一种基于网络结构与电路模拟的医学图像配准方法

陈力 [1]

指导教师：郭翌 [1]

(1. 信息科学与工程学院)

摘要：图像配准是图像处理领域一个重要的研究方向。将图像配准应用于管状医学图像，可以使多幅管状医学图像的信息得到加强与融合，在疾病诊断、辅助治疗等多方面具有重要的临床价值。一套快速有效且针对管状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管状医学图像配准新思路。将血管图像转变为网络连接图，运用网络结构特征对图分割以降低运算量；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；管状医学图像

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

Li Chen[1]

Advisor: Yi Guo[1]

(1. School of Information Science and Technology)

Abstract: Image registration is an important research topic in the field of image processing. Applying image registration to vessel image allows multiple 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 vessel images is the key to the research. Different from common image registration methods based on area or features, which were sensitive to distortion and uncertain in vessel structure, we proposed a novel vessel image registration method based on network structure and circuit simulation. Vessel images were transformed to network graphs and segmented to branches to reduce the calculation complexity. Weighted network graphs were then converted to circuits, and node voltages of the circuit reflecting the vessel structures were used 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

1 引言

1.1 医学图像配准简介

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[1-2]。同一场景在多幅图像中可能差异较大，因而一种高效准确的图像匹配方法必须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。

将图像匹配技术运用于医学，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。

1.1.1 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。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[4]。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。需要通过图像配准对多次成像图像中共有的信息融合，加强特定目标区域。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。

1.1.2 管状医学图像特点

对于本文所关注的管状医学图像匹配，噪声与不确定性使得医学图像的匹配(尤其是多模态图像的匹配)充满困难。

医学图像通常含有复杂的噪声。传感器灵敏度的不均性、数字化过程的量化误差等会产生高斯噪声；而医学成像设备的传输信道、解码处理等会产生椒盐噪声[5]。这些噪声的存在使得在医学管状目标的成像中出现干扰，妨碍匹配过程的进行。

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。在 MRA 成像中，血管内不规则的钙化斑块与血液湍流，致使 MRA 影像产生伪影[6]。

1.2 国内外研究现状

图像匹配技术的广泛运用和匹配的高复杂性使其得到国内外研究者们的极大关注。图像配准中特征匹配是最为重要的一个步骤，下面重点对目前国内外研究中的特征匹配方法简单介绍，并结合管状医学图像特点评价每一方法的优劣。

1.2.1 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，无需检测图像显著特征。

互相关匹配算法[8]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，易受图像噪声等影响。互信息方法是目前研究仍比较活跃的一种方法，通过寻找互信息的最大值以确定图像间的对应关系，常用于医学与遥感图像中的多模态图像匹配中[9,10]。然而，这一方法计算量大，易陷入局部极值。

对于医学管状图像的匹配，存在的较大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，因而这类方法很难实现医学管状物体的配准。

1.2.2 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(图像中显著的点、线、边缘)，通过建立特征点间的匹配关系实现图像配准。

最基础的是利用空间关系的匹配方法，通过计算控制点间的空间距离寻求最佳匹配[11]。更为稳定的特征匹配方法是基于不变性的描述，即在配准图像间的特征点描述应当相同、不同特征点的描述应当有所区别、在外界轻微干扰下特征点的描述应当稳定。这类方法对具有相同描述的特征点加以匹配，描述的依据有相关系数[12]、闭合区域[13]、不变矩[14]、几何特征[15]等。

当使用这类方法解决医学管状目标配准时，往往因管状医学图像中对分支和边缘缺乏显著性特征，很难找到稳定的控制点而难以实现匹配。

1.2.3 基于网络连接图的图像匹配方法

以上两类方法在管状医学图像的应用上显然不能很好地满足需求。因此，需要针对匹配目标的特定情况，利用管状图像相对稳定的几何特征和拓扑结构，将图像中的节点特征加以提取，以节点与节点间的连接描述管状目标。

