一种基于网络结构与电路模拟的医学图像配准方法

摘 要

图像配准是图像处理领域一大重要的研究内容。将图像配准应用于医学图像，可以使多幅医学图像的信息得到加强与融合，在疾病诊断、临床辅助治疗等多方面具有实用价值。一套快速有效且针对医学图像特征的配准方法是研究的关键。

不同于常见的基于区域或特征的配准方法，本文另辟蹊径，以网络拓扑结构与电路模拟为技术基础提出一种血管图像配准的新思路。将血管图像转变为网络连接图，运用网络结构特征对图进行加权与分割；将加权网络连接图转化为电路图，以节点电压反映血管结构特征并以此作为节点匹配的标准。经仿真图与实际图测试检验，本文所提出的配准方法能有效建立节点间的对应关联。

关键词：图像配准；网络结构；电路模拟；医学图像

A medical image registration method based on network structure and circuit simulation

Abstract

Image registration is an important research topic in the field of image processing. Applying image registration to medical image allows multiple medical images to be strengthened and fused, which has practical value in disease detection, clinical assisted therapy, etc. So proposing an image registration method which is efficient and effective, as well as applicable to features from medical images is the key to the research.

Different from common image registration method which is based on area or features, in this paper, we proposed a unique vessel image registration method which used network structure and circuit simulation. Vessel images were transformed to network graphs, and network structural features were used to add weight to graphs and for further segmentation. Weighted network graphs were then converted to circuits, and node voltages of the circuit reflecting the vessel structures were considered standards for node registration. The experiments in the simulation image sets and clinical image sets showed the success of our proposed method in registration.

Keywords： image registration, network structure, circuit simulation, medical image

第一章 绪论 6
1.1 图像配准简介 6
1.1.1 图像配准的应用与分类 6
1.1.2 图像配准的要素与步骤 7
1.2 国内外研究现状 7
1.2.1 特征检测 8
1.2.2 特征匹配 8
1.2.3 变换模型估计 9
1.2.4 图像重采样和变换 10
1.3 医学图像配准 10
1.3.1 医学图像配准的应用场合 10
1.3.2 血管图像特点 10
1.4 本文总体结构 12
第二章 图像预处理与血管分割 14
2.1 图像预处理 14
2.1.1 图像裁剪 14
2.1.2 对比度调整 14
2.1.3 配准图像间的坐标调整 14
2.1.4 图像降噪 15
2.2 血管分割 15
2.2.1 Open-curve snake 算法简介 16
2.2.2 Open-curve snake 软件应用 17
2.2.3 分割结果导出与转换 19
2.3 本章小结 20
第三章 网络连接图构建 21
3.1 图理论简介 21

3.2 网络结构参数简介 21
3.2.1 反映节点连接性与重要性的指标 21
3.2.2 网络结构参数的计算 22
3.3 网络连接理论对血管分割结果的补充 23
3.4 本章小结 24
第四章 电路转换 26
4.1 电路与网络连接图的关系 26
4.2 电路转换模型 26
4.2.1 伴随电路结构 26
4.2.2 激励方式 27
4.2.3 电压采集方式 27
4.3 模型的图示与实际意义 28
4.4 本章小结 30
第五章 配准方法 31
5.1 配准方法总览 31
5.2 网络结构显著点配准 32
5.3 分支配准 35
5.4 分支中特征点配准 36
5.5 (亚)分支内节点配准 39
5.6 绘制节点间位置偏差图 39
5.7 算法优势 40
5.7.1 稳定性 40
5.7.2 容错性 40
5.7.3 计算量 41
5.7 本章小结 41
第六章 算法测试 43

6.1 仿真图测试 43
6.2 实际图测试 49
6.3 本章小结 54
结论 55
参考文献 56
致谢 60
附录 61

第一章 绪论

1.1 图像配准简介

图像处理领域的一大主要研究方向是图像配准问题[1]。图像配准(image registration)是对同一场景在不同拍摄时间、不同拍摄视角或(和)取自不同成像设备的两幅或多幅图像进行匹配的图像处理过程，以供图像融合、表达与分析 [2-4]。同一场景在多幅图像中可能差异较大，如图像的分辨率、色彩模式、比例尺度、非线性变形等。因而，一种高效准确的图像匹配方法必须克服图像间的种种差异，寻找一种特定的最优变换，使它与其他医学图像上的对应点达到空间上的一致，实现多图像的配准。

1.1.1 图像配准的应用与分类

目前，图像配准已广泛运用于机器视觉、医学影像分析、三维建模、遥感信息处理等众多领域。

周志艳等通过基于 Harris 角点的算法对水稻低空遥感图像进行配准与拼接，实现微小型无人机对水稻长势的低空遥感监测[5]。李震等利用 Hough 变换的盾形区域长轴搜索和图像配准设计了实蝇识别算法[6]。在水下机器人定位方面，图像配准算法的稳定是机器人正常工作的必要保障[7]。

Zitová 将图像匹配的问题根据图像来源分为以下四类[2]。

- 不同视角的图像配准(多视点分析)：目的在于获取更大范围的二维视角或将场景进行三维重建。典型应用包括遥感图像镶嵌、计算机视觉中的形状立体重建。
- 不同时间的图像配准(多时段分析)：目的在于寻找并分析两幅不同时间内拍摄图像的变化。典型应用包括遥感图像监测土地使用变化、医学图像中观察肿瘤病变等。
- 不同传感器的图像配准(多模式分析)：目的在于将不同传感器得到的信息加以整合以获取更为丰富细致的场景信息。典型应用包括可见光和红外图像配准，医学图像的 CT 和 MRI 配准等。
- 场景与模型配准：目的在于将场景与模型间建立定位关系以进行比较。典型应用包括遥感成像中将卫星图像与地图或 GIS 相配准，计算机视觉中匹配实时场景与模板图像等。

1.1.2 图像配准的要素与步骤

根据 Brown 的总结[4]，图像配准往往看成是以下几种要素的结合：

- 特征空间：从参考图像和待配准图像中寻找与提取图像间的共有特征建立的用于匹配的特征集合。
- 搜索空间：参考图像的特征与待配准图像的特征之间用于匹配的变换空间。
- 搜索策略：引导图像间变换，通过测试以逐渐达到最佳匹配的搜索方法。
- 相似性度量：评价所选择的搜索空间中一种给定的变化对于图像匹配结果的准确性。

图像配准的过程简单概括为：在得到配准图像的特征空间后，根据搜索策略，不断在搜索空间中寻找图像间的合适变换，直到达到满意的相似性度量。在 Brown 的基础上，Zitová 进一步将常见的图像匹配概括为以下四个步骤[2]。

- 特征检测：参考图像和待配准图像中的显著目标(边缘封闭区域、边沿、交叉线等)被人工地或自动地提取出。这些特征目标在进一步处理中还可以被控制点(重心、线的始末点、显著特征点)所代表。
- 特征匹配：使用不同的特征描述方法、相似性度量和特征的空间关系在参考图像和待配准图像中建立特征点关联。
- 变换模型估计搜索策略：根据特征匹配，估计模型变化的参数及类型，计算参考图像和待配准图像的映射函数。
- 图像重采样与几何变换：待匹配图像根据映射函数进行变换。对于非整数坐标的图像点进行合理的插值运算。

图像配准的每一个步骤都有其典型的问题，所以研究与讨论图像配准方法时往往从以上四种基本要素与四个基本步骤入手，往往图像间的不同差异将决定每一种配准方法中每一要素与步骤的具体选择。

1.2 国内外研究现状

正是由于图像匹配技术的广泛运用和匹配本身的高度复杂性，图像匹配技术得到国内外研究者们的极大关注。一般，人工在参考图像和待配准图像中选取并配对特征点是最佳的图像配准方案。然而，当所需处理的数据量巨大时，人工配准方法显然不再适合，由此产生了各种自动配准算法。依照图像配准的主要步骤，对图像配准领域目前国内外的研究情况做一简单介绍。

1.2.1 特征检测

最简单的特征提取有锐化滤波器，如使用 prewitt 或 sobel 算子。这类方法可以做到旋转不变地描述特征点，但对外界噪声比较敏感。

LoG 滤波器先使用 Gaussian 平滑去除噪点，再计算图像的二阶导数。这一方法可以去除噪声，但二阶导运算量较大。

Harris 角点检测的方法以点在各个方向变化的剧烈程度判定角点。角点的特征具有较强的适应噪声能力[8]，但对图像尺度的变化仍然不能稳定描述特征[9]，且计算过程用到了计算量较大的图像梯度运算。

Speeded Up Robust Features(SURF)是一种不受图像尺度影响的特征检测方法。该方法同时利用 Hessian 行列式的结果选择尺度和位置，当尺度变换时利用包滤波器粗略近似 Hessian 矩阵而不是使用平滑函数。该方法不用计算图像导数，运算效率有很大提高[8]。

小波变换的特征检测方法是一种多分辨率的特征检测途径。当图像对比度足够时，无需高分辨率即可检测。因而，在实际图片中运用不同分辨率可以检测更多有用的特征，以实现更准确的匹配结果[10]。

以上各种方法各有优劣，在不同图像配准的算法中均有应用。

1.2.2 特征匹配

特征匹配是图像匹配中最为关键的一个步骤，各种算法在此步骤中的变化也较多，因此本文重点调查了目前主流的一些特征匹配方法。归纳起来可将配准方法分为基于区域的图像匹配方法和基于特征的图像匹配方法[2]。基于区域的匹配方法强调特征匹配步骤；基于特征的匹配方法则注重图像显著结构特征的提取。

1.2.2.1 基于区域的图像匹配方法

基于区域的匹配方法也称作互相关方法或模板匹配，这种方法直接利用图像或指定大小的窗进行对应估计，而无需检测图像显著特征。

互相关匹配算法[11-12]是其中最基本的方法之一。将待匹配图像作为模板，在参考图像上计算在每个位置处对应部分的互相关，取最大互相关位置为图像匹配的位置。这类算法简单，无需复杂的预处理，但应用范围较窄，易受图像噪声的影响。

通过傅里叶变化的匹配算法是另一种常见的基于区域的匹配方法。其运用傅里叶变化在频域对图像进行表示，通过相位相关方法，计算参考图像和待配准图像互功率谱密度，寻找峰值位置[13] 。这种方法对频率相关和时变亮度噪声有很强的稳定性，对大型图像的匹配也有计算量的很大节省。但是，这一方法只能用来配准灰度属性有线性正相关的图像，图像之间必须严格满足定义的变换关系。

互信息的方法是目前研究仍比较活跃的一种方法，常用于医学与遥感图像中的多模态图像匹配[14-15]。互信息是信息间统计独立性的度量。图像配准中，通过寻找互信息的最大值以确定图像间的对应关系。Pluim 等人[16]提出将互信息和图像的梯度信息结合起来以改善其极值性能；Wei 等人[17]在互信息计算过程中融入点对应信息，以提高配准的准确性。然而，这一方法具有计算量大、易陷入局部极值、空间信息在计算联合强度概率分布时未被利用等问题。

1.2.2.2 基于特征的图像匹配方法

基于特征的方法是配准中研究较多的一类方法。这类方法通过不同特征提取手段获得图像的控制点(往往是图像中的显著部分，如点、线、边缘、角点)，通过建立特征点的匹配关系建立图像间的变换关系实现配准。

最基础的是利用空间关系的匹配方法。当特征点模糊或邻域内出现扭曲时，通过计算控制点间的空间距离寻求最佳匹配[18]。三维图像配准中著名的迭代最近算法(ICP)算法[19]也是基于这一方法的。

更为稳定的特征匹配方法是基于不变性的描述。特征的对应关系以其扭曲不变的描述而不是空间信息作为匹配标准。不变性的描述表现于：参考图像和待配准图像的特征点描述应当同样、不同特征点的描述应当有所区别、在受到外界轻微干扰的情况下特征点的描述应当稳定、特征描述方程应当独立。寻求最佳匹配即对具有相同描述的特征点加以匹配，特征描述的依据可以是相关系数[20]、闭合区域[21]、不变矩[22]、几何特征[23]等。

另一大类的特征匹配方法是松弛法。其用于解决匹配过程中参考图像与待配准图像中特征标签的对应问题，能够允许图像出现转换和旋转变形，但计算量较大。

1.2.3 变换模型估计

根据匹配过程中使用的控制点多少，将变换模型分为全局和局部匹配模型。

全局匹配模型使用图像所有的控制点(二至四个)，使用最小二乘法对所有控制点来估计匹配函数及参数，仅能对旋转、变换和尺度进行匹配。

而局部匹配模型可以对局部的图像变形进行匹配，将待匹配图像分为小块并分别将小块图像镶嵌于参考图像上。

从另一个方面，变换模型还可以分为控制点的精确对应变换和近似估计的弹性变换。由于弹性变换不再使用由参数决定的匹配函数，配准的特征匹配和匹配函数的设计可以同时进行，弹性变换适用于相对复杂且局部扭曲较大的情况，但对小范围变换的图像处理效果不理想。

1.2.4 图像重采样和变换

主要的插值算法包括最近邻函数、双线性和双三次函数、高斯曲线[24]、三次 B 样条[25]、简化的 sinc 函数[26]等。

双线性插值相比高阶方法在准确性和视觉感受上更胜一筹，是一种权衡准确性和运算量的最常用方法；三次插值只有在匹配图像明显放大的情况下比较合适；而最近邻函数插值由于会引入伪影，故不太常用。

1.3 医学图像配准

将图像匹配技术运用于医学，是目前医学图像领域一个研究热点。将同一组织拍摄的医学图像结合起来，在同一图像上显示各自的信息，可以帮助医生的临床医学诊断，具有很高的应用价值。然而医学图像具有其不同于普通图像的特点，这对图像匹配技术运用于医学领域形成了障碍。

1.3.1 医学图像配准的应用场合

一种常见的应用是多模态图像配准。医学影像技术是利用专门成像机制的设备获取人体内部结构信息的技术[27]。随着医学影像技术的发展，一系列的单模态成像技术逐渐应用于临床诊断，如超声成像、X 射线断层扫描成像、核磁共振成像、光声成像等。然而，由于成像原理的差异，在每一模态下图像所侧重的信息是不同的[28]。通过多模态的图像配准与融合，解剖结构的成像更为详细，医护人员对病变组织的形态了解也更为清晰。

另一应用场合是单模态下图像信息的加强。在多次成像中所得到的图像表现出各自特有的特征，需要通过图像配准对图像间共有的信息融合，并对各自独有的信息加以体现。如眼底血管造影图像中出现眼球转动，需要对转动前后的多幅图像进行配准以实现成像效果的加强或成像区域的扩展。

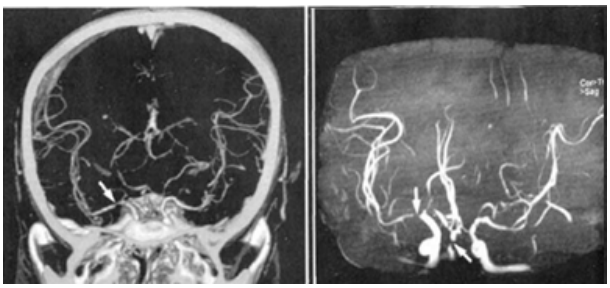
1.3.2 血管图像特点



图 1.1 某噪声严重的 CT 血管图像[30]

医学图像通常含有复杂的噪声。图像传感器光电原件灵敏度的不均性、数字化过程的量化误差及人为因素干扰，都会产生高斯噪声；而医学成像设备的传输信道、解码处理等过程会产生椒盐噪声[29]。这些误差的存在使得医学血管成像中，容易出现血管的断裂，如图 1.1 所示，进而影响到连续血管的提取。

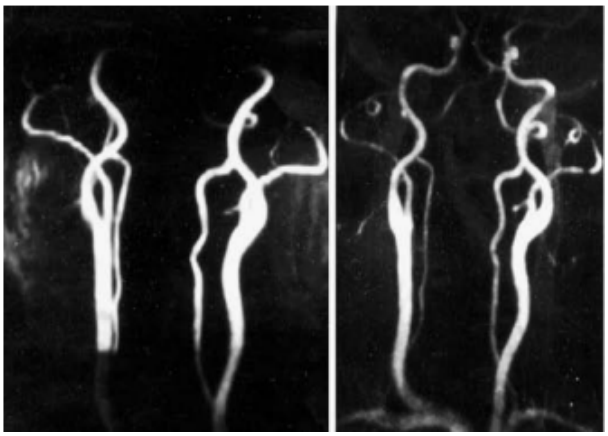
另外，对于不同模态的图像，由于成像机理的差别，所成图像与真实物体间具有较大的不准确性。在血管成像中， CTA 成像的引流静脉可能存在遗漏，且小血管显影质量较差，血管成像细节描述可能出现失真。如图 1.2 中 CTA 与 MRA 对脑部血管的对照，发现 CTA 图像箭头位置(狭窄点)附近的血管相对较少。



(a) (b)

图 1.2 一例脑动脉狭窄患者的 CTA(a)与 MRA(b)对照[52]

在 MRA 成像中，血管内不规则的钙化斑块与血液湍流，致使 MRA 影像产生误差和伪影[31] ，使得成像同样存在不准确。如图 1.2 所示，从存在伪影的 TOF-MRA 与对伪影矫正较好的 CE-MRA 成像的对比中，发现图像(a)上颈外动脉的锯齿伪影遮盖了该处的狭窄情况[53]。这样的不确定性误差使得医学图像的匹配(尤其是多模态图像的匹配)充满困难。



