

结合 SURF 描述符和广义近邻图的图像配准算法*

孙登第^{1,2}, 罗斌^{1,2}, 卜令斌¹

(1. 安徽大学 计算机科学与技术学院, 安徽 合肥 230039;

2. 安徽省工业图像处理与分析重点实验室, 安徽 合肥 230088)

摘要: 针对传统互信息配准方法计算量较大且未利用图像空间信息的缺点, 提出了一种结合 SURF 描述符和广义近邻图的图像配准算法。该算法用 SURF 从图像中提取尺度空间特征点并获得特征点描述子, 然后用广义近邻图来估计 Rényi 熵与互信息。该算法结合了 SURF 描述子的鲁棒性和广义近邻图估计 Rényi 熵的高效性。实验结果表明, 对于真实遥感图像, 该算法在配准准确度、鲁棒性和速度上都明显优于几种传统配准方法。

关键词: 图像配准; 广义近邻图; Rényi 熵图; SURF 描述子

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2012)15-0032-04

Image registration algorithm combined with SURF descriptor and generalized nearest-neighbor graph

Sun Dengdi^{1,2}, Luo Bin^{1,2}, Bu Lingbin¹

(1. School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230039, China;

2. Key Lab of Industrial Image Processing & Analysis in Anhui Province, Hefei 230088, China)

Abstract: To solve the drawbacks that typical mutual information-based registration has a large amount of calculation neglects the spatial information of images, a new medical image registration method is proposed by combining SURF descriptor and generalized nearest-neighbor graph (GNN). The algorithm extracts the feature points and SURF descriptor from images firstly, and then uses the generalized nearest-neighbor graph to estimate the Rényi entropy and mutual information. The algorithm combines with the robustness of SURF and the high efficiency of using GNN to estimate the Rényi entropy. The experimental results show that for the real-world remote sensing images, the proposed algorithm can achieve better robustness, higher speed and better accuracy than the traditional methods.

Key words: image registration; generalized nearest-neighbor graph; Rényi entropy graph; SURF descriptor

图像配准是对同一场景在不同条件下(如不同的时间、拍摄环境、视角和传感器等)得到的两幅或多幅图像寻求某种空间上的变换,使一幅图像能够和另一幅图像上的对应点达到空间上的一致^[1]。图像配准技术是图像处理与分析中的基本任务,已经在计算机视觉、图像融合、全景图像拼接、医学诊断与辅助治疗等众多领域得到广泛的应用^[2-3]。

目前,图像配准方法大体分为基于灰度和基于特征两大类。基于灰度的方法建立图像间像素灰度值的目标函数,如互信息测度^[4],通过对目标函数的优化实现配准。该方法没有考虑像素的空间信息,在不同成像条

件下的图像配准中,其精度较低、计算量大且配准时间长。

基于特征的配准方法先提取各个图像中的特征,再完成特征之间的匹配,通过匹配的特征建立图像间的映射变换,最后求出配准后的图像。特征点是该类方法最常使用的图像特征,其中 BAY H 等人提出的 SURF (Speeded-Up Robust Features) 算法是一种尺度空间的特征点描述方法^[5],对图像间的分辨率、旋转、平移和光照变化等保持不变,且时间复杂度低、速度较快。基于特征点的配准方法减轻了图像灰度差异和噪声的影响,缩短了配准时间。然而,特征点匹配问题本身就是一个尚未得到较好解决的难题,特征点的误匹配直接影响了图

* 基金项目: 国家自然科学基金(61073116, 61003131)

像的最终配准结果。

为解决上述问题,RANGARAJAN A等提出了一种结合互信息与特征点的配准方法^[6],定义了特征点集的互信息函数,通过对该函数最大化实现图像配准。这种方法减轻了灰度差异与特征点误配对配准的影响,但函数形式复杂,配准时间较长。