这类方法大多依靠网络连接图中对应汇聚点间的欧氏距离或球面距离[16,17]，对于光滑变形的肺部血管配准比较有效，但对于图像中出现较大非线性变形或拓扑结构缺失的情况则很难得到满意结果。另一种方法是测试搜索的方法[18]，其无需依赖局部特征或距离，而是在网络连接图中不断搜索测试可能的对应点，用高斯过程回归的模型不断修正对应关系，同时给出更多可能的对应点预测。这样的方法可以对较大误差的图像完成配准，但是计算复杂，运算量较大，很难适用于大型图像。

当需要解决误差较大且准确性较低的医学管状目标配准问题时，将图像转换为网络连接图的方法可以较为有效地利用管状目标的几何与拓扑特征。但是网络连接图中同样需要一种稳定性的方法对节点进行有效的描述与匹配，同时对于大规模网络连接图需要进行优化。

1.3 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。针对医学图像噪声和不准确性的特点，提出一种新颖、有效的血管弹性配准新方法。在基于网络连接图的配准方法上，以网络结构参数判定网络结构中的对应显著性节点，通过网络分割以简化匹配对象。前期工作发现通过电路模拟是应对误差的一种有效手段，因而本文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参考，并以节点间位置的差异表现节点电压偏差完成节点关系的对应性描绘。

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，介绍图像配准的相关概念，研究背景，本文所主要研究的内容和论文结构。

第二章介绍本文提出的基于网络结构与电路模拟的配准方法。包括网络连接图及网络结构参数(NSI)的相关概念，网络分割依据与方法，电路转换模型与电压计算，节点匹配等步骤。

第三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，分析算法的优势。

2 基于网络结构与电路模拟的配准方法

2.1 网络连接图构建

在对需处理的图像进行裁剪、降噪等预处理后，通过 Open-curve snake 方法对参考图像和待匹配图像的血管部分进行提取与网络连接图构建，将节点的内径宽度作为节点权值。对输出的 SWC 文件转换为 Matlab 可读的节点矩阵与连接矢量列表，形成的网络连接图见图 1。

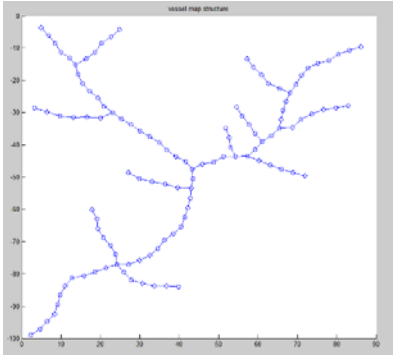


图 1 Matlab 绘图后的血管分割结果——网络连接图

2.2 网络结构参数的应用

进行网络连接图的分割是降低运算量的有效途径，这一步骤首先需要判定网络连接图中结构显著性点。节点的结构显著性不仅体现在该点的权值 $W(v)$，还在于与其相连的边的数量(节点的度)和其周边若干级邻居的价值上。

2.2.1 现有的反映节点结构显著性指标

节点的度是最常用的结构性指标。但是度很难反映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节点的数量。对于分支缺失或分叉点邻域存在干扰小分支的情况下难以用节点的度实现图像间显著性点的对应。

节点的中介中心性[19]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，反映了节点的流量和最短路径对节点的依赖，但是，其计算过程依赖于全局信息，且计算量较大。

为了表达血管图像的特点，高效体现每个点在其邻域范围内的连接情况与影响力，在[20]中提出了网络结构参数(NSI)的概念。通过计算节点邻域内邻居节点的连接性及权值，得到一个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。本文采用这一方法进行显著性点的检测。

2.2.2 网络结构参数 NSI 的计算

对节点的邻域范围内所连接的节点分层。定义与当前节点的最短路径长度为 d 的邻居节点阶数为 Rd。

M 个节点的网络用连接矩阵 P 描述

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

每一节点的权值记为 Wv 。

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：

$$d_{ij} = p_{ij} * W_j \tag{2-2}$$

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：

$$L_{ab} = \sum_i \sum_j d_{ij} \text{ 其中 } i \in R_a, j \in R_b \tag{2-3}$$

设定 T 为最大标记的邻域阶数，并引入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：

$$\begin{aligned} NSI = {} & L_{11} * e_{11} + L_{12} * e_{12} + L_{T(T-1)} * e_{T(T-1)} + L_{TT} * e_{TT} \\ & + \sum_{G=2}^{T-1} (L_{G(G-1)} * e_{G(G-1)} + L_{GG} * e_{GG} + L_{G(G+1)} * e_{G(G+1)}) \end{aligned} \tag{2-4}$$