(a) (b)

图 1.3 TOF-MRA 图像(a)和 CE-MRA 图像对颈外动脉的成像[53]

血管图像存在的这些误差与不确定性使得常见的基于区域的图像匹配方法难以在匹配图像间找到最佳对应；对于基于特征的图像匹配方法则因血管缺乏显著性特征，难以找到稳定的控制点用于匹配。因而，对于血管图像的配准需要一种新的思路。

1.4 本文总体结构

本文主要研究医学图像中血管图像的配准问题。针对医学图像复杂噪声和不准确性的特点，提出一种新颖、有效的血管模糊配准新思路。考虑到血管的网状特征，特征提取上，主要获取图像的网络连接与血管的径向粗细；特征匹配上，通过构建网络结构指标分析网络中结构显著性点，以此进行网络分割以简化匹配对象，并通过电路转换模型以电路模拟网络连接，以节点电压作为节点间匹配的主要参考；变换模型采用适用于图像出现较大扭曲的非精确弹性变换模型，并以节点间位置的差异表现节点电压偏差。

本文提出的基于网络连接图的方法可以应用于二维或三维图像，因为所转化成的节点连接图本身并不包含图像的维度信息；其较强的误差容错性也可以用于多模态图像配准。后文为了介绍时的便利，采用单模态的二维图像为例，但方法不失普遍性。

论文的主要结构如下。

第一章为绪论，介绍图像配准的定义、应用场合、具体步骤与研究背景，归纳国内外相关研究成果，介绍本文所主要研究的内容和本文结构。

第二章介绍血管图像的分割。介绍所使用的 Open-curve snake 算法、应用该算法获得分割结果的步骤和对分割结果的后处理。

第三章和第四章是本文提出的配准方法的两大支柱，应用这两项技术点是本文匹配方法的关键与创新性的主要体现。

第三章介绍网络连接图及网络结构参数(NSI)的相关概念，计算网络连接图中的相关参数对原有的节点列表矩阵加以进一步补充。

第四章介绍电路转换的思想，说明电路图与节点连接图的关系及转换方法，并提出以节点电压值进行节点信息衡量的合理性。

第五章是整个特征匹配流程的介绍。

第六章是算法的测试部分，展示与分析了仿真图与实际图的测试结果。

本文提出的血管图像配准方法的主要过程及目的见图 1.4，完整的配准方法流程图见图 5.1。

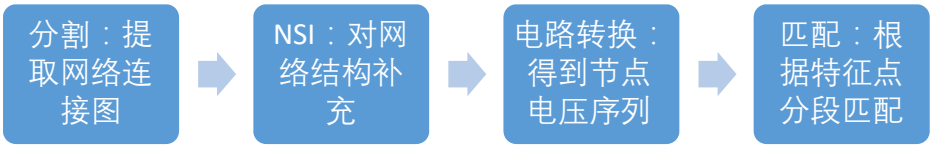


图 1.4 配准方法的主要过程及目的

第二章 图像预处理与血管分割

2.1 图像预处理

医学图像在处理前需要进行一系列的预处理保证后续算法的有效执行。针对血管图像匹配这一具体的问题，预处理主要包含以下几方面。

2.1.1 图像裁剪

对图像中所需匹配的部分进行分割，去除无关部分，以减小图像的尺寸，减低计算量。

2.1.2 对比度调整

由于成像过程中照明不足或成像传感器动态范围太小等原因，图像的对比度可能难以达到后续算法中进行血管部分提取所需的要求。常见的方法是使用分段线性变换函数或直方图均衡化将对比度拉伸。

分段线性变换函数需要用户人为指定参数，增强输入图像中重要区域的灰度值，抑制无关区域的灰度值。而直方图均衡化可将图像中过于集中的像元分布区域(亮度值分布范围)拉开扩展，扩大图像反差的对比度，达到增强反差的目的，但是这一方法对处理的数据不加选择。

对于多数经裁剪的血管图像，图中的无关区域较少，若图像不能达到足够的对比度则优先使用直方图均衡化的方法。若图像中无关区域较多，则使用分段线性变换函数，人为指定合理的参数调整对比度。

2.1.3 配准图像间的坐标调整

对于二维图像，根据每一像素表达的实际长度可以容易地调整参考图像与待匹配图像的尺寸以达到同样分辨率；但对于三维图像，情况更为复杂。

三维图像的保存方式往往是 z 轴方向以一定层厚按照顺序的切片。对于多模态三维图像，除了多模态图像在 x-y 平面的均一化调整，在数据处理之前还需进行图像的层厚调整。

医学图像常以 DICOM(医学数字成像和通信)格式保存，在这一格式的信息标签中存在三维图像层厚信息 SliceThickness 和每一像素对应的实际大小信息 PixelSpacing。往往层厚与图像的像素间实际大小是不匹配的，因而直接将三维图像重建所得到的结果存在 z 轴方向的变形。利用 DICOM 格式的这两个参数可以对三维图像进行校正，使得 z 轴表示的像素与 x-y 平面一致，以便于后续的处理。

首先，对参考图像进行层厚的调整。即以实际层厚为单位长度，调整每一切片的长宽，以使得切片图像的每一像素反映的大小正好是单位长度。再对待匹配图像进行校正。根据待匹配图像层厚调整每一切片大小，然后根据待匹配图像与参考图像间层厚的实际大小比例，调整整个待匹配图像三个维度方向上的大小。Matlab 代码如下，其中I_{scale}是调整后的图像，I是原始图像，$reg_x\ reg_y$分别是图像放缩的横纵比例。

$$I_{scale} = imresize(I, [reg_x\ reg_y]); \tag{2-1}$$

图 2.1 展示了某三维 MRA 图像矫正前后的对比，发现经过矫正后的图像中血管的走向更为自然，血管畸形团形态特征更为明确。

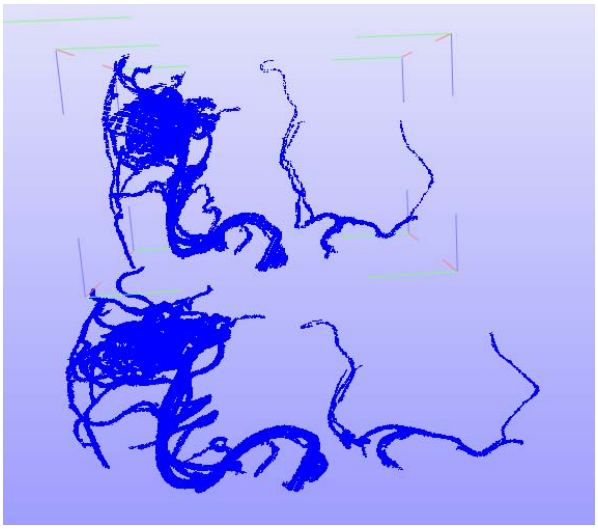


图 2.1 经矫正的某 MRA 图像(上)与原图(下)对比

2.1.4 图像降噪

若图像的质量不够理想，可以加入图像降噪处理。常见的图像降噪滤波方法包括均值滤波器、自适应维纳滤波器、中值滤波器、小波去噪等。可根据实际图像的噪声情况选择合适的方法滤波。

2.2 血管分割

完成图像预处理后，对参考图像和待匹配图像的血管部分进行分割提取。

医学图像中血管分割可以看作是图像中管状目标跟踪与结构重建问题的一种。以往研究主要通过以下一些方法解决。

连续追踪方法[32]通过传播管道内的起始核进行局部搜索确定管状范围，然而这一方法可能存在管道不连续的问题，必须通过后处理的方法整合分割的碎片。

最短路径跟踪[33-34]的方法通常基于局部图片特征定义一个代价或能量度量，最佳路径是全局范围连接两点所付出的最小累计代价。这一方法的一个问题是所找出的路径不是管状结构的中心线，需要额外的矫正和变形。

骨骼化方法[35-36]用三维反卷积和点扩散方程寻找一系列骨骼点，并组成具有树枝、终点、路径的网图。但存在模糊和自循环的问题，且图像反卷积运算量很难适用于大型图片。

主动轮廓[37]的方法是目前最常见的一种分割方法。这是一种基于最小能量函数理论的分割方法，能够有效地利用局部与整体信息，实现目标边界准确定位。管状目标分割时，[38]可以得到一个由位置和内径组成的 4 维点骨骼图。然而，这一方法需要用户手动标记分支点、终点和一些中间点的位置。

Open-curve snake[39]正是试图解决 Schmitt 等人算法中的手动标记问题提出的一种改进，本文的血管分割部分采用这一方法从血管图像中取得一个 4 维(点的三维坐标和点所在管道的内径)的点描述性结果。

2.2.1 Open-curve snake 算法简介

Open-curve snake 是传统的主动轮廓方法的开放曲线版本[40]。常规主动轮廓方法中使用的闭合曲线在细小管道的分割上很难进行，且对于交叉的管道很难找到明确的闭合曲线，所以 Hongsheng 等人提出使用开放曲线对主动轮廓方法进行改进。

r(*s*)用以表示开放曲线。

$$r(s) = (x(s), y(s)), s \in [0, 1] \tag{2-2}$$

目标是经过迭代后使得总的轮廓能量E(包括内部能量$\mathrm{E_{int}}$、外部能量$\mathrm{E_{ext}}$)最小。

$$E = E_{int} + E_{ext} \tag{2-3}$$

$$E_{\mathrm{int}} = \int_0^1 (\alpha(s)|r_s(s)|^2 + \beta(s)|r_{ss}(s)|^2)ds \tag{2-4}$$

表示曲线弹性能量的一阶项和表示硬度能量的二阶项分别由$\alpha(s)$和$\beta(s)$控制。

$$E_{\mathrm{ext}} = \int_0^1 k \cdot \Big(E_{img}\big(r(s)\big) + k_{str} \cdot E_{str}\big(r(s)\big)\Big) ds \tag{2-5}$$

k 是平衡内外能量的参数，k_{str}是平衡图像项和拉伸项的参数。E_{img}是经过高斯滤波的图像项。E_{str}是拉伸能量项，计算如下。

对曲线拉伸的力强度定义为

$$F(\boldsymbol{r}(s)) = (I(\boldsymbol{r}(s)) - I_{mean})/(I_f - I_b) \tag{2-6}$$

$I(r(s))$、I_f、I_b和I_{mean}分别表示特定点$r(s)$覆盖的像素点值、前景值、背景值和前后景平均值。由于要使拉伸的力仅限于管道方向的切线方向，拉伸力作用于轮廓的两端(s为0或1处)

$$\nabla E_{str}(r(s)) = \begin{cases} -\dfrac{r_s(s)}{|r_s(s)|} \cdot F(r(s)) & s = 0 \\ \dfrac{r_s(s)}{|r_s(s)|} \cdot F(r(s)) & s = 1 \\ 0 \quad \text{其他} \end{cases} \tag{2-7}$$

从i-1至i的迭代如下：

$$x_i = (A + \gamma I)^{-1}(\gamma x_{i-1} - \partial E_{\text{ext}}(x_{i-1}, y_{i-1})/\partial x) \tag{2-8}$$

$$y_i = (A + \gamma I)^{-1}(\gamma y_{i-1} - \partial E_{\text{ext}}(x_{i-1}, y_{i-1})/\partial y) \tag{2-9}$$

A用于指定模型的内部光滑程度，γ指定步距。用以上方法，轮廓可以根据管道走向有效地变形到期望的管道中心线位置。

Open-curve snake在跟踪前还需要进行管道方向的判断和种子点的提取。通过使用Frangi管道度量[41]的方法，用梯度矢量流[42]的Jacobian矩阵生成一个反映管道性的图像，根据矩阵的特征值进行管状区域判定、管道性强度和方向的计算。

种子点提取包括以下三种方法的组合：山脊标准检测，二值图像的骨骼化，局部最大管道性。将种子点根据之前计算的管道性强度值从大到小排列。从列表中最高优先级的种子点开始轨迹跟踪，由于每一模型需要三个点作为起始点，所以增加选取每个种子点主方向上的前后两个点。

2.2.2 Open-curve snake软件应用

Wang Y在提出管状目标分割算法的同时[39,43]，提供了Open-curve snake跟踪系统的软件。本文利用这一软件实现血管部分的分割。

在导入经预处理的图片后，程序界面显示如图2.1

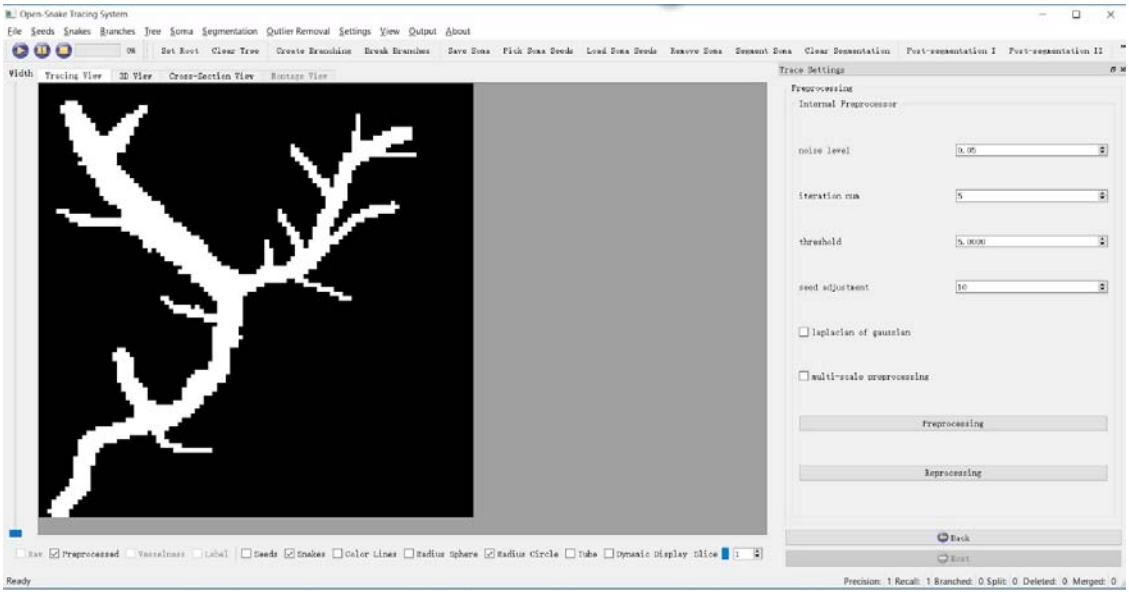


图 2.1 装载图像后的 Open-curve snake 跟踪系统截图



图 2.2 经管道性计算与种子点提取(红色部分为种子点)后的管道性图像

软件计算管道性与种子点，并可以修改种子点检测时的参数(阈值、迭代次数、噪声值、种子点调整值)重新提取。如图 2.2 所示。

接下来是跟踪过程，软件逐点进行曲线拉伸变形，直到曲线不再变化或遇到图像边缘停止。算法允许多个种子点共同构成一段曲线。跟踪的同时计算每一点的内径(前景值范围内的以种子点为中心的最大包含圆半径)。跟踪结果见图 2.3。

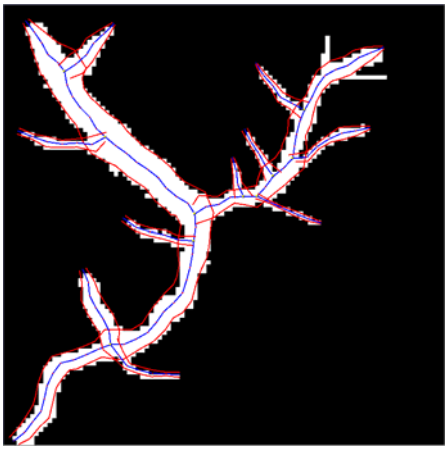


图 2.3 经过 Open-curve snake 算法跟踪后的图像。蓝色曲线为跟踪路径，红色曲线划定的范围为标定的每一种子点内径的范围

软件可以对跟踪结果进一步修正，进行分支合并、删减多余分支、更改根节点等操作。

2.2.3 分割结果导出与转换

Open-curve snake 跟踪系统的输出结果为 SWC 格式的文件。文件中每一行对一个种子点进行描述，以空格分隔每一列的内容。列名依次为：节点序号，节点种类(1：元细胞，2：管状物体，3：树枝)，节点 x 坐标，节点 y 坐标，节点 z 坐标，节点处管道内径，连接到这一节点的序号(-1 代表节点为根节点)。

本文提出的方法主要在 Matlab 下进行运算，所以需要将该格式的输出文件转换为 Matlab 程序所需要的形式。

Matlab 中可以直接使用 load 命令载入文本列表格式的文件。建立网图的节点列表矩阵为 SWC 格式每行的 1,3,4,6(若三维图则应增加 5，后文以二维图像为例)列，连接来源矢量为每行的第七列，连接目标矢量为每行的第一列。

