



# **Deteção de estruturas retinianas no diagnóstico da retinopatia diabética**

**Marcy Carolina de Abreu Dias**

Relatório Final do Trabalho de Projeto apresentado à  
**Escola Superior de Tecnologia e de Gestão**  
**Instituto Politécnico de Bragança**

para obtenção do grau de Mestre em  
**Tecnologia Biomédica**

Outubro de 2012



# **Deteção de estruturas retinianas no diagnóstico da retinopatia diabética**

**Marcy Carolina de Abreu Dias**

Relatório Final do Trabalho de Projeto apresentado à  
**Escola Superior de Tecnologia e de Gestão  
Instituto Politécnico de Bragança**

para obtenção do grau de Mestre em  
**Tecnologia Biomédica**

Orientador:

**Dr. Fernando Jorge Coutinho Monteiro**

“Este Relatório Final do Trabalho de Projeto inclui as críticas e sugestões  
feitas pelo Júri”.

Outubro de 2012



“Science isn’t about why, it’s about why not.”

Cave Johnson



“Aos meus pais, irmão e avó.”



# Agradecimentos

Ao Professor Doutor Fernando Monteiro o meu muito obrigado pela sugestão do tema, por todo o apoio demonstrado e pela orientação dinâmica. Não só pela confiança e as palavras amigas transmitidas permitiram a realização deste projeto com o máximo de alegria e ânimo, mas também pela definição de patamares rigorosos que me orientaram para objetivos mais precisos e uma maior consciencialização do trabalho realizado.

Um agradecimento muito especial à minha família que me ajudou sempre. Aos meus pais quero dizer que são os meus Super Heróis e são os responsáveis pelas coisas boas que faço e digo. Quero agradecer ainda por todo o esforço que fizeram, para me proporcionarem o concretizar dos meus sonhos, sendo as pessoas a quem devo tudo o que sou.

Ao meu irmão ainda que sempre a rezingar, é o menino do meu coração.

A todos os meus amigos e amigas que sempre estiveram presentes aconselhando-me e incentivando com carinho e dedicação.

A todas as pessoas que, direta ou indiretamente, contribuíram para a execução deste Relatório Final de Trabalho de Projeto o meu Muito Obrigado.



# Resumo

O disco ótico é uma zona de convergência de vasos sanguíneos e assume um papel importante nos sistemas de diagnóstico automático, pois a sua localização define a região de diagnóstico que, por sua vez, pode localizar a mácula e definir uma região que não contém lesões retinianas. Esta região anatômica apresenta características próprias que o distinguem do resto da imagem, devido ao facto de que em condições normais apresenta uma cor amarela brilhante e circular.

A segmentação do disco ótico, além de ser importante no pré-processamento de vários algoritmos desenvolvidos para a extração automática das estruturas anatômicas e para a detecção de lesões na retina, é também um indicador de várias patologias oftalmológicas, como a retinopatia diabética e o glaucoma, que é uma das causas mais comuns da cegueira. Contudo, o contorno desta estrutura anatômica atua, também como uma referência para medir outros parâmetros desta, como é o caso do aspeto arredondado do seu contorno.

Neste relatório são apresentados dois métodos automáticos para detetar o disco ótico. Ambos baseiam-se na segmentação da rede vascular, mas diferenciam-se no método de identificação da região de interesse. Deste modo, o primeiro método de identificação da região de interesse fundamenta-se no cálculo da entropia, enquanto que o segundo método, para além desse cálculo, realiza uma otimização baseada numa colónia de formigas. Contudo, o método de localização do disco ótico tem como objetivo a verificação das correspondências de um determinado padrão.

Os métodos foram testados em 1321 imagens de retinografia, provenientes de três bases de dados públicas: DRIVE, STARE e MESSIDOR. O primeiro método localizou corretamente o disco ótico em todas as 40 imagens do conjunto DRIVE (100%), em 75 das

81 imagens do conjunto STARE (92,59%) e em 370 das 1200 imagens da MESSIDOR (69,17%). O segundo método teve sucesso na totalidade das imagens na base de dados DRIVE (100%), falhou a localização em 4 imagens da base de dados STARE (95,06%) e em 48 (96,00%) da base de dados da MESSIDOR.

**Palavras chave:** Correspondência de Padrão, Disco Ótico, Identificação da Região de Interesse, Imagens de Retinografia, Localização do Disco Ótico, Optimização baseada numa Colónia de Formigas, Retinopatia Diabética, Segmentação da Rede Vascolar.

# Abstract

The optic disc is an area of convergence of blood vessels and plays an important role in automatic diagnostic systems because its location defines the region of diagnosis which can locate the macula and to define a region which doesn't contain retinal lesions. This anatomical region presents its own characteristics, which distinguishes it from the rest of the image, due to the fact that under normal conditions it has a bright yellow colour and a circular shape.

The segmentation of the optic disc, apart from being important in several preprocessing developed algorithms for automatic extraction of anatomical structures and the detection of lesions in the retina, is also an indicator of various ophthalmic pathologies, such as diabetic retinopathy and glaucoma, which is one of the most common causes of blindness. However, the contour of this anatomical structure acts also as a reference to measure other parameters that, as is the case with the aspect of its rounded contour.

This report presents two automatic methods to detect the optic disc. Both are based on the blood vessels segmentation, but they differ in the method of identification of the region of interest. Thus, the first method of identifying the region of interest is based on the calculation of entropy, while the second method is based not only on the calculation of entropy, but also in an ant colony optimization. Furthermore, the method of optic disc location is based on pattern matching.

The methods were tested in 1321 retinopathy images, based on three public databases: DRIVE, STARE and MESSIDOR. The first method located correctly all the 40 images of the set DRIVE (100 %), in 75 of the 81 images of the set STARE (92,59%) and 370 of 1200 images of MESSIDOR (69,17%). The second method located the optic disc in all images

in the DRIVE database (100 %), failed in 4 images in the STARE database (95,06%) and in 48 (96,00%) of the MESSIDOR database.

**Keywords:** Ant Colony Optimization, Blood Vessels segmentation, Diabetic Retinopathy, Identification the Region of Interest, Optic Disc, Optic Disc Location, Pattern Matching, Retinopathy Images.

# Índice

<b>Lista de Figuras</b>	<b>ix</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>xiii</b>
<b>Lista de Abreviaturas</b>	<b>xv</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Motivação . . . . .	1
1.2 Objetivos . . . . .	2
1.3 Estrutura do Relatório . . . . .	2
<b>2 Olho Humano</b>	<b>5</b>
2.1 A Retina Humana . . . . .	5
<b>3 Métodos de Detecção do Disco Ótico</b>	<b>9</b>
3.1 Baseados na Rede Vasculuar . . . . .	9
3.2 Baseados na Intensidade . . . . .	12
3.3 Métodos Híbridos . . . . .	17
<b>4 Segmentação da Rede Vasculuar</b>	<b>23</b>
4.1 Pré-processamento . . . . .	23
4.2 <i>Wavelet</i> 2D de Gabor . . . . .	24
4.3 Normalização das características . . . . .	26

---

4.4	Classificação supervisionada de pixels . . . . .	27
<b>5</b>	<b>Deteção do Disco Ótico</b>	<b>31</b>
5.1	Identificação da região de interesse . . . . .	31
5.1.1	Através da Entropia . . . . .	31
5.1.2	Através da Otimização baseada numa Colónia de Formigas . . . . .	34
5.2	Localização do Disco Ótico . . . . .	39
<b>6</b>	<b>Resultados Experimentais</b>	<b>43</b>
6.1	Conjunto de Dados . . . . .	43
6.2	Apresentação e Discussão dos Resultados . . . . .	44
6.2.1	Método 1 . . . . .	45
6.2.2	Método 2 . . . . .	47
6.2.3	Comparação dos dois métodos . . . . .	51
<b>7</b>	<b>Conclusões e trabalho futuro</b>	<b>53</b>
7.1	Trabalhos futuros . . . . .	54
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>55</b>
<b>A</b>	<b>Resultados para a DRIVE</b>	<b>63</b>
<b>B</b>	<b>Resultados para a STARE</b>	<b>65</b>
<b>C</b>	<b>Resultados para a Messidor</b>	<b>69</b>

# Lista de Figuras

2.1	Esquema fotográfico da anatomia do olho. . . . .	6
2.2	Anatomia da retina e principais componentes. . . . .	7
2.3	Esquema comparativo entre o olho humano e uma câmara fotográfica. . . . .	7
2.4	Esquema da localização do ponto cego. . . . .	8
2.5	Componentes da retina humana. a) Diagrama da retina; b) Imagem da retina. 1 - Vaso sanguíneo temporal superior; 2 - Vaso sanguíneo nasal superior; 3 - Fóvea; 4 - Disco ótico; 5 - Vaso sanguíneo temporal inferior; 6 - Vaso sanguíneo nasal inferior. . . . .	8
4.1	Pré-processamento das imagens para aumento de contraste entre os VS e o fundo da retina. a) Imagem Original ; b) Canal verde invertido; c) Canal verde invertido com fundo estendido, onde a linha delimita a imagem original . . . . .	24
4.2	Módulo máximo da <i>wavelet</i> sobre todos os ângulos ( $M_{\psi}(\mathbf{b}, a)$ , para $a = 2$ e $a = 5$ pixels). . . . .	27
4.3	Probabilidade de ser vaso sanguíneo ou não. . . . .	28
4.4	Segmentação da rede vascular. a) Imagem Original; b) Resultado do Classificador; c) Resultado do Humano . . . . .	29
5.1	Sequência de Pré-processamento. a) Componente I; b) Filtro de mediana; c) Equalização do histograma através da aplicação do CLAHE. . . . .	32
5.2	Medida de entropia. . . . .	34

5.3	Filtro de difusão anisotrópica. a) Imagem Original; b) Filtro de difusão Anisotrópica. . . . .	36
5.4	Filtro de difusão anisotrópica. a) Imagem Original; b) Resultado da aplicação do ACO (a zona preta na imagem). . . . .	40
5.5	Sequência dos passos do método proposto quando aplicado a uma das imagens. (a) Componente verde da imagem original (b) Segmentação da rede vascular (c) Filtro de Entropia (d) Candidatos DO segundo a Entropia (e) Resultado do método ACO (f) Candidatos a DO segundo o ACO . . . . .	41
5.6	Convergência dos vasos sanguíneos. . . . .	41
5.7	Padrão Utilizado. . . . .	42
5.8	Deteção do DO. . . . .	42
6.1	Exemplos de resultados da DRIVE (a cruz verde representa a localização do DO). . . . .	45
6.2	Localização do disco ótico através do método 1 na DRIVE. . . . .	45
6.3	Exemplos de resultados da STARE. A primeira linha mostra exemplos de imagens onde o método acertou. A segunda linha mostra exemplos de imagens onde o método falhou. . . . .	46
6.4	Localização do disco ótico através do método 1 na STARE. . . . .	46
6.5	Exemplos de resultados da MESSIDOR. A primeira linha mostra exemplos de imagens onde o método acertou. A segunda linha mostra exemplos de imagens onde o método falhou. . . . .	47
6.6	Localização do disco ótico através do método 1 na MESSIDOR. . . . .	48
6.7	Exemplos de resultados da DRIVE. Na primeira linha encontram-se os 4 melhores resultados. Na segunda linha demonstram-se os 4 piores resultados. . . . .	48
6.8	Localização do disco ótico através do método 2 na DRIVE. . . . .	49
6.9	Exemplos de resultados da STARE. A primeira linha mostra exemplos de imagens onde o método acertou. A segunda linha mostra exemplos de imagens onde o método falhou. . . . .	49
6.10	Localização do disco ótico através do método 2 na STARE. . . . .	50

## LISTA DE FIGURAS

---

6.11 Exemplos de resultados da MESSIDOR. A primeira linha mostra exemplos de imagens onde o método acertou. A segunda linha mostra exemplos de imagens onde o método falhou. . . . .	50
6.12 Localização do disco ótico através do método 2 na MESSIDOR. . . . .	51
6.13 Comparação dos métodos na DRIVE. . . . .	52
6.14 Comparação dos métodos na STARE. . . . .	52
6.15 Comparação dos métodos na MESSIDOR. . . . .	52



# Lista de Tabelas

3.1	Comparação dos Métodos baseados na Rede Vascular. . . . .	12
3.2	Comparação dos Métodos baseados na Intensidade. . . . .	18
3.3	Comparação dos Métodos baseados na Rede Vascular e na Intensidade. . .	21
5.1	Parâmetros utilizados no ACO. . . . .	39
7.1	Resultados dos métodos apresentados neste relatório com alguns métodos previamente apresentados na secção 3.2. As percentagens apresentadas representam a taxa de sucesso obtida. . . . .	54
A.1	Resultados de ambos os métodos obtidos para a Base de Dados DRIVE. . .	63
B.1	Resultados de ambos os métodos obtidos para a Base de Dados STARE. . .	65



# Lista de Abreviaturas

A presente lista de abreviaturas encontra-se por ordem alfabética.

<b>ACO</b>	<i>Ant Colony Optimization</i>
<b>ARGALI</b>	<i>Automatic cup-to-disc Ratio measurement system for Glaucoma detection and AnaLIsys</i>
<b>CCD</b>	<i>Charge-Coupled Device</i>
<b>CLAHE</b>	<i>Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization</i>
<b>DRIVE</b>	<i>Digital Retinal Images for Vessel Extraction</i>
<b>DO</b>	Disco Ótico
<b>FROC</b>	<i>Free-response Receiver Operating Characteristic</i>
<b>GVF</b>	<i>Gradient Vector Flows</i>
<b>HSI</b>	<i>High, Saturation and Intensity</i>
<b>IO</b>	Imagem Original
<b>KNN</b>	<i>K-Nearest-Neighbors</i>
<b>MESSIDOR</b>	<i>Méthodes d’Evaluation de Systèmes de Segmentation et d’Indexation Dédiées à l’Ophtalmologie Rétinienne</i>
<b>NO</b>	Nervo Ótico
<b>PBM</b>	<i>Primitive-Based Method</i>

<b>PCA</b>	<i>Principal Component Analysis</i>
<b>RD</b>	Retinopatia Diabética
<b>RGB</b>	<i>Red, Green and Blue</i>
<b>RI</b>	Região de Interesse
<b>RMSE</b>	<i>Root Mean Square Error</i>
<b>STARE</b>	<i>Structured Analysis of the Retina</i>
<b>VS</b>	Vasos Sanguíneos

# Capítulo 1

## Introdução

### 1.1 Motivação

O aumento da qualidade da informação e do avanço tecnológico e científico em matéria de diagnóstico e de tratamento, possibilitou a prevenção e o tratamento de doenças oftalmológicas que há pouco tempo atrás eram consideradas incuráveis. Atualmente, a detecção precoce e o acesso a terapêuticas cirúrgicas oftalmológicas são determinantes para a redução do número de pacientes com doenças da visão [46].

O disco ótico (DO) é uma zona de convergência de vasos sanguíneos (VS), assumindo um papel importante nos sistemas de diagnóstico automático. Esta zona da retina, em condições normais, apresenta uma cor amarelada e uma forma circular. Todavia, e devido a alguns tipos de lesões que exibem as mesmas características cromáticas do DO, transforma a sua localização numa tarefa difícil se esta se fundamentar apenas na cor [6].

A retinopatia diabética (RD) é uma doença não proliferativa benigna que provoca microaneurismas e hemorragias. Se esta doença coexistir com a hipertensão arterial, então já é considerada uma doença proliferativa maligna que causa neovascularização por hipoxia, isquemia da retina, hemorragias no corpo vítreo e desprendimento retiniano por tracção [20].

No diagnóstico assistido por computador para a detecção de doenças recorrendo a imagens do fundo ocular, a detecção automática do DO e a estimativa do seu contorno são os

dois passos fundamentais antes da realização de qualquer terapêutica cirúrgica [57].

A segmentação do DO, além de ser importante no pré-processamento de vários algoritmos desenvolvidos para a extração automática das estruturas anatômicas e para a detecção de lesões na retina, é também um indicador de várias patologias oftalmológicas, como o glaucoma que é uma das causas mais comuns da cegueira. Contudo, o contorno desta estrutura anatômica atua como uma referência para medir outros parâmetros desta, como é o caso do aspeto arredondado do seu contorno [57].

A segmentação dos VS é, também, essencial na localização do DO. Estes, por sua vez, fornecem uma referência que pode facilitar o processo de detecção da posição de outras estruturas do fundo ocular, bem como de lesões. Além disso, devido à semelhança do DO aos seus exsudados em termos de cor, brilho e contraste é necessário realizar, previamente, a remoção do mesmo nos algoritmos de detecção de exsudados, tornando-se assim, uma vez mais, fulcral a sua localização [14].

## 1.2 Objetivos

O principal objetivo deste relatório é o desenvolvimento de um método automático de localização do DO, fundamentando-se na segmentação dos VS, no cálculo da entropia e na otimização baseada numa colónia de formigas, encontrando-se dividido em três fases. A primeira fase foi a escolha de um método para a segmentação da rede vascular. A segunda foi a identificação da região de interesse (RI) tanto através do cálculo da entropia, como através da otimização baseada numa colónia de formigas. Por último foi realização da localização do DO através da correspondência de padrões. Este método foi implementado no software *MathWorks - MATLAB*® R2010a.

## 1.3 Estrutura do Relatório

Este relatório está organizado por capítulos. No capítulo 2 apresentam-se alguns conceitos teóricos sobre o olho humano, nomeadamente a anatomia da retina. No capítulo

## CAPÍTULO 1. INTRODUÇÃO

---

3, realiza-se uma revisão bibliográfica sobre os métodos mais comuns para localização do disco ótico. No capítulo 4 efetua-se uma descrição do método de segmentação da rede vascular escolhido. No capítulo 5 demonstra-se qual o método de detecção do disco ótico. No capítulo 6 apresentam-se e discutem-se os resultados obtidos. Por último, no capítulo 7 são apresentadas conclusões e sugerem-se alguns trabalhos futuros.



# Capítulo 2

## Olho Humano

Neste capítulo é apresentada uma breve descrição da retina humana, passando pelos seus conceitos anatómicos que lhe são referentes, com especial interesse no disco ótico e nos vasos sanguíneos.

### 2.1 A Retina Humana

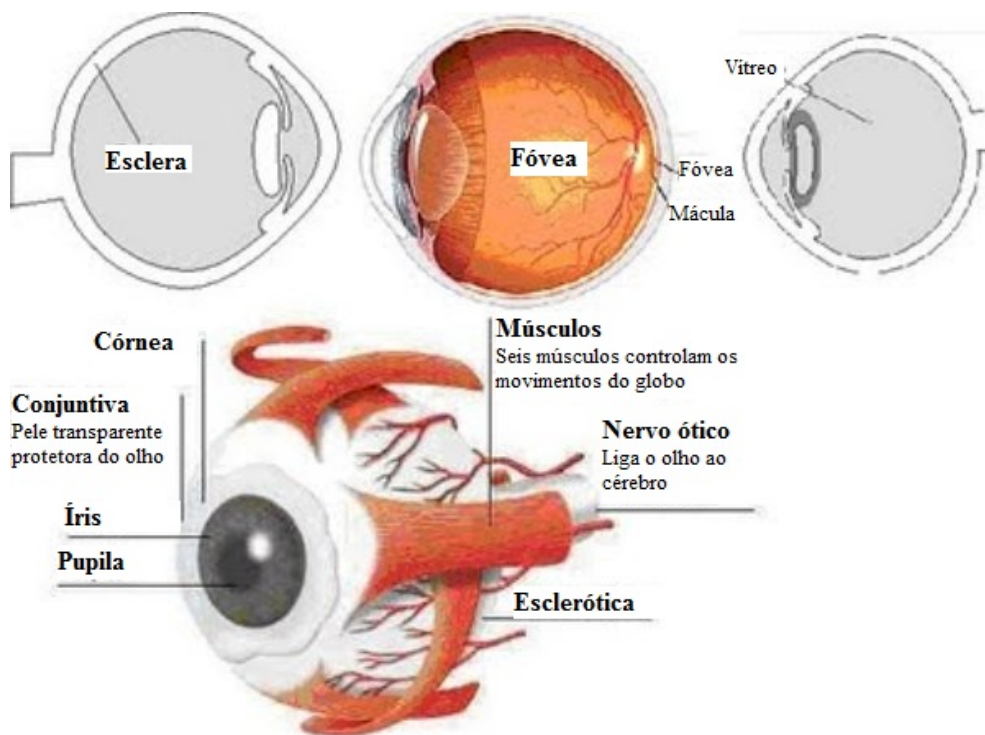
O olho é o órgão responsável pelo sentido da visão e quando a sua complexa e fiável estrutura é conjugada com a capacidade de interceção visual do cérebro, este permite-nos interagir com o meio ambiente de uma forma natural [22].

Este órgão é uma esfera com, aproximadamente, 24 milímetros de diâmetro ântero-posterior e localiza-se na parte anterior da órbita ocular. É formado por três camadas: externa (esclera e córnea), média (coróide, corpo ciliar e íris) e interna (vítreo) [4].

O olho é, também, geralmente comparado a um ovo [23]:

- a esclera seria a casca do ovo;
- a retina seria a fina membrana que cobre o interior da casca do ovo;
- o vítreo seria a clara do ovo que preenche a parte interna e posterior do olho.

O aparelho visual é constituído por dois grandes conjuntos: o sensorial e o não sensorial. O conjunto sensorial é composto pelo olho, via ótica e centros visuais, enquanto que o conjunto não sensorial é composto pelos vasos sanguíneos e pelo nervo ótico (NO). A órbita, as pálpebras, a conjuntiva e o saco lacrimal são responsáveis pela proteção do olho, contudo os músculos oculomotores asseguram a sua mobilidade [4].



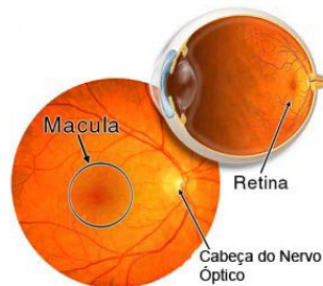
**Figura 2.1:** Esquema fotográfico da anatomia do olho.

Adaptado de: [23]

A retina é a camada mais interna do olho humano, sendo formada por “recetores especiais” sensíveis à luz que transformam os estímulos luminosos em estímulos nervosos. Estes estímulos são, posteriormente, conduzidos até ao cérebro para que a imagem captada seja compreendida [4].

Nesta camada estão, também, presentes o disco ótico e a mácula (Figura 2.2). O DO é responsável pela condução dos estímulos nervosos até ao cérebro, e a sua cabeça corresponde a todas as ramificações nervosas, que por sua vez são responsáveis pela captura

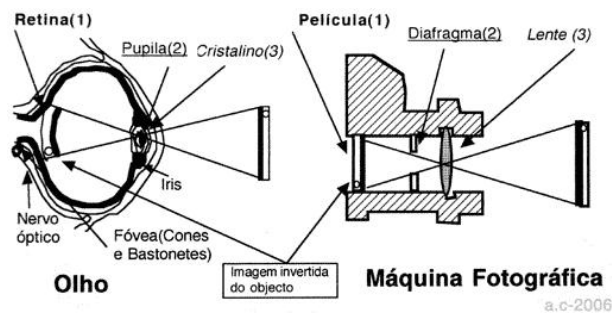
dos estímulos luminosos. A mácula é a região central da retina e onde se encontra a maior quantidade de elementos foto-sensíveis, sendo responsável pela visão de detalhes [4].



**Figura 2.2:** Anatomia da retina e principais componentes.

Fonte: [40]

A retina pode ser comparada a um dispositivo de carga acoplada, ou “charge-coupled device” (CCD) de uma câmara fotográfica (Figura 2.3). Assim, a luz entra pela pupila, é focada pela córnea e pelo cristalino e, posteriormente, projetada para a retina, que tem como espessura, aproximadamente, 0,25 milímetros [7].

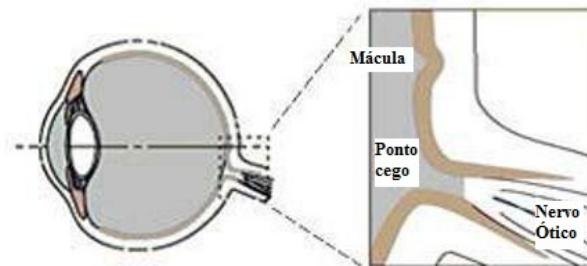


**Figura 2.3:** Esquema comparativo entre o olho humano e uma câmara fotográfica.

Fonte: [7]

O disco ótico é uma zona circular, que pertence ao nervo ótico, situado na retina, sendo este o local por onde saem os axónios das células ganglionares da retina que formam o NO. Este tem cerca de 2,5 milímetros e não possui sensibilidade aos estímulos luminosos, devido ao facto de não conter cones nem bastonetes, originando, assim, uma zona cega dentro do campo visual, normalmente denominada por ponto cego. Este ponto não é perceptível ao ser humano, porque o cérebro interpreta a informação de cada olho e cobre o ponto cego

com informação do outro olho. A posição do DO (ou ponto cego) na retina é demonstrada na Figura 2.4 [6].

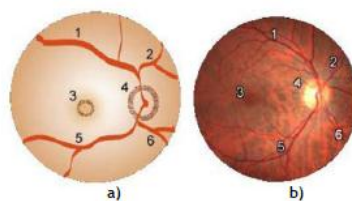


**Figura 2.4:** Esquema da localização do ponto cego.

Adaptado de: [6]

A veia e a artéria retineanas chegam à retina, perto do nervo ótico, ramificando-se segundo os trajetos dos nervos. Assim como o NO e as suas ramificações, a própria retina possui uma grande quantidade de vasos sanguíneos que transportam o sangue e o oxigênio.

Os vasos sanguíneos apresentam uma ramificação a partir do disco ótico e que se prolonga até a periferia. Ao redor da mácula encontram-se os VS principais, frequentemente denominados por arcadas. A artéria central da retina (com um diâmetro de, aproximadamente, 0,1 milímetros) penetra no globo ocular através do DO. As artérias da retina apresentam uma tonalidade avermelhada e brilhante, enquanto que as veias apresentam uma tonalidade avermelhada e escura. Para além disso, as artérias têm um calibre duas a três vezes menores do que as veias (Figura 2.5) [17].



**Figura 2.5:** Componentes da retina humana. a) Diagrama da retina; b) Imagem da retina. 1 - Vaso sanguíneo temporal superior; 2 - Vaso sanguíneo nasal superior; 3 - Fóvea; 4 - Disco ótico; 5 - Vaso sanguíneo temporal inferior; 6 - Vaso sanguíneo nasal inferior.

Fonte: [17]

## Capítulo 3

# Métodos de Detecção do Disco Ótico

Neste capítulo é apresentada uma revisão bibliográfica dos métodos de detecção do disco ótico, tendo sido, previamente, efetuada uma análise da bibliografia disponível, que determinou a escolha dos métodos a serem implementados.

Os métodos analisados foram classificados em três grandes grupos: baseados na rede vascular, baseados em intensidade, os híbridos que são baseados em ambas as interiores.

### 3.1 Baseados na Rede Vascular

Gang *et al.* [27] utilizaram um filtro de segunda ordem aproximado da função Gaussiana para detetar e medir a rede vascular, através da componente verde da imagem original. O pico máximo foi obtido a partir da interpolação com todos os trinta picos de todos os filtros. De seguida foi efetuada uma operação de *threshold* de forma a melhorar a visualização da detecção e medição da rede vascular. A validação deste método foi obtida através da condição: “Se detetar todo o vaso, então é considerada uma detecção de sucesso”.

Hwee *et al.* [28] desenvolveram um método de identificação do centro do DO. Primeiramente, a rede vascular é identificada através da utilização de filtros de segunda ordem adaptados de Gaussianos. De seguida, é verificada a existência de um ponto de convergência entre os VS principais. Se este ponto existir é considerado como o centro do DO.

Mahadevan *et al.* [36] propuseram um conjunto de três algoritmos para a detecção da rede vascular em imagens da retina com ruído:

1. baseado na razão de semelhança de Huber;
2. baseado num teste estatístico em função de  $\alpha$ ;
3. baseado num algoritmo de seleção robusta.

Todos estes algoritmos dependem de modelos matemáticos para a rede vascular que têm em conta as variações de intensidade, textura, largura, orientação, escala e ruído.

