

文章编号: 1001-0920(2011)11-1670-05

基于直觉模糊距离的图像配准算法

鲁珊, 雷英杰, 孔韦韦, 雷阳

(空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘要: 提出一种基于直觉模糊距离的特征匹配算法. 首先, 从基准图像和待配准图像中提取特征, 并将其直觉模糊化; 然后, 定义特征间的直觉模糊度量方法, 从相似程度和不相似程度 2 个方面对直觉模糊集间距离进行计算; 最后, 利用直觉模糊集的排序方法解决特征匹配问题, 通过构建匹配矩阵实现特征的匹配. 实验表明, 所提出的基于直觉模糊集的图像配准方法是有效的.

关键词: 图像配准; 直觉模糊; 特征匹配; 相似性测度

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Image registration algorithm based on intuitionistic fuzzy distance

LU Shan, LEI Ying-jie, KONG Wei-wei, LEI Yang

(Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, China. Correspondent: LU Shan, E-mail: zhui_yi521@163.com)

Abstract: A feature matching strategy based on intuitionistic fuzzy distance is developed. Firstly, the feature extracted from the reference and sense image is turned to intuitionistic fuzzy sets. And the method of IFS measurement is defined, which includes the similar measurement and the dissimilar one. Then the problem of feature matching is solved by using the taxis of intuitionistic fuzzy sets. Finally, the matching matrix is constructed to realize the feature matching. Experiments show the good performance of image registration based on intuitionistic fuzzy sets.

Key words: image registration; intuitionistic fuzzy sets; feature matching; similarity measure

1 引言

图像配准就是对取自不同时间、不同传感器或者不同视角的同一场景的 2 幅或者多幅图像匹配的过程^[1], 它已广泛地应用于遥感图像、医学影像、三维重构、机器视觉和图像拼接^[2]等诸多领域. 目前, 图像配准主要分为基于区域的方法和基于特征的方法^[3]. 基于区域的方法是利用 2 幅图像上等大窗口间的灰度平方和相关系数等来度量二者间的距离, 然后用距离点来求解变换系数; 基于特征的方法是先从 2 幅图像中提取点、轮廓、封闭曲线、直线段和区域^[4]等特征, 然后对特征进行匹配并估计变换系数^[5-6].

图像的特征匹配是基于特征的图像配准中的重点和难点步骤之一, 目前解决此问题的主要方法是利用特征间的空间关系或特征间的相似性. 利用特征的空间关系的方法是寻找每个特征的控制点来代替此特征, 然后匹配 2 幅图像的各个控制点, 使之在空间关系上达到全局一致性时的变换参数. RANSAC

(random sample consensus) 是应用最广泛的外点剔除算法^[7], 该算法通过不断地在所有特征点对中抽取固定采样点计算模型, 统计符合模型的内点, 获取最多内点的模型为图像变换模型, 同时剔除了外点, 保留了内点. 当抽取次数足够多时, 能够以较大的概率保证模型和内点的准确性. Goshtasby 等人^[8]提出将待配准中的特征经变换模型变换到基准图像中, 得到落在基准图像中特征个数最大的对应最优配准参数. Stockman 等人^[3]对基准图像和待配准图像中的每 2 对点特征就计算出 1 个变换模型的系数向量, 按此变换模型系数向量绘成直方图, 以最大值对应的参数作为最优变换模型参数. 利用特征间空间关系的匹配方法最大的优点是配准结果较为准确, 但其最大缺点是计算过于复杂. 利用特征间相似性的匹配方法, 首先用特征描述符描述图像特征, 然后计算不同特征间的相似度, 根据相似度最大原则来寻找匹配的特征. 常用的特征描述符有像素差平方和、相关系数、链

收稿日期: 2010-06-01; 修回日期: 2011-01-04.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60773209).

作者简介: 鲁珊(1984—), 男, 博士生, 从事图像智能信息处理的研究; 雷英杰(1956—), 男, 教授, 博士, 从事信息处理与人工智能的研究.

