

文章编号:1001-5132 (2009) 01-0066-04

一种基于小波模极大值的图像特征匹配算法

洪小伟, 石守东*, 康 丹

(宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 针对移动机器人视觉图像间的连续特性, 提出了一种基于小波模极大值的图像特征匹配算法, 该算法利用小波模极大值提取图像轮廓及模方位矩阵, 并在轮廓图像中寻找极大区域, 以该区域中心点作为图像特征点, 且将区域小波模方位、特征点区域图像重心坐标和区域轮廓重心方向组合生成这些特征点的特征向量, 利用这些特征向量实现图像间的特征点匹配. 并通过相应的实验证明提出的新算法高效可靠.

关键词: 小波分析; 模极大值; 特征匹配; 视觉导航与定位

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

随着机器人自身性能的不断提高和视觉系统价格的下降, 基于视觉的移动机器人导航和定位方法得到了广泛的研究, 并且逐步走向实用. 机器人的视觉导航和定位是以 2 幅视觉图像间的特征匹配为基础, 通过比较 2 幅图像间的特征, 找到图像间具有相同特征的特征点匹配对, 计算相对空间变换位移, 从而计算出机器人位姿变化及目标特性, 以达到导航和定位的目的.

为了实现机器人导航和定位, 人们提出和引入了各种图像特征匹配算法^[1-7]. 文献[8]使用基于形状的图像匹配, 这种算法对图像分割的要求比较高, 且只限于在结构性的环境中进行目标识别与导航. 文献[9]使用 SIFT(尺度不变特征变换)算法实现基于月貌导航, 并取得了很好的匹配效果, 然而该算法初次匹配时, 存在具有高概率错配对的问题, 并且算法需要较长的运行时间, 在现有硬件基础上难以满足机器人导航与定位的实时性要

求. 文献[10]使用基于不变矩特征进行目标定位, 然而这种方法较适合于实现二值图像间的特征匹配, 但对于复杂环境下的特征匹配, 其效果并不理想. 除此之外, 基于熵和颜色等其他方法都被引入到视觉导航与定位的应用中, 然而它们也都因无法达到需要的匹配精度, 或者效率过低难以在导航与定位上得到广泛应用.

本文根据机器人视觉图像间的连续特性, 提出了基础小波模极大值的图像特征匹配算法, 并与同类的 SIFT 算法在视觉图像上的特征匹配进行了对比, 对比结果体现了本文算法在机器人导航和定位上具有一定的优越性.

1 小波模极大值图像特征匹配算法

1.1 小波模极大值法概述

小波模极大值法是由 Mallat 最先提出的, 之后

收稿日期: 2008-03-20.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://3xb.nbu.edu.cn>

基金项目: 浙江省教育厅科研项目(2005473).

第一作者: 洪小伟(1983-), 男, 浙江青田人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 移动机器人视觉导航. E-mail: hxwkuangfu936@163.com

*通讯作者: 石守东(1964-), 男, 浙江宁海人, 副教授, 主要研究方向: 计算机控制与应用. E-mail: shishoudong@nbu.edu.cn

在信号去噪和信号重建上得到了应用, 并取得了很好的效果. 小波模极大值法在图像轮廓的提取上具有明显的优势, 相比于传统的图像轮廓提取方法, 基于小波模极大值提取的轮廓即保留了图像主要轮廓信息, 又在较大程度上消除了噪声边缘, 且小波模方位具有很强的方向性, 可用来作为图像的特征信息, 相应算法比较如图 1 所示.

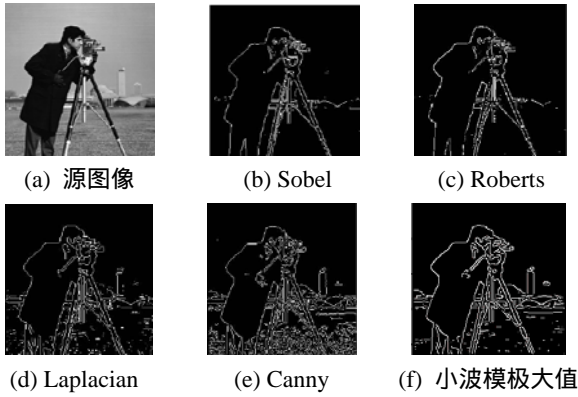


图 1 运用各种算法提取图像轮廓结果

1.2 算法实现总体方案

基于小波模极大值的图像特征匹配算法步骤如下: (1)通过 CCD 获取实时图像; (2)运用小波模极大值法获取图像边缘轮廓矩阵和模方向矩阵; (3)在图像边缘轮廓矩阵中寻找极大区域, 并以极大区域的中心点作为图像特征点; (4)用特征点区域模方位信息及区域中心坐标生成特征点的特征向量; (5)匹配 2 幅图像的特征向量找出特征匹配点位置, 最终实现图像间的特征匹配. 具体算法流程图如图 2 所示.

