

一种改进的 SIFT 血管图像特征匹配算法

李冠宇 汪友生

(北京工业大学电子信息与控制工程学院 北京 100124)

摘要: 基于特征提取的图像配准在医学领域得到广泛的应用。为了将尺度不变特性变换算法更好地运用到血管图像特征提取与匹配中去,根据血管图像特点,采用曲线拟合确定合适的低对比度阈值,并为了提高 SIFT 算法的处理速度以及匹配准确度,对 SIFT 算法的特征描述子进行降维处理,在特征点匹配阶段采用基于模比较的匹配方法,通过对比特征点描述向量模的关系寻找匹配点。实验结果及数据表明:改进后的算法在提高匹配速率和降低误匹配率方面均有提高,对临床血管疾病治疗有重要意义。

关键词: 尺度不变特征变换;特征点描述;特征点匹配;模比较

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Improved SIFT vascular image feature matching algorithm

Li Guanyu Wang Yousheng

(College of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: Image registration based on the feature extraction is widely used in the medical field. In order to apply the scale-invariant feature transform algorithm into feature extraction and matching of vascular images, a suitable low contrast threshold is determined with the curve fitting method according to the vascular image characteristic, besides, in order to improve the speed and matching accuracy of the SIFT algorithm, conduct dimensionality reduction on the feature descriptors of SIFT algorithm. A method based upon the modulus comparison was used for feature points matching, find the matching points by comparing the relationship between the feature points vector modulus. The experimental results and data show that the improved algorithm has increased the performance in improving the matching rate and lower false matching rate, and it is important for the clinical treatment of vascular disease.

Keywords: Scale-Invariant Feature Transform; feature points descriptor; feature matching; comparing modulus

1 引言

图像配准在临床医学应用中具有重要意义。医学图像配准按照图像信息的利用情况可分为基于图像灰度的配准以及基于图像特征的配准^[1],而基于特征的图像配准,至关重要的技术环节就是对特征的提取与匹配。尺度不变特征变换算法(scale-invariant feature transform, SIFT)对缩放、旋转、位移等保持不变性,有稳定性高、抗干扰性好等优点,被广泛运用到航天及医学等诸多领域的图像匹配及配准中^[2-6]。针对不同的应用提出了不同的改进方法,如文献[7]将 Harris 角点提取算法与 SIFT 算法结合,使用 k-d 树算法进行匹配,来减少计算量,并提高匹配准确度;文献[8]提出的基于 D²oG 特征点检测算子的改进方法,简化高斯金字塔的结构,降低算法的时间复杂度;文献[9]中将

SIFT 算法与形状上下文结合生成描述子,采用欧氏距离和卡方距离加权的联合距离的最近邻匹配;减少了误匹配,文献[10]中利用内核投影对 SIFT 算法进行改进,降低特征描述子的维度,提高匹配速度。

本文针对 SIFT 算法特征描述子维数高计算量大的不足,结合血管内超声图像特点,提出了一种同心圆特征描述子的提取方法,并通过确定合适的对比度阈值,在保证具有较高抗干扰性的条件下,尽可能多的保留对血管内超声图像有解剖意义的特征点,在之后在匹配过程中,对限幅的特征点向量进行归一化处理,按照特征点向量的模比较来确定特征点的匹配点。最后通过对血管管腔图像进行实验验证,证明本文改进 SIFT 算法在时间及准确度的综合上具有较好的优越性,为血管图像处理在心血管的临床中应用中提供了更好的依据。

2 SIFT 算法

SIFT 算法采用高斯核函数在尺度空间上的表示一幅图像。不同尺度反映图像的不同特征,图像 $I(x, y)$ 的尺度空间 $L(x, y, \sigma)$ 可表示为图像与高斯函数的卷积:

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

式中: σ 表示尺度参数, $G(x, y, \sigma)$ 是高斯函数:

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

再采用高斯差分(difference of gaussians, DoG)来获取图像的极值点。DoG 定义为:

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

式中: k 是一个常数,称之为乘性因子。除了 DoG 空间的最高层跟最底层,若一点与其在 DoG 空间的当前层、下一层与上一层的 26 邻域内像素相比是最大值,那么视这一点为当前尺度下的一个特征点。

为了进一步使提取的特征点更加稳定,需要从中去除对比度比较低的点以及边缘效应点。用泰勒公式在得到的极值点处展开:

$$D(\mathbf{X}) = D + \frac{\partial D^T}{\partial \mathbf{X}} \mathbf{X} + \frac{1}{2} \mathbf{X}^T \frac{\partial^2 D^T}{\partial \mathbf{X}^2} \mathbf{X} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{X} = (x, y, \sigma)^T$, 对(4)式求导,并令其等于零,得到:

$$\hat{\mathbf{X}} = -\frac{\partial D^T}{\partial \mathbf{X}} \left(\frac{\partial^2 D^T}{\partial \mathbf{X}^2} \right)^{-1} \quad (5)$$

将(5)代入(4)得:

$$D(\hat{\mathbf{X}}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial \mathbf{X}} \hat{\mathbf{X}} \quad (6)$$

将特征点中 $|D(\hat{x})|$ 小于设定阈值的点作为低对比度点舍弃。同时,利用 Hessian 矩阵来过滤边缘效应点。最后计算特征点的梯度,其模值和方向的分别为:

$$m(x, y) = [(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2]^{1/2} \quad (7)$$

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{L(x+1, y) - L(x-1, y)}{L(x, y+1) - L(x, y-1)}\right) \quad (8)$$

按照特征点邻域内像素点的梯度方向建立统计直方图,直方图是把 360° 的每 10° 作为一个方向进行统计,最后将统计直方图的峰值方向作为特征点的主方向。把图像调整到确定的主方向,在特征点处选取 16×16 的邻域窗口,生成以 4×4 为大小的共 16 个种子点,并计算每个种子点 8 个方向的梯度累加,最后生成 128 维的向量作为特征点描述子。

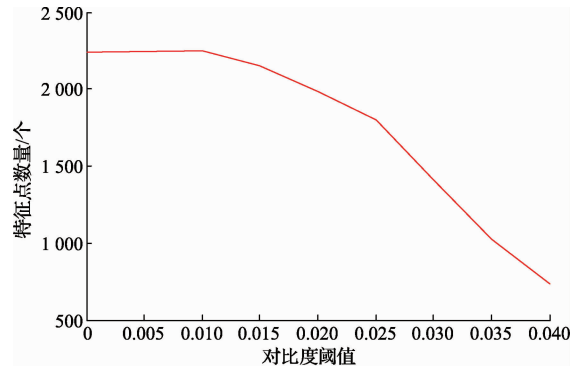
3 改进的 SIFT 算法

3.1 特征点筛选

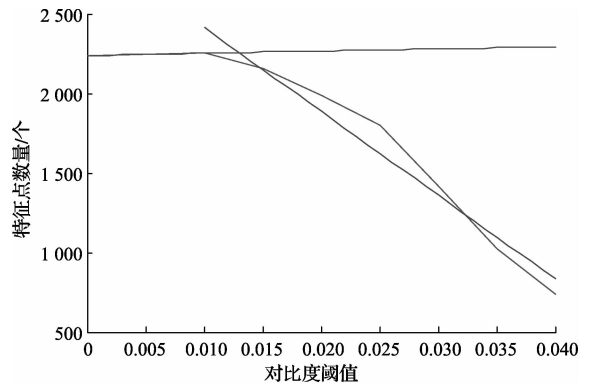
对于软组织的医学图像配准, SIFT 算法提取的特征点有相当一部分对比度比较低,抗干扰能力差,若简单剔除低

对比度的特征点又可能滤除了大量的具有解剖有意义的特征点。根据血管内超声(intravascular ultrasound, IVUS)图像实际应用情况选择适当的阈值,在不引入过多不稳定点的情况下,保留尽可能多的医学特征点。

