

谨以此论文献给我的导师和亲人！

———— 邱欣欣

# 基于环结构特征的视网膜血管图像配准算法研究

学位论文答辩日期: \_\_\_\_\_

指导教师签字: \_\_\_\_\_

答辩委员会成员签字: \_\_\_\_\_  
\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

## 独 创 声 明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含未获得 \_\_\_\_\_(注：如没有其他需要特别声明的，本栏可空)或其他教育机构的学位或证书使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签名： 签字日期： 年 月 日

---

## 学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，并同意以下事项：

1. 学校有权保留并向国家有关部门或机构递交论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。
2. 学校可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。同时授权清华大学“中国学术期刊(光盘版)电子杂志社”用于出版和编入CNKI《中国知识资源总库》，授权中国科学技术信息研究所将本学位论文收录到《中国学位论文全文数据库》。

(保密的学位论文在解密后适用本授权书)

学位论文作者签名： 导师签字：  
签字日期： 年 月 日 签字日期： 年 月 日

# 基于环结构特征的视网膜血管图像配准算法研究

## 摘要

视网膜图像配准是视网膜图像分析的重要分支之一，它对于眼科医师进行眼科疾病的预防、分析和检测具有重要的作用，引起了研究人员的广泛关注。基于特征的配准方法是图像配准的两种主要方法之一，它通常采用鲁棒的配准特征如视网膜的血管及视神经盘等，因而对视网膜图像配准来说更为有效。在本文中，我们提出了一种基于多尺度与多环特征，结合从局部到全局配准策略的复合配准方法（LGMM），成功应用于 VARIA 数据库的视网膜血管图像配准。主要研究工作如下：

1. 基于多小波核及多尺度分层分割方法，得到具有不同血管细节的多尺度分割血管图，以降低选用较差分割结果图造成的特征提取失败的概率。多尺度分割结合进一步的预处理步骤，完成了骨架化二值图像的提取。
2. 从骨架化二值图像提取一种新的配准特征 - 环结构用于视网膜血管图像配准，环结构是由动脉和静脉血管的分叉点、交叉点及相连接的血管组成的结构。与其他配准特征相比，环结构特征更具有唯一性和鲁棒性，其可由我们提出的基于空间信息的深度优先搜索算法（SDFS）提取。将具有不同顶点数的环结构进行组合可得到多环结构。
3. 提出了从局部到全局的配准策略。首先，对环结构特征进行扩展，得到环 - 血管特征，作为局部初次配准的特征点进行相似性变换；然后，由参考图像与变换后的待配准图像，找到图像全局范围内未配准的分叉点，与环 - 血管组成环 - 血管 - 分叉点特征，进行全局的二次配准。实验证明通过以上策略可有效提高配准的准确率。
4. 给出了骨架化对齐误差度量（SAEM）方法用于得出最优的分割尺度和环结构特征，同时自动地得到最优的配准结果。

本文提出了一种新的视网膜血管图像配准方法（LGMM），并在 VARIA 视网膜血管图像数据库上与其它基于特征的方法进行了对比实验。结果表明我们提出的方法在正确性和鲁棒性方面较其他基于特征的方法表现更加优异，对于视网膜图像配准是可行和有效的。

关键词： 视网膜血管图像；图像配准；环结构

# Retinal Vessel Images Registration Algorithm via Cycle Structure

## Abstract

Retinal image registration is one of the important branches for retinal image analysis, and is essential and crucial for ophthalmologists to prevent, analyze and diagnose various ophthalmic diseases, hence attracts more and more attention of researchers. Feature-based methods, as one of main ways for image registration, are generally more effective as they usually use robust features such as retinal vessel and optic disk. In this thesis, we propose a comprehensive method using multiscale and multicycle features for retinal vessel image registration under global to local strategy (LGMM). The main research contributions are as follows:

1. The multiscale vessel maps generated by multiwavelet kernels and multiscale hierarchical decomposition contain segmentation results at varying image resolutions in different levels of vessel details, which can greatly decrease the probability of feature extraction failure because of bad segmentation result. Then we get the binary images for registration combined with some pre-processing procedures.
2. A new registration feature-Cycle structure is proposed from binary images. The Cycle structure, consists of vessel bifurcation points, crossover points of arteries and veins, and the connected vessels. Compared to other features, the Cycle structure feature is more unique and robust, which can be found by our Space-based Depth-First Search (SDFS) algorithm. Then the multicycle features are extracted composed of various combinations of cycle structures with different numbers of vertices.
3. The strategy form local to global for registration is presented here. Firstly, the Cycle structure feature is expanded to Cycle-Vessel feature and global initial registration is implemented by the matched Cycle-Vessel feature points using similarity transformation. Secondly, the unaligned bifurcation points are searched by the reference image and transformed floating image to form the Cycle-Vessel-Bifurcation feature and local final registration is completed by the Cycle-Vessel-Bifurcation feature points. Experimental results show that the strategy can effectively improve the registration accuracy.
4. The Skeleton Alignment Error Measure (SAEM) is calculated for optimal scale and cycle structure feature selection, yielding the best registration result intelligently.

This thesis proposes a new retinal image registration method (LGMM) and make com-

parative experiments with some feature-based methods. Experimental results show that our method outperforms the other methods using different features in terms of accuracy and robustness, is feasible and effective in retinal image registration.

**Keywords:** **retinal vessel images, image registration, Cycle structure**

## 目 录

1 緒論 .....	1
1.1 引言 .....	1
1.2 图像配准基本概念及方法 .....	3
1.2.1 配准基本概念和流程 .....	3
1.2.2 配准方法 .....	3
1.2.2.1 基于灰度信息的配准方法 .....	4
1.2.2.2 基于特征的配准方法 .....	4
1.2.3 特征匹配 .....	4
1.2.4 变换模型 .....	5
1.2.5 精度估计 .....	5
1.3 视网膜配准国内外研究现状 .....	6
1.4 主要工作内容及安排 .....	8
2 图像预处理与环结构 .....	10
2.1 预处理 .....	10
2.1.1 多尺度分割 .....	10
2.1.2 连通区域标记法去噪 .....	11
2.1.3 空洞填充和骨架化 .....	12
2.2 配准特征简述 .....	14
2.2.1 点匹配特征 .....	14
2.2.2 结构匹配特征 .....	15
2.3 环结构概念 .....	17
2.4 本章小结 .....	18
3 多环结构构造 .....	20
3.1 环结构检测与提取 .....	20
3.1.1 特征点检测 .....	20
3.1.2 基于 SDFS 的环结构提取算法 .....	22
3.2 环结构描述与匹配 .....	26
3.2.1 环结构描述 .....	26
3.2.2 相似性度量 .....	28
3.2.3 多环结构构造 .....	29

3.3 本章小结 .....	30
4 从局部到全局的配准策略 .....	31
4.1 局部初始配准 .....	31
4.1.1 环 - 血管特征 .....	31
4.1.2 相似性变换 .....	33
4.2 全局最终配准 .....	37
4.2.1 全局配准原理 .....	37
4.2.2 全局配准过程 .....	39
4.3 本章小结 .....	40
5 实验对比与分析 .....	42
5.1 骨架对齐误差度量 .....	42
5.2 数据集 .....	44
5.3 对比实验 .....	44
5.3.1 变换模型对比 .....	44
5.3.2 特征对比 .....	47
5.3.3 算法对比 .....	47
5.4 本章小结 .....	53
6 总结与展望 .....	54
6.1 总结 .....	54
6.2 展望 .....	55
参考文献 .....	56
致 谢 .....	59
个人简历、在学期间发表的学术论文与研究成果 .....	60

# 1 絮论

## 1.1 引言

视网膜是眼部结构的内层，是一层透明的薄膜，由于色素上皮细胞和脉络膜的关系，眼底呈现均匀的橘红色<sup>[1]</sup>。视网膜负责感光成像，就如一架照相机里的感光底片，同时具有初步的信息处理功能。人眼看东西时，物体发出的光线经过折光系统在视网膜上成像，视网膜的感光细胞会将感到的光转变为神经信号，并传递到大脑，大脑各部分进行工作，建立起看到的物体的概念。

视网膜的中心是视神经盘，由于这里没有感光细胞，因此也被称为盲点。而动脉和静脉血管构成了复杂的血管网络，动脉看起来更明亮些，因为动脉负责运输氧气丰富的血液给身体的各个器官，静脉血管的血液含氧量较低，颜色更加深一些。同时动脉血管比其周围的静脉血管要细一些，动脉中的中心反射现象比静脉中的更明显。视网膜中的血管形态几何结构符合某些物理性质的结构准则，其唯一性的结构构造可以用来做生物识别方面的研究，在某些研究里作为初步的识别步骤。图 1-1 中所示为一幅典型的视网膜眼底图像及其对应的血管结构图<sup>①</sup>。

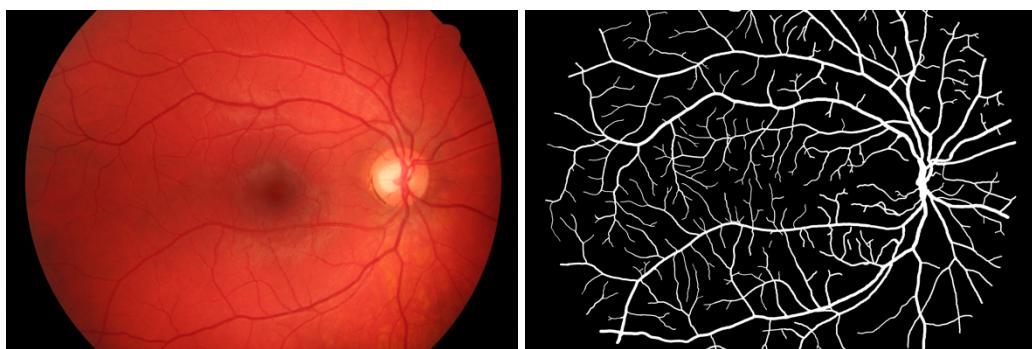


图 1-1 一幅典型的视网膜眼底图像及血管骨架图

正因为视网膜在人体健康方面的重要作用，对于它的相关方面的研究具有重要的意义。研究人员通过 OCT 图像采集等方法将不同个体的、不同时间、不同模态的图像采集下来，这些视网膜血管图像包含珍贵的局部和时间信息，因此广泛用于分割、识别、配准等目的的研究。

视网膜图像分析在生物图像分析及基于计算机的疾病诊断方面吸引了许多学者和研究人员的关注，并得到了较大的发展。这里我们着重介绍视网膜图像配准

<sup>①</sup> <https://www5.cs.fau.de/research/data/fundus-images/>

在医学方面的重要作用。现今，视网膜图像配准技术越来越多的应用在一些眼科方面的疾病的诊断和治疗方面：对用激光治疗前后的视网膜图像进行配准以找到因激光造成的疤痕和烧伤；对同一个患者不同时间采集的视网膜图像进行配准以追踪病变的过程，如糖尿病视网膜病变、老年黄斑变性、青光眼、巨细胞病毒视网膜病变等疾病；实时的配准方法还可以在激光手术中用作眼科医生的基本工具使用。图 1-2 中所示为糖尿病视网膜病变和青光眼的视网膜示例图像，可以观察视网膜已经发生了很明显的病变。

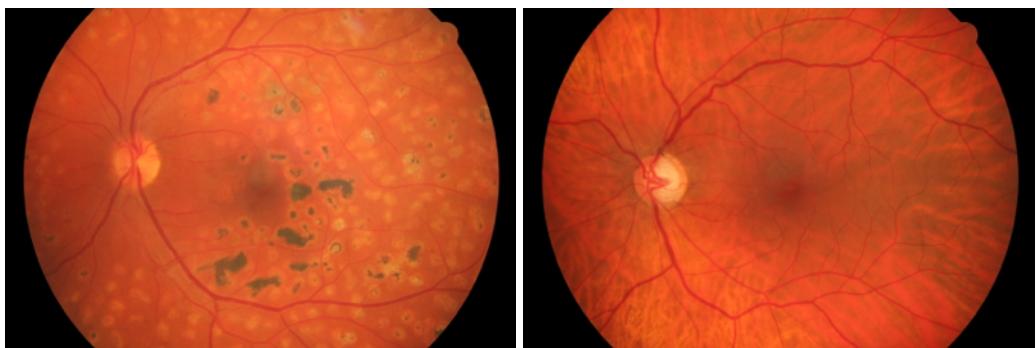


图 1-2 糖尿病和青光眼病变的视网膜图像

视网膜图像配准是一个极具挑战性的课题，这主要体现在以下几个方面<sup>[2]</sup>：

1. 视网膜的表面是弯曲的，近乎球型，配准的变换模型需要将这点考虑进去。
2. 图像采集时的照明，有时过于刺目或者暗淡，造成视网膜的某一部分在不同的采集情况下有不同的灰度性质。而采集过程中产生的噪声也对特征提取等配准过程造成影响。如图 1-3 中所示，由于照明的强弱造成的视网膜采集图像的模糊、阴暗的情况。
3. 某些情况下，视网膜图像的大部分区域结构不够清晰，即血管结构特征不明显，主要的特征甚至只能观察到视神经盘。
4. 因为疾病或者年龄的影响，视网膜结构部分区域发生了较大的改变。
5. 视网膜血管在某些情况下可能只有 2 到 3 个像素的宽度，这就对配准的精度提出了更高的要求。

考虑到上述的问题，研究人员们针对不同方面进行了研究，我们在本文中提出的基于环结构的视网膜血管图像配准算法，有效利用了多尺度与多环的特征，并结合从局部到全局的配准策略，应用于视网膜图像数据集中，取得了良好的效果。

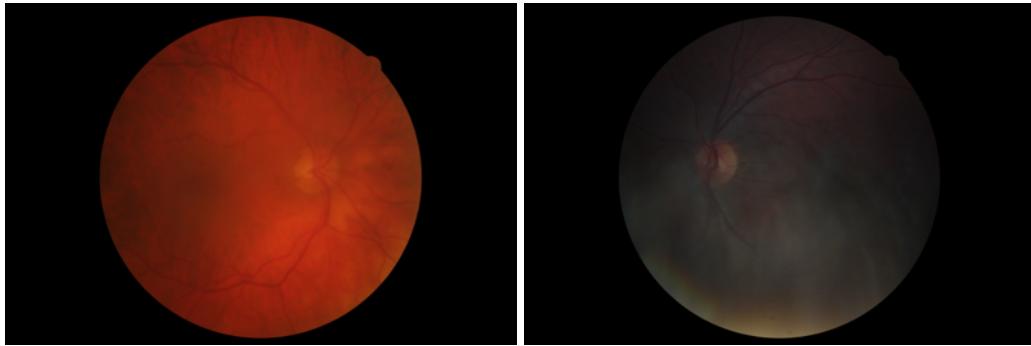


图 1-3 质量较差的视网膜采集图像

## 1.2 图像配准基本概念及方法

### 1.2.1 配准基本概念和流程

图像配准 (Image registration) 指的是将不同采集设备、不同时间或不同条件 (气候、照明条件、视角等) 下获取的同属一个场景的两幅乃至多幅图像进行匹配、叠加的过程<sup>[3]</sup>，它几何地将两幅图像进行对齐。通常，我们将在配准过程中不会发生改变，用作结果参考的图像称作参考图像，另一幅需要进行参数变换的图像称作待配准图像。图像配准广泛应用于计算机视觉，医学图像成像，生物成像和脑映射等领域。

图像配准的主要流程通常包括以下四步<sup>[4]</sup>：

1. 特征检测。我们通常挑选一些具有显著特色的物体，包括某些区域、边界、轮廓、线的交叉等作为特征。作为进一步的处理，这些特征可以被表示为它们的点表达式，如使用重心来表示物体，线的末端点来表示直线等，这些点常被称作控制点 (CPs)。通过上述方法对参考图像和待配准图像提取特征可得到相应控制点 (特征点)。
2. 特征匹配。在这一步，参考图像和待配准图像的特征的对应关系会被检测出来。我们通过各种各样的特征描述符和相似性度量方法，利用特征中的空间关系，可以得到匹配的特征点对。
3. 变换模型估计。在这一步，会选择出合适类型的映射函数 (变换模型) 并求解出空间坐标变换参数，用于将参考图像和待配准图像进行配准。而该变换参数是通过上步求得的对应特征点对计算得到的。
4. 图像重采样和变换。待配准图像根据变换模型进行变换以完成最后的配准。

### 1.2.2 配准方法

目前我们广泛使用的主要有两种配准方法<sup>[5]</sup>。

### 1.2.2.1 基于灰度信息的配准方法

基于灰度的配准方法不需要预先进行提取特征等预处理工作，而是获取整幅图像的灰度信息进行统计分析，以此为依据，建立起参考图像与待配准图像间的相似性度量，然后通过寻找使得相似性度量得到最优值的空间变换模型参数，以完成配准。目前的基于图像灰度信息的方法主要有互相关，相位相关和互信息等方法。

基于灰度信息的配准方法需要得到整个图像的灰度信息以完成配准，并且为了找到最优的相似性度量值需要进行大量的运算，这大大提高了计算的复杂度。同时，在图像质量较差或两幅图像重叠覆盖的区域较小的情况下，基于灰度的配准方法可能无法成功的进行图像配准。

### 1.2.2.2 基于特征的配准方法

基于特征的配准方法首先需要对图像进行某些预处理操作，如分割和特征提取，然后利用得到的特征进行相似性度量已完成对应特征的匹配，并建立起两幅图像间的空间映射关系，最后完成配准。

这些特征通常为图像中显著的区域（如湖泊<sup>[6]</sup>，田地，建筑<sup>[7]</sup>）、线条（如区域边缘，物体轮廓<sup>[8]</sup>，海岸线，路径<sup>[9]</sup>）、点（如区域拐点，线的交叉点<sup>[10]</sup>，小波变换的局部极值点<sup>[11]</sup>）等。理想的配准特征应该是独特的、稳定的、广泛分布于图像并且能够在图像中有效检测到的。特征之间的相似性由特征提取的准确性决定，这也要求检测到的特征之间的相同元素应尽可能的高，同时尽量不受到图像几何形变，附加噪声和扫描场景的影响。

与基于灰度信息的配准方法相比，基于特征的配准方法表达信息在更高的层次，可以极大减少计算量、提高算法的效率，同时对图像灰度变化有一定的鲁棒性。但是，由于该算法通常只采用图像的部分特征信息，所以它对于特征提取、特征匹配的精度及准确性要求较高，同时对错误也非常敏感。

### 1.2.3 特征匹配

在我们通过以上两种方法得到灰度信息、区域、点等特征后，需要进行特征的匹配以得到对应的特征对用于求取变换参数，而特征匹配是通过相似性度量完成的。

对基于灰度的配准特征匹配来说，相似性策略又分为基于灰度差值，灰度互相关和信息论的度量方法。灰度间的差值度量通常依据于像素灰度差的平方和（SSD）或归一化值<sup>[12]</sup>，SSD 值越低，说明两幅图像的相似性越好。互相关方法则

根据 Pearson 的互相关系数或互相关比率，作为图像的相似性度量。而基于信息论的相似性度量则大部分依据于互信息（MI）<sup>[13]</sup> 或由其衍生的方法。

对于基于特征的配准方法来说，特征匹配的方法主要有基于空间关系的方法，基于不变描述符的方法等。其中基于空间关系的方法主要通过计算控制点间的距离信息和它们的空间分布信息。如<sup>[14]</sup> 在极小化其间的广义距离来进行配准基础上提出了结合均方根平均值，对连续的变换距离进行更好的度量。特征匹配的另一种选择，是对特征的描述子进行估计匹配，即基于不变描述符的方法。这种方法是将特征用某种描述方法表达，然后计算两幅图像中特征的描述的相似程度决定是否为对应特征，其中特征的描述子需要满足以下几个条件：不变性、唯一性和稳定性等。最简单的特征描述子是图像的灰度值，其他还有形状，分叉点角度，矩不变量等。

#### 1.2.4 变换模型

在找到控制点的对应关系后，需要进行变换模型的选择及参数估计。一般来说，变换模型的类型取决于待配准图像假定的几何形变，取决于图像获取的方法（如图像扫描仪可能造成的失真和误差），及要求的配准结果的精度。

根据所使用的图像数据的数量，可以将变换模型分为两种类型：全局模型，这种方法会使用所有的控制点来估计一系列的映射函数参数，这些参数对整张图像都是有效的；另一种是局部映射模型（或弹性变换模型），这种方法将图像看作由一系列 patches 组成，由每个局部区域分别决定映射模型的参数。

常用的全局映射模型有相似性变换模型、仿射变换模型、投影变换模型及二阶或高阶多项式变换等。几种变换模型各有特点，需要根据实际需要进行选择。在实际操作中，高阶多项式的使用较少，因为它们在待配准图像进行变换时经常会在远离控制点的区域造成没必要的扭曲失真现象。