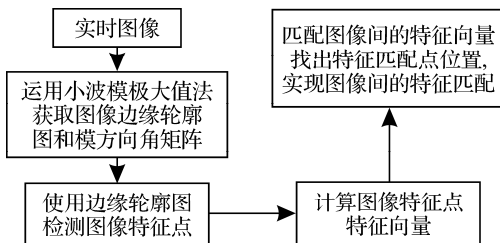


图 2 算法实现流程图

1.3 图像边缘轮廓图和模方向角矩阵的获取

用小波模极大值法获得图像模矩阵 $M_s f(x, y)$ 和模方向角矩阵 $A_s(x, y)$, 沿着 8 个梯度方向求出图像模极大值矩阵, 并将模极大值中大于阈值 T_0

的值置为 1, 其他置为 0, 这样就生成图像的边缘轮廓矩阵 $Edge_s(x, y)$.

1.4 特征点检测

运用得到的边缘轮廓矩阵 $Edge_s(x, y)$ 生成区域为 $(2T_1 + 1) \times (2T_1 + 1)$ 的和值矩阵 $Hc(x, y)$:

$$Hc(x, y) = \sum_{i=x-T}^{x+T} \sum_{j=y-T}^{y+T} Edge_s(i, j). \quad (1)$$

对 Hc 矩阵以 $(2N + 1) \times (2N + 1)$ 区域进行遍历, 如果 $Hc(x, y)$ 满足:

$$Hc(x, y) = \max(Hc(x - i, y - j)), \quad i \in [-N, N], j \in [-N, N], \quad (2)$$

则图像坐标 (x, y) 点就是图像的特征点, 特征点集合记为 H .

1.5 特征向量生成

首先在方位矩阵 A_s 中以特征点集合 H 第 k 个 ($k = 1, 2, 3, \dots$) 特征点坐标 (x_k, y_k) 为中心坐标点的 $(2M + 1) \times (2M + 1)$ 领域中, 计算 8 个梯度方位上的像素个数, 分别记为 $N_{k,1}, N_{k,2}, \dots, N_{k,8}$, 并将其作为特征向量中的 1 个组合特征向量. 然后在轮廓矩阵 $Edge_s$ 中以特征点坐标 (x_k, y_k) 为中心坐标的 $(2M + 1) \times (2M + 1)$ 领域中运用以下公式求出区域轮廓重心坐标:

$$\overline{m_{k,00}'} = \sum_{i=-M}^M \sum_{j=-M}^M Edge_s(x_k + i, y_k + j), \quad (3)$$

$$\overline{m_{k,10}'} = \sum_{i=-M}^M \sum_{j=-M}^M i \times Edge_s(x_k + i, y_k + j), \quad (4)$$

$$\overline{m_{k,01}'} = \sum_{i=-M}^M \sum_{j=-M}^M j \times Edge_s(x_k + i, y_k + j), \quad (5)$$

$$\overline{x_k'} = \overline{m_{k,10}'} / \overline{m_{k,00}'}, \quad (6)$$

$$\overline{y_k'} = \overline{m_{k,01}'} / \overline{m_{k,00}'}. \quad (7)$$

$(\overline{x'}, \overline{y'})$ 即为区域轮廓重心坐标, 然后运用以下公式求得轮廓重心方向:

$$\beta_k = \begin{cases} 1. \overline{x_k'} \geq 0 & \text{and} & \overline{y_k'} \geq 0, \\ 2. \overline{x_k'} < 0 & \text{and} & \overline{y_k'} \geq 0, \\ 3. \overline{x_k'} < 0 & \text{and} & \overline{y_k'} < 0, \\ 4. \overline{x_k'} \geq 0 & \text{and} & \overline{y_k'} < 0, \end{cases} \quad (8)$$

并将其作为 1 个特征向量.

