

基于梯度相似性与 Rényi 熵图的图像配准算法

孙登第^{1,2}, 卜令斌¹, 赵海峰^{1,2}, 罗 斌^{1,2}

(1. 安徽大学 计算机科学与技术学院, 安徽 合肥 230039;

2. 安徽工业图像处理与分析重点实验室, 安徽 合肥 230088)

摘 要: 图像配准技术是图像处理与分析中的基本任务。针对图像配准对鲁棒性强、准确性高和速度快的要求, 文中提出一种基于梯度相似性与 Rényi 熵图的图像配准算法。该算法首先提取图像特征点集, 以 Rényi 互信息作为目标函数, 然后使用特征点集的广义近邻图来估计 Rényi 熵与互信息, 最后将特征点梯度信息融入到配准框架中。新算法结合了特征点梯度信息的鲁棒性和 Rényi 熵图理论的高效性。在真实遥感图像上进行的配准的实验表明, 与传统方法相比, 新算法在鲁棒性、速度和准确度上都达到很好的结果, 是一种有效的图像配准方法。

关键词: 图像配准; 广义近邻图; Rényi 熵图; 梯度相似性

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2012)12-0097-04

Image Registration Based on Rényi Entropic Graph Combined with Gradient Similarity

SUN Deng-di^{1,2}, BU Ling-bin¹, ZHAO Hai-feng^{1,2}, LUO Bin^{1,2}

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

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

Abstract: Image registration technology is the basic task in image processing and analysis. Aiming at the requirements of good robustness, high accuracy and fast speed for image registration, propose an algorithm for image registration based on gradient similarity and Rényi entropic graph. The algorithm extracts the feature points from images firstly, set the Rényi mutual information as the object function. Then use the generalized nearest-neighbor graph to estimate the Rényi entropy and mutual information. At last, the gradient information between images is integrated into the registration framework. The algorithm combined with the robustness of feature points and the high efficiency of using Rényi entropic graph 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. It is an effective image registration method.

Key words: image registration; generalized nearest-neighbor graph; Rényi entropy graph; gradient similarity

0 引言

在现实生活和科学研究中, 常常需要对某一特定场景, 用不同传感器在不同时间、不同视角、不同拍摄条件下进行成像。为综合利用所获得的图片信息, 深入分析图像内容, 需要对图像进行准确地对齐。图像配准就是指对一幅或是多幅图像寻求某种空间上的变换, 使它能够和另一幅图像上的对应点达到空间上的一致^[1]。

目前, 图像配准已经在计算机视觉、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^[2~4]。国内外研究人员提出了多种配准方法, 一般分为两大类: 基于像素灰度配准和基于特征的配准。前一类方法建立图像间对应像素灰度值的某种相似性目标函数, 通过对目标函数的优化实现配准。后一类方法提取各个图像中的特征^[5]; 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。

近年来, Wells 和 Collignon 等提出的基于最大互信息的图像配准方法越来越受到关注^[6]。互信息是两个随机变量相关性的测度, 包括 Shannon 互信息或 Rényi 互信息。当两幅图像达到最佳配准时, 它们对应像素的灰度互信息应为最大。然而, 该方法需要计算待配准图像的所有像素, 计算量较大, 而且没有考虑

收稿日期: 2012-04-02; **修回日期:** 2012-07-06

基金项目: 国家自然科学基金(61073116, 61003131); 安徽省自然科学基金项目(1208085MF109)

作者简介: 孙登第(1983-), 男, 安徽淮南人, 博士研究生, 研究方向为图像处理、模式识别、随机图论; 罗 斌, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像处理、模式识别、数据挖掘。

像素的空间位置与灰度值之间的相关性,不利于成像条件差异较大时的图像配准。

为克服上述缺陷,Rangarajan 等^[7]提出了一种利用互信息匹配形状特征点进行配准的方法,定义了特征点集的互信息函数,仅利用图像中的特征点位置信息进行图像配准。该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。