最新的研究结果表明,通过对随机抽样构建广义近邻图可以估计随机变量的熵^[7],这已在统计学与信息论的研究中受到广泛关注。本文将该理论引入图像配准中,将图像配准中的特征点与互信息结合起来估计特征点的 Rényi 互信息,提出了一种结合 SURF 描述子和广义近邻图医学图像配准方法。该方法融合了图像空间信息且无需计算概率直方图。通过与几种传统配准算法相比较,结果表明,该算法在鲁棒性、配准时间和配准精度方面提供了更好的综合性能。

1 SURF 检测及描述

SURF 可以在图像尺度空间中提取特征点,并对每个特征点赋予特征,即 SURF 描述符。该算法提取的特征点对尺度、旋转、光照、仿射和透视变换等均具有较强鲁棒性,并在计算速度上明显快于以往同类方法。

1.1 特征点的检测

SURF 是一种基于尺度空间的特征点检测算法。在尺度空间的每一层图像上,SURF 使用快速 Hessian 矩阵来检测图像的极值点。对于尺度为 σ 的空间中任意一点 (x, y) ,Hessian 矩阵的定义为:

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, L_{xx} 、 L_{xy} 与 L_{yy} 是点 (x, y) 分别与高斯函数 $g(\sigma)$ 二阶偏导卷积的结果。

为加快 SURF 检测速度,BAY H 等人在尺度图像金字塔中用不同尺寸的框状滤波 D_{xx} 、 D_{xy} 与 D_{yy} 代替二阶高斯滤波,用积分图像来加速卷积^[8],进一步求解得到 Hessian 矩阵的行列式作为点 (x, y) 在尺度 σ 空间中的响应值:

$$\det(H) = D_{xx}D_{yy} - (\omega D_{xy})^2 \quad (2)$$

其中, ω 为权重系数,约等于 0.9。

对每个点 (x, y) ,当 Hessian 矩阵行列式大于设定的阈值时,就作为待判定点。对每个待判定点上下层与同层的 $3 \times 3 \times 3$ 的立体领域中进行非极大值抑制,当响应值为局部极大或极小值时,该点被确定为特征点,并经过插值确定位置^[9]。

1.2 主方向确定

为保证特征点描述符的旋转不变性,SURF 赋予每个特征点主梯度方向。在以特征点为中心,半径为 6σ (σ 为特征点对应的尺度)的邻域内,用边长为 4σ 的 Haar 小波模板计算该点在 x 、 y 方向的 Haar 小波响应,并以该点的高斯函数对这些响应值加权,然后将 60° 范围内

的响应相加形成新的向量,遍历整个圆形区域,选择最长向量的方向为该特征点的主方向。这样,对特征点逐个进行计算,就可以得到每一个特征点的主方向。

1.3 描述子生成

为了构建描述子向量,首先以特征点为中心,将坐标轴旋转到主方向,在新坐标轴中选取边长为 20σ 的正方形区域,再将该区域划分成 4×4 个子区域。计算每个子区域内水平方向与垂直方向的 Haar 小波响应 d_x 与 d_y ,并用特征点为中心的高斯函数对 d_x 、 d_y 加权,以增加对几何变换的鲁棒性。

在每个子区域中对 Haar 小波响应以及响应的绝对值求和,形成 $\sum d_x$ 、 $\sum d_y$ 、 $\sum |d_x|$ 和 $\sum |d_y|$,得到一个四维向量 $V_{sub} = (\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|)$ 。因此,对每一特征点,把 4×4 个子区域的向量连起来就形成 64 维的向量,即该特征点的 SURF 描述子。

2 结合 SURF 和广义近邻图的图像配准

2.1 算法流程

本文算法流程图如图 1 所示。



图 1 算法流程图

2.2 广义近邻图估计 Rényi 熵

Rényi 熵 R_α 是 Shannon 熵 H 的广义形式,具有比 Shannon 熵更为平滑的函数形式,因此在图像配准中受到越来越多的关注。

对于概率分布为 p_i 的随机变量 X ,Rényi 熵为:

$$R_\alpha(A) = \frac{1}{1-\alpha} \log \sum_{i=1}^N p_i^\alpha \quad (3)$$

式(3)通过样本概率来计算熵,但在许多实际问题中,样本概率并不容易获得。为克服这一缺陷,许多研究者从样本的随机分布情况出发,利用样本构成的图结构来描述样本的随机分布。最新的研究结果表明,通过对随机抽样构建广义近邻图可以较精确地估计随机变量的熵,收敛速度快且鲁棒性较好,已在统计学与信息论的研究中受到广泛关注。

