

中图法分类号: TP391.9 P283.8 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)12-2175-08

论文索引信息: 魏丽芳, 潘林, 郑炳锟, 余轮. 优化的多幅眼底图像拼接方法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(12): 2175-2182

优化的多幅眼底图像拼接方法

魏丽芳, 潘林, 郑炳锟, 余轮

(福州大学计算机图象图形研究所, 福州 350002)

摘要: 针对多幅眼底图像拼接的问题, 提出一种优化的多幅眼底图像拼接方法。该方法在基于特征的层次鲁棒估计方法完成两两图像初始配准的基础上, 提出一种基于重叠区域的配准修正, 得到两幅图像之间的良好配准; 然后建立图像之间配准关系的无向图, 并将配准图像中匹配特征的几何误差和相似度作为图中边的权值, 通过计算关系图的最短路径, 确定基准图像; 再构造基于基准图像的直接约束和基于非基准图像的间接约束的多幅图像配准整体模型, 用来生成多幅拼接图像。最后在图像融合部分, 提出基于距离变换的多频带融合方法, 消除拼接图像中的接缝, 达到平滑融合效果。实验结果表明, 该方法可有效消除多幅配准的累积误差, 实现多幅眼底图像输入顺序无关性的精确配准和无缝拼接。

关键词: 图像拼接; 眼底图像; 形状内容; 基准图像; 全局配准模型; 距离变换; 多频带融合

Optimization method for multi-retinal image mosaic

Wei Lifang, Pan Lin, Zheng Bingkun, Yu Lun

(Institute of Image and Graphics, Fuzhou University, Fuzhou 350002 China)

Abstract: We present an optimized method for multi-retinal image mosaicking. First, the feature-based hierarchical, robust estimation method completes a pairwise registration. Then a method is proposed to achieve good registration, which is based on overlapping regions for registration correction. The graph is established by the relationship between the pairwise registrations. The geometric error and similarity are selected as the weight to find the shortest path and to decide the anchor image. The joint estimation is constructed by direct constraints from the anchor image and indirect constraints from non-anchor images. For image fusion, multi-band blending is proposed, which is based on distance transform. The stitching seam is removed and a brightness blending image is achieved. Experimental results show that the method can effectively eliminate the error accumulation, achieving a precise registration and a seamless mosaic for multi-retinal image independent of the input order.

Keywords: image mosaic; retinal image; shape context; anchor image; global registration model; distance transform; multi-band blending

0 引言

眼底图像拼接技术在辅助眼科诊断和治疗过程中有着广泛的应用^[1-3]。而一般获取的眼底图像视场在 $20^{\circ}\sim 60^{\circ}$ 视角范围内, 每幅图像可观测的视野

都是有限的, 只能看到局部眼底。而由多幅局部眼底图像生成大视野图像可提供完整的眼底视图, 以满足临床扩大视野、疾病跟踪以及辅助诊断等应用需求。

图像拼接可以把多幅相关的重叠图像拼接成一幅大幅面的高分辨率图像, 并已成为图像处理、计算

收稿日期: 2010-11-03; 修回日期: 2010-12-23

基金项目: 国家自然科学基金专项基金项目科学仪器基础研究专项项目(60827002)。

第一作者简介: 魏丽芳(1981—), 女, 福州大学物理与信息工程学院在读博士研究生, 主要从事图像处理与分析、计算机视觉等方面的研究。E-mail: weilifang1981@163.com。

机视觉中一个重要研究课题^[4]。多幅图像拼接的实现主要包括:1) 图像序列中两两图像的配准;2) 估计多幅图像的一致变换关系,以对齐所有图像;3) 通过变换关系建立拼接图像,并完成图像的融合。精确的两两配准是实现多幅图像拼接的基础和关键。

对于多幅图像的拼接,最简单的方法是按照两幅图像的配准和拼接方法,依次对相邻图像进行两两配准、拼接,这种方法仅考虑了相邻两幅图像之间的拼接关系,没有形成对多幅图像配准和拼接的整体模型,若其中任一对图像配准失败,会将误差传递并累积。为了消除这种误差累积,一些学者提出图像拼接的全局对齐模型,如基于图像间拓扑结构^[5]和基于图理论^[4,6-7]等方法,但这些方法大都要求图像之间具有较高的重叠率,且无法保证非基准图像之间的良好对齐,同时也不适用于眼底图像配准的二次曲面变换模型(二次曲面模型的 12 参数矩阵是不可逆的);Can 等人^[2,8]通过考虑多幅眼底图像配准的需要,提出基准图像与非基准图像共同约束的多幅眼底图像的全局配准模型,减少了累积误差,但该方法中以血管中心线误差作为约束条件判断配准图像,且受到血管结构清晰程度的影响,同时,采用每幅图像轮流为基准图像,并未给出确定基准图像的选择方法。另外,眼底图像之间重叠区域形状是不确定的,如何实现任意重叠形状眼底图像的融合也是需要考虑的问题。