Grisan *et al.* [16] sugeriram um método automático para a extração da rede vascular e características semelhantes baseado em técnicas escassas de rastreamento, explorando uma classificação para a identificação da secção transversal. Numa fase seguinte são eliminados os falsos positivos e agrupa-se a rede vascular com um *greedy algorithm*, sendo então identificadas as bifurcações e os cruzamentos.

Foracchia *et al.* [13] desenvolveram um método baseado na rede vascular, sugerindo que os VS têm origem no DO, seguindo um determinado padrão. Por conseguinte, o método proposto foi um modelo geométrico para os VS principais através de duas parábolas que convergem no DO. Para cada imagem analisada, a rede vascular é extraída da imagem e calculada a diferença entre as direções dos VS e do padrão, utilizando a soma ponderada do quadrado dos resíduos e um algoritmo de otimização denominado de *Simulated Annealing*.

Niemeijer *et al.* [38] sugeriram um método automático para detecção de imagens com hemorragias de elevado grau de sensibilidade e especificidade. Este método encontra-se dividido em três fases. Primeiro as imagens são pré-processadas. De seguida, os objetos candidatos a hemorragias são extraídos das imagens. Por último, a probabilidade de cada candidato representar uma hemorragia é calculada através da utilização de um classificador kNN (*k-Nearest-Neighbors*) e de um conjunto de características deste tipo de lesões.

Haar [18] criou um método de adaptação a um modelo direcional. Primeiro realizou a segmentação da rede vascular e, posteriormente, adelgaçou os vasos e, a partir desses pontos centrais, calculou a direção das linhas, obtendo-se, assim, o mapa direcional da rede vascular. Seguidamente, através da aplicação de uma função de média angular a cada ponto

dos mapas, é criado o modelo direcional. Por fim, e para localizar o DO automaticamente, foi calculada a distância angular entre o mapa direcional em estudo e o modelo direcional.

Kavitha *et al.* [25] sugeriram um algoritmo composto por três etapas fundamentais: segmentação dos VS, identificação do DO e detecção do DO. A segmentação dos VS é realizada através da utilização de filtros de mediana, operações morfológicas e detecção do ponto de convergência dos vasos utilizando um algoritmo de modelação com uma curva polinomial de mínimos quadrados. A identificação do DO é baseada na identificação das zonas de maior luminosidade pelo uso de um limiar multinível. Por fim, a detecção do DO é realizada nas regiões descritas na segunda etapa, devido ao facto de o ponto de convergência estar contido num desses locais de maior luminosidade.

Tobin *et al.* [52] desenvolveram um algoritmo inteiramente baseado nas características do DO, através da classificação de cada pixel como pertencendo ao DO ou não, utilizando um classificador Bayesiano. Para tal, foi utilizada uma distribuição de probabilidade de luminosidade, densidade, espessura e orientação média da rede vascular.

Salazar-Gonzalez *et al.* [43] criaram um método não supervisionado para a segmentação automática do DO utilizando a técnica *graph cut*. Primeiramente, é realizada a localização do DO baseada na convergência dos VS através da relação entre os pixels vizinhos. Uma pequena amostra com centro na área do DO, previamente, detetada é tomada como sementes de primeiro plano, enquanto que um conjunto de pixels em torno do perímetro da imagem são considerados como sementes do fundo da mesma. O objetivo principal do método é a utilização dos VS de forma a que haja continuidade na segmentação do DO, introduzindo um fator de compensação para a probabilidade do primeiro plano através da segmentação dos VS.

Morales *et al.* [37] sugeriram um método em que o principal objetivo é estabelecer relações objetivas entre os diferentes VS, de forma a se determinar o risco cardiovascular, bem como para monitorizar o progresso e a resposta aos diferentes tratamentos. O objetivo principal deste método são as operações morfológicas, embora também incorpore a avaliação da curvatura de forma a se obter uma detecção correta da rede vascular.

Na Tabela 3.1 efetua-se uma breve comparação de todos os métodos acima referidos de

forma sucinta.

**Tabela 3.1:** Comparação dos Métodos baseados na Rede Vascular.

Autores	Ano	Metodologia	Base Dados	Validação	Resultados
Gang [27]	2002	Filtros adaptados de Gaussianos	Imagens de Pacientes	Sucesso quando deteta o vaso todo	85,5%
Hwee [28]	2003	Filtros adaptados de Gaussianos + Ponto de convergência dos vasos	STARE	Distância < 60 pixels	86%
Mahadevan [36]	2004	Razão de Huber	Imagens de Pacientes	Comparação com o <i>ground truth</i>	77.9%
Grisan [16]	2004	Identificação da secção transversal dos VS	Imagens de Pacientes	<i>Overlapping</i>	93%
Forachia [13]	2004	Modelo geométrico para os VS principais	STARE	Minimização das RSS ( <i>Weighted residual sum of squares</i> )	97.53%
Niemeijer [38]	2005	Classificador kNN	Imagens de Pacientes + DRIVE	Curvas ROC	87%
Haar [18]	2005	Adaptação a um modelo direcional	STARE e HOORN	<i>Overlapping</i>	STARE-93.80% e HOORN-99.50%
Kavitha [25]	2005	Ponto de convergência dos VS + Modelação com uma curva polinomial de mínimos quadrados	DRIVE	<i>Overlapping</i>	Não apresentam resultados percentuais
Tobin [52]	2007	Classificador Bayesiano	Imagens de Pacientes	Classificação Bayesiana	90.4%
Salazar-Gonzalez [43]	2011	Convergência dos VS através da relação entre os pixels vizinhos + Segmentação do DO	DIARETDB1 e DRIVE	<i>Overlapping ratio</i> + <i>Mean absolute distance (MAD)</i>	DRIVE-70.70% e DIARETDB1-75.74%
Morales [37]	2012	Operações morfológicas para detecção dos VS	DRIVE	<i>Overlapping</i> e <i>Ground Truth</i>	94.17%

## 3.2 Baseados na Intensidade

Walter *et al.* [53] sugeriram um método que através da aplicação de um *threshold* se obtém os pixels com maior intensidade. Deste modo, resultam os pixels pertencentes ao DO e a exsudados, tendo em conta que o maior segmento conexo é selecionado como DO e que o centro dessa zona é o centro do DO .

Osareh *et al.* [39] também propuseram uma forma de detecção do DO baseada em correspondência de um padrão. Contudo, numa fase inicial a imagem é pré-processada através da realização de uma normalização da cor através da especificação do histograma em cada uma das componentes de cor, neste caso R, G e B. Por outro lado, para a conceção do

padrão foi selecionada uma janela em torno do DO de 25 imagens normalizadas com várias posições possíveis do DO, tendo em conta que cada pixel do padrão contém a média da intensidade no respetivo pixel das 25 janelas selecionadas. Por conseguinte, a localização final do DO corresponde à posição com o maior coeficiente de correlação normalizado entre a imagem e o padrão .

Abdel-Ghafar *et al.* [1] utilizaram a transformada de Hough circular. Contudo, antes dessa operação eliminam os VS da componente verde da imagem através de operações morfológicas. Posteriormente, os contornos são identificados com o operador Sobel e pelo *threshold*, sendo nesses pontos aplicada a transformada de Hough circular, onde a maior circunferência é considerada o DO .

Lowell *et al.* [30] criaram um método baseado na correspondência de um padrão e sua segmentação com um modelo de contorno deformável. Este padrão corresponde a elementos chave da estrutura do CO, isto é, uma região em forma de um meio círculo de elevada intensidade, contendo, no seu centro, uma zona de baixa intensidade que pertence aos VS. Por conseguinte, o valor máximo da correlação corresponde ao ponto central do DO. Para delinear esta região foram utilizados modelos que enquadram objetos deformáveis, como por exemplo as *snakes* que são modelos com dois grupos de forças: uma que contrai o objeto e outra que o expande.

Sánchez *et al.* [44] desenvolveram um método automático de deteção de uma das lesões provocadas pela retinopatia diabética, hard exudates, através da teoria de Bayes. Este método deteta os exsudados fortes através da utilização de duas características da lesão: a cor e os contornos. Por conseguinte, o método encontra-se dividido em quatro passos: deteção do DO e dos VS, deteção dos objetos amarelados da imagem, deteção dos objetos da imagem com *sharp edges* e a combinação dos passos anteriores para detetar os objetos amarelados com *sharp edges*.

Chutatape *et al.* [29] geraram um método onde apenas selecionavam 1% dos pontos de maior intensidade da imagem original, localizando as regiões do DO e das lesões, agrupando todos os pontos selecionados e eliminando os grupos mais pequenos. Posteriormente, efetuaram o método *principal component analysis (PCA)* dessas regiões num

conjunto de 10 imagens de treino, criando um "espaço de disco", no qual cada uma das imagens de entrada é projetada sobre esse espaço. Por conseguinte, o centro do DO foi considerado o ponto onde a distância Euclidiana é mínima entre a imagem da retina e a sua projeção.

Chrástek *et al.* [9] basearam-se na aplicação de um filtro de média sob a componente verde da imagem original, de forma a se detetar uma região de interesse. Após a deteção dessa região é, posteriormente, aplicado um filtro não linear com o objetivo de se reduzir o ruído, para que a eficiência da operação de deteção dos contornos através do método de Canny aumente. Por fim, é utilizada a transformada de Hough para delinear o contorno do DO.

Fleming *et al.* [12] conceberam um método em que as componentes verde e vermelha eram utilizadas numa razão de 1:4, com o objetivo de se calcular a imagem resultante da operação de convolução de Sobel. Por fim, era então aplicada a transformada de Hough circular sobre a imagem anterior, identificando-se o DO que correspondesse ao valor máximo no espaço de Hough.

Siddalingaswamy *et al.* [47] sugeriram um método de binarização baseado em histograma que através da aplicação um *threshold* iterativa detetam-se os pontos candidatos a DO. De todas as regiões, a que obtiver o maior número de pontos é selecionada como a região principal candidata a DO.

Thonghuch *et al.* [51] utilizaram um método de segmentação com um modelo de contorno deformável, *snake*, com um vetor de gradiente como força externa.

Aquino *et al.* [3] criaram técnicas morfológicas e/ou de deteção de contornos, através da aplicação da transformada de Hough circular de modo a obterem o contorno do DO.

Kovacs *et al.* [26] propuseram um método onde combinam os resultados de cinco detetores de DO e da mácula. Os critérios de seleção dos algoritmos candidatos a serem combinados é baseado no seu desempenho da deteção (o mais preciso possível) e no tempo de computação (preferencialmente baixo). Os piores resultados são removidos, pois representam os resultados menos precisos dos detetores e os círculos delimitadores que satisfazem todas as restrições geométricas são utilizados para detetar do DO e o centro da mácula.

Hwee *et al.* [34] basearam-se num método que extrai automaticamente o DO através da estimativa do fundo da imagem original, devido ao facto de ser tolerante à presença de iluminação não-uniforme e outros tipos de artefactos contidos na imagem original. Por outro lado, o método proposto não requer nenhum conhecimento prévio dos VS, sendo assim mais simples e eficiente a sua implementação. Esta proposta de algoritmo não pretende apenas detetar o DO, mas também extrair maior quantidade de pixels do DO com elevada precisão.

Wong *et al.* [55] geraram um método de deteção automática do DO através de uma abordagem de aprendizagem supervisionada. Este método basea-se na classificação dos pixels através da classificação pixel a pixel. Para testar o desempenho do método, eles avaliaram um conjunto de dados das imagens da retina nas quais o DO foi, previamente segmentado. Por conseguinte, o método foi dividido em duas fases. Primeiramente, é extraída uma região de interesse (RI) a partir da imagem original. Seguidamente, a RI é processada para extrair os pixels e as características da vizinhança, a partir das quais a deteção do DO é realizada por um método de aprendizagem supervisionada.

Zhang *et al.* [61] conceberam um novo método, onde introduzem uma etapa de pré-processamento de forma a reduzir os pontos luminosos que são suscetíveis de acrescentar erros na localização da RI. De seguida, é processada toda a imagem para detetar o local mais provável da RI. Este método de localização da RI é um componente-chave do *Automatic cup-to-disc Ratio measurement system for Glaucoma detection and AnaLysis* (AR-GALI) desenvolvido para o diagnóstico de risco do glaucoma. Este método exige menor intervenção humana e, segundo os autores, apresenta uma elevada precisão.

Zhou *et al.* [62] criaram um método de segmentação do DO através da aplicação de uma força dinâmica para *snakes* a partir da aplicação da combinação local de *gradient vector flows* (GVF) com uma estratégia *mean shift*. Esta estratégia começa com o cálculo dos vetores de força no domínio da imagem. A evolução do contorno não é impulsionada apenas pelos GVF, mas também pela energia acumulada na RI. Este algoritmo de *mean shift* baseado em GVF tem como finalidade o aumento da eficiência do método em imagens ruidosas e com muitos artefactos.

Lim *et al.* [32] propuseram um método projetado para detetar a estrutura circular do brilho associado ao DO. Este avalia a variação da imagem ao longo de vários segmentos de reta orientados e localiza o DO tendo como base a orientação do segmento de reta com a variação máxima/mínima. Segundo os autores, este método apresenta várias vantagens:

1. O operador da linha projetada é tolerante à lesão da retina e a vários artefactos, algo que a maioria dos métodos baseados neste tipo de características não consegue lidar de forma adequada;
2. A tolerância para os artefactos da imagem e lesão da retina podem ser explicados pelo operador que é projetado para detetar a estrutura circular única do brilho associado ao DO;
3. O operador é estável e de fácil implementação, devido ao facto de não exigir informação sobre os VS nem sobre a mácula;
4. O operador pode ser estendido para a deteção da mácula sem ser necessário realizar muitas alterações;

Lu *et al.* [31] desenvolveram um método baseado numa transformação circular capaz de detetar tanto o centro como o limite do DO com elevada precisão e eficiência. Esta técnica resume-se aos seguintes aspectos:

1. Capaz de detetar a localização do DO com um erro, segundo os autores, que é substancialmente menor do que a maioria dos métodos;
2. Capaz de segmentar o DO a partir de imagens digitais da retina com patologias, enquanto que muitos métodos não as suportam corretamente;
3. Substancialmente mais rápida do que a maioria dos métodos;
4. A transformação circular combina a deteção e segmentação do DO sob a mesma estrutura e localiza tanto o centro como o limite do DO, simultaneamente;

5. Pode ser aplicado para detetar e segmentar outros objetos com formas circulares, tais como as células sanguíneas dentro de imagens de microscopia, embora tenha sido desenvolvido para a deteção e segmentação do DO;

Pereira *et al.* [5] propuseram um método de deteção dos limites do DO baseado no algoritmo de optimização denominado de *Ant Colony Optimization* (ACO). Em primeiro lugar eles aplicam um filtro de difusão anisotrópica à imagem original com o objetivo de suavizar toda a rede vascular e outras estruturas muito escuras e muito claras. De seguida é aplicado o algoritmo ACO, baseado no método de Tian *et al.* [24], segmentando todos os outros contornos mais claros na imagem correspondentes, essencialmente, ao DO.

Na Tabela 3.2 efetua-se uma breve comparação de todos os métodos referidos anteriormente.

### 3.3 Métodos Híbridos

Hoover *et al.* [21] criaram um método para determinar a origem da rede vascular, sendo atribuído a esse ponto de convergência o centro do DO. Como as entradas deste tipo de algoritmos são seis segmentações dos VS, então cada vaso foi modelado com um segmento difuso, que, posteriormente, contribui para uma imagem de convergência. De seguida é aplicada uma suavização à convergência e se o resultado final continuar a ser inconclusivo, então é realizada uma operação de equalização da luminosidade à componente verde da imagem, efetuando uma análise discriminativa linear de Fisher.

Staal *et al.* [50] são da opinião de que a representação de um pixel não é ótima para a estrutura vascular. Deste modo, propuseram um método primitivo denominado por *primitive-based method* (PBM). Este método utiliza vários conjuntos de imagens, devido:

- Às características serem computorizadas todas juntas com um classificador que atribui uma probabilidade para o elemento linha ser parte do vaso;
- Aos conjuntos de imagens dividirem a imagem em várias partes através da atribuição de todos os pixels da imagem à imagem original mais próxima.

## CAPÍTULO 3. MÉTODOS DE DETECÇÃO DO DISCO ÓTICO

**Tabela 3.2:** Comparação dos Métodos baseados na Intensidade.

Autores	Ano	Metodologia	Base Dados	Validação	Resultados
Walter [53]	2001	<i>threshold</i> do DO + Segmentação do DO + <i>Watershed</i>	Imagens de Pacientes	<i>Tooglemapping</i>	Não apresentam resultados percentuais
Osareh [39]	2002	Correspondência de Padrão + <i>Snakes</i>	Imagens de Pacientes	<i>Overlapping</i>	90.32%
Abdel-Ghafar [1]	2004	Transformada de Hough Circular	STARE	<i>Chi-squared test</i>	65%
Lowell [30]	2004	<i>Snakes</i>	Imagens de Pacientes	Distância < 15 pixels para a segmentação ser aceitável	99%
Sánchez [44]	2004	Teoria de Bayes	Imagens de Pacientes	<i>Free-response receiver operating characteristic</i> (FROC)	79,62%
Chutatape [29]	2004	PCA	Imagens de Pacientes	MAD	95%
Chrástek [9]	2005	Transformada de Hough Circular	Imagens de Pacientes	Oftalmologista classificou a detecção em "boa" e "muito boa"	72.3%
Fleming [12]	2007	Transformada de Hough Circular	STARE	Se o coeficiente de correlação for máximo é considerado detecção de sucesso	99%
Siddalingaswamy [47]	2007	Equalização do Histograma	Imagens de Pacientes	Condições de distância para o DO	92%
Thonghuch [51]	2007	<i>Snakes</i> + Transformada de Hough Circular 2D	Imagens de Pacientes	<i>Overlapping</i>	<i>Snake</i> -85.3% e THC-56.9%
Aquino [3]	2010	Transformada de Hough Circular	MESSIDOR	<i>Overlapping</i>	97%
Kovacs [26]	2010	Transformada de Hough Circular + <i>Graph's</i>	DIARETDB0, DIARETDB1 e DRIVE	Três restrições geométricas	DIARETDB0-97.6%, DIARETDB1-96.6% e DRIVE-98.3%
Hwee [34]	2010	Estimativa do fundo da imagem original	DIARETDB0, DIARETDB1 e DRIVE	<i>Overlapping</i>	96.91%
Wong [55]	2010	Normalização do Histograma	Imagens de Pacientes	<i>Root mean square error</i> (RMSE)	94.2%
Zhang [61]	2010	Método baseado no ARGALI	Imagens de Pacientes	0.5% dos pontos com maior intensidade + restrições geométricas	<i>Old</i> -87.9% e <i>Enhanced</i> -96.4%
Zhou [62]	2010	<i>Snakes</i> + <i>Mean shift</i>	DRIVE	Distância euclidiana entre os centroides < 0.1 pixels	Não apresentam resultados percentuais
Lim [32]	2011	Deteção da estrutura circular + Brilho associado ao DO	DIARETDB0	Comparação com o <i>ground truth</i>	96.3%
Lu [31]	2011	Transformada de Hough Circular	MESSIDOR, STARE e ARIA	<i>Overlapping</i>	MESSIDOR-99.75%, STARE-98.77% e ARIA-97.5%
Pereira [5]	2011	<i>Ant Colony Optimization</i>	DRIVE	Deteção de toda a área do DO	Não apresentam resultados percentuais

Contudo, o elemento linha define a coordenada local, em que cada característica pode ser extraída para cada pixel. As características são, então, utilizadas para classificar os pixels em vasos ou não-vasos.

Soares *et al.* [48] apresentaram um método para a segmentação automática da rede vascular em imagens da retina. Este método produz as segmentações através da classificação de cada pixel das imagens como "vaso" ou "não-vaso", baseado no vetor de características de cada pixel. O vetor de características é composto pela intensidade dos pixels e pelas resposta da *2-D Gabor wavelet* obtidas em diferentes escalas. A *Gabor wavelet* é capaz de se ajustar a frequências específicas, permitindo assim, num único passo, a aplicação de filtros redutores de ruído e aperfeiçoamento dos VS. Os autores utilizaram um classificador de Bayes com funções de probabilidade de densidade descritas, sob a forma de Gaussianos, produzindo uma classificação muito mais rápida, sendo, ao mesmo tempo, capaz de modular as superfícies mais complexas.

D'Antoni *et al.* [10] propuseram um modelo geométrico baseado na convergência dos VS. Primeiro realizaram a segmentação dos vasos, tendo sido gerado um mapa de densidades dos pontos de início e de fim de cada vaso. De seguida, tiveram em conta que cada vaso sanguíneo tem origem no DO, logo o local com valor máximo de densidade foi escolhido como centro ótico.

Ying *et al.* [58] criaram um método de localização e segmentação do DO baseado numa análise fractal, onde os candidatos são detetados através da sua maior luminosidade. A análise fractal numa imagem binária da rede vascular é aplicada sob a área dos candidatos, tendo em conta que o candidato com maior dimensão fractal é considerado o DO, devido ao facto de neste local se encontrarem presentes mais VS.

Youssif *et al.* [59] apresentaram um método onde inicialmente é realizada a normalização da intensidade e do contraste. Posteriormente, é criado um padrão de direção dos vasos que é utilizado num processo de correspondência aplicado a uma imagem com o mapa de direções dos VS da retina. Para criar este mapa, os VS foram previamente segmentados com um conjunto de doze filtros 2D, adaptados ao perfil Gaussiano e aplicados à imagem de equalização do contraste. Os doze filtros correspondem a doze direções possíveis, com

uma resolução de  $15^\circ$ , numa gama de  $0^\circ$  a  $165^\circ$ . A direcção do vaso em cada ponto é identificada pelo filtro do conjunto anteriormente referido e que dá origem à resposta máxima nesse mesmo ponto. Durante o processo da correspondência, é calculada a diferença entre cada um dos quatro padrões (com diferentes direcções devido à possibilidade das imagens da retina possuírem diferentes escalas) e o mapa direcional em cada ponto da imagem. O ponto com menor diferença acumulada é identificado como centro do DO.

Lu *et al.* [33] sugeriu uma técnica de detecção automática do DO que o localiza através de uma estimativa do fundo e de uma análise dos VS. Primeiramente, são localizados vários candidatos a DO, tendo como base a diferença entre a imagem original e a imagem da superfície do fundo da retina. A utilização desta última imagem exclui muitas regiões consideradas não-DO que muitas vezes introduzem artefactos à imagem base.

Poshtyar *et al.* [42] desenvolveram um método baseado em operações morfológicas e aritméticas, utilizando coordenadas de um determinado número de pixels. Para tal, um dos primeiros passos é a remoção dos VS das zonas de maior intensidade, previamente identificadas, através de operações morfológicas. De seguida é aplicado um filtro baseado em entropia, devido ao facto de a entropia ser apropriada para medir saliências estruturais, como por exemplo o DO. Através da aplicação de um *threshold* adaptativo os valores de entropia são convertidos para uma imagem binária. Por fim, é aplicada uma esqueletização de forma a reduzir os objetos pequenos que se encontram mais próximos do DO e no fundo da imagem.

Na Tabela 3.3 efetua-se uma breve comparação de todos os métodos referidos nesta secção.

**Tabela 3.3:** Comparação dos Métodos baseados na Rede Vasculare na Intensidade.

Autores	Ano	Metodologia	Base Dados	Validação	Resultados
Hoover [21]	2003	Filtros adaptados de Gaussianos + Equalização da Intensidade	STARE	Distância < 60 pixels	89%
Staal [50]	2004	Baseado na condição de que os VS são estruturas alongadas + Equalização do contraste	DRIVE e STARE	Curvas ROC	DRIVE-94.93% STARE-95.89%
Soares [48]	2006	2-D Gabor Wavelet	DRIVE e STARE	Curvas ROC	DRIVE-94.66% STARE-94.80%
D'Antoni [10]	2007	Modelo geométrico baseado na convergência dos VS + Equalização do contraste	DRIVE	É marcado como DO tendo em conta a intensidade	81.3%
Ying [58]	2007	Método baseado numa análise fractal + Candidatos selecionados através da sua maior luminosidade	DRIVE	25% dos pontos com maior intensidade	Não apresentam resultados percentuais
Youssif [59]	2008	Filtros adaptados de Gaussianos + Normalização da intensidade e contraste	STARE e DRIVE	Distância < 60 pixels	STARE-98.8% DRIVE-100%
Lu [33]	2010	Deteção automática do DO através de uma estimativa do fundo	DIARETDB0, DIARETDB1, DRIVE e STARE	Média do desvio-padrão	DIARETDB0-98.88%, DIARETDB1-99.23%, DRIVE-97.5% STARE-95.06%
Poshtyar [42]	2011	Remoção dos VS das zonas de maior intensidade + Filtro baseado em entropia	Imagens de Pacientes	Estimativas estruturais	82.86%



# Capítulo 4

## Segmentação da Rede Vasculuar

Após análise dos métodos referidos no capítulo 3, foi escolhido o método do Soares *et al.* [48], baseado na *Wavelet* 2D de Gabor para a segmentação da rede vascular. Tal como foi referido no início deste relatório, este método foi selecionado devido ao facto dos seus autores terem obtido uma taxa de sucesso mais elevada que os outros métodos existentes anteriormente.

### 4.1 Pré-processamento

Em imagens coloridas de retinografia, no espaço de cores *Red, Green and Blue* (RGB), o maior contraste entre os VS e o fundo da retina é apresentado no canal verde (componente G). De forma a que os vasos ficassem mais claros que o fundo, o mesmo canal da imagem foi invertido (Figura 4.1) [60].

A *wavelet* de Gabor gera respostas elevadas nas regiões com alto contraste. Deste modo, Soares *et al.* [48] desenvolveram um algoritmo iterativo para reduzir o forte contraste entre o fundo da imagem e a região que se encontra fora do campo de visão da câmara de retinografia.

O algoritmo foi definido pelas seguintes operações:

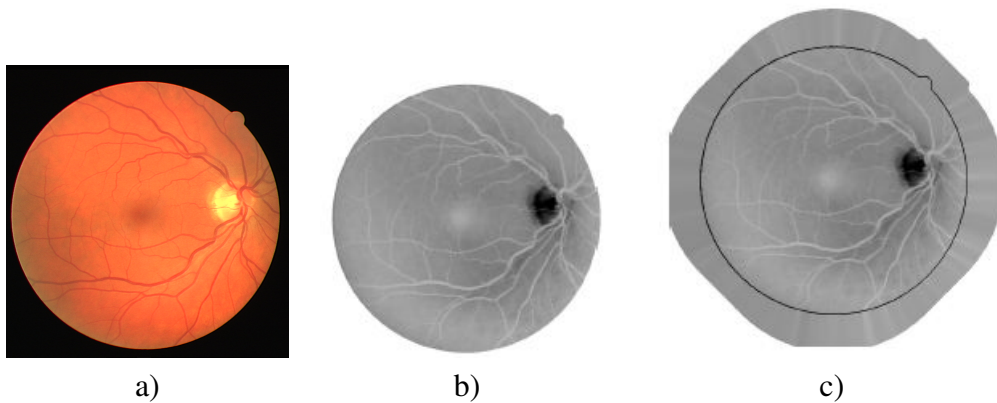
1. Determinação do conjunto de pixels do contorno exterior da RI, ou seja, os

pixels que se encontram fora da região de interesse e que sejam vizinhos dos pixels internos;

2. Substituição do valor de cada pixel desse conjunto pela média dos valores dos pixels vizinhos que se encontram dentro da RI;

3. O novo conjunto de pixels é agregado à RI que está a ser processada;

4. O processo é repetido e pode ser visto como uma extensão artificial da região de interesse.



**Figura 4.1:** Pré-processamento das imagens para aumento de contraste entre os VS e o fundo da retina. a) Imagem Original ; b) Canal verde invertido; c) Canal verde invertido com fundo estendido, onde a linha delimita a imagem original

Baseado em: [48]

## 4.2 Wavelet 2D de Gabor

Uma *wavelet* 2D de Gabor tem como característica principal a capacidade de detetar estruturas direcionais ao mesmo tempo que minimiza a incerteza conjunta, tanto no domínio espacial como no domínio das frequências espaciais [11].