广义近邻图是一般的 K 近邻图的推广,一般记作 $NN_S(V)$ 。对于顶点集 $V, |V|=n, S$ 为某一非空的有限正整数集, k 为 S 中的最大元素值。对每个 $i \in S$ 和每个顶点 $x \in V, x$ 与其第 i 邻近点构成一个边,这些边构成了 $NN_S(V)$ 的边集。

考虑 V 去除 x 之后余下顶点的集合 $V \setminus \{x\}$,不妨记为 $\{y_1, y_2, \dots, y_{n-1}\}$ 。对 $V \setminus \{x\}$ 到顶点 x 的欧式距离排序:

$$\|x-y_1\| \leq \|x-y_2\| \leq \dots \leq \|x-y_{n-1}\|$$

则 y_i 就是顶点 x 的第 i 邻近点。那么对 S 中的每个正整数 i , 在 $NN_S(V)$ 就有一个 x 到 y_i 的边。

PAL D 等人最先提出用广义近邻图来描述样本点的空间位置分布, 进而估计随机变量的 Rényi 熵。对欧式空间 R^d 上的随机抽样点集 V , 用 $L_p(V)$ 表示广义近邻图边的欧氏距离 p 次幂的和:

$$L_p(V) = \sum_{(x,y) \in E(NN_S(V))} \|x-y\|^p \quad (4)$$

其中, $E(NN_S(V))$ 表示 $NN_S(V)$ 边的集合, $p \geq 0$ 为参数。在这里, S 是固定的有限非空正整数集合, 如 $S = \{1, 3, 4\}$ 表示取点的 1 邻近、3 邻近和 4 邻近。 $L_p(V)$ 是度量样本分布离散程度的测度。PAL D 进一步证明了这一度量与 Rényi 熵中的样本概率幂的和成正比。通过合理设置比例, 得到随机样本集 V 的 Rényi 熵 $R_\alpha(V)$ 在 $\alpha \in (0, 1)$ 时的估计:

$$\hat{R}_\alpha(V) = \frac{1}{1-\alpha} \log \frac{L_p(V)}{\gamma n^{1-p/d}} \quad (5)$$

其中, γ 为常数, $p = d(1-\alpha)$ 。

2.3 目标函数的构造

将待配准的两幅图像定义为浮动图像 A 和参考图像 B, 分别提取特征点集 V_1 和 V_2 , 用 64 维的 SURF 向量描述图像中特征点。每个 SURF 描述子可看作全像素上的密度函数在 64 维空间中的一个随机抽样, 因此可以用式 (5) 估计 A 与 B 的 Rényi 熵 $R_\alpha(A)$ 、 $R_\alpha(B)$, 并利用点集 $V = V_1 \cup V_2$ 估计 A 与 B 的联合 Rényi 熵 $R_\alpha(A, B)$, 然后用 Rényi 熵和联合 Rényi 熵计算它们之间 Rényi 互信息:

$$MI_\alpha(A, B) = R_\alpha(A) + R_\alpha(B) - R_\alpha(A, B) \quad (6)$$

其中, $R_\alpha(A)$ 与 $R_\alpha(B)$ 是由图像自身特征点估计的 Rényi 熵。对于单幅图像, 事先按照主方向排序的 SURF 向量经过平移和旋转, 其元素按照某一顺序进行统一重排, 而元素以同样的顺序进行重排并不影响向量之间的欧式距离计算。因此, 在插值影响不大的情况下, 可以近似地认为对每幅单独的图像 A 或 B, 其特征点集的广义近邻图距离 $L_p(V_1)$ 、 $L_p(V_2)$ 在不同的变换 T 下是不变的。进而, Rényi 互信息简化为 $MI_\alpha(A, B) = -R_\alpha(A, B)$, 配准问题变为求变换 T 使 $R_\alpha(A, B)$ 最小, 互信息最大。