基于这些问题的考虑,在 Can 等人提出全局配准模型的基础上,提出一种优化的多幅眼底图像拼接方法。该方法在图像两两配准的初始配准完成的前提下,提出基于重叠区域的配准修正,提高配准精度;从全局对齐的思想出发,根据最小误差原则,提出确定基准图像的方法,并以基准图像为中心,构造基于基准图像的直接约束和基于非基准图像的间接约束的多幅图像配准整体模型。最后提出基于距离变换的多频带融合方法,实现眼底图像的无缝拼接。通过对实验结果的分析比较,证明了本文方法的有效性。

1 两幅图像配准

1.1 基于特征的图像配准

图像配准的首要任务是在相同图像区域内分辨与识别具有区分度高和数量足够的特征点。SIFT

特征检测算法是 Lowe^[9]提出的一种基于尺度空间,对图像缩放、旋转甚至仿射变换保持不变性的图像局部特征描述算子。在先前的工作中已经证明 SIFT 特征检测算法作为眼底图像配准特征的有效性^[10]。该算法首先在尺度空间进行特征检测,并确定关键点的位置和关键点所处的尺度,然后使用关键点邻域梯度的主方向作为该点的方向特征,以实现算子对尺度和方向的无关性,并对每一个关键点产生一个 128 维的特征描述符作为匹配依据。

利用双边“或”的 Best-Bin-First (BBF) 算法建立两个图像特征点之间的初步匹配关系。初步匹配完成后,仍然有大量误匹配的存在。为了有效去除初步建立的匹配特征对中的误匹配,根据 SIFT 特征旋转不变性,即匹配特征点的方向一致性,初步去除误匹配,再利用匹配特征点之间的空间几何关系进行一致性检测,进一步去除误匹配。

得到两幅图像的匹配特征后,采用层次估计方法,求解图像之间的变换关系,实现两幅图像的配准^[10]。

1.2 基于重叠区域的配准修正

若两图像配准成功,则获得了配准图像之间的变换关系。经变换关系变换后,大多数配准图像可获得较好的对齐,然而配准图像的匹配特征序列中可能仍然存在一些错误的匹配特征或者获得的匹配特征太少而导致获得的变换关系不够精确,使得配准的眼底图像中,出现血管结构不对齐的现象(如图 1(a))。为了消除这种错误对齐现象,提出一种

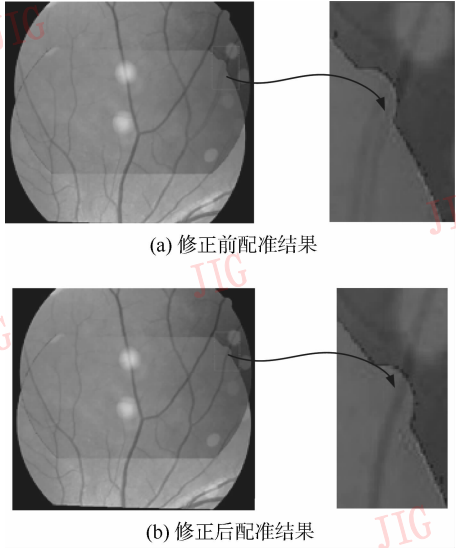


图 1 配准结果对比

Fig. 1 The registration results comparison

基于重叠区域的修正方法。先获得图像对的初始配准,根据初始配准获得配准图像的重叠区域;然后对重叠区域内的图像原始特征进行重新匹配和选择,提高配准精度。

为了获得配准图像之间的重叠区域,首先根据初始配准关系,将图像变换到同一坐标系下;然后利用阈值分割将两幅图像分割得到各自的前景和背景区域。对应两幅图像中同为前景的区域为配准图像的重叠区域。

考虑到位于重叠区域内的匹配特征具有相同的形状内容,因此对于重叠区域内的特征增加形状内容(Shape Contexts)的描述。Shape Context^[11-12]是一个很好的描述子,它能够很好地对目标特征进行描述,是一种很常用的相似度描述方法。本文设计了一种新的形状内容描述子,其主要思想如下:首先,以每一个特征点 $p_k(x_k, y_k)$ 为中心建立对数极坐标,把 $0 \sim 2\pi$ 的圆心角 12 等分,并划分成 5×12 个区域格,形状内容的区域半径 R_{sc} 为重叠区域最大内切圆的半径。形状内容统计落在每一格里的边缘信息点数。这里利用 Canny 算法做边缘检测,提取重叠区域内的边缘信息,重叠区域以外的像素值设为 0(这样保证了对特征点的形状描述不受重叠区域以外的信息影响)。

对于给定特征点圆域内的任一个边缘点 $p_s(x_s, y_s)$,它的极角索引和极径索引可通过下面的方式获得^[11-14]。

极角索引为

$$\theta_r = \left\lfloor \frac{6}{\pi} \times \left(\arctan \left(\frac{y_s - y_k}{x_s - x_k} \right) - \theta_k \right) \right\rfloor \quad (1)$$