通常控制点的数量要比变换模型要求的最低参考点数量要多。变换模型的参数估计然后由最小二乘法<sup>[15]</sup> 计算完成，该算法可以保证控制点造成的计算误差最低，但可能造成最后的控制点不是准确地一对一的。

局部的映射方法需要了解局部区域的可用信息，在某些场景下局部变换比起全局变换更加灵活，比如处理局部特征的大扭曲等。

#### 1.2.5 精度估计

对于配准结果，我们需要一种评价方法来对配准结果进行准确性评估，然而在图像配准领域，目前并没有一个统一的评估方法。目前最主要的评估方法有两种：

1. 专家主观评估：由医务工作者或研究人员凭借自己的经验来判断配准的准确性。配准结果的等级可分为四类：

- (a) 好 (Good): 配准结果较好，可做实际研究使用，误差在一个像素以内。
- (b) 可接受 (Accepted): 配准结果不如 (a)，但也可以接受，误差大于一个像素。
- (c) 不可接受 (Not Accepted): 配准结果不够好，无法用于研究使用，误差在一个像素到三个像素之间。
- (d) 差 (Bad): 配准结果无法使用，误差较大，度量值大于三个像素。

然而这种方法不仅耗时耗力，效率较低，同时用人眼观察存在着较多的主观因素，并不是一种十分科学的方法。

2. 客观评估：即根据配准结果的数据进行准确性的评估。客观评估以数据为依据，最大限度的去除了人为因素的干扰。

常见的客观准确性评估方法有以下几种<sup>[15]</sup>：

**匹配误差：**匹配误差即计算在对应控制点对中，错误匹配的对数。在配准的特征匹配阶段，这是需要极力避免的错误，因为错误的匹配通常会造成配准失败。为避免错误的匹配，可以采用匹配算法和交叉验证的方法进行匹配。匹配算法可以单独使用，也可以同时使用两种不同的匹配算法，通过一致性检验来鉴别错误的匹配，只有那些被两种算法全都鉴别为有效的控制点对才会保留下来用于后续的配准。在没有可靠的匹配算法的情况下，可以使用交叉验证的方法来剔除错误的控制点对。交叉验证方法的具体过程如下：在每一轮从控制点对集中去除一对控制点并计算映射模型参数，然后检查在这种情况下该剔除点对的映射情况，若这对控制点间的偏移量小于阈值，则认为这对点是有效的。

**对齐误差：**它指的是我们用来配准的映射模型与实际的图像间的几何形变的差距。实际中对齐误差不可避免，这是由于我们选择的映射模型与图像实际的几何形变可能不一致，而计算的模型参数也可能不准确。常见的对齐误差估计方法有：计算对应控制点的均方误差 (CPE) 估计、测试点误差 (TPE) 估计等。在对齐误差估计方面，同样可以采用一致性检验的方法。

### 1.3 视网膜配准国内外研究现状

视网膜配准作为眼科疾病的研究、预防、治疗的重要手段，获得了众多研究人员的关注。其中视网膜配准方法也主要分为两类：基于灰度信息的配准方法与基于特征的配准方法。

在基于灰度信息的配准方法方面，互相关方法已经应用于单模态的眼科图像

配准<sup>[16]</sup>, 互信息<sup>[17]</sup>也成功应用于多模态的视网膜图像配准。然而在两幅图像之间的覆盖率较低的情况下, 相似性矩阵的计算通常会被非覆盖区域的错误信息误导, 因此基于灰度信息的方法通常无法成功的完成图像的配准工作。为克服这个困难, 人们提出了基于感兴趣区域 (ROI) 的方法来计算相似性矩阵, 以提高相似性矩阵的正确率, 增强配准结果准确率。然而, 除此之外, 基于灰度信息的方法在一些图像质量较差如照明发生变化的情况下, 也不能进行很好的处理。

一些研究表明基于特征的方法更加适合于视网膜图像配准。基于特征的方法过程通常为: 提取特征, 由相似性度量找到对应的特征, 再通过合适的变换方法, 得到变换参数, 最后完成配准。通常视网膜配准中使用的特征有血管网络, 分叉点, 视神经盘, 视网膜中央凹等特征。

常用的不依赖于血管特征的一般性的视网膜图像配准方法有: Lowe 等利用尺度不变特征变换 (SIFT)<sup>[18]</sup>, 一个用于提取有特色的不变特征的算法, 完成了视网膜配准。在算法中指出, SIFT 特征对图像缩放和旋转是保持不变的, 并且对于变换造成的扭曲形变, 视角的改变, 照明的改变及噪声的存在都具有足够的鲁棒性。然而 SIFT 特征仅被设计用来进行单模态配准, 它的尺度不变性可能造成在进行高阶变换时, 没有足够的控制点对。另一个得到广泛使用的特征是加速稳健特征 (SURF)<sup>[19]</sup>, SURF 依据于哈尔小波变换, 充分利用了 SIFT 的长处, 比 SIFT 特征速度更快、对图像变换的鲁棒性更高。

依据于视网膜常见的血管等结构特征, 人们做出了如下的研究: Peli 等<sup>[20]</sup> 在文中提出了基于视网膜血管和视神经盘特征的配准方法。Zana 和 Klein<sup>[21]</sup> 使用分叉点及其周围的血管方向用于多模态配准。很多基于特征的方法使用分叉点作为配准特征, 因为它是血管的一个显著特征。Can 和 Stewart 等<sup>[22]</sup> 提出了一个分级的基于 landmark 特征 (由分叉点, 血管周围分支的方向, 血管宽度组成) 的配准算法, 其参数估计阶段分为三级: 初始匹配集由基于零阶的平移变换和相似性权重直方图估计; 然后采用仿射变换和最小均方误差对减少的匹配集进行再次估计; 最后, 采用 12 个参数的高阶变换得到最终的变换参数和对应控制点。Can 和 Stewart 等提出的算法可以有效避免不匹配的对应特征和特征的错配现象, 后在此基础上, Stewart 等又进一步提出了 Dual-Bootstrap 迭代最近点 (Dual-Bootstrap ICP) 算法<sup>[22]</sup>。通过采用从简单到复杂的变换模型, 将 bootstrap 区域从局部到全局扩展, 在模型阶数和区域大小两个方面逐步提高, 最终完成整幅视网膜图像的配准, 实验结果表明, 最后的配准结果精度在一个像素之内。后续 Tsai 等<sup>[23]</sup> 基于 GDB-ICP 算法, 实现了视网膜多模态荧光素血管造影图像的配准。此外, Chanwimaluang 等<sup>[24]</sup> 提出了一种结合区域和特征的混合配准方法, 其中使用血管树的分叉点或交叉点作为 landmark 特征。Perez-Rovira 等<sup>[25]</sup> 提出了 RERBEE 算

法，使用血管结构（分叉点和血管片段）特征进行配准。这些方法大都依赖于单个分叉点或交叉点的分支角度，因此特征准确度较低并且易造成错配，对于配准来说不够唯一和可靠。

上述的算法，都可以称作点匹配配准算法，其过程是找到两个点集的空间变换关系以完成对齐匹配。在基于特征的图像配准算法里，点集即通过特征提取得到的特征。典型的点匹配算法有迭代最近点（ICP）算法<sup>[26]</sup>、鲁棒点匹配（RPM）算法<sup>[27]</sup>等。与点匹配算法相比，结构匹配算法的特征更具唯一性，因此能有效避免错配的发生。如 Chen 等<sup>[28][29]</sup>提出了一种 bifurcation 结构作为配准特征，bifurcation 结构即由一个主分叉点和与它相连的三个分支点组成的结构，并使用归一化的分支角度，相邻的两个分叉点间的长度作为特征向量。Shen 等<sup>[30][31]</sup>在 bifurcation 结构上提出了局部精细配准的方法对 bifurcation 结构方法进行扩展。然而，在血管图太过细节的情况下，bifurcation 结构对于配准来说仍然不够唯一和可靠，并且由于分割采用的为单一尺度，如果分割结果较差，对分割血管要求较高的 bifurcation 结构可能不会取得较好的配准结果。

考虑到上述情况，我们提出了环结构这一新的血管特征来进行视网膜的图像配准。所谓环结构，是由视网膜的动脉和静脉的血管的分叉点、交叉点及相连接的血管组成的结构。与其他特征相比，环结构更加具有唯一性和可靠性，其对平移，旋转，缩放具有不变性，不仅可以用于图像配准，还可以用于视网膜识别和验证等方面。为了克服配准对于血管分割的依赖性，我们采用了多小波核和多尺度分级分割的方法以得到多个尺度的血管图，不同的尺度代表了视网膜血管分割的不同细节程度。然后我们采用提出的基于空间信息的深度优先搜索算法（SDFS）来提取环结构，并根据提取的拥有不同特征点数的三、四、五点环组成多环结构。根据对应的环结构 - 血管特征点，我们进行了初次的局部初始配准，同时为了处理远离环结构的区域可能出现的血管未对齐情况，我们又进行了二次全局配准。经过从局部到全局的两级配准策略，我们得到了完整并且稳定的环 - 血管 - 分叉点特征，并得到了最终的配准结果，最后，骨架化对齐误差估计（SAEM）被提出以得到最优的配准尺度和环结构，同时选择出最优的配准结果。图 1-4 为我们提出的视网膜血管图像配准算法流程图。

## 1.4 主要工作内容及安排

本文的主要工作内容及安排如下：

第一章为绪论，主要介绍了研究的相关背景、课题来源，重点阐述了图像配准的基本概念和各个流程的研究内容，和国内外视网膜配准研究发展现状及本文

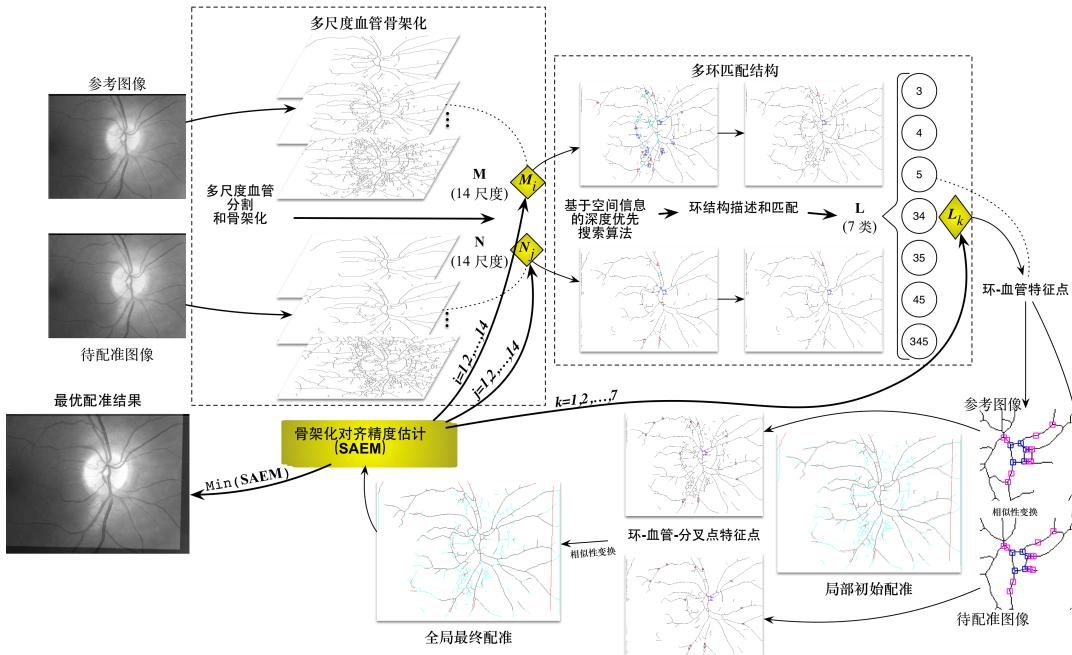


图 1-4 基于多尺度和多环结构的从局部到全局的视网膜血管图像配准算法流程图

的主要研究工作内容。

第二章主要介绍了视网膜图像的预处理过程，包括多尺度分割，连通区域标记去噪，填充孔洞和骨架化过程。同时提出了多尺度的概念，表明多尺度分割对于配准特征提取的重要作用。最后介绍了环结构的概念：环结构是由动脉和静脉的血管的分叉点、交叉点及相连接的血管组成的结构。阐述了图论中关于环的概念，并给出了寻找环结构就是寻找视网膜血管图的最小环基的推论。

第三章介绍了环结构检测步骤：分叉点与交叉点检测、滤除无效特征点，提取环结构。重点介绍了环结构提取算法：基于空间信息的深度优先搜索算法（SDFS）。最后介绍了环结构描述方法，及多环结构的概念及构造方法。

第四章描述了从局部到全局的配准策略。提出了对环结构进行扩展，构造环-血管特征作为局部初始配准变换模型的输入。介绍了多种几何变换模型，并提出选择相似性变换作为变换的模型。在局部初始配准的基础上，介绍了利用全局分叉点，组合成环-血管-分叉点特征，进行二次全局配准的策略。

第五章介绍了配准误差度量方法：骨架对齐误差度量（SAEM）算法。阐述了我们进行配准实验所用的数据集，并进行了变换模型、配准特征、配准方法等对比实验。

第六章对本文的主要工作进行了总结，并提出了对未来的展望。

## 2 图像预处理与环结构

### 2.1 预处理

因硬件条件的限制，采集图像通常存在着血管与背景对比度低、照度不均匀、大量噪声点分布等问题，这大大增加了自动识别分析的难度。因此，我们需要对其做适当的预处理，以便于提取视网膜图像重要的血管特征，用于下面的配准工作。预处理工作主要由基于多小波核和多尺度的分割方法<sup>[32]</sup>，阈值去噪、填充空洞和骨架化步骤组成。经过这几步处理，最终得到了单像素的灰度图像用于下步的环结构提取。

#### 2.1.1 多尺度分割

在我们的工作中，选择了基于多尺度和多小波核的视网膜血管分割方法来进行多尺度的血管分割<sup>[32]</sup>。这种方法预先不需要对视网膜图像预处理与训练，因此能直接用于不同特征的图像集。同时它采用自适应的阈值方法，而不需要人工进行参数的调整。它的主要步骤是：

1. 利用多小波核的对应滤波技术（MFMK）处理杂乱的血管边缘，明亮的局部特征等问题，得到增强后的视网膜图像。
2. 为解决图像噪声去除和血管正确定位的问题，对归一化的增强图像应用多尺度分层的分割方法。多尺度分层分割方法是一个迭代的分割过程，每一次迭代图像的分辨率增强，能够定位到的血管越来越小。这个过程是由一个简单的尺度参数控制的，它控制了血管细节的程度，血管的信息都储存在血管图中。同时通过一个必要条件确定最优分割结果及尺度。
3. 基于前面过程提取的血管边缘信息确定阈值平面，并通过局部自适应阈值得到最终的血管二值图像。

图 2-1 显示了一幅视网膜图像及对应的几个尺度的分割结果。

由图 2-1 分割结果可以观察到，从图 (a) 到图 (b)，分割出来的血管数量逐渐增多，一些细小的血管也逐渐分割出来，但同时噪声也在增加。随着分割层数的增加，提高了噪声增加的概率。在<sup>[32]</sup> 提出的多小波核和多尺度分层分割中，为了降低噪声，同时最大程度的保留血管细节，通过使信噪比（SNR）最大，可以得到最优分割结果同时得到相应的尺度参数值。图像的信噪比一般为信号与噪声的功率谱之比，但我们通常用信号与噪声的方差之比近似估计图像信噪比。

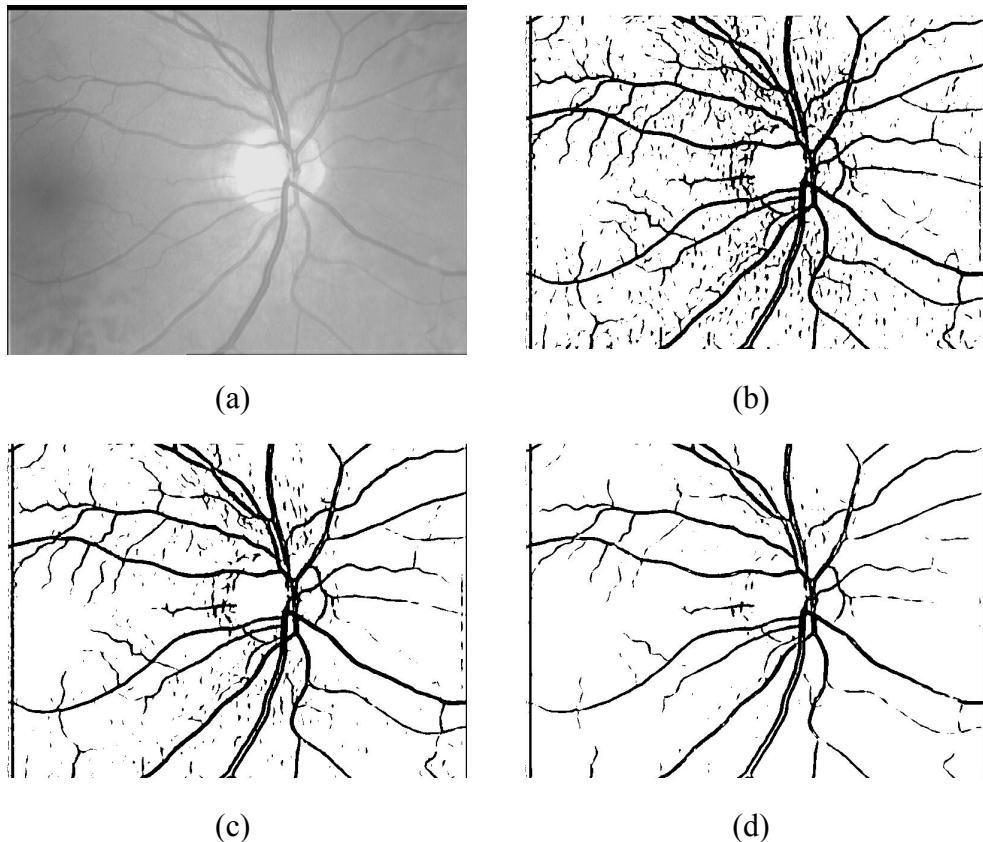


图 2-1 一幅视网膜图像及对应 3 个尺度的分割结果

不同尺度的分割结果代表不同程度的细节信息，在实际视网膜图像中构建环结构需要较丰富的血管细节信息，同时也要排除噪声的干扰，我们很难判断哪个尺度的分割结果可以有利于得到我们的环结构，而单个最优尺度分割结果不一定适合我们环结构构建的要求。因此在本文中，我们选择不同图像分辨率下的 14 个尺度的血管分割二值图作为下一步处理的分割图，可以有效避免因单个尺度的分割结果不理想造成的特征提取失败。后续我们会通过一系列处理选出最优配准结果对应的尺度。

### 2.1.2 连通区域标记法去噪

在分割后的多个尺度的图像中存在着噪声，这对环结构的提取造成了困难，本文中我们采用连通区域标记方法对图像进行去噪。连通区域标记是在计算机视觉和图像分析处理的众多应用领域中较为常用的方法，它首先标记二值图像中所有的目标像素，由此形成多个被标示的连通区域，然后我们在此基础上获取这些区域的轮廓、质心、不变矩等几何参数，在一些需要将前景目标提取出来以便进行后续处理的应用场景中常能够用到连通区域分析方法。通常连通区域标记方法处理的对象是二值化后的图像。常用的连通区域标记法有两遍法、种子填充法等。

连通区域一般是指图像中具有相同像素值且位置相邻的前景像素点组成的图像区域。我们可以通过这个定义在图像中找到连通区域，给它们每一个赋予一个唯一的标示（Label），如1、2、3…，以区别其他连通区域。根据像素相邻关系的不同，可以分为4连通标记、8连通标记，如下图2-2所示。

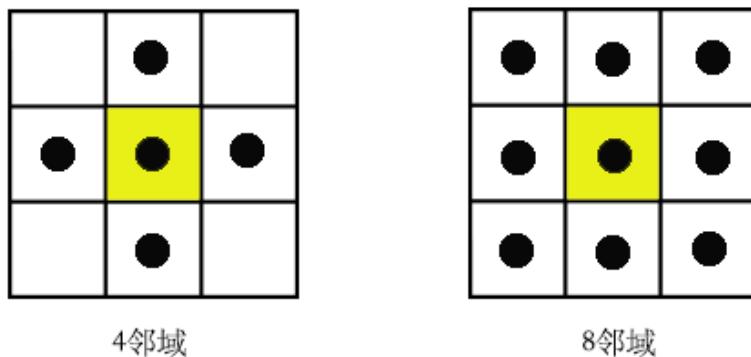


图2-2 4邻域与8邻域图示

4连通是指如果有两个像素，其中一个像素的位置在另一个像素的上、下、左、右，就判定这两个像素是连通的；8连通则是说一个像素的位置在其他像素相邻的上、下、左、右、左上角、左下角、右上角或右下角，则认为它们是连通的。本文采用8连通区域标记。