码、形状矩阵和不变矩等. 特征间相似性的匹配方法计算简单, 但难点在于选择一种具有不变性、唯一性和稳定性特点的特征描述符, 当图像中存在多个相似或相近特征时易导致算法失败. 根据以上两种匹配方法的优缺点, 文献[9]提出了一种通过寻找匹配矩阵自变量函数在最佳配准位置达到全局最大值的匹配策略; 文献[10]提出了一种结合两种匹配算法的方法, 思想是先用互相关特征描述符提取控制点, 然后用 RANSAC 算法估计这些控制点的变换模型, 但此方法不能解决两种匹配方法的固有缺点.

为了解决以上方法存在的不足, 本文提出一种新的特征匹配方法, 所利用的理论方法是直觉模糊集合 (IFS). 1986年, Atanassov提出了直觉模糊集的概念^[11]. 直觉模糊集是对经典模糊集的扩充, 增加了 1 个新的属性参数: 非隶属度函数, 能够更加细腻地描述和刻画客观世界的模糊性本质. 本文匹配过程是先从 2 幅图像中提取特征描述符, 然后对特征描述符直觉模糊化, 定义直觉模糊化后的特征相似性度量, 通过排序的思路实现特征的匹配.

2 直觉模糊集

设 X 是一个给定论域, 则 X 上的一个直觉模糊集 A 为

$$A = \{ \langle x, \mu_A(x), \nu_A(x) \rangle | x \in X \}. \quad (1)$$

其中: $\mu_A(x) : X \rightarrow [0, 1]$ 和 $\nu_A(x) : X \rightarrow [0, 1]$ 分别代表 A 的隶属函数 $\mu_A(x)$ 和非隶属函数 $\nu_A(x)$, 且对于 A 上的所有 $x \in X$, $0 \leq \mu_A(x) + \nu_A(x) \leq 1$ 成立.

对于直觉模糊集 A , $\pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - \nu_A(x)$ 为 A 中 x 的直觉指数, 它是 x 对 A 的犹豫程度的一种测度. 显然, 对于每一个 $x \in X$, 有 $0 \leq \pi_A(x) \leq 1$. 对于 X 的每个一般的模糊子集 A , 皆有 $\pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - [1 - \mu_A(x)] = 0, \forall x \in X$.

一个直觉模糊集 $A \in \text{IFS}(X)$, $\forall x \in X$, 其隶属度 $\mu_A(x) \in [0, 1]$, 非隶属度 $\nu_A(x) \in [0, 1]$ 及其直觉指数 $\pi_A(x) \in [0, 1]$ 可分别表示对象 x 属于直觉模糊集 A 的支持、反对、中立这 3 种证据的程度. 可见, IFS 有效地扩展了 Zadeh 模糊集的代表能力.

3 直觉模糊特征匹配方法

3.1 图像特征提取

特征提取是指从图像中提取出用于匹配的信息, 分为控制点、结构^[12]、图像本身的灰度^[4]等. 特征提取是进行图像配准的基础, 提取的特征应具有高精度且能有效地反映图像特征. 本文对 2 幅图像分别提取 Harris 特征点, 在 Harris 特征点邻域内计算其不变矩^[6], 矩特征具有尺度、平移和旋转不变性. 对于图像 $f(x, y)$, 定义二维离散数字图像的 (p, q) 阶矩 m_{pq}

以及中心矩 μ_{pq} 分别为

$$m_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x^p y^q f(x, y), \quad (2)$$

$$\mu_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (x - \mu_x)^p (y - \mu_y)^q f(x, y). \quad (3)$$

其中: $\mu_x = \frac{m_{10}}{m_{01}}$; $\mu_y = \frac{m_{01}}{m_{00}}$; $p, q = 0, 1, 2, \dots$.

