

基于特征区域的图像自动配准

舒小华^{1,2*}, 沈振康²

(1. 湖南工业大学 电气与信息工程学院, 湖南 株洲 412008;

2. 国防科学技术大学 ATR 实验室, 长沙 410073)

(* 通信作者电子邮箱 sxhdata@126.com)

摘要:为了解决基于特征的图像配准中的特征点的定义和提取问题,提出了一种以特征区域替代特征点的定义和提取方法。该方法应用 Moravec 算子选择候选特征区域,使用具有旋转不变性的 Zernike 矩表征该区域的特性;采用二级匹配策略进行特征区域的匹配,即基于自组织映射神经网络的初始匹配及精细匹配;建立图像的配准框架并实现图像的配准。实验结果表明,该方法能有效地提取图像的特征点并能准确地进行特征点的匹配,整个配准过程全自动进行。

关键词:图像配准;特征点;特征区域;Zernike 矩;二级匹配策略

中图分类号: TP317.4; TP391.41 **文献标志码:** A

Automatic image registration based on feature region

SHU Xiao-hua^{1,2*}, SHEN Zhen-kang²

(1. School of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412008, China;

2. ATR Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha Hunan 410073, China)

Abstract: In order to solve the problem of feature points definition and extraction in image registration based on feature points, an approach was proposed in this paper. Feature region was defined and extracted instead of feature point. Moravec operator was applied to choose the preparatory feature regions, and rotation-invariant Zernike moment was used to characterize the feature regions. Two-step matching strategy was employed for matching the feature regions, i. e. the initial matching was based on self-organizing mapping network and the fine matching. The automatic image registration framework was established and the image registration was realized. The experiments show that this method can effectively extract the image feature points and perform accurate matching of the feature points, the registration process is completely automated.

Key words: image registration; feature point; feature region; Zernike moment; two-step matching strategy

0 引言

与基于像素的图像配准方法相比,基于特征的配准方法因其配准速度较快而得到广泛应用^[1]。但这类方法需要提取图像的特征点及将特征点进行对应,因此特征点的提取及对应成为这类方法的关键。目前,特征点的定义及提取多采用图像中具有特定意义的点或线(如采用多尺度 Harris 算子的角点检测^[2]、尺度不变特征转换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)特征点的检测与匹配^[3]以及基于结构边缘的特征检测^[4]等),或采用将特征区域的外部边缘与质心一起作为特征点^[5]。在这些方法中,特征点的定义与提取均针对图像中的点或线特征。但有些图像中并没有明显的点或线特征,或者其中的点或线特征不容易提取。因此,本文对特征点的定义和选择进行了扩充,将图像中具有特定意义的局部区域作为图像的特征,并据此提出了一种图像的自动配准方法。

1 特征点的定义及描述

目前,图像的特征点没有公认一致的定义,它们大多是图像中具有某特定属性的点,如图像中的轮廓点、边缘点、角点、交叉点等。但是有些图像并没有这些明显的点或线特征,而

具有特定意义的局部区域则是存在的。因此,将特征区域代替狭义的特征点将是一个可行的方法。图像中这样的区域应具有独特性、不变性及稳定性等特性^[6]。即所选择的特征区域具有与周围图像不同的内容,其特征值具有平移、旋转、缩放不变性,以及在不同图像中都能找到该特征区域。

Moravec 算子^[7-8]是一个描述图像局部区域变化的算子,其值反映了该局部区域的独特性。如图 1 所示,在以像素(c, r)为中心的 $w \times w$ 的图像区域中,4 个方向相邻像素灰度差的平方和为:

$$\begin{cases} v_1 = \sum_{i=-k}^{k-1} (I_{c+i,r} - I_{c+i+1,r})^2 \\ v_2 = \sum_{i=-k}^{k-1} (I_{c+i,r+i} - I_{c+i+1,r+i+1})^2 \\ v_3 = \sum_{i=-k}^{k-1} (I_{c,r+i} - I_{c,r+i+1})^2 \\ v_4 = \sum_{i=-k}^{k-1} (I_{c+i,r-i} - I_{c+i+1,r-i-1})^2 \end{cases} \quad (1)$$

其中 k 取 $w/2$ 的整数。取 $v_1 \sim v_4$ 中最小值作为该像素(c, r)的兴趣值(Interest Value, IV):

$$IV(c, r) = \min\{v_1, v_2, v_3, v_4\} \quad (2)$$

在图像中选择兴趣值为局部极大值的区域,并根据某选

收稿日期:2011-09-19;修回日期:2011-11-25。

基金项目:湖南省自然科学基金资助项目(09JJ3115);湖南省高校产业化培育项目(10CY006)。

作者简介:舒小华(1965-),男,湖南邵阳人,副教授,博士研究生,主要研究方向:信号与信息处理、数字图像处理;沈振康(1936-),男,上海人,教授,博士生导师,主要研究方向:数字图像处理、目标识别、信号处理。