A *wavelet* 2D de Gabor é definida por:

$$\psi_G(\mathbf{x}) = \exp(i\mathbf{k}_0\mathbf{x}) \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x}A\mathbf{x})\right) + \text{correção}, \quad (4.1)$$

$$\hat{\psi}_G(\mathbf{k}) = (\det B)^{1/2} \exp\left(-\frac{1}{2}((\mathbf{k} - \mathbf{k}_0)B(\mathbf{k} - \mathbf{k}_0))\right) + \text{correção}, \quad (4.2)$$

em que  $A$  é uma matriz definida positiva  $2 \times 2$ ,  $B = A^{-1}$  e  $\mathbf{k}_0 \in \mathbb{R}^2$  define a frequência da exponencial complexa. Para definir a matriz da anisotropia ( $A$ ), sabe-se que:

$$A = \begin{bmatrix} \alpha^{-1} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (4.3)$$

com  $j \geq 1$ .

Esta *wavelet* pode ser considerada uma gaussiana alongada e modulada por uma exponencial complexa, difundindo o sinal em todas as direções, mas detetando as transições bruscas na direção de  $\mathbf{k}_0$ . No domínio das frequências espaciais, esta é uma gaussiana centrada em  $\mathbf{k}_0$  e alongada na direção de  $k_y$  com o aumento de  $j$ . Deste modo, encontra-se localizada, tanto no espaço (à volta da imagem) como nas frequências espaciais (à volta do  $\mathbf{k}_0$ ). A seletividade angular aumenta com  $|\mathbf{k}_0|$  e  $j$ . Contudo, pode combinar-se o efeito de ambos os parâmetros de forma a se obter uma maior seletividade angular, escolhendo, para esse efeito,  $\mathbf{k}_0 = [0, k_y]$  e  $j \gg 1$ .

De forma a se garantir a condição de admissibilidade ( $\hat{\psi}_G(\mathbf{0}) = 0$ ), é necessário adicionar os termos de correção à *wavelet* [2]. Porém, esses mesmos termos são numericamente desprezíveis para  $|\mathbf{k}_0| \geq 5.6$ , sendo geralmente desnecessários [2, 19]. Estes, não foram aplicados na implementação deste método, devido ao facto de a correção implicar uma perda de localização espacial da *wavelet*, com  $|\psi_G|^2$  tornando-se, assim, bimodal [19].

A *wavelet* de Gabor foi ajustada para determinados valores de frequências, tendo sido aplicada para realçar os VS e ao mesmo tempo filtrar o ruído do fundo das imagens de retinografia. Os parâmetros utilizados foram  $j = 4$  (originando uma *wavelet* alongada) e  $\mathbf{k}_0 = [0, 3]$  (fornecendo uma exponencial de baixa frequência com transições na direção

do menor eixo da *wavelet*). Estas duas características são adequadas para a detecção de estruturas direcionais e foram escolhidas de forma a que as respostas mais fortes fossem apresentadas nos pixels associados aos VS. Deste modo, esta aplicação obtém respostas fortes para a posição, orientação e escala correspondente a um VS, através da operação do produto escalar em  $L^2(\mathbb{R}^2)$ .

A fim de detetar os VS em qualquer orientação, para cada posição e valor de escala considerado, toma-se a resposta da transformada de maior módulo sobre todas as orientações, ou seja,

$$M_\psi(\mathbf{b}, a) = \max_\theta |T_\psi(\mathbf{b}, \theta, a)| \quad (4.4)$$

Portanto, para cada posição e valor de escala, a *wavelet* de Gabor é calculada para  $\theta$  de  $0^\circ$  a  $170^\circ$  com um passo de  $10^\circ$ , obtendo-se uma resposta de módulo máximo, sendo isto possível porque:

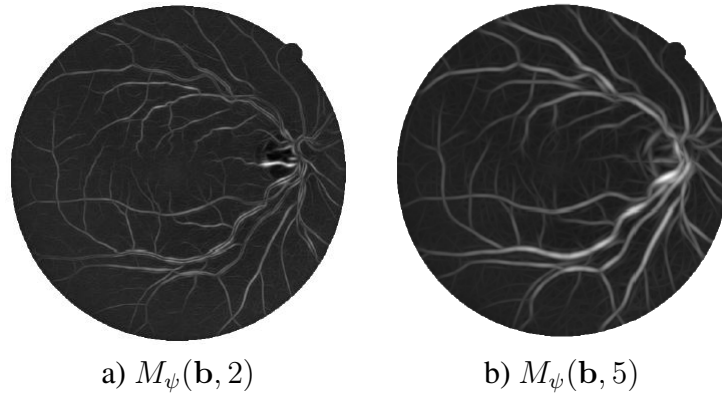
$$|T_\psi(\mathbf{b}, \theta, a)| = |T_\psi(\mathbf{b}, \theta + 180^\circ, a)| \quad (4.5)$$

Os módulos máximos da *wavelet* sobre todos os ângulos para diferentes escalas são considerados como características dos pixels. O  $M_\psi(\mathbf{b}, a)$  para  $a = 2$  e para  $a = 5$  pixels é apresentado na Figura 4.2 .

### 4.3 Normalização das características

As medidas utilizadas como características podem assumir valores de diferentes ordens de magnitude, o que pode originar erros durante o processo de classificação, devido à diferença entre a influência de cada uma das características no cálculo das distâncias.

Tendo em conta que os elementos do espaço de características são variáveis aleatórias, foi efetuada uma transformação dos elementos, de forma a obter um novo tipo de variável aleatória mais apropriada para o processo de classificação. Com a finalidade de compensar



**Figura 4.2:** Módulo máximo da *wavelet* sobre todos os ângulos ( $M_\psi(\mathbf{b}, a)$ , para  $a = 2$  e  $a = 5$  pixels).

as possíveis diferenças entre as ordens de magnitude, aplicou-se uma transformação normal ao espaço de características, a fim de obter uma nova variável aleatória de média igual zero e com desvio-padrão unitário. Esta transformação foi definida como:

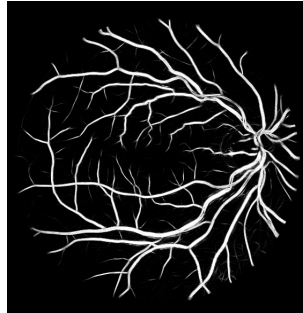
$$\hat{v}_i = \frac{v_i - \mu_i}{\sigma_i}, \quad (4.6)$$

em que  $v_i$  corresponde à  $i$ -ésima característica assumida por cada pixel,  $\mu_i$  corresponde à média dos valores dessa mesma característica e  $\sigma_i$  corresponde ao desvio-padrão.

A transformação normal é aplicada separadamente às características de cada imagem, ou seja, o espaço de características de cada imagem é normalizado através das próprias médias e desvios-padrão, compensando a variação intrínseca entre as imagens, como por exemplo a iluminação. O resultado é uma imagem que demonstra a probabilidade de aquele pixel ser um VS ou não, isto é, quanto maior for a intensidade do pixel, maior é a probabilidade de ser um VS (Figura 4.3).

## 4.4 Classificação supervisionada de pixels

As segmentações são obtidas através da aplicação de uma classificação supervisionada aos pixels da RI das imagens de teste, com classes definidas como:



**Figura 4.3:** Probabilidade de ser vaso sanguíneo ou não.

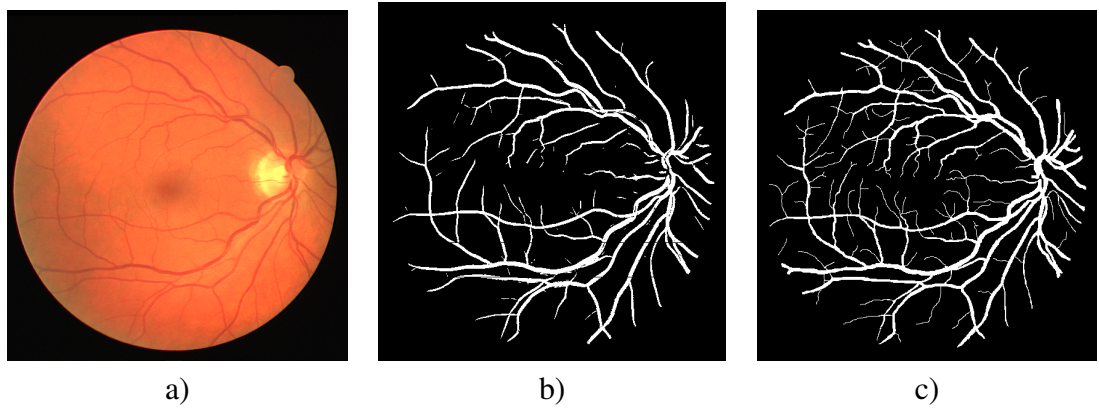
- $C_1 = \{\text{pixels pertencentes a vasos}\};$
- $C_2 = \{\text{pixels não pertencentes a vasos}\}.$

Este tipo de classificação utiliza amostras de treino rotuladas, ou seja, com classes conhecidas, tendo sido utilizadas como base para a classificação das novas amostras. Para a construção de um conjunto de imagens de treino, foram utilizadas segmentações manuais dessas imagens e extraídas as características dos pixels, permitindo, assim, a construção de conjuntos de imagens de treino rotulados, isto é, pertencentes a  $C_1$  ou  $C_2$ .

Os conjuntos de imagens de treino são criados da seguinte forma:

1. Algumas imagens são previamente segmentadas manualmente para a geração dos rótulos;
2. Um subconjunto de pixels rotulados é escolhido aleatoriamente para integrar o conjunto de treino;
3. O conjunto de treino é então fornecido a um classificador de forma a que este seja capaz de classificar pixels de outras imagens;
4. A segmentação é gerada.

A Figura 4.4 mostra tanto o resultado da segmentação da rede vascular através do classificador, como o resultado da segmentação dos VS a partir do Humano.



**Figura 4.4:** Segmentação da rede vascular. a) Imagem Original; b) Resultado do Classificador; c) Resultado do Humano



# Capítulo 5

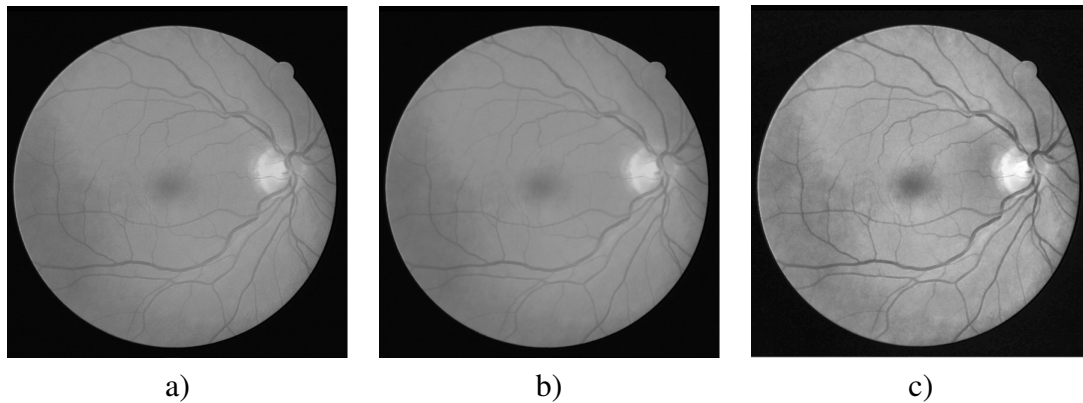
## Deteção do Disco Ótico

Neste capítulo é descrito o método de deteção do disco ótico implementado, encontrando-se dividido em duas secções: identificação da região de interesse e localização do disco ótico. A secção da identificação da região de interesse está repartida em duas subsecções distintas, onde a principal diferença é o facto da primeira ser fundamentada na entropia e à segunda ter sido adicionado à entropia a otimização baseada numa colónia de formigas. A secção da localização do disco ótico é aplicada a seguir a ambos os métodos de identificação da região de interesse. Esta região é a área do disco ótico e conforme a sua identificação serão obtidos diferentes candidatos a DO o que irá, posteriormente, influenciar a sua localização final.

### 5.1 Identificação da região de interesse

#### 5.1.1 Através da Entropia

A primeira fase deste método é a realização do pré-processamento das imagens de forma a que o disco ótico seja realçado. O pré-processamento consiste em três fases [15, 26]:



**Figura 5.1:** Sequência de Pré-processamento. a) Componente I; b) Filtro de mediana; c) Equalização do histograma através da aplicação do CLAHE.

1. Transformação da imagem original de RGB para *High, Saturation and Intensity* (HSI), de forma a ser utilizado apenas o canal *Intensity* (I);
2. Aplicação de um filtro de mediana;
3. Aplicação da equalização do histograma através da limitação de contraste (CLAHE);

Na Figura 5.1 é apresentada a sequência de imagens referente aos diferentes passos do pré-processamento descrito anteriormente.

A entropia é um conceito que pode ser utilizado como uma medida de incerteza sobre as informações relativas a um determinado conjunto de dados. Este conceito de entropia permite uma comparação entre propriedades de sistemas em termos numéricos através da distribuição de probabilidades, devido ao facto de poder ser usado como uma medida de dispersão [8, 49].

A entropia é definida por [49]:

$$H(x) = -k \sum_{i=1}^n p_i(x) \log_2 \{p_i(x)\}, \quad (5.1)$$

onde  $x$  representa uma determinada série,  $p_i(x)$  a frequência do valor  $x$  e  $k$  é uma constante positiva.

Por convenção, e de forma a preservar a continuidade de  $H(x)$ , assume-se que se  $x = 0$  então  $x \log(x) = 0$  [49].

Conhecendo a anatomia da retina (ver Capítulo 2), é de esperar que o valor de entropia é maior na região do disco ótico, devido ao facto dos vasos sanguíneos convergirem para o disco ótico [6].

O DO é distinguido da restante retina devido à sua textura. Assim, para se determinar quais as regiões da imagem com textura idêntica à do DO, para cada ponto  $x$  obteve-se uma função de probabilidade  $P_{I_x} : \{0, 1, \dots, 255\} \mapsto [0..1]$  para as intensidades  $I_x$  dos pixels na região vizinha de  $x$ , através da aplicação do filtro de entropia.

O filtro é definido por:

$$H(I_x) = - \sum_{i=0}^{255} P_{I_x}(i) \cdot \log P_{I_x}(i) \quad (5.2)$$

A medida de entropia é máxima quando a região vizinha a um determinado pixel é complexa e mínima quando a mesma é regular, isto é, o valor tende a ser máximo nas regiões em que existem mais vasos sanguíneos e mínimo nas restantes regiões.

De modo a converter os valores de entropia numa imagem binarizada, foi aplicado o *threshold* adaptativo.

O *threshold* é usado para segmentar uma imagem, definindo todos os pixels cujos valores de intensidade estão acima de um determinado valor de primeiro plano e todos os pixels restantes para um valor de fundo [15, 56].

Qualquer ponto  $(x, y)$  da imagem em que  $f(x, y) > T$  é considerado como pertencente ao objeto, caso contrário pertence ao fundo. Por outras palavras, a imagem segmentada,  $g(x, y)$  é dada por [15]:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x, y) > T \\ 0 & \text{if } f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (5.3)$$

Considerando que o operador de *threshold* convencional utiliza um *threshold* global para todos os pixels, o *threshold* adaptativo altera o *threshold* dinamicamente sobre a imagem. Esta versão mais sofisticada de *threshold* tem em conta mudanças nas condições



**Figura 5.2:** Medida de entropia.

de iluminação na imagem, por exemplo, aquelas que ocorrem como um resultado de um gradiente de iluminação forte ou até mesmo sombras [15, 56].

Este passo também permite que as regiões de maior intensidade tenham melhor contraste em relação ao fundo (Figura 5.2) [42].

As regiões obtidas no passo anterior podem conter algumas lacunas. Com o objetivo de delimitar as regiões de maior intensidade foi efetuado um preenchimento das regiões vazias, através de operações de abertura seguidas de operações de fecho em forma de disco e com tamanho de dois pixels [26, 42].

### 5.1.2 Através da Otimização baseada numa Colônia de Formigas

Como primeiro passo foi aplicado um filtro de difusão anisotrópica com o objetivo de suavizar a imagem, de forma a que as regiões de maior intensidade da imagem não influenciassem os resultados durante o processo de otimização.

A difusão anisotrópica é um processo iterativo contínuo, tendo como critério de paragem um determinado grau de suavização [54]. Qualitativamente, o efeito do filtro de difusão anisotrópica é suavizar a imagem original, preservando as discontinuidades do brilho [45].

A primeira formulação deste filtro foi desenvolvida por [41] que o definiram como:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(c(x, y, t) \nabla I) = \nabla c \cdot \nabla I + c(x, y, t) \Delta I, \quad (5.4)$$

em que  $t$  é um parâmetro de tempo artificial,  $div$  representa o operador de divergência,  $\Delta$  e  $\nabla$  indicam os operadores Laplaciano e de gradiente, respectivamente, e  $c(x, y, t)$  é o coeficiente de difusão. A imagem original  $I(x, y, 0)$  como condição inicial.

A discretização da equação do filtro de difusão anisotrópica é definida por [45]:

$$I(s, t + 1) = I(s, t) + \frac{\lambda}{|\eta_s|} \sum_{p \in \eta_s} g(|\nabla I_{s,p}(t)|) \nabla I_{s,p}(t), \quad (5.5)$$

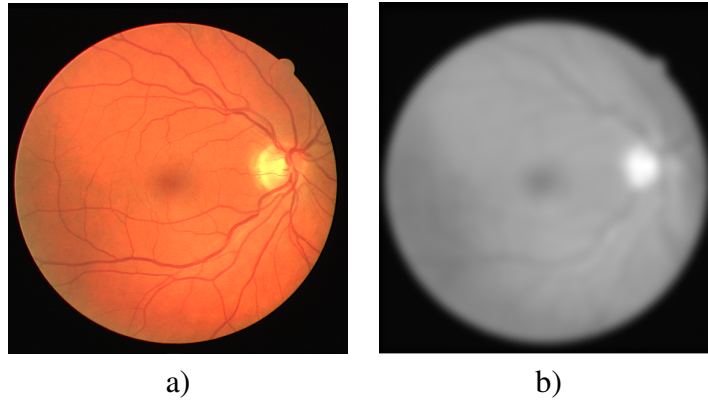
onde  $I(s, t)$  é um exemplo da imagem descritizada,  $s$  indica a posição de um pixel numa grelha discreta 2-D,  $t \geq 0$  indica as iterações do tempo discreto, a constante  $\lambda$  determina a taxa de difusão,  $\eta_s$  indica a vizinhança do pixel  $s$  e  $|\eta_s|$  representa o número de vizinhos. Para imagens 2-D é normalmente utilizada uma vizinhança tipo 4. A aproximação linear da amplitude do gradiente da imagem numa determinada direção, na iteração  $t$  é definida por:

$$\nabla I_{s,p} = I(p, t) - I(s, t), p \in \eta_s \quad (5.6)$$

Na Figura 5.3 é demonstrado o efeito do filtro de difusão anisotrópica.

O algoritmo *Ant Colony Optimization* (ACO) é um método de procura estocástica inspirado no comportamento biológico de algumas espécies de formigas. Este método utiliza um determinado número de formigas movendo-se sobre a imagem orientadas pela variação local dos valores de intensidade. Esta variação estabelece uma matriz de feromonas que representa a informação dos contornos em cada pixel da imagem [5, 24].

Quando o processo é iniciado, segue para  $N$  iterações de forma a ser possível construir a matriz de feromonas iterativamente, realizando a construção e a atualização do processo. No final, a decisão do processo é efetuada para determinar os contornos [5].



**Figura 5.3:** Filtro de difusão anisotrópica. a) Imagem Original; b) Filtro de difusão Anisotrópica.

Supondo que  $K$  formigas são utilizadas para encontrar a solução óptima num espaço  $X$  (imagem  $I$  com um tamanho  $M_1 \times M_2$  e onde cada pixel pode ser visto como um nó) o algoritmo ACO pode ser resumido em:

1. Inicia aleatoriamente as posições das  $K$  formigas e da matriz das feromonas  $\tau^{(0)}$ ;
2. Constrói o passo com índice  $n = 1 : N$  para a formiga de índice  $K = 1 : K$ , obtendo o movimento consecutivo da formiga  $K$  para o passo  $L$ , tendo em conta a matriz de transição probabilística  $p^{(n)}$  (com um tamanho de  $M_1 M_2 \times M_1 M_2$ );
3. Atualiza a matriz de feromonas  $\tau^{(n)}$ ;
4. Toma a decisão final de acordo com a matriz de feromonas final  $\tau^{(N)}$ .

O algoritmo descrito acima contém dois pontos cruciais que têm de ser considerados em todo o ACO: o estabelecimento da matriz de transição probabilística  $p^{(n)}$  e a atualização da matriz das feromonas  $p^{(n)}$ . Para a primeira, foi aplicada uma regra de ação probabilística determinada por [35]:

$$p_{(l,m),(i,j)}^n = \frac{\left(\tau_{i,j}^{(n-1)}\right)^\alpha (\eta_{i,j})^\beta}{\sum_{(i,j) \in \Omega_{(l,m)}} \left(\tau_{i,j}^{(n-1)}\right)^\alpha (\eta_{i,j})^\beta}, \text{ if } (i,j) \in \Omega_{(l,m)} \quad (5.7)$$

que indica a probabilidade da formiga  $K$  se mover do nó  $(l, m)$  para o nó  $(i, j)$ . Na equação 5.7,  $\tau_{i,j}^{(n-1)}$  é a informação do valor da feromona que interliga os dois nós em consideração;  $\Omega_{(l,m)}$  é o conjunto dos contornos  $((l, m), (i, j))$  onde  $(i, j)$  é o nó que ainda não foi visitado pela formiga  $K$ ;  $\alpha$  e  $\beta$  são constantes que representam a influência da feromona e a informação heurística, respetivamente;  $\eta_{i,j}$  representa a informação heurística para ir do nó  $(l, m)$  para o nó  $(i, j)$ , fixado para ser a mesma para todos os passos.

O valor de  $\eta_{i,j}$  utilizado foi determinado por [24]:

$$\eta_{i,j} = \frac{1}{Z} V_c(I_{i,j}), \quad (5.8)$$

onde  $Z = \sum_{i=1:M_1} \sum_{j=1:M_2} V_c(I_{i,j})$  é o fator de normalização,  $I_{i,j}$  é o valor da intensidade do pixel na posição  $(i, j)$  da imagem  $I$ , e a função  $V_c(I_{i,j})$  representa a função de grupo de pixels  $c$  denominada de clique. O valor desta função depende da variação da intensidade da imagem no clique  $c$ .

A fim de se estabelecer a função óptima, foram consideradas quatro funções como em [24]. Elas estão matematicamente expressas nas equações 5.9-5.12. O parâmetro  $\lambda$  presente em todas as equações ajusta a forma das funções.

$$f(x) = \lambda x, \text{ para } x \geq 0 \quad (5.9)$$

$$f(x) = \lambda x^2, \text{ para } x \geq 0 \quad (5.10)$$

$$f(x) = \begin{cases} \sin\left(\frac{\pi x}{2\lambda}\right), & 0 \leq x \leq \lambda \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (5.11)$$

$$f(x) = \begin{cases} \frac{\pi x \sin\left(\frac{\pi x}{\lambda}\right)}{\lambda}, & 0 \leq x \leq \lambda \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (5.12)$$

Depois de testar cada uma das equações descritas acima, a que gerou melhores resultados foi a Equação 5.12. Então apenas foi considerada esta equação aquando da aplicação do método ACO.

A matriz das feromonas precisa de ser atualizada duas vezes durante todo o processo. A primeira atualização ocorre após o movimento de cada formiga. Esta atualização é definida por:

$$\tau_{i,j}^{(n-1)} = \begin{cases} (1 - \rho) \cdot \tau_{i,j}^{(n-1)} + \rho \cdot \Delta_{i,j}^{(k)}, & \text{se } (i, j) \text{ tiver sido visitado pela formiga atual} \\ \tau_{i,j}^{(n-1)}, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (5.13)$$

onde  $\rho$  é a taxa de evaporação,  $\Delta_{i,j}^{(k)}$  é determinado pela matriz heurística, isto é,  $\Delta_{i,j}^{(k)} = \eta_{i,j}$ . A segunda atualização ocorre depois do movimento de todas as formigas, sendo esta definida por:

$$\tau^{(n)} = (1 - \varphi) \cdot \tau^{(n-1)} + \varphi \cdot \tau^0, \quad (5.14)$$

onde  $\varphi \in [0, 1]$  é o coeficiente de decaimento da feromona.

Os valores dos parâmetros usados no ACO foram atribuídos segundo [24] e estão indicados na Tabela 5.1. O resultado obtido para uma das imagens da DRIVE encontra-se representado na Figura 5.4.

**Tabela 5.1:** Parâmetros utilizados no ACO.

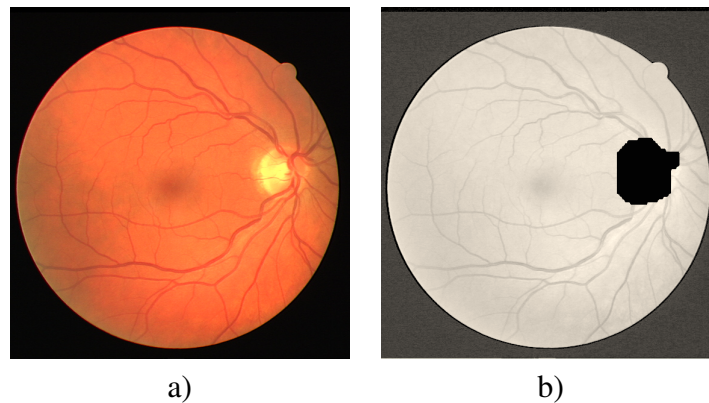
Parâmetros	Valores
Número total de formigas - $K$	$\lfloor \sqrt{M_1 \times M_2} \rfloor$
Valor inicial para cada componente da matriz das feromonas - $\tau_{inicial}$	0.0001
Fator de peso da informação da feromona - $\alpha$	1
Fator de peso da informação heurística - $\beta$	0.1
Fator de ajustamento da função óptima - $\lambda$	10
Taxa de evaporação - $p$	0.1
Número total dos movimentos das formigas - $L$	40
Coefficiente de decaimento da feromona - $\varphi$	0.05
Número total de passos - $N$	3

## 5.2 Localização do Disco Ótico

A localização do disco ótico é realizada sobre os resultados da aplicação do filtro de entropia e do ACO, (ver subsecções 5.1 e 5.1.2), isto é:

1. Para um pixel  $(i, j)$  da imagem, se a entropia for elevada e existir um VS nesse mesmo pixel, então é selecionado como candidato a DO. Senão é considerado fundo;
2. Se foi selecionado candidato a DO e se corresponder à zona branca da imagem do ACO, então é considerado um candidato a DO. Senão É considerado fundo.

A Figura 5.5 demonstra a sequência ordenada de imagens obtida em cada um dos passos do algoritmo do método proposto.



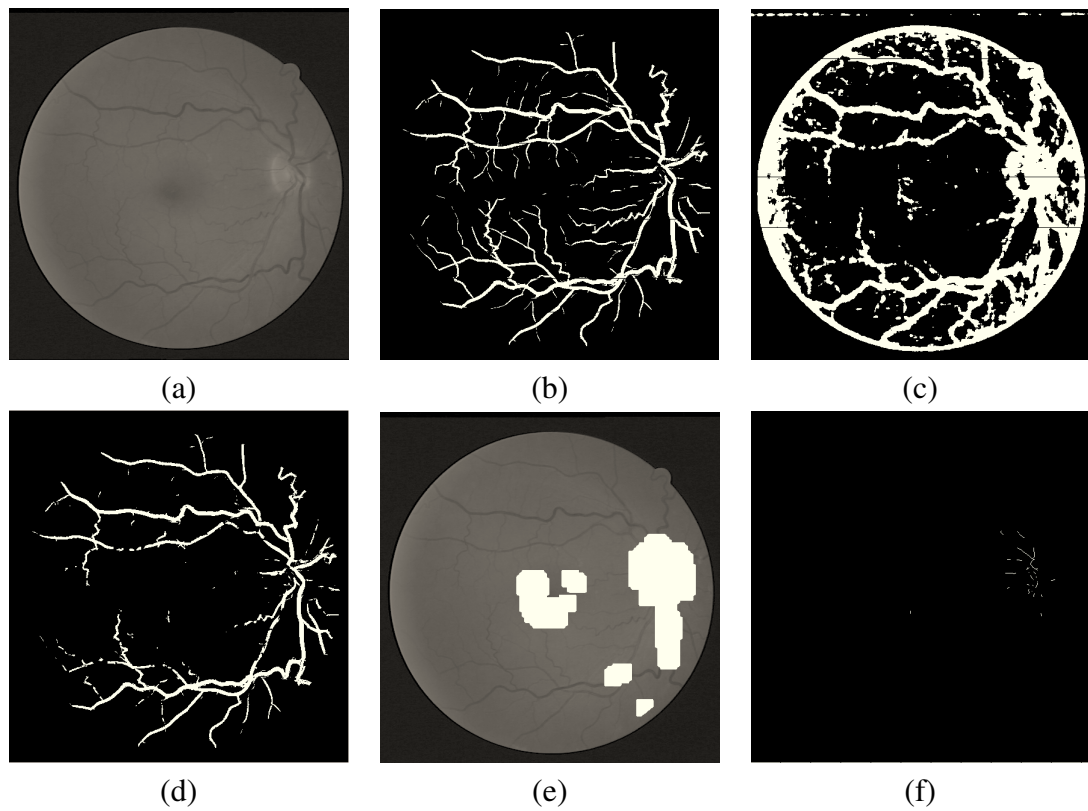
**Figura 5.4:** Filtro de difusão anisotrópica. a) Imagem Original; b) Resultado da aplicação do ACO (a zona preta na imagem).

