

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)04-0654-06

论文索引信息: 王玉亮, 沈建新, 廖文和. 基于 SIFT 特征的眼底图像自动拼接 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(4): 654-659

基于 SIFT 特征的眼底图像自动拼接

王玉亮, 沈建新, 廖文和

(南京航空航天大学机电学院, 南京 210016)

摘要: 针对眼底图像对比度低、不同视场的图像间存在几何畸变等特点, 提出一种基于 SIFT 特征的眼底图像自动拼接算法。该算法分别提取待拼接眼底图像的 SIFT 特征点, 并用向量进行描述, 确定两幅图像特征点的匹配关系, 使用 MLESAC 算法去除误匹配点对, 提出对特征点对提纯的距离-斜率相似测度方法, 计算匹配点之间的透视变换矩阵, 最后进行图像配准和拼接。对实际眼底照相机获取的多幅图像拼接结果表明, 该算法具有很好的鲁棒性和稳健性, 可以实现眼底图像的高精度自动拼接。

关键词: SIFT; 图像配准; 图像融合; 图像拼接; 眼底图像; 距离-斜率相似测度

Automatic fundus images mosaic based on SIFT feature

Wang Yuliang, Shen Jianxin, Liao Wenhe

(College of Mechanical&Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016 China)

Abstract: In this paper, a SIFT feature based fundus image automatic mosaic algorithm is presented, according to the characteristics of low contrast and the geometric distortion between different fields of the view of the fundus image. The SIFT features of fundus images are extracted and described using vector to determine the feature points matching between two images, and outlier points are removed using MLESAC algorithm. A distance-slope similarity measure method is put forward to purify feature points, then the perspective transformation matrix is computed according to matching points between images, and image registration and image mosaic is implemented finally. The mosaic results of multiple images obtained by fundus camera show that the algorithm has good robustness and stability, and high-precision automatic fundus image mosaic can be achieved.

Keywords: SIFT; image registration; image fusion; images mosaic; fundus images; distance-slope similarity measure

0 引言

眼底图像对糖尿病、高血压等眼底病变以及黄斑病变、眼底动脉硬化和视网膜病变等眼底疾病的早期发现、诊断及指导治疗有重要意义。由于眼底照相机的视场角度有限, 一次成像只能获取眼底局部区域的图像, 为了满足研究和临床诊断中对整个或大部分眼底区域图像进行分析处理的需要, 就需

要对不同视场区域的眼底图像进行图像拼接。图像拼接 (image mosaic) 技术是指将相互有部分重叠的两幅或两幅以上的图像进行匹配对准, 经重采样融合形成一幅包含各图像信息的较宽视角的高分辨率图像或全景图像技术: 该技术已经广泛应用于遥感、医学影像、模式识别和计算机视觉等领域^[1-2]。图像拼接技术主要包括图像获取、图像配准、图像融合, 其中图像配准是图像拼接的关键技术。图像拼接按配准方式主要分为两类^[2]: 基于区域的拼接方

收稿日期: 2009-11-12; 修回日期: 2009-12-27

基金项目: 教育部“新世纪优秀人才支援计划”项目 (NCET-06-0502); 江苏省“333 工程”项目 (2007-16-59)。

第一作者简介: 王玉亮 (1979—), 男, 南京航空航天大学机电学院制造信息化技术专业博士研究生, 主要从事与生物医学相关的图像处理研究。E-mail: wangyuliangcn@126.com。

法和基于特征的拼接方法。由于基于区域的拼接方法存在计算复杂度高、对图像灰度敏感等缺点,而基于特征的拼接方法,主要通过提取图像的点、线、轮廓等特征进行拼接,可以克服这些缺点,具有速度快、精度高等优点。

眼底图像拼接一直是研究的热点,主要有基于分层算法的眼底图像拼接^[3],基于血管交叉点的眼底图像配准^[4],多模眼底荧光图像序列配准^[5],眼底图像全局最优拼接^[6]等研究。本文提出一种基于 SIFT 特征的自动拼接算法,该算法利用高斯差分尺度空间分别检测得到相邻两幅待拼接图像的特征点,去除对比度低和边缘响应的特征点,生成各个特征点的具有尺度不变性、旋转不变性、仿射不变性的特征描述符,通过计算两幅图像描述符之间的相似度,确定两幅图像特征点的匹配关系,使用 MLESAC (maximum likelihood estimation sample consensus) 算法去除误匹配点对,并提出一种基于距离-斜率相似测度的特征点对提纯方法,计算多对匹配点之间的变换模型,进行图像配准和拼接。

