

基于局部特征描述的多模态视网膜图像配准*

邢雨, 郑健, 徐敏, 杨鑫

(中国科学院自动化研究所医学图像处理研究组, 北京 100190)

摘要: 提出了一种基于局部特征描述的多模态视网膜图像配准方法, 该方法采用圆环结构划分关键点周围区域, 通过局部梯度方向直方图构造特征描述子, 并对所提取的特征向量进行规范化。实验证明, 该算法在多模态视网膜数据集上提高了配准的成功率, 相比于经典算法提高了算法的速度和鲁棒性。

关键词: 多模态图像配准; 视网膜图像; 局部特征描述; 规范化方法

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2010)09-3567-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2010.09.100

Multimodal retinal image registration based on local feature description

XING Yu, ZHENG Jian, XU Min, YANG Xin

(Medical Image Processing Group, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: This paper proposed a multimodal retinal image registration method based on local feature descriptor which divided surrounding area of keypoint by loop structure and constructed normalized feature descriptor by local gradient histogram. Experiments prove that the method enhances the success rate of registration on the dataset of multimodal retinal image. In comparison with classic algorithm, the method increases the rate and robustness of multimodal retinal image registration algorithm.

Key words: multimodal image registration; retinal image; local feature description; normalization method

0 引言

医生在对病人疾病进行诊断或治疗时, 经常需要采集多种影像信息, 以便提供互为补充的结构和功能信息。视网膜图像配准的目的是把两张或两张以上视网膜图像进行空间上的对齐, 以便于临床上视网膜疾病的诊断治疗或手术导航。当视网膜图像的质量很低或者图像差异很大时, 自动的准确配准将变得十分困难^[1,2]。

现有的视网膜图像配准算法大致分为基于灰度和基于特征的方法^[3]两类。基于灰度的方法根据相似度测度如互信息^[4]或互相关性等比较并匹配图像对的灰度差异, 之后通过在变换空间的搜索使相似性测度最大化。当针对重叠区域很小的图像对进行配准时, 基于灰度的方法通常是失效的, 因为相似性测度经常被非重叠区域误导。相比于基于灰度的图像配准, 基于特征的方法^[5]更适合于视网膜图像配准, 现有的视网膜图像配准算法基本上都是依靠视网膜的血管网络结构进行自动配准的, 不过, 这种方法的效果受图像预处理(分割和特征提取)的精度影响很大。在视网膜图像中, 血管和背景的对比较较差, 分割比较困难, 导致配准的精度不高, 尤其是在低质量图像上。此外, 一些视网膜疾病会严重地影响视网膜的外观和视网膜的血管结构(图 1), 如青光眼、糖尿病和与年龄相关的黄斑退化性改变等疾病。

尺度不变特征变换(SIFT)算法^[6]无须图像预分割和特定结构特征点提取^[6,7], 在视网膜图像配准中效果很好。不过,

SIFT 算法在多模态视网膜图像配准的应用中存在一些不足: 特征向量维数较高, 运算速度较慢; 特征描述显著性有限, 对有些结构特征不明显的图像失效, 处理重叠面积较小的图像时效果也不甚理想; 对多模态图像效果一般, 未实现灰度不变。本文所提出的基于改进局部特征描述的多模态视网膜图像配准, 减少了特征向量的维数, 并利用元素在特征向量中的次序对特征向量进行规范化, 提高了特征描述的显著性。

1 配准算法框架和特征点检测

本文所采用的配准算法框架如图 2 所示。在该算法中, 首先采用角点^[8]而不是血管分叉点作为控制点, 因为在低质量图像中血管分叉点不易提取且数量有限, 而角点在图像区域内数量充足且均匀分布; 其次提取局部区域特征, 对两幅图像中的局部特征进行双向匹配, 移除错误的匹配对; 最后, 基于已匹配的控制点进行自适应的图像变换, 最终完成图像配准。