根据定义，我们可以发现新的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。

2.2.3 网络结构显著点匹配

出于网络分解的需要，认定结构显著点必须具有至少为 3 的度数。显著点配准的原则是在给定邻域范围(5%图像尺寸，可调)，参考图像与待匹配图像中均存在度数为 3 及以上的节点，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。

图 2 标注了一组对应关系，节点旁的数字标记节点序号及 NSI 值，可以发现，左图的 23 节点由于 NSI 值较小，未能成为结构显著点。

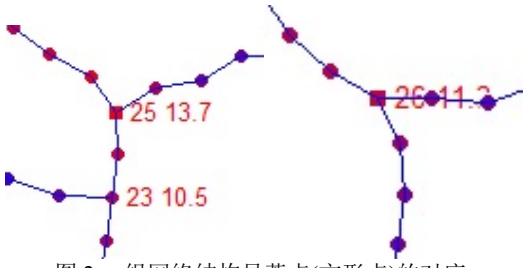


图 2 一组网络结构显著点(方形点)的对应

2.3 网络分割

根据所有结构显著点的对应关系，依照先分割显著点间分支，再分割一端连接显著点分支的顺序对网络连接图进行分割，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 节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。

对于同一显著点出发的多条分支，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。这里采用 60 度作为匹配的允许角度差。

节点内径和是一个分支所有节点的内径累加。由于节点的相对均匀，可以近似地将每一点的内径和看作血管的体积。这里以相差 30%作为判定匹配的允许误差。

分支总曲率是分支中相邻节点间的距离累加与分支始末节点直线距离的比值。对于弯曲性较大的血管，总曲率较大。作为最后的判据，仅以大小作为判定依据。

2.4 电路转换模型

2.4.1 电路与网络连接图的关系

用电路图模拟网络连接图判定同构的方法 [3,7] 值得在图像匹配中加以拓展与尝试。根据本文提出的电路转换模型，将每一带权节点转换为一组电路元件，以节点间连接构建为电路图，通过电源激励获取节点间的响应电压。电路模拟的方法利用了电路中元件间的相互影响与线形电源的可叠加性，在对误差的稳定与算法复杂度上相比于传统算法具有优势。

2.4.2 转换方法

血管的管道内径r、节点的前进方向与分支朝向的夹角θ、节点 NSI 值是本文描述节点的三个重要指标。考虑到(1)血管弯曲与血管内径不相关；(2)拉普拉斯域电路分析中，允许复数阻抗的出现；(3)血管节点的链状串联结构需要以电感表示虚部。因而综合考虑管道内径与节点前进方向，将节点转换为一组电阻与电感的组合，满足以下关系：

$$\begin{cases} R = r \cdot \cos(\theta) \\ jwL = r \cdot \sin(\theta) \end{cases} \tag{2-5}$$

转换模型使用节点的 NSI 值作为激励电压源电压值，按照每一分支的分支朝向，即由分支起点至终点依次在节点位置施加电压激励。NSI 值越大的节点其局域范围内的影响力越大，以此作为权值，电压的分配越显著，越能主导分支上的特征情况。