1 SIFT 特征点提取

尺度不变特征变换 (SIFT) 算法^[7],是一种基于特征点的目标识别和图像匹配的稳健算法,通过高斯差分尺度空间检测得到尺度不变性的特征点,对特征点进行提纯,生成各个特征点的具有尺度不变性、旋转不变性、仿射不变性的特征描述符,该特征描述符可以对相邻图像的特征点进行高质量的点对匹配。

1.1 建立图像尺度空间

图像的尺度空间函数 $L(x, y, \sigma)$,可通过不同尺度的高斯函数 $G(x, y, \sigma)$ 和输入图像 $I(x, y)$ 卷积得到,一系列不同的尺度空间函数对应的平滑图像构成高斯图像金字塔。

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

式中, σ 为尺度因子, $G(x, y, \sigma)$ 为高斯卷积核 (式 (2)), $I(x, y)$ 为输入图像。

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

为了更有效地检测出尺度空间中的稳定特征点,使用高斯函数之差对图像进行卷积操作,得到高斯差分函数 (DOG)。高斯金字塔中相同大小、相邻尺度的图像相减,构成高斯差分金字塔。

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (3)$$

式中, k 是常数。

Lindeberg 研究发现^[8],高斯差分函数 DOG 与尺度归一化高斯拉普拉斯函数 (LOG) $\nabla^2 G$ 非常近似 (式 (4)),并且因子为 σ^2 的归一化拉普拉斯函数 $\sigma^2 \nabla^2 G$ 具有尺度不变性。

$$G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma) \approx (k - 1)\sigma^2 \nabla^2 G \quad (4)$$

本文根据眼底图像低对比度、图像尺寸大等特点,对尺度因子做了相应调整,以确保检测到满足匹配要求的特征点。

1.2 特征点检测

对高斯差分金字塔中的中间层图像进行特征点检测,如图 1 所示,中间的被检测像素要与同一尺度的 8 个像素以及相邻尺度对应的 9×2 个像素进行比较,若被检测像素为尺度空间和 2 维图像空间的局部极值点,则选为候选特征点。

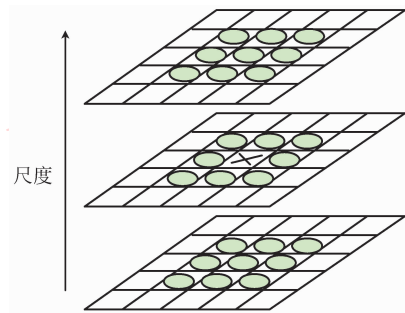


图 1 高斯差分图像中的特征点检测

Fig. 1 Feature detection in the DOG images

由于 DOG 图像反映了图像轮廓特征,对噪声和边缘较敏感,为此要对检测到的候选特征点进行筛选,去除对比度低和边缘响应的候选特征点,以提高后续特征点对匹配的效率和质量。通过拟合 3 维二次函数的方法精确定位极值点,计算极值点处的对比度值,去除对比度的绝对值低于设定阈值的低对比度特征点,用计算候选特征点处主曲率的方法,来去除主曲率过小的边缘特征点。

1.3 生成特征点描述符

为了使各个特征点的特征描述符具有尺度不变性、旋转不变性,便于后续特征点的有效匹配。用直方图统计特征点对应的尺度空间图像 L 邻域像素梯度方向的方法,确定特征点的方向,然后建立各个特征点的描述符,用 128 维的特征向量来描述每个特征点。

2 特征点匹配

在两幅待拼接图像上确定特征点及其特征描述符后,就可以根据两幅图像中各自特征点邻域信息之间的相似测度来进行特征点匹配,即利用两幅图像中特征向量间的欧氏距离的相似性来判断特征点是否匹配。为提高特征点匹配的稳定性,一般采用最近邻匹配方法:在第 1 幅图像中取一个特征点,在第 2 幅图像中找到与此特征点欧氏距离最近的两个特征点,若最近距离与次近距离之比小于设定的阈值,则第 1 幅图像中的特征点与第 2 幅图像中与其欧氏距离最近的特征点为匹配点对。