熵图理论是当前信息论研究热点,该理论通过对随机样本构建图结构来估计随机变量的熵和互信息。Redmond 等^[8]证明在边长的幂函数满足连续以及拟可加的条件下,图可以作为 Rényi 熵的强一致估计。在此基础上 David Pal^[9]提出使用广义近邻图(Generalized Nearest-Neighbor Graph)估计 Rényi 熵的理论框架。David Pal 证明了基于广义近邻图的熵图理论具有更快的渐近收敛率,特别适用于非平滑密度样本,容易扩展到高维空间。

文中将基于广义近邻图的熵图理论引入图像配准中,估计图像配准中的特征点 Rényi 互信息,提出一种基于梯度相似性和 Rényi 熵图的图像配准方法。该方法只利用图像中的特征点进行配准,同时融合了特征点的梯度信息,大大提升了图像配准速度与鲁棒性。通过与几种常用配准算法相比较,新算法在配准鲁棒性、配准时间和配准准确度方面,具有最好的综合性能。

1 基于熵图理论的特征点 Rényi 互信息

1.1 构造特征点广义近邻图

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 。为增强配准鲁棒性,文中采用 SIFT 算子对图像提取特征点,SIFT 算子是一种尺度空间的特征点描述方法,对图像间的分辨率、旋转、平移、光照变化等均保持不变。 V_1 和 V_2 共同组成特征点集 V ,即 $V = V_1 \cup V_2$ 。对于每个特征点,取该点在图像中的空间位置与灰度值构成三维坐标: $v_i = (x_i, y_i, I(x_i, y_i))$ 。

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 的欧氏距离排序:

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

则 y_i 就是 x 顶点的第 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。

1.2 广义近邻图估计 Rényi 熵

熵图理论依靠随机抽样的图结构估计 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,因而被越来越多地应用于图像配准中。

对于概率分布为 p_i 的随机变量 X ,Rényi 熵为:

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

在上述公式中,计算 Rényi 熵需要已知样本概率,而在许多实际问题中,样本概率难以获得,熵图理论克服了这一缺陷。由于样本分布的随机性与熵直接相关,所以熵图理论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。这种方法无需计算概率,速度快且鲁棒性较好,已在信息论的研究中受到广泛关注。

David Pal 等人提出用广义近邻图描述样本点的空间位置分布,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:

$$L_p(V) = \sum_{(x,y) \in E(NN_S(V))} \|x - y\|^p \quad (1)$$

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 认为是固定的有限非空正整数集合,如 $S = \{1, 2, 4\}$ 表示取点的 1 邻近,2 邻近和 4 邻近。 $L_p(V)$ 是度量样本分布离散程度的测度。Redmond 等证明 $L_p(V)$ 满足连续拟可加的条件下,图可以作为 Rényi 熵的强一致估计。在此基础上,David Pal 证明了广义近邻图的 $L_p(V)$ 可以更好地估计 Rényi 熵,比其他图结构的熵图理论具有更快的渐近收敛率。通过合理设置比例,随机样本集 V 的 Rényi 熵 $R_\alpha(V)$ 在 $\alpha \in (0, 1)$ 时的估计为:

$$R_\alpha(V) = \frac{1}{1-\alpha} \log \frac{L_p(V)}{\gamma n^{1-p/d}} \quad (2)$$

其中 γ 为常数, $p = d(1 - \alpha)$ 。

1.3 基于广义近邻图的特征点 Rényi 互信息

图像 A 与 B 的特征点集 V_1 与 V_2 是关于图像像素与灰度的两个随机变量集,因而可以用公式(2)计算图 A 与图 B 的 Rényi 熵 $R_\alpha(A)$ 、 $R_\alpha(B)$,此外,利用点集 $V = V_1 \cup V_2$ 可以计算两个图像 A 与 B 的联合 Rényi 熵 $R_\alpha(A, B)$ 。互信息 $MI_\alpha(A, B)$ 在熵及联合熵的基础上发展而来^[10],可以表示为:

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

上式中 $R_\alpha(A)$ 与 $R_\alpha(B)$ 是针对图像自身特征点的 Rényi 熵,由于旋转平移等变换不会改变图像内特征点相对位置,而且当前插值技术的改进使得图像灰度变化很小,所以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。因此 Rényi 互信息简化为 $MI_{\alpha}(A, B) = -R_{\alpha}(A, B)$, 配准问题变为求变换使 $R_{\alpha}(A, B)$ 最小, 互信息最大。