电压采集上，规定每一节点电压为激励该点及以前时刻的电压响应平均值，分支上每一节点电压构成该分支的综合电压序列。对多个电压响应取平均可以减小电压激励的不稳定性。

这样的电路转换模型，综合了网络连接图的连接性与各节点权值，将含权网图转换为电路元件组成的电路图，通过一维的线性叠加运算得到分支的综合电压序列。

2.4.3 综合电压序列的意义

以某分支的第五个节点为例，经转换后的电路如图 3 所示。

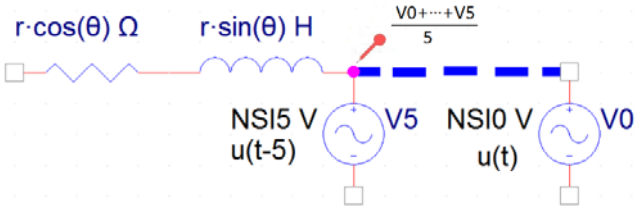


图 3 一个分支经转换后的伴随电路示意

经电路转换，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。

转换模型中，节点的综合电压序列是匹配的主要依据，电压意义类似得分值，而复阻抗类似于电压分配加权，由 NSI 控制的电压源激励可看作得分来源。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，得分高的节点所在分支较主要，且在分支中处在更为靠近起始点的位置；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。从电压的幅角的角度，分支电压序列中若出现幅角较大变化，说明分支形态上出现较大弯曲。

因而，本文提出的电路转换模型是对带权网络连接图和血管特征(粗细和弯曲)的有效转换，得到的综合电压序列是对分支上节点特征的合理描述。

2.5 分支内节点匹配

将待匹配分支的综合电压序列模 V_a 对照匹配的参考图像分支综合电压序列模 V_b 进行归一化电压修正。即使得 $k\cdot V_a+b$ 与 V_b 的始末节点电压相同，k,b 为常数。

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，包括匹配前导节点、电压差异和电压差异基准点三个参数。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，可调)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$\Delta V_2 = V_{bi}- V_a(j+1)$，并选择较小的值作为电压差异值。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。

2.6 绘制节点间位置偏差图

电压序列体现了分支不同位置的结构特征。可以将电压差异理解为节点在匹配过程中位置上与参考图像的偏差。电压差异即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，其分支起始节点已经实现偏差位置标记，将整支分支平移叠加于起始点即可标记位置偏差。

至此，完成整个网络连接图匹配。

3 算法测试与分析

3.1 仿真图测试

作为例子，图 4 是一组模拟血管图，本文匹配方法对其加以测试。这一组仿真图的参考图像(图 4a)中小血管分叉造成网络连接图结构上的干扰。有些分叉的位置处于大血管分叉点附近，同一显著点附近还存在较多分支。

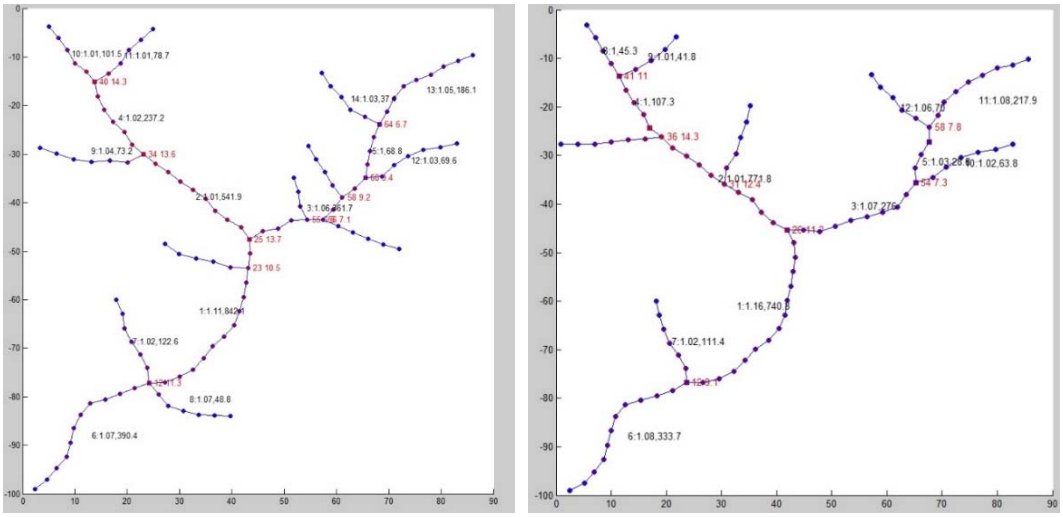


(a) (b)

图 4 示例图像的原始图像。其中(a)为参考图像，(b)为待匹配图像。

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。

通过计算各节点的 NSI，对网络结构显著点进行匹配，见图 5。



(a) (b)