在将多尺度分割后分割后的视网膜图像通过连通区域标记后，我们将像素个数小于阈值的连通区域判定为非血管进行去除。通过滤除噪声，可以有效降低对后续骨架化和寻找环结构的干扰。

### 2.1.3 空洞填充和骨架化

通过对分割后图像的观察，我们可以看到分割出的血管有时会出现中空的现象。这是由于视网膜图像的动脉和静脉血管在拍摄时出现中心光线反射<sup>[33]</sup>造成的。中心反射现象更易出现在血管氧气丰富，尤其是光照比静脉略有不足的动脉上。它会使一条血管出现两条痕迹，在下一步的骨架化中被误认为两条血管，从而对于配准准确性产生影响。

因此我们采用传统的先膨胀、再腐蚀方法对多尺度分割图像进行操作以填充孔洞。膨胀、腐蚀是图像形态学中常见的操作方法。由图2-3可以看出，经过膨胀、腐蚀后的血管空洞得到了填充，这样在骨架化的时候就会正确的识别为一条血管，保证了骨架化的正确性。最后我们对经过膨胀腐蚀处理后的血管进行骨架

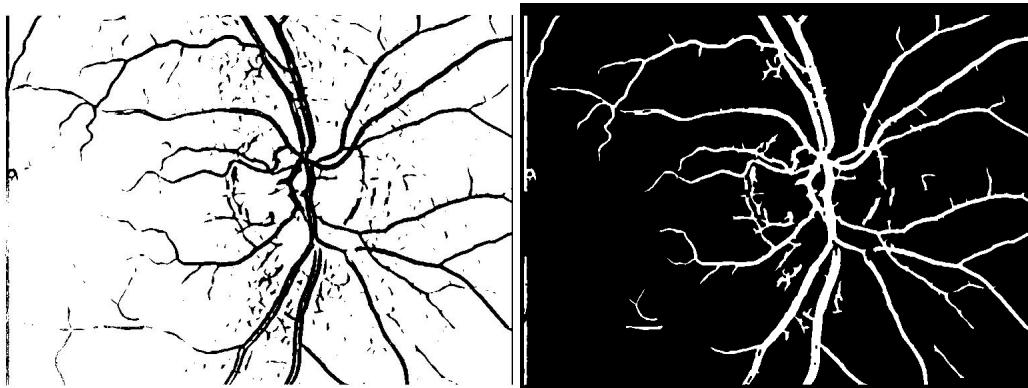


图 2-3 分割图像与填充后图像对比

化操作以得到单像素宽度的血管树，这里采用的是 Nicholas R. Howe<sup>①</sup> 实现的轮廓修建骨架化方法，是由 Alex Telea 提出。这个方法的主要思想是：将骨架上的一个点看做一个圆的中心，这个圆在多个点碰触图像的边缘。灰度骨架化图像的灰度值是基于沿着图像的周长连接最远距离的两点的最短距离，骨架上由于小的边缘扰动形成的毛刺则会有较小的灰度值，即使它们很长。如果圆碰到两个不连续的边（如 O 型的内外），则骨架化在那个点是一个无限的过程。为了得到最终的骨架化结果，应该根据轮廓的噪声突出的预期大小来选择阈值。骨架是一种更为简洁、明了的表示方法，它不仅充分显示了视网膜血管的轮廓信息，还能够保持视网膜的拓扑属性，对于后续的处理也更有优势。图 2-4 显示了最终的骨架化结果，经过了骨架化处理，视网膜血管的大体轮廓及血管细节可以清晰的观察到。

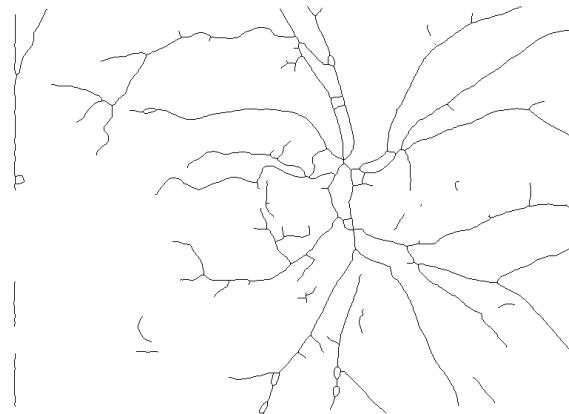


图 2-4 与图 2-3 对应的最终的骨架结果

我们将视网膜配准的参考图像与待配准图像都进行了上述的多尺度分割，去噪，血管填充和骨架化处理，最终分别得到了 14 个血管骨架化结果（参考图像的每个  $N_j, j = 1, 2, \dots, 14$  需要与待配准图像的每个  $M_i, i = 1, 2, \dots, 14$  进行一一对

<sup>①</sup> <http://www.cs.smith.edu/~nhowe/research/code/>

齐), 下一步我们将进行环结构的寻找。

## 2.2 配准特征简述

### 2.2.1 点匹配特征

为了完成后续的坐标变换, 我们必须首先选择合适的视网膜特征。众所周知, 对于基于特征的配准方法来说, 只要采用足够鲁棒的特征, 配准的精度会大大提高。而特征匹配的准确度越高, 对于后续的变换模型的参数估计越加有利。一个好的特征应该对不同的变换模型保持特征不变性, 在噪声的条件下仍然保持足够的鲁棒性。我们观察视网膜图像得知, 最重要的特征便是其血管网络及有血管组成的分支结构。而对于视网膜的血管和分叉点作为特征在配准中的应用, 都有大量的学者对此进行了广泛的研究。

关于血管的特征提取方法, 大概分为两种: 一种为像素处理方法, 先对图像进行自适应滤波或分割, 再进行收缩或分叉点分析以得到血管的骨架图。这种方法需要对每个图像像素进行处理和操作。另一种为血管追踪算法, 它的过程是: 首先定位一个初始点, 然后利用每个图像像素的局部图像性质去迭代的追踪血管。提取到的特征是沿着血管中心线的追踪点, 最终的结果是血管的中心线。它仅仅处理与血管相似的像素, 避免了对每个图像像素的处理, 因此也被称作“探索性算法”。这种方法的缺点是易被血管的灰度值的不连续性或血管的断裂影响。

虽然血管对几何形变和灰度值的改变足够鲁棒, 但其本身并不适合作为一个配准的特征, 通常将求取视网膜血管作为进一步提取配准结构的预处理, 如上述的两种方法都可以作为求取分叉点的预处理步骤。

对于分叉点来说, 它们广泛存在于视网膜图像中, 也是人眼观察视网膜图像易观察到的重要特征, 因此分叉点结构是一个得到广泛使用的配准特征。为了使分叉点在配准时更加唯一, 我们需要采用一些不变的特征来标识分叉点, 易观察到分叉点的各个分支的角度是不随着平移, 旋转, 缩放而改变的, 因此可以作为标识分叉点的合适的选择。图 2-5 为一个带有三个分支角度的分叉点实例。

在文献<sup>[21]</sup> 中, 为了找出参考图像与待配准图像的对应的分叉点, 提出了以下的度量方法:

$$d(M', \theta_i) = \inf_{j=1 \dots 4, k=-1 \dots 1} \{|\theta_i - \theta'_j| + 2k\pi\} \quad (2-1)$$

其中  $M$  和  $M'$  是两幅图像上对应的点,  $\theta_i$  和每个  $\theta'_j$  由单位圆上的一点表示,

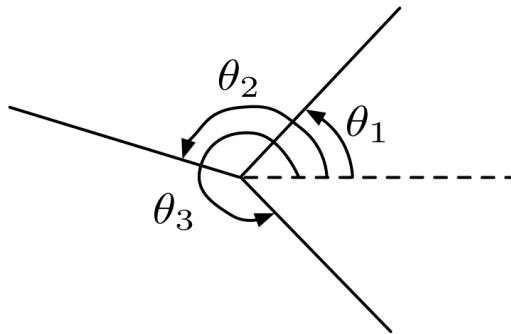


图 2-5 一个带有三个角度的分叉点实例

$d(M', \theta_i)$  等于从到离他最近的点之间的弧度。其中， $M$  和  $M'$  的距离定义如下：

$$d(M, M') = \inf \left\{ \sum_{i=1}^4 d(M', \theta_i); \sum_{j=1}^4 d(M, \theta'_j) \right\} \quad (2-2)$$

实际上为分叉点和之间的相似性度量。然后采用贝叶斯霍夫变换和仿射参数估计，选择最优变换参数来完成配准。然而，分叉点结构若只使用角度来标识本身特性作为配准特征，有如下不可忽视的缺点：分叉点分支间的角度不具有唯一性，对一幅视网膜图像来说存在许多个分叉点，分叉点的分支角度都极为相似，这就使得在求取对应特征分叉点时极易造成错配，因此对于配准目的来说不够可靠。

在<sup>[22]</sup>中，作者提出了基于分叉点的 landmark 结构。每个 landmark 由一个分叉点，该分叉点的三个血管分支的方向角度，以及对应的血管的宽度组成。其中方向角度的差值（即该分支的分支角度）和血管宽度的比率对于图像的平移，旋转，缩放是不变的。因此一个 landmark 的不变的 signature 特征由分叉点的分支角度及血管宽度比率组成，共 6 个变量，如图 2-6 所示。该不变的 signature 特征向量用来做两个分叉点的相似性度量，每个 signature 特征向量都能找到与之最近的匹配，然后当 signature 特征向量间的马氏距离在 95% 的置信卡方不确定性边界内时，确定最终的匹配特征向量。

上述为传统的依据分叉点作为配准特征的情况，考虑到单纯的分叉点结构逐渐无法满足日益准确的配准结果的要求，学者们又做了许多研究的工作，将配准的特征从以往简单的基于点配对的技术，转换到基于结构的配准方法，更多的考虑到了视网膜整体的结构特征。

### 2.2.2 结构匹配特征

Chen 等人<sup>[28]</sup>提出了一种新的结构特征来进行视网膜图像配准，也就是所谓的 bifurcation 结构。一个 bifurcation 结构由一个主分叉点和它的三个邻域分叉点

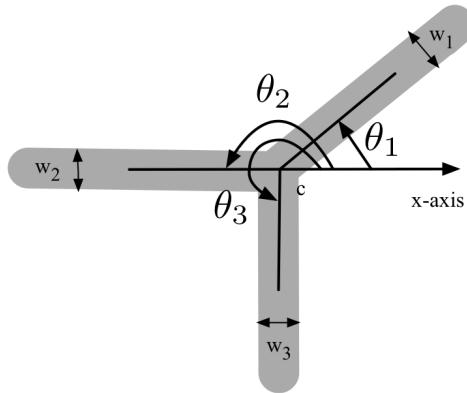


图 2-6 landmark 图示

组成，如图 2-7 所示。

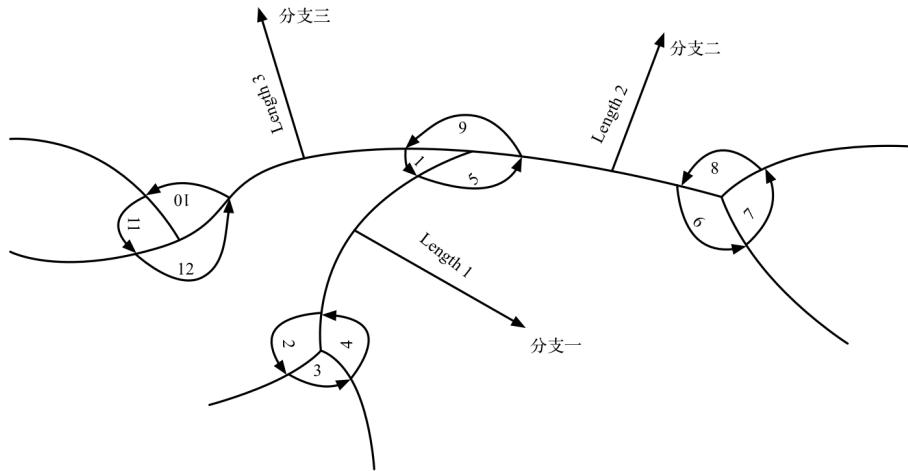


图 2-7 Bifurcation 结构示意图

上述 bifurcation 结构的主分叉点有三个邻域分支，其长度编号分别为 1,2,3 而角度的编号为 1,5,9，而每个分支与一个邻域的分叉点相连。该 bifurcation 结构的特征向量由归一化的分支角度、长度组成：

$$\begin{aligned} x &= \{lengths, angles\} \\ &= \{L_1, L_2, L_3, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \alpha_7, \alpha_8, \alpha_9, \alpha_{10}, \alpha_{11}, \alpha_{12}\} \end{aligned} \quad (2-3)$$

其中  $l_i$  和  $\alpha_i$  分别代表归一化后的长度和角度：

$$\begin{aligned} l_i &= \frac{i-th branch length}{sum\{length1, length2, length3\}} \\ \alpha_i &= \frac{i-th branch angle in degree}{360^\circ} \end{aligned} \quad (2-4)$$

由于所有分支角度和长度的和为 1，上述公式 2-3 的特征向量可以简化为：

$$x = \{L_1, L_2, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_5, \alpha_6, \alpha_7, \alpha_{10}, \alpha_{11}\} \quad (2-5)$$

该特征向量对于平移、旋转、缩放甚至是适度的扭曲来说是不变的。需要注意的是： $x$  中长度最大的分支应该取做第一个元素。这种处理机制是为了确保特征向量对平移和尺度保持不变。特征匹配过程将会在所有结构对中找到相似性最高的作为匹配的特征对。

与简单的分叉点相比，提出的 bifurcation 结构的特征向量还包含了有序的长度和角度元素。只要血管结构可以被分割出来，bifurcation 结构可以极大的降低匹配过程的错配率，从而更加有利于我们进行后续的配准工作。作者提出的基于结构特征的配准方法为众多研究人员提供了新的思路，本文环结构的提出也受此启发。

同时我们也应看到，bifurcation 结构极大依赖于分割方法，只有拥有较好的分割结果才能顺利的提取分叉点及它的邻域分叉点结构；同时，在提取的 bifurcation 结构较少或集中在视网膜图像的一侧时，易造成结果的部分配准和血管未对齐的情况。而针对这些问题，我们提出了基于多尺度和多环结构的视网膜配准方法，实验结果表明，我们的方法较成功的解决了以上的问题。下面我们将着重介绍我们提出的环结构的相关概念。

### 2.3 环结构概念

视网膜的血管结构由动脉、静脉组成，再加上血管末梢组成了丰富的血管网络，从而组成了“环”。我们把环结构定义为由动脉和静脉的血管的分叉点、交叉点及相连接的血管组成的结构，如图 2-8 所示，三种颜色分别代表三、四、五点环。

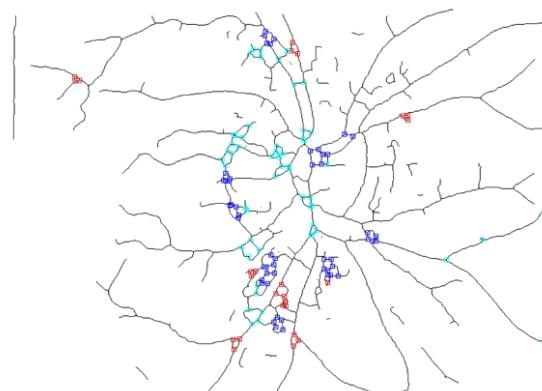


图 2-8 一幅视网膜图像的所有环结构图

事实上“环”的概念来源于图论，在图论中，一个图  $G$  定义为一个有序对  $G = (V, E)$ ，其中点集  $V$  是顶点的集合， $E$  则是边的集合同时是  $V$  的二元子集，即一条边与两个顶点相连，并且这种连接关系被表达为对应特定边顶点的无序对。

下面是关于图的几个概念：

图可分为有向图和无向图：若一个图中每条边均有方向，称为有向图；若一个图中每条边都是无方向的，则称为无向图。

有权重图（赋权图）与无权重图：有权重图是每一条边均有权值的图，无权重图则为图的每一条边都不含有权值的图。

度（Degree）：一个顶点的度是指与该顶点相关联的边的条数，顶点  $v$  的度记作  $d(v)$ 。

顶点的邻接（Adjacent）：对于无向图  $G = (V, E)$ ，若顶点  $V$  和  $W$  之间至少有一条边相连，则称顶点  $V$  和  $W$  互为邻接点，即  $V$  和  $W$  相邻接。

在一个无向图  $G$  中，“环”指的是多个边的简单集合，其中“环”的每个顶点的度是偶数，而顶点的度等于与该顶点相连的边的个数。如果一组“环”组成了图  $G$  的环空间，那么这组环叫做图  $G$  的环基，即环基是图  $G$  的向量空间的基，在这个向量空间中，每组基向量代表一个简单环。一个图  $G$  的每个环基有相同数量的环，与它的环空间的维数相等。一个图  $G$  可以有多组环基，如果该图的一个环基它的所有环的权重的和最小，那么这个环基就称为图  $G$  的最小环基。在无权（重）图中，一个“环”的权重为环的边的数量。

图的最小环基在许多领域都有广泛的应用，如用于决定公共运输系统的行程安排<sup>[34]</sup>，在生物学中用来从基因序列数据中决定单体型<sup>[35]</sup>，进行电力网络的分析，还可应用于结构工程，化学，平面重建等方面，因此成为众多学者研究的课题内容。

在视网膜图像中，视网膜血管网络可以看做一个无向无权图，血管的分叉点、交叉点为图的顶点，两个分叉点或交叉点之间的血管为边。我们定义的环结构则构成了视网膜血管图的最小环基，因此寻找环结构可以看做寻找视网膜血管图的最小环基。

## 2.4 本章小结

本章主要介绍了视网膜图像的预处理过程，主要包括多尺度分割，连通区域标记去噪，填充空洞和骨架化过程。重点讲述了连通区域标记的过程和轮廓修建骨架化过程。同时提出了多尺度的概念，通过控制视网膜血管图像下不同尺度的变化，得到存在不同细节程度的分割结果，与单一分割结果相比，避免了因单个

分割结果失败造成后续的配准失败的情况，而且更有利于下步环结构的构建。

本章重点介绍了环结构的概念：环结构是由动脉和静脉的血管的分叉点、交叉点及相连接的血管组成的结构。阐述了图论中关于环的概念，并给出了寻找环结构就是寻找视网膜血管图的最小环基的推论。

### 3 多环结构构造

多环即拥有不同数量顶点的环结构的多种组合。

#### 3.1 环结构检测与提取

环结构的提取过程可以分作两步：寻找组成环的特征点（分叉点和交叉点）；根据特征点构造环结构。

##### 3.1.1 特征点检测

我们用来组成环结构的特征点包括二值骨架化血管网络的分叉点和交叉点。在视网膜图像中，分叉点指的是一条血管由一条变为两条处的节点，通常为三叉点；交叉点指的是由于视网膜的两条血管发生覆盖、交叉，在图像上显示出相交的情况形成的点，通常为四叉点。如图 3-1 所示的三、四叉点。

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

(a)

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

(b)

图 3-1 三叉点与四叉点

特征点的搜索过程如下：

首先，已知在二值骨架化图像中，背景为黑，其像素值为 0，血管骨架为白，其像素值为 1。对图像中每个像素，计算其八邻域内像素值为 1 的个数，若像素值为 1 的个数大于等于 3，则认为这个像素有可能为分叉点或交叉点，否则该像素只能是孤立点或血管上的普通一点。

然后，将这些满足条件的点进行八连通区域标记（通过 MATLAB 的 *bwlabel* 函数），构成该连通区域的每个点其八领域内像素值为 1 的个数都大于等于 3，然后求得每个连通区域的一个或两个中心点。我们把这个中心点作为备选特征点，

这主要考虑到三分叉点、四交叉点的特性及一些特殊的情况。其中，将所有连通区域按连通区域内的像素个数，分为简单连通区域（像素个数  $< 6$ ）和复杂连通区域（像素个数  $\geq 6$ ）。构成简单连通区域的分叉点或交叉点一般较为标准，因此直接求取中心点即可，图 3-2 为简单连通区域的图例，红色处即为连通区域中心。对