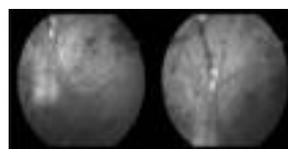


图1 低质量视网膜图像

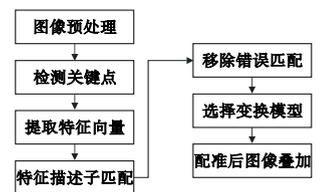


图2 配准算法框架

角点是很重要的图像特征, 本文使用 Harris 角点检测算法^[9]进行关键点检测, 这个算法计算效率高, 容易编程实现。

收稿日期: 2010-03-15; 修回日期: 2010-04-27 基金项目: 中国科学院知识创新工程重要方向项目(KSCX2-YW-R-262); 国家自然科学基金资助项目(60621001)

作者简介: 邢雨(1984-), 男, 山东威海人, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、图像配准(xingyu@fingerpass.net.cn); 郑健(1984-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为医学图像配准; 徐敏(1967-), 男, 高级工程师, 主要研究方向为医学影像分析处理; 杨鑫(1972-), 女, 吉林人, 副研究员, 博士, 主要研究方向为生物特征识别、医学图像处理。

Harris 角点具有旋转不变性,因此可以用于具有旋转差异的视网膜图像配准。数学上,Harris 角点检测算法为

$$M = \begin{bmatrix} G_x^2 & G_x G_y \\ G_y G_x & G_y^2 \end{bmatrix} \times h \quad (1)$$

$$R = \det(M) - k \cdot \text{tr}^2(M) \quad (2)$$

其中: G_x 和 G_y 是初始图像沿 x 和 y 方向的梯度; h 为高斯核; k 是一个常数; \det 和 tr 分别为矩阵的行列式和迹。如果 $R > 0$, 初始图像中对应的点即是一个 Harris 角点。

2 改进的局部特征描述

局部特征描述是基于特征图像配准方法的核心,具有至关重要的作用。因为局部不变图像特征易于提取,而且在图像匹配时不需要对不同图像间的几何变换参数进行显式搜索,所以被广泛应用于图像一致性的判别。本文所提出的特征描述子借鉴了 SIFT 描述子的思想,基于每一个关键点的周边局部区域的图像梯度直方图^[6]构造特征描述子。该方法改变了关键点周边区域的划分方式,采用圆环结构而不是方形结构进行划分,如图 3(a) 所示^[10],这是因为圆具有很好的旋转不变性,并且使关键点周边像素分布更加对称。计算每一个圆环区域的梯度直方图,按照从内到外的顺序将每个梯度直方图的分量排列,形成特征向量。依据特征向量中各分量的长度对向量进行规范化^[11],用每个分量在序列中的次序来代替分量本身。在梯度计算时,将 $[180^\circ, 360^\circ]$ 区域的梯度反向叠加到 $[0^\circ, 180^\circ]$ 区域,从而实现了一定的灰度不变性,更适合与多模态图像的配准。

1) 计算关键点周围的图像梯度的幅值和方向。图像 $I(x, y)$ 中各像素梯度的模 $m(x, y)$ 和方向 $\theta(x, y)$ 可由下式得到:

$$m(x, y) = \sqrt{(I(x+1, y) - I(x-1, y))^2 + (I(x, y+1) - I(x, y-1))^2} \quad (3)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{I(x, y+1) - I(x, y-1)}{I(x+1, y) - I(x-1, y)} \quad (4)$$

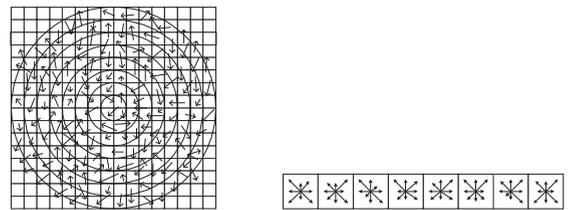
2) 采用高斯加权函数为每一个关键点周围的梯度分配权重。此高斯窗函数的目的是减少远离控制点中心梯度的影响。而且,每个圆环内像素数不等,高斯窗函数可以调整各个圆环之间的统计不均性,使各圆环具有相近的统计意义。

3) 将梯度方向根据关键点主方向^[6]进行旋转以达到旋转不变性,同时计算梯度的点与中心点之间的距离。

4) 以关键点为中心,提取一个半径为 25 的同心圆环区域,圆环数为 8,如图 3(a) 所示,在每一个圆环区域内(根据上一步中所求距离),基于梯度的幅值和方向建立直方图,如图 3(b) 所示,将 $[0, 360^\circ]$ 等分为 16 个方向区域。为避免边界效应(位于距离块或方向块边缘的点的轻微改变引起描述子的巨大变化),采用双线性插值来分配每一个梯度到相邻的直方图分块中。