中心矩 pq 具有平移不变性, 对其进行归一化处理后的中心矩为

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^\gamma}, \quad \gamma = \frac{p+q}{2}, \quad p+q = 2, 3, \dots \quad (4)$$

由归一化的二阶和三阶中心矩可得到 7 个对平移、旋转和尺度不变的矩定义, 每个特征点的特征便由其邻域的 7 个不变矩表示, 即

$$X = (\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4, \varphi_5, \varphi_6, \varphi_7).$$

3.2 图像特征直觉模糊化

基准图像 R 第 i 特征的特征向量为 $R_i = (\varphi_1^i, \varphi_2^i, \varphi_3^i, \varphi_4^i, \varphi_5^i, \varphi_6^i, \varphi_7^i)$, 待配准图像 S 的第 j 个特征向量为 $S_j = (\varphi_1^j, \varphi_2^j, \varphi_3^j, \varphi_4^j, \varphi_5^j, \varphi_6^j, \varphi_7^j)$. 对于第 k 个矩 φ_k ($1 \leq k \leq 7$) 的 2 个子集 φ_k^i 和 φ_k^j , 本文的思想是 φ_k^i 与 φ_k^j 越相似, φ_k^i 的隶属度越大, 非隶属度越小; 对于 φ_k^j 亦然. 所以定义 R_i 中 φ_k^i 隶属度 $\mu_{R_i}(\varphi_k^i)$ 和非隶属度 $\nu_{R_i}(\varphi_k^i)$ 分别为

$$\mu_{R_i}(\varphi_k^i) = \frac{\varphi_k^i}{\varphi_k^i + \varphi_k^j}, \quad \nu_{R_i}(\varphi_k^i) = \frac{|\varphi_k^i - \varphi_k^j|}{\varphi_k^i}; \quad (5)$$

定义 S_j 中 φ_k^j 的隶属度 $\mu_{S_j}(\varphi_k^j)$ 和非隶属度 $\nu_{S_j}(\varphi_k^j)$ 分别为

$$\mu_{S_j}(\varphi_k^j) = \frac{\varphi_k^j}{\varphi_k^j + \varphi_k^i}, \quad \nu_{S_j}(\varphi_k^j) = \frac{|\varphi_k^j - \varphi_k^i|}{\varphi_k^j}. \quad (6)$$

特征 φ_k ($1 \leq k \leq 7$) 的直觉模糊集合定义为

$$A_{R_i} = \{ \langle \varphi_k^i, \mu_{R_i}(\varphi_k^i), \nu_{R_i}(\varphi_k^i) \rangle | \varphi_k^i \in X \}, \quad (7)$$

$$A_{S_j} = \{ \langle \varphi_k^j, \mu_{S_j}(\varphi_k^j), \nu_{S_j}(\varphi_k^j) \rangle | \varphi_k^j \in X \}. \quad (8)$$

3.3 特征直觉模糊度量

基准图像和待配准图像特征的相似性度量是通过计算特征间距离得以实现的. 目前对距离计算的研究主要是对特征相似性的计算, 因为直觉模糊集合具有描述不相似的性能, 所以基于此思想本文在计算特征间距离时不仅考虑其相似程度, 同时还考虑了特征间的不相似程度.

设直觉模糊集为 $A = \{ \langle x, \mu_A(x), \nu_A(x) \rangle | x \in X \}$, 则称由 X 中元素 x 属于 X 的隶属度 $\mu_A(x)$ 和非隶属度 $\nu_A(x)$ 所组成的有序区间对 $(\mu_A(x), \nu_A(x))$ 为直觉模糊距离. 其中 $\mu_A(x) \in [0, 1]$, $\nu_A(x) \in [0, 1]$, 且满足 $0 \leq \mu_A(x_j) + \nu_A(x_j) \leq 1$.

用直觉模糊距离度量特征间的距离, 定义如下:

$$I_{ij}(\delta(R_i, S_j), \bar{\delta}(R_i, S_j)). \quad (9)$$

其中: $R_i \in R, S_j \in S$.

式(9)中 $\delta(R_i, S_j)$ 为特征 R_i 与特征 S_j 的匹配度距离, 定义如下:

$$\delta(R_i, S_j) = 1 - d_{\delta}^p(R_i, S_j), \quad (10)$$

其中

$$d_{\delta}^p(R_i, S_j) = \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^7 \omega_k |\mu_{R_i}(\varphi_k^i) - \mu_{S_j}(\varphi_k^j)| \right). \quad (11)$$

式中: $N=7$; ω 为归一化权重系数, 满足 $\sum_{k=1}^7 \omega_k = 1$. 由于不变矩中对于待配准图像变换的稳定性并不一致, 对于幅值变化较大的矩, 可利用权重系数进行调整.