由于穷举法在欧氏距离计算时,计算复杂度高,计算量大,而 k-d 树算法^[9]在特征点特征向量维数大于 10 时,其计算速度不比穷举法快,为此,本文采用 Lowe 提出的 BBF 算法^[7]来处理 128 维的 SIFT 特征向量。该算法是一种 k-d 树改进算法,通过限定 k-d 树搜索顺序的方法来限定搜索的最大次数,从而大大提高了对高维空间的搜索效率。

特征点匹配是图像配准的关键,提高特征点匹配的正确性和精度,可以保证图像配准的精度。为此,去除误匹配点对是必需的。本文通过调整算法中的阈值参数,引入 MLESAC 算法^[10]来去除误匹配点对,并且针对眼底图像拼接的特点,提出了一种距离-斜率相似测度方法,即通过迭代统计距离和斜率概率密度分布的方法去除误匹配点对。该方法可以快速去除误匹配点对,提高图像配准的准确性,保证眼底图像拼接的精度。

距离概率密度分布迭代方法,就是通过统计分析两幅待匹配图像中各个匹配点对间的距离概率分布,考虑到待匹配图像间存在几何畸变,保留概率最大的距离为中心的 $\pm d$ (d 为 $1/10$ 的最大距离与最小距离的差) 范围内的特征点对,去除其他距离的特征点对,应用此方法对特征点对迭代两次可以达到精确匹配。该方法可以有效去除视场区域及边缘的误匹配特征点对,实现特征点对的精确匹配。

斜率概率密度分布迭代方法,就是通过统计分析两幅待匹配图像中各个匹配点对间的斜率概率分布,考虑到待匹配图像存在畸变,设 θ 为 $1/10$ 的最大斜率角度与最小斜率角度之差,当 $\theta > 0.4$ 时,保留概率最大的斜率角度为中心的范围内的特征点对,去除其他斜率的特征点对,否则保留所有的特

征点对,应用此方法对特征点对迭代两次即可去除误匹配点对。该方法可以有效去除视场区域及边缘的误匹配特征点对,实现特征点对的精确匹配。

3 变换矩阵的计算与图像融合

经过上述特征点匹配,得到两幅待拼接图像的准确匹配点对,就可以根据这些匹配点对计算变换矩阵,对两幅待拼接图像进行配准和拼接。

对两幅待拼接图像采用 9 个自由度的透视变换模型进行配准(式(5)),并用最小二乘法对得到的多个匹配点对(大于 10 对匹配点)进行非线性优化,用双线性插值的方法处理变换后图像,从而得到高精度的图像拼接结果。

$$\begin{aligned} x' &= \frac{a_{11}x + a_{12}y + a_{13}}{a_{31}x + a_{32}y + a_{33}} \\ y' &= \frac{a_{21}x + a_{22}y + a_{23}}{a_{31}x + a_{32}y + a_{33}} \end{aligned} \quad (5)$$

式中, a_{ij} 为指定的变换系数,且

$$\begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} \neq 0$$

为了验证本文提出的自动拼接算法的有效性,在后面给出的图像拼接结果中都采用最简单的图像融合方法,即将配准后的两幅待拼接图像有效视场内的重叠区域的像素灰度值赋值为两图像灰度值之和的 $1/2$ 。

4 实验与结果分析

本文用苏州 66 视觉科技股份有限公司新近开发的 YZ50A 型眼底照相机拍摄得到的眼底图像进行实验。实验系统配置为:CPU Intel E8400 3.0GHz, 2GB 内存的计算机, MATLAB R2009a 的软件环境。

在进行眼底图像拼接前,首先分析了眼底图像的直方图特性,如图 2 所示。

图 2(a) 为 YZ50A 型眼底照相机获取到的眼底图像,(b)~(e) 分别为 R、G、B 通道及灰度直方图(纵轴为像素点数),(f) 为灰度图像,图像尺寸为 1600×1200 。眼底图像的对比较低,不同于一般的景物图像。

