

DOI:10.13718/j.cnki.xsxb.2018.06.021

基于尺度制约规则耦合距离约束的图像匹配算法^①

吴文亮¹, 张福泉²

1. 北京京北职业技术学院 机电工程系, 北京 101400;

2. 北京理工大学 软件学院, 北京 100081

摘要: 为了提高图像的匹配精度及其鲁棒性, 本文提出了基于尺度制约规则耦合距离约束的图像匹配算法. 首先, 采用箱式滤波器对高斯函数二阶偏导进行逼近, 对特征点进行检测; 同时, 利用特征点对应的空间尺度来建立尺度制约规则, 剔除伪特征点. 然后, 以特征点为中心, 形成圆形区域, 计算其 Haar 小波响应, 获取特征点的主方向以及特征向量, 形成特征描述子. 随后, 利用特征点的尺度相似性以及角度相似性来建立空间相似法则, 完成特征点的匹配. 最后, 利用特征点欧氏度量的结果, 建立距离约束模型, 对匹配特征点之间的距离进行约束, 剔除错误的匹配特征点. 实验结果显示, 与当前图像匹配算法相比, 本文算法匹配的图像具有更好的匹配准确度及匹配精度.

关键词: 图像匹配; Hessian 矩阵行列式; 尺度制约规则; 空间相似法则; 距离约束

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2018)06-0126-08

数字图像匹配技术主要是通过一定的方法, 对多幅图像之间的相似之处进行判别并标记的一种技术^[1-3], 在生活中多个领域都得到了广泛的应用, 如刑事侦查、安防防卫, 以及医疗诊断等.

近年来随着人们对图像匹配技术的不断研究, 出现了较多的图像匹配算法, 例如: Yan 等人^[4]提出了一种基于 SIFT 方法的水下局部图像双向匹配算法, 利用 DOG 算子提取图像的特征点, 然后利用特征点对应的梯度特征获取描述子进而完成图像的匹配. 实验结果显示, 该方法能够对图像进行匹配, 但是由于 DOG 算子提取的特征点中存在较多的冗余特征点以及伪特征点, 使得算法的匹配正确度以及效率都不高. 胡俊杰等人^[5]对 LBP 算子进行改进, 提出了一种改进型 LBP 算子在异源图像匹配中应用的算法, 通过改进的 LBP 算子分别得到基准图和实时图的全局纹理分布特征; 在此基础上提取出基准图和实时图分块加权后的联合直方图特征并作为最终特征; 并对图像分块加权后得到的联合 LBP 特征进行异源图像特征匹配. 仿真结果显示, 该方法匹配的图像具有较高的匹配正确率, 但是由于 LBP 在对局部特征进行检测时, 忽略了较多的细节特征, 导致匹配的图像中有较多的漏匹配. 谷宗运等人^[6]提出了一种基于 SURF 和改进的 RANSAC 算法的医学图像配准方法, 首先提取图像上的 SURF 特征点, 完成特征点初始匹配, 然后用改进的 RANSAC 算法剔除误匹配点对, 最后根据提纯后的匹配点对估计出两幅图像间的空间几何变换参数进行图像配准. 实验结果显示, 该方法能够实现图像匹配, 且算法具有一定的鲁棒性, 但是由于该方法直接采用欧氏距离度量完成特征匹配, 导致匹配图像中存在较多的错误匹配点. 卢振泰等人^[7]提出了一种基于局部方差与残差复杂性的医学图像配准方法, 利用图像的局部方差信息构造权重函数, 在图像残

① 收稿日期: 2017-12-12

基金项目: 国家教育部博士点基金项目(20121101110037).

作者简介: 吴文亮(1982-), 男, 讲师, 主要从事图像处理、算法设计与优化等方面的研究.

差比较大的地方给予小的权重约束, 在残差比较小的地方给予大的约束, 计算约束后残差图像的残差复杂性作为新的相似性测度, 继而完成图像匹配. 实验结果显示, 该方法能够对医学图像进行良好的匹配, 但是该方法利用的相似性度量方法具有一定的局限性, 使得算法对于多模态图像匹配效果不佳.