通过式 (5) 用特征点集 V 估计 $R_\alpha(A, B)$, 在本文中 $d = 64$, 由 $p = d(1-\alpha)$, 式 (5) 转化为:

$$\hat{R}_\alpha(V) = \frac{1}{1-\alpha} \log \frac{L_p(V)}{\gamma n^\alpha} \quad (7)$$

最终本文使用式 (7) 来估计 Rényi 熵 $R_\alpha(A, B)$ 。求解最优变换矩阵的过程转化转化为:

$$T^* = \min_{T \in T} \left(\arg \hat{R}_\alpha(V) \right) \Rightarrow T^* = \min_{T \in T} \left(\arg \frac{1}{1-\alpha} \log \frac{L_p(V)}{\gamma n^\alpha} \right)$$

当 A 和 B 完全配准时, 其对应的特征点的 SURF 向量重合或接近, 此时构造的广义近邻图会包含大量的较短的边, $L_p(V)$ 达到最小; 而当 A 和 B 的对齐度差时, 特

征点将会呈现更加散布的状态, 广义近邻图中会增加许多很长的边, $L_p(V)$ 的值就增大。

3 实验结果与分析

为了验证本文提出的结合 SURF 描述子与广义近邻图的配准算法 (GNN-SURF) 的有效性, 对多幅真实遥感图像进行配准实验。将本方法与传统的基于 Shannon 互信息 (NMI) 的配准算法和形状特征点互信息配准算法 (Point-MI) 进行比较, 在配准准确度、时间与鲁棒性等多项准则上进行实验。实验代码用 Matlab 编写, 实验机器配置为 Inter (R) Dual-Core (TM) 2 Quad, E5500 2.80 GHz CPU, 4 GB 内存。

3.1 配准准确度

取一对待配准的图像 A 与 B 分别作为模板图像和浮动图像。用 3 种比较方法对图像 A 与 B 进行配准实验, 得到配准变换参数 $(\Delta x', \Delta y', \Delta \theta')$ 。计算配准参数 $(\Delta x', \Delta y', \Delta \theta')$ 与真实参数 $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$ 之间误差的绝对值作为配准准确度, 结果如表 1 所示。

表 1 配准准确性的比较

算法简称	$\Delta x/\text{mm}$	$\Delta y/\text{mm}$	$\Delta \theta/(\circ)$
GNN-SURF	0.186	0.120	0.235
Point-MI	0.416	0.536	0.393
NMI	0.956	1.622	0.671

从表 1 可知, 采用特征点的 Point-MI 与 GNN-SURF 都要比 NMI 方法准确, 这主要是因为实验中采用的遥感图像成像条件不同, 图像内容、灰度差异较大, 因此基于像素灰度的 NMI 方法配准效果最差。此外, Point-MI 仅依赖特征点坐标, 而 GNN-SURF 方法融入了图像的空间信息, 配准更加准确。

图 2 是两幅遥感图像配准例子。这两幅图像拍摄位置不同, 图像内容仅有部分重合, 特征点提取的数目与位置都不同 (图 2(a)、(b))。然而在两幅图重合的部分中, 图 2(a) 中的特征点与图 2(b) 中特征点是完全对应的, 因此, 配准时 (图 2(d)) 的广义近邻图在中间重合部分比未配准之前 (图 2(c)) 的结构简单、清晰得多, 对应点之间的连线使得 SURF 向量距离和最小, 从而达到整体最优配准。