式(9)中 $\bar{\delta}(R_i, S_j)$ 为特征 R_i 与特征 S_j 的不匹配度距离, 定义如下:

$$\bar{\delta}(R_i, S_j) = \max_{1 \leq k \leq 7} \{ \min\{ \nu_{R_i}(\varphi_k^i), \nu_{S_j}(\varphi_k^j) \} \}. \quad (12)$$

3.4 特征点匹配算法

特征匹配是指建立 2 幅图像中特征点之间对应关系的过程. 用数学语言可描述为: 2 幅图像 R 和 S 中分别有 m 和 n 个特征点 (m 和 n 常常是不相等的), 其中有 l 对点是 2 幅图像中相对应的, 则如何确定 2 幅图像中 l 对相对应的点对即为特征匹配要解决的问题, 也就是在 R 和 S 的特征集 $\{R_i | i \in [1, m]\}$ 和 $\{S_j | j \in [1, n]\}$ 中寻找它们的 2 个子集 $\{R'_i | i \in [1, l]\}$ 和 $\{S'_j | j \in [1, l]\}$, 使得 2 个子集间有一一对应的关系. 为了寻找这种对应关系, 目前常用的方法是计算 2 个特征集中中点的距离, 取距离最小者作为 1 对匹配特征点. 由于本文考虑了特征间的不相似性, 目前通过单纯地求距离来寻找匹配对的方法已不再适用. 为此, 本文将特征点的匹配问题转换为直觉模糊的排序问题.

在不确定性排序问题中, 必须确定直觉模糊数的序关系. 首先定义直觉模糊关系矩阵和矩阵元素大小定义, 然后基于排序提出不匹配或不确定的点, 最终得到匹配矩阵.

基准图像 R 中 m 个特征点和待配准图像 S 中 n 个特征点的直觉模糊关系矩阵定义如下:

$$I = \begin{bmatrix} I_{11} & I_{12} & \cdots & I_{1n} \\ I_{21} & I_{22} & \cdots & I_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I_{m1} & I_{m2} & \cdots & I_{mn} \end{bmatrix}, \quad (13)$$

其中 I_{ij} 为特征集关系的直觉模糊数, 其定义见式(9).

对于 I 中的 2 个元素 I_{ij} 和 I_{lk} , 规定当其同时满足以下 2 个条件时认为 $I_{ij} > I_{lk}$:

$$\begin{cases} \delta(R_i, S_j) > \delta(R_l, S_k), \\ \delta(R_i, S_j) + \bar{\delta}(R_i, S_j) > \delta(R_l, S_k) + \bar{\delta}(R_l, S_k). \end{cases} \quad (14)$$

以下为匹配算法步骤:

Step 1: 为了减少计算量, 根据矩阵 I , 首先利用 2 个阈值 τ_1 和 τ_2 初步剔除明显不匹配的特征点, 也就是属于集合 $\{R_i - R'_i | i \in [1, m-l]\}$ 的子集和集合 $\{S_j - S'_j | j \in [1, n-l]\}$ 的子集中的点. 方法是, 如果 I 中的第 i 行的每一个元素 $I_{i\cdot}$ ($1 \leq i \leq m$) 满足以下 2 个条件中的任何一个:

$$\begin{cases} \delta(R_i, S_{\cdot}) \leq \tau_1, \\ \bar{\delta}(R_i, S_{\cdot}) \geq \tau_2, \end{cases} \quad (15)$$

则可以认为基准图像 R 中的第 i 个特征点与待配准图像 S 中的特征点没有匹配关系, 因此在矩阵 I 中删除第 i 行中所有元素; 对于 I 中每一列也进行以上操作. 为了使得真正匹配的点的点不被删掉, τ_1 的值不宜过大, τ_2 不宜过小. 将剔除符合条件的行与列的矩阵记为 I' .

