

基于改进SIFT算法的双目视觉SLAM研究

朱代先¹, 王晓华²

ZHU Daixian¹, WANG Xiaohua²

1. 西安科技大学 通信与信息工程学院, 西安 710054

2. 西安工程大学 电信学院, 西安 710048

1. Communication and Information Engineering College, Xidian University, Xi'an 710054, China

2. College of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China

ZHU Daixian, WANG Xiaohua. Research of Binocular vision SLAM algorithm based on improved SIFT. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(14): 170-173.

Abstract: Scale Invariant Feature Transform(SIFT) algorithm is used in mobile robot Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) based on visual information, but this algorithm is complicated and computation time is long. Two improvements are introduced to optimize its performance. The linear combination of cityblock distance and chessboard distance is comparability measurement; Some partial features are used to matching. SLAM is completed by fusing the information of SIFT features and robot information with EKF. The simulation experiment indicate that the proposed method reduce computational complexity, and with high localization precision in indoor environments.

Key words: Simultaneous Localization and Mapping(SLAM); Scale Invariant Feature Transform(SIFT); binocular vision; extended Kalman filter

摘 要: SIFT算法通常用于移动机器人视觉SLAM中。但其算法复杂, 计算时间长, 影响视觉SLAM的性能。在两方面对SIFT改进: 一是用街区距离与棋盘距离的线性组合作为相似性度量; 二是采用部分特征方法完成快速匹配。应用扩展卡尔曼滤波器融合SIFT特征信息与机器人位姿信息完成SLAM。仿真实验表明, 在未知室内环境下, 该算法运行时间短, 定位精度高。

关键词: 尺度不变特征变换(SLAM); 同步定位与地图构建(SIFT); 双目视觉; 扩展卡尔曼滤波器

DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2011.14.049 文章编号:1002-8331(2011)14-0170-04 文献标识码:A 中图分类号:TP911

1 引言

移动机器人在未知环境中进行同时定位与地图创建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)是机器人研究领域的热点问题^[1]。传统的移动机器人大多应用声纳和激光雷达等距离传感器实现SLAM, 这些距离传感器的分辨率较低, 在复杂的环境中由于观测数据的高度不确定性导致很难取得理想的效果^[2]。视觉传感器采集到的图像信息包含了丰富的环境信息, 基于视觉信息完成SLAM逐渐成为当前该领域新的研究重点^[3]。视觉SLAM中一般应用SIFT算法获得自然路标。尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)是David Lowe^[4]在2004年提出的一种特征点提取方法。这种特征对图像的尺度变化、图像缩放、旋转甚至仿射变换是不变量, 而且对光照的变化和图像变形具有较强的适应性。SIFT算法虽然具有以上的优点, 但是其算法复杂、计算时间长, 导致图像匹配的速度较慢, 很难满足实时性要求。本文改进了SIFT算法的匹配过程, 减少了运算时间, 算法的实时性增强。并将其应用于未知室内环境基于双目视觉的SLAM中, 仿真实验验证了本文算法的可行性和有效性。

2 基于双目视觉和里程计的SLAM算法框架

基于视觉传感器对环境观测信息与里程计信息的融合, 具体采用扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman Filter, EKF)进行融合, 系统框架如图1所示。

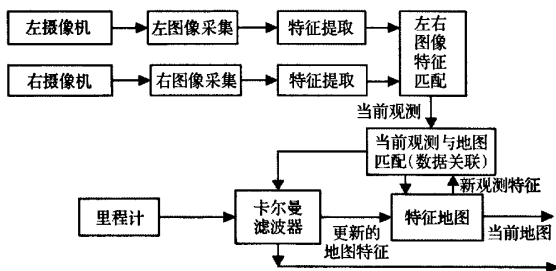


图1 系统框架图

左右图像要求同步曝光及图像质量尽量一致。为了校正由透镜畸变引起的畸变效应, 需对采集图像进行校正。然后对左右图像分别进行SIFT特征提取及左右图特征的立体匹配。经过标定的双目摄像机内外参数均已知, 则左右帧成功匹配的环境特征点的三维位置可求得。

作者简介: 朱代先(1970—), 男, 在读博士, 讲师, 主要研究领域为图像处理, 信息与信号处理。E-mail: zh_daixian@163.com

收稿日期: 2009-09-08; 修回日期: 2010-03-22

里程计是一种常见的移动机器人的相对位移测量传感器, 通过测量并计算出机器人相对于初始位置的距离和方向来确定机器人的当前位置。但里程计定位方法存在误差累积, 一段时间之后会超出允许的误差范围而导致机器人定位失败。