式中, θ_k 为特征点 p_k 的主方向, (x_s, y_s) 为边缘点的位置, (x_k, y_k) 为特征点的位置。

为了确定对应的索引极径,首先得到归一化的距离

$$N_{dis} = \left\lfloor \sqrt{\left(\frac{x_s - x_k}{M_{dis}} \right)^2 + \left(\frac{y_s - y_k}{M_{dis}} \right)^2} \right\rfloor \quad (2)$$

式中, M_{dis} 为区域半径 R_{sc} 的圆域内所有边缘点到特征点的平均距离。

故设极径索引设为

$$r_{bin} = \left\lfloor \frac{\ln N_{dis} - \ln 0.125}{R_{size}} \right\rfloor \quad (3)$$

式中, R_{size} 为 5×12 个区域格划分的极径方向增量

$$R_{size} = \frac{\ln 2 - \ln 0.125}{4} \approx 0.693 \ 15 \quad (4)$$

在累计落入每个对数极坐标格中的边缘点数时,对每个边缘点赋予相应的权重,通过这个权重函数使距离特征点较远的统计点具有较大的权重。权重值通过高斯权重函数计算

$$w(x, y) = 1 - e^{-\frac{((x_s - x_k)^2 + (y_s - y_k)^2)}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

式中, σ 是 SIFT 特征点的尺度。

对每个点计算后得到 60 维对数极坐标直方图,根据直方图得到匹配特征的代价函数值,即相似度值,就此判断特征是否匹配。

计算两幅图像中匹配特征点 60 维形状直方图的匹配代价函数为

$$D_{sc} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{60} \frac{(G_{p,k} - G_{q,k})^2}{G_{p,k} + G_{q,k}} \quad (6)$$

式中, $G_{p,k}$ 和 $G_{q,k}$ 分别为两幅图像中匹配特征的形状直方图。 D_{sc} 的值在 $0 \sim 1$ 之间,值越小,相似度越大,点的匹配度越高。若 $D_{sc} < 0.15$,则认为两点为正确匹配特征,0.15 为实验值。

获得所有正确匹配后,计算这些匹配特征点的平均相似度 D_m ,作为配准图像的一种相似度量

$$D_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N D_{sc}(i) \quad (7)$$

式中, N 为最后获得的匹配特征的数量。

修正过程步骤如下:

1) 根据初始配准获得的变换关系,将 I_i 映射到 I_j 所在的坐标系,获得配准图像 I_i 和 I_j 的重叠区域。

2) 将重叠区域反映射到 I_i 中,在原图像 I_i 和 I_j 的特征序列中提取各自在重叠区域内的特征,重新进行特征匹配和判断,得到新的匹配特征序列。

3) 利用新的匹配特征序列,重新估计配准图像间的变换关系。

在原图像中只提取各自在重叠区域内的特征进行初步匹配和形状内容的相似度量,可以获得更精确和更丰富的匹配特征,这主要是由于:1) 重叠区域内最近邻匹配可以使原本没有匹配的一些特征对重新匹配;2) 形状内容的相似度量在保留正确匹配的同时,可有效滤除一些不正确的匹配特征。

对于重叠率高,几何畸变不明显的图像对,修正前后没有大的差异,而对于重叠率低,有较大几何畸变的图像对,则差异明显。图 1 给出了一组配准结果示例。由图可见,非修正的配准中,两幅图像中的血管结构出现了明显的错位,修正后效果明显改善。

2 多幅图像配准

2.1 基准图像的选择

选择合适的基准图像,可有效提高多幅图像配准的精度。求出所有两两配准图像之间的变换关系后,取该图像序列中的一幅图像作为基准图像,记为 I_{anchor} , 并以其对应的坐标系作为基准坐标系,其他图像分别记为 $I_i (i = 1, \dots, N, i \neq \text{anchor})$, 将它们分别映射到基准坐标系。作为基准图像的 I_{anchor} 是实现多幅图像配准的关键。理想状态下,基准图像与其他图像之间都存在配准关系,但是实际上这种情况很少存在。文献[8]的算法中以 1.5 倍血管中心线误差作为约束条件判断配准图像。注意到血管中心的提取受到血管网络清晰程度的限制,本文以两两配准图像的匹配特征空间距离差的中值,即几何误差(即 MRE)作为约束条件,即 $\text{MRE} \leq T$, 认为两图像配准成功,否则认为两图像配准不成功(实际验证时,还应观察配准图像是否存在可见的错误对齐现象)。实验中选择阈值 $T = 1.5$ 。