图 3-2 简单连通区域图例

于复杂连通区域，一般分为三种情况，一种是连通区域显示为两个分叉点或交叉点，而在实际图像中为一个分叉点，如图 3-3 所示，这种情况的处理方式与简单连通区域的处理方式相同；第二种是在该连通区域内存在多个分叉点或交叉点，首先要将它们合理区分开来，如图 3-4，图 3-5 所示为连通区域像素个数为 6 的情况，图 3-6 是连通区域像素个数大于 6 的情况。在这些情况下，需要先将它们分为两部分（两者分离方法略有不同），然后分别求出中心点，即为我们所求的备选特征点；第三种情况是由于骨架化处理不完全造成了连通区域内多像素聚集，分叉点或交叉点难以定位的问题，如图 3-7，图 3-8 所示，由于这种情况下分叉点或交叉点定位不清晰，在后面的环结构匹配中无法和其他正常环结构进行比对，因此只简单求得该连通区域的中心点作为备选特征点即可。当处理复杂连通区域时，先判断是否为第一种情况，再依次处理下面的各种情况。

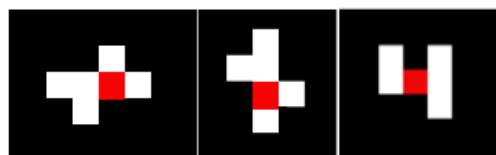


图 3-3 连通区域显示为两个分叉点，实际是一个分叉点的情况



图 3-4 连通区域像素个数为 6 的复杂情况之一

本文中求得中心点的方法主要采用了 MATLAB 的图像分析函数：*regionprops* 中的 *Centroid* 参数求重心。当该函数寻找到的中心处的像素其值为 0（即没有实际像素点存在）时，则给该点赋值为 1。这些特征点可以被看作图论中的顶点而与它们相连的血管可以被看作边。

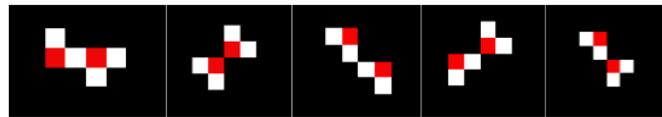


图 3-5 连通区域像素个数为 6 的复杂情况之二

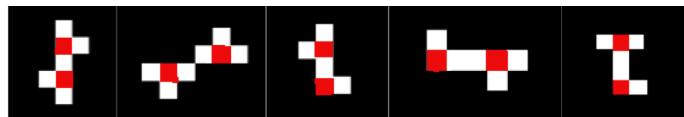


图 3-6 连通区域像素个数大于 6 的复杂情况

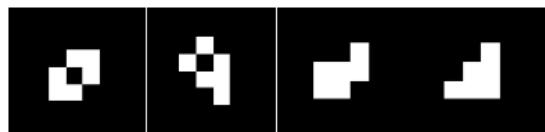


图 3-7 难以定位分叉点或交叉点的情况之一



图 3-8 难以定位分叉点或交叉点的情况之二

找到特征点后，下一步需要求出各特征点之间的连接关系。具体方法如下：以一个特征点为起点，沿其八邻域逐渐向外搜索，当找到像素值为 1 的点时即判断该点是否为特征点，若该点为特征点则它即为与这个特征点相连的一个特征点，若不是特征点，说明该点为与这个特征点相连的血管上的一点，因此需要沿着该方向继续搜索。当所有方向全都搜索到特征点或已到血管末尾，则该特征点的搜索完成。此时另选一特征点重复上述步骤，直到所有特征点都找到与其相连的特征点，并将各特征点连接关系放入连接关系表中。

最后，我们采取了一种迭代去除无效特征点的方法对备选特征点进行筛选，即逐次去除度等于 1 的顶点（特征点），这是因为根据环的定义，一个顶点属于环当且仅当它有两个相邻的顶点。这样，经过这一步骤，就去除了一些独立的，不能构成环结构的特征点。

图 3-9 中的例子分别给出了备选特征点与经过滤除的最终的特征点。

### 3.1.2 基于 SDFS 的环结构提取算法

正如上面提过的，从视网膜血管网络中寻找环结构等同于计算一个无向无权图的最小环基，而检测图中的最小环基现今是一个广泛讨论的问题，因此存在着

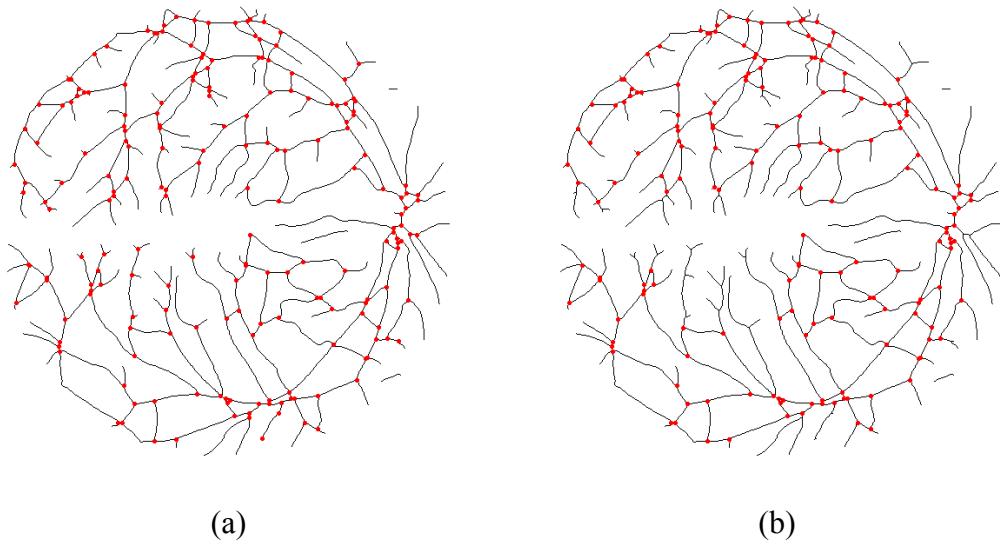


图 3-9 所有特征点及滤除后的特征点对比

多种计算最小环基的方法，这些方法通常涉及到图的遍历的知识。现今存在着两种遍历方法：深度优先搜索（DFS）与广度优先搜索（BFS），两种方法各有特点。

深度优先搜索的思想是：由一个初始点开始访问，继而访问这个点的一个邻接的顶点，若该邻接顶点未被访问过，从该顶点开始继续往深处搜索，直到当前顶点已被访问或已不存在邻接的顶点，然后回到原邻接点处继续搜索初始点的下一个邻接点，重复上述过程，一直到已发现从源顶点可达的所有顶点。广度优先搜索则是由初始点开始，访问一个顶点后，再访问它的邻接节点并且记录这个邻接节点，当访问完它的邻接节点之后就结束这个顶点的访问。然后进行下一层顶点的搜索，知道所有的顶点均被访问到，算法停止。图 3-10 为深度优先搜索与广度优先搜索的图示。

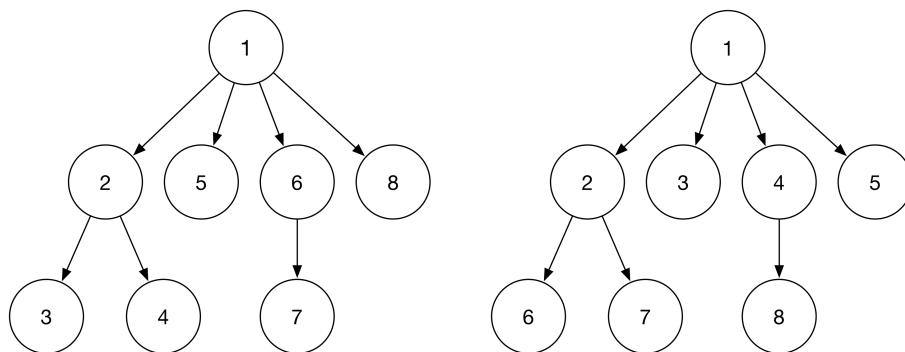


图 3-10 深度优先搜索与广度优先搜索对比

我们观察到与普通的图相比，图像中的特征点存在固定的空间坐标而普通图的顶点通常不具有此种特点。因此我们通过结合特征点的空间坐标提出了基于空

间的深度优先搜索算法 (SDFS) 来寻找环结构, 算法过程如下, 输入为特征点集与各特征点的连接关系:

1. 任取特征点集中的一点  $a$  为初始点。
2. 选择特征点集中任一且与初始点相连的特征点  $b$ , 计算向量  $V_{ba}$ , 将  $a$ 、 $b$  按次序加入环结构路径中。
3. 以点  $b$  为起点, 找到所有与其相连的特征点  $c_i(i = 1, 2, \dots)$ , 若特征点  $c_i$  在向量的顺时针的区域内, 则将该点加入到右手区域点集中, 若特征点在向量的逆时针的区域内, 则将该点加入到左手区域点集中, 如果特征点在向量上, 则将该点加入到直线点集中。
4. 如果右手区域点集不为空, 分别计算向量  $V_{ba}$  与向量  $V_{bc_i}$  的夹角, 计算出其中最小的夹角, 并将最小的夹角对应的特征点加入到环结构路径中。若右手区域点集为空而左手区域点集非空, 以同样的方法求得使夹角最小的特征点加入到环结构路径中。若左手区域也为空, 则将直线点集中的点加入到环结构路径中。
5. 判断新加入路径的点是否与环结构路径中第一个点相连且当前环结构路径中的点个数是否大于 2, 若相连则当前环结构路径中的所有点可能组成一个最小环, 然后利用 `check` 函数检查该环是否真正是满足我们条件的环, 若通过则输出该环, 否则将  $c_i$  作为新的起点, 重复步骤 3-5, 直到所有特征点的相邻关系已遍历完。
6. 以与  $a$  相连的其他点为起点, 重复步骤 2-5。
7. 选择除  $a$  外的其他点作为初始点, 重复步骤 1-6, 直到所有特征点均遍历一遍。

SDFS 算法伪代码和 `check` 函数的伪代码分别如算法 1、算法 2 所示。增加 `check` 函数的目的是对环结构进行检查, 因为在满足算法要求的前提下, 还可能有如下 3-11 几种特殊情况, 这些都不满足我们的最小环的概念, 因此需要对该环结构路径进行检查。

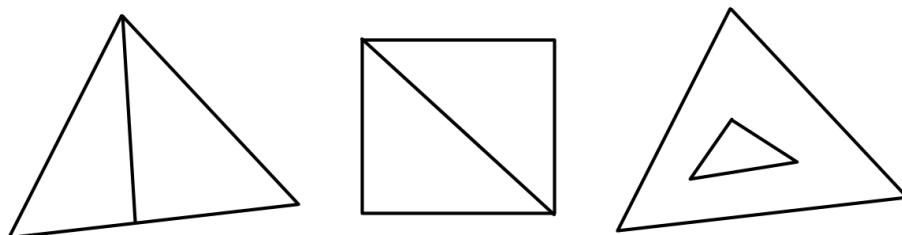


图 3-11 不符合要求的环结构

我们提出的深度优先搜索算法可以有效利用图像的空间信息, 不仅可以用来

**Algorithm 1** 基于空间信息的深度优先搜索算法 (SDFS)

---

**Input:** 特征点集  $P$ , 二值骨架化图像中的特征点数量  $n$  和连接关系矩阵  $M$ 。  
**Output:** 骨架化二值图像中所有环结构, 组成它们的特征点及连接关系。

```

1: for 每个点  $a_i \in P$  do
2:   for 每个点  $b_j \in P$  and 与  $a_i$  相连 do
3:     初始化路径  $CyclePath$ 
4:     将点  $a_i$  and  $b_j$  按顺序加入  $CyclePath$ 
5:     while  $n--$  do
6:        $p_0 \leftarrow CyclePath(end - 1)$ 
7:        $p_1 \leftarrow CyclePath(end)$ 
8:       计算向量  $V_{p_1p_0} = V_{p_0} - V_{p_1}$ 
9:       for 每个点  $p_{2_k} \in P$  and 与  $p_1$  相连 do
10:      if  $V_{p_1p_0}.x \times V_{p_1p_{2_k}}.y - V_{p_1p_0}.y \times V_{p_1p_{2_k}}.x > 0$  then
11:        添加  $p_{2_k}$  到  $RightHandPoints$ 
12:      else if  $V_{p_1p_0}.x \times V_{p_1p_{2_k}}.y - V_{p_1p_0}.y \times V_{p_1p_{2_k}}.x < 0$  then
13:        添加  $p_{2_k}$  到  $LeftHandPoints$ 
14:      else
15:        记录  $p_{2_k}$  到  $LinePoint$ 
16:      end if
17:    end for
18:    if  $RightHandPoints$  非空 then
19:      for  $RightHandPoints$  中的每个点  $p_{2_m}$  do
20:        计算  $\theta_{p_0p_1p_{2_m}} = \arccos \frac{V_{p_1p_0} \cdot V_{p_1p_{2_m}}}{|V_{p_1p_0}| |V_{p_1p_{2_m}}|}$ 
21:      end for
22:      由  $\min(\theta_{p_0p_1p_{2_m}})$  选择对应的  $p_{2_m}$  加入到  $CyclePath$ 
23:    else if  $LeftHandPoints$  非空 then
24:      for  $LeftHandPoints$  中的每个点  $p_{2_n}$  do
25:        计算  $\theta_{p_0p_1p_{2_n}} = \arccos \frac{V_{p_1p_0} \cdot V_{p_1p_{2_n}}}{|V_{p_1p_0}| |V_{p_1p_{2_n}}|}$ 
26:      end for
27:      由  $\min(\theta_{p_0p_1p_{2_n}})$  选择对应的  $p_{2_n}$  加入到  $CyclePath$ 
28:    else
29:      添加  $LinePoint$  到  $CyclePath$ 
30:    end if
31:    if  $CyclePath$  的特征点数大于 2 and 最后一个特征点与第一个特征点相同 then
32:      if  $checkCyclePath(p_0, p_1, p_2, \dots)$  then
33:        输出  $CyclePath(p_0, p_1, p_2, \dots) \Rightarrow Cycles$ 
34:        break
35:      end if
36:    end if
37:  end while
38: end for
39: end for
40: 从  $Cycles$  里去除重复的  $CyclePaths$ 
```

---

检测本文中的视网膜图像的环结构, 还可以应用于其他基于图像的无向无权图的最小环基的搜索。通过计算, 在一个有  $n$  个顶点的无向无权图中, 本算法找到最小环基的时间复杂度为  $O(n^2)$ 。

**Algorithm 2** 环路径校验算法 checkCyclePath

**Input:** A CyclePath 和特征点集  $P$ .

**Output:** True or False.

```

1: for 对每个点  $p_i \in P$  and  $\notin CyclePath$  do
2:   if  $p_i$  是由  $CyclePath$  组成的环上的边上的点 then
3:     return False
4:   else if  $p_i$  是在由  $CyclePath$  组成的环结构区域内 then
5:     return False
6:   end if
7: end for
8: for 每个点  $c_{1j} \in CyclePath$  do
9:   for 每个点  $c_{2k} \in CyclePath$  and 与  $c_{1j}$  不相邻 do
10:    if  $c_{1j}$  与  $c_{2k}$  相连 then
11:      if  $c_{1j}, c_{2k}$  的连接线在由  $CyclePath$  组成的环区域内 then
12:        return False
13:      end if
14:    end if
15:  end for
16: end for
17: return True

```

在本文中，考虑到视网膜血管的特性及后续配准算法复杂度，我们只采用三点环、四点环和五点环进行图像配准工作。

## 3.2 环结构描述与匹配

### 3.2.1 环结构描述

在参考图像和待配准图像中的所有环结构找到之后，需要对它们进行匹配，以决定用来进行变换及配准的环特征点。环结构是由动脉和静脉的血管的分叉点、交叉点及相连接的血管组成的结构，与其他特征相比，环结构更具唯一性，用来做配准的特征的可靠性更高，为了充分体现环结构的唯一性和可靠性，我们用环结构的分支长度、分支角度和相邻边的角度来描述一个环结构。图 3-12 展示了一个四点环的描述例子。其中分支长度指的是两个特征点之间的像素距离，而分支角度需要依据以特征点为中心的分支血管上的邻域点来计算。

关于分支角度的计算过程如下，其中算法输入为二值图像  $bw$ ，半径  $R$ ：

1. 以分叉点（或交叉点）为中心，取  $bw$  一个  $7 \times 7$ （由  $R$  决定）的区域，以 3 点钟方向为起点，沿逆时针绕一圈求得连通区域最外围像素的值，见例图 3-13 红色圈。
2. 以分叉点（或交叉点）为起点， $7 \times 7$  区域的最外围点为终点，可以划分 24 个方向的角度（如图 3-13 蓝线所示）。设分叉点为  $w(x_0, y_0)$ ，24 个邻域边缘像

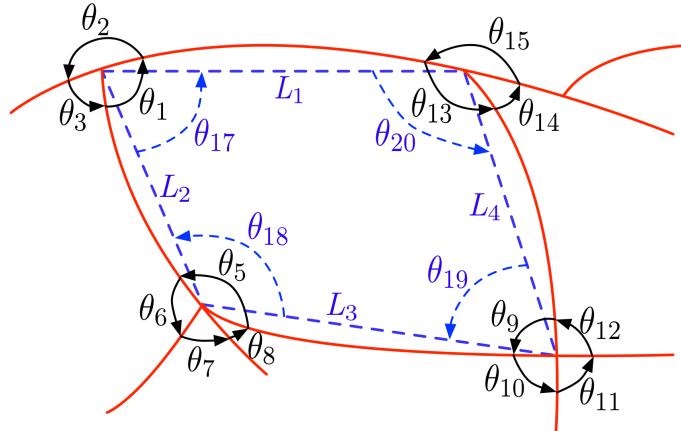


图 3-12 环结构描述

素坐标为  $x_j, y_j, j = 1, 2, \dots$ , 则分支方向为:

$$\alpha_j = \arctan \frac{dy}{dx}, dy = y_j - y_0, dx = x_j - x_0 \quad (3-1)$$

由于反正切函数算出的范围为  $-90^\circ \sim 90^\circ$ , 需对求出的角度进行处理, 以保证结果大于 0:

$$\beta_j = \begin{cases} \alpha_j & dy \geq 0, dx \geq 0 \\ \alpha_j + 180^\circ & dy \geq 0, dx \leq 0 \text{ 或 } dy \leq 0, dx \geq 0 \\ \alpha_j + 360^\circ & dy \leq 0, dx \leq 0 \end{cases} \quad (3-2)$$

$\beta$  即为 24 个方向的角度, 注意每个角度并不是均为  $15^\circ$ 。

3. 根据最外围值为 1 的像素的位置, 求得与 3 点钟方向对应的夹角; 若遇到图 3-13 中存在两个或多个值为 1 的像素相邻的情况, 取这两个像素和分叉点(或交叉点)中心连线与 3 点钟方向夹角的平均值作为此方向的角度值。
4. 夹角两两相减, 若相减为负值则加上  $360^\circ$ , 得到的角度  $\theta$  则为最终的分叉点(或交叉点)的角度(即图紫色处角度)。

上述环结构描述示例图 3-12,  $L_1 \sim L_4$ ,  $\theta_1 \sim \theta_{16}$  和  $\theta_{17} \sim \theta_{20}$  分别代表了一个四点环的分支长度, 分支角度和邻域边之间的角度。特征点之间的分支长度则为两者之间的欧氏距离:

$$L = \sqrt{(y_j - y_0)^2 + (x_j - x_0)^2}, j = 1, 2, \dots \quad (3-3)$$

然后我们通过公式 3-4 对所有边和角度进行归一化, 归一化作为一种常见的数据处理手段, 可以将数值的绝对值变成相对值的关系, 通常是将需要处理的数据经过某种算法处理, 限制在我们需要的一定范围内(如  $(0, 1)$ ), 以确保各个归一化的参数能够相互比较, 后面数据处理更加方便, 在这里此项处理也是为了保证尺