因此, 本文提出了一种基于尺度制约规则耦合距离约束的图像匹配算法. 首先, 利用求取 Hessian 矩阵行列式的方法获取图像的粗特征点, 利用空间尺度函数建立尺度制约规则, 获取细特征点. 对以特征点为中心形成的圆形区域求取 Haar 小波响应, 获取特征点对应的特征描述子; 然后, 利用特征点在空间上的尺度以及角度特性, 建立空间相似法则, 实现特征点的匹配; 并通过特征点欧氏度量的结果, 建立距离约束模型对匹配特征点进行提纯, 进而完成图像匹配; 最后, 验证所提算法的匹配精度与鲁棒性.

1 本文图像匹配算法设计

本文图像匹配算法过程见图 1, 主要由 4 个部分组成: 特征点提取、形成特征描述子、特征匹配、优化匹配. 第一部分: 特征点提取分为特征点的粗提取以及特征点的细提取. 在粗提取部分利用箱式滤波器近似高斯滤波器求取 Hessian 矩阵行列式, 实现特征点的粗提取, 接着利用空间尺度函数建立尺度制约规则, 获取细特征点. 通过对特征点的粗、细提取提高了特征点的正确性, 使算法的匹配正确度得以提升. 第二部分: 通过求取 Haar 小波响应的方法获取特征点的主方向以及特征向量, 生成较低维度的特征描述子, 提高算法的匹配效率. 第三部分: 利用特征点对在空间上尺度以及角度的相似特性, 建立了空间相似法则以实现特征匹配, 提高了算法的匹配精度. 第四部分: 通过特征点欧氏度量的结果, 建立距离约束模型, 剔除错误匹配特征点, 优化匹配结果.

1.1 特征点提取

目前特征点提取方法多种多样, 但是提取的特征点中都会存在一些伪特征点, 使得算法的匹配正确度不佳. 为了获取纯度较高的特征点, 本文特征点的提取分为粗提取以及细提取 2 个部分. 在粗提取阶段采用箱式滤波器对高斯函数二阶偏导无限逼近, 获得最终的结果, 求取 Hessian 矩阵行列式, 实现特征点的检测. 在细提取阶段利用特征点对应的空间尺度函数建立尺度制约规则去除伪特征点, 使得提取到的特征点纯度得以提升. 令二阶函数 $f(x, y)$ 具有可微分性, 则 $f(x, y)$ 相应的 Hessian 矩阵为^[8]

$$\mathbf{H}_f = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{bmatrix} \quad (1)$$

通过将 \mathbf{H}_f 进行对角乘积变换, 即可得到 \mathbf{H}_f 对应的 Hessian 矩阵行列式 \mathbf{H}_{L_f} , 则

$$\mathbf{H}_{L_f} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{bmatrix} \quad (2)$$

令 $p(x, y, \beta)$ 为图像 I 中的任意一点, 其中 (x, y) 为坐标值, β 为其对应的尺度值. 则该点对应的高斯

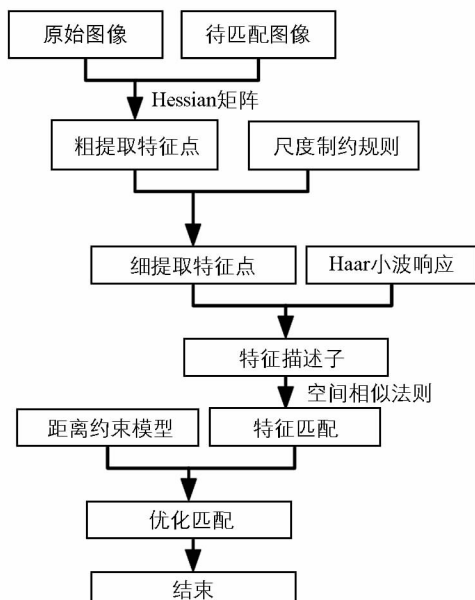


图 1 本文图像匹配算法过程

二阶偏导为^[9]

$$GS(x, y, \beta) = \frac{1}{2\pi\beta^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\beta^2}} \quad (3)$$