最后在图像矩阵 f 中以特征点坐标 (x_k, y_k) 为中心坐标的 $(2M+1) \times (2M+1)$ 领域中, 运用以下公式求出区域图像重心坐标:

$$\overline{m_{k,00}} = \sum_{i=-M}^M \sum_{j=-M}^M f(x_k+i, y_k+j), \quad (9)$$

$$\overline{m_{k,10}} = \sum_{i=-M}^M \sum_{j=-M}^M i \times f(x_k+i, y_k+j), \quad (10)$$

$$\overline{m_{k,01}} = \sum_{i=-M}^M \sum_{j=-M}^M j \times f(x_k+i, y_k+j), \quad (11)$$

$$\overline{x_k} = \overline{m_{k,10}} / \overline{m_{k,00}}, \quad (12)$$

$$\overline{y_k} = \overline{m_{k,01}} / \overline{m_{k,00}}. \quad (13)$$

并将 $(\overline{x_k}, \overline{y_k})$ 作为一个组合特征向量. 由此生成特征点全部特征向量: $D = \{N_{k,1}, N_{k,2}, N_{k,3}, N_{k,4}, N_{k,5}, N_{k,6}, N_{k,7}, N_{k,8}, \beta_k, \overline{x_k}, \overline{y_k}, x_k, y_k\}, k \in H$.

1.6 图像特征匹配

按照以上步骤生成 2 幅图像的特征向量 D_1 和 D_2 , 然后对特征向量 D_1 和 D_2 进行特征匹配, 匹配特征点满足以下向量约束条件:

$$\begin{cases} \sum_{m=1}^8 (D_1(N_{i,m}) - D_2(N_{j,m}))^2 < T_2, \\ D_1(\beta_i) = D_2(\beta_j), \\ [D_1(\overline{x_i}) - D_2(\overline{x_j})]^2 + [D_1(\overline{y_i}) - D_2(\overline{y_j})]^2 < T_3. \end{cases}$$

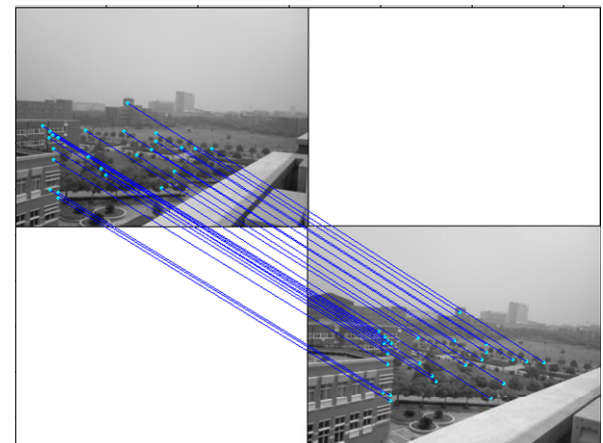
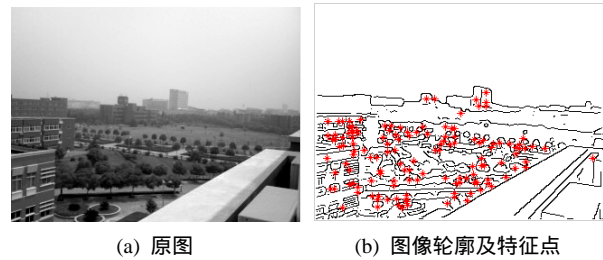
T_2 为区域图像方位偏移域值, 随着 T_2 的增大, 特征匹配抗图像旋转的能力增强, 匹配稳定性减弱, 反之当 T_2 减小时, 特征匹配抗图像旋转能力减弱, 匹配稳定性增强. T_3 为重心偏移域值, 合适的 T_3 阈值可增强图像匹配的稳定性. 如果以上条件同时成立, 则说明 D_1 第 i 个特征点与 D_2 第 j 个特征点相匹配, 从而实现了 2 幅图像间的特征匹配.

2 实验仿真及结果分析

实验采用单目 CCD 移动机器人绕不规则轨迹采集的 135 张图像序列, 图像大小为 320×240 , 在 PC 机上用 matlab 实现算法仿真测试.