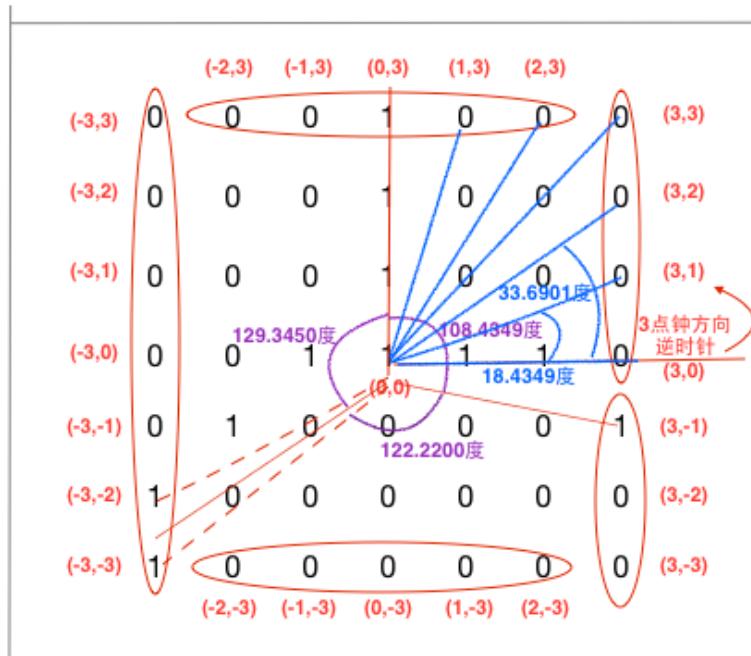


图 3-13 特征点角度求解示意图

度不变性及旋转不变性。公式 3-5 给出了图 3-12 例子中四点环最终的特征向量。

$$\begin{aligned} L_{iNorm} &= \frac{L_i}{\sum L} \\ \theta_{jNorm} &= \frac{\theta_j}{360^\circ} \end{aligned} \quad (3-4)$$

$$\begin{aligned} \tilde{v} = \{\text{长度, 角度}\} &= \{L_1, L_2, L_3, L_4, \theta_1, \theta_2, \theta_3, \mathbf{0}, \theta_5, \\ &\theta_6, \theta_7, \theta_8, \theta_9, \theta_{10}, \theta_{11}, \theta_{12}, \theta_{13}, \theta_{14}, \theta_{15}, \mathbf{0}, \theta_{17}, \theta_{18}, \theta_{19}, \theta_{20}\} \end{aligned} \quad (3-5)$$

从上面求解特征向量过程可以看出，特征向量元素的个数是与环结构特征点数量有关的，而分支角度是与特征点的类型有关的，即分叉点通常是三分叉点而交叉点通常为四交叉点。为了得到同一长度的向量以用于后面的匹配，我们把所有环结构的特征点的分支角度按最大四个进行处理，因此三、四、五点环结构的特征向量变为 18, 24 和 30 维，其中不存在的元素置为 0，如公式 3-5 所示。

### 3.2.2 相似性度量

视网膜血管图像中，由三、四、五个分叉点（或交叉点）组成的环居多，同时考虑到后续环结构配准算法的复杂度，我们仅采用环结构检测算法得出的所有环中的三、四、五点环来作为配准特征。接下来，我们需要通过相似性度量完成参考图像与待配准图像中对应特征点数的环结构的匹配工作，以输出一一对应的三、四、五点环，用于下步的配准工作。其中相似性度量只在同种类型的环之间

进行计算，得到最匹配的环结构。

基于特征的相似性度量，可以是依据于灰度值的，或者是依据对应特征之间的“距离”，这里的距离通常指的是根据对应特征结构的空间位置距离。这里我们采用的是“距离”方法。其中选择合适的距离函数十分重要，使用比较广泛的相似性度量、距离函数有范数和欧氏距离，曼哈顿距离，马氏距离，余弦相似度，汉明距离等。经过一定对比，这里我们采用曼哈顿距离作为相似性度量距离。

曼哈顿距离又称绝对值距离，在欧几里得空间中，为固定直角坐标系上两点所形成的线段的对轴产生的投影距离总和，它对应  $L1$ -范数。在  $n$  维空间中存在两个点  $a(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n})$  与  $b(x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n})$ ，它们间的曼哈顿距离定义如下：

$$d_{12} = \sum_{k=1}^n |x_{1k} - x_{2k}| \quad (3-6)$$

对于二维平面上的两点  $a(x_1, y_1)$  与  $b(x_2, y_2)$  间的曼哈顿距离为：

$$d_{12} = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2| \quad (3-7)$$

在视网膜图像中，对于参考图像中的  $m$  个环结构特征和待配准图像中的  $n$  个环结构特征，其曼哈顿距离相似性度量为：

$$D_{pq} = \text{mean}(|V_p - W_q|), p = 1, 2, \dots, m; q = 1, 2, \dots, n \quad (3-8)$$

其中  $V_p$  代表参考图像图像中的第  $P$  个环结构， $W_q$  代表待配准图像中的第  $q$  个环结构，函数  $\text{mean}$  代表向量求均值运算。 $D_{pq}$  的值越小，表明两个环结构相似性越高。利用上述度量公式，同时为了保证当前环结构的特征点顺序正确，对参考图像与待配准图像的三、四、五点环分别进行循环移位匹配计算度量值，将结果按度量值从小到大排序，然后选择度量值最小的一组作为该环类型（三、四、五点环）做后续配准的环结构。

同时为了防止拥有最小相似性度量值的结果仍然是错误的，我们规定了一个阈值，若两图像的某种环结构的最小相似性度量值大于这个阈值，也认为它们是不匹配的，即该环类型不存在匹配的环结构。这样的话，参考和待配准视网膜图像最后用来配准的环结构中可能存在三、四、五点环空缺的情况，如流程图中所示的配准图像没有四点环结构。

### 3.2.3 多环结构构造

我们观察到，使用环结构进行配准的最后结果的准确性不取决于环结构的数量，而是取决于环结构特征的准确性，因此在参考图像与待配准图像存在多对满足条件的三、四、五点环结构时，我们只选择相似性度量值最小的一对（最优环）

用作后续的配准。同时我们考虑到不同类型的最优环结构组合在一起，可能会产生不同的配准结果，因此在本文中提出了多环的概念，即将视网膜图像中最优的三点环、四点环和五点环相互组合作为配准特征，共产生七种组合（三点环、四点环、五点环、三四点环、三五点环、四五点环和三四五点环，如图 3-14 所示）。在配准时，同一组合中的环特征点一起作为变换过程的输入，进行配准。

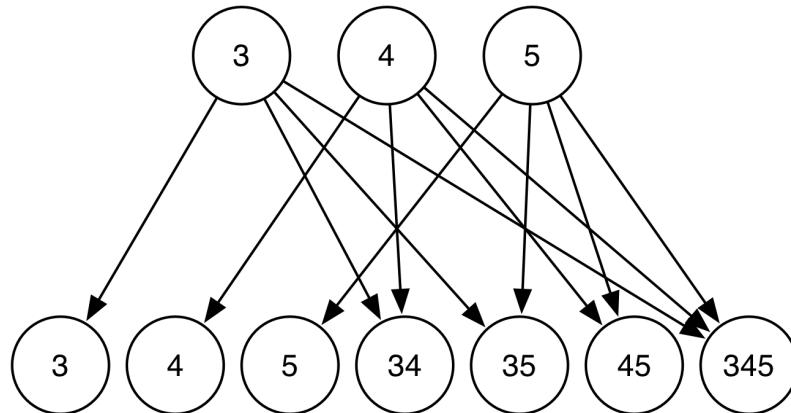


图 3-14 7 种环组合

### 3.3 本章小结

本章介绍了环结构检测的步骤：分叉点与交叉点检测、滤除无效特征点。阐述了一种新的环提取算法，不仅可以用来检测本文中的视网膜图像的环结构，还可以应用于其他基于图像的无向无权图的最小环基的搜索。同时，在考虑保证环结构唯一性和可靠性的基础上，提出了环结构描述方法，把环结构的特征表示为了特征向量。然后介绍了利用相似性度量以找到最优环结构的过程，并提出了多环结构的概念及构造方法，多环结构通过与预处理阶段的多尺度分割相结合，为下步的从局部到全局的配准工作奠定了基础。

## 4 从局部到全局的配准策略

### 4.1 局部初始配准

#### 4.1.1 环 - 血管特征

在上章中，我们提到：为保证配准的准确性，我们只采用参考图像和待配准图像中最优的三点环、四点环和五点环作为配准环结构，同时对它们进行多环的组合以最大限度提高配准结果的准确率。然而，上述措施对于配准来说仍然是不充分的：一方面，这使得一些图片只包含有限的环特征点，而后续的图像空间坐标变换需要足够的匹配的特征点来得到变换参数，另一方面，环结构只占据整个视网膜图像中较小的一部分，我们实际使用的只是视网膜血管的分叉点或交叉点，而没有考虑到视网膜的血管信息。血管是视网膜图像中占据面积最大，也是较稳定的特征之一，而在环结构周围的血管同时也具有唯一性，因此将血管上的点也加入到特征点中具有可行性。

综上，我们提出了环 - 血管特征用来完成视网膜图像的局部初始配准，环 - 血管特征由环结构，与环结构上的每个特征点沿血管最近的分叉点、交叉点或结束点（可能是血管末梢或血管上的一段）两者之间的血管的中点组成。环 - 血管特征不仅增加了特征点的数量，扩大了环结构在图像上的占有范围，还加入了血管的信息，因而更有利地于后续准确地求解坐标变换参数及配准工作。如图 4-1 所示，蓝色为五点环，粉红色为其血管点。

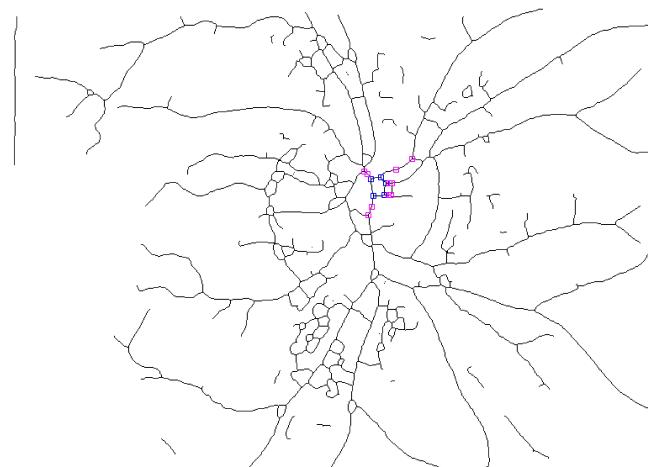


图 4-1 一个五点环 - 血管结构

关于求解环 - 血管结构的特征点步骤如下，输入为环结构及连接关系矩阵：

1. 根据环结构特征点的连接关系矩阵，首先判断参考图像与待配准图像中与环特征点相连的血管末端是否都存在分叉点（或交叉点），并记录两幅图像血管末端均存在分叉点（或交叉点）的特征点的序号。
2. 对血管末端均存在分叉点（或交叉点）的特征点，判断它们的分叉点（或交叉点）是否对应。这主要由分叉点（或交叉点）的分叉角度判断，若角度的平均误差（分叉点为三个角度，交叉点为四个角度）小于阈值，则认为这两个分叉点（或交叉点是）对应的。对于有对应分叉点（或交叉点）的环，其对应分叉点（或交叉点）即为所求的血管末端点。
3. 对血管末端均有分叉点（或交叉点）但不对应、不同时存在分叉点（或交叉点）或分叉点（或交叉点）均不存在的情况，先求解两幅图像的环结构对应边的血管长度并相除确定两幅图像的缩放参数，在两幅图像中与环结构特征点相连的外接血管上截取对应长度血管，从而确定血管末端的坐标。
4. 求解与环结构特征点相连的外接血管中点的血管坐标。

求解血管长度对于血管中心及末端的点的求解来说是必要的步骤。由于我们采用的视网膜图像为单像素骨架化图像，求解两个环特征点之间的血管长度，相当于进行像素计数。算法步骤如下，其中输入为分叉点（或交叉点）的连接关系矩阵（包含所有与该分叉点相连的分叉点、分支信息），外接目标序号（序号为 1 则表明该分叉点（或交叉点）有分支但末端没有分叉点，序号为其他则表示该分叉点存在外接分叉点，该序号即为分叉点（或交叉点））；输出为血管的长度，血管的所有像素序号：

1. 以分叉点（或交叉点）为中心，求其八邻域内像素值为 1 的点，该像素个数代表了该分叉点可能的分支数，也决定了下一步血管搜索路径的起始点。
2. 对每一条分支，从起始点（将该起始点加入到 stackmap 中备用）开始，求其八邻域内像素值为 1 的点，然后判断该点是否属于分叉点（或交叉点）的连接关系矩阵，若是，则该点为分叉点（或交叉点），将该点序号加入到目标向量（targetbifu）中以便后续判断，同时该条分支不再搜寻；不是则将该点加入到 stackmap 中备用。待该点 8 邻域内的点均判断一遍后，以 stackmap 中的下一个点为起点重复上述步骤，直到 stackmap 中所有点都处理完成。
3. 经过以上处理，会将与该分叉点相连的所有分支都搜寻一遍，并将每条分支经过的像素点和血管分支末端的分叉点（若分叉点存在）分别记录在 node 序列和目标向量中，其中若血管分支末端无分叉点（或交叉点），则该分支的目标向量位置的序号默认为 0。但若已知外接目标为分叉点，在算法进行中加入目标向量的某个点等于外接目标分叉点时，便可以中途停止所有分支

的寻找，同时计算中 node 序列中的像素个数得到血管的长度及所有像素序号。若外接目标为没有分叉点的分支，寻找目标向量（targetbifu）中序号为 0 的点所对应的 node 序列即为所求分支经过的所有像素点。

一个三分叉点搜索实例如下：

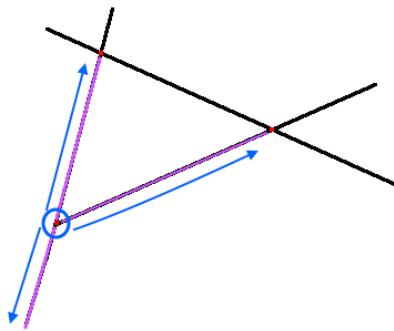


图 4-2 三分叉点搜索实例

其中，针对环上出现的四交叉点情况，需要进一步处理。不同于三分叉点除了环上的两条分支，只有一条外接分支，四交叉点有两条外接分支，这就使得它的外接情况更加复杂：可能存在两个外接分支末端均没有分叉点，两个外接分支末端均存在分叉点及一条外接分支末端存在分叉点，一条外接分支末端没有分叉点的情况。而如果是两个匹配的四交叉点求解环 - 血管特征点，则可能出现更多情况，但在我们实际处理中，除了对于两个外接分支均不存在分叉点的情况需要进一步处理，其他与上述处理过程均一致。

对于外接目标的两个分支均没有分叉点的情况，由于都是求目标向量中序号为 0 的点，无法确保两幅图像中的两条分支一一对应，因此需要进一步判断：首先确定与该分叉点相连的环上的两个相邻分叉点，选定其中一个相邻分叉点与连个外接分叉点连线，分别计算两个分支与该连线间的角度，根据角度大小调整位置，使两个外接分叉点按一定的顺序排序，如下图 4-3 所示。通过以上步骤，我们获得了匹配的环 - 血管特征点。

#### 4.1.2 相似性变换

确立了匹配的特征点，接下来是根据特征点选择变换方法，得到图像空间坐标变换参数。几何变换模型的选择对于配准算法的成功至关重要，同时严重依赖于用于配准的数据。通常，几何变换分为刚体与非刚体变换。刚体变换是最简单的变换，由平移和旋转组成。非刚体变换包括相似性变换（由平移，旋转，统一性尺度组成），仿射变换（由平移，旋转，尺度和错切组成），投影变换等。其中平移，旋转，缩放，错切等是常见的图像几何变换方式。

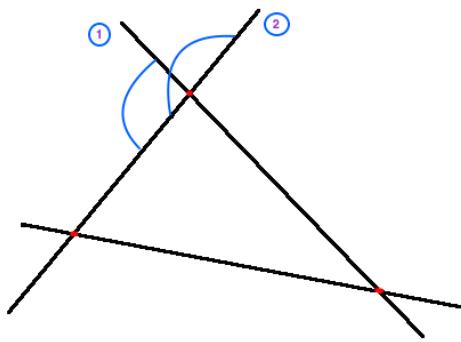


图 4-3 两个外接分支均无分叉点的情况

在欧氏几何里，平移指的是沿着一个给定的方向将一幅图或空间的每个点移动等长的距离。平移变换是一种刚体变换，变换不改变图形的大小、形状和方向，只是位置发生改变。设  $(x, y)$  为原图像上一点，在水平、垂直方向分别移动  $tx$  和  $ty$ ，平移后坐标为  $(x', y')$ ，其变换矩阵的齐次坐标表示法为：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t \\ 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4-1)$$

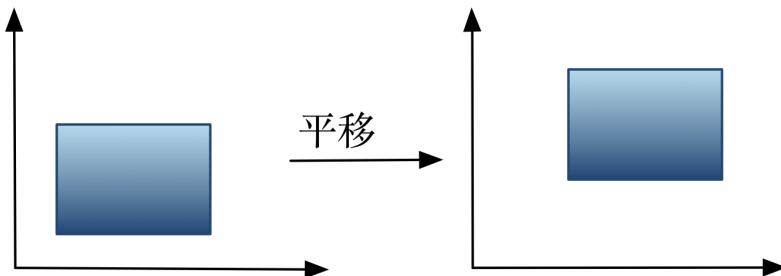


图 4-4 平移示例

在欧氏平面上，平面上的所有点通过绕一固定点转动某个角度  $\theta$ ，变成新的批点所产生的变换称为旋转变换，旋转前、后的图形全等。设  $(x, y)$  为原图像上一点，经过旋转变换  $\theta$  角度后，坐标为  $(x', y')$ ，其变换的矩阵表示形式为：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4-2)$$

在欧氏几何中，缩放是指按固定的缩放因子在所有方向扩大或缩小一个物体。设  $(x, y)$  为原图像上一点，缩放后坐标为  $(x', y')$ ， $sx$  为水平方向的缩放因子， $sy$  为

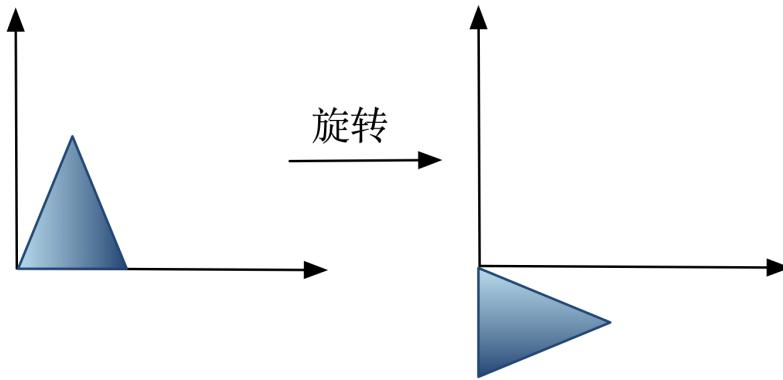


图 4-5 旋转示例

垂直方向的缩放因子，其变换的矩阵表示形式为：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} sx & 0 & 0 \\ 0 & sy & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4-3)$$

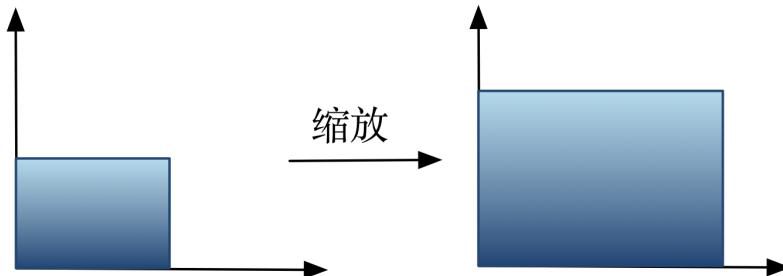


图 4-6 缩放示例

错切变换又称剪切变换，指的是保持图形上各点的某一坐标值不变，而另一坐标值关于该坐标值呈线性变换，类似于四边形、方形变平行四边形，任意一边都可以被拉长的过程。错切分为两种情况：水平方向错切和垂直方向错切，设  $(x, y)$  为原图像上一点，错切后坐标为  $(x', y')$ ，变换的矩阵表示形式如下。

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \tan \alpha \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (4-4)$$

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \tan \alpha & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (4-5)$$

公式 4-4 为水平方向错切，公式 4-5 为垂直方向错切。设  $shx$  为水平方向的错切因子， $shy$  为垂直方向的错切因子，一个水平方向和垂直方向错切的复合变换

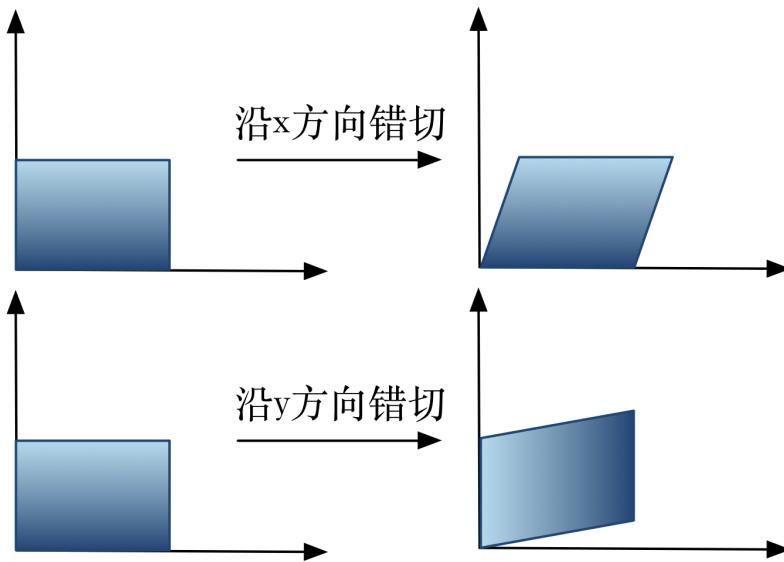


图 4-7 错切示例

的矩阵表示形式为：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & shx & 0 \\ shy & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4-6)$$