定的阈值将兴趣值大于此阈值的局部区域作为候选特征区域。

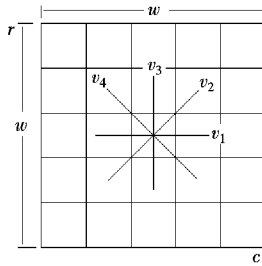


图 1 兴趣值的 4 个方向

描述特征区域的参数应具有平移、旋转、缩放等不变性。与图像区域的其他描述参数相比,Zernike 矩^[9-10]是一类正交矩,具有许多优良的特性,如旋转不变性、对噪声的鲁棒性、表示的有效性、可多级表达等。因此,本文采用 Zernike 矩描述特征区域。

对于单位圆形区域内的数字图像,其 Zernike 矩定义为:

$$A_{n,m} = \frac{n+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x,y) V_{n,m}^*(\rho,\theta); \quad x^2 + y^2 \leq 1 \quad (3)$$

其中: $n \geq 0, n - |m|$ 为偶数, $|m| \leq n$, ρ 和 θ 为像素 (x,y) 的极坐标。 $\{V_{n,m}(x,y)\}$ 为单位圆内完备的正交多项式集:

$$V_{n,m}(x,y) = V_{n,m}(\rho,\theta) = R_{n,m}(\rho) \exp(jm\theta) \quad (4)$$

$R_{n,m}(\rho)$ 为 ρ 的 Zernike 多项式:

$$R_{n,m}(\rho) = \sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} \frac{(-1)^s [(n-s)!] \rho^{n-2s}}{s! \left(\frac{n+|m|}{2} - s\right)! \left(\frac{n-|m|}{2} - s\right)!} \quad (5)$$

对 Zernike 矩值 $A_{n,m}$, n 值的大小表征了特征区域的频率特性。 n 越大,越能反映区域的高频特性。由于 Zernike 矩的计算是在单位圆内进行的,因此,计算给定区域的 Zernike 矩需将该区域的中心映射至坐标原点,并将该区域内像素坐标映射到单位圆内。设某一图像区域的 Zernike 矩为 $A_{n,m}$, 进行角度为 γ 的逆时针旋转后,其 Zernike 矩为 $A'_{n,m}$, $A'_{n,m} = A_{n,m} \exp(-jm\gamma)$, 因此有 $|A'_{n,m}| = |A_{n,m}|$, 即图像区域的 Zernike 矩的模值不随该区域旋转而变化,因此可将图像特征区域的 Zernike 矩的模值 $|A_{n,m}|$ 作为该区域的特征描述值。

2 特征点匹配

待配准的图像间的特征点是否正确的对应是这类图像配准方法的关键。为提高特征点的匹配精度,本文采用两级匹配策略:基于自组织映射神经网络(Self-Organizing Map, SOM)的初始匹配及精细匹配。

2.1 基于 SOM 网络的初始匹配

SOM 模型结构简单,无需监督,能对输入模式进行聚类,适合进行特征提取及分类。对图像中候选的特征区域进行各级 Zernike 矩的计算(对应不同的 n,m 值),各级 Zernike 矩参数形成了描述该特征区域的特征矢量。参考图像中所有候选区域的特征矢量构成了一个 SOM 网络的训练样本库,使用该样本库训练 SOM 网络,完成样本的聚类分析,每个输出神经元表示一个聚类。由于每个输出神经元代表了一类相似样本,属于同类的相似样本为不同候选特征区域。因此,标记只对应一个特征矢量的神经元,该神经元代表了唯一的候选特征区域。如果这样的输出神经元数目不足,则增加输出神经元,直到有足够数目的输出神经元在训练后只代表一个特征矢量。