为了找到合适的基准图像,提出基于图论中最短路径和最小误差原则选择基准图像的方法。建立无向带权关系图,记为 $G(V, E, w_{\text{edge}})$, 其中 V 为图像集, E 为图像间配准关系集, w_{edge} 为边的权值,如果两图像之间没有配准,那么将相应的 w_{edge} 元素设置一个较大数值的常量(理论上设为 ∞ , 实验中,为了便于计算设定为一个远大于边权重的常量)。图中的每一个顶点代表了一幅图像,边代表了两幅图像之间的配准关系,仅两图像配准,才将它们之间的边连接。每个边都有一个非负的权值。考虑到边的权重应具有明确可累加意义的比率量(可支持加减乘除等算数运算)^[7], 因此,这里选择配准图像之间的匹配特征的几何误差中值 MRE 与匹配特征点的平均相似度 D_m 的和作为边的权值

$$RE = \sqrt{(x - x')^2 + (y - y')^2} \quad (8)$$

式中,点 $p = (x \ y)^T$ 和 $q = (x' \ y')^T$ 分别是配准图像 I_i 和 I_j 中的相应匹配点,其中 $(i, j) \in E$ 。计算所有匹配特征的 RE 后,计算该 RE 序列的均值

$$\text{MRE} = \text{median}(RE) \quad (9)$$

则配准图像 I_i 和 I_j 之间连接边的权重为

$$w_{\text{edge}}(i, j) = \text{MRE}(i, j) + D_m(i, j) \quad (10)$$

采用 Floyd-Warshall^[6,15] 算法计算关系图中最短路径。假设存在 N 幅待配准的图像序列,这时图

$G(V, E, w_{\text{edge}})$ 的 w_{edge} 为 $N \times N$ 的矩阵,设累积代价矩阵为 M_{error} , 初始 $M_{\text{error}} = w_{\text{edge}}$, 通过 Floyd-Warshall 算法得到 M_{error} 最终累积代价值,若 $M_{\text{error}}[i, k] + M_{\text{error}}[k, j] < M_{\text{error}}[i, j]$, 那么

$$M_{\text{error}}[i, j] = M_{\text{error}}[i, k] + M_{\text{error}}[k, j]$$

这样 M_{error} 中则累计了每条最短路径的累积代价。矩阵 M_{error} 的第 i 行则表示图 I_i 到其他图像的代价值,累计 M_{error} 每行的值,同时记录与每个节点连接的边的数量 num_i 。若 num_i 为零,则该节点图像与基准图像及其他非基准图像均不能成功配准,判断该图像不能被配准。将该图像从图像序列中删除。最后将具有最小累计值所对应的图像作为基准图像。图 3 为图 2 中的图像序列对应的两两图像配准关系图,其中, I_1 为求得的基准图像,实线表示与基准图像存在直接配准关系,虚线表示非基准图像之间的配准关系。

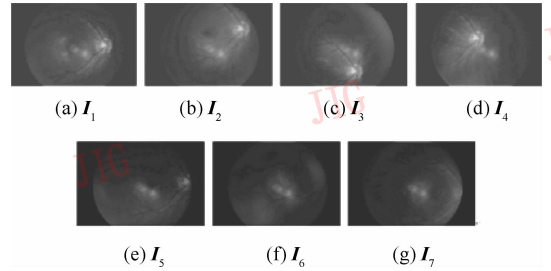


图 2 图像序列

Fig. 2 The images sequence

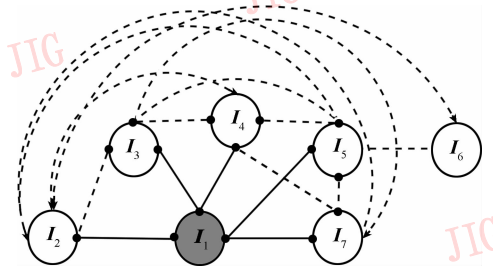


图 3 图像配准关系

Fig. 3 Registration relations between the images

2.2 多幅眼底图像配准的全局配准模型

基于全局对齐的思想,不但要将与基准图像存在直接配准关系的图像映射到基准坐标系中,不与基准图像直接配准的图像也要映射到基准坐标系中。在保证基准图像与存在配准关系的非基准图像对齐的同时,还要保证非基准图像之间的良好对齐。根据关系图及选择的基准图像,将与基准图像具有

直接配准关系的非基准图像,映射到基准坐标系中,并把它们与基准图像之间的变换关系作为多幅配准的直接约束关系;而非基准图像之间的配准关系作为间接约束关系,将非基准图像之间的配准关系也贡献于整体模型,从而保证非基准图像之间对齐^[2,8]。

令 $IN = \{1, \dots, N\}$ 代表所有待配准的图像序列。取 $m, n \in IN$, 则 $C(m, n)$ 代表图像 I_m 和图像 I_n 中匹配点对的集合, P 表示两两配准的图像序列, $\{m, n\} \in P$ 。 L_m 表示图像 I_m 中的特征点数。令 $p_{m,i}, 1 \leq i \leq L_m$ 表示该图像中第 i 个特征点的位置, 则 $p_{m,i}^n$ 与 $p_{n,j}^m$ 就定义了图像 I_m 的第 i 个特征点与图像 I_n 中的第 j 个特征点是匹配的。最后, 令 $w_{m,n;i,j}$ 代表匹配特征对的鲁棒权值。