A determinação da correspondência com padrão (*template matching*) é uma operação local que calcula a semelhança entre um padrão e uma secção de uma imagem com a mesma estrutura do padrão. Para tal, é necessário criar um padrão específico e uma forma de avaliar a sua semelhança com a secção da imagem em análise.

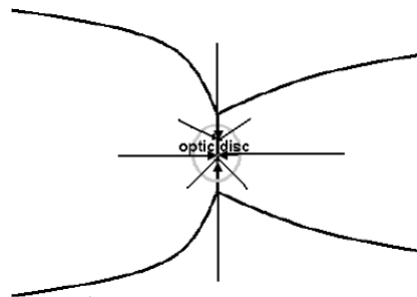
Sabendo que os vasos sanguíneos convergem no DO (Figura 5.6), foi criado um padrão com a forma da convergência ideal, ou seja, um padrão com valores 0 e 1, onde 0 corresponde ao fundo da imagem e 1 aos VS. Cada ponto no padrão vai assumir o valor do vector que une esse ponto ao centro do padrão.

O último passo do método foi percorrer todos os pontos candidatos a DO, somando as diferenças, em módulo, entre o padrão e a estrutura criada (o padrão centrado no pixel em cálculo) e dividindo pelo número de operações realizadas para obter a respetiva média de forma a normalizar o somatório. Apenas são considerados no cálculo.

O ponto correspondente ao menor valor calculado é considerado como centro do DO (Figura 5.8).



**Figura 5.5:** Sequência dos passos do método proposto quando aplicado a uma das imagens. (a) Componente verde da imagem original (b) Segmentação da rede vascular (c) Filtro de Entropia (d) Candidatos DO segundo a Entropia (e) Resultado do método ACO (f) Candidatos a DO segundo o ACO



**Figura 5.6:** Convergência dos vasos sanguíneos.  
 Adaptado de: [18]

**Figura 5.7:** Padrão Utilizado.

1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1
1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1
0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0
0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0
1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1
1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1



**Figura 5.8:** Detecção do DO.

# Capítulo 6

## Resultados Experimentais

### 6.1 Conjunto de Dados

Neste Projeto foram utilizadas 1321 imagens de várias base de dados públicas de imagens de retinografias:

- *Digital Retinal Images for Vessel Extraction (DRIVE)*;
- *STructured Analysis of the REtina (STARE)*;
- *Méthodes d'Evaluation de Systèmes de Segmentation et d'Indexation Dédiées à l'Ophthalmologie Rétinienne (MESSIDOR)*.

As imagens do conjunto DRIVE foram obtidas a partir de uma campanha de rastreio da retinopatia diabética na Holanda. A população para este rastreio foi de 400 indivíduos diabéticos, com idades compreendidas entre os 25 e os 90 anos de idade. Apenas 40 fotografias foram seleccionadas aleatoriamente, das quais 33 não evidenciam qualquer sinal da doença e 7 apresentam sinais de retinopatia diabética precoce. As imagens foram adquiridas utilizando uma câmara Canon CR5 incorporada num retinógrafo 3CCD com um campo de 45 graus de visão. Cada uma das imagens foi capturada utilizando 8 bits por plano de cor em 768x584 pixels.

O conjunto STARE contém 81 imagens, em que 31 representam retinas saudáveis e 50 apresentam patologias. Este conjunto foi intencionalmente criado para apresentar dificuldades pois a presença de patologias penaliza os resultados dos algoritmos e muitas das imagens têm iluminação não uniforme. As imagens têm uma resolução de 700x605 pixels.

O conjunto MESSIDOR consiste em 1200 imagens do fundo do olho adquiridas, por 3 departamentos oftalmológicos, através de uma câmara 3CCD incorporada num retinógrafo TRCNW6 com um campo de 45 graus de visão. As imagens foram capturadas utilizando 8 bits por plano de cor em 1440x960, 2240x1488 ou 2304x1536 pixels. Das 1200 imagens, 800 foram adquiridas com dilatação da pupila (colocação de uma gota de tropicamida a 0.5%) e 400 foram adquiridas sem dilatação.

## 6.2 Apresentação e Discussão dos Resultados

O algoritmo foi desenvolvido usando o software MathWorks - MATLAB<sup>®</sup> R2010a e testado nos três conjuntos de imagens já referidos. Para testar a eficiência do método, o disco ótico foi previamente localizado manualmente, através da observação direta das imagens, podendo conter alguma imprecisão. Tal como em [59], a determinação da localização do DO é considerada correta se essa posição se encontrar a uma distância menor que 60 pixels da sua localização manual.

O método foi inicialmente testado sem a aplicação do algoritmo ACO, apenas numa fase posterior é que este algoritmo foi adicionado ao método. Deste modo irão ser demonstrados os resultados em duas fases distintas, a primeira (Método 1) sem o ACO e a segunda (Método 2) com o ACO. Contudo, e de forma a melhor se interpretarem as taxas de sucesso obtidas foram também criados gráficos circulares. Nestes gráficos circulares, a taxa de sucesso encontra-se dividida em 4 gamas distintas: 0-20 pixels, 20-40 pixels, 40-60 pixels e falhou (>60 pixels). As primeiras três gamas representam a percentagem de imagens que o método localizou o disco ótico com sucesso, tendo em conta que a gama dos 0-20 pixels são as localizações mais próximas da localização real, a dos 20-40 pixels são as localizações intermédias e a dos 40-60 pixels as localizações mais distantes. A gama falhou (>60 pixels)

representa a percentagem de imagens em que o método falhou a localização do disco ótico.

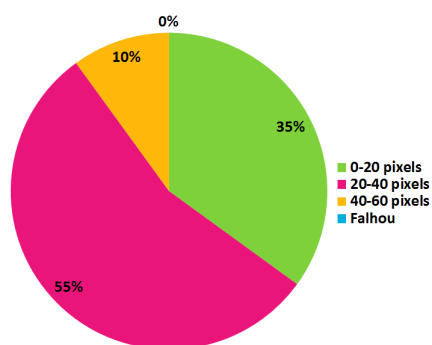
### 6.2.1 Método 1

No conjunto DRIVE este método não apresentou casos errados, obtendo 100% de taxa de sucesso. Em média, a localização automática ficou a uma distância de 25,11 pixels da localização manual. Na Figura 6.1 mostram-se quatro exemplos de deteção do disco ótico nesta base de dados.



**Figura 6.1:** Exemplos de resultados da DRIVE (a cruz verde representa a localização do DO).

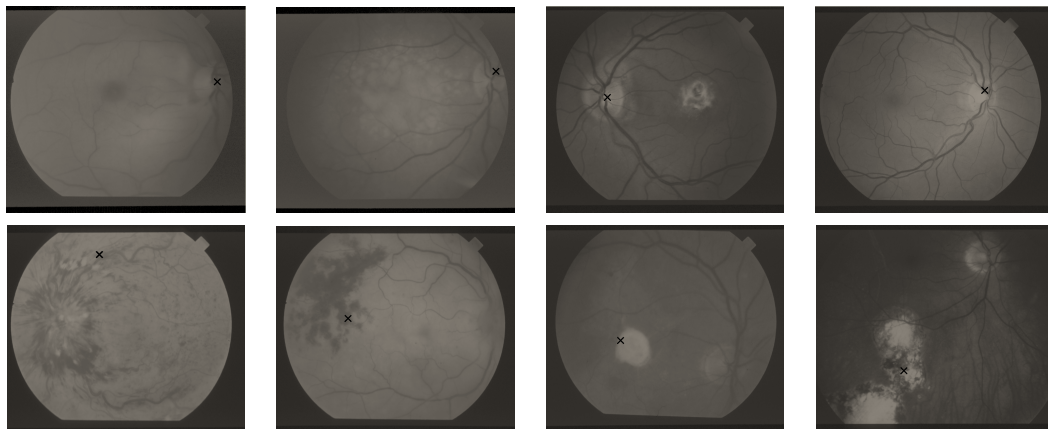
A Figura 6.2 demonstra que a gama de pixels com maior percentagem de localizações obtidas é a dos 20-40 pixels, o que significa que a maior parte das localizações obtidas são intermédias, 55%. Contudo 35% das localizações obtidas estão bastante próximas da localização real e apenas 10% está distante da localização real do disco ótico.



**Figura 6.2:** Localização do disco ótico através do método 1 na DRIVE.

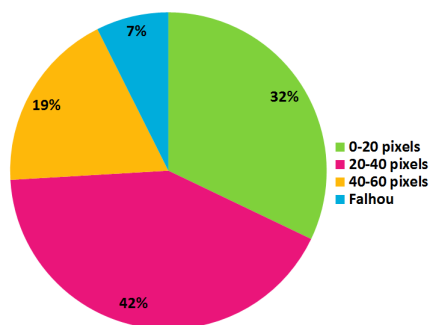
Na base de dados STARE, o método errou em 6 das 81 imagens, sendo a taxa de sucesso de 92,59%. Em média, a localização automática ficou a uma distância de 45,57 pixels da

localização manual. Na Figura 6.3 estão representadas quatro imagens onde o método localizou com sucesso o DO e quatro casos onde este método falhou. As razões pelas quais o método falhou nestas imagens são devido não só à iluminação não uniforme das imagens, mas também ao excesso de exsudados presentes nas imagens (facto que dificulta bastante a localização correta do disco ótico).



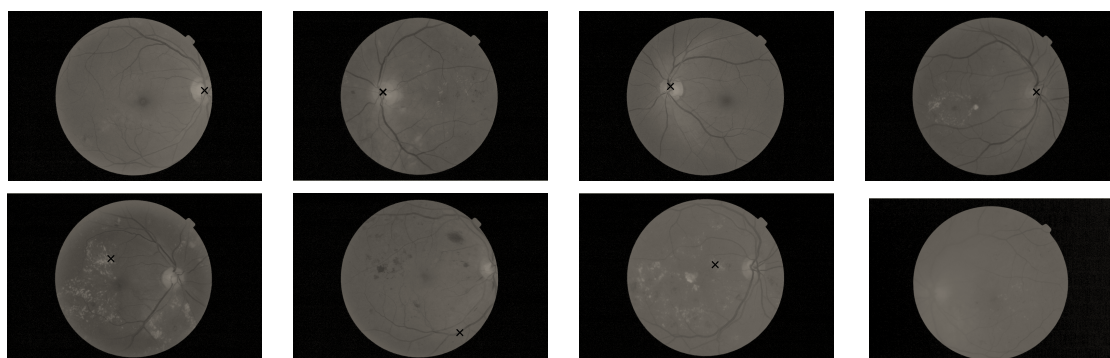
**Figura 6.3:** Exemplos de resultados da STARE. A primeira linha mostra exemplos de imagens onde o método acertou. A segunda linha mostra exemplos de imagens onde o método falhou.

A Figura 6.4 revela que a gama 0-20 pixels contém 32% das localizações obtidas, ou seja, estão bastante próximas da localização real do disco ótico. Todavia, 42% são localizações intermédias, pois encontram-se na gama dos 20-40 pixels e 19% ficaram longe da localização real do DO. Os restantes 7% corresponde à percentagem de imagens em que o método falhou a deteção.



**Figura 6.4:** Localização do disco ótico através do método 1 na STARE.

No conjunto de imagens MESSIDOR, o método errou em 370 das 1200 imagens, tendo sido obtida uma taxa de sucesso de 69,17%. Em média, a localização automática ficou a uma distância de 142,88 pixels. Para esta base de dados o método falhou devido à não uniformidade da iluminação nas imagens em todo o conjunto, ou seja, existe uma grande percentagem de imagens com baixo contraste. Este facto fez com que na grande maioria das imagens que se encontram com estes níveis de contraste o método falhasse (Figura 6.5).



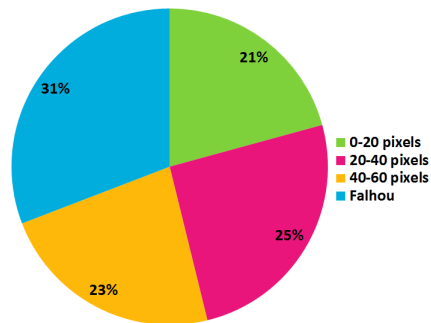
**Figura 6.5:** Exemplos de resultados da MESSIDOR. A primeira linha mostra exemplos de imagens onde o método acertou. A segunda linha mostra exemplos de imagens onde o método falhou.

A Figura 6.6 mostra que o método falha a localização do disco óptico em 31% das imagens da base de dados MESSIDOR. Porém, 21% das localizações obtidas pertencem à gama dos 0-20 pixels, isto é, encontram-se bastante próximas da localização real do DO. Nas gamas dos 20-40 e dos 40-60 pixels estão 25% e 23%, respetivamente, o que significa que a localização do DO fica longe da localização real em 23% das imagens e relativamente perto em 25%.

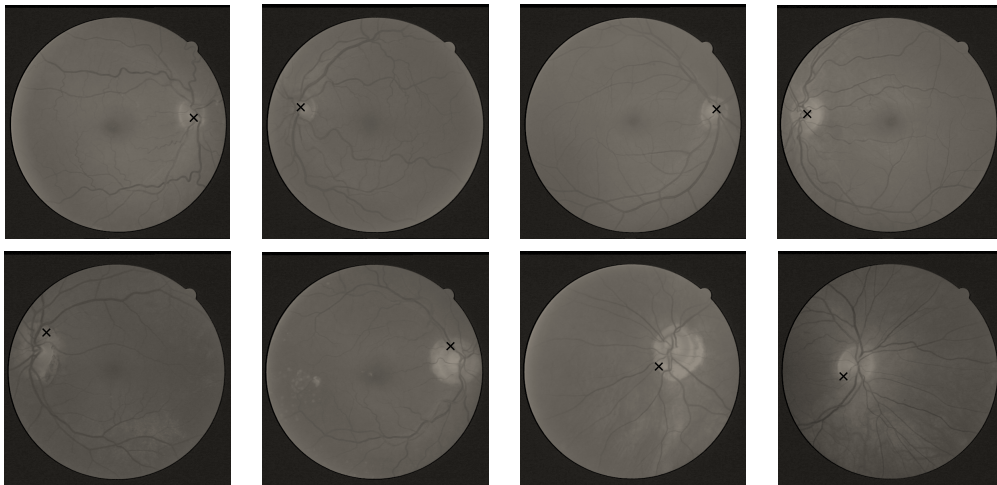
### 6.2.2 Método 2

No conjunto DRIVE este método não apresentou casos errados, obtendo 100% de taxa de sucesso. Em média, a localização automática ficou a uma distância de 24,62 pixels da localização manual. Na Figura 6.7 mostram-se quatro exemplos de deteção do disco óptico nesta base de dados.

A Figura 6.8 demonstra que a gama de pixels com maior percentagem de localizações



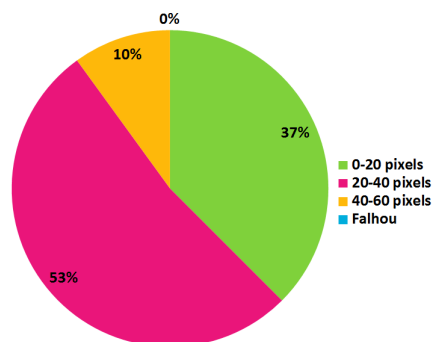
**Figura 6.6:** Localização do disco óptico através do método 1 na MESSIDOR.



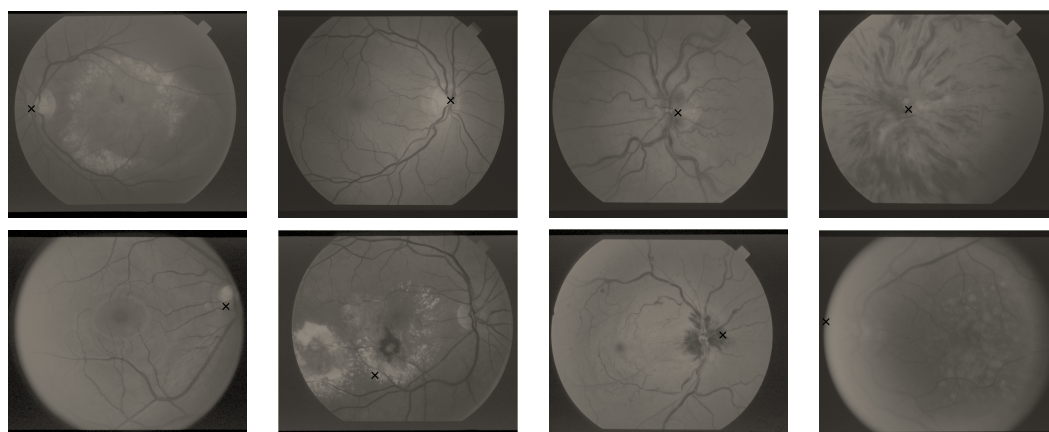
**Figura 6.7:** Exemplos de resultados da DRIVE. Na primeira linha encontram-se os 4 melhores resultados. Na segunda linha demonstram-se os 4 piores resultados.

obtidas é a dos 20-40 pixels, o que significa que a maior parte das localizações obtidas são intermédias, 53%. Contudo 37% das localizações obtidas estão bastante próximas da localização real e apenas 10% está distante da localização real do disco óptico.

Na base de dados STARE, o método errou em 4 das 81 imagens, sendo a taxa de sucesso de 95,06%. Em média, a localização automática ficou a uma distância de 28,83 pixels da localização manual. Na Figura 6.9 estão representadas quatro imagens onde o método localizou com sucesso o DO e os quatro casos onde este método falhou. As razões pelas quais o método falhou nestas imagens são devido ao excesso de exsudados presentes nas imagens, facto que dificulta bastante a localização correta do disco óptico.



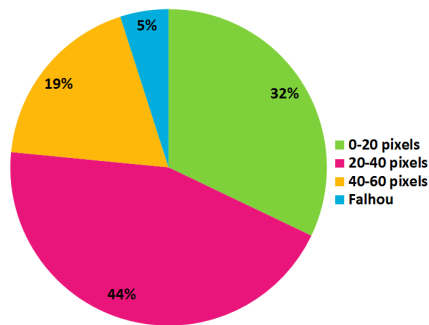
**Figura 6.8:** Localização do disco óptico através do método 2 na DRIVE.



**Figura 6.9:** Exemplos de resultados da STARE. A primeira linha mostra exemplos de imagens onde o método acertou. A segunda linha mostra exemplos de imagens onde o método falhou.

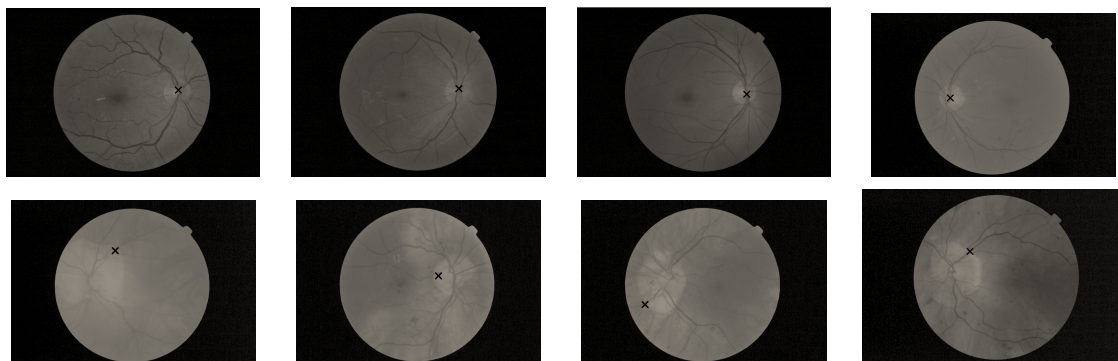
A Figura 6.10 revela que a gama 0-20 pixels contém 32% das localizações obtidas, ou seja, estão bastante próximas da localização real do disco óptico. Todavia, 44% são localizações intermédias, pois encontram-se na gama dos 20-40 pixels e 19% ficaram longe da localização real do DO. Os restantes 5% representam as imagens que o método falhou a deteção do disco óptico.

No conjunto de imagens MESSIDOR, o método errou em 48 das 1200 imagens, tendo sido obtida uma taxa de sucesso de 96,00%. Em média, a localização automática ficou a uma distância de 44,55 pixels. Para esta base de dados o método falhou devido não só à não uniformidade da iluminação nas imagens em todo o conjunto, mas também ao excesso de exsudados presentes na imagem. O facto da iluminação das imagens não ser



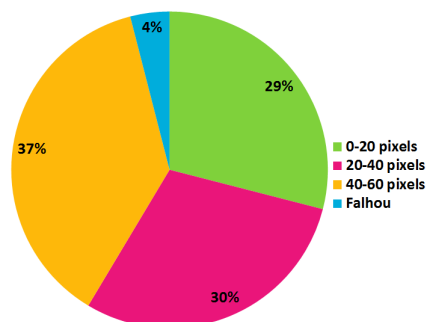
**Figura 6.10:** Localização do disco óptico através do método 2 na STARE.

uniforme origina que algumas apresentem baixo contraste, facto que dificulta a localização com sucesso do disco óptico (Figura 6.5).



**Figura 6.11:** Exemplos de resultados da MESSIDOR. A primeira linha mostra exemplos de imagens onde o método acertou. A segunda linha mostra exemplos de imagens onde o método falhou.

A Figura 6.12 mostra que o método falha a localização do disco óptico em 4% das imagens da base de dados MESSIDOR. Porém, 29% das localizações obtidas pertencem à gama dos 0-20 pixels, isto é, encontram-se bastante próximas da localização real do DO. Nas gamas dos 20-40 e dos 40-60 pixels estão 30% e 37%, respectivamente, o que significa que a localização do DO fica longe da localização real em 37% das imagens e relativamente perto em 30%.



**Figura 6.12:** Localização do disco óptico através do método 2 na MESSIDOR.

### 6.2.3 Comparação dos dois métodos

Para uma melhor compreensão da comparação dos resultados das localizações obtidas entre ambos os métodos, foram realizados três gráficos *Boxplot* para cada uma das bases de dados utilizadas para testar ambos os métodos implementados neste relatório (DRIVE, STARE e MESSIDOR).

Relativamente à DRIVE a Figura 6.13 demonstra que no método 1 os valores da distância ao disco óptico obtidos encontram-se um pouco mais dispersos entre os quartis, o que origina um valor de mediana mais elevado quando comparado com o método 2. Para o método 2, verifica-se que os valores da distância ao DO estão mais concentrados entre os quartis e, para além disso, o maior valor não discrepante do conjunto (adjacente superior) e o menor valor não discrepante (adjacente inferior) são, respetivamente, mais alto e mais baixo do que no método 1.

Quanto à STARE a Figura 6.14 mostra que os valores da mediana da distância ao disco óptico é mais elevada no método 2. Contudo, a distribuição dos valores entre os quartis em ambos os métodos é idêntica, o que significa que os resultados de distâncias obtidos não fogem à norma.

Em relação à MESSIDOR, a Figura 6.15 revela que os valores de mediana da distância ao disco óptico é mais elevada no método 2. Porém, no método 2 os valores encontram-se mais dispersos. Para além disso, os valores do adjacente superior e do inferior são respetivamente mais elevado e mais baixo no método 2 do que no método 1.

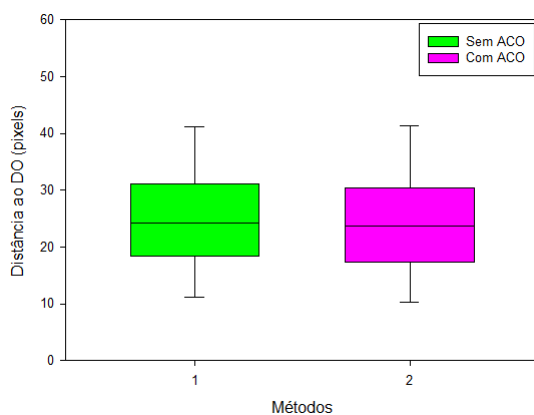


Figura 6.13: Comparação dos métodos na DRIVE.

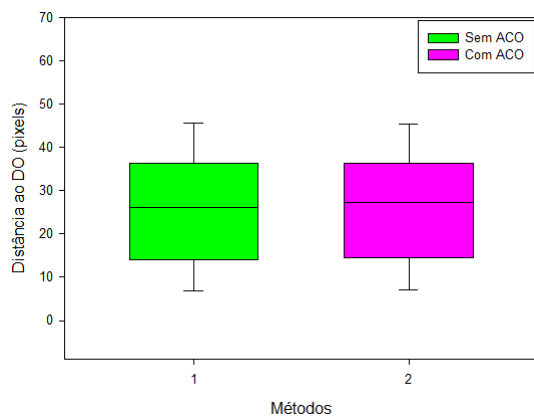


Figura 6.14: Comparação dos métodos na STARE.

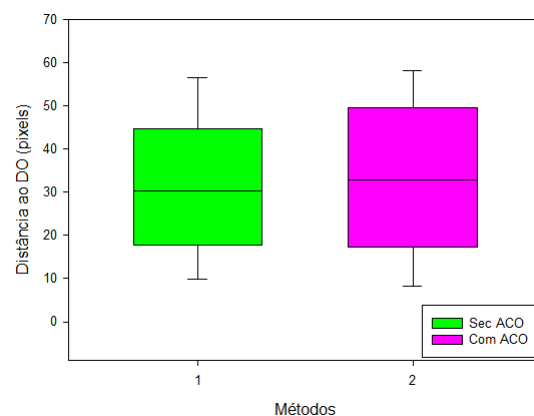


Figura 6.15: Comparação dos métodos na MESSIDOR.

# Capítulo 7

## Conclusões e trabalho futuro

No relatório apresentado foram implementados dois métodos de localização automática do disco ótico. Ambos os métodos obtiveram resultados satisfatórios, embora com erros, o que é normal neste tipo de estudos, pois os conjuntos de dados STARE e MESSIDOR são constituídos por imagens bastante distintas, tanto em tamanho como em tons de cor, mesmo dentro da própria base de dados.

No desenvolvimento deste relatório foram implementados dois novos métodos de identificação da região de interesse, onde o seu principal objetivo foi concluído com êxito. Ambos os métodos geram resultados corretos com uma eficiente localização do DO, contudo o método 2 (identificação da região de interesse através da otimização baseada numa colónia de formigas) apresenta melhores resultados estatísticos.

O processo de identificação da região de interesse mostrou ser crucial para alcançar resultados finais satisfatórios. No método de identificação da região de interesse através da otimização baseada numa colónia de formigas verificou-se que este método reduz o número de pixels candidatos a disco ótico o que origina uma taxa de sucesso igual ou maior para todas as bases de dados.

Na Tabela 7.1 são apresentados os resultados finais deste relatório, bem como os resultados de quatro métodos, onde os seus autores obtiveram elevadas taxas de sucesso. Nesta tabela verifica-se que os métodos implementados apresentam uma taxa de sucesso inferior

à obtida pelos outros autores, facto este que poderá ocorrer devido às diferentes metodologias implementadas. Contudo, a taxa de sucesso obtida no método 2 aproxima-se mais da obtida pelos outros autores quando comparada com o método 1.

**Tabela 7.1:** Resultados dos métodos apresentados neste relatório com alguns métodos previamente apresentados na secção 3.2. As percentagens apresentadas representam a taxa de sucesso obtida.