通过公式(2) 用特征点集 V 估计 $R_{\alpha}(A, B)$, 在文中 $d = 3$, 由 $p = d(1 - \alpha)$, 公式(2) 转化为:

$$\max MI_{\alpha}(A, B) = \min R_{\alpha}(V) = \frac{1}{1 - \alpha} \log \frac{L_p(V)}{\gamma n^{\alpha}}$$

虽然两幅图像中的灰度值大小并不相同, 但当 A 和 B 完全配准时, 其对应的特征点位置重合或靠近, 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。

2 基于梯度相似性与 Rényi 熵图的图像配准方法

2.1 融入梯度相似性

空间梯度信息也是图像配准时的一个重要相似特征, 而互信息计算并没有考虑这些特征的作用。文中在熵图理论估计 Rényi 互信息的配准框架下, 融入特征点梯度信息, 提升配准鲁棒性^[11, 12]。

图像每个像素点处的梯度包括梯度方向和梯度模值。设 x 点与 y 点经过高斯一阶函数滤波后的梯度向量分别为 ∇x 和 ∇y , $|\nabla x|$ 为梯度向量的模。则两者之间的夹角可表示为:

$$\theta_{xy} = \arccos \frac{\nabla x \cdot \nabla y}{|\nabla x| |\nabla y|}$$

考虑到不同成像条件下可能出现不同灰度, 对应点的梯度向量可能会指向相同或相反方向。为此, 引入下面的函数计算对应点对的方向相似性:

$$\omega(\theta_{xy}) = \frac{\cos(2\theta_{xy}) + 1}{2}$$

若一组对应点对的梯度向量的模值相近, 则认为该点对在模值上更相似。因此用对应点对的梯度模值的比值作为该点对的模值相似性测度:

$$g_{xy} = \frac{\min(|\nabla x|, |\nabla y|)}{\max(|\nabla x|, |\nabla y|)}$$

两幅图像 A 与 B 的整体梯度相似性为:

$$GS(A, B) = \sum_{x \in V_1, y \in V_2} \omega(\theta_{xy}) g_{xy}$$

在此基础上, 将梯度信息融入到基于广义近邻图配准算法中, 最终的相似性测度定义为:

$$GSMI_{\alpha} = GS(A, B) MI_{\alpha}(A, B)$$

最优变换矩阵为:

$$T^* = \max(\arg_{T \in T} GSMI_{\alpha})$$

2.2 算法流程

文中算法流程图如图 1 所示。

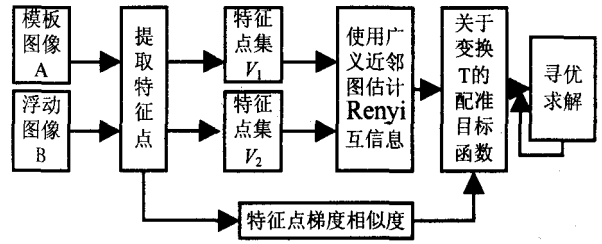


图 1 算法流程

3 实验结果与分析

文中从配准准确度、配准鲁棒性和配准时间来比较传统的基于归一化 Shannon 互信息(NMI)的配准算法、形状特征点互信息配准算法(Point-MI)和文中提出的基于梯度信息和 Rényi 熵图理论的配准方法(GNN-Gradient)。实验使用多幅遥感卫星图片。实验代码由 Matlab 编写, 实验机器配置为 Inter(R) Dual-Core(TM) 2 Quad CPU, E5500 @ 2.80 GHz, 4GB 内存。

3.1 配准准确度

取一幅清晰的遥感图像作为模板图像 A 和一张与部分内容相同的图像 B 作为待配准的浮动图像。分别测试每种方法配准图像 A 与 B 得到的配准变换参数 $(\Delta x', \Delta y', \Delta \theta')$ 。计算配准得到的变换参数与真实的人工变换参数 $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$ 之间误差的绝对值作为配准准确度, 如表 1。

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-Gradient	0.236	0.177	0.272
Point-MI	0.416	0.536	0.393
NMI	0.956	1.622	0.671