为了达到算子的部分图像灰度不变性,需要将等间隔分布在 $[0, 360^\circ]$ 区域内 16 个方向的直方图转变为等间隔分布在 $[0, 180^\circ]$ 区域内 8 个方向的直方图。将 $[180^\circ, 360^\circ]$ 区域内的梯度值反向叠加到方向相对的(相差 180°)直方图上。假设这个局部邻域内的图像灰度因为不同的模态发生了改变,如深色的血管变成浅色的,这个邻域的图像梯度同样会发生变化。但是,对于同一个器官的同一个部位,图像的轮廓却不会因为图像模态的不同而改变。这个 8 方向的直方图基本上不会因

为图像灰度变化而呈现很大的差异,也就达到了图像灰度不变性的目的。



(a) 区域选取方式和梯度分布 (b) 梯度直方图

图 3 区域选取方式和梯度直方图

5) 同一圆环内的像素在图像旋转后只有像素位置发生改变,而像素其他的相对信息基本保持不变,图像进行任意旋转后其排序值不会发生改变。第一个圆环的 8 个直方图分量作为第 1~8 个元素,第二个圆环的 8 个直方图分量排序后作为第 9~16 个元素,其他依此类推,从而构成整个描述子。每一个描述子都是具有 $8(\text{位置分块}) \times 8(\text{角度分块}) = 64$ 个元素的一维向量。

6) 依据特征向量中各分量的长度对向量进行规范化^[11],用每个分量在序列中次序来代替分量本身。在对所提取关键点的图像特征描述进行相似性测量时,欧氏距离等计算高效、逐元素进行的测量方式被广泛使用。不过,这些测量的前提是假设在图像特征描述间存在线性关系,当图像之间存在非线性关系如亮度变化、传感器饱和等时,欧氏距离等测量方式便不再适用。因此,对图像特征描述子进行规范化是至关重要的。目前常见的数据规范化的方法有特定的尺度缩放和阈值调整。使描述子序列化可以作为用于图像不变特征相似性测量的规范化方法。序列化方法求取数据集的统计信息,而不是原始数据本身,可以保持数据在非线性变换下的不变性,具有计算简单、无额外参数等优点,而且在特征提取过程中只需经过一次计算,计算量小,尤其适合高维度的不变特征描述子,因为高维度的特征向量具有丰富的统计信息。

$x^I = \{x_1, \dots, x_N\}$ 是根据每一个圆环区域的梯度直方图所求得特征向量。 $r^I = \{r_1, \dots, r_N\}$ 是依据特征向量中各分量的长度对向量进行排序,用每个分量在序列中的次序来代替分量本身所形成的新的特征向量。分量 r_i 是 x_i 在已排序的特征向量中的索引,等于特征向量 x^I 中小于 x_i 的分量个数。

$$r_i = \{x_k: x_k \leq x_i\} \quad (5)$$

3 特征匹配和选择变换模型

对待配准图像中的特征算子进行匹配采用的是双边 BBF (best-bin-first) 匹配算法^[8,12]。如果最近邻算子对应的距离明显大于第二近邻算子对应的距离,则认为是正确的最近邻算子。对两幅图像中的特征算子分别计算最近邻算子,两个集合的交集作为最终的双边匹配结果。

常用的变换模型有线性投影、仿射、二阶多项式变换等。复杂的变换模型需要有大量的匹配对,有时算法只能找到少量的匹配对,这时就只能使用简单的变换。在本算法中,为了增强算法的鲁棒性,根据匹配对的数目由算法自动选择变换模型^[8]。如果匹配数小于或者等于 3 时,选择线性投影变换^[13]或者刚性变换模型;如果匹配对数大于 3 小于等于 10 时,选择仿射变换模型^[14];如果匹配对数大于 10,那么就选择二阶多项式变换模型^[15]。