<b>Método</b>	<b>DRIVE</b>	<b>STARE</b>	<b>MESSIDOR</b>
Método 1	100%	92.59%	69.17%
Método 2	100%	95.06%	96%
Aquino <i>et al.</i> [3]	—	—	97%
Kovacs <i>et al.</i> [26]	98.3%	—	—
Lu <i>et al.</i> [31]	—	98.77%	99.75%
Youssif <i>et al.</i> [59]	100%	98.8%	—

## 7.1 Trabalhos futuros

Como trabalhos futuros é então sugerido:

- Testar o método de identificação da região de interesse apenas através da otimização baseada numa colónia de formigas;
- Implementar outro método de localização do disco ótico;
- Programar noutro software de forma a reduzir o tempo computacional;
- Alterar o padrão de convergência dos vasos sanguíneos;
- Testar o método noutras bases de dados públicas, como a DIARET.

## Referências Bibliográficas

- [1] ABDEL-GHAFAR, R. A.; MORRIS, T.; RITCHINGS, T. AND WOOD, I. Detection and characterisation of the optic disk in glaucoma and diabetic retinopathy. *Presented at the Medical Image Understand Annual Conference (2004)*, 23–24.
- [2] ANTOINE, J. P.; CARETTE, P.; MURENZI, R. AND PIETTE, B. Image analysis with two-dimensional continuous wavelet transform. *Signal Processing 31* (1993), 241–272.
- [3] AQUINO, A.; GEGÚNDEZ-ARIAS, M. E. AND MARÍN, D. Detecting the optic disc boundary in digital fundus images using morphological, edge detection and feature extraction techniques. *IEEE Transactions on Medical Imaging 29* (2010), 1860–1869.
- [4] BENCHIMOL, M. Anatomia Ocular. [http://www.medstudents.com.br/artigo\\_conteudo.asp?mnu=3&regid=4](http://www.medstudents.com.br/artigo_conteudo.asp?mnu=3&regid=4), Maio 2011.
- [5] C. PEREIRA, L. GONÇALVES, M. FERREIRA. Detection of the Optic Disc in Retinal Images by Means of Ant Colony Optimization Algorithm. *The 2011 International Conference on Image Processing, Computer Vision, and Pattern Recognition 1* (2011).
- [6] CARDOSO, FILIPE. Detecção automática de estruturas anatómicas em imagens digitais da retina. Tese de mestrado, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2011.

- [7] CARVALHAL, ANTÓNIO. História da Fotografia - Relação câmara fotográfica, olho e cérebro. [http://achfoto.com.sapo.pt/hf1\\_4.html](http://achfoto.com.sapo.pt/hf1_4.html), Setembro 2011.
- [8] CASTLEMAN, K. R. *Digital Image Processing*. Prentice Hall, 1996.
- [9] CHRÁSTEK, R.; WOLF, M.; DONATH, K.; NIEMANN, H.; PAULUS, D.; HOTHORN, T.; LAUSEN, B.; LAMMER, R.; MARDIN, C. Y. AND MICHELSON, G. Automated segmentation of the optic nerve head for diagnosis of glaucoma. *Medical Image Analysis* 9 (2005), 297–314.
- [10] D’ANTONI, R. AND ANDREA, D. G. Model based retinal analysis for retinopathy detection. *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS 13* (2007), 6731–6734.
- [11] DAUGMAN, J. Two-dimensional spectral analysis of cortical receptive field profiles. *Vision Research* 20 (1980), 847–856.
- [12] FLEMING, A. D.; GOATMAN, K. A.; PHILIP, S.; OLSON, J. A. AND SHARP, P. F. Automatic detection of retinal anatomy to assist diabetic retinopathy screening. *Physic and Medical Biology (IEEE)* 52 (2007), 331–345.
- [13] FORACHIA, M. AND RUGGERI, A. Detection of optic disc in retinal images by means of a geometrical model of vessel structure. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 23 (2004), 1189–1195.
- [14] GAGNON, L.; LALONDE, M.; BEAULIEU, M. AND BOUCHER, M. C. Procedure to detect anatomical structures in optical fundus images. *Proceedings of Conference in Medical Imaging: Image Processing 4322* (2001), 1218–1225.
- [15] GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. AND EDDINS, S. L. *Digital Image Processing Using Matlab*. Pearson Prentice Hall, 2004.
- [16] GRISAN, E.; PESCE, A.; GIANI, A.; FORACHIA, M. AND RUGGERI, A. A new tracking system for the robust extraction of retinal vessel structure. *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS 3* (2004), 1620–1623.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

---

- [17] GUERRA, RAQUEL. Identificação automática do disco óptico em imagens coloridas da retina. Tese de mestrado, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, 2008.
- [18] HAAR, F. TER. Automatic localization of the optic disc in digital colourimages of the human retina. Tese de mestrado, Utrecht University, 2005.
- [19] HARROP, J.; TARASKIN, S. AND ELLIOT, S. Instantaneous frequency and amplitude indentification using wavelets: Application to glass structure. *Cornell University Library* 66 (2002).
- [20] HOLLWICH, FRITZ. *Oftalmología*, 2nd ed. M Manuales Salvat, 1998.
- [21] HOOVER, A. AND GOLDBAUM, M. Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of the blood vessels. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 22 (2003), 951–958.
- [22] HUBEL'S, DAVID. Eye, Brain and Vision. <http://hubel.med.harvard.edu/book/b8.htm>, Maio 2011.
- [23] HUMANA, FÍSICA. O olho. <http://fisicahumanapuc.blogspot.pt/>, Janeiro 2012.
- [24] J. TIAN, W. YU, S. XIE. An Ant Colony Optimization Algorithm for Image Edge Detection. *Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation* (2008), 751–756.
- [25] KAVITHA, D. AND DEVI, S. S. Automatic detection of optic disc and exudates in retinal images. *IEEE Proceedings ICISIP 2* (2005), 501–506.
- [26] KOVACS, L.; QURESHI, R. J.; NAGY, B.; HARANGI, B. AND HAJDU, A. Graph based detection of optic disc and fovea in retinal images. *4th International Workshop on Soft Computing Applications of the IEEE 10* (2010), 143–148.

- [27] L. GANG, O. CHUTATAPE AND S. KRISHMAN. Detection and measurement of retinal vessels in fundus images using amplitude modified second-order gaussian filter. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 49 (2002), 168–172.
- [28] LAM, H. K. AND CHUTATAPE, O. Blood vessel tracking technique for optic nerve localisation for field 1-3 color fundus images. *Proceedings of the Joint Conference of the 4th International Conference on Information 3* (2003), 1347–1351.
- [29] LI, H. AND CHUTATAPE, O. Automated feature extraction in color retinal images by a model based approach. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 51 (2004), 246–254.
- [30] LOWELL, J.; HUNTER, A.; STEEL, D.; BASU, A.; RYDER, R.; FLETCHER, E. AND KENNEDY, L. Optic nerve head segmentation. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 23 (2004), 256–264.
- [31] LU, S. Accurate and efficient optic disc detection and segmentation by a circular transformation. *IEEE Transaction on Medical Imaging* 30 (2011), 2126–2133.
- [32] LU, S. AND LIM, J. H. Automatic optic disc detection from retinal images by a line operator. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 58 (2011), 88–94.
- [33] LU, SHIJIAN. Automatic optic disc detection using retinal background and retinal blood vessels. *3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (IEEE) 10* (2010), 141–145.
- [34] LU, SHIJIAN AND LIM, JOO HWEE. Automatic optic disc detection through background estimation. *Proceedings of 2010 IEEE 17th International Conference on Image Processing 10* (2010), 833–836.
- [35] M. DORIGO, M. BIRATTARI, T. STUTZLE. Ant Colony Optimization. *IEEE Computational Intelligence Magazine 1* (2006), 28–39.

- [36] MAHADEVAN, V. AND NARASIMHA-IYER, H. Robust model-based vasculature detection in noisy biomedical images. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine* 8 (2004), 360–376.
- [37] MORALES, S.; NARANJO, V.; ANGULO, J.; FUERTES, J. AND ALCAÑIZ. Segmentation and Analysis of Retinal Vascular Tree from Fundus Images Processing. *Proceedings of International Conference on Bioinspired Systems and Signal Processing (Biosignals) 1* (2012), 321–324.
- [38] NIEMEIJER, M; GINNEKEN, B. VAN; STAAL, J.; SUTTORP-SCHULTEN, M. S. AND ABRÁMOFF, M. D. Automatic detection of red lesions in digital color fundus photographs. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 24 (2005), 584–592.
- [39] OSAREH, A.; MIRMEHDI, M.; THOMAS, B. AND MARKHAM, R. Comparison of colour spaces for optic disc localisation in retinal images. *Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition 1* (2002), 743–746.
- [40] OZAWA, D. M. Processamento e reconhecimento de imagens digitais da retina humana. Master’s thesis, Universidade Estadual de Londrina, 2004.
- [41] PERONA, P. AND MALIK, J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 12 (1990), 629–639.
- [42] POSHTYAR, A.; SHANBEHZADEH, J. AND GHASSAB, Z. Detection of Optic Disc Center and Macula using Spatial Information of Optic Cup. *4th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics 1* (2011), 255–258.
- [43] SALAZAR-GONZALEZ, A G.; LI, Y. AND LIU, X. Optic disc segmentation by incorporating blood vessel compensation. *IEEE 3rd International Workshop On Computational Intelligence In Medical Imaging (CIMI) 11* (2011), 1–8.
- [44] SÁNCHEZ, C. I.; HORNERO, R.; LOPEZ, M. I. AND POZA, J. Retinal image analysis to detect and quantify lesion associated with diabetic retinopathy. *Proceedings of*

- the 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society 9* (2004), 297–314.
- [45] SAPIRO, G. Geometric partial differential equations and image analysis. Master's thesis, Cambridge University Pr., 2001.
- [46] SAÚDE, PORTAL DA. Doenças Oftalmológicas. <http://www.min-saude.pt/portal/conteudos/enciclopedia+da+saude/doencas/doencas+oftalmologicas-/doencasoftalmologicas.htm>., Junho 2011.
- [47] SIDDALINGASWAMY, P. C. AND PRABHU, G. K. Automated detection of anatomical structures in retinal images. *International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications 3* (2007), 164–168.
- [48] SOARES, J.; LEANDRO, J.; JR., R.; JELINEK, H. AND CREE, MICHAEL. Retinal Vessel Segmentation using the 2-D Gabor Wavelet and Supervised Classification. *IEEE Transactions on Medical Imaging 25* (2006), 1214–1222.
- [49] SOUZA, A. C. T; STURZBECHER, M. J. AND FELIPE, J. C. Using the entropy concept associated to energy spectral density for detection of active brain regions in functional neuroimaging. *Brasilian Medical Physics 4* (2010), 63–66.
- [50] STAAL, J.; ABRÁMOFF, M. D.; VIERGEVER, M. A. AND GINNEKEN, B. VAN. Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina. *IEEE Transactions on Medical Imaging 23* (2004), 501–509.
- [51] THONGUCH, V. AND UYYANONVARA, B. Automatic optic disk detection from low contrast retinal images of ROP infant using GVF snake. *Suranaree Journal of Science and Technology (IEEE) 14* (2007), 223–226.
- [52] TOBIN, K. W.; CHUAM, E.; GOVINDASAMY, V. P.; KARNOWSKI, T. P.; SEZER, O.; REINHARDT; JOSEPH, M.; PLUIM AND JOSIEN, P. W. Characterization of the optic disc in retinal imagery using a probabilistic approach. *Medical Imaging: Image Processing 6144* (2007), 1088–1097.

- [53] WALTER, THOMAS AND KLEIN, JEAN-CLAUDE. Segmentation of color fundus images of the human retina: detection of the optic disc and the vascular tree using morphological techniques. *Proceedings of the 2nd International Symposium on Medical Data Analysis 2199* (2001), 282–287.
- [54] WEICKERT, J. *Anisotropic diffusion in image processing*. Citeseer, 1998.
- [55] WONG, D. W. K.; LIU, J.; TAN, N. M.; YIN, F.; LEE, B. H. AND WONG, T. Y. Learning-based approach for the automatic detection of the optic disc in digital retinal fundus photographs. *32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS 10* (2010), 5355–5358.
- [56] XIONG, G. Local Adaptive Thresholding. <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/8647-local-adaptive-thresholding>, Maio 2012.
- [57] XU, J. AND CHEW, P. Automated Optic Disk Boundary Detection by Modified Active Contour Model. *IEEE Transactions in Biomedical Engineering 54* (2007), 473–482.
- [58] YING, H.; ZHANG, M. AND LIU. Fractal-based automatic localization and segmentation of optic disc in retinal images. *29th Annual International Conference of the IEEE on Engineering in Medicine and Biology Society 7* (2007), 4139–4141.
- [59] YOUSSEF, A. A. H. A. R.; GHALWASH, A. Z. AND GHONEIM, A. R. Optic disc detection from normalized digital fundus images by means of a vessels' direction matched filter. *IEEE Transactions on Medical Imaging 27*, 1 (jan 2008), 11–18.
- [60] ZANA, F. AND KLEIN, J. Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation. *IEEE Transactions on Medical Imaging 10* (2001), 1010–1019.
- [61] ZHANG, Z.; LEE, B. H.; LIU, J.; WONG, D. W. K.; TAN, N. M.; LIM, J. H.; HUANG, W.; LI, H. AND WONG, T. Y. Optic disc region of interest localization in

fundus image for glaucoma detection in ARGALI. *5th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications* 10 (2010), 1686–1689.

- [62] ZHOU, H.; SCHAEFER, G.; LIU, T. AND LIN, F. Segmentation of optic disc in retinal images using an improved gradient vector flow algorithm. *Springer on Multimedia Tools Appl* 49 (2010), 447–462.

# Apêndice A

## Resultados para a DRIVE

**Tabela A.1:** Resultados de ambos os métodos obtidos para a Base de Dados DRIVE.

Resultados para a Base de Dados DRIVE					
Imagem	Localização DO	Método 1		Método 2	
		Distância DO	Sucesso	Distância DO	Sucesso
1	258, 81	30,9258	Sim	30,0689	Sim
2	274, 473	18,6815	Sim	19,2022	Sim
3	270, 94	23,6469	Sim	22,4722	Sim
4	275, 356	21,4009	Sim	20,2788	Sim
5	257, 84	30,4631	Sim	29,8058	Sim
6	270, 472	20,2238	Sim	19,1108	Sim
7	287, 497	31,2410	Sim	31,8277	Sim
8	273, 499	32,2800	Sim	31,6340	Sim
9	264, 87	24,7588	Sim	23,8070	Sim
10	276, 474	23,3238	Sim	22,0416	Sim
11	276, 65	13,3050	Sim	12,4018	Sim
12	255, 80	23,2753	Sim	23,6716	Sim
13	269, 499	11,4222	Sim	10,6302	Sim

APÊNDICE A. RESULTADOS PARA A DRIVE

Resultados para a Base de Dados DRIVE					
Imagem	Localização DO	Método 1		Método 2	
		Distância DO	Sucesso	Distância DO	Sucesso
14	271, 491	10,0000	Sim	9,8039	Sim
15	282, 200	22,0868	Sim	22,5079	Sim
16	265, 486	31,7805	Sim	30,2019	Sim
17	266, 481	46,9625	Sim	45,6509	Sim
18	258, 488	26,5862	Sim	26,1725	Sim
19	277, 492	24,6982	Sim	23,7849	Sim
20	280, 492	19,5466	Sim	17,0000	Sim
21	254, 66	44,2945	Sim	44,9574	Sim
22	281, 482	11,1803	Sim	10,2195	Sim
23	225, 434	36,2491	Sim	36,2491	Sim
24	296, 485	19,0263	Sim	19,6197	Sim
25	273, 469	25,9422	Sim	25,1411	Sim
26	246, 82	19,9249	Sim	19,2443	Sim
27	287, 500	41,6155	Sim	41,8808	Sim
28	262, 496	30,6757	Sim	30,1321	Sim
29	271, 504	18,4009	Sim	18,3848	Sim
30	289, 499	15,6497	Sim	14,7648	Sim
31	250, 375	48,3736	Sim	47,2020	Sim
32	295, 507	33,6742	Sim	33,1210	Sim
33	305, 477	33,0132	Sim	33,6155	Sim
34	223, 363	30,0832	Sim	30,1461	Sim
35	266, 80	17,8045	Sim	16,6433	Sim
36	280, 486	9,8489	Sim	9,7805	Sim
37	292, 505	30,4795	Sim	30,4008	Sim
38	280, 505	26,1725	Sim	26,1080	Sim
39	256, 87	10,7703	Sim	10,0499	Sim
40	269, 500	14,5602	Sim	14,8661	Sim

# Apêndice B

## Resultados para a STARE

**Tabela B.1:** Resultados de ambos os métodos obtidos para a Base de Dados STARE.

Resultados para a Base de Dados STARE					
Imagem	Localização DO	Método 1		Método 2	
		Distância DO	Sucesso	Distância DO	Sucesso
1	270, 43	29,4552	Sim	29,7201	Sim
2	290, 70	23,5648	Sim	24,0000	Sim
3	281, 50	29,6003	Sim	27,2029	Sim
4	229, 614	45,5225	Sim	45,0999	Sim
5	313, 455	14,1014	Sim	63,9264	Não
6	210, 633	26,2088	Sim	24,2341	Sim
7	281, 42	4,1814	Sim	3,0789	Sim
8	294, 97	26,8365	Sim	27,3949	Sim
9	235, 119	13,7714	Sim	13,0300	Sim
10	273, 504	23,5763	Sim	23,5763	Sim
11	258, 161	13,0430	Sim	13,1244	Sim
12	312, 105	23,0705	Sim	60,3432	Não

APÊNDICE B. RESULTADOS PARA A STARE

<b>Resultados para a Base de Dados STARE</b>					
<b>Imagem</b>	<b>Localização DO</b>	<b>Método 1</b>		<b>Método 2</b>	
		<b>Distância DO</b>	<b>Sucesso</b>	<b>Distância DO</b>	<b>Sucesso</b>
13	292, 632	36,2741	Sim	37,1849	Sim
14	216, 239	24,8877	Sim	23,9727	Sim
15	245, 583	49,9927	Sim	49,9273	Sim
16	343, 613	35,4278	Sim	35,4278	Sim
17	356, 660	35,4001	Sim	35,9696	Sim
18	300, 550	36,3280	Sim	36,3070	Sim
19	274, 139	152,0161	Não	30,7610	Sim
20	284, 643	376,9403	Não	54,2333	Sim
21	253, 277	28,9961	Sim	28,6379	Sim
22	269, 506	33,4581	Sim	33,2352	Sim
23	249, 325	16,3808	Sim	16,3637	Sim
24	307, 368	8,1841	Sim	7,5584	Sim
25	287, 364	26,1205	Sim	27,2646	Sim
26	294, 255	21,1840	Sim	21,9107	Sim
27	305, 42	343,9608	Não	34,6733	Sim
28	310, 317	3,0806	Sim	3,4011	Sim
29	266, 347	9,4175	Sim	9,4175	Sim
30	310, 354	7,6538	Sim	7,4947	Sim
31	306, 530	3,1343	Sim	3,9128	Sim
32	230, 97	16,7201	Sim	16,7003	Sim
33	287, 585	43,3260	Sim	43,4729	Sim
34	241, 608	43,8657	Sim	43,8657	Sim
35	295, 588	56,3629	Sim	57,2156	Sim
36	417, 548	28,2107	Não	29,0083	Sim
37	330, 591	38,7181	Sim	38,7063	Sim
38	233, 432	27,6941	Sim	27,5862	Sim
39	341, 591	30,5631	Sim	30,0563	Sim

APÊNDICE B. RESULTADOS PARA A STARE

Resultados para a Base de Dados STARE					
Imagem	Localização DO	Método 1		Método 2	
		Distância DO	Sucesso	Distância DO	Sucesso
40	281, 371	12,3556	Sim	12,2788	Sim
41	205, 38	461,3296	Não	32,1660	Sim
42	92, 508	285,1729	Não	19,8457	Sim
43	250, 477	30,9865	Sim	30,9865	Sim
44	169, 567	45,3804	Sim	45,3804	Sim
45	311, 532	29,9700	Sim	29,6998	Sim
46	242, 98	55,3579	Sim	65,3579	Não
47	282, 332	17,6819	Sim	17,1094	Sim
48	249, 569	14,7960	Sim	15,1822	Sim
49	268, 664	58,6804	Sim	58,9032	Sim
50	308, 612	44,2069	Sim	44,3451	Sim
51	254, 41	43,2474	Sim	43,2666	Sim
52	281, 348	13,8946	Sim	13,8293	Sim
53	223, 52	25,0951	Sim	25,2132	Sim
54	280, 662	35,7754	Sim	35,8004	Sim
55	257, 640	20,6385	Sim	20,1953	Sim
56	280, 141	17,2586	Sim	17,2586	Sim
57	314, 307	24,0114	Sim	24,5080	Sim
58	235, 393	2,1759	Sim	2,2363	Sim
59	304, 603	36,5936	Sim	36,4589	Sim
60	187, 663	53,0099	Sim	63,4417	Não
61	334, 225	13,4952	Sim	13,4952	Sim
62	276, 411	17,5454	Sim	18,9443	Sim
63	343, 648	34,2041	Sim	34,2041	Sim
64	266, 332	11,0023	Sim	11,0768	Sim
65	270, 118	45,8218	Sim	45,8218	Sim
66	215, 87	39,9832	Sim	38,8372	Sim

---

APÊNDICE B. RESULTADOS PARA A STARE

---

<b>Resultados para a Base de Dados STARE</b>					
<b>Imagem</b>	<b>Localização DO</b>	<b>Método 1</b>		<b>Método 2</b>	
		<b>Distância DO</b>	<b>Sucesso</b>	<b>Distância DO</b>	<b>Sucesso</b>
67	367, 547	23,9719	Sim	23,9832	Sim
68	271, 459	42,2497	Sim	42,1084	Sim
69	309, 41	5,7076	Sim	5,1078	Sim
70	344, 633	3,8750	Sim	3,8565	Sim
71	272, 475	28,4915	Sim	28,2519	Sim
72	281, 342	11,0454	Sim	11,5341	Sim
73	306, 511	25,4945	Sim	25,2115	Sim
74	299, 556	13,9828	Sim	13,7014	Sim
75	307, 312	3,3836	Sim	3,5384	Sim
76	288, 541	32,3932	Sim	32,1958	Sim
77	349, 365	56,8298	Sim	56,0000	Sim
78	255, 71	26,9824	Sim	25,1246	Sim
79	266, 338	10,3005	Sim	10,3005	Sim
80	296, 47	40,7241	Sim	40,9857	Sim
81	275, 27	68,8088	Não	58,8088	Sim

## **Apêndice C**

### **Resultados para a Messidor**

Neste capítulo não é apresentada a tabela dos resultados para a Base de Dados MESSIDOR, devido ao facto de este conjunto de imagens ser constituído por 1200 imagens, o que corresponderia a uma tabela com 1200 linhas. Assim, estes resultados encontram-se especificados no CD entregue em conjunto com o Relatório.