将该点对应的高斯二阶偏导与图像 I 在该点处进行卷积运算得到的结果用 $L_{xx}(x, y, \sigma), L_{xy}(x, y, \sigma)$ 以及 $L_{yy}(x, y, \sigma)$ 表示, 则点 $p(x, y, \beta)$ 对应的 Hessian 矩阵为

$$\mathbf{H}_p = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, y, \beta) & L_{xy}(x, y, \beta) \\ L_{xy}(x, y, \beta) & L_{yy}(x, y, \beta) \end{bmatrix} \quad (4)$$

采用箱式滤波器对高斯函数二阶偏导无限逼近, 并将箱式滤波器与图像 I 卷积运算的结果用 D_{xx}, D_{xy}, D_{yy} 表示, 则可得到 \mathbf{H}_p 对应的 Hessian 矩阵行列式 \mathbf{H}_{L_p} ^[10-11], 则

$$\mathbf{H}L_p = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (5)$$

若 $\mathbf{H}_{L_p} > 0$, 则点 $p(x, y, \beta)$ 就被视为候选特征点. 接着在该点 $3 \times 3 \times 3$ 的邻域内进行非极大值抑制运算, 若该点的响应值比邻域中 26 个点的响应值都大, 则该点被判定为特征点^[12].

为了对 Hessian 矩阵行列式检测出的特征点进行去伪求真, 在此利用特征点对应的空间尺度函数建立尺度制约规则, 对特征点进行细提取.

令特征点 $p(x, y, \beta)$ 对应的空间尺度函数为 $C_D(x, y, \beta)$ ^[13]. 则通过 $C_D(x, y, \beta)$ 建立的尺度制约规则如下所示:

首先, 通过 $C_D(x, y, \beta)$ 建立特征点 $p(x, y, \beta)$ 处的泰勒展开式,

$$T_{L_p} = C_D(x, y, \beta) + \frac{\partial C_D^T}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial^2 C_D^T}{\partial X^2} X \quad (6)$$

然后, 令 $T_{L_p} = 0$, 对其进行 X 求导可得:

$$\bar{D}_X = - \left(\frac{\partial^2 C_D}{\partial X^2} \right)^{-1} \frac{\partial C_D}{\partial X} \quad (7)$$

再将(7)式代入(6)式, 并截取结果中的前两项可得:

$$D'_X = C_D + \frac{\partial C_D^T}{2\partial X} \bar{D}_X \quad (8)$$

若 $|D'_X|$ 大于阈值 T , 则该点保留, 否则该点被视为伪特征点丢弃.

1.2 形成特征描述子

令 z 代表尺度为 φ 的一个特征点. 以 z 为中心构造一个半径为 6φ 的圆形区域, 并通过大小为 4φ 的 Haar 小波求取圆内 X 方向以及 Y 方向上点的 Haar 小波响应值; 接着构造一个 60° 的同心扇形, 将其在圆内转动一周; 将扇形内点的 Haar 小波响应值进行求和计算, 并选取最大 Haar 小波响应值总和所对应的方向作为主方向^[14-15].

在主方向上构建一个由同尺寸大小的 4×4 个子区域组成的, 边长为 20φ 的正方形窗口. 在每个子区域中采用大小为 2φ 的 Haar 小波, 计算主方向上及主方向的垂直方向上的 Haar 小波响应值, 并将计算结果分别用 d_x 以及 d_y 表示. 则每个子区域的区域特征可通过下式表述^[16].

$$\mathbf{Z}_Y = \left[\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y| \right] \quad (9)$$

对于 4×4 个子区域则可得 64 维向量, 将此 64 维向量进行归一化处理, 形成一个 64 维的特征描述子.

1.3 特征匹配

当图像在空间上产生尺度以及角度变换时, 图像中对应的匹配特征也将发生相似的变换, 即当图像进行某一尺度变换时, 匹配图像尺度变换的比值与匹配特征尺度变换的比值具有相似性^[17-18]. 当图像进行某一角度(旋转)变换时, 匹配特征的主方向变化与图像的角度变化具有相似性. 由此可建立空间相似法则用于对图像的特征进行匹配, 具体过程如下所示:

首先,将两幅图像中的特征点分别组成集合 $A = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_n\}$ 以及集合 $B = \{b_1, b_2, b_3, \dots, b_n\}$; 然后,将一幅图像按缩放比例 q_c 进行尺度变换,同时按角度为 θ_c 进行旋转变换;

最后,对集合 A 和集合 B 中特征点对应的尺度值以及角度差值进行计算,判定匹配特征点.