图 5 参考图与待匹配图经局部极值点匹配和分支分割的结果示意。(a)为参考图，(b)为待匹配图

上述两图中，方形标记点为确认匹配后的网络结构显著点(标注序号及 NSI 值)。这些节点的 NSI 均为局部最大。如参考图中的节点 25 比节点 23 的 NSI 值大 3.2。经匹配，参考图像的 12,25,34,40,60,64 节点分别对应待匹配图的 12,26,37,41,54,57 节点。

根据分支分割方法，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 1。

表 1 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				

先根据分支的前进方向进行区分，发现参考图中的分支 1、8 与待匹配图像分支 1 的角度差异均小于 60 度，进而参考分支的节点内径和。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。

对每一组分支进行分支内的节点匹配。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 2。

表 2 参考图分支 6 与待匹配图分支 6 的节点间匹配位置

待匹配图分支节点序号	参考图分支匹配前导节点序号	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。

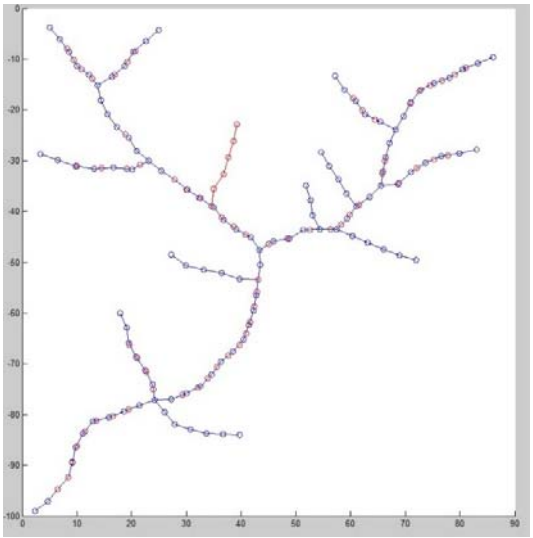


图 6 匹配后的节点间位置偏差图(蓝色点描述参考图位置信息，红色点描述待匹配图位置信息)

待匹配图存在独有的未匹配分支，需在位置偏差图中补充。待匹配图节点 31 为独有分支起始点，并已完成偏差标记。对独有分支点加上误差分量(4.1398, 3.0534)绘制于位置偏差图。

从图中可以发现，配准过程中两图像的分支尽可能多地重合，且在每一分支中多数节点间对应。两幅图像配准后，相同部分信息得到加强，各图像独有的信息也得到融合。

3.2 实际图测试

实际图像的配准过程类似于仿真图。选取一组眼底血管图像见图 7，数据来自 Deng K 等人的文章[16]。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。

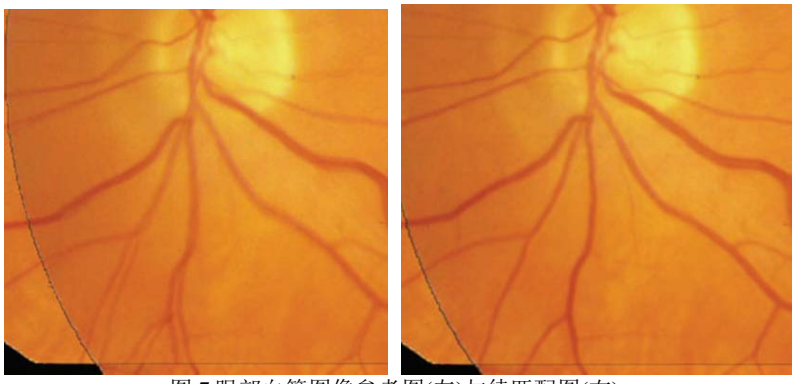


图 7 眼部血管图像参考图(左)与待匹配图(右)