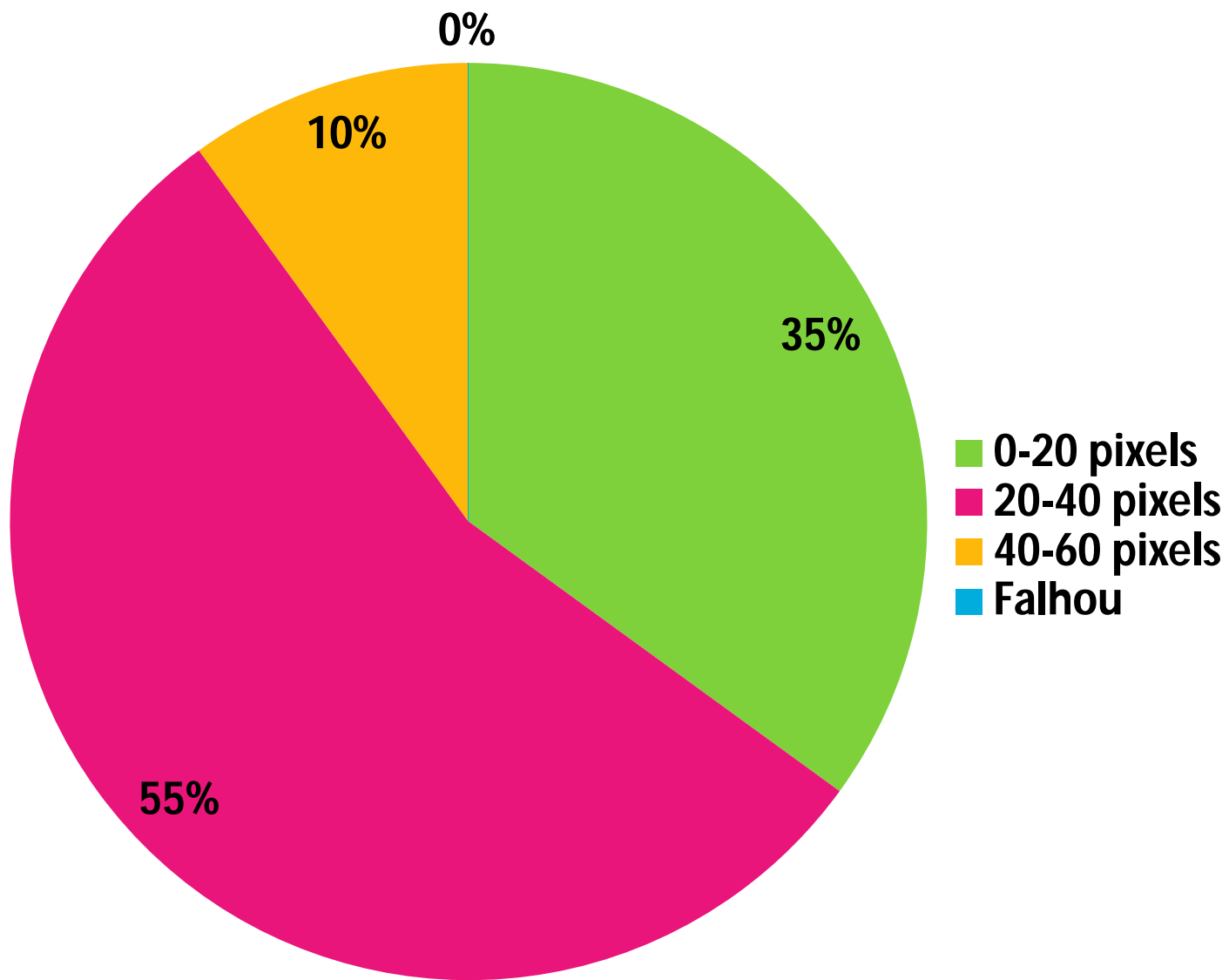


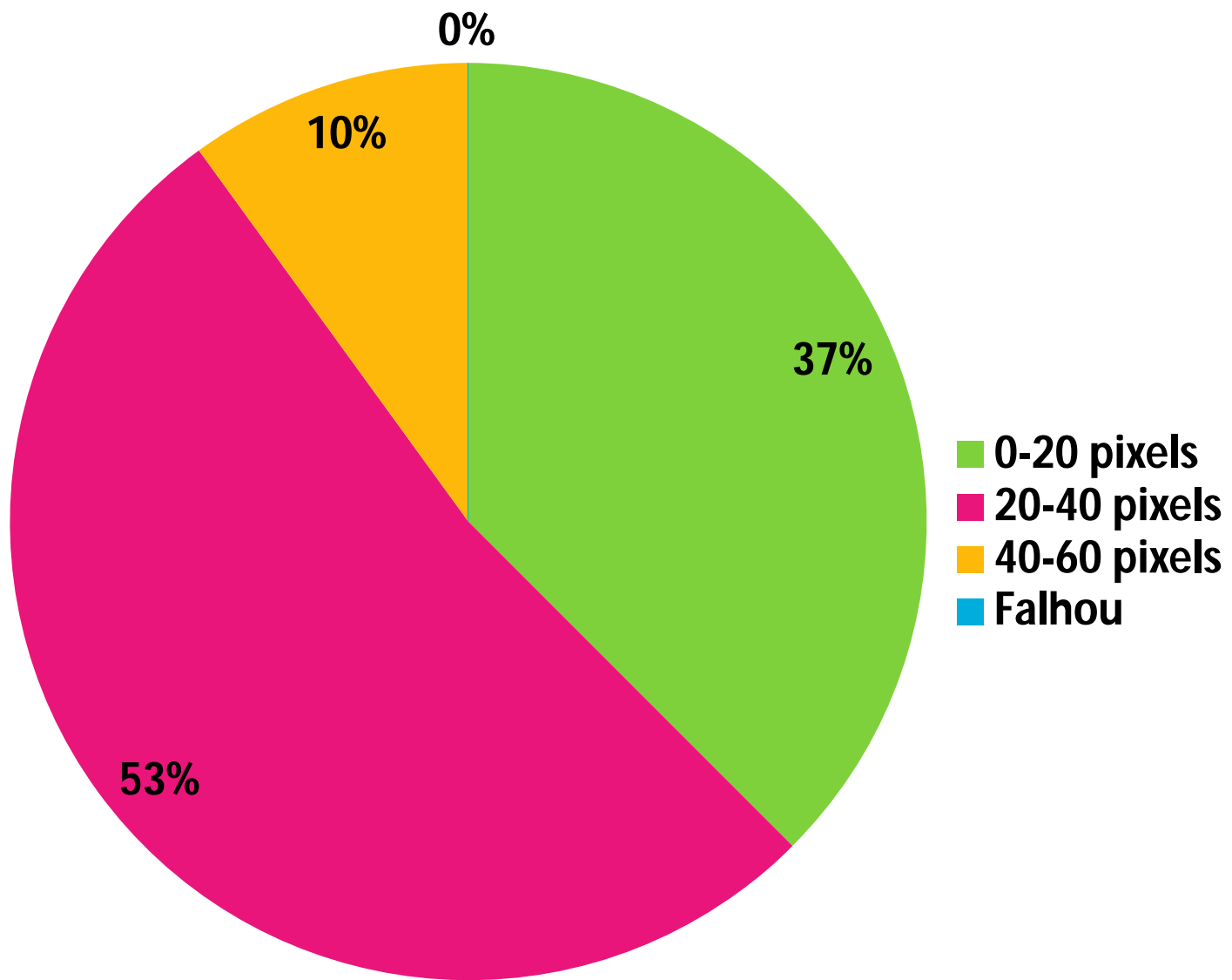
Resultados DRIVE					
Imagem	Localização DO	Método 1		Método 2	
		Distância DO	Sucesso	Distância DO	Sucesso
1	258,81	30,9258	Sim	30,0689	Sim
2	274,473	18,6815	Sim	19,2022	Sim
3	270,94	23,6469	Sim	22,4722	Sim
4	275,356	21,4009	Sim	20,2788	Sim
5	257,84	30,4631	Sim	29,8058	Sim
6	270,472	20,2238	Sim	19,1108	Sim
7	287,497	31,2410	Sim	31,8277	Sim
8	273,499	32,2800	Sim	31,6340	Sim
9	264,87	24,7588	Sim	23,8070	Sim
10	276,474	23,3238	Sim	22,0416	Sim
11	276,65	13,3050	Sim	12,4018	Sim
12	255,80	23,2753	Sim	23,6716	Sim
13	269,499	11,4222	Sim	10,6302	Sim
14	271,491	10,0000	Sim	9,8039	Sim
15	282,200	22,0868	Sim	22,5079	Sim
16	265,486	31,7805	Sim	30,2019	Sim
17	266,481	46,9625	Sim	45,6509	Sim
18	258,488	26,5862	Sim	26,1725	Sim
19	277,492	24,6982	Sim	23,7849	Sim
20	280,492	19,5466	Sim	17,0000	Sim
21	254,66	44,2945	Sim	44,9574	Sim
22	281,482	11,1803	Sim	10,2195	Sim
23	225,434	36,2491	Sim	36,2491	Sim
24	296,485	19,0263	Sim	19,6197	Sim
25	273,469	25,9422	Sim	25,1411	Sim
26	246,82	19,9249	Sim	19,2443	Sim
27	287,500	41,6155	Sim	41,8808	Sim
28	262,496	30,6757	Sim	30,1321	Sim
29	271,504	18,4009	Sim	18,3848	Sim
30	289,499	15,6497	Sim	14,7648	Sim
31	250,375	48,3736	Sim	47,2020	Sim
32	295,507	33,6742	Sim	33,1210	Sim
33	305,477	33,0132	Sim	33,6155	Sim
34	223,363	30,0832	Sim	30,1461	Sim
35	266,80	17,8045	Sim	16,6433	Sim
36	280,486	9,8489	Sim	9,7805	Sim
37	292,505	30,4795	Sim	30,4008	Sim
38	280,505	26,1725	Sim	26,1080	Sim
39	256,87	10,7703	Sim	10,0499	Sim
40	269,500	14,5602	Sim	14,8661	Sim

	Método 1	Método 2
0-20 pixels	14	15
20-40 pixels	22	21
40-60 pixels	4	4
Falhou	0	0

	Método 1	Método 2
Taxa de Sucesso	100	100

Média	25,1087	24,6150
Mínimo	9,8489	9,7805
Quartil 1	18,6114	18,0386
Mediana	24,1726	23,7283
Quartil 3	31,0046	30,251625
Máximo	48,3736	47,2020





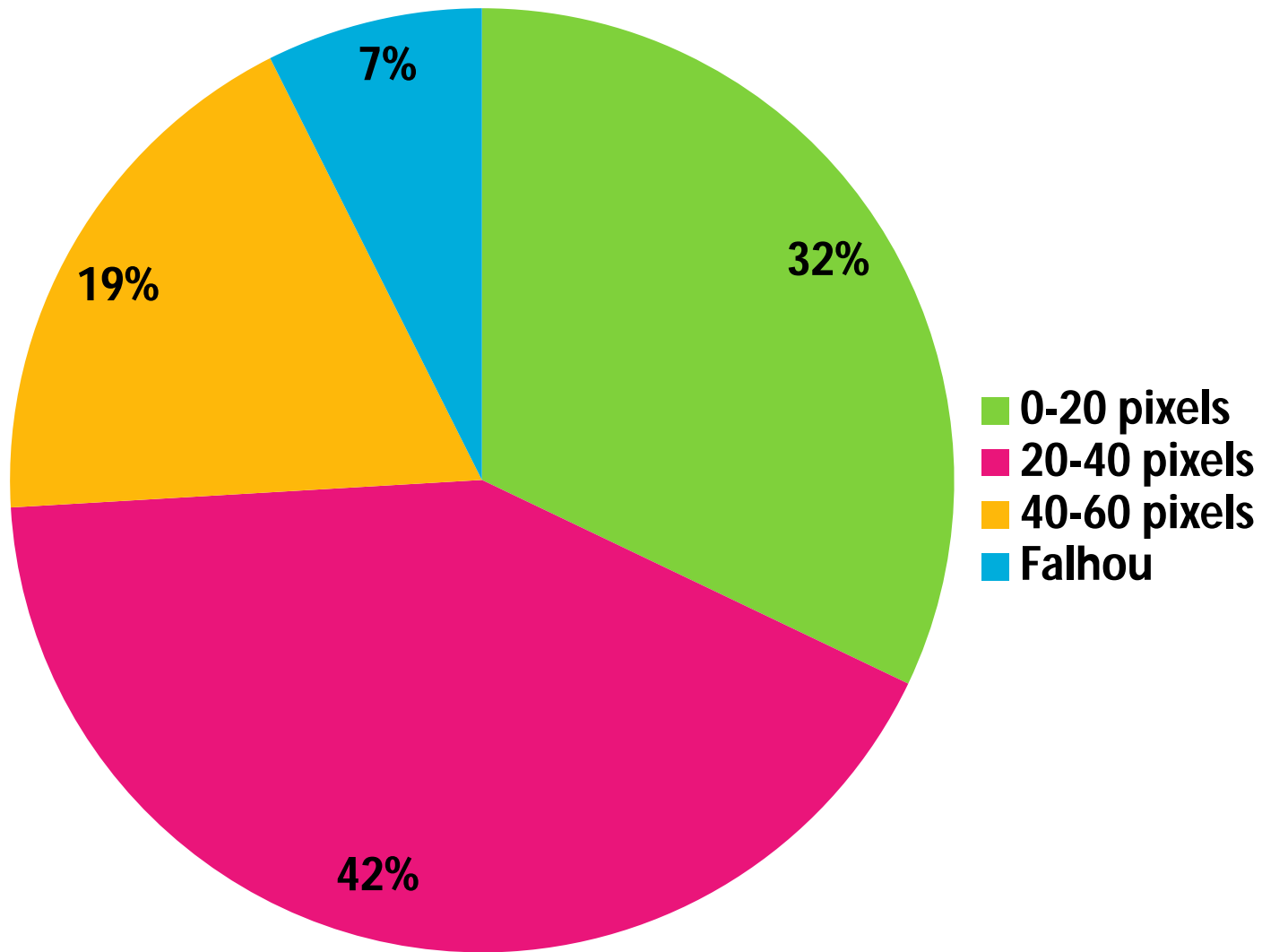
Resultados STARE					
Imagem	Localização DO	Método 1		Método 2	
		Distância DO	Sucesso	Distância DO	Sucesso
1	270, 43	29,4552	Sim	29,7201	Sim
2	290, 70	23,5648	Sim	24	Sim
3	281, 50	29,6003	Sim	27,2029	Sim
4	229, 614	45,5225	Sim	45,0999	Sim
5	313, 455	14,1014	Sim	63,9264	Não
6	210, 633	26,2088	Sim	24,2341	Sim
7	281, 42	4,1814	Sim	3,0789	Sim
8	294, 97	26,8365	Sim	27,3949	Sim
9	235, 119	13,7714	Sim	13,03	Sim
10	273, 504	23,5763	Sim	23,5763	Sim
11	258, 161	13,043	Sim	13,1244	Sim
12	312, 105	23,0705	Sim	60,3432	Não
13	292, 632	36,2741	Sim	37,1849	Sim
14	216, 239	24,8877	Sim	23,9727	Sim
15	245, 583	49,9927	Sim	49,9273	Sim
16	343, 613	35,4278	Sim	35,4278	Sim
17	356, 660	35,4001	Sim	35,9696	Sim
18	300, 550	36,328	Sim	36,307	Sim
19	274, 139	152,0161	Não	30,761	Sim
20	284, 643	376,9403	Não	54,2333	Sim
21	253, 277	28,9961	Sim	28,6379	Sim
22	269, 506	33,4581	Sim	33,2352	Sim
23	249, 325	16,3808	Sim	16,3637	Sim
24	307, 368	8,1841	Sim	7,5584	Sim
25	287, 364	26,1205	Sim	27,2646	Sim
26	294, 255	21,184	Sim	21,9107	Sim
27	305, 42	343,9608	Não	34,6733	Sim
28	310, 317	3,0806	Sim	3,4011	Sim
29	266, 347	9,4175	Sim	9,4175	Sim
30	310, 354	7,6538	Sim	7,4947	Sim
31	306, 530	3,1343	Sim	3,9128	Sim
32	230, 97	16,7201	Sim	16,7003	Sim
33	287, 585	43,326	Sim	43,4729	Sim
34	241, 608	43,8657	Sim	43,8657	Sim
35	295, 588	56,3629	Sim	57,2156	Sim
36	417, 548	28,2107	Sim	29,0083	Sim
37	330, 591	38,7181	Sim	38,7063	Sim
38	233, 432	27,6941	Sim	27,5862	Sim
39	341, 591	30,5631	Sim	30,0563	Sim
40	281, 371	12,3556	Sim	12,2788	Sim
41	205, 38	461,3296	Não	32,166	Sim
42	92, 508	285,1729	Não	19,8457	Sim
43	250, 477	30,9865	Sim	30,9865	Sim
44	169, 567	45,3804	Sim	45,3804	Sim
45	311, 532	29,97	Sim	29,6998	Sim
46	242, 98	55,3579	Sim	65,3579	Não

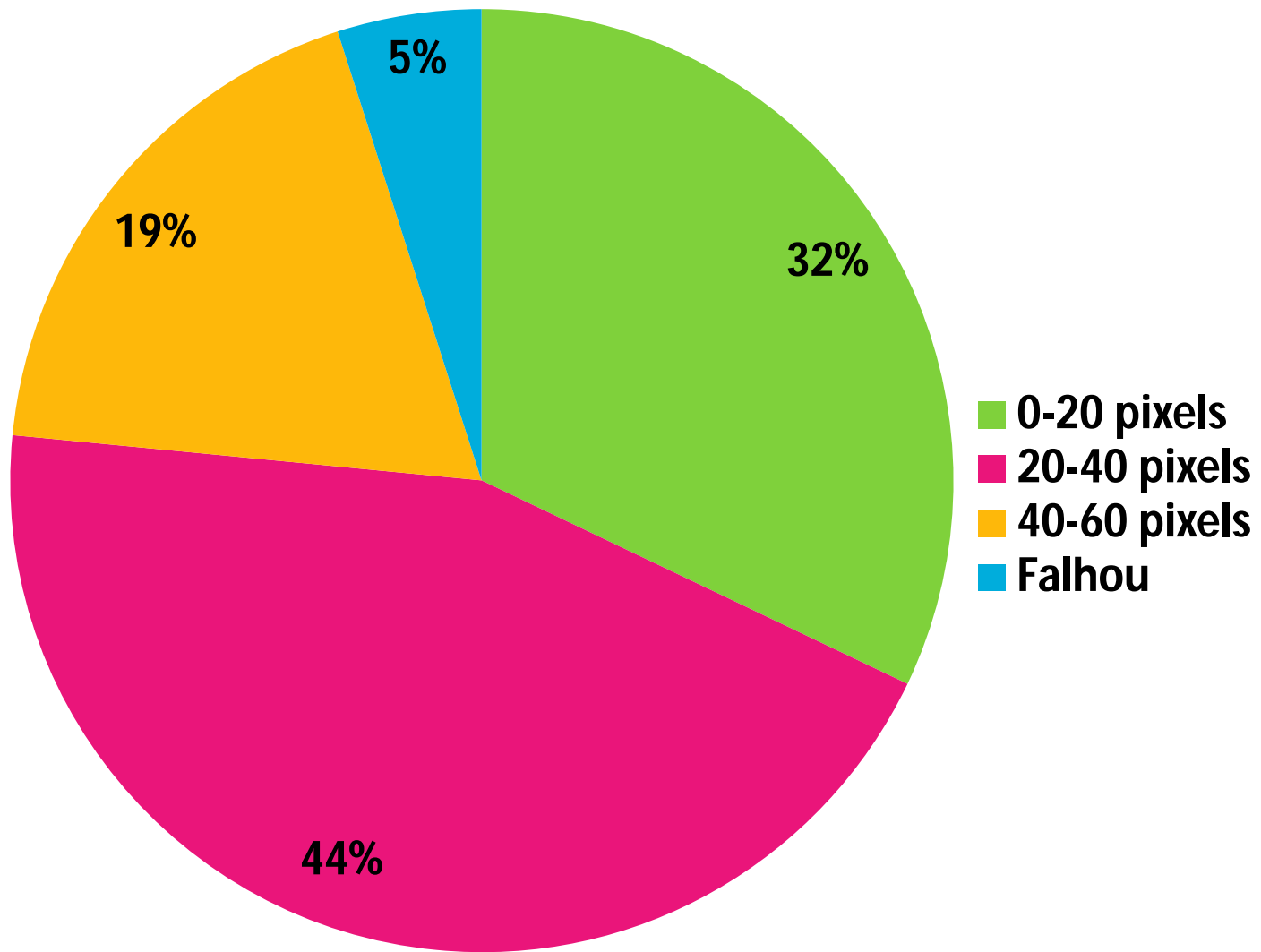
	Método 1	Método 2
0-20 pixels	26	26
20-40 pixels	34	36
40-60 pixels	15	15
Falhou	6	4

Método 1    Método 2  
Taxa de Sucesso    92,59    95,06

47	282,332	17,6819	Sim	17,1094	Sim
48	249,569	14,796	Sim	15,1822	Sim
49	268,664	58,6804	Sim	58,9032	Sim
50	308,612	44,2069	Sim	44,3451	Sim
51	254,41	43,2474	Sim	43,2666	Sim
52	281,348	13,8946	Sim	13,8293	Sim
53	223,52	25,0951	Sim	25,2132	Sim
54	280,662	35,7754	Sim	35,8004	Sim
55	257,640	20,6385	Sim	20,1953	Sim
56	280,141	17,2586	Sim	17,2586	Sim
57	314,307	24,0114	Sim	24,508	Sim
58	235,393	2,1759	Sim	2,2363	Sim
59	304,603	36,5936	Sim	36,4589	Sim
60	187,663	53,0099	Sim	63,4417	Não
61	334,225	13,4952	Sim	13,4952	Sim
62	276,411	17,5454	Sim	18,9443	Sim
63	343,648	34,2041	Sim	34,2041	Sim
64	266,332	11,0023	Sim	11,0768	Sim
65	270,118	45,8218	Sim	45,8218	Sim
66	215,87	39,9832	Sim	38,8372	Sim
67	367,547	23,9719	Sim	23,9832	Sim
68	271,459	42,2497	Sim	42,1084	Sim
69	309,41	5,7076	Sim	5,1078	Sim
70	344,633	3,875	Sim	3,8565	Sim
71	272,475	28,4915	Sim	28,2519	Sim
72	281,342	11,0454	Sim	11,5341	Sim
73	306,511	25,4945	Sim	25,2115	Sim
74	299,556	13,9828	Sim	13,7014	Sim
75	307,312	3,3836	Sim	3,5384	Sim
76	288,541	32,3932	Sim	32,1958	Sim
77	349,365	56,8298	Sim	56	Sim
78	255,71	26,9824	Sim	25,1246	Sim
79	266,338	10,3005	Sim	10,3005	Sim
80	296,47	40,7241	Sim	40,9857	Sim
81	275,27	68,8088	Não	58,8088	Sim

Média	45,5696	28,8339
Mínimo	2,1759	2,2363
Quartil 1	14,7960	16,3637
Mediana	27,6941	27,5862
Quartil 3	40,7241	38,7063
Máximo	461,3296	65,3579
Desvio-Padrão	77,75548899	16,31327562







72	720, 1508	59,2080	Sim	59,4095	Sim
73	714, 798	18,2483	Sim	18,5775	Sim
74	657, 1640	519,5200	Não	519,5200	Não
75	685, 816	33,0152	Sim	33,0639	Sim
76	780, 1394	57,2713	Sim	57,7259	Sim
77	734, 870	55,1086	Sim	51,5109	Sim
78	679, 1504	10,0340	Sim	10,8943	Sim
79	724, 802	30,8546	Sim	29,0785	Sim
80	786, 1488	424,6787	Não	42,5091	Sim
81	705, 814	26,4008	Sim	26,4011	Sim
82	848, 1504	17,8131	Sim	17,1759	Sim
83	687, 814	28,7924	Sim	28,6594	Sim
84	730, 1534	29,0689	Sim	29,3010	Sim
85	730, 599	66,1211	Não	36,6150	Sim
86	718, 1672	927,4751	Não	39,5401	Sim
87	766, 752	29,1548	Sim	29,3495	Sim
88	740, 1458	9,3193	Sim	9,7545	Sim
89	693, 796	21,0238	Sim	21,4204	Sim
90	792, 1666	59,4643	Sim	59,1002	Sim
91	716, 782	62,1732	Não	29,7293	Sim
92	683, 1492	65,9539	Não	17,5954	Sim
93	657, 864	13,0000	Sim	13,5822	Sim
94	710, 1680	26,0192	Sim	26,9983	Sim
95	738, 790	36,2491	Sim	36,3972	Sim
96	724, 1520	2,2361	Sim	2,2250	Sim
97	701, 800	9,0554	Sim	9,5708	Sim
98	738, 1500	15,8114	Sim	15,8750	Sim
99	750, 796	57,2092	Sim	57,6492	Sim
100	782, 1530	48,5489	Sim	48,1045	Sim
101	657, 778	68,9420	Não	58,3061	Sim
102	720, 1474	86,8217	Não	58,7387	Sim
103	728, 824	58,2581	Sim	58,5495	Sim
104	675, 1474	14,3178	Sim	14,7983	Sim
105	693, 816	50,0100	Sim	50,5384	Sim
106	756, 1466	76,1183	Não	36,3721	Sim
107	722, 830	13,0000	Sim	13,2393	Sim
108	699, 1654	62,5670	Não	59,2962	Sim
109	740, 589	1784,0396	Não	17,8478	Sim
110	732, 1516	67,0075	Não	36,7328	Sim
111	629, 772	67,6240	Não	26,3861	Sim
112	714, 1512	58,0517	Sim	58,6830	Sim
113	701, 776	55,5667	Sim	59,6982	Sim
114	714, 1466	6,0828	Sim	6,0300	Sim
115	705, 830	18,8680	Sim	18,0724	Sim
116	756, 1666	89,1964	Não	58,8170	Sim
117	734, 742	21,4009	Sim	21,8809	Sim
118	752, 1556	34,2053	Sim	34,6297	Sim
119	641, 752	25,4951	Sim	25,7887	Sim
120	722, 1566	34,2053	Sim	34,6641	Sim
121	724, 756	619,3198	Não	619,3198	Não
122	732, 1552	14,0357	Sim	14,1896	Sim
123	693, 1522	24,0832	Sim	24,3399	Sim
124	693, 748	50,9902	Sim	50,9902	Sim
125	685, 1498	14,1421	Sim	14,3263	Sim
126	740, 802	20,5183	Sim	20,7057	Sim
127	629, 1518	46,0652	Sim	46,3958	Sim
128	651, 790	15,5563	Sim	15,9797	Sim
129	778, 1472	17,0880	Sim	17,8118	Sim
130	695, 788	52,2015	Sim	52,9759	Sim
131	714, 1492	597,1298	Não	597,1298	Não
132	681, 818	78,7464	Não	78,0580	Não
133	689, 1528	38,3275	Sim	38,8736	Sim
134	790, 756	40,5216	Sim	40,5235	Sim
135	714, 1630	50,0000	Sim	50,0125	Sim
136	770, 790	69,8140	Não	69,5200	Não
137	736, 1502	39,6232	Sim	39,0640	Sim
138	689, 816	36,2353	Sim	36,6787	Sim
139	758, 1506	59,2415	Sim	59,1211	Sim
140	714, 846	35,8050	Sim	35,4751	Sim
141	732, 1514	44,1814	Sim	44,1548	Sim
142	744, 782	24,8395	Sim	24,1933	Sim
143	697, 1530	8,0623	Sim	8,7171	Sim
144	707, 766	137,0328	Não	61,3703	Não
145	689, 1550	101,1187	Não	51,0192	Sim
146	663, 720	57,8706	Sim	57,2007	Sim

147	748, 1430	127,1299	Não	57,7130	Sim
148	697, 880	107,6894	Não	58,0100	Sim
149	701, 1550	9,2195	Sim	9,9624	Sim
150	647, 866	54,1202	Sim	54,6240	Sim
151	673, 1484	28,8444	Sim	28,0517	Sim
152	707, 806	17,0880	Sim	17,5667	Sim
153	714, 1522	32,8024	Sim	32,1964	Sim
154	818, 772	26,6271	Sim	26,0357	Sim
155	699, 1552	10,4403	Sim	10,5563	Sim
156	748, 742	32,3110	Sim	32,6163	Sim
157	689, 764	33,1059	Sim	33,8140	Sim
158	798, 1490	59,0000	Sim	59,8050	Sim
159	730, 828	101,0050	Não	58,4390	Sim
160	722, 1524	58,0086	Sim	58,1856	Sim
161	754, 760	58,0333	Sim	58,1187	Sim
162	746, 1500	20,0000	Sim	20,1299	Sim
163	689, 780	34,0147	Sim	34,2195	Sim
164	675, 1560	84,1546	Não	58,4155	Sim
165	764, 720	59,9839	Sim	59,1202	Sim
166	744, 1500	20,0250	Sim	20,0050	Sim
167	681, 794	32,0624	Sim	32,1546	Sim
168	730, 1466	21,9545	Sim	21,1025	Sim
169	699, 682	7,2801	Sim	7,8029	Sim
170	746, 1496	78,1025	Não	57,8103	Sim
171	764, 802	33,4216	Sim	33,4008	Sim
172	716, 1444	27,8029	Sim	27,2947	Sim
173	754, 790	42,4382	Sim	42,4578	Sim
174	726, 1558	26,4008	Sim	26,4031	Sim
175	685, 768	21,9317	Sim	21,4550	Sim
176	691, 1520	5,3852	Sim	5,7032	Sim
177	639, 1746	954,1583	Não	954,1583	Não
178	699, 712	51,4782	Sim	51,4951	Sim
179	710, 760	27,2947	Sim	27,8240	Sim
180	772, 1594	109,4578	Não	61,0946	Não
181	780, 1524	34,0588	Sim	34,4142	Sim
182	673, 1508	29,6816	Sim	29,0775	Sim
183	714, 808	47,0957	Sim	47,7026	Sim
184	726, 585	6,4031	Sim	6,1724	Sim
185	707, 1524	13,6015	Sim	13,7060	Sim
186	758, 1526	78,4920	Não	47,4672	Sim
187	699, 792	36,3456	Sim	36,0818	Sim
188	846, 545	41,7612	Sim	41,8017	Sim
189	770, 1628	33,2866	Sim	33,6531	Sim
190	657, 1464	43,9659	Sim	43,0625	Sim
191	714, 802	15,6205	Sim	15,3249	Sim
192	720, 1546	65,1153	Não	56,0913	Sim
193	732, 744	31,7805	Sim	31,0046	Sim
194	806, 1544	57,2014	Sim	57,1710	Sim
195	824, 670	48,7032	Sim	48,0514	Sim
196	716, 1472	1,4142	Sim	1,8808	Sim
197	718, 848	132,0606	Não	59,8396	Sim
198	732, 1460	24,1661	Sim	24,4951	Sim
199	718, 820	59,8013	Sim	59,2707	Sim
200	681, 1502	90,8240	Não	49,5431	Sim
201	617, 780	27,7309	Sim	27,0046	Sim
202	768, 1566	58,0775	Sim	58,2210	Sim
203	710, 776	58,0983	Sim	58,8375	Sim
204	683, 1400	20,0000	Sim	20,0460	Sim
205	649, 860	59,2456	Sim	59,6360	Sim
206	792, 834	40,5216	Sim	40,4642	Sim
207	677, 1494	120,9339	Não	61,2093	Não
208	760, 1484	32,3110	Sim	32,7697	Sim
209	756, 788	30,0666	Sim	30,0217	Sim
210	683, 816	108,4620	Não	58,1957	Sim
211	734, 1460	58,9365	Sim	58,0233	Sim
212	720, 824	23,1948	Sim	23,0000	Sim
213	714, 1522	66,1891	Não	26,0064	Sim
214	665, 772	9,4340	Sim	9,3510	Sim
215	730, 1522	46,8402	Sim	46,1981	Sim
216	730, 782	123,4706	Não	59,5579	Sim
217	714, 1486	46,0435	Sim	46,0938	Sim
218	742, 802	23,0868	Sim	23,0734	Sim
219	716, 1560	68,0074	Não	46,8007	Sim
220	754, 716	32,5730	Sim	32,5122	Sim
221	659, 1590	8,5440	Sim	8,6345	Sim