在 Matlab 中，通过其丰富的绘图功能，可以将血管分割的结果及其网络结构更直观地反映，形成的网络连接图见图 2.4。

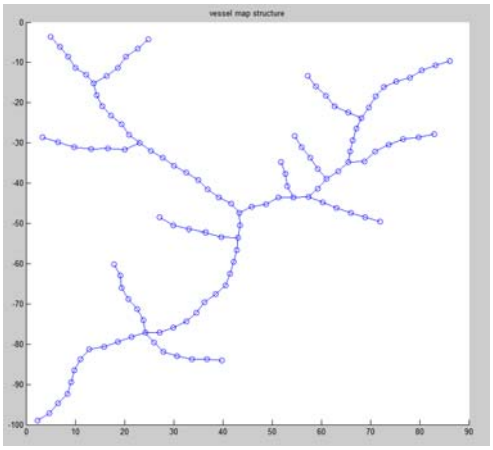


图 2.4 经 Matlab 绘图后的血管分割结果——网络连接图

图中横纵坐标分别代表图像中节点的 x 坐标和 y 坐标负数，取负数为了统一实际图像与网络连接图的朝向。

2.3 本章小结

本章中，对血管图像匹配前的预处理和血管分割部分进行介绍。

考虑到医学图像中可能存在的图像过大、对比度过低、配准图像间的坐标不一、噪声过大等问题，提出了各自针对性的解决方案以避免方法后续的计算中出现不理想的情况。

血管分割问题可以归结为管状目标跟踪与结构重建问题。在简单比较了目前主要的管状目标跟踪方法(连续追踪方法、最短路径跟踪、骨骼化、主动轮廓)后，发现主动轮廓法的一种改进：Open-curve snake 方法可以有效解决主动轮廓对管状目标跟踪时的不利因素，有效地从图像中得到管状目标的路径与关键点处的管道内径。经 Open-curve snake 配套软件的处理和 Matlab 对软件输出结果的转换后，得到所需的节点矩阵与连接的矢量列表，绘制网络连接图，以供后续匹配算法使用。

第三章 网络连接图构建

3.1 图理论简介

网络无处不在，互联网、人际网络、航线网络、神经网络。这些我们日常生活中所提到的网络在数学上被称为图(Graph)[44]。下面介绍图理论中的常用术语以供后文讨论。

根据定义，图是可通过边相互连接的节点的集合[45]。通常意义上，每一条边只能连接两个点。用标准记法，图 G 由节点 V 和边 E 组成，

$$G = (V, E) \tag{3-1}$$

每一个属于 E 的边 e 连接两个点 u，v，则 u 和 v 是相邻的。

$$e =< u, v > \text{或} e =< v, u > \tag{3-2}$$

若一个网络 G 中有 M 个节点，根据其边的连接情况，可以通过一个 $M*M$ 的矩阵 P 表示网络中节点的连接情况。P 中的第 i 行第 j 列元素 p_{ij} 取值如下：

$$p_{ij} = \begin{cases} 1, & \exists e \in E(G): e =< i, j > \\ 0, & else \end{cases} \tag{3-3}$$

$V(G)$ 和 $E(G)$表示 G 所关联的点和边的集合。若 u、v 相同，则构成自环，若不止一个 e 连接 u 与 v，则构成重边。当一个图中没有任何自环和重边的时候，称这图是简单图。本文讨论的图均为简单图。边的描述中可以包含方向，称这类图为有向图，否则称之为无向图。本文均讨论无向图。

节点所连接的边的条数成为节点的度(degree)，记作 $\delta(v)$。

在许多实际场合，经常提到点邻居的概念。图 G 中，节点 v 的邻居被定义为集合 $N(v)$：

$$N(v) \stackrel{\text{def}}{=} \{w \in V(G) | v \neq w, \exists e \in E(G): e =< u, v >\} \tag{3-4}$$

当在网络中表示代价或距离的情况时，可以在网络节点或边上关联一个权值 $W(v)$或 $W(e)$加以表示。

最短路径定义为网络中从一个节点到另一节点的最短距离。对于未加权图，即在网络图中，根据节点间连接关系，找到一条联通两节点且经过节点数最少的路径。

3.2 网络结构参数简介

3.2.1 反映节点连接性与重要性的指标

通常情况，一个网络中，每一点的重要性是不同的，而这一重要性不仅体现在点的价值还存在于与其相连的边的数量和其邻居甚至周边若干级邻居的价值上。

而简单通过度数很难反映所需考量的节点的局部影响力和连接性。因为度数只能反映与当前节点相连的其他节点的数量却没有考虑这些节点的重要程度，更没有反映这些邻居节点的连接情况。

节点的中介中心性[46]是另一个可以考虑使用的指标。中介中心性是指经过一个节点的最短路径数量占任意点对间最短距离数量的比例。该指标反映了节点的流量和最短路径对节点的依赖，是节点价值的一个客观反映。但是，其计算过程依赖于全局信息，且计算量较大。

为了高效体现每个点在其局部网络范围内的连接情况与影响力，在[47]中提出了网络结构参数(NSI)的概念。通过计算节点领域内邻居节点的连接性及权值，得到一个合理的节点连接性与重要性度量。

3.2.2 网络结构参数的计算

首先，对节点的邻域范围内所连接的节点分层。定义当前节点的邻居为一阶邻域点集合 R_1(如图 3.1 中节点 1)，每一一阶邻域点的邻居(不包括当前节点和一阶邻域点)为二阶邻域点集合 R_2(如图 3.1 中节点 2-5)，依次类推，直到划分 K 阶邻域集合 R_k。

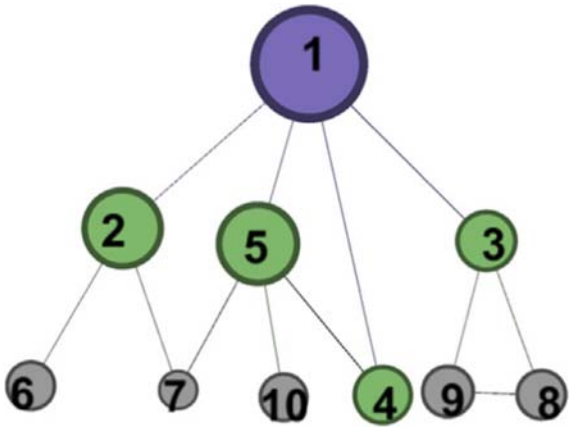


图 3.1 节点分层示意图

M 个节点的网络用连接矩阵 P 描述

$$P = \begin{bmatrix} p_{11}, p_{12}, \cdots\cdots, p_{1M} \\ p_{21}, p_{22}, \cdots\cdots, p_{2M} \\ \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \\ p_{M1}, p_{M2}, \cdots\cdots, p_{MM} \end{bmatrix} \tag{3-5}$$

每一节点的权值记为 W_v 。

d_{ij}表示因节点 i 至节点 j 的连接而对节点 j 造成的影响：

$$d_{ij} = p_{ij} * W_j \tag{3-6}$$

对第 b 阶邻域的所有点，总的来自第 a 邻域的点的影响L_{ab}可以由下式确定：

$$L_{ab} = \sum_{i}\sum_{j} d_{ij} \text{ 其中 } i \in R_a, j \in R_b \tag{3-7}$$

由邻域划分的过程可知，第 a 阶邻域的点只能与第 a-1 或第 a+1 阶邻域(若存在)的点有连接，即仅存在 $L_{a(a\pm1)}$的情况。将所有可能的 L 整理为矩阵形式，不可能的位置用 X 表示，其中 T 为最大标记的邻域阶数，即：

$$N = \begin{bmatrix} L_{11} & L_{12} & X & & X & X & X \\ L_{21} & L_{22} & L_{23} & \cdots & X & X & X \\ X & L_{32} & L_{33} & & X & X & X \\ & \vdots & & \ddots & & \vdots & \\ X & X & X & & L_{(T-2)(T-2)} & L_{(T-2)(T-1)} & X \\ X & X & X & \cdots & L_{(T-1)(T-2)} & L_{(T-1)(T-1)} & L_{(T-1)T} \\ X & X & X & & X & L_{T(T-1)} & L_{TT} \end{bmatrix} \tag{3-8}$$

但对每一邻域的重要性仍没有描述，引入e_{ab}描述每一邻域间的重视程度，矩阵 N 经过e_{ab}加权处理后，得到网络结构参数(NSI)的定义：

$$\begin{aligned} NSI = {} & L_{11} * e_{11} + L_{12} * e_{12} + L_{T(T-1)} * e_{T(T-1)} + L_{TT} * e_{TT} \\ & + \sum_{G=2}^{T-1} (L_{G(G-1)} * e_{G(G-1)} + L_{GG} * e_{GG} \\ & + L_{G(G+1)} * e_{G(G+1)}) \end{aligned} \tag{3-9}$$

根据定义，我们可以发现网络结构参数结合了网络结构、节点度数、节点及其邻域点权重等节点在网络中的重要参考因素，这对于反映一个节点的连接性和重要性提供良好的参考。

在网络免疫策略方面，运用网络结构参数作为参考指标的改进型熟人免疫算法取得了良好的免疫效果。而在医学图像配准上，这一参数的运用也可以很好地判定节点在其局域范围的影响，作为一种比节点的度判断更为稳定准确且比节点的中介中心性更为简便易得的指标，在配准过程中帮助节点间对应关系的确立，这一结论将在第五章中详细论述。

3.3 网络连接理论对血管分割结果的补充

在第二章中，通过 Open-curve snake 方法得到节点列表矩阵和连接矢量。应用之前提到的网络连接图的相关理论，对节点列表矩阵进行补充。

根据连接来源与目标矢量，对节点列表中的每一点进行度的计算，存于节点列表矩阵的第五列，以便于后续计算。由于在连接来源与目标矢量中节点间关系依靠节点序号一一对应，一个节点的度即为连接来源矩阵中该序号出现的次数与连接目标矩阵中该序号出现的次数之和。

应用网络结构参数 NSI 的定义式。通过连接来源、目标矢量可以转换为网络连接矩阵 P(若节点 i 与 j 存在连接，则 p_{ij} 取 1)；将节点列表中的第四列(种子点处管道内径)作为节点的权值 W_v；考虑到网络的规模及连接复杂度，设定最大标记的邻域阶数 T 值(本文中的图均取 T=3)。根据公式计算得到每一点的 NSI 值，存于节点列表第六列。

对于血管图像，描述种子点的另一个重要描述性指标是点朝向相邻点的连接方向，这也是图匹配过程中的重要参考。在获取到节点所属分支及分支朝向后(第五章)，补充计算节点在前进方向(分支朝向上的下一节点)的方向矢量，并与分支朝向矢量作角度差运算。分支的末端节点不存在前进方向则不予计算角度差。如图 3.2，若节点的方向矢量为$\vec{a} = (x, y)$，分支的方向矢量为$\vec{b} = (u, v)$，两方向矢量的角度差θ则有

$$\theta = \cos^{-1}\frac{x \cdot u + y \cdot v}{\sqrt{x^2 + y^2} \cdot \sqrt{u^2 + v^2}} \tag{3-10}$$

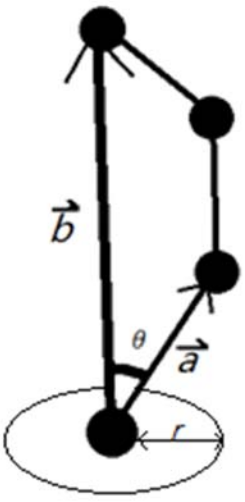


图 3.2 计算节点在分支前进方向示意图

补充每一点的 θ 于节点连接矩阵的第七列。

至此，得到一个经节点度数、NSI 及分支中前进方向补充的更为完整的节点连接矩阵 P 用于随后的匹配。

3.4 本章小结

本章是本文提出的血管图像配准方法的重要基础。首先介绍了图的理论，引入图论领域的基础性的知识，如节点度数、邻居、权值等，为随后的网络结构参数介绍和配准方法中用图论思想解决节点匹配问题做铺垫。

在分析节点连接性与重要性的度量指标时，本章中分析了用节点度数和中介中心性作为指标的局限性，提出使用一种综合了网络结构、节点度数、节点及其邻域点权重等参考因素的新指标——网络结构参数(NSI)。本章第二节中详细介绍了NSI 的定义与计算，在第三节中并依此方法补充第二章中得到的节点连接矩阵的节点 NSI 值。此外还补充了节点度数及节点在分支中的前进方向作为节点的描述性指标，为下一章中网络连接图的电路图转换与节点电压计算提供基础。

第四章 电路转换

4.1 电路与网络连接图的关系

图匹配问题的一个相近研究方向是图同构问题。根据[48]定义，两幅简单无向图 $G_1 = (V, E_1), G_2 = (V, E_2)$，如果 V 之间存在一种双向单射使得 E_1、E_2 可以实现双向单射，则称两幅图是同构的。可见图同构的判定比图像匹配更为严格，但从其同构判定的方法中可以寻找适用于图像匹配的解决思路。

在解决图同构问题的方法中，以电路模拟判断图同构的方法 [49-50] 值得在图像匹配中加以拓展与尝试。电路模拟法是将含权无向图转化为伴随电路图(将含权边转换为含电阻值的导线)，通过对节点与其余节点间分别施加相同的电流激励(单位电流源，方向均为流出节点方向)，每次激励所得到节点电压序列集用于同构判定。文中作者证明了图同构与电压序列集间的等价性。

由于本文血管配准的目的与图匹配类似，方法中同样使用了含权无向图，且配准的过程同样需要节点电压序列作为配准的依据，这些相似之处使得本文尝试探索一种基于电压模拟且适用于非精确血管图像配准的新方法。这一方法使用一种电路转换模型，将每一带权节点转换为一种电路元件，以节点间连接构建为一个电路图，通过电源激励实现节点间电压的获取。而电路模拟用于图匹配时的优势也希望在血管配准中得到最大的保留，例如电路中线形电源的可叠加性、电路计算时算法复杂度上相比于传统算法的运算量优势等。

4.2 电路转换模型

研究对象为非精确的血管图像配准问题，参考图像与待匹配图像中存在较大差异，故对带权无向图的电路转换模型在本节中加以规定。

为了避免分支间不利影响(尤其是邻近分支)并简化模型与运算量，本方法主要针对分支内部(见第五章)的节点分析，而非整个节点图，电路转换的模型主要由三部分组成。

4.2.1 伴随电路结构

血管图像的主要特征点是每一种子点的管道内径(节点连接矩阵的第四列)，自然考虑以管道内径值转换为伴随电路中电阻阻值。

此外，对于血管中显著弯曲的特征，即节点的前进方向(节点连接矩阵的第七列)与分支朝向有较大不同，这一弯曲信息是判定血管匹配的另一重要参考因素。

考虑到(1)血管的弯曲程度与血管内径的粗细并无直接关联，不应对伴随电路中电阻的阻值加以影响；(2)拉普拉斯域的电路分析中，可以允许复数阻抗的出现，即引入电感与电容；(3)血管节点的链状结构，等效的伴随电路应同样以串联方式转换，即使用电感作为虚数部分的表现形式可以保持串联连接。因而将管道内径信息r与节点前进方向θ综合考虑，分别作为该点复阻抗中的模与幅角进行等效，即将节点转换为一组电阻与电感的组合，满足以下关系：

$$\begin{cases} R = r \cdot \cos(\theta) \\ jwL = r \cdot \sin(\theta) \end{cases} \tag{4-1}$$

4.2.2 激励方式

本文采取不同于电压模拟法中单位电流源依次激励的方法，提出依次加权地引入电压源激励。这包含三个方面。

首先，引入的不再是电流源激励而是电压源激励。由于本方法不再使用节点电压方程的矩阵解法，所以使用电流源将不再适合于本方法，而电压源激励则可以更为直接迅速地得到分压结果。

其次，激励的电压源值不再是统一的单位激励，而是使用节点的NSI值作为加权施加激励。根据第三章中分析，NSI 值越大的节点其局域范围内的影响力越大，以此作为激励源权值，其电压的分配结果越显著，越能主导整个分支上的特征情况。

最后，激励的顺序有所变化。原有的激励方式中电流源激励的顺序并无特定要求。而本方法中要求电压源激励的顺序需要按照每一分支的分支朝向，即先由分支起点进行激励，直至分支末端节点进行激励。这一改动配合之后的采集结果调整，主要考虑到分支起点处的电压值更为关键，而在分支末端，随着管径不断减小，血管的成像准确性大幅下降，不再具有进行精确匹配的价值。

4.2.3 电压采集方式

本方法规定了激励的顺序，因而采集电压的过程也需符合一定顺序和要求。

方法规定，对每一次电压源激励，仅记录激励该点及其分支前进方向的点的电压响应。在分支所有激励完成后，对每一次激励的响应计算平均值，得到该分支的综合电压序列。多个电压的平均可以减小分支末端节点对于之前电压激励的不稳定性，更多地反映整个分支的综合激励效果。

经过这些调整，电压模拟的方法综合了网络连接图的各权值，将含权网图转换为由电阻、电感、激励电压源组成的电路图；并且计算量也由原来的二维矩阵运算减少至电压的一维线性叠加运算。