二阶多项式形变模型多用于通用的几何形变校正。定义如式(6):

$$X_c = A \cdot B \tag{6}$$

$$A = \begin{bmatrix} a_{00} & a_{10} & a_{01} & a_{11} & a_{20} & a_{02} \\ b_{00} & b_{10} & b_{01} & b_{11} & b_{20} & b_{02} \end{bmatrix} \tag{7}$$

$$B = [1 \quad x_D \quad y_D \quad x_D y_D \quad x_D^2 \quad y_D^2]^T \tag{8}$$

其中: A 为形变参数矩阵; $X_D = [x_D, y_D]^T$ 为变换前浮动图像中的点的坐标; $X_c = [x_c, y_c]^T$ 为变换后浮动图像中点的坐标。

4 实验

对本文所提算法进行评价并与 SIFT 算法^[6] 进行比较,采用的数据集为 101 对多模态视网膜图像。所有的比较试验运行在 Intel Pentium 4 540, 3200 MHz (16 × 200) 中央处理器上,内存为 2 GB。

该算法采用 MATLAB 语言,在实验室已有视网膜图像配准算法平台上实现^[8]。SIFT 算法是一个经典的特征提取算法,其公开可获取版本是一个用 C++ 语言实现的可执行程序^[16]。这个程序可以提取 SIFT 特征并且识别出两幅图像之间的 SIFT 匹配对。

4.1 实验数据

本实验所采用的全部数据图像均为医院里真实临床数据。在实验数据集中,血管脉络清晰的图像为自动荧光图像,否则为红外图像。图像大小从 230 × 230 到 2 400 × 2 000 (像素) 不等。最小的图像对重叠为 20%,最大的旋转角度为 30°,最大的尺度变化参数为 1.8 (一维)。所有图像或多或少受到视神经病变的影响。

4.2 评价方法和实验结果

本文采用的评价指标有多模态图像、图像视角变化、图像旋转、图像尺度变化、重叠面积、整个数据集的成功率、平均运行时间和平均有效匹配比例。

1) 多模态图像配准 图 4(a) 的前两幅为多模态待配准图像对,第三幅为采用本算法配准后叠加结果图像;图 4(b) 中前两幅为 SIFT 算法结果,找到 5 个匹配对,但都不是正确匹配对,后两幅为本算法结果,找到 15 个正确匹配对。

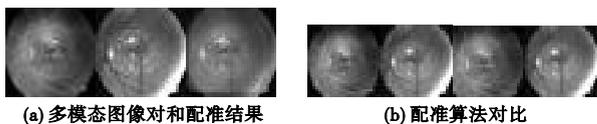


图 4 多模态图像的配准

2) 视角不同图像配准 待配准图像对如图 1 中所示,图像采集视角不同,图 5 中前两幅为使用本算法找到的匹配点对,第三幅为采用本算法配准后叠加结果图像。

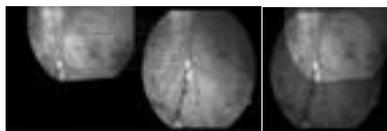


图 5 不同视角图像的配准

3) 旋转图像配准 图 6(a) 的前两幅为原始待配准图像对,第三幅为第二幅图像旋转 180°;图 6(b) 中前两幅为使用本算法找到的匹配点对,第三幅为配准后叠加结果图像。

4) 尺度变化图像配准 图 7(a) 的前两幅为待配准图像

对,图像尺度变化为 1.7,第三幅为采用本算法配准后叠加结果图像;图 7(b) 中前两幅为 SIFT 算法结果,找到 75 个匹配对,但都不是正确匹配对(边缘匹配均不是正确匹配),后两幅为本算法结果,找到 6 个正确匹配对。

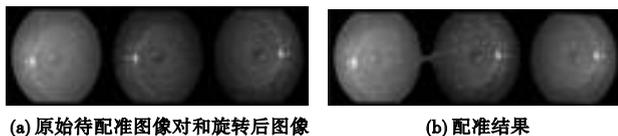


图 6 旋转图像的配准

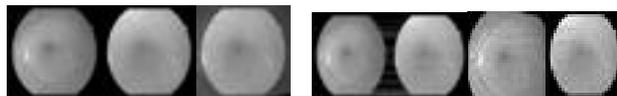


图 7 尺度变化图像的配准

5) 小重叠面积图像配准 图 8(a) 的前两幅为待配准图像对,图像重叠面积比例为 35%,第三幅为采用本算法配准后叠加结果图像;图 8(b) 中前两幅为 SIFT 算法结果,找到 62 个匹配对,但只有 1 个是正确匹配对(边缘匹配均不是正确匹配),无法选择变换模型进行图像变换,后两幅为本算法结果,找到 13 个正确匹配对。