仿射变换是多种图像配准方法中常用的变换模型，是一种二维坐标到二维坐标之间的线性变换。它有两个特点：直线经过变换之后依然是直线，圆弧变化后还是圆弧，这个特点被称为“平直性”；平行线经过变换后还是平行线，直线上点的位置顺序不变，但向量间的夹角可能会发生变化，这个特点称作“平行性”<sup>[36]</sup>。仿射变换可以经过坐标系的平移，旋转，缩放，翻转和错切的复合变换得到。仿射变换可以被定义为：

$$\begin{aligned} X &= ax + by + c \\ Y &= dx + ey + f \end{aligned} \quad (4-7)$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4-8)$$

其中， $a$ 、 $b$ 、 $c$ 、 $d$ 、 $e$  和  $f$  参数代表平移，旋转，缩放，翻转和错切等参数的复合，仿射变换至少需要三对非共线的匹配特征点以决定变换的这六个参数。与仿射变换不同的是，相似性变换可以看作是由平移，旋转，缩放及翻转组成的，

变换后其角度不会发生变化，定义如下：

$$\begin{aligned} X &= xs \cos \phi - ys \sin \phi + a \\ Y &= xs \sin \phi + ys \cos \phi + b \end{aligned} \quad (4-9)$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & a \\ 0 & 1 & b \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s & 0 & 0 \\ 0 & s & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4-10)$$

其中  $s$  代表尺度， $\phi$  代表旋转角度， $(a, b)$  代表了参考图像与待配准图像间的平移距离，相似性变换至少需要两对匹配的特征点来求得上述的参数。

很明显，我们提出的环-血管结构对于平移、旋转和缩放是不变的，但因为特征点角度及分支间角度的存在，对于错切是可变的，因此本文中选择相似性变换作为配准的变换模型。在后续的实验对比中，我们对仿射性变换、相似性变换及多项式变换进行了对比，验证了选择相似性变换的优越性。

根据我们提供的多对特征点输入坐标值，通过最小二乘法等方法求解变换模型，可得变换的参数，然后对待配准图像进行相应变换，可得最终的配准结果，这里求得变换参数及进行变换主要采用了 MATLAB 的 *cp2tform* 函数和 *imtransform* 函数。为了使配准结果易于观察和对比，我们将参考图像骨架化图像与待配准图像变换后的结果通过图像处理的方法相融合，如图 4-8 中所示配准结果为运用环-血管特征点的局部初始配准结果。

## 4.2 全局最终配准

### 4.2.1 全局配准原理

我们从局部初始配准的结果可以看出，一部分视网膜图像取得了较好的配准结果，而一部分配准结果存在如下问题：在离环结构较近的区域配准比较准确，参考图像与待配准图像的重合度较高，而在离环结构较远的区域，尤其是图像的边缘部分，经常会出现分支整体偏差的情况（如图 4-9 中所示，左边的一条分叉点分支有较大偏离），而且如果环结构位置较偏僻，可能分支偏差情况更加明显。

经过分析，我们得出结论，环-血管特征点虽然可以满足配准的准确性要求，但仍缺乏足够的鲁棒性，因为这些点仅仅可以覆盖那些拥有复杂血管网络，易构成环结构的局部区域，而对于远离这些环结构区域的局部区域来说，易出现分支血管未对齐的情况。同时我们观察了这些远离环结构区域的特点，可以看出，这些局部区域虽然可能不存在环结构，但是由于分叉点（或交叉点）广泛分布的特

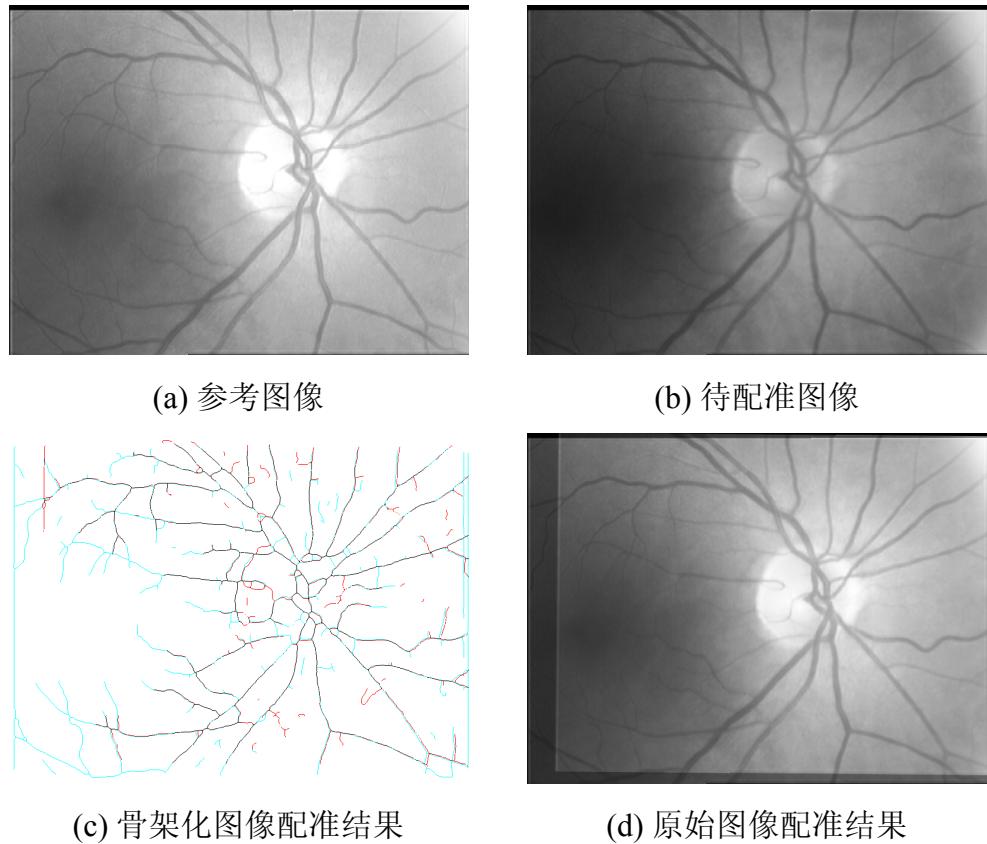


图 4-8 一对视网膜图像初次配准结果示例

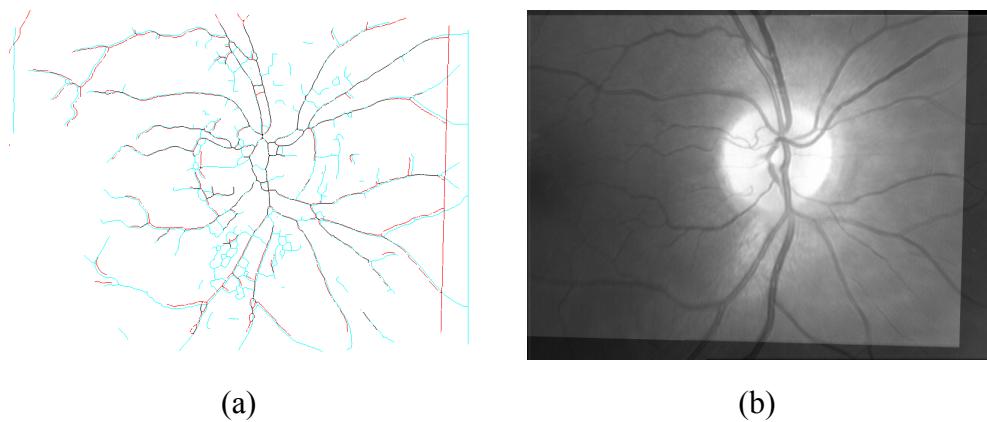


图 4-9 分支血管未对齐的局部初始配准结果

性，它们多半存在着分叉点（或交叉点），如果我们将这些因为分支血管未对齐而导致不能正确对应的分叉点（或交叉点）找到并保证它们能够正确配准，那么该分叉点（或交叉点）所在的血管分支也会相对应，从而修正初始局部配准造成的部分局部未对齐情况的发生。

考虑到以上情况，我们提出了将配准从局部扩展到全局，由局部初始配准的结果找到未对齐的血管分叉点（或交叉点），构成环 - 血管 - 分叉点特征点集合，进

行再次配准的改进。

#### 4.2.2 全局配准过程

首先，我们要找到全局区域内未对齐的分叉点（或交叉点），这部分的过程如下：以参考图像的一个分叉点（或交叉点）为中心，取其  $11 \times 11$  像素大小的邻域，寻找待配准图像变换后的图像在此邻域内的所有分叉点（或交叉点）。若不存在分叉点（或交叉点），则不进行操作。若此邻域内存在分叉点（或交叉点），则计算所有分叉点（或交叉点）的分支角度，并得出与参考图像的目标分叉点（或交叉点）的各个分支角度相比的平均误差。在所有分叉点（或交叉点）里选择平均误差最小的一个点，查看其误差是否小于给定阈值，若是则认为该分叉点（或交叉点）与参考图像中的分叉点（或交叉点）是对应分叉点（或交叉点）。然后分别计算该对应分叉点（或交叉点）在图像中的行数与列数，并求得横纵坐标，从而求得两者之间的像素距离，如公式 4-11 所示：

$$\begin{aligned} D(i) &= \sqrt{(dx^2 + dy^2)} \\ dx &= bw1_x(i) - outbw2_x(i) \\ dy &= bw1_y(i) - outbw2_y(i) \end{aligned} \quad (4-11)$$

其中  $bw1$  代表参考图像， $bw2$  代表待配准图像， $outbw2$  代表  $bw2$  配准后的变换图像。

如果求得的分叉点的像素距离大于阈值 3，则认为该对应分叉点未对齐，我们将此对未对齐分叉点加入到临时分叉点（或交叉点）点集当中，以供后续处理。这个阈值是由实验得出的经验值，然后我们根据这个步骤将所有分叉点搜索一遍。

找到所有未对齐的分叉点（或交叉点）后，需要解决的另一个问题是由于变换后的待配准图像的分叉点（或交叉点）找到其变换前，即原始图像的对应分叉点（或交叉点），这样才能得到正确的未对齐分叉点（或交叉点）点集。其解决方法是：通过 MATLAB 的 *tformfwd* 函数及待配准图像的变换矩阵，将待配准图像中的每个分叉点（或交叉点）进行二维空间变换，得到变换后的分叉点（或交叉点），得到两者之间的对应关系。再通过与临时分叉点（或交叉点）点集中的待配准图像变换后的点进行比对，从而找到对应变换前的分叉点（或交叉点）。

通过以上步骤，我们得到了全局范围内未对齐的分叉点（或交叉点）点集，将该点集与环-血管点集结合，得到了最终的环-血管-分叉点特征点集。然后，与局部初始变换一样，我们采用相似性变换对环-血管-分叉点特征点集进行处理，得到变换参数，再由该参数完成图像的变换，最终得到了全局二次配准的结果。图 4-10 为与图 4-9 对应的骨架化及原始图像全局二次配准结果，由观察可知，该

视网膜图像配准结果左右两边的血管未对齐的情况得到了有效修正，整体配准效果也有了较大的改善，参考图像与待配准图像的骨架结果重合率较高。

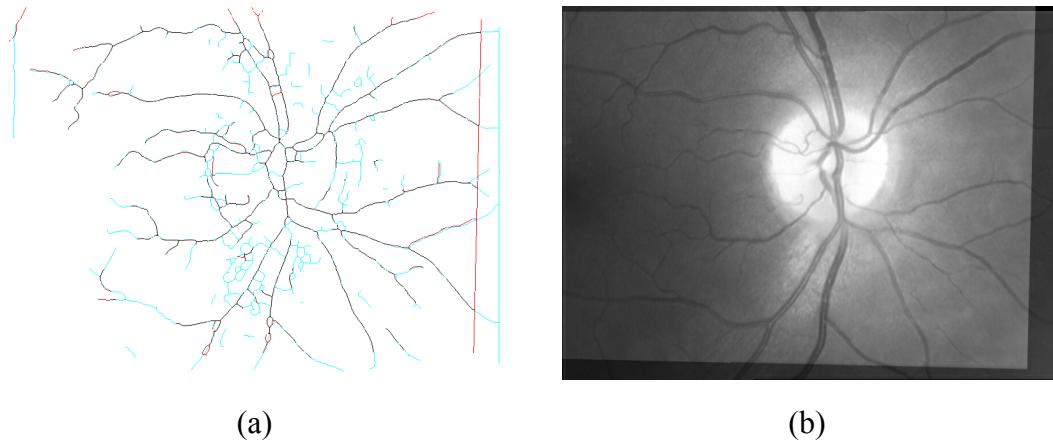


图 4-10 与图 4-9 对应的全局最终配准结果

纵观配准的整个流程，我们使用了环结构，环-血管结构，环-血管-分叉点三级特征来进行配准。总体来说，使用环-血管-分叉点特征的最终配准取得最优的配准结果。然而，我们观察发现在某些情况下，加上血管特征点，或者最终的全局分叉点，反而会使配准结果变差。有时在一组配准图像中，简单的环结构即可取得较理想的配准结果。因此我们提出了对从局部到全局配准策略的一种改进：分别计算环结构，环-血管结构，环-血管-分叉点下的所有配准结果，然后根据下章介绍的误差度量方法选择出最优的配准结果。关于我们的二级配准方法与三种特征选择方法进行的实验对比结果可在第五章对比实验中看到。

### 4.3 本章小结

本章描述了从局部到全局的配准策略。在构造的多环结构基础上，我们对简单的环结构进行了扩展，通过求解与环结构相连的分叉点（或交叉点），及两者之间的血管的中点，构造了环-血管结构，作为变换的输入。重点介绍了多种图像几何变换模型，考虑到提出的环结构的特点，最终选择相似性变换作为变换的模型，由此求得图像空间坐标变换参数，最后由坐标变换参数进行了局部的初次配准。经过局部的初次配准后，由实验结果分析可得：在远离环结构区域的部分区域会出现血管分支未对齐的情况，而在这些区域虽然不一定有环结构存在，但普遍存在分叉点，如果我们将未对齐的分叉点对齐，该分叉点所在的血管分支也会相对齐。由此，我们提出了环-血管-分叉点的特征点结构，将确认过的未对齐的分叉点加入到特征点集，进行了第二次的全局配准。经过从局部到全局的配准，

最大限度的提高了配准的准确度，实验结果表明我们的从局部到全局的配准具有较好的效果。

## 5 实验对比与分析

### 5.1 骨架对齐误差度量

对一幅参考图像和一幅待配准图像来说，各自最多存在 14 个骨架化分割结果，最多有 7 种环结构组合（三点环、四点环、五点环、三四点环、三五点环、四五点环、三四五点环），因此在我们提出的配准方法中，最多共有  $14 \times 14 \times 7$  个局部 - 全局配准结果，如流程图所示。

然后，我们需要对配准结果进行准确性评估，除了采用人工对配准结果进行估计，还需要考虑采用客观的定量估计方法。然而，现今视网膜图像配准领域并没有统一的配准结果评价方法，常见的配准准确性评估方法有匹配误差和对齐误差等，其中 CEM（中心线误差估计）<sup>[37]</sup> 是常用的一种视网膜配准结果估计算法。

所谓中心线误差度量（CEM）误差，指的是参考图像与变换后的待配准图像血管中心线的平均距离。这种方法需要对图像进行分割、通过轨迹回归追踪算法以得到血管中心线。对于参考图像的每一个血管中心点 ( $P_m$ )，寻找变换后的待配准图像中与之距离最近的中心线点 ( $P_n$ ，该点与  $P_m$  组成一对对应点)，计算距离，然后求得两幅图像的所有血管中心线点距离的中值作为标准。公式如下：

$$CEM_i = Median(P_{mj} - P_{nj}) \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (5-1)$$

最后，如果对多幅视网膜图像误差进行计算，可以求得这些图像的 CEM 值的平均值，即平均中心线误差：

$$E = average(CEM_i) \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (5-2)$$

考虑到视网膜图像的特性，及我们算法过程的特点，我们提出了成功率（Success Rate）和骨架化对齐误差估计（Skeleton Alignment Error Measure）算法来度量配准结果的准确性，同时通过极小化 SAEM 来自动选择最优配准结果。

所谓成功率（SR）指的是配准成功的结果占所有配准的结果的比率。其中关于配准结果的判断，一是配准的 SAEM 需小于一定阈值（1.5 个像素），二是通过人工判别判断满足配准成功的标准。

从我们观察来看，一个好的配准结果是拥有较高血管重合率的配准结果。然而，因为参考图像与待配准图像的处理方法不同，待配准图像变换后的血管网络会出现检测到的血管是不连续的情况，即有些血管上的点不存在，这是因为变换

后所有点的坐标我们取的都是整数值，因此有些点变换后可能没有对应点。为了尽量减少上述情况的影响，我们在求 SAEM 时，以待配准图像变换后的图像作为求取血管点距离的参考图像。SAEM 的思路是通过在参考血管点周围设定一个固定大小的 window，来计算该 window 内与其距离最小的点并将其作为对应点，最后求得所有对应血管点的距离平均值作为结果。算法流程如下：

1. 对于给定的一幅参考图像的骨架化结果  $M_i(i = 1, 2, \dots, 14)$ ，和其对应的待配准图像骨架化结果  $N_j(j = 1, 2, \dots, 14)$ ，每幅  $N_j$  用一种多环结构  $L_k(k = 1, 2, \dots, 7)$  在局部 - 全局配准策略下进行配准，得到的变换后的骨架化图像为  $N_{jM_i}$ 。
2. 对于  $N_{jM_i}$  中的每个血管点，以其为中心取  $7 \times 7$  的一个区域（window），计算在  $M_i$  对应区域内与该血管点距离最近的  $M_i$  上的点。我们将该点认为是  $N_{jM_i}$  中的血管点的对应点，两者之间的距离为欧氏距离  $d$ 。若在区域内不存在对应的血管点，则将  $N_{jM_i}$  中的该血管点标记为无效点。
3. 计算完成  $N_j$  的所有点，得 SAEM 定义如下：

$$SAEM_{ijk} = \frac{(\sum d)}{Num_v} \quad (5-3)$$

其中  $Num_v$  是  $N_{jM_i}$  的有效像素数。

4. 约束条件为  $\frac{Num_v}{Num_{N_j}} \geq 38\%$ ，其中  $Num_{(.)}$  代表(.) 中的像素数量。

约束条件是为了防止某些极端情况：配准结果的血管点有效率较低，大部分血管出现严重偏离；或配准结果出现形变，只有极少数的能够配准的点，但这些点的有效率较高。因此我们从血管点有效率和配准变换后的图像像素数占原始图像像素数的比例两个方面进行约束，以杜绝极端的、不合格的配准结果，其中阈值的设定由实验与人工观察的结果得出。

通过使用 SAEM，视网膜图像的配准结果可以进行定量的分析，而且最优配准结果可以智能的选择出来，同时我们还可以得到参考图像与待配准图像的对应的分割序号，及最优的环结构组合。算法的所有过程如流程图中所示，我们提出的基于多尺度和多环特征的从局部到全局的配准策略，通过骨架化对齐误差的估计，不仅排除了人工选择分割结果可能造成的配准特征提取失败从而影响后续配准结果的现象，实现了分割尺度和环结构的自动选择，而且最大限度的保证了配准结果的准确性，真正实现了配准结果的最优化。后续的对比试验及结果分析会进一步说明我们提出的配准算法的优越性。

## 5.2 数据集

我们需要一个完整的视网膜数据集进行实验以验证我们配准算法的有效性，但目前网上存在很少的用于配准目的的视网膜图像数据集。因此我们选用 VARIA 数据库<sup>[38][39]</sup>，一个用来做图像鉴别的视网膜图像库，作为从定性和定量两个方面评价和估计我们视网膜配准算法的数据集。VARIA 数据集，目前包含了 233 幅视网膜图像，来自于 139 个采集者。这些图像均由日本拓普康眼底 NW-100 模型照相机获取，为了保证视网膜图像采集时，瞳孔不会随光线发生变化，采用散瞳化处理。同时获取时尽量以视神经盘为中心进行处理，最终的图像分辨率为  $768 \times 584$ 。