222	714, 692	1702,5680	Não	57,0257	Sim
223	699, 1484	58,4637	Sim	58,0377	Sim
224	770, 822	9,4340	Sim	9,0322	Sim
225	707, 1538	55,0818	Sim	55,4763	Sim
226	774, 782	59,9365	Sim	59,1109	Sim
227	679, 1544	113,1724	Não	58,4003	Sim
228	726, 1510	108,7060	Não	59,1950	Sim
229	701, 760	97,9898	Não	49,7990	Sim
230	667, 1738	933,4672	Não	49,4891	Sim
231	722, 790	22,3607	Sim	22,1526	Sim
232	691, 1474	59,3877	Sim	59,9249	Sim
233	718, 808	30,6105	Sim	30,3092	Sim
234	780, 1582	47,7598	Sim	47,8755	Sim
235	736, 706	54,1295	Sim	54,0429	Sim
236	782, 1516	55,0818	Sim	55,2712	Sim
237	728, 768	140,6307	Não	54,4166	Sim
238	752, 1524	58,8905	Sim	58,5235	Sim
239	748, 740	41,1825	Sim	41,8885	Sim
240	695, 1534	70,8802	Não	17,5410	Sim
241	712, 714	49,6488	Sim	49,6228	Sim
242	697, 1508	105,0190	Não	35,0062	Sim
243	689, 798	100,1249	Não	48,6858	Sim
244	687, 1498	92,9139	Não	59,1295	Sim
245	657, 780	107,4151	Não	59,6699	Sim
246	673, 1666	28,6531	Sim	28,5350	Sim
247	734, 774	8,2462	Sim	8,8121	Sim
248	665, 1454	104,0625	Não	54,4698	Sim
249	689, 816	42,2019	Sim	42,7726	Sim
250	503, 1598	46,3249	Sim	46,3877	Sim
251	798, 788	14,8661	Sim	14,2354	Sim
252	742, 1644	45,7056	Sim	45,8705	Sim
253	707, 658	22,6716	Sim	22,8030	Sim
254	756, 1510	37,0000	Sim	37,0614	Sim
255	699, 792	92,3472	Não	59,0000	Sim
256	679, 1464	1091,3150	Não	19,2603	Sim
257	689, 808	108,0046	Não	18,3848	Sim
258	673, 1646	28,2843	Sim	28,6158	Sim
259	738, 808	15,5242	Sim	15,2008	Sim
260	667, 1512	116,8289	Não	56,8803	Sim
261	764, 730	16,7631	Sim	16,6226	Sim
262	714, 1424	22,8473	Sim	22,0219	Sim
263	687, 856	56,4358	Sim	56,5153	Sim
264	732, 1502	73,1710	Não	57,6977	Sim
265	691, 1582	30,0167	Sim	30,3363	Sim
266	683, 664	13,4536	Sim	13,6274	Sim
267	667, 1498	21,0238	Sim	21,7703	Sim
268	673, 762	26,9258	Sim	26,6815	Sim
269	687, 1514	1051,3920	Não	35,0425	Sim
270	697, 774	22,3607	Sim	22,1205	Sim
271	752, 1500	33,2415	Sim	33,8995	Sim
272	701, 762	7,8103	Sim	7,2217	Sim
273	764, 1548	20,1246	Sim	20,0339	Sim
274	734, 748	21,0000	Sim	21,3450	Sim
275	742, 1494	8,5440	Sim	8,7718	Sim
276	695, 792	31,9061	Sim	31,8378	Sim
277	738, 1462	109,2016	Não	59,2452	Sim
278	756, 830	72,0278	Não	27,8360	Sim
279	776, 1506	48,0833	Sim	48,6469	Sim
280	748, 860	41,8808	Sim	41,7588	Sim
281	758, 1724	864,6999	Não	36,1450	Sim
282	740, 798	33,6155	Sim	33,0499	Sim
283	720, 1472	25,4951	Sim	25,4059	Sim
284	683, 854	23,7065	Sim	23,4914	Sim
285	746, 1478	65,8635	Não	26,1172	Sim
286	693, 856	56,2228	Sim	56,2719	Sim
287	736, 1526	50,6360	Sim	50,2884	Sim
288	818, 626	408,2707	Não	408,2707	Não
289	756, 1520	8,0623	Sim	8,0042	Sim
290	689, 752	77,6981	Não	77,2655	Não
291	710, 1510	48,5077	Sim	48,5422	Sim
292	734, 782	109,3709	Não	109,8568	Não
293	750, 1538	21,4709	Sim	21,1378	Sim
294	742, 778	58,2409	Sim	58,4948	Sim
295	738, 1480	115,4470	Não	52,9110	Sim
296	683, 800	557,3096	Não	35,0483	Sim

297	720,1462	86,4523	Não	16,7631	Sim
298	683,822	76,8375	Não	57,2608	Sim
299	838,1662	573,2233	Não	59,0719	Sim
300	675,780	59,6396	Sim	59,3095	Sim
301	766,1512	53,4883	Sim	53,2010	Sim
302	683,788	34,9285	Sim	34,2496	Sim
303	689,1408	10,7703	Sim	10,7897	Sim
304	714,858	48,0000	Sim	48,1210	Sim
305	685,1616	20,0250	Sim	20,4262	Sim
306	691,814	17,4642	Sim	17,6015	Sim
307	701,1530	39,6232	Sim	39,7887	Sim
308	710,738	72,6911	Não	37,5440	Sim
309	679,1570	40,5216	Sim	40,4471	Sim
310	695,706	27,7849	Sim	27,0868	Sim
311	804,1538	950,4367	Não	59,7047	Sim
312	675,776	23,7697	Sim	23,4721	Sim
313	697,1520	83,5464	Não	8,3645	Sim
314	728,784	579,7689	Não	5,3927	Sim
315	746,1462	23,0868	Sim	23,4819	Sim
316	746,838	1557,8840	Não	15,8102	Sim
317	782,1506	10,7703	Sim	10,0227	Sim
318	772,782	21,0950	Sim	21,2485	Sim
319	712,1500	78,9177	Não	48,4165	Sim
320	740,748	1640,8440	Não	44,8707	Sim
321	701,1590	45,8803	Sim	45,1548	Sim
322	619,670	133,1540	Não	57,0278	Sim
323	685,1498	51,4004	Sim	51,7222	Sim
324	703,800	68,1176	Não	28,0317	Sim
325	724,1494	30,4138	Sim	30,1774	Sim
326	705,850	42,7551	Sim	42,5493	Sim
327	764,1506	21,0000	Sim	21,1949	Sim
328	778,792	66,0682	Não	36,1620	Sim
329	707,1690	51,1957	Sim	51,3776	Sim
330	744,766	384,4685	Não	38,2485	Sim
331	754,1498	42,1545	Sim	42,0263	Sim
332	716,804	29,5297	Sim	29,6989	Sim
333	695,1462	17,0000	Sim	17,8131	Sim
334	703,826	86,0233	Não	48,7955	Sim
335	710,1532	41,4367	Sim	41,0588	Sim
336	726,774	617,5905	Não	6,1461	Sim
337	764,1516	37,6431	Sim	37,6941	Sim
338	764,762	44,0114	Sim	44,3173	Sim
339	691,1468	73,0000	Não	57,9104	Sim
340	724,844	9,0000	Sim	9,5410	Sim
341	744,1486	20,1246	Sim	20,1249	Sim
342	705,780	37,2156	Sim	37,9519	Sim
343	629,1510	313,0064	Não	313,5269	Não
344	681,736	43,8634	Sim	43,0701	Sim
345	619,1480	34,9285	Sim	34,9368	Sim
346	685,1502	36,1248	Sim	36,8893	Sim
347	661,804	26,0000	Sim	26,1910	Sim
348	766,1530	48,3736	Sim	48,2521	Sim
349	697,792	39,8246	Sim	39,2418	Sim
350	740,1540	91,3510	Não	59,1069	Sim
351	772,722	59,7611	Sim	59,0952	Sim
352	673,1540	20,0000	Sim	20,1347	Sim
353	689,1498	21,2603	Sim	21,2672	Sim
354	705,782	5,8310	Sim	5,6001	Sim
355	740,1484	94,0479	Não	59,7447	Sim
356	703,802	14,1421	Sim	14,0161	Sim
357	691,1520	13,0000	Sim	13,6020	Sim
358	740,756	32,0624	Sim	32,9329	Sim
359	732,1516	437,1933	Não	43,9769	Sim
360	659,784	427,5418	Não	4,3636	Sim
361	720,1530	32,5576	Sim	32,1110	Sim
362	697,820	45,2769	Sim	45,7529	Sim
363	740,1544	44,3847	Sim	44,6553	Sim
364	728,794	39,6232	Sim	39,3084	Sim
365	691,1490	42,9418	Sim	42,1250	Sim
366	748,1446	3,1623	Sim	3,6023	Sim
367	746,838	1557,8840	Não	57,0952	Sim
368	750,1490	80,2309	Não	8,9437	Sim
369	712,796	16,4012	Sim	16,1414	Sim
370	728,1464	45,3982	Sim	45,3195	Sim
371	730,828	13,0384	Sim	13,9546	Sim

372	744, 1562	37,1214	Sim	37,9776	Sim
373	693, 768	66,4680	Não	46,9889	Sim
374	689, 1500	38,6005	Sim	38,1274	Sim
375	707, 770	44,1814	Sim	44,0699	Sim
376	764, 1452	35,5106	Sim	35,6005	Sim
377	936, 551	373,5626	Não	37,5052	Sim
378	695, 1766	895,0938	Não	59,4734	Sim
379	754, 738	110,7520	Não	51,9683	Sim
380	714, 1454	1073,4220	Não	43,9609	Sim
381	752, 1528	26,1725	Sim	26,0578	Sim
382	846, 1658	51,4782	Sim	51,7730	Sim
383	752, 1662	449,4942	Não	44,3461	Sim
384	705, 788	39,8121	Sim	39,3174	Sim
385	750, 1416	59,7746	Sim	59,9859	Sim
386	800, 836	29,0689	Sim	29,4503	Sim
387	699, 1548	5,0990	Sim	5,8011	Sim
388	782, 1456	39,3954	Sim	39,7754	Sim
389	832, 640	34,2053	Sim	34,0121	Sim
390	691, 1530	1037,7360	Não	37,8010	Sim
391	695, 1504	44,2041	Sim	44,2690	Sim
392	699, 784	38,6005	Sim	38,1304	Sim
393	707, 1512	43,0116	Sim	43,5378	Sim
394	784, 794	65,2993	Não	35,0170	Sim
395	673, 1496	14,1421	Sim	14,1344	Sim
396	679, 788	51,6236	Sim	51,0571	Sim
397	754, 1546	59,9083	Sim	59,9722	Sim
398	718, 780	23,2594	Sim	23,2420	Sim
399	762, 1662	898,4843	Não	8,1559	Sim
400	647, 764	16,7631	Sim	16,0312	Sim
401	483, 937	54,7814	Sim	54,5979	Sim
402	463, 495	72,1100	Não	57,6083	Sim
403	456, 969	46,8188	Sim	46,8445	Sim
404	607, 423	30,0832	Sim	30,2253	Sim
405	508, 957	38,0789	Sim	38,2477	Sim
406	445, 465	30,8869	Sim	30,2004	Sim
407	498, 946	4,4721	Sim	4,6009	Sim
408	478, 484	28,1603	Sim	28,2028	Sim
409	505, 1036	77,4919	Não	57,1485	Sim
410	490, 489	59,2535	Sim	59,4002	Sim
411	481, 928	64,1950	Não	56,5368	Sim
412	451, 489	57,4891	Sim	57,5782	Sim
413	480, 946	26,4197	Sim	26,8395	Sim
414	480, 507	9,8489	Sim	9,8302	Sim
415	493, 957	642,1526	Não	42,6579	Sim
416	474, 489	19,9249	Sim	19,0725	Sim
417	498, 957	30,0167	Sim	30,1077	Sim
418	562, 375	1109,9840	Não	1109,9840	Não
419	499, 999	26,9258	Sim	26,4663	Sim
420	471, 463	71,3092	Não	71,0829	Não
421	486, 933	17,0880	Sim	17,2597	Sim
422	474, 526	18,9737	Sim	18,4920	Sim
423	465, 933	678,8755	Não	58,2666	Sim
424	471, 487	1042,9040	Não	54,3088	Sim
425	466, 973	50,2494	Sim	50,2106	Sim
426	454, 475	81,2712	Não	58,3503	Sim
427	454, 937	38,3275	Sim	38,9073	Sim
428	496, 489	4,1231	Sim	4,9659	Sim
429	453, 985	52,8015	Sim	52,6498	Sim
430	424, 472	17,8885	Sim	17,6293	Sim
431	496, 969	33,5410	Sim	33,4811	Sim
432	487, 474	6,3246	Sim	6,5473	Sim
433	480, 958	31,6228	Sim	31,0408	Sim
434	478, 502	80,0062	Não	58,3917	Sim
435	468, 948	40,0250	Sim	40,6291	Sim
436	483, 466	23,7697	Sim	23,6752	Sim
437	457, 996	354,6858	Não	354,2268	Não
438	484, 471	52,3259	Sim	52,9452	Sim
439	483, 937	31,9061	Sim	31,2406	Sim
440	490, 507	53,5350	Sim	53,6744	Sim
441	492, 972	22,8035	Sim	22,6366	Sim
442	499, 466	39,8121	Sim	39,8812	Sim
443	492, 1126	534,4698	Não	54,8044	Sim
444	472, 433	22,2036	Sim	22,4004	Sim
445	495, 540	984,7726	Não	49,0833	Sim
446	466, 981	41,0488	Sim	41,1536	Sim

447	486,471	21,3776	Sim	21,1286	Sim
448	526,961	10,4403	Sim	10,8543	Sim
449	501,496	15,2643	Sim	15,4220	Sim
450	526,921	10,8167	Sim	10,2010	Sim
451	480,519	41,0488	Sim	41,1149	Sim
452	480,964	57,3149	Sim	57,0947	Sim
453	445,474	19,2354	Sim	19,1331	Sim
454	493,987	55,2268	Sim	55,3153	Sim
455	501,477	25,0799	Sim	25,2204	Sim
456	474,960	19,2094	Sim	19,3385	Sim
457	492,475	20,2238	Sim	20,4159	Sim
458	469,997	75,6042	Não	57,2080	Sim
459	460,438	32,6497	Sim	32,9461	Sim
460	465,961	20,0998	Sim	20,0323	Sim
461	420,423	20,3961	Sim	20,7459	Sim
462	483,952	25,9615	Sim	25,5176	Sim
463	487,501	41,4367	Sim	41,2140	Sim
464	468,930	39,5601	Sim	39,0223	Sim
465	459,493	10,2956	Sim	10,0149	Sim
466	498,946	59,3817	Sim	59,1478	Sim
467	495,490	33,0152	Sim	33,2969	Sim
468	520,955	18,4391	Sim	18,6925	Sim
469	481,490	11,3137	Sim	11,4507	Sim
470	460,1003	29,1548	Sim	29,1764	Sim
471	495,462	41,4367	Sim	41,1662	Sim
472	502,961	12,0830	Sim	12,1375	Sim
473	496,472	55,5428	Sim	55,4204	Sim
474	463,933	15,5242	Sim	15,6023	Sim
475	433,486	1061,3790	Não	1061,3790	Não
476	517,931	32,6497	Sim	32,8703	Sim
477	487,390	59,0703	Sim	59,6080	Sim
478	472,967	21,2603	Sim	21,4176	Sim
479	516,484	18,3848	Sim	18,1269	Sim
480	501,952	7,6158	Sim	7,0121	Sim
481	459,493	97,2008	Não	59,7984	Sim
482	472,976	45,8803	Sim	45,2135	Sim
483	505,487	17,2047	Sim	17,6872	Sim
484	450,954	8,6023	Sim	8,3851	Sim
485	412,484	11,7047	Sim	11,1180	Sim
486	514,975	614,6226	Não	44,3423	Sim
487	472,510	1021,9440	Não	47,0660	Sim
488	480,924	30,8058	Sim	30,1543	Sim
489	439,510	26,0768	Sim	26,3360	Sim
490	445,960	7,2111	Sim	7,1541	Sim
491	468,481	59,7887	Sim	59,0415	Sim
492	498,945	43,1857	Sim	43,2801	Sim
493	477,505	49,0408	Sim	49,9231	Sim
494	465,984	15,8114	Sim	15,0603	Sim
495	480,448	6,4031	Sim	6,4344	Sim
496	480,955	26,2488	Sim	26,2601	Sim
497	456,478	34,7131	Sim	34,1847	Sim
498	499,942	24,3516	Sim	24,9005	Sim
499	502,499	15,5242	Sim	15,0131	Sim
500	513,961	21,5407	Sim	21,3037	Sim
501	493,451	43,4626	Sim	43,3453	Sim
502	493,972	13,0384	Sim	13,6631	Sim
503	463,489	9,2195	Sim	9,9774	Sim
504	456,937	12,2066	Sim	12,4741	Sim
505	519,478	59,5063	Sim	59,4873	Sim
506	468,978	24,5153	Sim	24,1677	Sim
507	472,460	40,0500	Sim	40,0735	Sim
508	459,963	8,2462	Sim	8,7459	Sim
509	478,493	43,0116	Sim	43,9020	Sim
510	499,997	65,7343	Não	56,7245	Sim
511	459,453	49,0408	Sim	49,7169	Sim
512	547,1078	34,0588	Sim	34,3355	Sim
513	475,496	18,0278	Sim	18,3815	Sim
514	466,957	16,2788	Sim	16,9962	Sim
515	480,493	52,0096	Sim	52,4378	Sim
516	507,975	64,7611	Não	46,4669	Sim
517	489,471	19,6977	Sim	19,0007	Sim
518	480,990	30,8058	Sim	30,2585	Sim
519	481,427	32,0156	Sim	32,6105	Sim
520	489,948	37,3363	Sim	37,5009	Sim
521	480,487	25,8070	Sim	25,9892	Sim

522	408,937	19,1050	Sim	19,7082	Sim
523	520,492	15,2643	Sim	15,4291	Sim
524	447,910	76,3217	Não	59,0406	Sim
525	448,501	6,0828	Sim	6,3820	Sim
526	478,1002	43,0116	Sim	43,1313	Sim
527	457,451	16,2788	Sim	16,0900	Sim
528	448,954	55,9464	Sim	55,4899	Sim
529	478,486	17,0000	Sim	17,8286	Sim
530	510,931	58,2944	Sim	58,0295	Sim
531	442,472	29,0000	Sim	29,4230	Sim
532	480,987	29,0000	Sim	29,1400	Sim
533	478,448	29,5466	Sim	29,5880	Sim
534	496,951	30,0167	Sim	30,0207	Sim
535	441,349	25,4558	Sim	25,8248	Sim
536	499,961	22,6274	Sim	22,9566	Sim
537	396,489	10,7703	Sim	10,3015	Sim
538	483,943	72,5672	Não	57,7271	Sim
539	511,513	79,4040	Não	59,1510	Sim
540	468,963	18,6815	Sim	18,0640	Sim
541	466,490	1042,4830	Não	59,0785	Sim
542	484,952	16,6433	Sim	16,2467	Sim
543	487,490	18,0278	Sim	18,6400	Sim
544	469,976	44,1022	Sim	44,4813	Sim
545	460,465	11,4018	Sim	11,8792	Sim
546	438,996	14,1421	Sim	14,9068	Sim
547	517,381	1120,5030	Não	59,7797	Sim
548	492,940	26,2488	Sim	26,2747	Sim
549	520,463	59,0635	Sim	59,1887	Sim
550	490,1063	35,1710	Sim	35,7185	Sim
551	495,489	21,4709	Sim	21,1023	Sim
552	474,994	25,9615	Sim	25,9464	Sim
553	496,436	9,8995	Sim	9,7293	Sim
554	459,981	4,4721	Sim	4,5953	Sim
555	451,490	15,1328	Sim	15,2928	Sim
556	475,955	45,0999	Sim	45,6249	Sim
557	496,492	14,4222	Sim	14,2360	Sim
558	463,948	8,0000	Sim	8,0553	Sim
559	465,496	7,0711	Sim	7,5811	Sim
560	448,1129	570,2464	Não	570,2464	Não
561	489,433	82,9277	Não	58,1720	Sim
562	489,963	54,4059	Sim	54,8548	Sim
563	471,468	30,5287	Sim	30,8942	Sim
564	516,940	24,6982	Sim	24,6821	Sim
565	493,484	27,4591	Sim	27,8258	Sim
566	474,990	31,1448	Sim	31,4317	Sim
567	495,463	17,2627	Sim	17,9354	Sim
568	463,970	361,8632	Não	361,8632	Não
569	459,474	45,2217	Sim	45,6118	Sim
570	526,972	12,0416	Sim	12,5344	Sim
571	468,472	16,5530	Sim	16,7847	Sim
572	441,987	44,7214	Sim	44,7007	Sim
573	468,427	30,6757	Sim	30,7623	Sim
574	447,946	18,0278	Sim	18,0603	Sim
575	520,466	59,0339	Sim	59,5566	Sim
576	472,972	23,3238	Sim	23,0827	Sim
577	505,474	19,4165	Sim	19,8867	Sim
578	487,945	29,4109	Sim	29,0073	Sim
579	498,477	22,8035	Sim	22,1400	Sim
580	466,964	52,3450	Sim	52,4205	Sim
581	487,454	49,6488	Sim	49,8150	Sim
582	475,957	78,7718	Não	58,4205	Sim
583	475,484	33,8378	Sim	33,1931	Sim
584	532,1009	214,2452	Não	214,0602	Não
585	481,454	243,8360	Não	243,4083	Não
586	492,933	8,5440	Sim	8,0990	Sim
587	504,504	23,4094	Sim	23,4142	Sim
588	487,1029	59,8201	Sim	59,8201	Sim
589	517,426	10,0499	Sim	10,0518	Sim
590	438,960	27,8927	Sim	27,6065	Sim
591	475,495	42,0476	Sim	42,1101	Sim
592	498,940	651,0929	Não	61,7088	Não
593	499,510	82,3772	Não	58,2201	Sim
594	493,937	59,6825	Sim	59,9712	Sim
595	468,576	40,4969	Sim	40,8746	Sim
596	471,946	30,4631	Sim	30,8327	Sim

597	424,490	19,7990	Sim	19,0521	Sim
598	510,957	32,2490	Sim	32,9814	Sim
599	475,517	35,6090	Sim	35,9623	Sim
600	517,838	27,3130	Sim	27,6235	Sim
601	472,526	16,4012	Sim	16,2241	Sim
602	477,945	45,4533	Sim	45,7107	Sim
603	436,477	48,0833	Sim	48,4181	Sim
604	421,1042	19,6469	Sim	19,4839	Sim
605	471,508	24,7588	Sim	24,0622	Sim
606	492,966	12,1655	Sim	12,1655	Sim
607	516,481	10,4403	Sim	10,3703	Sim
608	501,954	39,8497	Sim	39,0111	Sim
609	478,520	19,7231	Sim	19,7870	Sim
610	489,954	15,1328	Sim	15,7201	Sim
611	516,477	27,0185	Sim	27,0768	Sim
612	469,1041	54,4059	Sim	54,6888	Sim
613	469,459	10,1980	Sim	10,7726	Sim
614	471,952	26,9258	Sim	26,8844	Sim
615	481,481	32,5576	Sim	32,7088	Sim
616	477,954	655,4914	Não	655,4914	Não
617	462,495	51,7880	Sim	51,2802	Sim
618	483,961	7,2801	Sim	7,6627	Sim
619	475,469	33,0152	Sim	33,0440	Sim
620	463,934	38,4188	Sim	38,2310	Sim
621	493,495	66,4831	Não	56,3105	Sim
622	474,976	25,0799	Sim	25,0100	Sim
623	429,477	17,1172	Sim	17,8008	Sim
624	463,963	44,2719	Sim	44,0033	Sim
625	460,480	44,1022	Sim	44,4014	Sim
626	502,948	4,4721	Sim	4,9201	Sim
627	495,462	12,8063	Sim	12,1983	Sim
628	522,942	36,8917	Sim	36,0024	Sim
629	510,510	59,0703	Sim	59,2062	Sim
630	507,963	53,1601	Sim	53,1954	Sim
631	475,499	33,0152	Sim	33,2801	Sim
632	540,954	68,1176	Não	58,6690	Sim
633	454,480	67,4759	Não	59,3421	Sim
634	486,943	38,4838	Sim	38,0791	Sim
635	472,502	31,7805	Sim	31,2438	Sim
636	535,973	35,3836	Sim	35,8526	Sim
637	525,577	25,4951	Sim	25,1931	Sim
638	435,931	92,5419	Não	92,3851	Não
639	481,514	190,2446	Não	190,2446	Não
640	472,957	4,0000	Sim	4,5415	Sim
641	492,477	25,0799	Sim	25,1478	Sim
642	499,957	53,0848	Sim	53,8854	Sim
643	483,481	19,2094	Sim	19,3656	Sim
644	442,933	20,5913	Sim	20,4058	Sim
645	487,495	25,6125	Sim	25,9681	Sim
646	486,958	53,4509	Sim	53,7095	Sim
647	486,475	11,0454	Sim	11,7941	Sim
648	508,985	59,0703	Sim	59,3601	Sim
649	507,460	12,0000	Sim	12,8492	Sim
650	477,972	67,6757	Não	57,6345	Sim
651	498,460	31,9531	Sim	31,1761	Sim
652	469,949	56,3649	Sim	56,3286	Sim
653	459,490	57,5587	Sim	57,3965	Sim
654	480,912	15,1328	Sim	15,5620	Sim
655	459,537	30,2655	Sim	30,5115	Sim
656	460,951	19,2094	Sim	19,1780	Sim
657	493,493	26,0000	Sim	26,7201	Sim
658	481,961	54,1295	Sim	54,9814	Sim
659	496,481	55,3624	Sim	55,1093	Sim
660	487,928	25,0000	Sim	25,3206	Sim
661	502,511	35,4683	Sim	35,4166	Sim
662	481,960	55,3624	Sim	55,2801	Sim
663	496,469	2,0000	Sim	2,0824	Sim
664	486,924	73,5935	Não	57,7730	Sim
665	481,487	19,6977	Sim	19,2669	Sim
666	508,958	29,1548	Sim	29,1098	Sim
667	487,469	56,0803	Sim	56,3245	Sim
668	466,1021	21,2132	Sim	21,0521	Sim
669	490,484	58,4114	Sim	58,2093	Sim
670	471,936	672,5422	Não	57,0066	Sim
671	427,486	26,9258	Sim	26,0846	Sim

672	484,945	27,8568	Sim	27,2936	Sim
673	492,468	47,5079	Sim	47,3194	Sim
674	487,975	42,4853	Sim	42,6189	Sim
675	468,459	17,0880	Sim	17,4339	Sim
676	537,955	58,8122	Sim	58,6840	Sim
677	451,477	46,6155	Sim	46,2347	Sim
678	453,1017	88,5664	Não	59,6043	Sim
679	466,429	58,1378	Sim	58,3086	Sim
680	448,919	51,6140	Sim	51,8007	Sim
681	481,522	18,0000	Sim	18,2572	Sim
682	418,1149	407,4948	Não	40,5440	Sim
683	432,316	44,9110	Sim	44,7025	Sim
684	492,955	16,7631	Sim	16,8463	Sim
685	489,513	23,0217	Sim	23,4339	Sim
686	466,900	31,0483	Sim	31,5081	Sim
687	463,484	33,9559	Sim	33,2936	Sim
688	490,952	54,0833	Sim	54,1317	Sim
689	477,499	3,6056	Sim	3,1164	Sim
690	492,994	41,0366	Sim	41,7989	Sim
691	487,442	10,4403	Sim	10,3346	Sim
692	525,945	50,4480	Sim	50,2360	Sim
693	487,504	14,5602	Sim	14,3387	Sim
694	394,921	738,2608	Não	58,0610	Sim
695	406,489	1071,9090	Não	57,7769	Sim
696	451,936	16,0000	Sim	16,4129	Sim
697	510,519	17,7201	Sim	17,1552	Sim
698	421,960	58,3095	Sim	58,4063	Sim
699	484,444	1075,9410	Não	55,3890	Sim
700	471,945	66,7083	Não	56,1182	Sim
701	427,493	57,2451	Sim	57,0880	Sim
702	427,982	82,2010	Não	58,9648	Sim
703	462,415	30,4795	Sim	30,0501	Sim
704	489,997	16,5530	Sim	16,0012	Sim
705	457,457	34,3657	Sim	34,2913	Sim
706	487,969	28,1603	Sim	28,0741	Sim
707	483,469	18,0278	Sim	18,8759	Sim
708	477,960	38,6005	Sim	38,2462	Sim
709	412,495	15,5242	Sim	15,1083	Sim
710	486,972	12,0416	Sim	12,2201	Sim
711	487,493	2,8284	Sim	2,1467	Sim
712	510,1002	415,6970	Não	415,6970	Não
713	405,412	28,0179	Sim	28,4866	Sim
714	513,967	23,7697	Sim	23,5705	Sim
715	480,480	33,1210	Sim	33,2671	Sim
716	460,975	274,1478	Não	274,2347	Não
717	405,1054	646,8238	Não	56,9013	Sim
718	499,438	69,4262	Não	59,6112	Sim
719	493,976	628,6215	Não	58,8284	Sim
720	546,369	1121,1370	Não	51,5524	Sim
721	447,960	13,6015	Sim	13,1682	Sim
722	459,472	59,8080	Sim	59,6763	Sim
723	505,960	35,2278	Sim	35,2847	Sim
724	501,504	8,5440	Sim	8,6435	Sim
725	505,1009	68,4471	Não	48,3171	Sim
726	481,480	1044,7420	Não	10,0015	Sim
727	468,925	23,0868	Sim	23,3453	Sim
728	498,535	9,8489	Sim	9,1023	Sim
729	481,951	4,4721	Sim	4,6925	Sim
730	489,499	11,4018	Sim	11,0513	Sim
731	462,1003	11,7047	Sim	11,2360	Sim
732	451,441	14,3178	Sim	14,3241	Sim
733	481,981	633,7255	Não	633,7255	Não
734	468,471	31,1448	Sim	31,8102	Sim
735	499,930	38,2753	Sim	38,0124	Sim
736	465,397	43,6005	Sim	43,5440	Sim
737	507,955	38,6005	Sim	38,1906	Sim
738	466,492	14,8661	Sim	14,0920	Sim
739	460,946	33,8379	Sim	33,2027	Sim
740	474,489	56,6039	Sim	56,8083	Sim
741	468,949	24,3311	Sim	24,8476	Sim
742	474,372	28,8444	Sim	28,6469	Sim
743	508,966	13,3417	Sim	13,3615	Sim
744	492,450	4,4721	Sim	4,0564	Sim
745	495,925	49,7695	Sim	49,3706	Sim
746	489,535	32,8024	Sim	32,5863	Sim