实验中用以生成基本小波的二维光滑函数为 $\theta(x, y) = (1/\sigma^2)e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$ (σ 取 $\sqrt{2}$), 生成轮廓图像

的模极大值阈值 T_0 取图像平均模值的 0.8275 倍, 轮廓和值区域矩阵区域大小参数 T_1 取 6, 区域极大值查找遍历区域大小参数 N 取 2, 特征向量生成特征点中心区域大小参数 M 取 7. 方位像素偏移域值参数 T_2 取 100, 重心偏移域值参数 T_3 取 0.05, 实验结果如图 3 所示.



(c) 相邻两幅图像特征匹配

图 3 于小波模极大值法图像特征匹配

实验对这 135 张共 134 对图像序列匹配对进行分析, 并与 SIFT 算法图像匹配进行了比较, 结果如表 1 所示.

表 1 SIFT 算法比较

	图像总 对数/对	正确匹配 对数/对	错配对 数/对	正确 率/%	仿真平均执 行时间/s
SIFT 算法	134	19	115	14.18	1.575 7
本文算法	134	121	13	90.30	0.711 5

表 1 中正确匹配对数为图像匹配对中所有特征点匹配对都是正确的, 如果存在 1 对不正确的特征点匹配对, 则将该图像匹配对归为错配对. 从表 1 中还可以看出, 本文算法在应用于移动机器人导航与定位上, 图像正确配对率高达 90.30%, 远高于 SIFT 算法的 14.18%. 与此同时, 在仿真环境下

平均执行时间只需要 0.711 5 s, 也比 SIFT 算法的执行时间少, 这说明本算法在机器人导航和定位的正确率和实时性上较 SIFT 算法更为优越.

3 结论

本文通过对基于小波模极大值的图像特征匹配算法的阐述与实验仿真, 证明了该算法生成的特征点具有稳定的空间平移不变性, 对连续图像序列间的小尺度变化以及小角度旋转都具有很好的匹配效果, 匹配结果受图像间光源亮度变化的影响很小, 并且拥有很高的执行效率, 从而保证了移动机器人导航与定位的实时性, 因此该算法适用于移动机器人在室内外环境下的视觉导航与定位, 有一定的实用价值.

参考文献:

- [1] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [2] 蹇森, 朱剑英. 基于改进的 SIFT 特征的图像双向匹配算法[J]. 机械科学与技术, 2007, 26(9):1 179-1 182.
- [3] Stephane Jaffard, Yves Meyer, Ryan R D. Wavelets tools for Science and Technology[M]. 李建平, 译. 北京: 国防工业出版社, 2006.
- [4] 唐远炎, 王玲. 小波分析与文本文字识别[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [5] 单欣, 王耀明, 董建萍. 基于 RANSAC 算法的基本矩阵估计和匹配方法[J]. 上海电机学院学报, 2006, 9(4):66-69.
- [6] 何青, 杜永祚, 宋之平. 一种实用的不变矩计算方法[J]. 华北电力大学学报, 1998, 24(4):80-83.
- [7] 赵丹培, 王延杰, 李桂菊. 利用小波变换局部极大模值进行实时目标定位的应用[J]. 小型微型计算机系统, 2005, 26(11):2 012-2 016.
- [8] 刘建坡, 马健, 王素玲. 直观特征匹配在目标识别中的应用[J]. 无线电工程, 2006, 36(11):53-55.
- [9] 介鸣, 黄显林. 基于月貌匹配的视觉导航方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2007, 28(1):11-14.
- [10] 夏永泉, 刘正东, 杨静宇. 不变矩方法在区域匹配中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(10): 2 152-2 156.

Image Feature Matching Based on Wavelet Transform Modular Maximum

HONG Xiao-wei, SHI Shou-dong*, KANG Dan

(The Faculty of Information Science and Technology, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: By taking advantages of the sequential characteristics found between image frames from mobile robot vision, an image feature matching method is proposed based on wavelet transform modulus maximum. Starting with acquisition of image of interest and direction matrix of modulus by calculating the wavelet transform modular maximum, the maximum region of the image profile is thus obtained. The central points of the regions just obtained are set as the image feature points, with which the image vectors are created by combining the region directions of modulus, centroid coordinate of the region around the feature point and its direction. The matching of features among images is finally accomplished by mapping the feature vectors. The test is taken with results suggesting the sufficient efficiency and reliability of the proposed approach.

Key words: wavelet transform; modular maximum; feature matching; visual navigation and orientation

CLC number: TP242.6

Document code: A

(责任编辑 章践立)