将待配准图像的特征矢量输入经过训练的 SOM 网络,标记那些只对应一个特征矢量输出神经元,则该神经元所对应的参考图像与待配准图像的候选特征区域为初始匹配区域。

2.2 特征点的精细匹配

经过初始匹配后,仍需对特征点匹配进行精细化处理,以去除错误的匹配,并提高匹配精度。

设第 i 对初始匹配的候选区域的 M 维的特征矢量分别为 G_i^j 和 H_i^j , 其欧氏距离 d_i 为:

$$d_i = \|G_i^j - H_i^j\| = \sqrt{\sum_{j=1}^M (g_i^j - h_i^j)^2} \quad (6)$$

按距离从小到大顺序排列,选取较小的前 N 对候选区域作为配准的对应特征区域,并将其中心作为对应的特征点。

3 配准变换关系

令 U 和 V 分别表示待配准图像和参考图像中的特征点集, $U = \{u_1, \dots, u_N\}$, $V = \{v_1, \dots, v_N\}$, u_i 与 v_i 为第 i 对对应特征点。配准变换是寻求变换函数 T 使得 $T(u_i) = v_i$ 。变换函数常采用径向基函数作为插值函数,常用的径向基函数有薄板样条函数(R_{TPS}), 二次曲面样条函数(R_M), 高斯函数(R_G)^[11] 等:

薄板样条函数:

$$R_{TPS}(r) = \begin{cases} r^{4-d} \ln r, & d \in 2N \\ r^{4-d}, & \text{其他} \end{cases}$$

二次曲面样条函数:

$$R_M(r) = (r^2 + c^2); c \in R, \mu > 0$$

高斯函数:

$$R_G(r) = \exp(-r^2/2\sigma^2); \sigma > 0$$

变换函数由两部分构成:

$$T(x) = \Phi_s(x) + R_s(x) \quad (7)$$

对二维图像, $x = (x, y)^T$ 为图像中像素点位置, $\Phi_s(x)$ 是一个 m 阶多项式:

$$\Phi_s(x) = \sum_{j=1}^m \beta_j \varphi_j(x) \quad (8)$$

其中: β_j 为待定配准参数, $\varphi_j(x)$ 为全局函数。

$R_s(x)$ 由 N 个径向基函数 $R(r)$ 的和构成:

$$R_s(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i R(\|x - u_i\|) \quad (9)$$

其中: $R(r) = R(\|x - u_i\|)$ 为径向基函数,其值取决于像素点 x 与特征点 u_i 间的距离,反映了特征点 u_i 对周围像素的影响; α_i 为待定的配准参数。

对 N 对特征点使用变换 $T(u_i) = v_i (i = 1, 2, \dots, N)$, 结合无限远处的变换为零的约束条件,得到线性方程组:

$$\begin{bmatrix} K & P \\ P^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_k \\ 0 \end{bmatrix}; k = 1, 2 \quad (10)$$

其中: K 为 $N \times N$ 的子矩阵,元素 $k_{ij} = R(\|u_i - u_j\|)$; P 为 $N \times m$ 的子矩阵,元素 $p_{ij} = \varphi_j(u_i)$ 和 $V = (v_{k1}, \dots, v_{kN})^T$ 分别表示二维图像的横坐标和纵坐标。 $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_N)^T$, $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_m)^T$ 。

求解方程组,得到图像的配准变换函数。

图像的配准过程如下:

1) 特征点的初选。

① 以各像素为中心计算其兴趣值 IV ;

② 选择具有局部极值的区域;

③ 选取阈值,将兴趣值大于该值的区域作为候选特征区域。

2) 计算候选点的 Zernike 矩。

以候选特征区域的中心点为中心取适当大小的圆形区域计算 Zernike 矩,选 6 阶以内的矩值($n \leq 6$) 描述候选特征区域,并形成特征矢量。

3) 特征点的初始匹配。

建立 SOM,以参考图像的候选特征区域的特征矢量集训练该网络。训练后将待配准图像的候选特征矢量输入 SOM 网络,建立图像间候选点的初始匹配关系。

4) 按 2.2 节进行特征点的精细匹配。

5) 以匹配好的特征点对建立线性方程组,求解变换参数。

6) 应用变换关系变换整幅待配准图像,应用变换关系 T 求得变换后的像素坐标,对非整数坐标像素进行灰度插值,得到配准后的图像。

4 实验结果及分析

实验采用人体腹部的 MR 图像如图 2 所示,其中:图(b)为左上部有变形的图像,模拟人体软组织变化;图(d)为待配准图像与参考图像的边缘对比图,可以看出左上部位的边缘是错开的;图(e)为已配准图像与参考图像的边缘对比图,可以看出,整幅图像已经很好地对准了。