设 I_{anchor} 为选取的基准图像。利用得到的两两配准的图像对, 得到直接约束关系和间接约束关系。设 I_m 和 I_n 为配准图像对。当 I_m 和 I_n 都不是基准图像时, 设 I_m 和 I_n 与基准图像之间的变换参数矩阵为 $\hat{\theta}_{m,\text{anchor}}$ 与 $\hat{\theta}_{n,\text{anchor}}$, 利用 $\hat{\theta}_{m,\text{anchor}}$ 与 $\hat{\theta}_{n,\text{anchor}}$ 把 $p_{m,i}^n$ 与 $p_{n,j}^m$ 映射到基准图像的相同位置上。此时得到映射误差的间接约束关系

$$\text{indir} = \|\theta_{m,\text{anchor}} X(p_{m,i}^n) - \theta_{n,\text{anchor}} X(p_{n,j}^m)\|^2 \quad (11)$$

若 I_n 为基准图像, 即 $I_n = I_{\text{anchor}}$, I_m 上的点映射到基准图像时得到的映射误差为直接约束关系

$$\text{dir} = \|\theta_{m,\text{anchor}} X(p_{m,i}^{\text{anchor}}) - p_{\text{anchor},j}^m\|^2 \quad (12)$$

故而, 通过直接约束与间接约束关系建立目标函数, 目标函数用映射误差表示

$$\begin{aligned} \varepsilon(\theta_{1,\text{anchor}}, \dots, \theta_{N,\text{anchor}}) = & \sum_{m \in IN, m \neq \text{anchor}} \sum_{\{(i,j) \in C(m, \text{anchor})\}} w_{m,0;i,j} \text{dir} + \\ & \sum_{\{m,n \in IN, m,n \neq \text{anchor}\}} \sum_{\{(i,j) \in C(m,n)\}} w_{m,n;i,j} \text{indir} \end{aligned} \quad (13)$$

式中, 第 1 个求和因式包含了把图像映射到基准图像时, 产生的直接误差影响因子; 第 2 个求和因式包含了非基准图像之间配准产生的间接误差影响因子。为了得到准确的 $\theta_{1,\text{anchor}}, \dots, \theta_{N,\text{anchor}}$ 系列变换参数矩阵的值, 需要使目标函数 ε 的值取得最小, 故通过对 ε 做微分, 求出 ε 微分为 0 时所对应的 $\theta_{1,\text{anchor}}, \dots, \theta_{N,\text{anchor}}$ 。

为了进一步提高变换参数矩阵求取的精度及全局配准模型的性能, 让每幅图像轮流作为基准图像, 利用式(13)求得当前临时基准图像与其他非基准

图像之间的变换关系, 这样可以使一些原本重叠但不存在配准关系的图像对获得配准关系, 然后用 2.1 节方法选择的基准图像, 再利用式(13)求得该基准图像与其他非基准图像间的关系, 获得全局一致变换。

3 眼底图像无缝拼接的实现

为了建立多幅眼底图像的拼接图像, 需要在实现眼底图像配准的基础上, 根据获得非基准图像与基准图像的变换关系, 将所有待拼接的图像映射到基准图像所在的坐标系中。对于每幅图像经变换后产生的新图像中的每个像素, 可通过配准时所得变换关系获得在待拼接图像对应的坐标而获取该点像素值; 对于非整数坐标, 可用双线性插值方法来计算该点的像素值。依次变换, 可将所有图像映射到拼接图像中。

对于重叠区域, 拼接图像中的任一个像素点在待拼接图像中会有相对应的点。在理想状态下, 每幅图像在重叠区域的对应像素具有相同的灰度值和颜色值, 然而实际中这种状态很难发生。这主要是由虚光现象、视差现象、图像误匹配及光线扭曲等因素造成的^[16-18]。若对它们只是进行简单的求均值, 那么会产生明显的接缝。本文提出一种基于距离变换的多频带拼接技术, 实现眼底图像的无缝拼接。

眼底图像多频带拼接的主要难点是设计和实现适合任意重叠形状图像之间的混合模板^[19]。为了确定混合模板, 首先获得待拼接图像的轮廓图像(二值化的轮廓图像); 然后对待拼接两幅图像的轮廓图像进行距离变换, 获得图像的距离变换矩阵^[20]。距离矩阵中每个位置值表示了该像素点离它最近的边界点距离, 这时通过比较待拼接的两幅图像中重叠区域内任一点在各自距离矩阵中的值, 而生产二值化混合模板图像。多频带融合^[17]的实现是通过拉普拉斯金字塔和高斯金字塔算法实现的, 即获得混合模板后, 计算待融合图像的拉普拉斯金字塔和混合模板的高斯金字塔。实现无缝拼接的具体过程如下:

- 1) 将待拼接图像 I_i 和 I_j 映射到基准图像 I_{anchor} 所在的坐标系下;
- 2) 利用距离变换生成二进制混合模板图像 M ;
- 3) 计算 I_i 、 I_j 和 M 的拉普拉斯金字塔和高斯金字塔: $LI_{i,l}$, $LI_{j,l}$ 和 GR ;

4) 获得合成金字塔 C ,在 C 的金字塔第 l 层

$$LC_l(i,j) = GR_l(i,j) \cdot LI_{i,l}(i,j) + (1 - GR) \cdot LI_{j,l}(i,j) \quad (14)$$

5) 将 CM 从金字塔高层到底层进行扩张和叠加,得到最终的融合图像。

图 4 给出两幅图像的融合拼接结果。由图可见,拼接图像达到了平滑过度的效果。

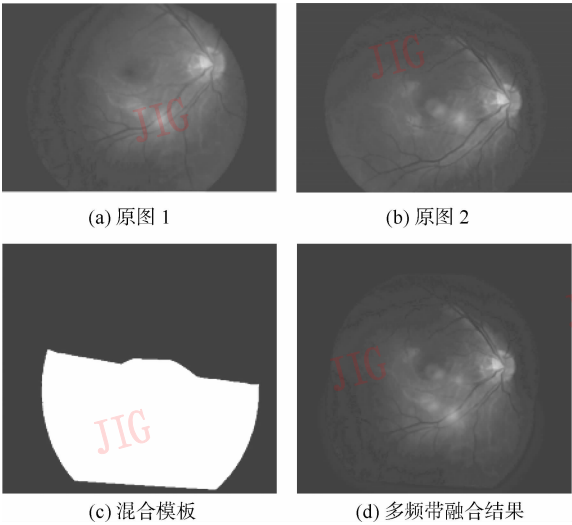


图 4 图像多频带融合
Fig. 4 Multi-band blending

4 实验与分析

为了验证提出的优化多幅拼接方法的有效性,对不同的眼底图像序列进行实验。

在两幅图像配准中,采用基于重叠区域的配准修正方法,大多数图像对能够精确配准,只有重叠率过低(低于 10%)的一些图像对配准失败。对于基于重叠区域修正方法的性能分析,通过对 70 组实验图像进行实验,将修正前后获得匹配特征对与配准过程的运行时间相比较,表 1 给出其中 3 组典型实

表 1 经重叠区域修正前后的结果对比
Tab. 1 Comparison of registration correction based overlap region before and after

实验图像	修正前匹配特征对			修正后匹配特征对		
	T	F	Time/ t	T	F	Time/ t
第 1 组	102	10	26. 03	139	2	32. 49
第 2 组	22	0	18. 71	36	0	20. 56
第 3 组	39	5	20. 15	45	0	23. 37

验结果示例,其中, T 表示正确匹配对, F 表示错误匹配对,Time 表示运行时间。图像配准结果示例见图 1 所示。

从表 1 可知,基于重叠区域的修正方法在不存在误匹配时,可增加正确匹配对;在存在误匹配时,可进一步除去误匹配,同时获得更多正确匹配,以提高配准精度,保证眼底图像血管网络的良好对齐。由于修正后的算法需要对修正前的匹配特征进行形状描述等计算,故运行时间有所增加。而对于眼底图像配准和拼接的应用,该方法的时间性能可以满足应用要求。

为了对多幅配准结果进行量化分析,本文测量图像之间的配准精度,通过对比本文全局配准模型使用前后及任意指定基准图像 3 种情况下,图像配准的配准精度平均值来衡量多幅图像配准方法的性能。配准精度采用均方根误差(RMSE)进行测量。3 种状态均方根误差的平均值对比见表 2。其中,图像数表示该图像序列中待配准的图像总数;配准对总数表示该序列中图像实际两两配准的图像对的数量和全部可以两两配准成功的图像对总数;RMSE1 表示所有配准图像的均方根误差的平均值;RMSE2 表示利用直接和间接约束模型,而任意指定基准图像(非本文方法得到的基准图像)时获得的图像之间均方根误差的平均值;RMSE3 表示用本文方法得到图像之间均方根误差的平均值。从表 2 可以看出,本文方法在保证实现多幅配准的情况下,消除了误差累积,提高了配准精度。同时,基于最短路径的基准图像选择方法以最小的误差为原则,与任意指定基准图像相比,配准精度也有所提高,并且避免了人工干预,实现了眼底图像输入顺序无关性的全自动配准。

表 2 配准精度对比
Tab. 2 Comparison of registration precision

图像序列	图像数	配准对/总	RMSE1	RMSE2	RMSE3
1	5	10/10	0. 831	0. 679	0. 648
2	6	12/15	0. 752	0. 628	0. 621
3	7	18/21	0. 925	0. 801	0. 786
4	9	26/36	0. 882	0. 788	0. 771