特征点数量与选取的对比度阈值的关系如图 1(a)所示,从图中可以看出,特征点数量随着阈值的升高而降低,而当阈值升高到某个数值以后,特征点数量的降低速度会明显加快,于是将它们的关系曲线拟合成两条直线如图 1(b)所示,将直线的交点作为其对比度的最佳阈值,通过这种方法可以对不同的医学图像选择不同的对比度阈值,既可保留较多的对医学上有意义的特征点,又能保证较强的抗干扰性。



(a)对比度阈值与特征点数量关系图



(b)直线拟合确定最佳阈值

图1 选择合适阈值

3.2 优化特征点描述子

SIFT 算法得到的每个特征点的特征描述子是 128 维,当图像数据量过大或提取特征点的数目过多时,直接影响到算法的效率。为了降低特征描述的维度以提高运行速度,在保证其旋转不变性的同时又尽可能逼近原始 SIFT 算法中 16×16 的像素邻域空间,本文在提取特征描述符时采用同心圆环梯度累计每隔一个像素做一个圆,最大的圆的半径为 8 像素,形成 8 个圆环,对每个圆环内计算 8 个方向的梯度累加,形成了 $8 \times 8 = 64$ 维的特征描述子,如图 2 所示,将其记为 $\mathbf{A} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{64})$ 。

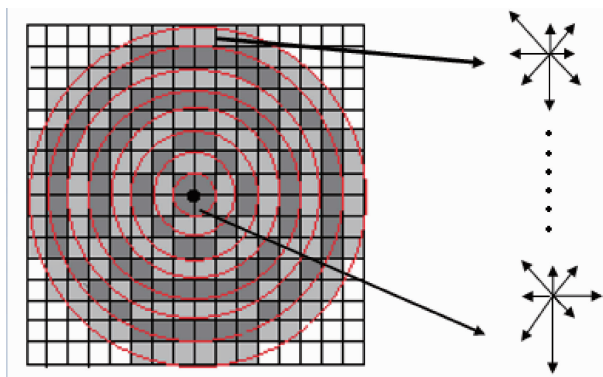


图 2 圆环特征点描述子

3.3 特征点匹配算法的改进

SIFT 算法特征点匹配使用的是最近邻 (nearest neighbors, NN) 匹配方法。由于这种方法所选的参考度量本身存在误差,使得匹配精确度不高。为了降低误匹配率,结合 IVUS 图像环形区域的特点,将 SIFT 算法改进如下:

1) 约束梯度幅度

将每个特征点的 64 维特征向量中每个元素的梯度幅值约束为经验值 $0.2^{[11]}$, 即若 $\alpha_i > 0$, 则 $\alpha_i = 0.2$, 从而得到新的特征向量 $\mathbf{A}_{\text{new}} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{64})$, 这样做可以有效提高特征匹配向量抗干扰性。

2) 特征向量归一化

将约束后的特征向量进行归一化处理:

$$\mathbf{A}_{\text{NOR}} = \frac{\mathbf{A}_{\text{new}}}{\|\mathbf{A}_{\text{new}}\|} = \frac{\mathbf{A}_{\text{new}}}{\sqrt{\alpha_1^2 + \alpha_2^2 + \dots + \alpha_{64}^2}} = \sqrt{\frac{\mathbf{A}_{\text{new}}^2}{\alpha_1^2 + \alpha_2^2 + \dots + \alpha_{64}^2}} \quad (9)$$

3) 模长比较

特征向量的相似性度量用其乘积表示,则将两幅图中归一化后的特征向量相乘:

$$\mathbf{A}_{\text{NOR}_i} \cdot \mathbf{B}'_{\text{NOR}_j} = \frac{\mathbf{A}_{\text{new}_i} \cdot \mathbf{B}_{\text{new}_j}}{\|\mathbf{A}_{\text{new}_i}\| \|\mathbf{B}_{\text{new}_j}\|} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{A}_{\text{NOR}_i}$ 和 $\mathbf{B}_{\text{NOR}_j}$ 分别是对两幅图像上某两个特征点经过限幅后重新归一化的特征向量, $\mathbf{B}'_{\text{NOR}_j}$ 表示 $\mathbf{B}_{\text{NOR}_j}$ 的转置向量, 当 \mathbf{A}_{NOR} 和 \mathbf{B}_{NOR} 相等时, 即 $\mathbf{A}_{\text{NOR}} \cdot \mathbf{B}'_{\text{NOR}} = \mathbf{A}_{\text{NOR}} \cdot \mathbf{A}'_{\text{NOR}} = 1$, 当 \mathbf{A}_{NOR} 和 \mathbf{B}_{NOR} 不相等时, $\mathbf{A}_{\text{NOR}} \cdot \mathbf{B}'_{\text{NOR}} < 1$ 。由于归一化处理中有开方运算的存在, 使得乘积差距缩小, 为了使差距变得更加明显, 将匹配阈值用以下公式表示:

$$\text{THRE} = 1 - [\mathbf{A}_{\text{NOR}_i} \cdot \mathbf{B}'_{\text{NOR}_j}]^2 \quad (11)$$

一般的阈值范围 $[0.3, 0.4]$, 本文取 0.35, 将两幅图像中特征点向量模乘积的值小于这一阈值的一对特征点作为一对匹配点对。其中阈值越小, 找到的匹配点越少, 匹配更精确。

4 实验结果

对血管内超声图像进行实验, 采用的是不同血压下, 相同位置的血管管腔图像, 如图 3 所示:

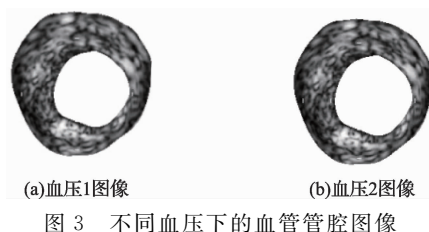


图 3 不同血压下的血管管腔图像

为了保留尽可能多的血管管腔的低对比度特征点, 选取图 1(b) 中低对比度剔除阈值为 0.013。对两幅图像提取特征点如图 4 所示, 提取的特征点数分别是 1154, 1982。

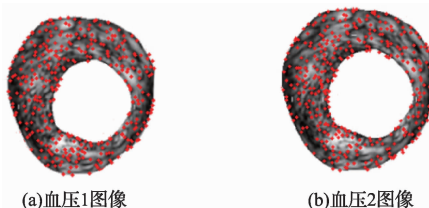


图 4 特征点提取效果图

本文用改进匹配算法对两幅图像的特征点进行匹配, 匹配效果如图 5 所示, 在表 1 中在时间和匹配精度上将本文改进算法与标准的 SIFT 算法以及常用的基于主成分分析法 (principal component analysis, PCA) 的 SIFT 降维算法进行对比, PCA-SIFT 虽然可以大大减少运算时间, 但在匹配精度上有所下降, 综合看来, 本文的改进算法优于 SIFT 与 PCA-SIFT 算法。

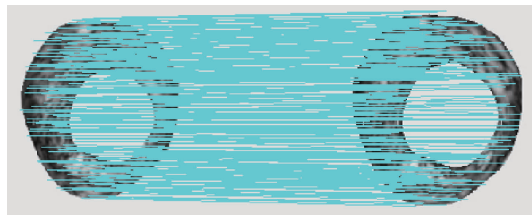


图 5 改进算法匹配效果

表 1 3 种算法参数对比

| 方法 | 匹配点对 | 误匹配率 | 提取和匹配的总时间/s |
|-------------|------|-------|-------------|
| SIFT 算法 | 772 | 6.31% | 11.9751 |
| PCA-SIFT 算法 | 721 | 9.29% | 4.21242 |
| 本文改进算法 | 755 | 2.26% | 6.1355 |

5 结 论

将 SIFT 算法应用到 IVUS 图像特征点提取与匹配中, 针对血管图像的特点, 选择合适的低对比度点剔除阈值, 以获得更多的具有解剖意义的特征点。由于 SIFT 算法在生成特征描述子阶段的维数过高会导致计算量过大, 本文提出一种圆环的特征描述方法, 在保证旋转不变性的情况下, 将特征向量的维数从 128 维降到 64 维。最后, 在匹配阶段, 采用模长比较的方法对特征点进行匹配。在实验中, 将 SIFT 算法以及 PCA-SIFT 算法与本文提出的改进算法进