为了更好地实现图像配准和拼接,针对图 2 所示的眼底图像对比较低等特点进行了图像预处理实

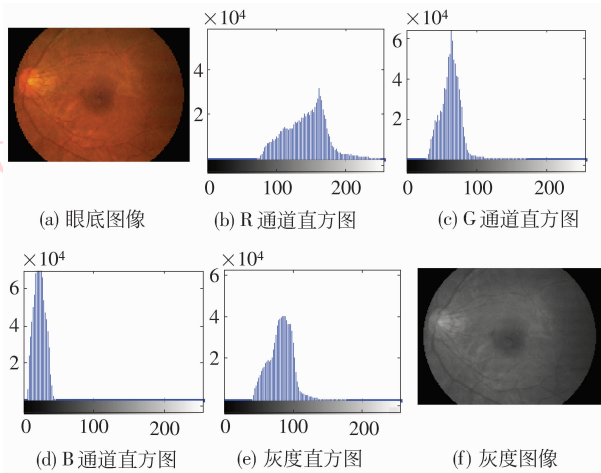


图 2 眼底图像直方图特性

Fig. 2 Histogram features of fundus image

验。经实验验证,直方图均衡化不适于眼底图像预处理,因为该方法在改善图像对比度的同时会弱化图像中视盘等较亮区域的特征,并会影响特征点的位置及分布,减少匹配点对数,从而对配准和拼接精度影响很大;直方图规定化可指定想要的处理后的图像直方图形状,理论上可以在对眼底图像进行感观对比度增强的同时,提高后续图像配准和拼接的成功率,但实际应用中,对不同视场的眼底图像很难找到最佳的自适应规定直方图,该方法会对配准和拼接精度有一定影响。为此,本文直接将原始图像的灰度图像进行眼底图像的自动配准和拼接。

实现本文方法前,对眼底图像的 Harris 角点匹配的配准方法进行了实验,结果表明,由于眼底图像对比度低、血管为主要特征等特点的局限,Harris 角点匹配的配准方法自动拼接成功率很低,很难完成高精度的眼底图像自动拼接。

在对不同视场眼底图像多次拼接实验的基础上,对 SIFT 特征点检测及特征点匹配中的参数进行了优化调整。眼底图像的特征点数量和匹配点对随着对比度阈值变化而变化,如图 3 所示,其中的左部视场图和右部视场图如图 4(a),经对不同眼底图像的多次实验统计,当对比度阈值小于 0.005 时,可以保证眼底图像的拼接精度,本文选择了适合眼底图像拼接的最佳阈值 0.002 5。通过拼接实验,将 SIFT 特征点检测中的主曲率阈值设置为 10.0,将特征点匹配中的最近邻阈值设置为 0.6。