令 $a_i \in A, b_j \in B, q_{a_i}$ 和 θ_{a_i} 分别为 a_i 的尺度值以及主方向上的角度值, q_{b_j} 和 θ_{b_j} 分别为 b_j 的尺度值以及主方向上的角度值,则当下列关系存在时则判定 a_i 和 b_j 为一对匹配特征点.

$$\left| \frac{q_{a_i}}{q_{b_j}} - q_c \right| > T_1 \quad (10)$$

$$\left| \frac{\theta_{a_i}}{\theta_{b_j}} - \theta_c \right| > T_\theta \quad (11)$$

其中, T_1 和 T_θ 为预设的阈值.

1.4 优化匹配

在特征匹配过程中难免会产生一些错误匹配特征点对,对此,将根据特征点欧氏度量的结果,建立距离约束模型,对错误匹配特征点进行剔除,对匹配结果进行优化.

令所有匹配特征点对组成的集合为 E , E 的大小为 K ,将 E 中任意一对匹配特征点 (n, m) 的欧氏度量结果用 $E(n, m)$ 表示^[19-20]. 则匹配特征点对 (n, m) 对应的距离均值 J 为

$$J = \frac{\sum_{(n, m) \in E} E(n, m)}{K} \quad (12)$$

匹配特征点对 (n, m) 对应的距离方差 F_S 为

$$F_S = \left[\frac{\sum_{(n, m) \in E} |E(n, m) - J|^2}{K} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (13)$$

通过(12)和(13)式可得到概率密度函数:

$$Q = \frac{1}{\sqrt{2\pi}F_S} \times \exp\left(-\frac{E(n, m) - J}{2F_S^2}\right) \quad (14)$$

联合(13)式和(14)式可构造距离约束模型:

$$V = Q + \gamma F_S \quad (15)$$

其中, γ 为权重系数.

当匹配特征点对 (n, m) 的欧氏度量结果 $E(n, m)$ 大于约束值 V 时,则判定该匹配特征点对为错误匹配特征点,给予剔除.

2 实验结果与分析

本实验从匹配效果以及量化评价2个方面对图像匹配算法的性能进行分析.为了更好地体现本文算法的图像匹配性能,将文献[21]和文献[22]中的图像匹配算法作为对照组.实验在 lenovo, Intel I5 双核处理器, 500GB 硬盘的硬件平台上进行,采用 Windows XP 作为操作系统, MATLAB 7.10 作为仿真软件.

2.1 匹配效果分析

不同算法的图像匹配效果图如图2、图3所示.其中,图2为不同算法对尺度缩放图像的匹配效果图,图3为不同算法对旋转图像的匹配效果图.由图2可知,本文算法的匹配特征点最多,错误匹配特征点最少(图2(c)~2(e)),说明本文算法具有较好的匹配准确度以及匹配精度.由图3的匹配效果图可知,本文算法的匹配特征点更多,而且存在的错误匹配特征点更少(见图3(c)~3(e)).为了对图2和图3中不同算法的匹配准确度进行量化,将不同算法的正确匹配特征点数量以及错误匹配特征点数量进行统计,结果分别如表1、表2所示.依据表1、表2可知,3种算法对于尺度缩放都有较高的匹配精度,其正确匹配数量分

别为 191, 184, 179 个; 但是对于旋转变换而言, 所提算法的优势更加明显, 其正确匹配特征点数量为 132 个, 远高于对照组. 这说明本文算法不仅匹配精度较高, 而且还具有较好的鲁棒性能. 因为本文采用了 Hessian 矩阵行列式对特征点进行粗提取, 并利用特征点对应的空间尺度函数建立尺度约束规则, 对粗提取特征点去伪求真, 提高了算法的匹配正确度及鲁棒性能. 同时本文还建立了空间相似法则, 以空间尺度变换以及角度变换 2 个维度作为约束, 实现特征点的匹配, 提高了算法的匹配精度以及鲁棒性.