Step 2: 由于基准图像特征集中的一个特征点匹配待配准图像的特征点只有两种情况: 要么没有与之相匹配的特征点; 如果有, 则只可能有唯一的 1 个. 所以寻求匹配点的问题可看作是在矩阵 I' 中的行列中寻找极大值的问题. 首先建立 1 个与 I' 有着相同行列标号的矩阵 T , 对 T 中每一个值赋 0.

Step 3: 以式(14)所定义的比较方法寻找在 I' 第 1 行中 1 个极大值点, 记下其对应的行列标号并在 T 中相同的行列标号位置赋值 1, 对 I' 的每一行重复第 1 行的操作.

Step 4: 在 I' 第 1 列中寻找 1 个极大值点, 记下其对应的行列标号并在 T 中相同的行列标号位置赋值 1, 对 I' 的每一列重复第 1 列的操作.

Step 5: 在执行 Step 4 的过程中, 如 T 中一元素 T_{ij} 既是第 i 行的极大值, 又是第 j 列的极大值, 则 T_{ij} 依然为 1.

Step 6: 经过以上操作, 得到 1 个只有 0 和 1 的矩阵 T . 对于得到的矩阵 T , 如果存在 $T_{ij} = 1$, 且 T_{ij} 所在行与列的其他元素均为 0, 则认为 R 中的第 i 个特征与 S 的第 j 个特征匹配, 即同时满足以下 2 个条件:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{N_T} T_{ij} = 1, 1 \leq j \leq M_T; \\ \sum_{j=1}^{M_T} T_{ij} = 1, 1 \leq i \leq N_T. \end{cases} \quad (16)$$

如果 T_{ij} 不满足式(16), 则删除矩阵 T 的第 i 行和第 j 列, 遍历矩阵中的每一个元素, 按式(16)删除不符合要求的行和列.

Step 7: 按 Step 6 将不符合条件的行和列删除后, 最终剩余的行和列组成的矩阵命名为 T' , T' 便为匹配矩阵, 算法终止.

4 实验及分析

为评估本文方法的性能, 用 Lena 图像进行配准实验. 图 1(a) 为 Lena 原图 (256×256), 首先将原图尺度变换为原图的 1.1 倍; 然后逆时针旋转 10°; 最后在 x 和 y 方向上移动 5 个像素点, 变换后的图像如图 1(d) 所示. 分别对 Lena 原图和变换后的图像进行 Harris 角点检测, 设参数 $k=0.006$, 图 1(b) 为原图检测结果, 共检测到 163 个角点; 图 1(e) 为图 1(d) 的检测结果, 共检测到 108 个角点.

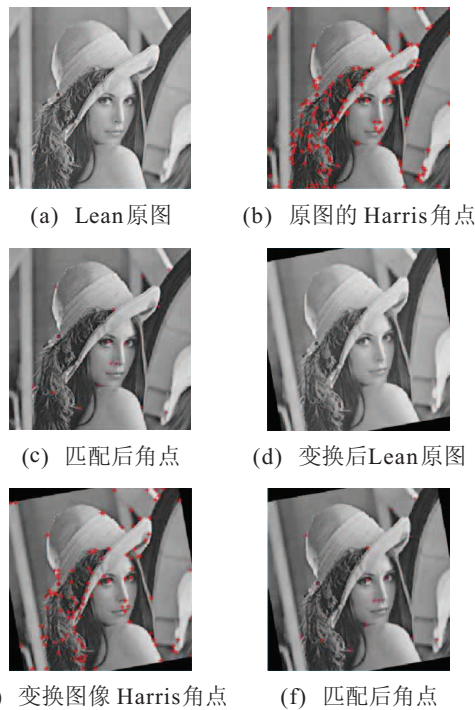


图 1 基准图像和待配准图像特征检测

首先, 以每个角点为中心取其 15×15 邻域作为特征区域, 计算每个特征区域的 7 个不变矩并将其直觉模糊化, 计算 2 幅图像特征间的直觉模糊距离并将结果存于矩阵 I ; 然后, 设置 $\tau_1 = \tau_2 = 0.5$, 初步剔除 2 幅图像中不匹配的特征点, 将其结果存在矩阵 I' 中; 将矩阵 I' 按 3.4 节中 Step 2~Step 7 执行, 最终得到匹配矩阵 T' , T' 为 15×15 矩阵, 表明共有 15 对特征点得到匹配, 将这 15 对特征点位置分别标于基准图像和待配准图像, 分别如图 1(c) 和图 1(f) 所示.