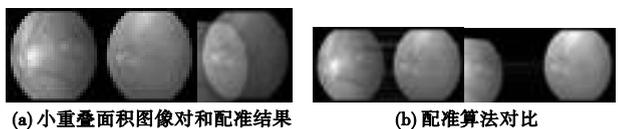


图 8 小重叠面积图像的配准

在 101 对多模态视网膜数据上进行试验,SIFT 和本文算法的总体成功率、平均时间和平均有效匹配所占比例如表 1 所示。SIFT 算法的平均成功率为 57.4%,本算法为 70.1%,提高 312.7%,说明本算法的特征描述子更为显著,具有更强的实用性。SIFT 算法平均执行时间为 84.7 s,本算法为 51.1 s,速度提高 39.7%,说明本算法通过降低特征描述子的维数,有效提高了运行速度。有效匹配比例为一次配准过程中最终正确的匹配数占所有匹配数的比例,SIFT 算法的有效匹配比例的平均值为 42.4%,本算法为 63.2%,提高了 20.8%,说明本算法可以更高效地提取正确匹配。

表 1 总体成功率、平均时间和平均有效匹配所占比例

比较项	成功率/%	平均时间/s	有效匹配比例/%
SIFT	57.4	84.7	42.4
本算法	70.1	51.1	63.2
提高	12.7	33.6	20.8

5 结束语

本文所提出的图像配准算法改变了关键点周边区域的选取方式,降低了特征向量的维数,并对其进行规范化。在 101 对视网膜图像上的实验证明,其对图像视角改变、旋转、尺度变化和灰度变化具有一定的不变性,可以有效处理血管分叉难以提取或根本无法提取的低质量图像。与经典算法 SIFT 相比,其表现出速度快、成功率高和适用于多模态图像等优点。

今后将进一步改进算法中规范化方法,使特征描述更加显著,算法更加鲁棒,并将尝试本算法在其他领域的应用,如核磁、CT 等多模态图像的配准。

表 3 不同情况下对瞳孔区域的覆盖率

瞳孔区域类型(<i>r</i>)	原始面积	覆盖率/%
2	1~3	96
3	4~8	95
4	>8	92

表 4 与利用 Harris 方法定位瞳孔成功率的比较

瞳孔面积	Harris 方法	本文方法
1~3	95%	96%
>3	31%	91.6%

4 结束语

本文通过针对瞳孔自身的特点和亮瞳的特性提出圆形角点,利用 SUSAN 算法思想和对候选瞳孔点的梯度放大与缩小,通过筛选函数输出瞳孔点,不仅能准确定位到瞳孔点,而且能准确定位到瞳孔区域,覆盖大部分瞳孔区域。有些定位不准的原因是由于光照过强/人眼距离瞳孔过远,导致瞳孔的区域过大/过小,超过 SUSAN 检测的最大区域限度。所以,本文下一步将主要解决瞳孔区域过大问题和将此方法应用于疲劳识别、虹膜识别等领域。

参考文献:

[1] EBISAWA Y. Unconstrained pupil detection technique using two light sources and the image difference method [C]//Proc of Visualization and Intelligent Design in Engineering and Architecture. 1995:79-89.
 [2] KIM S I, CHO J M, JUNG J Y, et al. A fast center of pupil detection algorithm for VOG-based eye movement tracking [C]//Proc of the 27th Annual Conference on IEEE Engineering in Medicine and Biology. 2005:3188-3191.
 [3] DEY S, SAMANTA D. An efficient approach for pupil detection in iris images [C]//Proc of the 15th International Conference on Advanced Computing and Communications. Washington DC: IEEE

Computer Society, 2007:382-387.