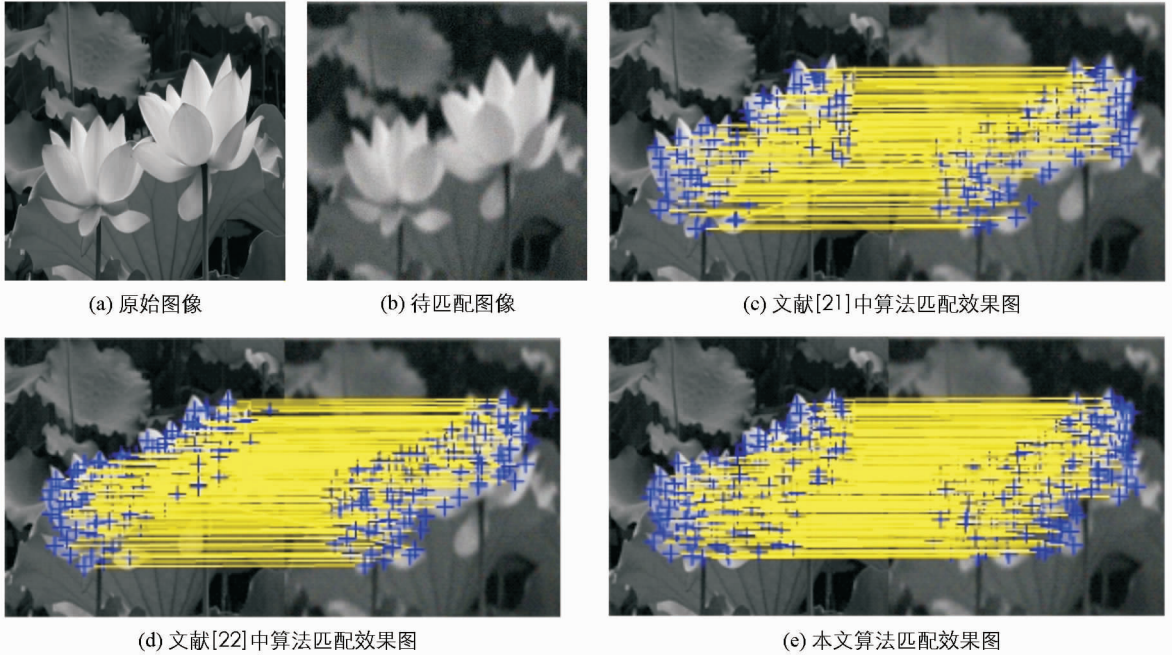


图 2 不同算法对尺度缩放图像的匹配效果图



图 3 不同算法对旋转图像的匹配效果图

表 1 图 2 中不同算法匹配结果统计

图像匹配算法	特征点总数	正确匹配点数	错误匹配点数
文献[21]算法	200	179	12
文献[22]算法	200	184	8
本文算法	200	191	3

表 2 图 3 中不同算法匹配结果的统计

图像匹配算法	特征点总数	正确匹配点数	错误匹配点数
文献[21]算法	150	91	26
文献[22]算法	150	109	19
本文算法	150	132	7

2.2 量化评价

从牛津大学仿射协变特征图像库^[23]中下载 20 幅图像作为测试对象, 并将不同算法匹配的平均耗时进行记录作为量化评价指标. 同时将匹配结果形成的查全率(R)与错误率(W)曲线作为量化指标, 在曲线图中, 位置越高的曲线表示匹配效果越佳^[24].

不同算法的匹配平均耗时记录如表 3 所示. 依表可知, 本文算法匹配的平均耗时为 3.021 2 s, 与对照组算法相比, 本文算法的匹配耗时最少, 说明本文算法的效率最高.