行对比,结果表明,改进的算法能够减少提取和匹配的总时间,并可以降低误匹配率。血管特征点的提取与匹配对IVUS图像的配准,三维重建以及血管壁弹性估计的工作都有重要的意义,为临床治疗和预防提供了更多的依据。

参考文献

- [1] ZITOVA B, FLUSSER J. Image registration methods: a survey[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21 (11): 9772-1000.
- [2] SOYEL H, DEMIREL H. Improved SIFT matching for pose robust facial expression recognition [C]// Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops (FG 2011), 2011, 21-25(5): 585-590.
- [3] 王安娜, 吕丹, 王哲, 等. 基于 SIFT 特征提取的非刚性医学图像配准算法研究[J]. 生物医学工程学报, 2010 (4): 763-768.
- [4] 王峰, 尤红建, 傅兴玉. 应用于 SAR 图像配准的自适应 SIFT 特征均匀分布算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(2): 159-163.
- [5] 范宗杰, 徐向辉, 周晓丽. 一种基于 SIFT 算法的 SAR 图像配准方法[J]. 电子测量技术, 2014, 37(8): 70-74.
- [6] 苑玮琦, 林森, 吴微, 等. 基于仿射尺度不变特征变换的

掌纹识别[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(7): 1594-1600.

- [7] 许佳佳, 张叶, 张赫. 基于改进 Harris-SIFT 算子的快速图像配准算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(1): 48-54.
- [8] 曹娟, 李兴玮, 林伟廷, 等. SIFT 特征匹配算法改进研究[J]. 系统仿真学报, 2010 (11): 2760-2763.
- [9] 张姣, 李俊山, 朱英宏, 等. SIFT 与形状上下文结合的异源图像匹配算法[J]. 激光与红外, 2012, 42(11): 1296-1300.
- [10] 张永, 武玉建. 一种改进的 SIFT 图像特征匹配算法[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50 (9): 167-169.
- [11] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International journal of computer vision, 2004, 60(2): 91-110.

作者简介

李冠宇, 1993 年出生, 在读硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与分析。

汪友生, 1965 年出生, 博士, 副教授, 主要研究方向为图像处理与分析。

E-mail: wangyousheng@bjut. edu. cn

是德科技 UXM 支持 600 Mbps 数据吞吐量测试以及 4×4 DL MIMO、载波聚合和增强的内置信道仿真

新版 UXM 软件可以帮助开发人员全面验证其设计

2015 年 12 月 9 日, 是德科技公司日前宣布, 工程师利用 UXM 全新下行链路 4×4 MIMO 功能, 配合使用 2 个子载波就成功完成了 Cat 12 数据速率验证。通过两个 20 MHz 子载波、64 QAM 下行链路调制和 4×4 下行链路 MIMO 技术, 是德科技在两台阵列连接的 UXM 无线测试仪上实现了 600 Mbps 下行链路数据速率。

除了 4×4 DL MIMO, 新款 UXM 产品还支持传输模式 9(TM9)。TM9 是 3GPP 标准第 10 版的一部分, 目的是充分发挥多天线和束波成形技术的效用, 实现更完善的干扰管理。

同时, 是德科技发布了 UXM 内置信道仿真器的重大更新, 增加了对空间信道模型(UMi 和 UMa)的支持, 可以让开发人员实现更真实的终端性能评估和验证。

借助多个发射和接收天线, MIMO 能够支持更高的数据速率、更大的容量和更出色的信元边界性能。以 LTE 系统固有的 2×2 MIMO 为基础, LTE-Advanced 增加了发射和接收天线数量, 可以实现高达 8×8 下行链路 MIMO 和 4×4 上行链路 MIMO 配置。结合载波聚合与高级调制机制, 高阶 MIMO 有能力提供更出色的移动体验。