在 139 个采集者中，每个个体有不同数量的采集图像，因此同一个个体可能有多对用于配准的图像，经过我们两两配对，最终得到了 155 对视网膜图像用于进行配准。

图 5-1 中为一组视网膜图像的配准结果示例图。其中 (a) 和 (b) 是原始视网膜图像，(c) 和 (d) 分别为局部初始配准结果和全局最终配准结果，(e) 为最终的原始图像配准结果。我们可以看到未对齐的血管经过局部到全局的配准策略已经得到了较精确地匹配。

## 5.3 对比实验

我们提到由成功率 (SR) 和骨架化对齐误差 (SAEM) 来对配准结果进行估计，其中成功与否需满足两个条件，判定配准失败的结果并不计入到 SAEM 中。

### 5.3.1 变换模型对比

变换模型的选择对于配准来说是十分重要的，上一章中讨论了对于不同配准特征变换模型的重要性，这里实验结果表明了不同的变换模型对于我们的环结构的配准结果影响。实验中选择了只用环结构得到的配准结果中对应的最优尺度和最优环结构作为配准特征，选择了相似性变换，仿射变换和二阶多项式变换作为变换模型，由 MATLAB 的 *cp2tform* 函数实现。从表格 5-1 结果可以观察到，虽然多项式变换的 SAEM 低至 0.139 个像素，但其配准成功率只有 15.48%，这是因为配准失败的例子并不计算在 SAEM 内，同时说明多项式变换对环结构来说是不合适的，究其原因，多项式变换极易在远离控制点的区域造成图像扭曲的现象，如图 5-2 所示的三种变换模型的对比中多项式所对应的结果。上述数据显示，相似性变换拥有最高的成功率 95.5% 和 0.9206 像素的 SAEM，其更符合环结构的构造原理，因此被我们选作变换模型。

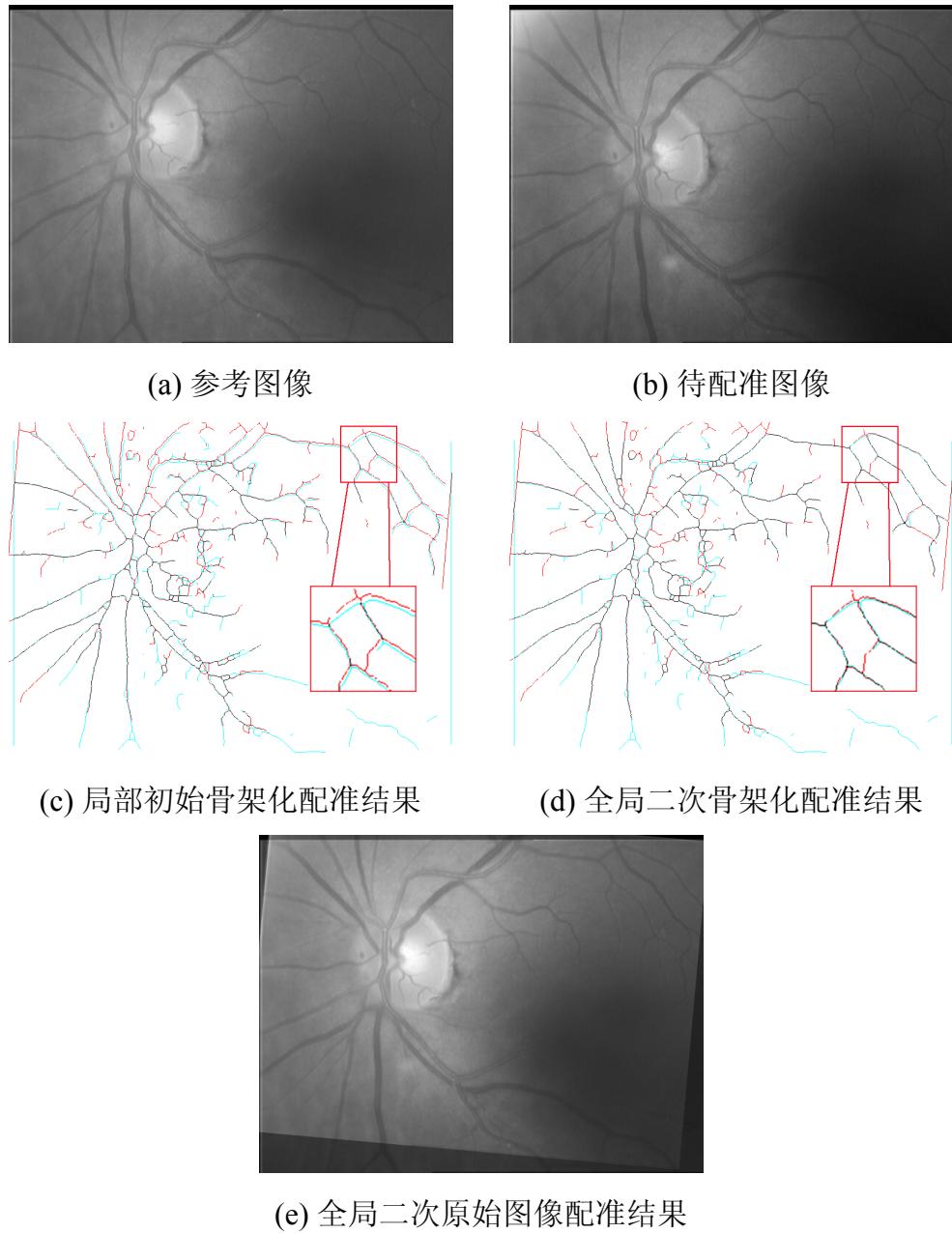


图 5-1 局部与全局配准结果

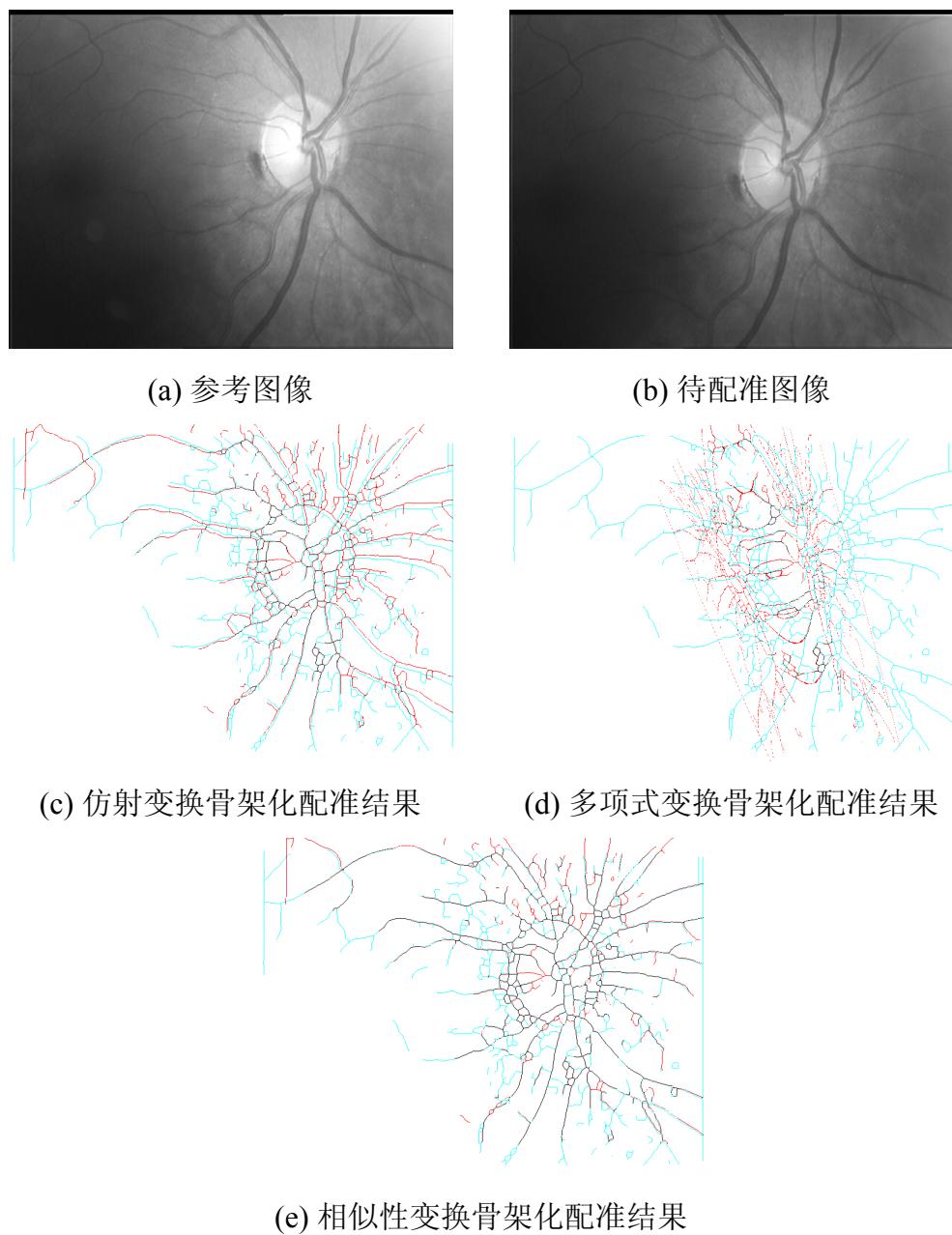


图 5-2 不同变换模型配准结果

表 5-1 不同变换模型的对比结果

变换模型	成功率 (SR)	SAEM(单位: 像素)
相似性变换	<b>95.5%</b>	<b>0.9206</b>
仿射变换	35.48%	0.844
多项式变换	15.48%	0.139

### 5.3.2 特征对比

然后我们对局部到全局的配准过程中的不同特征进行了对比，三个特征分别为环，环 - 血管，环 - 血管 - 分叉点。三种方法均使用了多尺度的分割方法，采用相似性变换作为变换模型，对共计 155 组视网膜图像进行了处理，结果如下：

表 5-2 不同特征的对比试验结果

特征	成功率 (SR)	SAEM(单位: 像素)
环特征	95.5%	0.921
环 - 血管特征	96.77%	0.895
环 - 血管 - 分叉点特征	<b>100%</b>	<b>0.873</b>

由表 5-2 中数据可知，从环特征，环 - 血管特征，再到环 - 血管 - 分叉点特征，配准结果的成功率和 SAEM 值都有了局部的提高，环 - 血管 - 分叉点特征是其中最具鲁棒性的特征。一些关于环，环 - 血管，环 - 血管 - 分叉点的图像对比结果如图 5-3 和 5-4 所示。

### 5.3.3 算法对比

我们首先进行了二级配准结果与三步特征选择的对比试验，结果如下。

表 5-3 二级配准与三步特征选择的对比实验结果

方法	成功率 (SR)	SAEM(单位: 像素)
二级配准	100%	0.873
三步特征选择	100%	0.858

由表格 5-3 可知，三步特征选择的实验结果优于二级配准结果，这也符合我们的预期，说明在某些情况下，仅使用简单的环结构，或者经过初次局部配准，就可以取得最优的配准结果，更多特征点的加入反而会给配准结果造成负面的影响，

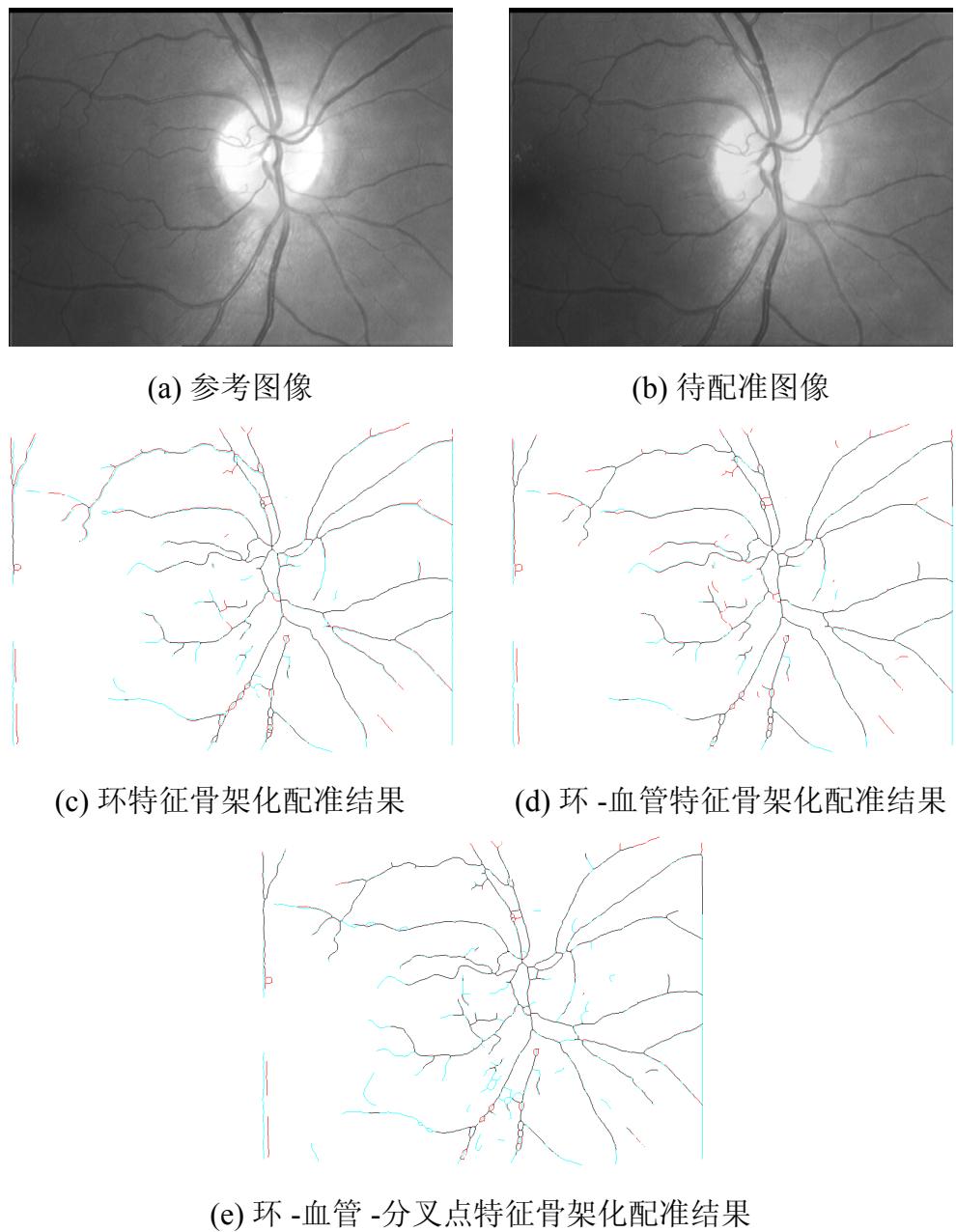


图 5-3 不同特征配准结果一

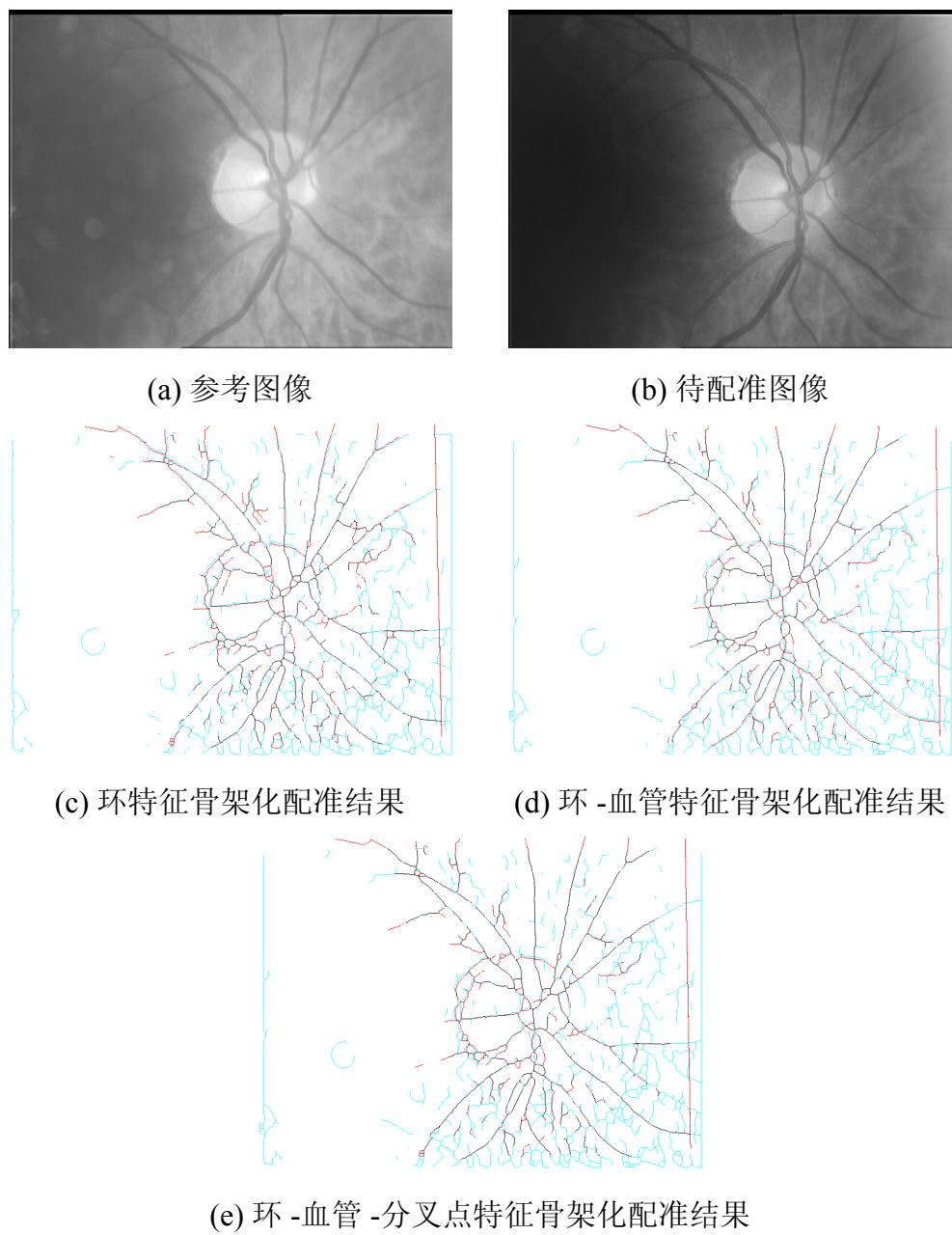


图 5-4 不同特征配准结果二

可能的原因是后加入的特征点精度存在问题，或者是在变换模型下，不同区域的特征点对参数的得出具有一定的影响。另外我们对三步特征选择中各特征的比率进行统计：在 155 组配准图像中，最优结果为环特征的占 25.8%，为环-血管特征的占 10.97%，为环-血管-分叉点的占 63.2%。由此可得，环-血管-分叉点特征下的二级配准仍然是最具稳定性的方法。

然后，我们将我们提出的视网膜配准方法与现今效果最好的结构匹配方法：Bifurcation 结构方法进行对比<sup>[28]</sup>。因为 Bifurcation 结构中并没有关于图像分割的具体方法，而我们也无法找到一个统一的公正的分割结果作为以上配准方法的输入，所以我们采用我们提出的多尺度的概念，对 155 组视网膜图像，应用以上三种方法进行陪准实验。同时我们为了验证提出的全局二次配准的作用，将 Bifurcation 结构与我们的二次配准方法相结合，进行了对比实验。实验结果展示在表格 5-4 中。

表 5-4 不同方法的对比实验结果

方法	成功率 (SR)	SAEM (单位: 像素)
Bifurcation 结构	95.5%	0.937
Bifurcation 结构 +Global	96.77%	0.877
我们的方法	<b>100%</b>	<b>0.873</b>

从上述数据可知，我们提出的方法在两个方面的表现超过了 bifurcation 结构的方法：第一，同样是应用最优的分割结果，也就是不考虑分割方法，同时在应用全局二次变换的情况下（见表格 5-4 的三、四行），我们的方法比 Bifurcation 的方法在成功率及 SAEM 度量方面都要好，由此说明我们提出的环结构特征比 Bifurcation 结构更加稳定，更具有唯一性与鲁棒性；第二，我们提出了多尺度与从局部到全局的配准策略，大大提高了 Bifurcation 结构的配准准确性。作为结构特征，Bifurcation 结构对分割结果的准确性要求比较高，较差的分割结果无法提取出足够数量和准确的 Bifurcation 结构，尤其在视网膜图像血管比较稀疏的情况下。实验表明，在较随机抽取的分割结果下，Bifurcation 结构并不能取得很好的结果，而通过我们的多尺度分割方法，大大减轻了因分割结果不理想造成的特征提取不符合期望的情况，最终配准结果准确率的提高也证明了这一点。而通过 Bifurcation 与全局二次配准方法的结合，最终配准的成功率和 SAEM 又有了显著的提高，证明了我们提出的全局二次配准策略具有较好的效果和通用性。对于一些其他结构特征的改进和提高，具有较高的参考价值。