表 3 不同算法匹配的平均耗时

匹配算法	文献[21]	文献[22]	本文算法
平均耗时/s	4.032 5	3.562 1	3.021 2

不同算法匹配结果形成的查全率(R)与错误率(W)对比曲线如图 4 所示. 通过对比图 4 中的曲线可知, 本文算法形成的曲线位置最高, 说明本文算法的匹配效果最好. 因为本文通过对 Haar 小波进行计算, 获取了较低维度的特征描述子, 降低了算法的计算复杂度, 从而提高了算法的效率. 同时本文还利用特征点欧氏度量的结果, 建立距离约束模型, 对匹配特征点之间的距离进行约束, 剔除错误匹配特征点, 提高了算法的匹配正确度以及匹配精度. 文献[21]中算法将待匹配图像进行双边二分区域分块处理后, 利用 SIFT 方法提取特征点以及生成特征描述子, 由于没有对提取的特征点进行优化, 特征点中存在较多的伪特征点以及冗余特征点, 并且 SIFT 方法生成的特征描述子维度较高, 导致算法的匹配正确度不佳, 耗时较多. 文献[22]中算法根据图像的局部特征提取特征点以及生成特征描述子, 并通过 K 均值聚类的方法完成图像的匹配, 由于局部特征顾及了图像的细节特征, 但忽略了全局性, 使得算法的匹配精度不高, 并且 K 均值聚类计算复杂度较高, 导致算法匹配效率有所下降.

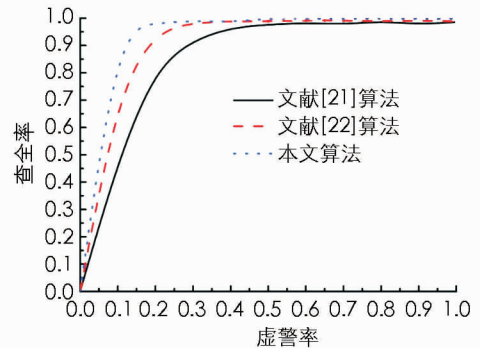


图 4 不同算法匹配结果对应的查全率和错误率曲线

3 结 论

为了提高图像特征点的匹配精度, 本文提出了一种基于尺度制约规则耦合距离约束的图像匹配算法. 首先, 利用箱式滤波器代替高斯函数二阶偏导, 求取 Hessian 矩阵行列式, 实现特征点的粗提取, 并通过基于空间尺度函数建立的尺度制约规则去除伪特征点, 实现特征点的细提取; 其次, 通过求取 Haar 小波响应

的方法获取特征点的主方向以及特征向量,实现特征描述符的生成;然后,利用特征点在空间上的尺度以及角度相似特性,建立空间相似法则,实现了特征点的匹配;最后,利用距离约束模型,将错误匹配特征点进行剔除,对匹配特征点进行提纯,完成图像修复.实验结果表明,本文所提图像匹配方法具有良好的匹配效果以及鲁棒性能.

参考文献:

- [1] 李学国,陈珂. 基于局部锐度分布耦合核典型相关分析的图像匹配算法 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2017, 42(7): 31-38.
- [2] ZAMIR A R, SHAH M. Image Geo-Localization Based on Multiple Nearest Neighbor Feature Matching Using Generalized Graphs [J]. IEEE Computer Society, 2014, 36(8): 1546-1558
- [3] 汪方正,朱子卿. 移动队列规则耦合角度约束的医学图像匹配 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2017, 39(12): 152-160.
- [4] LIN Y, LIU B. Underwater Image Bidirectional Matching for Localization Based on SIFT [J]. Journal of Marine Science and Application, 2014, 13(2): 225-229.
- [5] 胡俊杰,雍扬,徐倩,等. 改进型 LBP 算子在异源图像匹配的应用 [J]. 兵工自动化, 2014, 33(10): 63-67.
- [6] 谷宗运,谭红春,殷云霞,等. 基于 SURF 和改进的 RANSAC 算法的医学图像配准 [J]. 中国医学影像学杂志, 2014, 22(6): 470-475.
- [7] 卢振泰,张娟,冯前进,等. 基于局部方差与残差复杂性的医学图像配准 [J]. 计算机学报, 2015, 38(12): 2400-2411.
- [8] 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.
- [9] HIWATASHI A, TOGAO O, YAMASHITA K, et al. Evaluation of Glioblastomas and Lymphomas with Whole-Brain CT Perfusion: Comparison Between a Delay-Invariant Singular-Value Decomposition Algorithm and a Patlak Plot [J]. J Neuroradiol, 2016, 43(4): 266-272.
- [10] YANG D W, KIM D J. A Fast and Efficient Image Registration Algorithm Using Outlier Rejection Technique Based on Subimage [J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2013, 11(4): 790-797.
- [11] 陈莉,龙光利. 基于稀疏差分法和 Mean-Shift 滤波的 Retinex 算法在人脸识别中的应用 [J]. 计算机应用研究, 2015, 32(3): 934-937.
- [12] 孟伟灿,朱述龙,曹闻,等. 运用 SI-Harris 算子提取遥感图像点特征 [J]. 测绘科学技术学报, 2014, 31(4): 383-387.
- [13] 罗元,杨明珠,张毅. 基于改进去伪匹配 SURF 算法的静态手语字母识别 [J]. 激光杂志, 2014, 35(7): 1-4.
- [14] SHEN X X, BAO W X. The Remote Sensing Image Matching Algorithm Based on the Normalized Cross-Correlation and SIFT [J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2013, 42(2): 417-422.
- [15] OLIVA D, CUEVAS E, PAJARES G, et al. Template Matching Using an Improved Electromagnetism-Like Algorithm [J]. Applied Intelligence, 2014, 41(3): 791-807.
- [16] 杭利华,蒋佩钊,邓冲. 基于仿射变换与 B 样条自由形变的医学图像配准 [J]. 兰州交通大学学报, 2013, 32(3): 44-48.
- [17] 鹿煜炜,胡峻. 基于 SIFT 和 SURF 的医学图像特征匹配研究 [J]. 中国医疗设备, 2016, 31(4): 40-44.
- [18] ZHANG J, LUO T J, GAO G, et al. Junction Point Detection Algorithm for SAR Image [J]. International Journal of Antennas and Propagation, 2013, 2013: 359-363
- [19] 冯亦东,孙跃. 基于 SURF 特征提取和 FLANN 搜索的图像匹配算法 [J]. 图学学报, 2015, 36(4): 650-654.
- [20] ZHU M C, WANG W Z, LIU B H, et al. Efficient Video Panoramic Image Stitching Based on an Improved Selection of Harris Corners and a Multiple-Constraint Corner Matching [J]. PLoS ONE. 2013, 8(12): e81182.

- [21] 杜京义, 胡益民, 刘宇程. 基于区域分块的 SIFT 图像匹配技术研究是实现 [J]. 光电工程, 2013, 40(8): 52—58.
- [22] SEDAGHAT A, EBADI H. Very High Resolution Image Matching Based on Local Features and K-Means Clustering [J]. The Photogrammetric Record, 2015, 30(150): 166—186.
- [23] 韩丽茹. 基于几何约束投票的图像特征匹配 [J]. 计算机应用, 2011, 31(6): 1595—1597.
- [24] BESBES B, ROGOZAN A, RUS A M, et al. Pedestrian Detection in Far-Infrared Daytime Images Using a Hierarchical Codebook of SURF [J]. Sensors (Basel), 2015, 15(4): 8570—8594.

Image Matching Algorithm Based on Scale Restriction Rule and Distance Constraint

WU Wen-liang¹, ZHANG Fu-quan²

1. Department of Mechanical and Electrical Engineering, Northern Beijing Vocational Education Institute, Beijing 101400, China;

2. School of Software, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

Abstract: In order to improve the accuracy and robustness of image matching, an image matching algorithm has been proposed on the basis of scale restriction rule and distance constraint. First of all, the box filter has been used to approximate the two order partial derivative of Gauss function, and the Hessian matrix determinant been obtained to detect the feature points, and the scale restriction rule has been set up by using the spatial scale function corresponding to the feature points, and the pseudo feature points been removed. Then, a feature descriptor has been formed by computing the Haar wavelet in the circular region formed by the feature point as the center. The spatial similarity rule has been established by using the scale similarity of feature points and angle similarity, which has been used to complete the matching of feature points. Finally, the distance constraint model has been established by using the Euclidean distance measurement of feature points. The distance between the matched feature points has been constrained, and the error matching feature points been eliminated. The experimental results show that compared with the current image matching algorithms, the proposed algorithm has better matching accuracy and matching accuracy.

Key words: image matching; Hessian matrix determinant; scale restriction rule; spatial similarity rule; distance constraint

责任编辑 崔玉洁