在两两图像配准的基础上,分别采用相邻图像顺序拼接、基于最小生成树方法^[4]指定基准图像和本文方法进行实验分析^[2](即视觉效果分析),实验结果分别如图 5(a) — (d) 所示,图像序列原图为图 2 中的图像序列,其中 I_1 为利用本文

方法得到的基准图像。为了更好地观察拼接的错误对齐情况,采用 alpha-blending 方法对变换后的图像进行半透明叠加。图 5(e)给出了本文的多频带融合结果。

通过比较这 3 种方法生成的图像结果,顺序拼接结果最差,出现多处错误对齐(见图白色矩形框

所示),并出现模糊;文献[4]方法也在部分区域出现了错误对齐(见图白色矩形框所示);指定基准图像方法没有出现错误对齐现象,只有轻微的模糊,说明了该全局配准模型的有效性。而本文优化方法没有出现明显的错误对齐,而且血管结构清晰,体现了良好的性能。

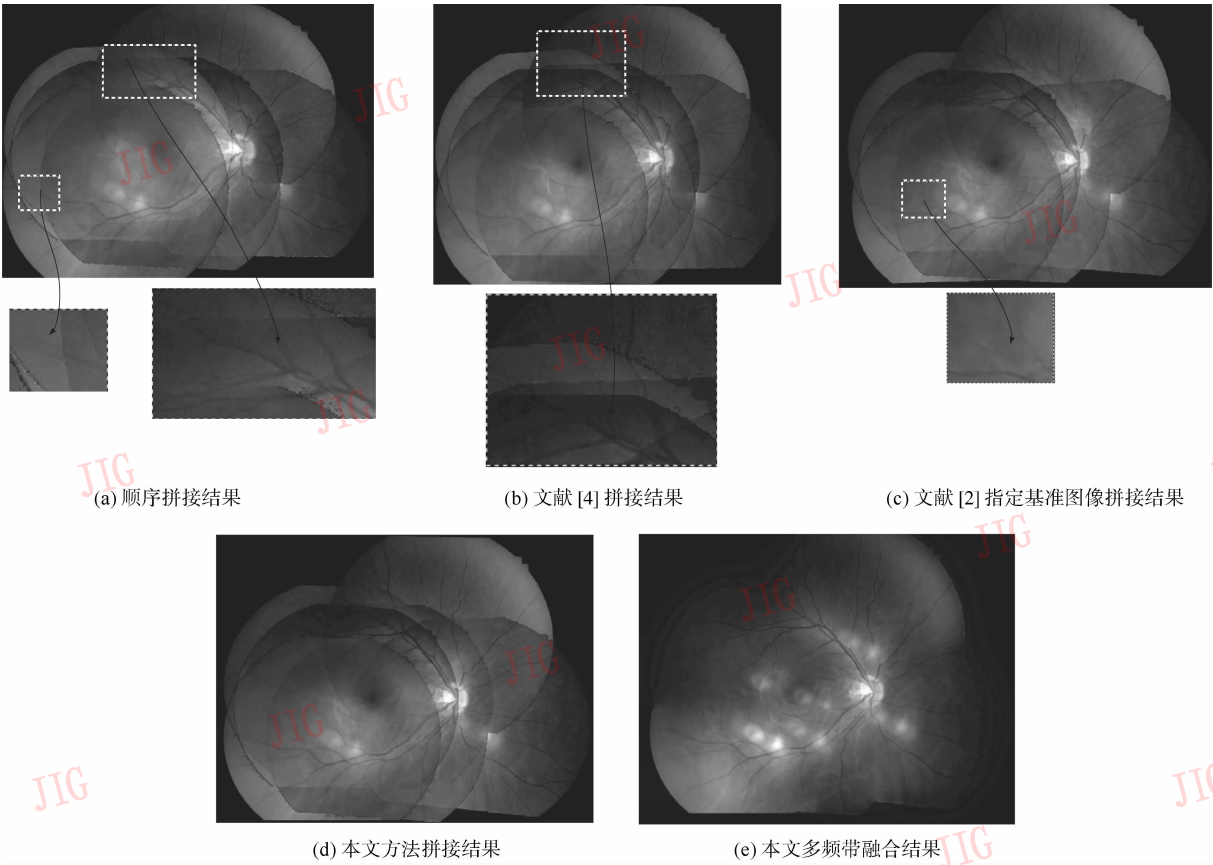


图 5 多幅图像拼接结果
Fig. 5 Multiple image mosaic results

5 结 论

提出一种优化的多幅眼底图像拼接方法。基于重叠区域的配准修正提高了两两图像配准精度;基准图像的合理选择实现了眼底图像任意输入顺序的全自动配准;多幅眼底图像联合配准模型的建立,避免了误差累积的同时改善了拼接图像的质量;并用距离变换求出适合任意重叠形状的图像之间的混合模板,完成多频带融合。实验结果表明,本文方法具有较好的性能,能够满足实际应用。

本文方法不局限于眼底图像的拼接,对于其他类型图像的拼接也具有一定的参考价值。但本文方

法主要针对单模态图像,如何实现多模态图像的全局配准和拼接是下一步研究的重点。

参考文献 (References)

[1] Liu Aizhen, Ma Binrong, Xu Liang. Retinal image registration [J]. Information of Medical Equipment, 2003, 18 (10): 4-6. [刘爱珍, 马斌荣, 徐亮. 眼底图像的配准[J]. 医疗设备信息, 2003, (18): 4-6.]