4.3 模型的图示与实际意义

根据上一节的描述，可以将带权网络连接图的每一分支转换为相应的电路图。以某分支的第五个节点为例，经转换后的电路如图 4.1 所示。

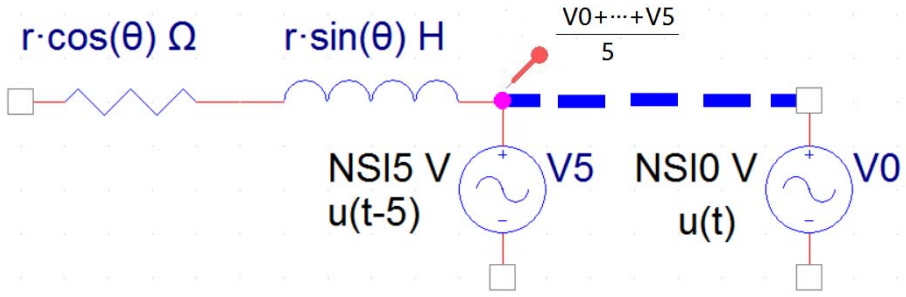


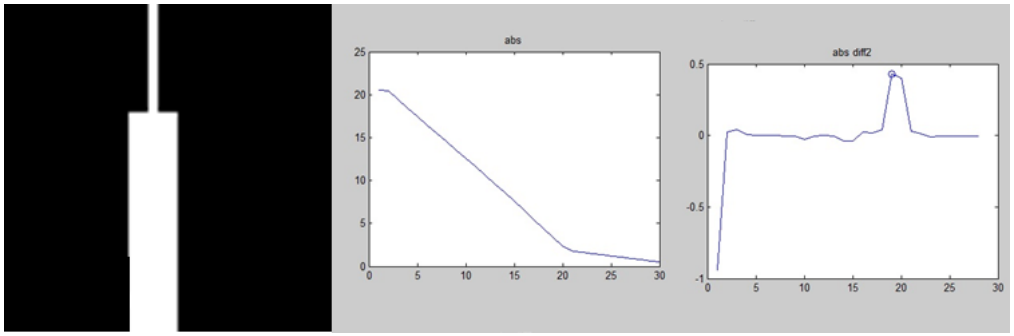
图 4.1 一个分支经转换后的伴随电路示意

节点被等效为电阻与电感的串联，每一电压源激励分别在时间 $t=t_i$ 时刻产生激励。图中探针位置代表电压采样时取所有激励电压的平均，采集得到的电压结果作为分支的节点电压描述值。

电路模拟法将网络连接图与电路图构建起关联，而本文方法中的电路图不仅需要关联网络连接图中的参数，还要顾及血管配准的主要任务，在电路图与血管特征描述方面建立关联，以使得电路对血管具有足够的代表性。

本文的转换模型中，节点的综合电压序列作为匹配的主要依据，分支上的电压随前进方向逐渐下降，电压在这里的实际意义更像是一种得分，而由电阻电感组成的复阻抗更像是一种电压分配的加权，由 NSI 控制的电压源激励可以看作是得分贡献的来源。粗且连接丰富的血管复阻抗大，在线形电压的分配中占有的比重高，且激励电压的 NSI 权值也大，因而相应的电压得分高。

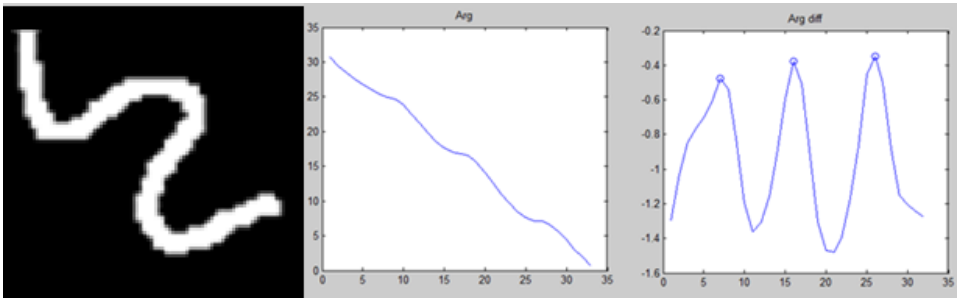
从电压的模的角度，对比不同分支中相近分支内位置的点，得分高的节点所在分支较主要；同一分支中比较，得分高的节点在分支中处在更为靠近起始点的位置；同一分支中的得分梯度(前进方向上前一点与该点电压的差)下降越快，说明分支的由粗变细趋势越快。如图 4.2 所示，节点在粗细突变处表现出电压的下降速度改变。



(a) (b) (c)

图 4.2 粗细突变分支的原始图(a)、节点电压模(b)、节点电压模的二阶差分(c)

从电压的幅角的角度，分支的电压序列中若出现幅角的较大变化，说明分支形态上出现较大弯曲。如图 4.3 所示，一个弯曲较多的分支，节点电压幅角存在变化速度的快慢。



(a) (b) (c)

图 4.3 弯曲分支的原始图(a)、节点电压幅角(b)、节点电压幅角的差分(c)

综上所述，本文提出的基于血管匹配的电路转换模型将网络连接图中的权值作为电路转换模型的基础，借助电路图对节点的综合电压序列进行计算，并能充分反映血管的粗细、弯曲等特征，成功地对网络连接图、电路图与血管特征描述图三者有机结合，是对传统电路模拟法转换模型的一次大胆改进，是扩展原有电路模拟法应用场合的一次有益尝试。

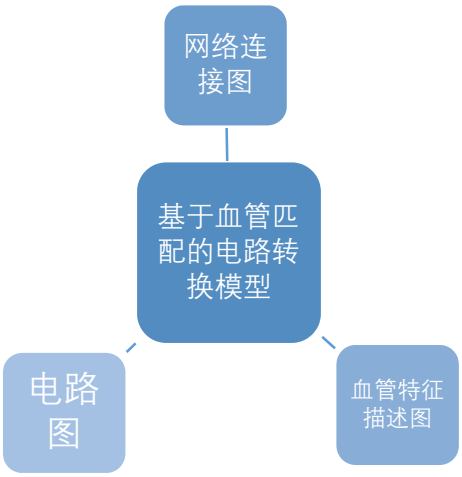


图 4.4 基于血管匹配的电路转换模型功能示意

4.4 本章小结

本章是本文提出的血管图像配准方法的另一支撑，主要提出了一种基于血管匹配的电路转换模型，可以计算出血管分支的综合节点电压序列以供匹配过程使用。

本章中提出的转换模型受判断图同构问题所提出的电路模拟法的启发，以一套包括了伴随电路结构、激励方式、采集结果的电路转换模型，得出分支上节点的综合电压序列，使基于电路分析的方法适用于本文所需解决的血管配准问题上。

经分析，这一模型可以有效地在综合电压序列上体现出血管的特征描述信息与网络连接情况，适合后续的匹配过程。

第五章 配准方法

5.1 配准方法总览

在介绍了本文配准方法的两大理论基础——网络连接图加权构建(第三章)与电路转化模型(第四章)后，这一章将对血管图像配准过程做整体性的介绍。

首先给出配准方法的主要流程图，如图 5.1 所示，

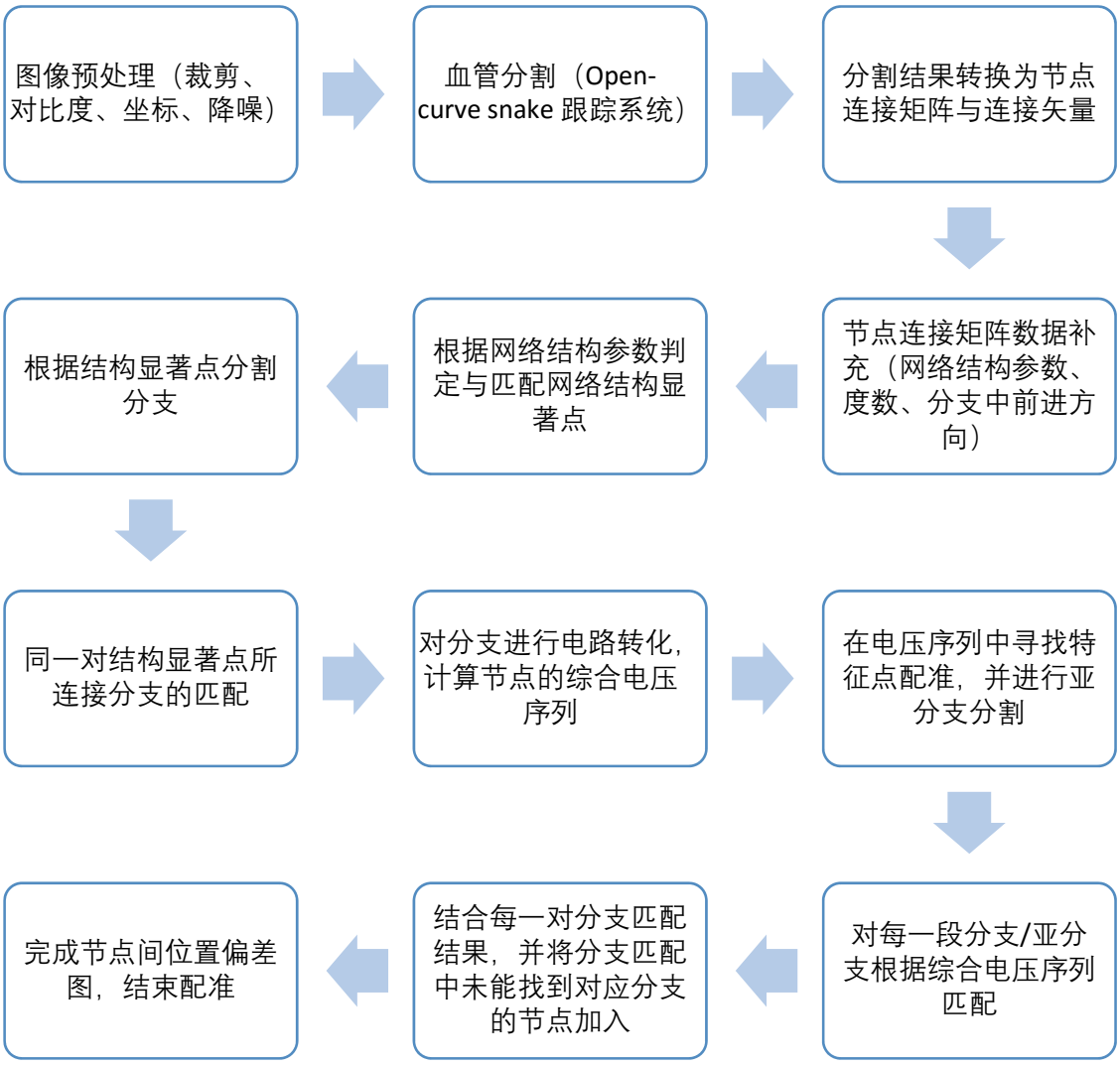


图 5.1 本文血管匹配方法的主要流程图

整体配准方法的核心思路是将血管图像转化为网络连接图，并通过网络连接图的结构显著点和特征点对网络分割，在最小的分割单元依据其伴随电路计算出的综合电压序列实现节点的对应关系确立，合并所有分支结果进行配准。

流程图中的部分步骤已经在前文章节中介绍，下面对剩余的步骤(主要是配准的方法)进行介绍。

5.2 网络结构显著点配准

网络结构显著点即网络中连接性与重要性突出的点。为了使网络连接图能分割为各个分支，首先需要对分支的汇聚点进行匹配性确认，因而认定显著点必须具有至少为 3 的度数。第三章中已经得出，网络结构参数(NSI)是反映节点显著性的易得指标，因此在这一步骤中配准的原则是在一给定邻域范围(5%图像尺寸，可根据实际图像间偏差情况修改)内，参考图像与待匹配图像中均存在度数为 3 及以上的显著点，且这一对显著点均为该图中局部 NSI 极值点。若在某一图像中缺乏对应的显著点则不予匹配。

根据这一原则，以一组理想化的血管仿真图为例，如图 5.1 和图 5.2 所示。两者已完成网络连接图的转换。仿真图原始图像见图 5.3。以两张图节点间的对应关系论证网络结构参数作为显著点匹配的合理性。

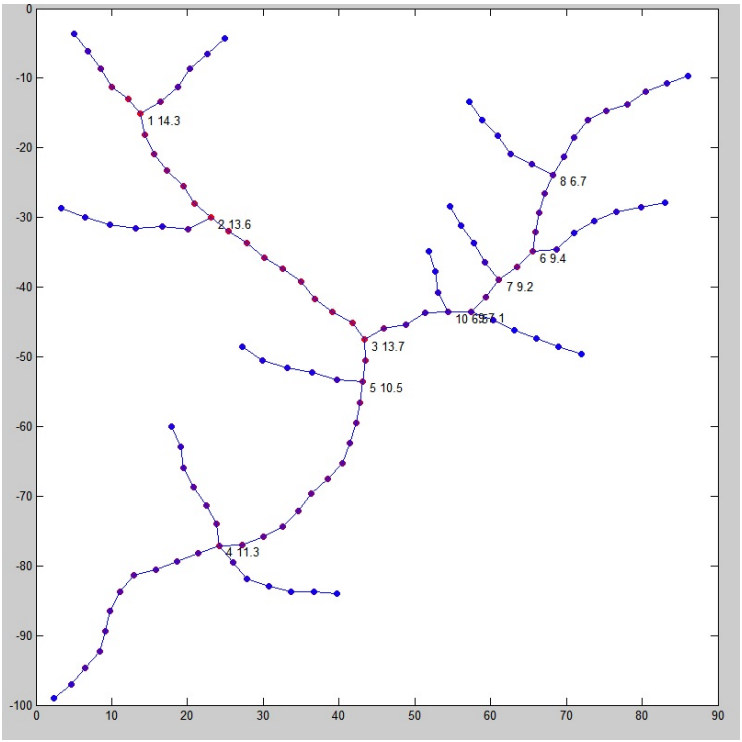


图 5.1 分叉点上标注序号与网络结构参数值的示例参考图像

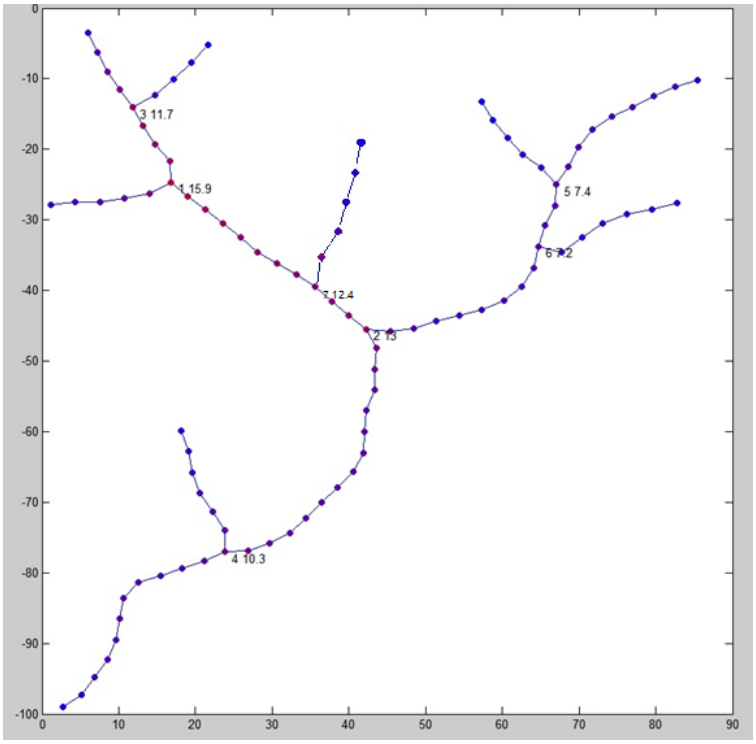
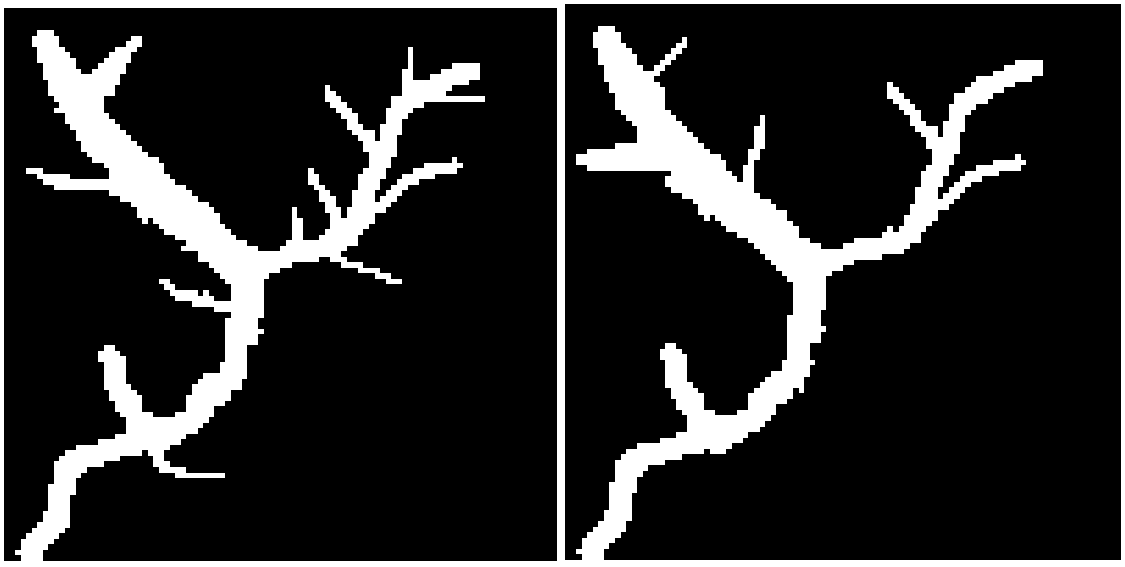