从表 1 中可以看出提取图像特征点的 Point-MI 与 GNN-Gradient 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差异较大, 使得图像间的像素灰度对应关系不佳, 因而基于像素灰度的 NMI 方法配准效果最差。此外 Point-MI 仅依赖特征点坐标, 而 GNN-Gradient 方法融入了图像的灰度和梯度信息, 配准准确度得到显著提升。

图 2 是两幅遥感图像配准例子。这两幅图像成像时间并不相同, 图像内容差别较大, 特征点提取的数目与位置都不同(图 A, B), 但图 A 的内容基本都包含在图 B 当中, 即图 A 中的特征点在图 B 中都有对应, 因此最终配准时(图 D)的广义近邻图比未配准之前(图 C)的结构简单、清晰得多, 对应点之间的连线使得距离和最小, 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,先对其中一幅图像进行平移和旋转变换,然后再进行配准。初始平移旋转误配范围分为 $[-20, 20]$,即平移参数 $(\Delta x, \Delta y)$ 分别在 $[-20, 20]$ mm中随机选择,旋转参数 $(\Delta \theta)$ 在 $[-20, 20]$ 度中随机选择,它们共同构成一个变换矩阵,作为初始平移旋转误配,总共选择50个初始误配变换矩阵进行试验。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^[13,14],当旋转误差小于1度,平移误差小于1个像素,认为配准成功。

表2给出了三种比较方法的配准成功率和配准时间。从中可见,GNN-Gradient方法的成功率最高,这与配准准确度的实验结果是相一致的。对于内容差异较大的遥感图像,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,耗时最多,Point-MI方法只计算形状特征点的互信息,速度比NMI快,但目标函数形式过于复杂,大大影响了配准时间。因此GNN-Gradient在配准鲁棒性与配准时间中提供了最好的综合性能。

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-Gradient	4.32	92%
Point-MI	15.25	60%
NMI	21.87	54%

4 结束语

文中提出了一种基于梯度相似性和 Rényi 熵图的图像配准算法,用图像特征点的广义近邻图估计 Rényi 互信息,并融合特征点的梯度信息构造相似性测度进行配准。使用真实遥感图像对新算法在配准鲁棒性、

配准准确性和配准时间三个方面进行实验,实验结果表明与基于像素灰度的 NMI 和基于形状特征点互信息的 Point-MI 相比,新算法可以更加鲁棒、准确、快速地处理图像配准问题。

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] 罗 葵. 一种简单的医学图像刚体配准方法[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(4): 210-216.
- [3] 翟利志, 王敬东, 李 鹏. 基于邻域信息的红外与可见光图像互信息配准[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(10): 151-154.
- [4] 周春燕, 贾 渊. 基于遗传算法的图像配准研究及改进[J]. 计算机技术与发展, 2011, 21(8): 46-49.
- [5] 王向军, 王 研, 李 智. 基于特征角点的目标跟踪和快速识别算法研究[J]. 光学学报, 2007, 27(2): 360-364.
- [6] Collignon A, Maes F, Delaere D, et al. Automated multimodality medical image registration using information theory[C]// Proceedings of Information Processing in Medical Imaging. [s. l.]: [s. n.], 1995: 263-274.
- [7] Rangarajan A, Chui H, Duncan J S. Rigid point feature registration using mutual information[J]. Medical Image Analysis, 1999, 3(4): 425-440.
- [8] Redmond C, Yukich J. Asymptotic for Euclidean functional with power weighted edges[J]. Stochastic Processes and Their Applications, 1996, 61(2): 289-304.
- [9] Pal D, Poczós B, Szepesvari C. Estimation of Rényi Entropy and Mutual Information Based on Generalized Nearest-neighbor Graphs[C]// NIPS. [s. l.]: [s. n.], 2010.
- [10] Maes F, Collignon A, Vandermeulen D, et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, 16(2): 187-198.
- [11] Pluim J, Maintz J, Viergever M. Image registration by maximization of combined mutual information and gradient information[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2000, 19(8): 809-814.
- [12] 叶丽燕, 赵建民, 朱信忠. 基于梯度特征的阴影检测方法[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(10): 70-76.
- [13] 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(1): 285-298.
- [14] 秦洪英. 医学图像配准算法研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(9): 291-294.