[2] Can A, Stewart C, Roysam B, et al. A feature-based technique for joint, linear estimation of high-order image-to-mosaic transformations: application to mosaicing the curved human retina [C]//IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head Island, SC, USA: IEEE Computer Society, 2000;

- 585-591.
- [3] Can A, Stewart C, Roysam B, et al. A feature-based, robust, hierarchical algorithm for registering pairs of images of the curved human retina [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 3(24): 347-364.
- [4] Kim D W, Hong K S. Fast global registration for image mosaicing [C]//Proceedings of the International Conference on Image Processing. Barcelona, Catalonia, Spain: The Institute of Electrical and Electronics Engineers Signal Processing Society, 2003, 11: 295-298.
- [5] Sawhney H S, Hsu S, Kumar R. Robust video mosaicing through topology inference and local to global alignment [C]//Proceedings of the 5th European Conference on Computer Vision. Freiburg, Germany: Computer Science, 1998: 103-119.
- [6] Choe T E, Cohen I, Lee M, et al. Optimal global mosaic generation from retinal images [C]//Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition. HongKong, China: IEEE Computer Society, 2006: 6812-6841.
- [7] Gong Yongxi, Tian Yuan, Xie Yubo, et al. A method for large-scale microscope images mosaicing based on minimum routing cost spanning tree [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 6(14): 1178-1187. [龚咏喜, 田原, 谢玉波, 等. 基于最小路由代价树的大规模显微图像拼接方法 [J]. 中国图象图形学报, 2009, 6(14): 1178-1187.]
- [8] Can A, Stewart C, Roysam B, et al. A feature-based technique for joint, linear estimation of high-order image-to-mosaic transformations; mosaicing the curved human retina [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(3): 412-419.
- [9] Lowe D. Object recognition from local scale-invariant features [C]//Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Corfu, Greece. IEEE Computer Society, 1999: 1150-1157.
- [10] Wei Lifang, Huang Linlin, Pan Lin, et al. The retinal image mosaic based on invariant feature and hierarchical transformation models [C]//Image and Signal Processing, CISP. Tianjin, China: Tianjin University of Technology, 2009: 3463-3467.
- [11] Belon Gie S, Mal Ik J, Puzicha J. Shape context: a new descriptor for shape matching and object recognition [C]//International Conference of Neural Information Processing System. Taejeon, Korea: Korea Advanced Institute of Science and Technology, 2000: 831-837.
- [12] Mortensen E N, Deng H L, Linda Shapiro L. A SIFT descriptor with global context [C]//Proceedings of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Oregon State University, USA: IEEE Computer Society, 2005, 1: 184-190.
- [13] Chia-Ling Tsai, Chun Yi Li, Gehua Yang, et al. The edge-driven dual-bootstrap iterative closest point algorithm for registration of multimodal fluorescein angiogram sequence [J]. IEEE Trans. Med. Imaging, 2010, 29(3): 636-649.
- [14] Ji Hua, Wu Yuanhao, Sun Honghai, et al. SIFT feature matching algorithm with global information [J]. Optics and Precision Engineering, 2009, 2(17): 439-444. [纪华, 吴元昊, 孙宏海, 等. 结合全局信息的 SIFT 特征匹配算法 [J]. 光学精密工程, 2009, 2(17): 439-444.]
- [15] Floyd. R Algorithm 97: Shortest path [J]. Communications of the ACM, 1962, 5(6): 345.
- [16] Xiao Fu, Wu Huizhong, Xiao Liang, et al. An ambient light independent image mosaic algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 12(9): 1671-1675. [肖甫, 吴慧中, 肖亮, 等. 一种光照鲁棒的图像拼接融合算法 [J]. 中国图象图形学报, 2009, 12(9): 1671-1675.]
- [17] Burt P J, Adelson E H. A multiresolution spline with application to image mosaics [J]. ACM Transactions on Graphics, 1983: 217-36.
- [18] Yalin Xiong, Ken Turkowski. Registration, calibration and blending in creating high quality panoramas [C]//Proc. IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. Princeton, New Jersey: IEEE Computer Society, 1998: 69-74.
- [19] Philippe C Cattin, Herbert Bay, Luc Van Gool, et al. Retina mosaicing using local features [C]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Copenhagen, Denmark: Springer-Verlag New York Inc, 2006, 9(2): 185-192.
- [20] Ye Q Z. The signed Euclidean distance transform and its applications [C]//Proceedings of the Ninth International Conference on Pattern Recognition. Rome, Italy: IEEE Computer Society, 1988: 495-499.