图 5.2 分叉点上标注序号与网络结构参数值的示例待匹配图像



(a) (b)

图 5.3 示例图像的原始图像。其中(a)为参考图像，(b)为待匹配图像。

图 5.1 和图 5.2 中采取热力图的形式，NSI 越大的点越偏向红色，越小的点越偏向蓝色，以使得表达直观。为了使得图像中标注的数字清晰可见，同时标注图像间的显著点对应关系，列表如下：

表 5.1 示例图像的序号、网络结构参数值及参考图像与待匹配图像显著点匹配关系

参考图像		待匹配图像	
序号	网络结构参数	序号	网络结构参数
1	14.3	3	11.7
2	13.6	1	15.9
3	13.7	2	13
4	11.3	4	10.3
5	10.5		
6	9.4	6	7.2
7	9.2		
8	6.7	5	7.4
9	7.1		
10	6.5		
		7	12.4

重点说明以下几组对应点的匹配：

(1) 参考图像节点 4 与待匹配图像节点 4。在参考图像中，节点 4 的度数为 4，而在待匹配图像中，节点 4 的度数为 3。这是模拟了血管图像中常见的某一模态下小血管丢失的情况。若根据节点的度数匹配，则不能将这一组对应关系找到。而 NSI 的计算中仅仅将参考图像中多出的小支作为额外的 1 附加到节点的 NSI 上，并不改变该点的局部最大性。

(2) 参考图像节点 3 与待匹配图像节点 2。在参考图像中，节点 3 与 5 位置比较靠近，然而从图 5.3 中可见，节点 3 是血管的主要分叉点，而节点 5 是血管的小分支。因为分支内径的差异，导致节点 5 在计算 NSI 时比邻近的节点 3 小 2.8，在显著点匹配时因此舍弃节点 5，选择节点 3 对应。NSI 对分支权值的综合考虑保证了邻域范围内对应关系的准确。需要注意的是，在舍弃节点 5 的同时，方法也默认了节点 3 与 5 的距离很近，因而将该段分支忽略，并以节点 3 代替节点 5 对起始于节点 5 的分支描述。

(3) 参考图像 6,7,9,10,3 段。由于这一段除了首位节点存在对应关系，其余各节点均未能找到相应的匹配点，所以在参考图像中忽略这一段中的显著点。这一忽略同时也保证了在后续的分支分割步骤中，该段仍能保持为连续的一个长分支，避免截断。

5.3 分支配准

在完成了显著点配对后，先对网络连接图进行分割。分割的顺序采用先分割显著点间的分支，再分割一端连接显著点的分支，避免同一分支的多次匹配。一端连接显著点的分支分割中采用搜索显著点与度数为 1 的点的最小路径的方式，并确保路径上不包含任何显著点间分支的点。

以显著点为起点的多个分支可以从网络连接图中取出单独分析。由于显著点是节点度数至少为三的点，所连接的分支至少为 3 条。在选择分支对应的过程中，合适的分支属性描述指标是匹配准确的关键，考虑到血管图像实际应用场合，这些指标必须能对可能存在的高噪声、非线性扭曲等情况有足够强的适应性。

对于分支间的匹配，本文提出，依次以分支的起始点前进方向、节点内径和、分支总曲率作为评判参考图像与待匹配图像中分支对应关系的依据。

分支起始点前进方向是从显著点至分支第一个节点的前进方向，这里以该方向逆时针偏离 x 正方向的角度为指标。本文中采用 60 度作为匹配的允许角度差，可根据实际情况调整。

节点内径和是一个分支所有节点的内径累加。由于种子点选取的相对均匀，可以近似地将每一点的内径和看作血管的体积，以此衡量血管的粗细长短。本文以相差 30%作为判定匹配的允许误差，可根据实际情况调整。

分支总曲率是分支中相邻节点间的距离和与分支始末节点直线距离的比值。对于弯曲性较大的血管，节点前进方向在分支前进方向的分量较小，因而总曲率较大。直线的曲率理论上是 1。作为最后的判据，仅以大小作为判定匹配关系。

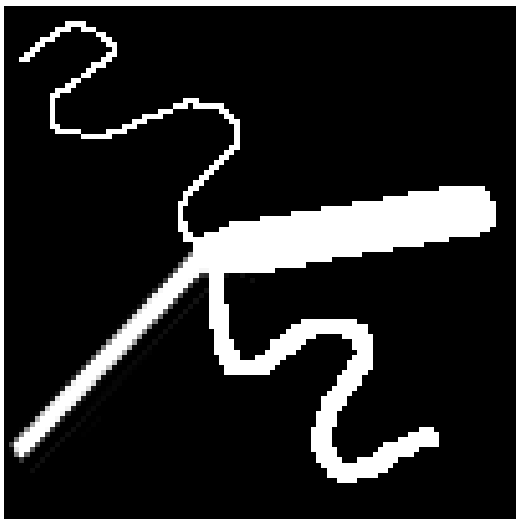


图 5.4 用于说明分支配准的示例图

以一例典型的分支示意图加以讨论。图 5.4 中，四根血管相连于中心点，分别代表了细且弯、粗且直、粗且弯、细且直四种典型情况。

根据以上分支属性的计算方法，将每一支的计算结果汇总成表 5.2。

表 5.2 分支属性列表

分支序号	分支总曲率	节点内径和(像素)	分支起始点方向(度)
1	1.83	3431.10	245.96
2	1.02	2593.96	19.56
3	1.00	890.75	223.77
4	2.13	1330.46	128.65

根据匹配规则，首先根据分支起始点方向划定邻近分支，因此只有分支 1 与 3 需要进一步参考另两个指标。考虑到曲率易受到分支末端影响，优先考虑节点内径和的大小加以比较，并通过总曲率加以验证匹配的准确性。由于分支 1 与 3 的节点内径和差异接近 4 倍，已经可以对分支加以区分。

从以上分析中可以发现，分支匹配过程所参考的分支属性可以比较好地用于分支间的区分。

5.4 分支中特征点配准

对于血管图像，分支的末端在成像时容易出现较大的偏差；而从第四章电路转换模型中也可以发现，在长分支中，分支末端点的描述性由于末端分压比例的降低而不断减弱。若直接进行分支内节点匹配可能仍会造成较大误差，因而考虑在分支内寻找较为稳定的特征点用于分支内部切割。

在 4.3 节中提到，经过电路转换模型计算得到的综合电压序列可以较好地反映两个信息，即由电压序列幅角变化趋势中发现分支内的弯曲，以及由电压序列模的变化中发现分支粗细的突然变化。这两类点的特征性相比其余点突出许多，且在判定上简单可行。

对于弯曲的长分支，如图 5.4 的分支 1，明显存在三处弯曲的拐点。通过对分支的综合电压幅角序列求一阶差分，并用邻域为 3 的平滑滤波后得到图 5.5 下图的结果。使用一定的判决条件，如本文使用邻域峰值(至少比左右点大)0.02，可以将可能的弯曲拐点确定，如图 5.5 中圆圈所标记的位置。记录节点序号，并与待匹配图像中找到的标记点进行邻域范围(10%节点数偏差)内的匹配。可以发现，实例分支中所有的弯曲拐点均能在这一判定条件下找到。

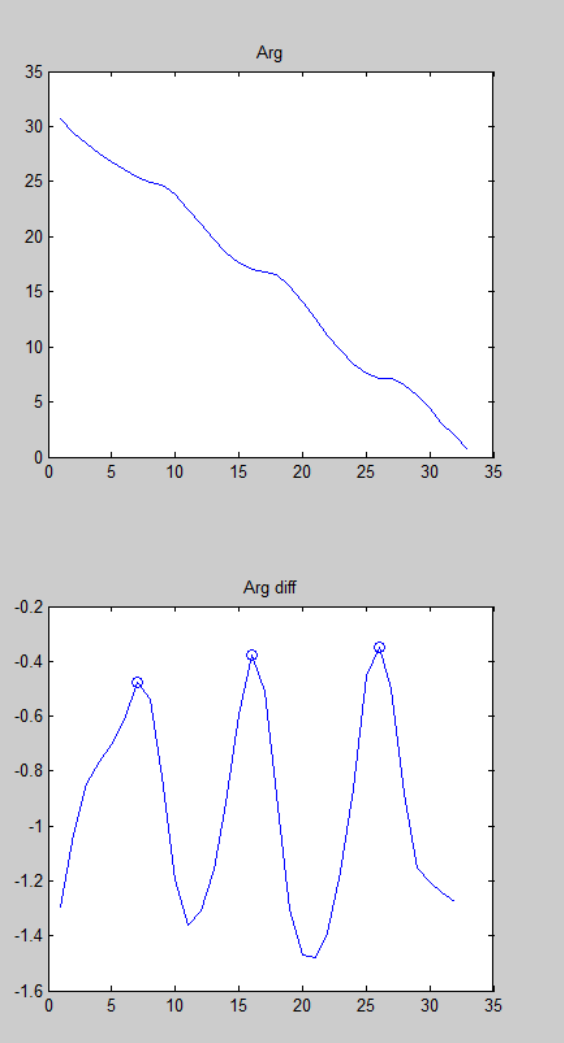


图 5.5 示例分支的综合电压序列幅角随节点序号的变化规律(上图)及幅角一阶差分(下图)，标记圆圈点为可能的特征点。

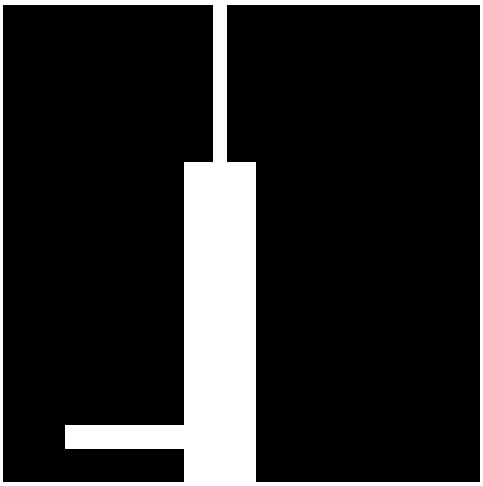


图 5.6 分支中寻找粗细变化特征点示例

另一类特征点是分支中粗细的突然改变，如图 5.6 所示，一段直径为 15 个像素点的模拟血管突然变为直径为 3 个像素点的小血管。

对于这一变化的检测，采用对分支综合电压序列的模求二阶差分的方法，并用与寻找弯曲拐点相似的峰值检测方法判定。

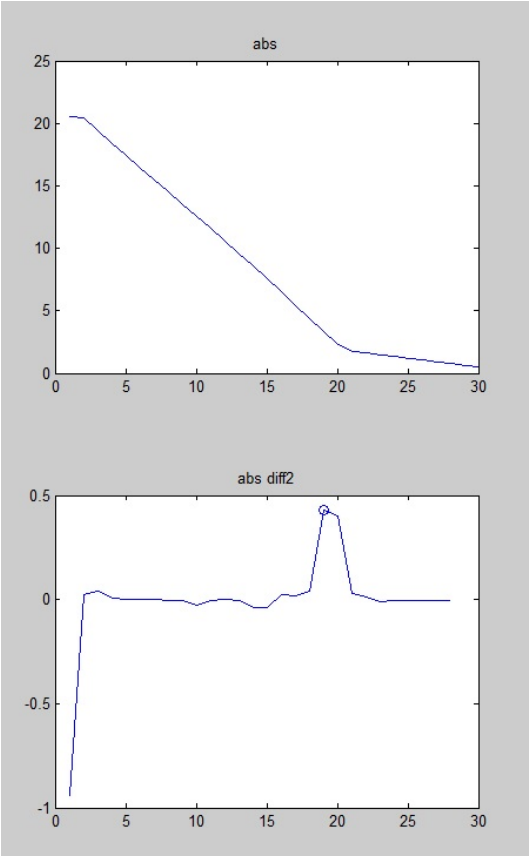


图 5.7 示例分支的综合电压序列模随节点序号的变化规律(上图)及模的二阶差分(下图)，标记圆圈点为可能的特征点

用同样的方法对待匹配图像中的分支进行粗细突变点检测，在邻域范围内进行点对匹配。

整合两类特征点的位置与对应关系，将分支匹配问题进一步分解为分支的局部(亚分支)匹配问题。这对于提高分支匹配的精度有所帮助。当然，进一步的分割并非必需步骤。对于两类特征点均不明显的分支，则不能使用这一精细分割方法，但根据综合电压序列匹配的方法仍能给出对应关系，但对于匹配精度可能有所降低。

5.5 (亚)分支内节点配准

对于找到特征点并实现亚分支分割或没有特征点进行进一步分割的分支(以下统称为分支)，采用以下方法进行分支内的节点间匹配。

将待匹配分支的综合电压序列模 V_a 对照参考图像分支的综合电压序列模 V_b 进行归一电压修正。即对 V_a 中每一点乘以一个系数 k，使得 V_a 的最大最小值之差与 V_b 的最大最小值之差相同，再对 V_a 和 V_b 均减去其最小值。

对修正后 V_b 的每一点，依次寻找其在 V_a 序列中的合理匹配位置。所述的匹配位置由匹配前导节点、电压差异和电压差异基准点三个参数确定。同时这一位置需要兼顾对应位置的合理的区间(针对 V_a 序列存在多个相近值的情况)和对应位置的前后节点匹配上的选择。实际情况下，由于电压分压和采集的方式的限制，本文提出的电压转换模型能避免绝大多数情况下节点电压相近的情况，且多数情况下能做到 V_a 与 V_b 呈单调减小。

具体说，对每个待匹配的节点 b_i，其修正后的电压为 V_{bi}，在参考图像分支序列 a 中，寻找 i 邻域(20%节点数，可根据实际情况修改)内 V_{aj} 大于 V_{bi} 且 $V_{a(j+1)}$ 小于 V_{bi} 的节点 j 作为匹配前导节点。计算 $\Delta V_1 = V_{aj} - V_{bi}$ 与 $\Delta V_2 = V_{bi} - V_{a(j+1)}$ 值并比较大小。选择较小的值作为电压差异值，以使得前后节点的匹配选择更为准确。为了归一化这一差异，将电压差值除以 $|V_j - V_{j+1}|$。如果 ΔV_1 小，则电压差异基准点为 j，如果 ΔV_2 小，则电压差异基准点为 j+1。记录序列 b 中所有能够匹配的点 i 的匹配位置。

5.6 绘制节点间位置偏差图

对于匹配位置的电压差异，根据 4.3 节的分析可知，电压序列的分布体现了节点在分支不同位置的特征。对于一个节点电压随着节点序号不断减小的分支，可以将电压差异理解为节点位置上的偏差。据此，以电压差异的大小反映偏离前导节点的程度。电压差异已进行归一化，即为一个偏离前导节点与后续节点(前导节点在分支前进方向上的相邻节点)间电压的比例，将此比例应用于实际距离的偏差，则代表偏离前导节点与后续节点距离的比例。若基准点为 j，则从前导节点向后续节点方向偏移上述比例的距离；若基准点为 j+1，则从前导节点的后续节点向前导节点的方向偏移上述比例的距离。

逐一将每一对应支内位置偏差标记于参考图网络连接图，表示每一分支内节点的匹配。除了标记能够实现配准的分支外，还需对待匹配图像中未能以分支形式形成对应关系的分支节点加以标记，以实现待匹配图像中独有的信息体现。这些未能在参考图像中找到对应关系的分支，其分支起点节点已经实现偏差位置标记，利用起点节点的位置偏差，将整只分支整体平移并叠加于位置偏差图。

至此，完成整个网络连接图匹配。示例与详细的步骤将在第六章中给出。

5.7 算法优势

5.7.1 稳定性

由于采用了网络连接图进行血管的描述，算法的一大优势就是描述血管部分时具有良好的稳定性。血管分割部分由于受到 Open-curve snake 中拉伸力与光滑性的要求，在管径的提取中可以避免常见的噪声对管状路径判断的影响。且当血管出现一定程度内的扭曲、倾斜、旋转、粗细变化等情况下，仍能对血管做出准确描述，并在分支匹配中不受影响。例如图 5.4 中描述的四根血管，虽然个体差异显著，但是，如果在判定了网络结构显著点后，分支只要符合分支匹配的三个特征，无论形态上存在多大差异仍能认定分支是对应的。

5.7.2 容错性

本方法利用电压转换模型，优势体现在电路结构的容错性上。因为串联电路的特点，某一线形电压源若出现较大误差，相邻的电压源仍能对其局部特征进行描述，而不会出现局部的信息缺失。此外，电压源的电压值是该点的 NSI 值，而这一值体现的是邻域内所有点的特征，并不会因为一个点的改变而出现较大影响，进一步确保了某一节点在出现误差时整个分支描述性的准确。

由前文可知，血管内径是整个方法中描述节点的最为关键的参数，NSI、电路转换模型等多次运用这一参数进行计算。本文尝试了对分支中某一节点的内径值加以改变，测试变动对分支整个综合电压序列的影响。仍以图 5.4 的分支 1 为例，人为对节点 10 的内径由 2.2037 修改为 0.01，模拟血管分割过程中出现错误或成像中出现不准确。综合电压序列的影响见图 5.8。