算法流程类似，介绍从略。匹配的位置偏差图见图 8。

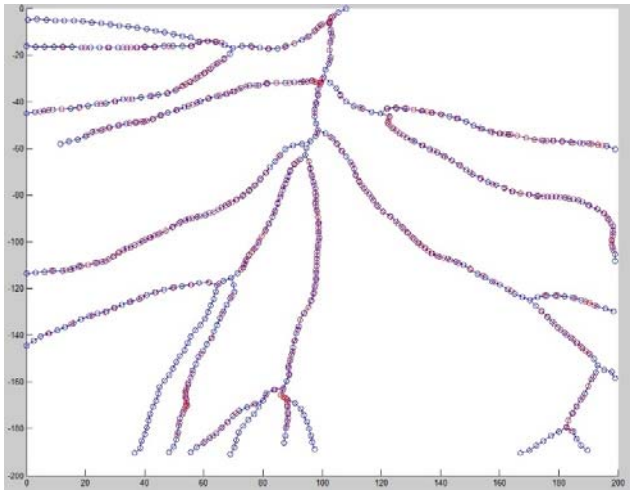


图 8 配准结果

3.3 算法讨论

3.3.1 稳定性

由于采用了网络连接图进行血管描述，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，本算法仍能对血管做出准确描述，并在分支匹配中不受影响。

3.3.2 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，电压源激励值是该点的 NSI 值，体现的是邻域内点的特征，并不会因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。

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。以图 5 左的分支 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表 3，偏差均小于 1%。而且发现，误差较大的区域仅在分支末端，对分支特征明显的前段部分匹配不构成明显干扰。

表 3 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%						

3.3.3 计算量

本文采用基于网络连接图的配准方法，避免直接使用像素值运算。示例图像大小为 100×100，包含 1 万像素点。转换为网络连接图后，仅需关注百余点和百余条连接。其次，本文通过网络结构显著点的识别和匹配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，除了 Open-curve snake 软件中用到的梯度矢量图像计算、种子点判断等步骤运算比较复杂，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。

4 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，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。本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。电路转换模型将带权网络连接图转变为电路图。根据模型规定的电路结构、激励和电压采集方式，充分反映血管的粗细、弯曲等特征，得到节点的综合电压序列作为节点匹配依据。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。噪声点对网络连接图构建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，运算复杂度低。

本文仅针对血管图像开展配准的研究，但对于其他管状结构或其他类型医学图像，这一配准方法仍具有参考价值，可以在进一步的工作中深入研究。

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

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

[3] Li F, Shang H, Woo P Y. D5etermination of Isomorphism and Its Applications for Arbitrary Graphs Based on Circuit Simulation[J]. Circuits Systems & Signal Processing, 2008, 27(27):749-761.

[4] 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.

[5] 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.

[6] 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.

[7] 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.

[8] 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.

[9] 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.

[10] 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.

[11] 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.

[12] Zheng Q, Chellappa R. A computational vision approach to image registration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1993, 2(3):311-26.

[13] Peli T. An algorithm for recognition and localization of rotated and scaled objects[J]. Proceedings of the IEEE, 1981, 69(4):483-485.

[14] Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. Information Theory Ire Transactions on, 1962, 8(2):179-187.

[15] 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.

[16] 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.

[17] Smeets D, Bruyninckx P, Keustermans J, et al. Robust Matching of 3D Lung Vessel Trees[J]. MICCAI 2010 workshop proceedings of the third international workshop on pulmonary image analysis pages:61-70, 2010:61-70.

[18] E, Pinheiro M A, Sznitman R, et al. Non-Rigid Graph Registration Using Active Testing Search.[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(3):625-638.

[19] Barthélemy M. Betweenness centrality in large complex networks[J]. The European Physical Journal B - Condensed Matter and Complex Systems, 2004, 38(2):163-168.

[20] Li C, Wang D. An improved acquaintance immunization strategy for complex network[J]. Journal of Theoretical Biology, 2015, 385:58-65.

致谢：

首先感谢对本文方法给予启发的南加州大学的 Richard M. Leahy 教授和约翰霍普金斯大学的 Archana Venkataraman 教授。他们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。

网络结构参数和电路模拟我本科生阶段进行的两方面研究，相关成果在图像配准中得到新的应用。感谢网络结构参数的共同提出者王东诣同学，以及指导开展研究的李翔老师。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、高源学长等。

感谢本配准方法中提供血管分割 Open-curve snake 算法的 Wang Y 等人，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》课程并在毕业设计中也不断给予我方法的指导与引领。感谢连宇茜学姐的帮助，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。

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