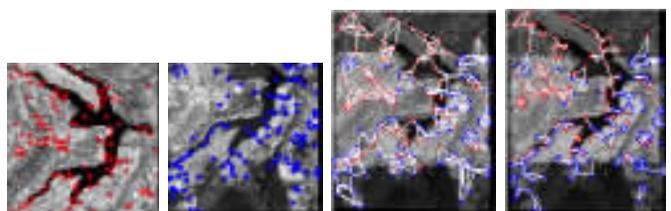


图 2 配准前后广义近邻图比较

3.2 配准鲁棒性与时间

为了比较配准鲁棒性, 先对浮动图像进行随机平移和旋转变换, 平移参数 $(\Delta x, \Delta y)$ 分别在 $[-20 \text{ mm}, 20 \text{ mm}]$ 中随机选择, 旋转参数 $(\Delta \theta)$ 在 $[-20^\circ, 20^\circ]$ 中随机选择,

《微型机与应用》2012 年第 31 卷第 15 期

共同构成初始误配参数 $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$, 总共选择 50 个初始误配参进行试验。对每次实验结果计算平移和旋转的误差。根据常用评估标准^[10], 当平移误差小于 1 个像素、旋转误差小于 1° 时, 认为配准达到了亚像素级, 配准成功。

表 2 给出了 3 种比较方法的配准成功率和配准时间。从表 2 可知, GNN-SURF 方法的成功率最高, 而 NMI 方法效果最差。在配准时间上, NMI 方法需要计算两幅图像的所有像素, 耗时最久; Point-MI 虽然只需要计算图像特征点的坐标信息, 但其定义的特征点集 Rényi 互信息函数形式过于复杂, 增加了配准时间。而本文提出的 GNN-SURF 方法融合了快速计算鲁棒特征点空间信息的 SURF 描述子, 同时采用了广义近邻图估计 Rényi 熵, 在配准鲁棒性与配准时间上都明显优于其他两种方法。

表 2 配准鲁棒性与配准时间的比较

算法简称	配准时间/s	配准成功率/%
GNN-SURF	6.78	96
Point-MI	15.25	60
NMI	21.87	54

本文提出了一种结合 SURF 描述子和广义近邻图的图像配准算法。采用 SURF 快速、鲁棒地提取图像特征点, 并形成特征点描述子, 再结合特征点的广义近邻图估计 Rényi 互信息进行配准。在真实遥感图像中进行实验, 结果表明该算法在配准鲁棒性、配准准确性和配准时间 3 个方面都优于另外两种传统图像配准方法。

参考文献

- [1] ZITOVA B, FLUSSER J. Image registration methods: a survey[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21:977-1000.
- [2] 赵仕俊, 孙林港. 基于纹理特征的图像自动配准方法研究[J]. 微型机与应用, 2011, 30(9):36-38.
- [3] 李靖宇, 穆伟斌, 沈焕泉. 医学图像配准的优化算法改

进研究[J]. 微型机与应用, 2010(8):47-49.

- [4] COLLIGNON A, MAES F, DELAERE D, et al. Automated multimodality medical image registration using information theory [C]. Proceedings of Information Processing in Medical Imaging, 1995:263-274.
- [5] BAY H, TUVTELLARS T, GOOL L VAN. SURF: speeded up robust features [C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2006:404-417.
- [6] RANGARAJAN A, Chui Haili, DUNCAN J S, et al. Rigid point feature registration using mutual information[J]. Medical Image Analysis, 1999, 3(4):425-440.
- [7] PAL D, POZOS B, SZEPESVARI C. Estimation of Rényi entropy and mutual information based on generalized nearest-neighbor graphs[C]. NIPS, 2010.
- [8] VIOLA P, JONES M J. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]. Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition, 2001:511-518.
- [9] BROWN M, LOWED. Invariant features from interest point groups[C]. BMVC, 2002:1-10.
- [10] LUAN H X, QI F H, XUE Z, et al. Multimodality image registration by maximization of quantitative -qualitative measure of mutual information[J]. Pattern Recognition, 2008, 41:285-298.

(收稿日期:2012-05-17)

作者简介:

孙登第, 男, 1983 年生, 博士研究生, 主要研究方向: 图像处理、模式识别、随机图论。

罗斌, 男, 1963 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 图像处理、模式识别、数据挖掘。

卜令斌, 男, 1989 年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 医学图像处理。