[4] ZHU Z, JI Q. Eye and gaze tracking for interactive graphic display [J]. *Machine Vision and Applications*, 2004, 15(3):139-148.
 [5] YUASA M, YAMAGUCHI O, FUKUI K. Precise pupil contour detection based on minimizing the energy of pattern and edge [J]. *IEICE Trans on Information & Systems*, 2004, E87-D(4):105-112.
 [6] EBISAWA Y, TOKUNOU K, TSUKAHARA S. Automated windowing for pupil detection [C]//Proc of the 23rd Annual Conference on IEEE/EMBS. 2001:3225-3228.
 [7] 沈海平,冯华君,徐之海.基于瞳孔检测的注视点跟踪系统[J]. *光电子·激光*, 2005, 16(8):246-249.
 [8] 郝群,刘伟华,李博.基于图像处理的人眼注视方向检测研究[J]. *光学技术*, 2004, 30(5):547-548.
 [9] 王力,唐,许海柱.一种基于 Harris 角点检测的快速瞳孔定位方法[J]. *液晶与显示*, 2008, 23(1):87-90.
 [10] KANADE T. Picture processing by computer complex and recognition of human faces [D]. Kyoto:Kyoto University, 1973.
 [11] BRUNELLI R, POGGIO T. face recognition: Features versus templates [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(10):1042-1052.
 [12] FENG G C, YUEN P C. Variance projection function and its application to eye detection for human face recognition [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1998, 19(9):899-906.
 [13] 张帆,肖阳辉.一种改进的 SUSAN 角点提取算法[J]. *弹箭与制导学报*, 2006, 26(1):446-448.
 [14] 郭晓冬,李颀.一种改进的 SUSAN 角点检测算法[J]. *计算机与信息技术*, 2007(7):1-2.
 [15] 刘瑞安,靳世久,李文清,等.瞳孔亚像素边缘检测与中心定位 [J]. *计算机工程与应用*, 2007, 43(5):200-203.

(上接第 3569 页)

参考文献:

[1] ZITOVA B, FLUSSER J. Image registration methods: a survey [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11):977-1000.
 [2] HILL D L G, BATCHELOR P G, HOLDEN M, et al. Medical image registration [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2001, 46(3):1-45.
 [3] MAINTZ J B A, VIERGEVER M A. A survey of medical image registration [J]. *Medical Image Analysis*, 1998, 2(1):1-36.
 [4] MAES F, COLLIGNON A, VANDERMEULEN D, et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information [J]. *IEEE Trans Med Imag*, 1997, 16(2):187-198.
 [5] BECKER D E, CAN A, TANENBAUM H L, et al. Image processing algorithms for retinal montage synthesis, mapping, and real-time location determination [J]. *IEEE Trans on Biomed Engineering*, 1998, 45(1):105-118.
 [6] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2):91-110.
 [7] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors [J]. *IEEE Trans on Pattern Anal Machine Intell*, 2005, 27(10):1615-1630.
 [8] CHEN J, SMITH R T, TIAN J, et al. A novel registration method for retinal images based on local features [C]//Proc of IEEE EMBS. 2008:2242-2245.

[9] HARRIS C, STEPHENS M J. A combined corner and edge detector [C]//Proc of in Alvey Vision Conference. Manchester, UK: [s. n.]. 1988:147-152.
 [10] YANG Heng, WANG Qing. A novel local feature descriptor for image matching [C]//Proc of IEEE International Conference on Multimedia and Expo. 2008:1405-1408.
 [11] TOEWS M, III W W. SIFT-Rank: ordinal description for invariant feature correspondence [C]//Proc of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009:172-177.
 [12] BEIS J S, LOWE D G. Shape indexing using approximate nearest neighbor search in high dimensional spaces [C]//Proc of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 1997:1000-1006.
 [13] MATSOPOULOS G K, MOURAVLIANSKY N A, DELIBASIS K K, et al. Automatic retinal image registration scheme using global optimization techniques [J]. *IEEE Trans on Information Technology Biomedicine*, 1999, 3(1):47-60.
 [14] MOURVLIANSKY N, MATSOPOULOS G, DELIBASIS K, et al. Automatic retinal registration using global optimization techniques [C]//Proc of International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society. 1998:567-570.
 [15] EGE B, DAHL T, SNDRGAARD T, et al. Automatic registration of ocular fundus images [C]//Proc of Workshop on Computer Assisted Fundus Image Analysis. 2000.
 [16] [http://www.cs.ubc.ca/~lowe/keypoints/\[EB/OL\].](http://www.cs.ubc.ca/~lowe/keypoints/[EB/OL].)