4.1 不同特征描述符间的比较实验

在图像配准方法中, 一般采用均方根误差 (RMSE) 来衡量图像配准质量. 本文的特征描述符结合了不变矩和直觉模糊集合, 表 1 为与单独使用像素的平方和 (SSD) 特征描述符与归一化互相关 (NCC) 特征描述符间的比较. 从表 1 可以看出: NCC 和 SSD 描述符对于旋转变换和尺度变换比较敏感, 以致于其 RMSE 值较大; 而本文算法误差小于 NCC 和 SSD, 其 RMSE 值也较小, 所以特征描述符优于 SSD 和 NCC.

表 1 本文算法和 SSD, NCC 的比较

实际变换参数	本文算法		SSD 算法		NCC 算法	
	实测	误差	实测	误差	实测	误差
$\Delta x = 5$	5.110	0.110	5.217	0.217	4.857	0.143
$\Delta y = 5$	4.912	0.078	5.136	0.136	4.901	0.099
$\Delta \theta = 10^\circ$	10.201	0.201	9.010	0.990	10.703	0.703
$\Delta S = 1.1$	1.088	0.012	1.201	0.101	1.007	0.093
RMSE	0.437		0.875		0.643	

4.2 不同匹配算法间比较实验

本文的特征点匹配用的是直觉模糊集合排序的思想, 其本质也是剔除不匹配的点. 同目前比较流行的一种外点剔除法 RANSAC 的比较如表 2 所示. 其中基准图像特征点数和待配准图像特征点数通过对基准图像和待配准图像的 Harris 角点检测得到, 从基准图像中共检测到 163 个特征点, 从待配准图像中共检测到 108 个特征点. 通过实验发现, 本文匹配算法的均方根误差 (RMSE) 远小于 RANSAC 算法的均方根误差 (RMSE). 这说明 RANSAC 匹配算法得到的误匹配特征点率远多于本文匹配算法, 本文匹配算法的正确率和准确率优于 RANSAC 算法.

表 2 本文匹配算法同 RANSAC 比较

	基准图像特征点数	待配准图像特征点数	匹配特征点数	RMSE
本文匹配算法	163	108	16	0.871
RANSAC	163	108	23	2.145

4.3 与人工配准方法比较实验

本实验对本文匹配算法实现的自动配准和用人工实现的配准进行了比较, 其中人工图像配准是通过 Matlab 工具人工选择控制点对实现的.

表 3 为本文自动配准与人工配准的比较, 采用 MSE, NMI 和 NCC 共 3 个指标比较 2 种方法的配准结果. 最小均方误差 (MSE) 为配准后 2 幅图像的最小均方误差, 其值越小, 说明配准越准确, 精度越高.

表 3 本文方法与人工配准比较

	MSE	NMI	NCC
本文自动配准	25.07	0.89	0.91
人工配准	63.14	0.23	0.46

从表 3 可以看出, 本文自动配准的最小均方误差 (25.07) 远小于人工配准结果 (63.14). 归一化互信息 (NMI) 是从信息熵的角度评价配准结果, 其值越大, 说明配准效果越好. 从表 3 可知, 本文配准结果 (0.89) 远好于人工配准结果. 归一化互相关系数 (NCC) 既能作为特征的描述符, 也可以用于配准后图像的评价指标, 是通过计算各像素值分别与 2 幅图像均值像素值误差并归一化的过程. 当 r_{ncc} 为 1 时配准效果最好, 为 0 时最差. 本文配准后图像按归一化互相关系数 (NCC) 公式计算后的值为 0.89, 而人工配准后的归

一化互相关系数(NCC)为0.46,显然,本文配准方法接近于1,效果理想;人工配准方法与1误差较大,效果较差.综上所述,从表3可以看出,本文自动配准算法在各项评判指标中均远好于人工配准.