747	456,931	30,3645	Sim	30,6222	Sim
748	454,463	48,2597	Sim	48,0635	Sim
749	489,982	52,3927	Sim	52,1802	Sim
750	463,544	13,0000	Sim	13,0622	Sim
751	490,969	27,6586	Sim	27,7698	Sim
752	451,472	11,4018	Sim	11,8507	Sim
753	448,939	10,8167	Sim	10,0937	Sim
754	471,492	15,2643	Sim	15,1470	Sim
755	475,918	55,9732	Sim	55,8240	Sim
756	475,514	34,4819	Sim	34,1544	Sim
757	510,990	7,8102	Sim	7,5730	Sim
758	493,504	1017,9100	Não	10,6452	Sim
759	457,969	13,4164	Sim	13,2800	Sim
760	477,508	25,4951	Sim	25,7322	Sim
761	514,958	22,0227	Sim	22,3639	Sim
762	474,483	20,2485	Sim	20,3488	Sim
763	487,958	8,0623	Sim	8,4828	Sim
764	433,483	19,0263	Sim	19,0770	Sim
765	489,913	9,0554	Sim	9,0024	Sim
766	486,531	5,8310	Sim	5,8351	Sim
767	469,927	16,1245	Sim	16,9623	Sim
768	486,469	11,4018	Sim	11,2691	Sim
769	483,981	21,5870	Sim	21,0521	Sim
770	505,471	17,0294	Sim	17,7784	Sim
771	549,1033	548,7222	Não	58,5043	Sim
772	480,495	1031,7250	Não	1031,7250	Não
773	427,1038	59,0083	Sim	59,6460	Sim
774	463,465	77,6209	Não	57,3546	Sim
775	532,997	30,8707	Sim	30,7976	Sim
776	481,463	29,1548	Sim	29,3086	Sim
777	477,1008	58,5235	Sim	58,5578	Sim
778	450,451	18,0278	Sim	18,0770	Sim
779	469,922	45,1774	Sim	45,1095	Sim
780	511,516	15,2643	Sim	15,8917	Sim
781	478,972	59,4643	Sim	59,6408	Sim
782	451,471	30,1496	Sim	30,5880	Sim
783	508,1008	218,1949	Não	218,1949	Não
784	486,459	161,6972	Não	161,6972	Não
785	465,969	10,0499	Sim	10,3315	Sim
786	456,507	21,9317	Sim	21,1400	Sim
787	480,948	51,5461	Sim	51,8117	Sim
788	435,493	9,0554	Sim	9,0413	Sim
789	504,925	34,2345	Sim	34,2755	Sim
790	475,514	35,7351	Sim	35,6068	Sim
791	489,963	45,5412	Sim	45,8892	Sim
792	484,493	16,6433	Sim	16,8446	Sim
793	498,978	41,6173	Sim	41,2154	Sim
794	487,477	7,2801	Sim	7,9529	Sim
795	477,964	32,3110	Sim	32,5887	Sim
796	505,490	16,2788	Sim	16,1436	Sim
797	432,960	29,2746	Sim	29,1759	Sim
798	469,459	21,3776	Sim	21,7643	Sim
799	483,967	20,2485	Sim	20,4011	Sim
800	444,499	17,0880	Sim	17,0124	Sim
801	486,408	19,0263	Sim	19,7215	Sim
802	499,1020	1,4142	Sim	1,5140	Sim
803	522,1009	39,6989	Sim	39,3863	Sim
804	397,990	49,3964	Sim	49,4928	Sim
805	450,508	25,0799	Sim	25,6124	Sim
806	463,991	58,7694	Sim	58,8373	Sim
807	417,511	84,1724	Não	58,9824	Sim
808	493,988	40,4475	Sim	40,3536	Sim
809	450,520	7,2801	Sim	7,4761	Sim
810	448,1023	48,7955	Sim	48,1260	Sim
811	468,459	32,2025	Sim	32,8309	Sim
812	531,1011	58,6941	Sim	58,4047	Sim
813	510,1033	12,0831	Sim	12,4142	Sim
814	460,508	26,9258	Sim	26,2062	Sim
815	493,963	28,8617	Sim	28,3719	Sim
816	468,534	18,6815	Sim	18,2754	Sim
817	448,979	4,0000	Sim	4,2557	Sim
818	469,520	11,4018	Sim	11,5276	Sim
819	459,973	21,9545	Sim	21,4384	Sim
820	391,517	13,8924	Sim	13,9623	Sim
821	472,1014	17,0294	Sim	17,2941	Sim

822	508,372	41,1461	Sim	41,1622	Sim
823	463,966	36,6879	Sim	36,5578	Sim
824	465,531	14,7648	Sim	14,0230	Sim
825	475,538	21,5407	Sim	21,6401	Sim
826	486,541	18,0278	Sim	18,5398	Sim
827	454,405	26,1725	Sim	26,3038	Sim
828	453,1035	57,0000	Sim	57,7121	Sim
829	465,468	55,3173	Sim	55,6468	Sim
830	459,1042	32,7567	Sim	32,8600	Sim
831	462,510	44,2832	Sim	44,4181	Sim
832	453,1041	15,0000	Sim	15,5510	Sim
833	427,483	25,4951	Sim	25,7356	Sim
834	468,970	12,0831	Sim	12,9509	Sim
835	490,991	11,1803	Sim	11,1075	Sim
836	456,517	66,9104	Não	56,0734	Sim
837	438,1008	33,5410	Sim	33,6172	Sim
838	430,513	25,9422	Sim	25,1478	Sim
839	507,991	22,8035	Sim	22,4949	Sim
840	456,531	21,3776	Sim	21,9812	Sim
841	411,532	35,4683	Sim	35,9774	Sim
842	513,1105	33,0152	Sim	33,9068	Sim
843	420,522	28,7924	Sim	28,0990	Sim
844	478,495	17,0294	Sim	17,9395	Sim
845	433,1000	20,5183	Sim	20,4205	Sim
846	958,950	34,2345	Sim	34,0377	Sim
847	754,804	59,1249	Sim	59,4204	Sim
848	796,1740	21,4709	Sim	21,8600	Sim
849	802,794	9,8489	Sim	9,3011	Sim
850	780,1592	37,5899	Sim	37,5299	Sim
851	778,1584	48,3736	Sim	48,4142	Sim
852	776,1636	873,9937	Não	8,1623	Sim
853	730,772	789,1622	Não	7,9908	Sim
854	774,1528	687,2067	Não	17,3259	Sim
855	699,876	701,3423	Não	7,9848	Sim
856	824,1574	63,9519	Não	36,6763	Sim
857	480,991	19,1050	Sim	19,4781	Sim
858	474,973	460,0533	Não	4,9101	Sim
859	462,525	52,0701	Sim	52,6818	Sim
860	468,994	497,0815	Não	4,0083	Sim
861	466,484	59,9368	Sim	59,8078	Sim
862	529,1060	6,2672	Sim	6,0886	Sim
863	517,421	126,8109	Não	12,4721	Sim
864	427,507	510,5644	Não	5,8160	Sim
865	481,996	479,0010	Não	14,8461	Sim
866	447,534	460,3314	Não	24,3253	Sim
867	484,987	37,8893	Sim	37,7489	Sim
868	454,519	11,1910	Sim	11,6419	Sim
869	754,1572	757,3493	Não	57,8488	Sim
870	687,776	58,6941	Sim	58,4215	Sim
871	720,774	75,2521	Não	57,0262	Sim
872	746,808	800,3905	Não	10,0016	Sim
873	766,1592	8,2418	Sim	8,1099	Sim
874	671,766	40,1069	Sim	40,6925	Sim
875	435,532	571,1059	Não	5,2277	Sim
876	465,1107	84,0952	Não	48,7088	Sim
877	490,1009	42,1347	Sim	42,8973	Sim
878	426,525	451,0044	Não	45,7887	Sim
879	459,960	442,3087	Não	44,0429	Sim
880	450,534	45,6001	Sim	45,1271	Sim
881	472,981	773,4080	Não	7,8327	Sim
882	768,1708	1110,7320	Não	11,1231	Sim
883	754,579	9,7447	Sim	9,2801	Sim
884	826,1560	180,6931	Não	180,0653	Não
885	528,1144	74,6020	Não	47,3851	Sim
886	540,399	592,8389	Não	5,3245	Sim
887	475,952	434,0737	Não	14,1622	Sim
888	463,532	43,9329	Sim	43,2637	Sim
889	495,949	423,1702	Não	42,0024	Sim
890	498,543	50,9769	Sim	50,3729	Sim
891	505,1002	614,3427	Não	41,5652	Sim
892	475,400	615,1593	Não	51,2325	Sim
893	483,1011	38,4708	Sim	38,1906	Sim
894	480,973	456,1853	Não	25,3535	Sim
895	442,525	39,4462	Sim	39,2803	Sim
896	444,498	506,0672	Não	5,2758	Sim

897	522,1003	8,5440	Sim	8,3446	Sim
898	481,1005	509,4330	Não	15,2203	Sim
899	480,505	454,0275	Não	15,8477	Sim
900	516,943	514,3890	Não	14,1048	Sim
901	481,445	55,3636	Sim	55,1377	Sim
902	445,991	49,1110	Sim	49,0440	Sim
903	478,510	9,8489	Sim	9,5264	Sim
904	477,520	45,7529	Sim	45,0816	Sim
905	520,997	92,6553	Não	59,1048	Sim
906	481,990	45,3084	Sim	45,7314	Sim
907	447,540	44,1250	Sim	44,3498	Sim
908	477,967	45,2319	Sim	45,5226	Sim
909	516,537	537,2690	Não	53,5079	Sim
910	475,1062	555,2027	Não	55,9209	Sim
911	498,517	440,0011	Não	44,0223	Sim
912	487,969	440,9671	Não	44,5604	Sim
913	447,534	8,6023	Sim	8,2649	Sim
914	444,546	426,8231	Não	42,0099	Sim
915	468,972	13,0000	Sim	13,0396	Sim
916	486,993	469,4603	Não	4,5961	Sim
917	459,523	510,3920	Não	51,1436	Sim
918	468,1015	518,0010	Não	5,9560	Sim
919	478,505	440,3283	Não	44,2095	Sim
920	507,963	415,1205	Não	4,3810	Sim
921	498,550	493,1460	Não	49,0150	Sim
922	501,1027	527,0114	Não	52,8439	Sim
923	472,520	464,1821	Não	4,1313	Sim
924	465,969	453,0894	Não	4,9154	Sim
925	457,541	135,9596	Não	56,1436	Sim
926	441,468	5,9437	Sim	5,2560	Sim
927	501,1048	54,8179	Sim	5,5542	Sim
928	481,984	469,1066	Não	4,2474	Sim
929	507,520	1141,4240	Não	59,0613	Sim
930	816,1616	878,1031	Não	58,2649	Sim
931	734,786	731,4985	Não	7,4070	Sim
932	842,1526	817,4797	Não	17,3665	Sim
933	824,724	876,2083	Não	16,6026	Sim
934	800,1614	797,5067	Não	7,8566	Sim
935	754,834	714,1211	Não	7,7200	Sim
936	806,1564	752,1655	Não	7,5880	Sim
937	724,818	140,5774	Não	14,7204	Sim
938	780,684	92,3195	Não	29,1462	Sim
939	760,1640	881,1277	Não	8,0219	Sim
940	689,780	7,9546	Sim	7,0805	Sim
941	786,1566	7,9776	Sim	7,6076	Sim
942	780,804	1651,5650	Não	51,2111	Sim
943	732,1522	119,4194	Não	11,3788	Sim
944	756,1630	833,4609	Não	33,3185	Sim
945	716,810	70,2638	Não	17,9040	Sim
946	720,718	938,9851	Não	38,5811	Sim
947	842,1662	172,2614	Não	27,4031	Sim
948	740,1588	768,0000	Não	37,6248	Sim
949	776,812	794,2777	Não	17,4713	Sim
950	760,1582	89,9889	Não	48,4351	Sim
951	766,1572	731,2735	Não	31,5524	Sim
952	705,802	9,0699	Sim	9,1540	Sim
953	808,1734	1105,7870	Não	11,3462	Sim
954	673,632	91,6005	Não	39,3038	Sim
955	776,1566	71,5052	Não	47,2195	Sim
956	691,810	763,8966	Não	7,2206	Sim
957	748,1556	753,3824	Não	7,9506	Sim
958	746,810	134,9370	Não	54,2201	Sim
959	786,840	746,0027	Não	7,0049	Sim
960	774,1608	830,4697	Não	8,2462	Sim
961	712,792	69,9683	Não	59,3011	Sim
962	744,1522	640,0125	Não	6,5734	Sim
963	750,874	675,3584	Não	6,9040	Sim
964	790,1524	704,2535	Não	7,4058	Sim
965	774,840	6,9609	Sim	6,8027	Sim
966	746,1546	94,3398	Não	9,6278	Sim
967	790,1644	8,0578	Sim	8,2009	Sim
968	732,854	82,9277	Não	8,4761	Sim
969	671,788	744,2211	Não	7,4793	Sim
970	772,1536	655,2778	Não	6,0805	Sim
971	683,868	6,7730	Sim	6,2015	Sim

972	730, 1562	762,7070	Não	7,9413	Sim
973	707, 782	804,7484	Não	8,5806	Sim
974	810, 1590	73,3461	Não	37,9104	Sim
975	726, 832	7,3174	Sim	7,5264	Sim
976	790, 1566	75,9859	Não	45,6321	Sim
977	742, 802	85,4283	Não	58,0827	Sim
978	707, 882	70,4503	Não	59,3011	Sim
979	788, 1604	683,5510	Não	61,6278	Não
980	750, 828	723,5814	Não	23,5946	Sim
981	748, 1594	765,1470	Não	7,1294	Sim
982	766, 840	70,8802	Não	50,9546	Sim
983	772, 834	742,1947	Não	24,0016	Sim
984	782, 1532	72,8011	Não	57,5455	Sim
985	786, 1596	787,0686	Não	7,2419	Sim
986	742, 850	47,8853	Sim	47,9812	Sim
987	762, 866	792,9798	Não	7,2567	Sim
988	736, 1660	832,6152	Não	8,9404	Sim
989	707, 850	708,5662	Não	7,9892	Sim
990	800, 1546	50,0121	Sim	50,2567	Sim
991	716, 970	148,6607	Não	48,0424	Sim
992	740, 814	657,9856	Não	57,6643	Sim
993	740, 1596	67,8010	Não	6,8027	Sim
994	722, 788	820,9123	Não	8,4102	Sim
995	774, 1604	186,9358	Não	18,1401	Sim
996	870, 1766	1212,3470	Não	12,1205	Sim
997	820, 601	94,2690	Não	49,6248	Sim
998	730, 1586	1049,7780	Não	49,3063	Sim
999	730, 792	88,4590	Não	48,5171	Sim
1000	766, 794	115,1564	Não	51,1470	Sim
1001	710, 832	712,1826	Não	12,5961	Sim
1002	844, 1552	90,6091	Não	9,1814	Sim
1003	822, 1620	812,3257	Não	21,4721	Sim
1004	796, 794	781,8197	Não	58,5132	Sim
1005	748, 1570	34,1321	Sim	34,5099	Sim
1006	822, 1540	26,3059	Sim	26,4422	Sim
1007	858, 1504	65,1304	Não	56,0710	Sim
1008	744, 814	78,5738	Não	58,7024	Sim
1009	790, 1578	66,0170	Não	62,2927	Não
1010	720, 800	767,2112	Não	7,4405	Sim
1011	754, 1572	54,1295	Sim	45,0528	Sim
1012	794, 1570	35,7771	Sim	35,4698	Sim
1013	734, 1570	762,7955	Não	27,7459	Sim
1014	764, 816	35,0571	Sim	35,1144	Sim
1015	744, 828	343,3497	Não	3,7262	Sim
1016	466, 982	529,1361	Não	29,6186	Sim
1017	436, 468	527,0607	Não	27,4498	Sim
1018	465, 982	4,9722	Sim	4,2041	Sim
1019	433, 502	29,1548	Sim	29,6552	Sim
1020	460, 499	524,6951	Não	5,4721	Sim
1021	489, 988	596,4830	Não	5,0675	Sim
1022	531, 409	598,1078	Não	5,8027	Sim
1023	471, 994	522,1743	Não	5,2681	Sim
1024	460, 495	39,3954	Sim	39,3323	Sim
1025	477, 499	79,7559	Não	59,9416	Sim
1026	442, 546	459,0534	Não	4,9410	Sim
1027	457, 985	513,6584	Não	51,2803	Sim
1028	451, 516	37,7359	Sim	37,4571	Sim
1029	442, 522	70,0357	Não	7,9648	Sim
1030	433, 468	536,5370	Não	5,8771	Sim
1031	489, 985	650,6919	Não	50,6648	Sim
1032	804, 1574	65,1559	Não	56,8589	Sim
1033	818, 774	813,7936	Não	13,2801	Sim
1034	798, 1556	96,1665	Não	9,5440	Sim
1035	848, 1664	902,6118	Não	9,3409	Sim
1036	758, 766	58,3095	Sim	58,3820	Sim
1037	742, 832	16,0312	Sim	16,0789	Sim
1038	742, 850	733,3519	Não	7,7892	Sim
1039	862, 1554	737,4171	Não	37,2047	Sim
1040	683, 844	24,5979	Sim	24,5109	Sim
1041	477, 1002	20,2238	Sim	20,2377	Sim
1042	516, 993	142,2849	Não	24,9682	Sim
1043	487, 110	119,7080	Não	19,0496	Sim
1044	499, 978	48,6083	Sim	48,0463	Sim
1045	480, 501	594,0320	Não	5,9798	Sim
1046	514, 1095	150,7116	Não	15,2249	Sim

1047	465,951	576,3827	Não	5,5608	Sim
1048	432,367	12,8445	Sim	12,7313	Sim
1049	451,508	627,6942	Não	27,6401	Sim
1050	486,1110	614,3940	Não	14,5453	Sim
1051	486,513	478,6538	Não	4,8083	Sim
1052	501,975	57,2477	Sim	57,2401	Sim
1053	453,403	556,1520	Não	55,2165	Sim
1054	468,949	57,2253	Sim	57,0440	Sim
1055	430,364	13,2004	Sim	13,9849	Sim
1056	439,487	49,6009	Sim	49,9723	Sim
1057	439,991	68,9638	Não	6,5132	Sim
1058	516,952	44,2028	Sim	44,7018	Sim
1059	540,520	143,0000	Não	14,9932	Sim
1060	448,450	209,3084	Não	59,0198	Sim
1061	369,1041	59,0750	Sim	59,6925	Sim
1062	508,403	66,4831	Não	59,2557	Sim
1063	495,1077	123,2234	Não	123,5549	Não
1064	412,462	13,0384	Sim	13,1788	Sim
1065	445,981	14,3178	Sim	14,2801	Sim
1066	486,1009	40,0125	Sim	40,3015	Sim
1067	486,510	33,6155	Sim	33,8418	Sim
1068	453,486	25,4951	Sim	25,6483	Sim
1069	502,996	40,8044	Sim	40,5079	Sim
1070	471,498	48,7647	Sim	48,0963	Sim
1071	481,1135	11,4018	Sim	11,3953	Sim
1072	496,510	24,1868	Sim	24,4102	Sim
1073	469,978	59,7611	Sim	59,4721	Sim
1074	492,1011	49,5782	Sim	49,2806	Sim
1075	445,522	59,2030	Sim	59,6891	Sim
1076	459,966	24,8395	Sim	24,4070	Sim
1077	439,477	17,0000	Sim	17,3160	Sim
1078	770,850	32,7567	Sim	32,8117	Sim
1079	844,680	2,2361	Sim	2,7475	Sim
1080	822,1688	11,7047	Sim	11,8483	Sim
1081	790,1528	111,8302	Não	51,1780	Sim
1082	687,806	131,3659	Não	51,5383	Sim
1083	460,994	40,3609	Sim	40,5495	Sim
1084	450,526	18,4391	Sim	18,2541	Sim
1085	468,1002	3,6056	Sim	3,9024	Sim
1086	469,490	5,3852	Sim	5,5079	Sim
1087	444,978	31,9061	Sim	31,3084	Sim
1088	459,997	55,4437	Sim	55,9209	Sim
1089	448,522	19,1050	Sim	19,0591	Sim
1090	475,966	51,1077	Sim	51,5612	Sim
1091	484,534	50,5371	Sim	50,3450	Sim
1092	418,997	670,4663	Não	57,1045	Sim
1093	519,388	369,5294	Não	369,5294	Não
1094	514,1029	25,9615	Sim	25,4070	Sim
1095	435,990	7,0711	Sim	7,0518	Sim
1096	436,460	1082,9080	Não	1082,9080	Não
1097	466,981	36,2353	Sim	36,7657	Sim
1098	459,468	43,9318	Sim	43,1953	Sim
1099	484,441	29,2746	Sim	29,6364	Sim
1100	465,528	22,0000	Sim	22,7558	Sim
1101	471,516	39,2173	Sim	39,5132	Sim
1102	516,993	13,4536	Sim	13,6922	Sim
1103	618,936	40,4969	Sim	40,9209	Sim
1104	828,800	75,2130	Não	75,4129	Não
1105	710,780	43,2666	Sim	43,5362	Sim
1106	746,1562	124,2578	Não	56,5468	Sim
1107	724,1584	43,4166	Sim	43,9532	Sim
1108	786,1546	121,2106	Não	59,9348	Sim
1109	762,838	132,5179	Não	59,9697	Sim
1110	730,820	35,0000	Sim	35,9154	Sim
1111	738,1580	53,8145	Sim	53,6080	Sim
1112	772,1592	43,9659	Sim	43,1213	Sim
1113	760,778	40,5216	Sim	40,3411	Sim
1114	7561562	57,2451	Sim	57,7254	Sim
1115	728,814	28,7924	Sim	28,6925	Sim
1116	716,874	22,5610	Sim	22,5663	Sim
1117	928,1738	2,0000	Sim	2,7507	Sim
1118	720,632	41,6293	Sim	41,2485	Sim
1119	794,1582	59,4811	Sim	59,7088	Sim
1120	724,748	22,4722	Sim	22,3812	Sim
1121	804,1574	26,4008	Sim	26,6615	Sim

1122	730, 758	107,2054	Não	57,8566	Sim
1123	820, 1638	49,0408	Sim	49,5597	Sim
1124	828, 832	128,4134	Não	58,1613	Sim
1125	714, 838	36,6742	Sim	36,8680	Sim
1126	806, 1544	24,0832	Sim	24,2139	Sim
1127	850, 1582	50,6063	Sim	50,4428	Sim
1128	736, 834	49,6488	Sim	49,3921	Sim
1129	762, 1558	17,0880	Sim	17,8595	Sim
1130	752, 806	128,1562	Não	58,3955	Sim
1131	714, 804	43,9090	Sim	43,4083	Sim
1132	748, 1584	110,6752	Não	11,6055	Sim
1133	826, 1604	67,4166	Não	27,1036	Sim
1134	738, 812	116,4560	Não	46,0440	Sim
1135	685, 784	26,0192	Sim	26,4799	Sim
1136	762, 1612	5,0000	Sim	5,4560	Sim
1137	844, 1734	55,2268	Sim	55,3826	Sim
1138	766, 740	72,9452	Não	27,0719	Sim
1139	738, 1564	40,4475	Sim	40,7720	Sim
1140	732, 808	76,2758	Não	76,9210	Não
1141	780, 1572	48,7647	Sim	48,0759	Sim
1142	812, 812	24,5153	Sim	24,6708	Sim
1143	828, 1586	20,2238	Sim	20,7245	Sim
1144	726, 824	122,4132	Não	62,7313	Não
1145	786, 1622	41,4367	Sim	41,0479	Sim
1146	738, 778	46,6905	Sim	46,6552	Sim
1147	732, 1598	65,2763	Não	57,4365	Sim
1148	756, 1594	41,1096	Sim	41,8160	Sim
1149	738, 786	93,7230	Não	39,8027	Sim
1150	834, 1480	23,4094	Sim	23,8600	Sim
1151	772, 1598	101,6366	Não	51,5524	Sim
1152	732, 768	88,8426	Não	58,2041	Sim
1153	916, 1732	40,8044	Sim	40,8284	Sim
1154	898, 626	42,8019	Sim	42,1569	Sim
1155	510, 1018	54,0833	Sim	54,8017	Sim
1156	430, 487	52,1536	Sim	52,6371	Sim
1157	520, 408	15,1328	Sim	15,5432	Sim
1158	553, 1102	696,0208	Não	696,0208	Não
1159	744, 796	45,6070	Sim	45,7414	Sim
1160	740, 784	30,6757	Sim	30,4682	Sim
1161	756, 1604	27,4591	Sim	27,0751	Sim
1162	810, 814	35,6090	Sim	35,2862	Sim
1163	764, 1598	35,3412	Sim	35,9703	Sim
1164	816, 1566	78,8543	Não	58,0447	Sim
1165	790, 1582	28,8617	Sim	28,5059	Sim
1166	703, 1730	982,4220	Não	59,8488	Sim
1167	802, 1534	60,2080	Não	40,4721	Sim
1168	748, 818	33,1059	Sim	33,1402	Sim
1169	768, 826	35,0000	Sim	35,8117	Sim
1170	748, 1670	37,6563	Sim	37,4317	Sim
1171	728, 1566	8,6023	Sim	8,3372	Sim
1172	681, 890	82,2010	Não	28,1144	Sim
1173	701, 832	36,0139	Sim	36,8275	Sim
1174	685, 832	87,1149	Não	48,3600	Sim
1175	922, 1674	70,1783	Não	37,8600	Sim
1176	812, 1538	31,9667	Sim	29,4866	Sim
1177	822, 599	29,0000	Sim	20,3837	Sim
1178	822, 1718	894,1331	Não	59,6603	Sim
1179	705, 1658	141,3153	Não	59,4331	Sim
1180	834, 754	13,0623	Sim	8,8844	Sim
1181	830, 1756	26,2354	Sim	19,3341	Sim
1182	732, 1548	88,3233	Não	58,1706	Sim
1183	675, 1746	44,2945	Sim	44,9769	Sim
1184	768, 1502	444,9461	Não	444,9461	Não
1185	776, 1618	2,2204	Sim	2,2802	Sim
1186	712, 818	44,3847	Sim	44,6189	Sim
1187	812, 1540	39,4588	Sim	39,8259	Sim
1188	784, 1566	15,2971	Sim	15,7658	Sim
1189	661, 798	28,1603	Sim	28,1401	Sim
1190	776, 1550	18,0278	Sim	18,0816	Sim
1191	760, 838	59,3385	Sim	53,5264	Sim
1192	774, 1576	117,6860	Não	57,5973	Sim
1193	750, 808	71,1126	Não	7,3285	Sim
1194	710, 786	44,2100	Sim	38,0669	Sim
1195	732, 1540	49,3491	Sim	40,0179	Sim
1196	862, 1810	759,0323	Não	7,3416	Sim

1197	802,1612	34,8749	Sim	24,5495	Sim
1198	728,1660	2,7459	Sim	2,7742	Sim
1199	724,812	230,5176	Não	220,0622	Não
1200	766,1668	65,3758	Não	59,9026	Sim

Média	142,8779	44,5489
Mínimo	1,4142	1,5140
Quartil 1	23,0705	17,7556
Mediana	43,5315	33,9032
Quartil 3	73,8456	51,5418
Máximo	1784,0396	1109,9840
Desvio-Padrão	263,9244799	86,25958032