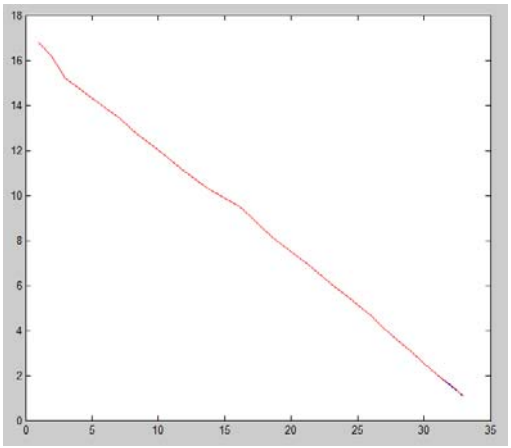


图 5.8 某一节点内径变化对分支综合电压序列的影响

图中，横坐标为节点序号，纵坐标为电压值，蓝色线条为原始序列，红色线条为误差影响后的序列。红线与蓝线高度重合，说明各节点的电压基本没有改变。具体的电压差异见表 5.7.2，偏差均小于 1%。而且发现，误差较大的区域存在于分支末端。而模型中分支末端的可信度本来就比较低，因而不影响分支特征明显的前段部分的匹配。

表 5.4 经误差影响前后的各节点电压值

节点序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
电压误差百分比	0.0000%	0.0000%	-0.0005%	-0.0008%	-0.0011%	-0.0016%	-0.0021%	-0.0024%	-0.0031%	-0.0035%
节点序号	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
电压误差百分比	-0.0041%	-0.0046%	-0.0051%	-0.0060%	-0.0066%	-0.0073%	-0.0081%	-0.0092%	-0.0109%	-0.0119%
节点序号	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
电压误差百分比	-0.0129%	-0.0142%	-0.0159%	-0.0183%	-0.0207%	0.1884%	0.1983%	0.2132%	0.2328%	0.2573%
节点序号	31	32	33	34						
电压误差百分比	0.2994%	0.3599%	0.4452%	0.6082%						

5.7.3 计算量

本文采用的方法逐步将血管匹配的计算量降低。

首先，采用网络连接图的分析方法，将图像像素值的运算简化为节点间的运算。示例图像 100*100 像素包含 1 万像素点，而通过 Open-curve snake 跟踪软件转换为网络连接图后，仅需关注 100 左右的点和 100 左右的节点连接。

其次，通过网络连接图中显著点的识别和匹配，进一步将网络连接图分解为若干分支，每一分支的点数量仅为几十。

对于运算方式，本文提出的方法很少出现复杂的微分积分，以四则运算为主。除了 open-curve snake 软件中用到的梯度矢量图像计算、管道性计算、种子点判断等步骤运算比较复杂，甚至本方法最为重要的网络结构参数和电路转换模型计算形式均为简单的累加和形式。

所以，无论是数据量还是运算难度，本文提出的方法均具有计算量上的优势。

5.7 本章小结

本章中整体性地对血管图像匹配方法做了介绍。

首先给出了配准方法的总流程图，随后各节主要对配准过程中的主要步骤和匹配依据做详细说明，对关键步骤的配准效果做了展示。

第二节中对网络结构显著点的匹配做了说明，提出以邻域范围内 NSI 极值作为配准依据。进而将网络分割为分支。

第三节中对分支的匹配加以介绍，提出综合参考分支的起始点前进方向、节点内径和、分支总曲率为判定依据。

第四节对分支中可能存在的特征点进行搜索与匹配，提出以弯曲血管的拐点和粗细突变点作为分支内的较稳定特征点，进而将分支进一步分割为亚分支。

第五节对分支与亚分支上每一节点的匹配方法加以说明，通过利用参考图像与待匹配图像分支的综合电压序列，以匹配前导节点、电压差异和电压差异基准点三个参数确定的位置匹配关系为节点的配准方式，并将节点间电压差体现为节点间位置差。

第六节根据节点间位置差对两幅网络连接图进行位置差异标记，并补充待匹配图中独有分支以完成配准。

最后，对整个配准方法的优势加以简要说明，论证了算法在稳定性、容错性和计算量方面的优势。

第六章 算法测试

在对配准方法介绍完毕后，本章主要通过一些实际测试结果对匹配方法的结果加以展示与说明，并同时对配准流程加以回顾。

本文测试所用的仿真图来自 Photoshop 和画图板的手工绘制，所绘制的图像均具有一定的代表性与针对性。实际测试图是一组眼部血管图，数据来自 Deng K 等人的文章[51]。

6.1 仿真图测试

下面以前文中提到的模拟血管图(见图 5.3)为例，完整地对本文匹配方法和计算过程进行说明。

这一组仿真图的参考图像中小血管分支较多。小血管分叉造成网络连接图中节点度数大于 2 的潜在网络结构显著点增多；有些分叉的位置处于大血管分叉点附近，对网络结构显著点匹配造成干扰；同一显著点附近还存在较多分支，在分支匹配步骤也形成干扰。

这一组图像由二值化像素点构成，长宽像素均为 100。由于图像质量达到处理要求，因而无需预处理直接进行 open-curve snake 血管分割。

Open-curve snake 跟踪系统处理后得到节点数分别为 117 和 91 的 SWC 文件。经 Matlab 转换处理，得到所需的节点列表矩阵与连接的矢量列表，并绘制网络连接图，如图 6.1 与 6.2 所示。

根据第三章中图理论和网络结构参数的相关计算方法，结合已经获得的网络连接图和含权值的节点列表矩阵，在节点列表矩阵中补充节点度数、网络结构参数及分支前进方向。由于篇幅所限，列举参考图像节点列表矩阵的部分点(节点序号 1 所在分支)以供参考，见表 6.1。

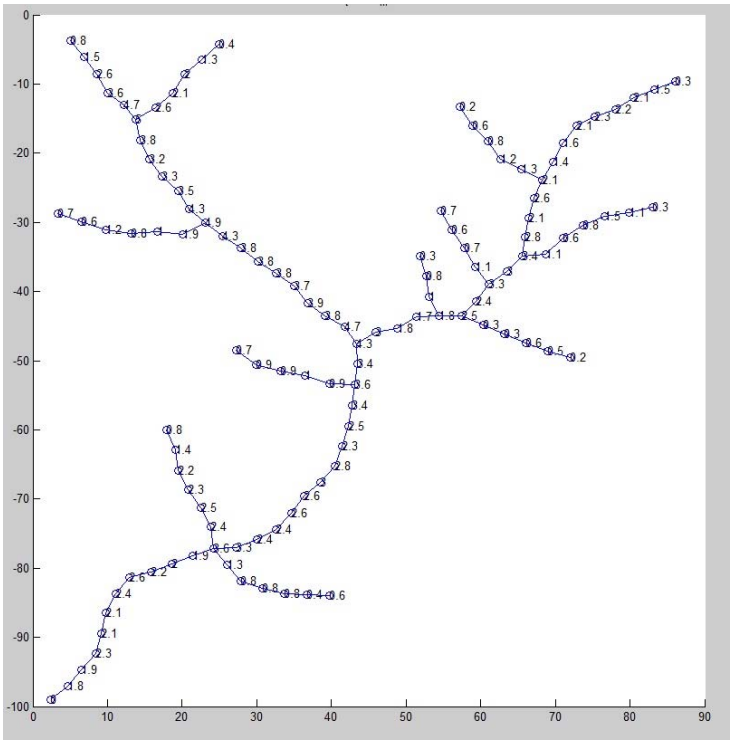


图 6.1 仿真图参考图像的网络连接图(节点上标注节点的内径宽度)

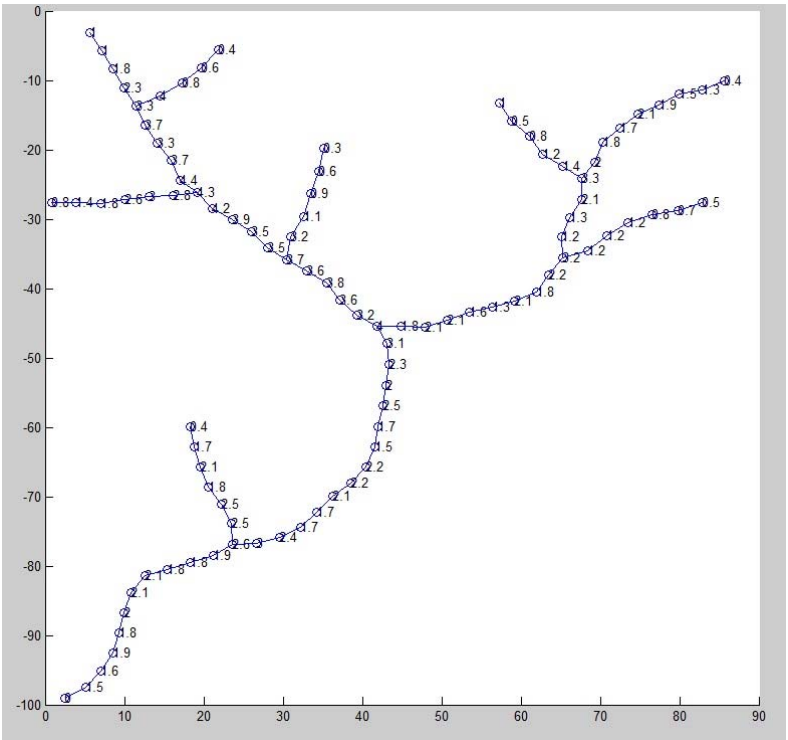


图 6.2 仿真图待匹配图像的网络连接图(节点上标注节点的内径宽度)

表 6.1 经网络参数补充的参考图节点列表矩阵(节点 1 至 12 部分)

节点序号	节点 x 坐标	节点 y 坐标	节点内径	节点度数	节点 NSI 值	节点前进方向与分支前进方向偏差
1	2.342	99.000	0.000	1	1.690	0.108
2	4.703	97.097	1.843	2	3.714	0.137
3	6.528	94.686	1.947	2	5.076	0.108
4	8.426	92.322	2.341	2	5.939	0.533
5	9.173	89.417	2.062	2	6.057	0.569
6	9.822	86.455	2.132	2	6.294	0.346
7	11.106	83.715	2.424	2	6.510	0.144
8	12.902	81.308	2.561	2	6.555	0.552
9	15.850	80.604	2.169	2	6.213	0.391
10	18.650	79.436	1.995	2	6.325	0.357
11	21.407	78.174	1.944	2	8.072	0.420
12	24.207	77.100	3.646	4	11.311	0.000

接下来进行网络结构显著点的匹配。搜索网络节点列表中节点度数大于 2 的节点作为显著点的候选，并在邻域内比较候选点的网络结构参数，寻找局部极值点进行匹配，见图 6.3 与图 6.4。

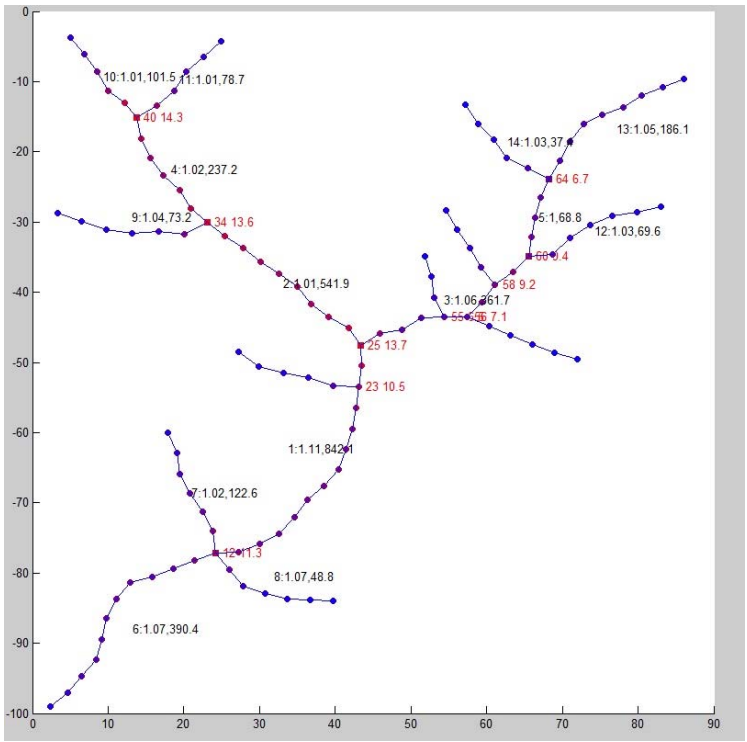


图 6.3 参考图经局部极值点匹配和分支分割的结果示意

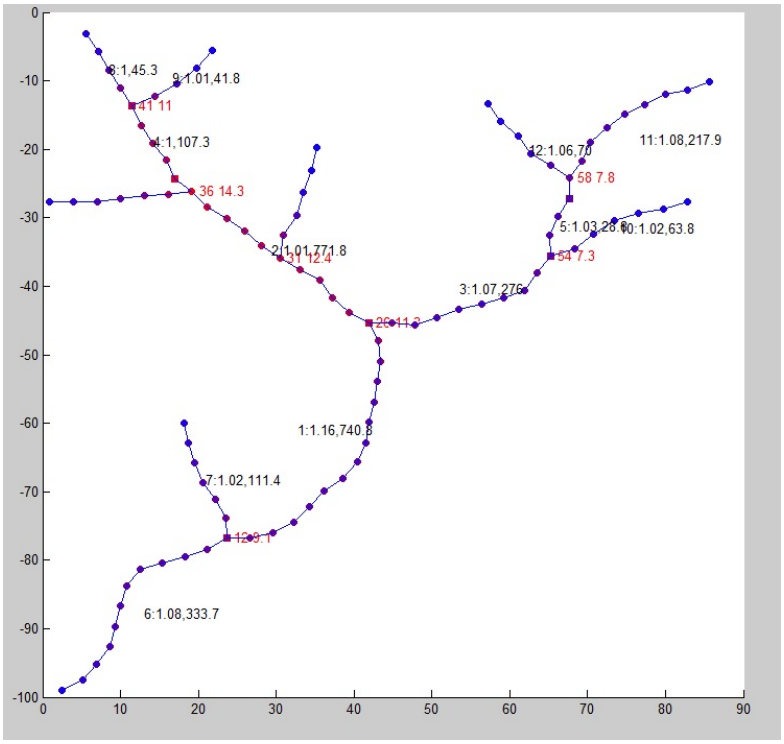


图 6.4 待匹配图经局部极值点匹配和分支分割的结果示意

上述两图中，红色数字标记点为候选的网络结构显著点(标注序号及 NSI 值)，方形点为确认匹配后的网络结构显著点。这些节点的 NSI 均为局部最大的。如参考图中的节点 25 比节点 23 的 NSI 值大 3.2。对应关系见表 6.2。

表 6.2 网络结构显著点间的匹配关系

参考图网络结构显著点节点序号	待匹配图网络结构显著点节点序号
12	12
25	26
34	37
40	41
60	54
64	57

根据 5.3 节中的分支分割方法，依次对显著点间的分支和一端连接显著点的分支加以分割与匹配。匹配过程中，对连接同一显著点的多个分支通过分支的起始点前进方向、节点内径和、分支总曲率为标准进行区分。以参考图与待匹配图中节点序号为 12 的网络结构显著点为例，见表 6.3。

表 6.3 参考图中连接节点 12 与待匹配图中连接节点 12 的分支间匹配

参考图				待匹配图			
分支序号	分支总曲率	节点内径和	分支的起始点前进方向	分支序号	分支总曲率	节点内径和	分支的起始点前进方向
1	1.115	842.062	0.864	1	1.150	875.634	3.383
7	1.017	122.590	95.907	7	1.019	108.525	90.977
6	1.074	390.403	200.983	6	1.087	365.629	205.201
8	1.072	48.812	307.179				

根据 5.3 节的匹配方法，先根据分支的前进方向进行区分，发现参考图中的分支 1 与 8 均满足存在角度差异小于 60 度的匹配分支(待匹配图分支 1)的标准。进而对分支的节点内径和作进一步区分。发现只有参考图分支 1 与待匹配图像分支的节点内径和的差异在允许范围内，因而对参考图分支 1 与待匹配图分支 1 匹配。

最后，对每一组分支进行分支内的节点匹配。以参考图分支 6 与待匹配图分支 6 为例。两分支经电路模型变化后的综合电压序列值与经过归一电压修正后的值见表 6.4。

表 6.4 参考图分支 6 与待匹配图分支 6 的综合电压序列值与归一化修正后的值

参考图分支修正前综合电压值	待匹配图分支修正前综合电压值	参考图分支修正后综合电压值	待匹配图分支修正后综合电压值
8.998	7.121	7.694	7.694
8.908	7.303	7.604	7.931
8.142	6.642	6.837	7.071
7.329	5.992	6.025	6.225
6.409	5.287	5.105	5.306
5.439	4.528	4.135	4.318
4.552	3.774	3.247	3.337
3.733	3.080	2.428	2.434
2.876	2.412	1.572	1.565
2.042	1.774	0.738	0.734
1.305	1.210	0.000	0.000