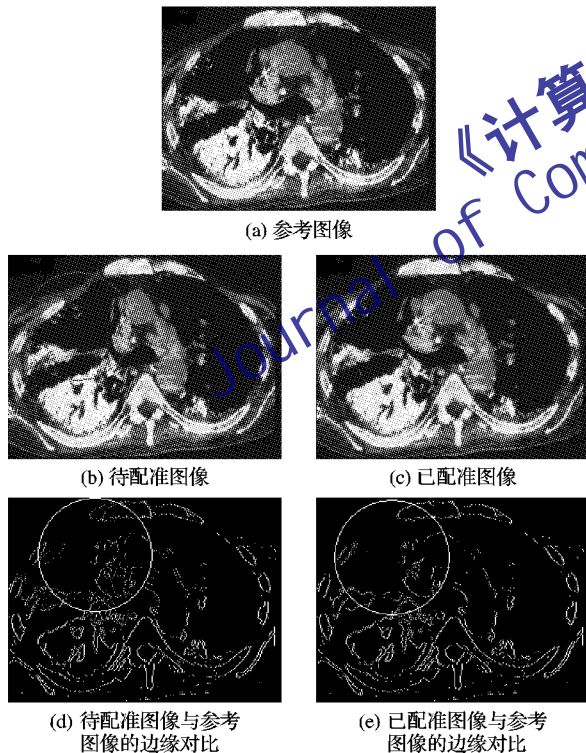


图2 形变图像的配准

5 结语

基于特征点的图像配准是一类重要的配准方法,本文将特征点定义进行了推广,提出了一种特征区域的定义和提取方法,并以该区域的中心作为特征点。通过计算局部区域的兴趣值 I_V 确定候选的特征区域,使用具有旋转不变性的 Zernike 矩表征该区域的特征值。为建立特征点的准确对应关系,提出了二级匹配策略,即使用 SOM 进行特征点的初始匹配,再进行精细匹配。最后将匹配好的对应点运用基于径

向基函数的配准变换,并得到配准图像。实验结果表明,这种方法能有效地配准形变图像,并且无须人工参与,是完全自动的图像配准方法。

参考文献:

- [1] McLAUGHLIN R A, HIPWELL J, HAWKES D J, *et al.* A comparison of 2D-3D intensity-based registration and feature-based registration for neurointerventions[C]// Proceedings of the 5th International Conference Tokyo, LNCS 2489. Berlin: Springer-Verlag, 2002: 517 - 524.
- [2] 甘玲, 马艳春. 基于 SIFT 特征描述符的多尺度图像配准方法[J]. 计算机仿真, 2010, 27(10): 207 - 210.
- [3] 韦虎, 张丽艳, 刘胜兰, 等. 基于 SIFT 图像特征匹配的多视角深度图配准算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(4): 654 - 661.
- [4] 苏娟, 林行刚, 刘代志. 一种基于结构特征边缘的多传感器图像配准方法[J]. 自动化学报, 2009, 35(3): 251 - 257.
- [5] MOCHE A A, SINGHAI J, SHRIVASTAVA S C. Hybrid feature point based registration of 2D abdominal CT images [J]. International Journal of Computer Science Issues, 2010, 7(4): 24 - 30.
- [6] 王东峰, 张丽飞, 刘小军, 等. 基于广义特征点匹配的全自动图像配准[J]. 电子与信息学报, 2005, 27(7): 1013 - 1016.
- [7] MORAVEC H P. Visual mapping by a robot rover[C]// IJCAI'79: Proceedings of the 6th International Joint Conference on Artificial Intelligence. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1979: 598 - 600.
- [8] KOTA J, MINE R, SAKO H, *et al.* A lexicon driven approach for printed address phrase recognition using a trie dictionary[J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2003, 86(2): 1297 - 1307.
- [9] CHONG C W, RAVEENDRAN P, MUKUNDAN R A. Comparative analysis of algorithms for fast computation of Zernike moments[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(3): 731 - 742.
- [10] HWANG S, BILLINGHURST M, KIM W. Local descriptor by Zernike moments for real-time keypoint matching[C]// CISP'08: Congress on Image and Signal Processing. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2008: 781 - 785.
- [11] HUTCHINSON M F. Interpolation of rainfall data with thin plate smoothing splines[J]. Journal of Geographic Information and Decision Analysis, 1998, 2(2): 139 - 151.

《计算机应用》征订通知

本刊以应用技术为主,内容丰富多样,现审稿周期为 2 个月、发表周期为 6 个月。欢迎投稿,欢迎订阅。全国各地邮局均可订阅,也可直接从编辑部订阅。

邮发代号: 62-110

定 价: 33 元/册,全年 396 元/12 期

通信地址: 成都市(武侯区)237 信箱

《计算机应用》编辑部

邮政编码: 610041

电 话: 028-85224283(803)

传 真: 028-85222239(816)

联系人: 雍平

开户名称: 计算机应用杂志社

开户银行: 交行成都市分行科分院支行

账 号: 511609017018001969114

作者优惠订刊活动详情请见:

<http://www.joca.cn/CN/column/item130.shtml>