对同一受检者的左眼两幅不同视场的眼底图像进行自动拼接,拼接过程如图 4 所示。(a)为两幅

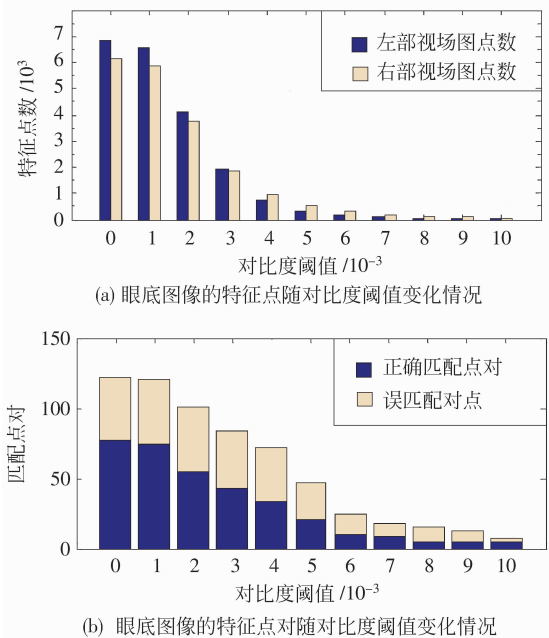


图 3 对比度阈值的选择

Fig. 3 The determination of contrast threshold

待拼接图像,图像分辨率均为 $1\ 600 \times 1\ 200$; (b) 为待拼接图像的 SIFT 特征点,左右两图中 SIFT 特征点个数分别为 2 860 和 2 704,图中特征点用“+”表示;(c) 为 BBF 算法处理后的匹配点对,两图共有 100 对匹配点;(d) 为距离-斜率相似测度处理后的匹配点对,两图共有 53 对精确匹配的特征点,用这 53 对特征点计算透视变换矩阵,对两图进行配准和拼接,结果如(e)所示;(e) 为距离-斜率相似测度处理后的自动拼接结果,图像大小为 $2\ 400 \times 1\ 400$; (f) 为 MLESAC 算法处理后的自动拼接结果,图像大小为 $2\ 400 \times 1\ 400$ 。从最后的自动拼接结果可以看出,两幅待拼接图像重叠区域的毛细血管均可完全吻合,本文方法可以高精度地对眼底图像进行自动拼接。

在两幅眼底图像自动拼接中,分别对高分辨率 ($1\ 600 \times 1\ 200$) 和低分辨率 (640×480) 的眼底图像进行了自动拼接实验,并统计了自动拼接算法各模块的执行时间,如表 1 所示。本文提出的距离-斜率相似测度方法去除特征点对的时间为 0.10 s,并且对该方法在眼底图像自动拼接的精度进行了如下分析:对图像做投影变换之前,两幅图像对应特征点对之间的欧氏距离之和为 242.392 像素,平均误差为 4.573 像素,误差 0 ~ 8.956 像素,图像变换配准后误差变为 0;图像拼接后,两图重叠区域的血管可以完全匹配,没有错位现象。