5 结 论

本文提出了一种基于直觉模糊集合的图像配准方法.利用直觉模糊集合中相似距离的定义实现了对2幅图像间特征距离的描述,并根据直觉模糊距离的特点提出了一种新的特征匹配算法.通过大量数据测试,并与已有的一些方法比较,表明了本文算法在配准精度等方面均具有优势.

多次实验测试表明,本文提出的算法具有稳健性,并通过与人工方法比较表明了本文算法的有效性和精准度.如何提出一种通用的、广泛适应的特征匹配方法尚需进一步深入研究.

参考文献(References)

- [1] Brown L. A survey of image registration techniques[J]. ACM Computer Surveys, 1992, 24(4): 325-376.
- [2] 王勇, 何小川, 刘清华, 等. 一种感兴趣区域寻优搜索的全自动图像拼接算法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(2): 261-264.
(Wang Y, He X C, Liu Q H, et al. An automatic mosaic algorithm for region of interest search[J]. J of Electronics & Information Technology, 2009, 31(2): 261-264.)
- [3] Zitova B, Flusser J. Image registration methods: A survey[J]. Image Vision Computing, 2003, 21(11): 977-1000.
- [4] 温江涛, 王伯雄, 秦焱. 基于局部灰度梯度特征的图像快速配准方法[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2009, 49(5): 673-675.
(Wen J T, Wang B X, Qin Y. Rapid image registration based on local grey scale gradient characteristics[J]. J of Tsinghua University: Science and Technology, 2009, 49(5): 673-675.)
- [5] Bardera A, Feixas M, Boada I, et al. Image registration by compression[J]. Information Sciences, 2010, 180(7): 1121-1133.
- [6] Krish K, Heinrich S, Snyder W E. Global registration of overlapping images using accumulative image features[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(2): 112-118.
- [7] Fiachler M, Bones R. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of ACM, 1981, 24 (6): 381-395.
- [8] Goshtasby A. 2-D and 3-D image registration for medical, remote sensing, and industrial applications[M]. Dayton: Wiley-Interscience, 2005: 68-81.
- [9] 文贡坚, 吕金建, 王继阳. 基于特征的高精度自动图像配准方法[J]. 软件学报, 2008, 19(9): 2293-2301.
(Wen G J, Lv J J, Wang J Y. An automated method for feature-based image registration with high-accuracy[J]. J of Software, 2008, 19(9): 2293-2301.)
- [10] Kim T, Im Y. Automatic satellite image registration by combination of matching and random sample consensus[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(5): 1111-1117.
- [11] Atanassov K. Intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1986, 20(1): 87-96.
- [12] 高峰, 文贡坚, 吕金建. 基于干线对的红外与可见光最优图像配准算法[J]. 计算机学报, 2007, 30(6): 1014-1021.
(Gao F, Wen G J, Lv J J. An optimal algorithm for IR/visual image registration based on main-line-pairs[J]. Chinese J of Computers, 2007, 30(6): 1014-1021.)
- [13] Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariant[J]. IRE Trans on Information Theory, 1962, 1(8): 179-187.

下 期 要 目

- 混沌映射采样的粒子滤波器..... 宁小磊, 等
 基于不确定知识的粒子群优化算法..... 梅从立, 刘国海
 基于RENN的柔性关节机械臂自适应动态面控制..... 顾义坤, 等
 一种网络聚类的边缘检测算法..... 张鸿雁, 刘希玉
 模拟生物理想自由分布模型的粒子群算法..... 秦全德, 李荣钧
 一种少保守性的NCS鲁棒 H_∞ 保性能容错控制..... 李 炜, 王艳飞
 带有SMES和电力推进负载的舰船电力系统鲁棒协调控制..... 张利军, 等
 一类具有间歇性执行器故障的时滞系统的容错控制..... 顾 洲, 等