. , pp.69–73.
- Sun, J. & Jia, J., 2003. Image Completion with Structure Propagation.
- Thaybaoui, A., Raji, A. & Bunel, P., 2000. A Fuzzy Logic Approach to Drusen Detection in Retinal Angiographic Images. , pp.748–751.
- Wang, H. et al., 2000. An Effective Approach to Detect Lesions in Color Retinal Images. , pp.1–6.
- Webb, R. H., Hughes, G.W. & Delori, F.C., 1987. Confocal scanning laser ophthalmoscope.
- Webb, Robert H, 1981. Scanning Laser Ophthalmoscope. , (7), pp.488–492.
- Willson, R.G. et al., 2005. An Optical Model for Image Artifacts Produced by Dust Particles on Lenses. , 2005(September), pp.5–8.
- Yanoff, M. & Duker, J.S., 1999. *Ophthalmology*, Mosby Elsevier.
- Yi, Y. & Zhang, D., 2011. Observation model based retinal fundus image normalization and enhancement. *2011 4th International Congress on Image and Signal Processing*, pp.719–723. Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6100324>.
- Youssif, a R., Ghalwash, a Z. & Ghoneim, a R., 2008. Optic disc detection from normalized digital fundus images by means of a vessels' direction matched filter. *IEEE transactions on medical imaging*, 27(1), pp.11–8. Available at: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18270057>.
- Zhou, C. & Lin, S., 2007. Removal of Image Artifacts Due to Sensor Dust. *2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.1–8. Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4270285>.
- Zimmerman, J.B. et al., 1988. An evaluation of the effectiveness of adaptive histogram equalization for contrast enhancement. *IEEE transactions on medical imaging*, 7(4), pp.304–12. Available at: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18230483>.
- Øien, G. & Osnes, P., 1995. Diabetic retinopathy: automatic detection of early symptoms from retinal images. *Norwegian Signal Processing Symposium*.