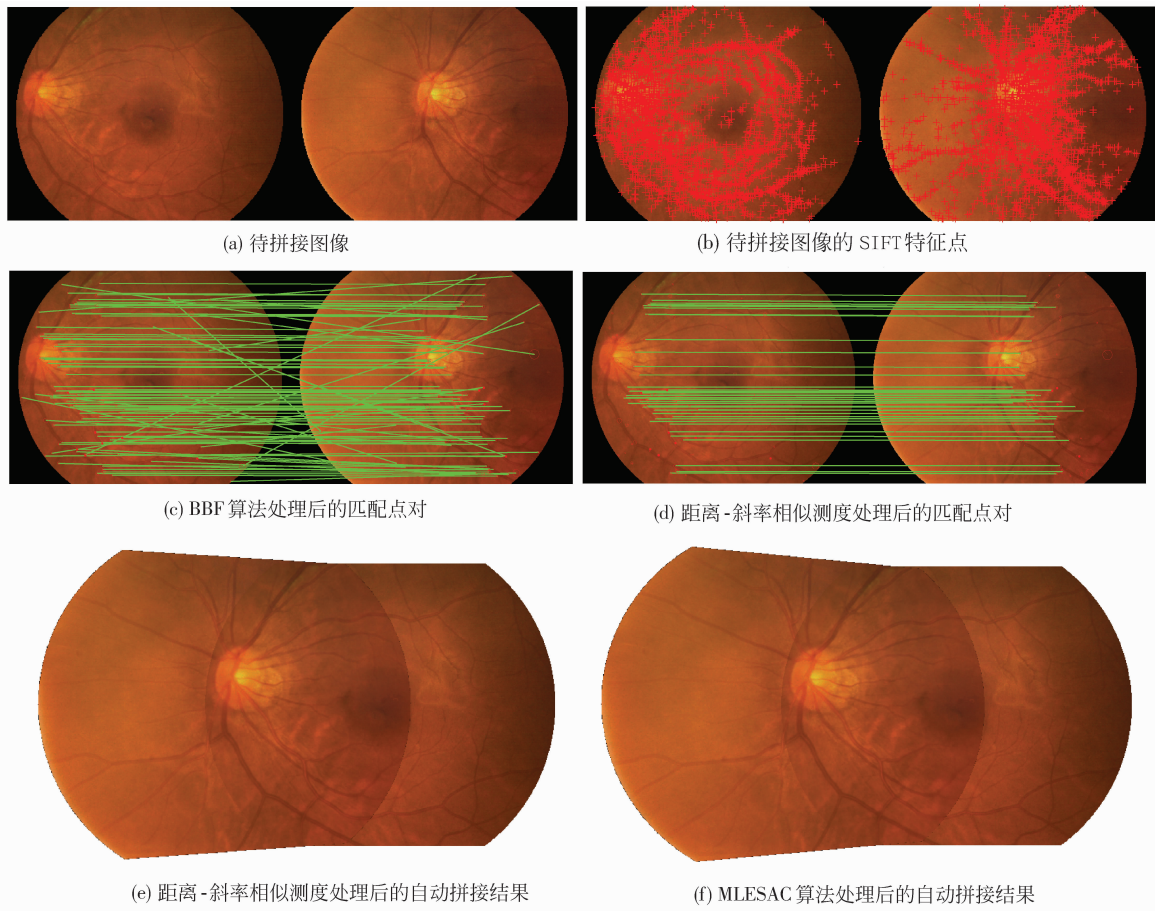


图 4 两幅眼底图像自动拼接

Fig. 4 Automatic image mosaic of two fundus images

表 1 自动拼接算法时间统计

Tab. 1 Running time of automatic image mosaic algorithm

自动拼接 算法模块	特征点 提取	特征描述 符生成	特征点 匹配	特征点对 提纯	图像配准 拼接
高分辨率图 像拼接时间/s	2.531	1.259	0.453	0.411	2.910
低分辨率图 像拼接时间/s	0.629	0.671	0.235	0.397	0.996

下面对多幅眼底图像自动拼接进行了实验,实验分别选取某受检者的同一眼睛不同视场的眼底图像进行多幅图像自动拼接,在特征点对提纯阶段使用了距离-斜率相似测度方法,某受检者左眼自动拼接结果如图 5 所示。从自动拼接图像中可以看出,各视场图像的血管均准确拼接,无错位现象,拼接精度达到像素级。

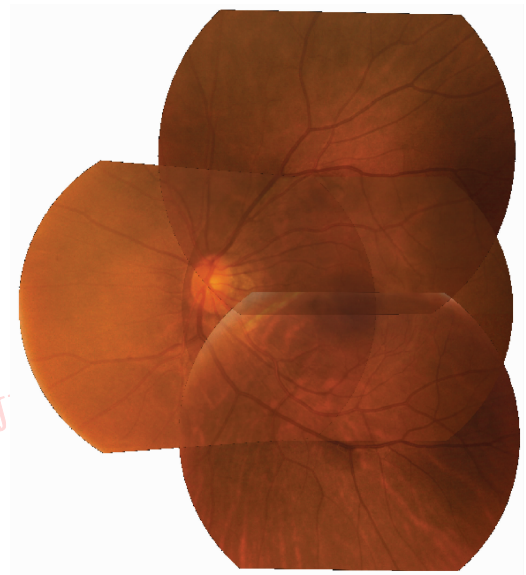


图 5 多幅眼底图像自动拼接

Fig. 5 Automatic image mosaic of multiple fundus images

5 结 论

深入研究眼底图像自动拼接中的关键技术,提出基于 SIFT 特征的眼底图像自动拼接算法。该算法针对眼底图像对比度较低的特点,在多次图像拼接实验的基础上调整了算法的阈值,改进了特征点匹配后的点对提纯步骤,克服了其他方法的不足,实现了眼底图像的快速、高精度自动拼接。

参考文献 (References)

- [1] Brown L G. A survey of image registration techniques [J]. ACM Computing Surveys, 1992,24(4):325-376.
- [2] Zitová B, Flusser J. Image registration methods: A survey [J]. Image and Vision Computing, 2003,21:977-1000.
- [3] Can A, Stewart C V, Roysam B. Robust hierarchical algorithm for constructing a mosaic from images of the curved human retina [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos, CA: IEEE, 1999:286-292.
- [4] Stewart C V, Tsai C L, Roysam B. The dual-bootstrap iterative closest point algorithm with application to retinal image registration [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(11):1379-1394.
- [5] Choe T E, Cohen I. Registration of multimodal fluorescein images sequence of the retina [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2005:106-113.
- [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. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2006:681-684.
- [7] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [8] Lindeberg T. Scale-space theory: A basic tool for analysing structures at different scales [J]. Journal of Applied Statistics, 1994,21(2):224-270.
- [9] Friedman J H, Bentley J L, Finkel Raphael R A. An algorithm for finding best matches in logarithmic expected time [J]. ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS), 1977,3(3):209-226.
- [10] Torr P, Zisserman A. MLESAC: A new robust estimator with application to estimating image geometry [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2000,78(1):138-156.