一些关于三种方法的对比实验结果如图 5-5 和 5-6 所示。

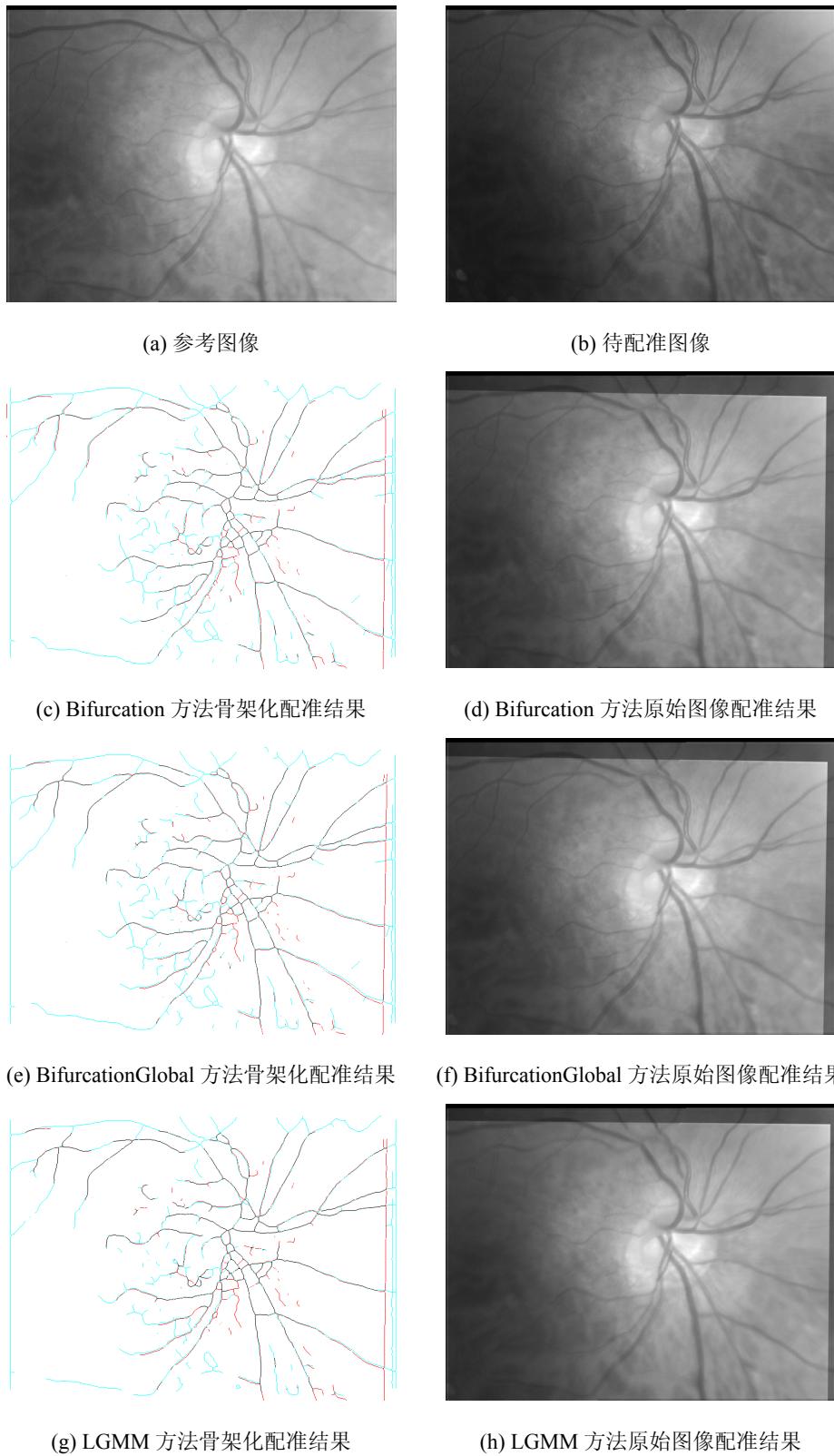


图 5-5 不同方法配准结果一

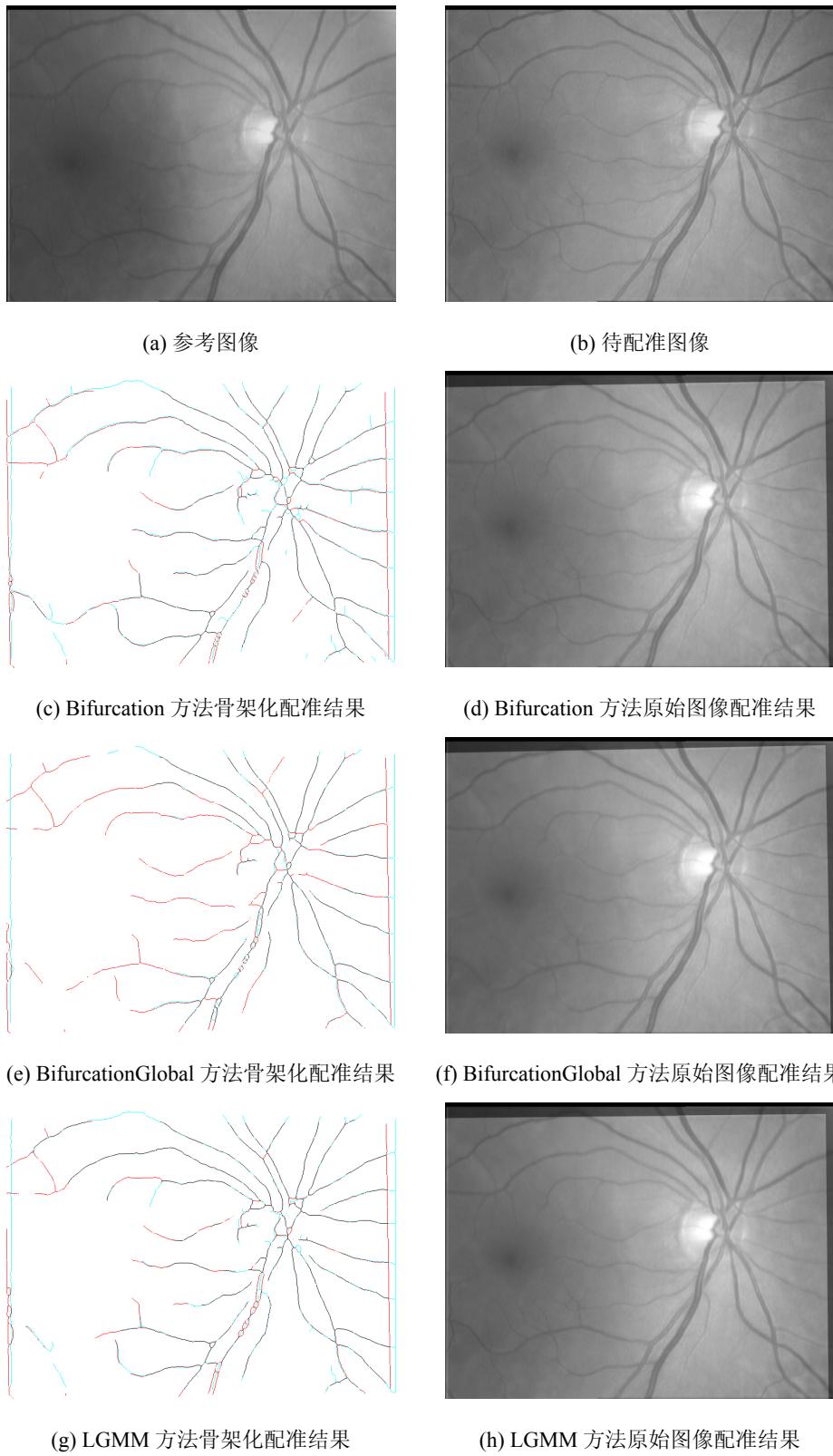


图 5-6 不同方法配准结果二

## 5.4 本章小结

本章介绍了一种新的视网膜配准结果度量算法：骨架化对齐误差度量(SAEM) 算法，并介绍了本文所做视网膜实验的数据集。着重介绍了多个对比实验：变换模型的对比，配准特征的对比，配准算法的对比。实验结果表明我们的方法在成功率与准确率方面与其他结构方法相比取得了较好的效果：我们提出的环结构与其他特征相比，具有较强的鲁棒性，我们提出的多尺度与从局部到全局的配准策略，对环结构的配准有了巨大的提高，同时在与其他结构特征的结合方面取得了较好的效果，说明了其具有较好的通用性，对于一些结构特征的改进和提高，具有重要意义。

## 6 总结与展望

### 6.1 总结

视网膜图像配准作为医学图像处理的重要组成部分，广泛应用于眼科疾病的诊断和治疗方面，因而具有重要的研究意义。在本文中，我们提出了基于多尺度与多环特征，和从局部到全局的配准策略的视网膜血管图像配准算法。定性与定量的实验结果表明，我们的算法取得了较好的配准效果，与其他经典的结构特征算法相比，在配准成功率及配准误差方面具有较大优势。

本文的主要贡献如下：

1. 提出了一种新的视网膜配准结构特征：环结构。环结构是由动脉和静脉的血管的分叉点、交叉点及相连接的血管组成的结构。实验结果表明，与其他配准特征相比，环结构更具有唯一性和鲁棒性。同时，本文提出了基于空间信息的深度优先搜索算法（SDFS）来提取环结构，该算法可广泛应用于无向无权图的最小环基的搜索，实现多点环结构的提取，具有较强的实际意义。然后，我们将三、四、五点环结构进行多种组合，得到了多环结构特征，用于后续的配准。
2. 提出了从局部到全局的配准策略。首先，对环结构特征进行扩展，得到环-血管特征，作为变换模型的输入完成局部的初次配准；然后，由参考图像与变换后的待配准图像，找到图像全局范围内未配准的分叉点，与环-血管组成环-血管-分叉点特征，进行全局的二次配准。通过以上的配准策略，可以较好的提高最终配准结果的准确性。该配准策略还可以应用于其他配准特征，实验结果表明，对于提高其配准结果的准确率有较大作用。
3. 提出了配准结果度量方法：骨架化误差度量算法（SAEM），成功应用于对配准结果的评价和度量。同时，该算法通过与我们的多尺度、多环特征及从局部到全局的策略结合，在自动挑选出最优配准结果的基础上，得到了参考图像与待配准图像的最优分割尺度及环结构。

同时，我们提出的特征和方法还可以应用于视网膜识别、验证，或其他视网膜相关的研究。

## 6.2 展望

本文中提出了基于多尺度与多环特征，和从局部到全局的配准策略的视网膜血管图像配准算法，在实验中取得了较好的效果，但在未来仍需要做一些工作以对算法进行改进：

1. 算法复杂度。对一幅参考图像和一幅待配准图像来说，各自最多存在 14 个骨架化分割结果，最多有 7 种环结构组合，因此在我们提出的配准方法中，最多共有  $14 \times 14 \times 7$  个局部 - 全局配准结果，我们会在这些配准结果中根据 SAEM 选出最优的配准结果。因此，对于算法整体来说，需要计算大量的配准结果，而其中很多配准结果都是错误的、无用的，如何在算法中提前去除这些无效的配准结果，降低算法的复杂度，是下一步需要研究的内容之一。
2. 在实验中，我们采用的是 VARIA 数据集，该数据集图片较少，分辨率较低。目前我们的配准算法的实验结果均基于此数据集。在后续的研究中，我们考虑采用图像数量更多、质量更高的视网膜数据集来进一步验证我们的视网膜血管图像配准算法对多类数据集的适用性，并进行算法的改进。同时，我们希望该算法能够应用到实际中，以帮助眼科医生等进行视网膜相关疾病的诊断和治疗。

## 参考文献

- [1] 百度百科: 视网膜 (视觉器官) , 2016. <http://baike.baidu.com/subview/23976/18174515.htm?func=retitle>.
- [2] Can A, Stewart C V, Roysam B, et al. A feature-based, robust, hierarchical algorithm for registering pairs of images of the curved human retina. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(3):347–364.
- [3] Brown L G. A survey of image registration techniques. *Acm Computing Surveys*, 1992, 24(4):325–376.
- [4] Zitová B, Flusser J. Image registration methods: a survey. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11):977–1000.
- [5] Francisco P M O, João Manuel R S T. Medical image registration: a review. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 2014, 17(2):73–93.
- [6] Helm M. Towards automatic rectification of satellite images using feature based matching. *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1991. 2439–2442.
- [7] Hsieh Y C, McKeown D M, Perlant F P. Performance evaluation of scene registration and stereo matching for cartographic feature extraction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2):214–238.
- [8] Dai X, Khorram S. Development of a feature-based approach to automated image registration for multitemporal and multisensor remotely sensed imagery. *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1997. 243–245.
- [9] Li S Z, Kittler J, Petrou M. Matching and recognition of road networks from aerial images. *Proceedings of the Second European Conference on Computer Vision*, volume 588, 1992. 857–861.
- [10] Stockman G, Kopstein S, Bennett S. Matching images to models for registration and object detection via clustering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1982, PAMI-4(3):229–241.
- [11] Serief C, Bentoutou Y, Barkat M. Automatic registration of satellite images. *Proceedings of X Brazilian Symposium of Computer Graphic and Image Processing*, 1997. 219–226.
- [12] Ashburner J, Andersson J L R, Friston K J. High-dimensional image registration using symmetric priors. *Neuroimage*, 1999, 9(6):619–628.
- [13] Viola P, Iii W M W. Alignment by maximization of mutual information. *International Journal of Computer Vision*, 1995, 24(2):16–23.
- [14] Borgefors G. Hierarchical chamfer matching: a parametric edge matching algorithm. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1988, 10(6):849–865.
- [15] Umeyama S, Umeyama S. Least squares estimation of transformation parameters between point sets. *Zeitschrift Für Physikalische Chemie*, 1991, 96(1-3):147–159.

- [16] Cideciyan A V. Registration of ocular fundus images: an algorithm using cross-correlation of triple invariant image descriptors. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 1995, 14(1):52–58.
- [17] Skokan M, Skoupy A, Jan J. Registration of multimodal images of retina. *Proceedings of 24th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society and the Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society*, 2002. 1094–1096.
- [18] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 2004. 91–110.
- [19] Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. Surf: Speeded up robust features. *Computer Vision and Image Understanding*, 2006, 110(3):404–417.
- [20] Peli E, Augliere R A, Timberlake G T. Feature-based registration of retinal images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1987, 6(3):272–278.
- [21] Zana F, Klein J C. A multimodal registration algorithm of eye fundus images using vessels detection and hough transform. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1999, 18(5):419–428.
- [22] Stewart C V, Tsai C L, Roysam B. The dual-bootstrap iterative closest point algorithm with application to retinal image registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2003, 22(11):1379–94.
- [23] Tsai C L, Li C Y, Yang G, et al. The edge-driven dual-bootstrap iterative closest point algorithm for registration of multimodal fluorescein angiogram sequence. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2010, 29(3):636–49.
- [24] Thitiporn C, Guoliang F, Fransen S R. Hybrid retinal image registration. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2006, 10(1):129–42.
- [25] Adria P R, Raul C, Emanuele T, et al. Rerbee: robust efficient registration via bifurcations and elongated elements applied to retinal fluorescein angiogram sequences. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2012, 31(1):140–50.
- [26] Besl P J, McKay H D. A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2):239–256.
- [27] Gold S, Rangarajan A, Lu C P, et al. New algorithms for 2d and 3d point matching : pose estimation and correspondence. *Pattern Recognition*, 1999, 31(8):1019–1031.
- [28] Chen L, Xiang Y, Chen Y J, et al. Retinal image registration using bifurcation structures. *Proceedings of International Conference on Image Processing*, 2011. 2169–2172.
- [29] Chen L, Huang X, Tian J. Retinal image registration using topological vascular tree segmentation and bifurcation structures. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2015, 16:22–31.
- [30] Shen B, Zhang D, Peng Y. Blood bifurcation structure and global to local strategy based retinal image registration. *Pattern Recognition*, 2012, 321:394–403.
- [31] 沈奔. 基于局部血管结构的眼底图像配准 [硕士学位论文]. 湘潭: 湘潭大学, 2013.
- [32] Wang Y, Ji G, Lin P, et al. Retinal vessel segmentation using multiwavelet kernels and multi-scale hierarchical decomposition. *Pattern Recognition*, 2013, 46(8):2117–2133.

- [33] Harihar N I, Vijay M, Beach J M, et al. Improved detection of the central reflex in retinal vessels using a generalized dual-gaussian model and robust hypothesis testing. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2008, 12(3):406–410.
- [34] Liebchen C. Periodic timetable optimization in public transport. *Proceedings of Selected Papers of the International Conference of the German Operations Researchsociety. Operations Research*, 2006. 29–36.
- [35] Derek A, Sorin I. Hapcompass: a fast cycle basis algorithm for accurate haplotype assembly of sequence data. *Journal of Computational Biology A Journal of Computational Molecular Cell Biology*, 2012, 19(6):577–90.
- [36] 刘伟. 基于稀疏和压缩感知的目标跟踪算法研究 [硕士学位论文]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2015.
- [37] Can A, Stewart C V, Roysam B, et al. A feature-based technique for joint, linear estimation of high-order image-to-mosaic transformations: Mosaicing the curved human retina. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(3):412–419.
- [38] Ortega M, Penedo M G, Rouco J, et al. Retinal verification using a feature points-based biometric pattern. *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, 2009, 2009(1):1–13.
- [39] Ortega M, Penedo M G, Rouco J, et al. Personal verification based on extraction and characterisation of retinal feature points. *Journal of Visual Languages and Computing*, 2009, 20(2):80–90.

## 致 谢

随着夏天的来临，三年的研究生生涯马上就要结束了，三年的时间给我留下了许多美好而深刻的回忆。在此，我向所有关心和帮助过我的人，致以最诚挚的感谢！

首先我要衷心感谢我的导师郑海永老师，无论是在科研工作还是待人处事上，我都得到了老师的悉心指导和帮助。郑老师严谨细致的科研作风，对工作一丝不苟的态度，永远追寻科研的最前端的精神，及始终追求卓越的理念，始终贯穿于我的研究生生涯中，是我学习工作中的榜样。因为有郑老师的严格督促和指导，我才能顺利完成我的研究生生涯，并学习了如何进行科研工作。感谢师母冯丽颖在科研外对我的支持和鼓励，让我对未来更加有信心。

感谢姬光荣教授在科研和生活上给与我的巨大帮助和关怀，在此致以诚挚的感谢和崇高的敬意。感谢实验室的小伙伴们陪我走过了三年的研究生生涯，在这三年中，我们共同分享了收获与喜悦，蜕变与成长。同时，感谢王扬帆老师、孙雪师姐、魏腾达同学和高远宁同学对我科研工作的帮助，使我顺利完成的课题的研究。感谢实验室的师弟师妹们，在实验室里给与我的帮助。

感谢我的家人，对我一如既往的支持，你们是我永远的后盾，无论我遇到什么困难，我相信你们会永远站在我的身后。

感谢国家自然科学基金青年科学基金项目“基于视觉注意结合生物形态特征的海洋浮游植物显微图像分析”(批准号：61301240)与国家自然科学基金项目“基于形态特征的中国海常见有害赤潮藻显微图像识别”(批准号：61271406)资助。

最后，感谢所有关心和帮助过我的人，祝愿你们幸福安康！

## 个人简历、在学期间发表的学术论文与研究成果

### 个人简历

1990 年 5 月 15 日出生于山东省泰安市。

2009 年 9 月考入中国海洋大学信息科学与工程学院电子信息科学与技术专业，2013 年 6 月本科毕业并获得理学学士学位。

2013 年 9 月考入中国海洋大学电子系攻读硕士学位至今。

### 发表的学术论文

- [1] Qiu X, Tang N, Zheng H, Ji G and Qiao X. Automatic segmentation of *Chaetoceros* microscopic images via pixel-wise classification. OCEANS'16 MTS/IEEE Shanghai, 2016.

### 在学期间参加的研究项目

1. 国家自然科学基金青年科学基金项目“基于视觉注意结合生物形态特征的海洋浮游植物显微图像分析”（批准号：61301240）
2. 国家自然科学基金项目“基于生物形态特征的中国海常见有害赤潮藻显微图像识别”（批准号：61271406）