在待匹配图修正后的序列中依次根据电压匹配每一节点，得到由匹配前导节点、电压差异和电压差异基准点三个参数确定的匹配位置，见表 6.5。

表 6.5 参考图分支 6 与待匹配图分支 6 的节点间匹配位置

待匹配图分支的节点序号	参考图分支的匹配前导节点序号	电压差异百分比	参考图中电压差异基准点序号
1	1	0.00%	1
2	2	21.04%	2
3	3	25.85%	3
4	4	8.64%	4
5	5	8.05%	4
6	6	15.00%	5
7	7	6.50%	6
8	8	3.56%	8
9	9	1.85%	8
10	10	7.62%	9
11	11	0.00%	11

依次对每一分支匹配，得到所有分支的节点间匹配位置，并根据配准位置的描述，在网络连接图上绘制节点间的位置偏差，见图 6.5。

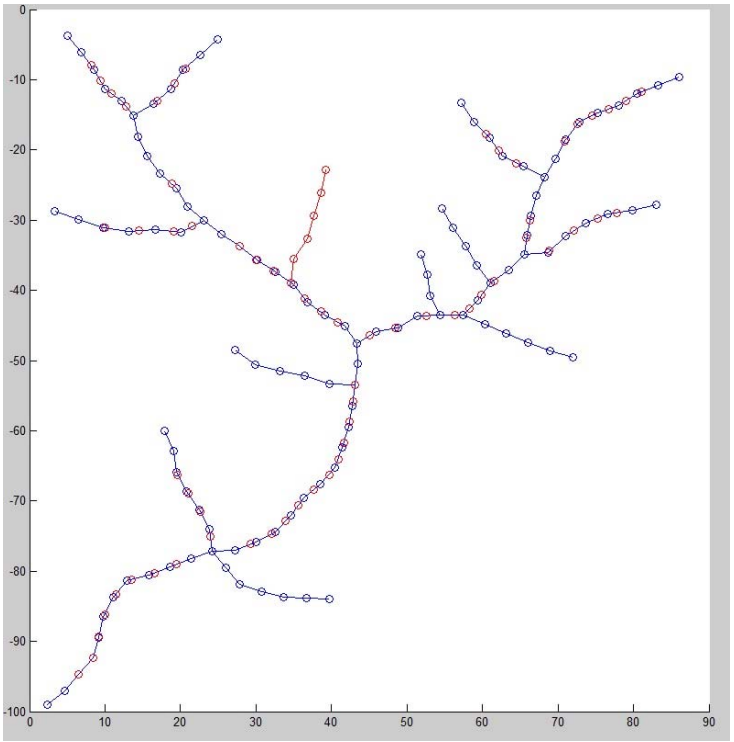


图 6.5 匹配后的节点间位置偏差图(蓝色点描述参考图位置信息，红色点描述待匹配图位置信息)

待匹配图存在独有的分支未能匹配，需在位置偏差图中加以补充。待匹配图节点 31 为已有对应关系的节点，同时是待匹配图独有支的起始点。根据节点 31 的位置偏差，即坐标由(30.4741,35.8915)对应至(34.6139, 38.9449)，对所有独有分支的点即加上误差分量(4.1398, 3.0534)绘制于位置偏差图。

从图 6.5 中可以发现，配准过程中两图像的分支可以尽可能多地重合，且在每一分支中多数节点间也实现了关系的对应。两幅图像的配准后，相同部分信息得到加强，各图像独有的信息也能得到融合。

6.2 实际图测试

实际图像的配准过程类似于仿真图。这一组图像的参考图像与待匹配图像分别见图 6.6 与 6.7。这一组配准主要需要解决同一起点的多个血管对应问题，即主要体现在网络结构显著点能否根据 NSI 极值找到对应点，及多个分支选择时能否准确有效对应的问题。

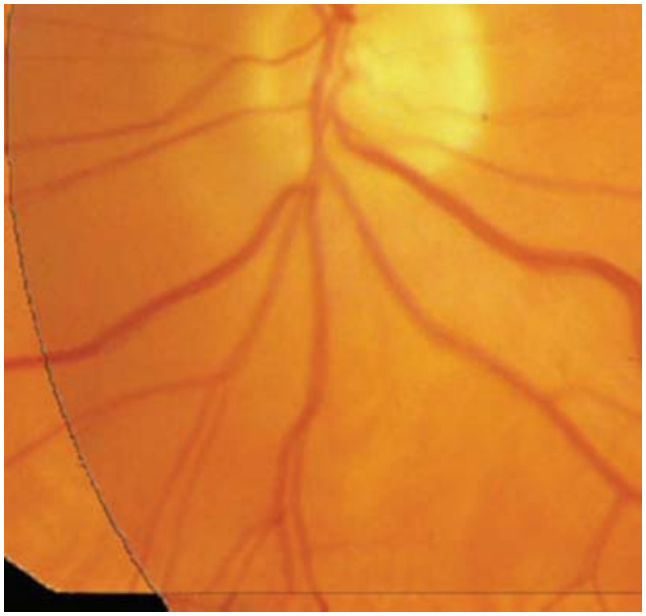


图 6.6 眼部血管图像参考图

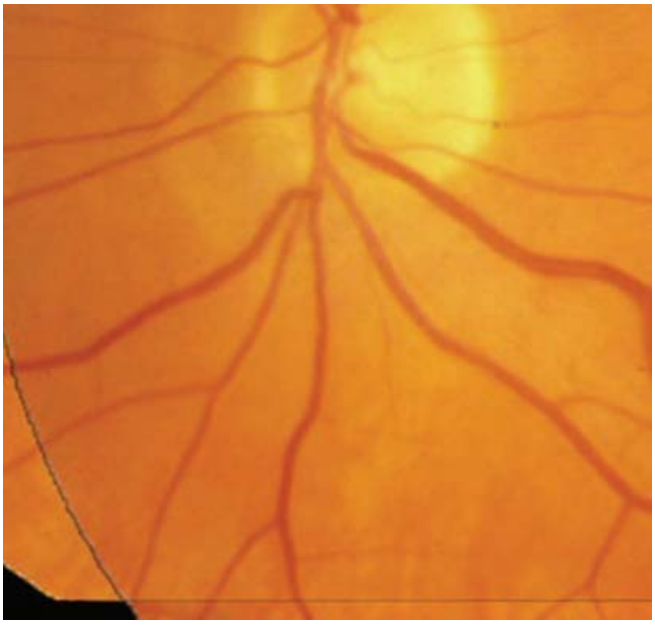


图 6.7 眼部血管图像待匹配图

除了前文所述的预处理步骤，本组数据还需处理色彩模式的问题。需要将图像先转换为灰度图。经 Open-snake curve 跟踪系统处理，两图的网络连接图见图 6.8 与 6.9。

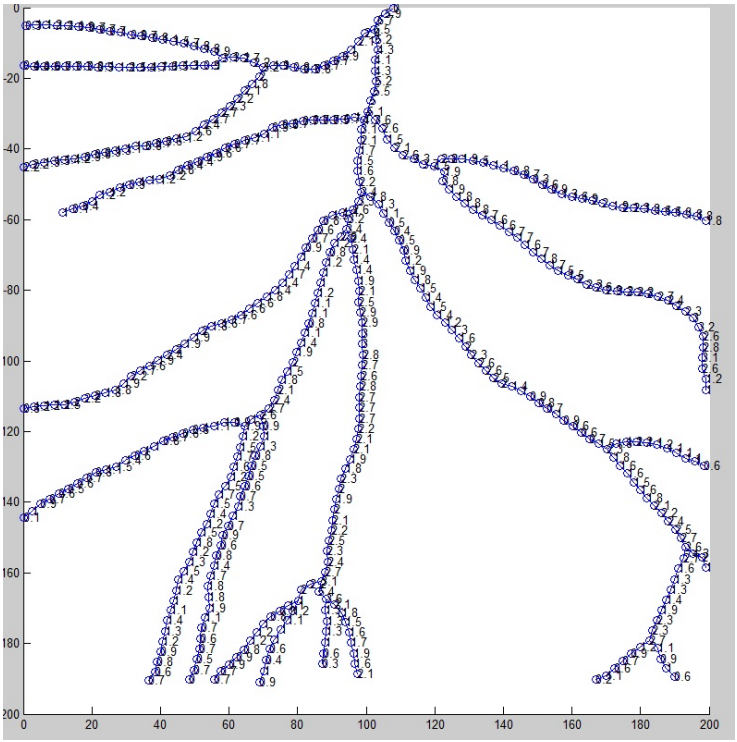


图 6.8 参考图经 Matlab 处理后的网络连接图(节点上标记各点管道内径)

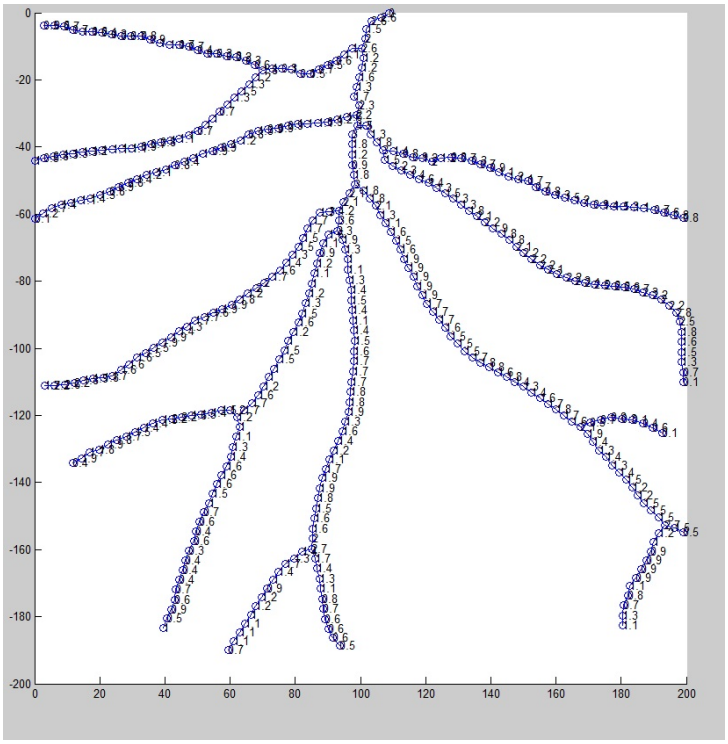


图 6.9 待匹配图经 Matlab 处理后的网络连接图(节点上标记各点管道内径)

计算网络连接图的 NSI，重点关注图像左下方两处网络结构显著点的匹配，见图 6.8 与 6.9。图中颜色越红代表 NSI 值越大，潜在的网络结构显著点标注序号及 NSI 值，分支标注序号、总曲率和节点内径和。参考图中的节点 44(NSI 值 7.2)与 46(NSI 值 5.8)均与待匹配图 250 节点靠近。根据显著点匹配规则，选择 NSI 局部极值较大的 44 作为匹配点。同理，选择参考图像中的节点 337 与待匹配图节点 183 匹配。

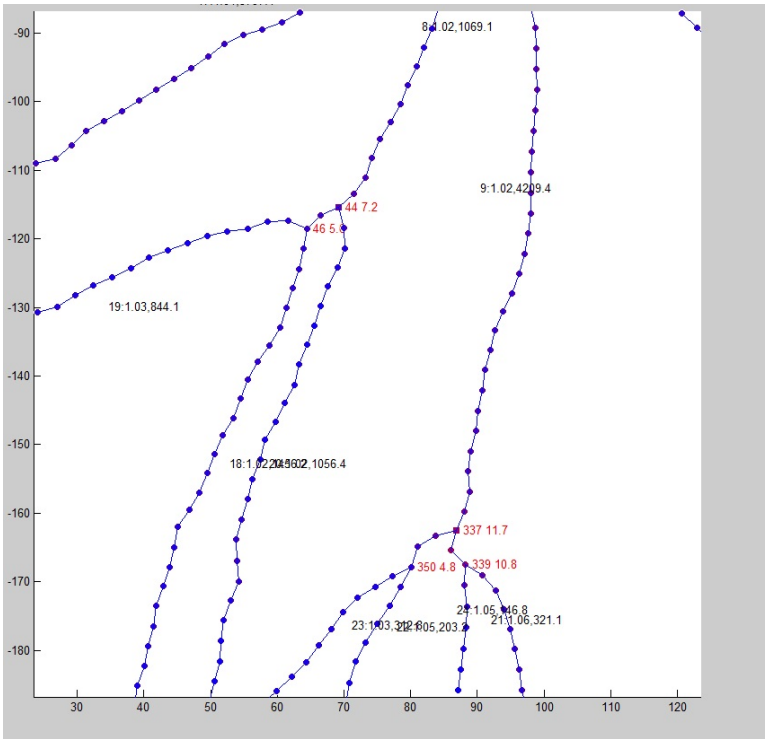


图 6.8 参考图经 NSI 运算后的节点热力图局部

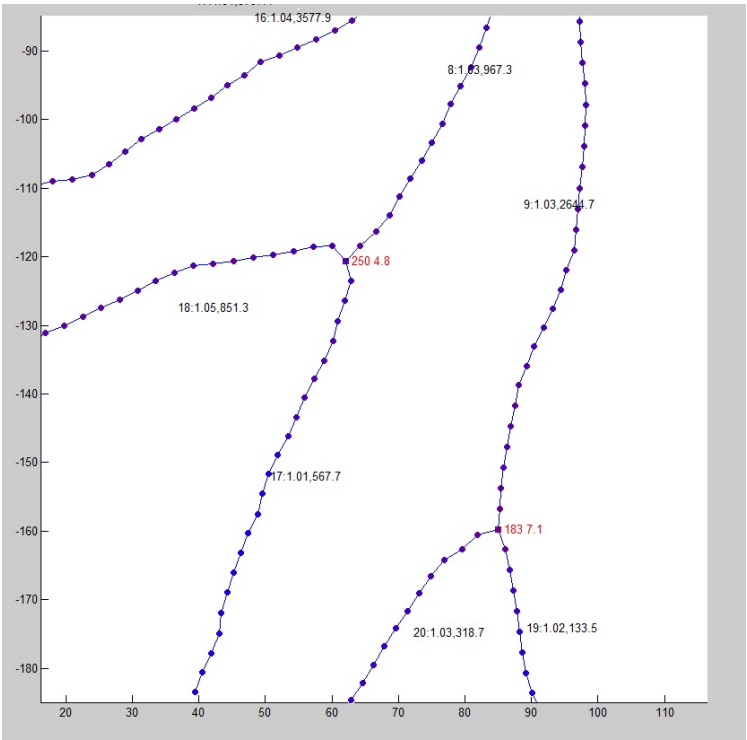


图 6.9 待匹配图经 NSI 运算后的节点热力图局部

此外，这一组图像的匹配中，出现了分支中的特征点。参考图分支 23 与待匹配图分支 9 存在分支内的弯曲拐点，见图 6.10。将分支进一步分割为两段亚分支进行匹配。

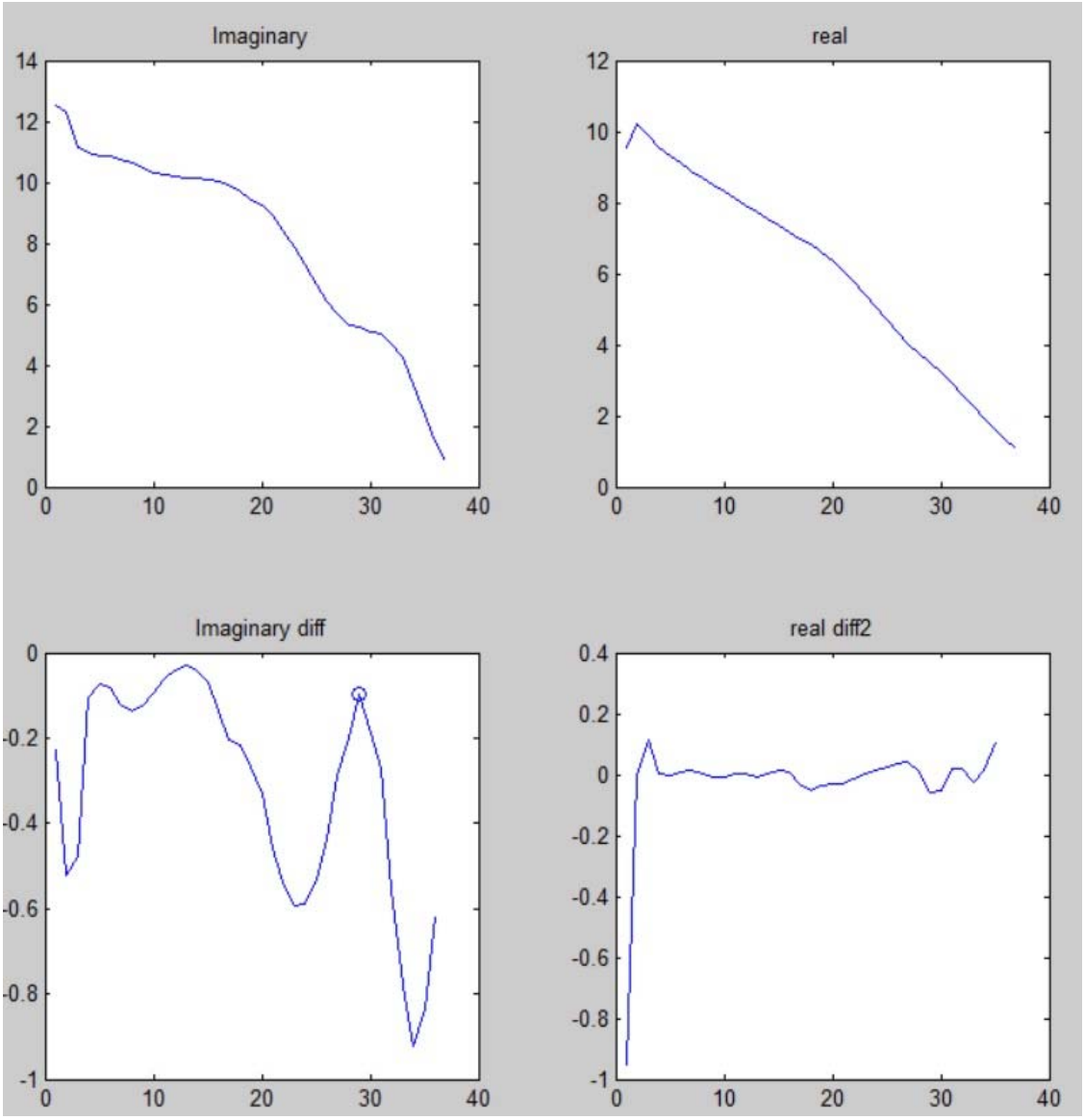


图 6.10 分支内弯曲拐点(由圆圈标识)

最终，匹配的位置偏差图见图 6.11。

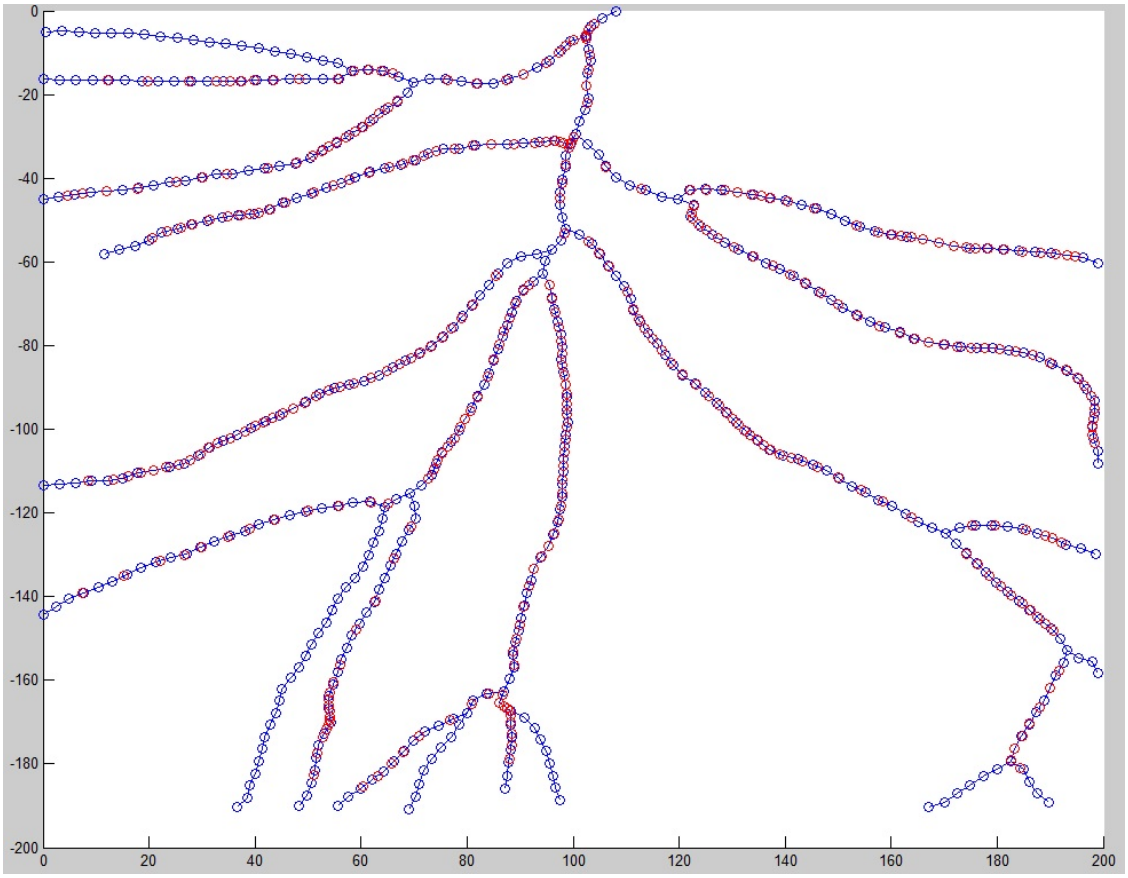


图 6.11 配准结果

6.3 本章小结

本章中，通过仿真图与实际图的两组匹配图像测试了本文提出的算法。

本章的介绍中融入 Matlab 网络结构图和各类表格，对算法中涉及的各种参数与中间过程图加以详细说明。通过分析，可以发现主要特征点均能较好地匹配，实现了图像间信息融合与加强的作用。

结论

本文主要研究医学血管图像配准问题，为了克服学图像高噪声和不确定性的缺点，达到快速有效匹配，本文提出基于网络结构与电路模拟的一套新颖有效的配准方法。

配准方法主要包括图像预处理、血管分割、网络连接图构建、网络结构参数计算、网络结构显著点配准、分支分割配准、分支中特征点配准、分支内的节点配准、位置偏差图绘制等主要步骤。

经仿真图与实际图测试，本文提出的配准方法均能有效建立节点间的对应关联。

本文匹配方法依赖于两项创新性技术，即网络结构参数与电路转换模型。

网络结构参数是节点在邻域范围内连接性与重要性的简易度量性指标，使用网络结构参数进行网络连接图中显著性点的检测与配准可以避免干扰分支对分支节点的影响，同时保证分支分割步骤中取得最长分支。

电路转换的模型将带权网络连接图转变为电路图。根据模型中确立的电路结构、激励方式和电压采集方式，得到节点的综合电压序列作为节点匹配依据。同时，这一电路转换思想，能充分反映血管的粗细、弯曲等特征，成功地对网络连接图、电路图与血管特征描述图三者有机结合。

本方法经测试具有较好的稳定性、容错性和计算量小的优势。噪声点对血管分割和分支匹配的影响有限；分支中出现某点错误时基本不影响分支上的综合电压序列；计算过程数据量小，运算难度简单。

综上所述，本文提出的基于网络结构与电路模拟的血管配准方法是目前图像配准领域各主流方法之外的一个有益补充。

参考文献

[1] Pluim J P, Fitzpatrick J M. Image registration. [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(11):1341-3.

[2] Zitová B, Flusser J. Image registration methods: a survey[J]. Image & Vision Computing, 2003, 21(11):977-1000.

[3] 张锐娟. 图像配准理论及算法研究[D]. 西安电子科技大学, 2009.

[4] Brown B L G. A survey of image registration techniques, Surveys 24[J]. Ann.inst.pasteur, 2010, 2(1998):20-24.

[5]周志艳, 闫梦璐, 陈盛德,等. Harris 角点自适应检测的水稻低空遥感图像配准与拼接算法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(14):186-193.

[6] 李震, 洪添胜, 文韬,等. 基于机器视觉技术识别实蝇成虫[J]. 果树学报, 2014(4):679-683.

[7] Burguera A, Bonin-Font F, Oliver G. Towards robust image registration for underwater visual SLAM[C]// International Conference on Computer Vision, Theory and Applications. 2014:539-544.

[8] Tuytelaars T, Mikolajczyk K. Local Invariant Feature Detectors: A Survey[J]. Foundations & Trends® in Computer Graphics & Vision, 2007, 3(3):177-280.

[9] Schmid C, Mohr R, Bauckhage C. Evaluation of Interest Point Detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 37(2):151-172.

[10] Hsu C T, Beuker R A. Multiresolution Feature-Based Image Registration[J]. Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2000, 4067:1490--1498.

[11] Digital image processing (2nd ed.): W. K. Pratt. Wiley, New York, 1991. xiv + 698 pp[J]. Reactions, 1983, 81(1):1-1.

[12] Zheng Q, Zhong Z, Zhao J. Application of high-performance normalized cross-correlation algorithm to image registration[J]. Science in Context, 2015, 28(2):237-258.

[13] Bracewell R. The Fourier transform and its applications: McGraw - Hill[J]. 1986, 95(2):252-254.

[14] Viola P, Iii W M W. Alignment by Maximization of Mutual Information International Journal of Computer Vision, 24(2) pg 137–154, 1997[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, volume 24(2):16--23.

[15] Maha Shadaydeh, Tamas Sziranyi. An Improved Mutual Information Similarity Measure for Registration of Multi-Modal Remote Sensing Images[C]// Image and Signal Processing for Remote Sensing XXI. 2015.

[16] Pluim J P W, Maintz J B A, Viergever M A. Image Registration by Maximization of Combined Mutual Information and Gradient Information[J]. Amer Soc Hort Sci J, 2000, 19(8):809-814.
[17] Wei X. 3D deformable registration algorithm of CT lung images based on point set and mutual information[J]. Journal of JIangsu University(Natural Science Eidt, 2014.
[18] Goshtasby A, Stockman G C. Point pattern matching using convex hull edges[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1985, SMC-15(5):631-637.
[19] Besl P J, Mckay H D. A method for registration of 3-D shapes. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1992, 14(2):239-256.
[20] Zheng Q, Chellappa R. A computational vision approach to image registration[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 1993, 2(3):311-26.
[21] Peli T. An algorithm for recognition and localization of rotated and scaled objects[J]. Proceedings of the IEEE, 1981, 69(4):483-485.
[22] Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. Information Theory Ire Transactions on, 1962, 8(2):179-187.
[23] Govindu, V, Shekhar, C, Chellappa, R. Using geometric properties for correspondence-less image alignment[C]// Pattern Recognition, 1998. Proceedings. Fourteenth International Conference on. 1998:37-37.
[24] Appledorn C R. A new approach to the interpolation of sampled data[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1996, 15(3):369-76.
[25] Lehmann T M, Gönner C, Spitzer K. Addendum: B-spline interpolation in medical image processing.[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001, 20(7):660-5.
[26] venaz, Philippe, Blu T, Unser M. Image interpolation and resampling[J]. Fertility & Sterility, 2000, 87(3):465-493.
[27] 秦维昌. 医学影像技术的现状与发展[J]. 中华放射学杂志, 2007, 41(2):113-114.
[28] Nam D, Barrack R L, Potter H G. What are the advantages and disadvantages of imaging modalities to diagnose wear-related corrosion problems? [J]. Clinical Orthopaedics & Related Research, 2014, 472(12):3665-73.
[29] 赵九龙, 马瑜, 李爽,等. 三维医学图像的混合噪声去除方法[J]. 液晶与显示, 2015, 30(2):340-346.
[30] 林玲, 周淑琴, 高樱,等. CT 血管成像:噪声和血管增强程度对后处理图像质量的影响[J]. 影像诊断与介入放射学, 2014(6).
[31] 陈衔城, 吴劲松, 陈爽,等. 3D-CTA、MRA 和 DSA 对脑动静脉畸形成像的对照性研究[J]. 中国微侵袭神经外科杂志, 2000, 5(4):193-197.

[32] Aylward S R, Bullitt E. Initialization, noise, singularities, and scale in height ridge traversal for tubular object centerline extraction.[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(2):61-75.
[33] Li H, Yezzi A. Vessels as 4D Curves: Global Minimal 4D Paths to Extract 3D Tubular Surfaces[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2007, 26(9):1213-23.
[34] Mille J, Cohen L D. Deformable tree models for 2D and 3D branching structures extraction[J]. 2009:149-156.
[35] Cohen A R, Roysam B, Turner J N. Automated tracing and volume measurements of neurons from 3-D confocal fluorescence microscopy data[J]. Journal of Microscopy, 1994, 173(2):103–114.
[36] He W, Hamilton T A, Cohen A R, et al. Automated three-dimensional tracing of neurons in confocal and brightfield images.[J]. Microscopy & Microanalysis the Official Journal of Microscopy Society of America Microbeam Analysis Society Microscopical Society of Canada, 2003, 9(4):296-310.
[37] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes : Active coutour models[C]// 1987:321--331.
[38] Schmitt S, Evers J F, Duch C, et al. New methods for the computer-assisted 3-D reconstruction of neurons from confocal image stacks[J]. Neuroimage, 2004, 23(4):1283-1298.
[39] Wang Y, Narayanaswamy A, Tsai C L, et al. A Broadly Applicable 3-D Neuron Tracing Method Based on Open-Curve Snake[J]. Neuroinformatics, 2011, 9(2-3):193-217.
[40] Li, H., Shen, T., Smith, M.B., Fujiwara, I., Vavylonis, D. and Huang, X., 2009, June. Automated actin filament segmentation, tracking and tip elongation measurements based on open active contour models. InBiomedical Imaging: From Nano to Macro, 2009. ISBI'09. IEEE International Symposium on (pp. 1302-1305). IEEE.
[41] Frangi A F, Niessen W J, Vincken K L, et al. Multiscale Vessel Enhancement Filtering," Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI '98[J]. IEEE Trans, 1998, 16.
[42] Xu C, Prince J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow.[J]. Journal of Gerontological Nursing, 1998, 7(3):359-69.
[43] Wang Y, Narayanaswamy A, Roysam B. Novel 4-D Open-Curve Active Contour and curve completion approach for automated tree structure extraction[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2011:1105-1112.
[44] Bondy J A. Graph theory with applications /[M]. Macmillan, 1976.
[45] Steen M V. Graph Theory and Complex Networks, An introduction[J]. Maarten Van Steen Isbn, 2010, 4(1):58-62.

[46] Barthélemy M. Betweenness centrality in large complex networks[J]. The European Physical Journal B - Condensed Matter and Complex Systems, 2004, 38(2):163-168.
[47] Li C, Wang D. An improved acquaintance immunization strategy for complex network[J]. Journal of Theoretical Biology, 2015, 385:58-65.
[48] Friedland S. On the graph isomorphism problem[J]. Arxiv Preprint Arxiv, 2008, 5(5):277-286.
[49] Li F, Shang H, Woo P Y. Determination of Isomorphism and Its Applications for Arbitrary Graphs Based on Circuit Simulation[J]. Circuits Systems & Signal Processing, 2008, 27(27):749-761.
[50] Shang H, Li F, Tang X D, et al. A New Algorithm for Isomorphism Determination of Undirected Graphs-Circuit Simulation Method[J]. Circuits Systems & Signal Processing, 2011, 30(5):1115-1130.
[51] Deng K, Tian J, Zheng J, et al. Retinal Fundus Image Registration via Vascular Structure Graph Matching.[J]. Journal of Biomedical Imaging, 2010, 2010(34):8170-8176.
[52] 高源统, 罗敏, 李阳,等. 脑动脉狭窄的 CTA 和 MRA 及 DSA 对照分析[J]. 放射学实践, 2009, 24(3):255-259.
[53] 韩鸿宾, 沙琳, 刘洪东,等. 快速多时相减影 CE-MRA 对头颈部 TOF-MRA 伪影的矫正[J]. 中国医学影像技术, 2003, 19(5):632-635.

致谢

首先感谢对本文方法给予启发的下列研究者。

南加州大学的 Richard M. Leahy 教授在研究脑部网络的文章[1]中使用网络结构的相关知识进行脑部医学图像的分析，让我首次意识到可以将复杂网络与医学图像处理相结合。

感谢约翰霍普金斯大学的 Archana Venkataraman 教授与我探讨她对复杂网络与医学图像交叉领域潜在研究价值的看法，让我发现复杂网络在医学图像处理方面有很多可以结合之处，因而尝试考虑将网络结构参数运用于图像处理中。

网络结构参数(NSI)和电路模拟我本科生阶段进行的两方面研究，在本文中这两项研究成果在图像配准中得到新的应用。

在此，感谢网络结构参数的共同提出者王东诣同学，以及指导我们完成网络结构参数相关论文的李翔老师。

感谢电路模拟法的提出者商慧亮老师，以及对电路模拟法进行不断拓展与应用的陶育东学长、高源学长等。

正是基于我本科生阶段积累的多方向研究经历让我得以尝试以交叉学科新颖的方法解决研究过程中的问题。

其次，感谢本配准方法中提供血管分割 Open-curve snake 算法的 Wang Y 等人，他们提供的血管跟踪程序并公布了代码，一个良好的血管分割结果是本文配准成功的必要前提。感谢 Deng K 等人提供实际图的测试图像以供本方法测试。

在本次毕业设计中，得到了我的导师和实验室同学们的帮助与支持。感谢郭翌老师开设的《医学成像技术》课程让我系统地学习了医学图像成像与处理的相关知识，在毕业设计中也不断给予我方法的指导与引领，在本文写作与修改过程中尽心尽力。感谢连宇茜学姐的无私帮助，让我快速入门医学图像处理的研究领域，在方法设计上也给予我很多思路的交流与启发。

最后，感谢我的家人、老师、同学、朋友和我本科生阶段在每一个实验室遇到的每一位科研工作者，是你们的支持和鼓励让我坚定信心，在科研的道路上不断前行。

[1] Chang Y T, Pantazis D, Leahy R M. To cut or not to cut? Assessing the modular structure of brain networks[J]. Neuroimage, 2014, 91(2):99-108.

附录

本文方法所涉及的代码请见：https://github.com/clatfd/avm

本文方法的英文简介请见我的个人网站：http://clatfd.cn/a/165