机器人在行进中通过观测和识别视觉特征创建地图。地图是由图像中提取出的、带有空间位置信息的 SIFT 特征视觉特征组成。当观测结果与特征地图库(以前观测到的特征总和)中的某个视觉特征匹配时, 则用该特征点来更新地图, 并借助扩展卡尔曼滤波器将此信息与里程计测得的数据进行融合更新机器人的位置信息。否则就作为一个新信息加入到特征地图库中。基于扩展卡尔曼滤波的同时定位与地图创建过程是一个循环迭代的估计—校正过程。

3 改进的 SIFT 算法

SIFT 特征向量的生成包括四个步骤^[10]: 检测尺度空间极值、精炼特征点位置、设置特征点方向和生成特征描述符。

使用高斯过滤器对原始图像进行若干次滤波建立多尺度滤波图像, 再对高斯图像进行差分形成高斯差分尺度组(DoG 尺度图像)。DoG 尺度空间中间层的每个像素点需要跟同层的相邻 8 个像素点以及它上下层的各 9 个相邻像素点进行比较检测到局部极值。原始图像的 DoG 空间极值点检测部分图像如图 2 所示。

通过二阶 Taylor 展开式计算极值点的偏移量, 获得亚像素定位精度, 同时剔除差异小的点和不稳定的边缘响应点。最终保留下来的点称为精炼特征点。利用精炼特征点邻域像素的梯度方向分布特性为每个特征点指定主方向, 在匹配时可以把图像旋转到统一的方向模式下, 使图像坐标系与特征区域的梯度方向一致, 得到旋转不变量。

取以特征点为中心的 16 像素×16 像素大小的邻域, 再将此邻域均匀地分为 4×4 个子区域, 对每个子区域计算梯度方向直方图(直方图均匀分为 8 个方向), 绘制每个梯度方向的累加值, 形成一个种子点, 每个种子点有 8 个方向向量信息, 一个特征点就可以产生一个 4×4×8=128 维的数据, 形成 128 维的 SIFT 特征向量, 即 SIFT 特征描述符, 见图 3。

SIFT 描述符是 128 维的高维特征向量, 为了两幅图像之间的匹配而获得路标, 必须计算一幅图像中的特征点与另外

一幅图像中的所有特征点的距离, 而每一个距离涉及 128 个特征, 计算的复杂度是可想而知的。本文通过两点改进来提高算法的效率: (1) 用街区距离与棋盘距离的线性组合代替欧氏距离; (2) 根据部分特征的计算结果逐步减少参与计算的特征点。

3.1 用街区距离与棋盘距离的线性组合代替欧氏距离

SIFT 图像匹配一般采用欧氏距离作为相似性度量, 欧氏

距离用 $L_o = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$ 表示, 而街区距离为 $L_j = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|$,

棋盘距离定义为 $L_q = \max_{1 \leq i \leq n} (|x_i - y_i|)$ 。根据定义即可知计算 L_j 和 L_q 比计算 L_o 简单很多。容易验证 $L_q \leq L_o \leq L_j$, 则可用 $\alpha L_j + \beta L_q$ 代替 L_o , 在一次计算 L_o 时, 需要 128 次乘法和一次开平方; 替代后, 在一次计算距离时, 只用 2 次乘法。这种替代方法都能够节省计算量。

3.2 部分特征匹配

由 SIFT 特征点的生成过程可知, 它的 128 个特征并非是不相关的, 分别为不同种子点 8 个方向的向量信息。因此, 可以按照角度将它们分成 8 组, 每 45° 角度间隔的特征向量为一组。本文提出如下方法, 先用 $\alpha L_j + \beta L_q$ 计算两幅图像在 0° 方向上的距离, 接着计算 45° 方向上距离以及其他距离时, 可以只选择特征点附近的对象进一步考察, 距离特征点较远的点不再进行考察, 这样需要考察的对象逐步减少, 但保留下来继续计算的点的特征向量逐渐增加到 128 维, 保证算法的稳健性。调节第一幅图像中的每个特征点在第二幅图像的最近邻与次近邻的距离比率 ratio, 可改变正确匹配的对对应点的个数。图 4 是机器人行走过程中拍摄的一对图像的 SIFT 匹配结果。在比例阈值均取 0.5 的情况下, 两种方法获得的关键点数目是一致的, 但改进算法的 87 个匹配点数目明显少于原算法 179 个匹配点, 图 4(b) 中左右两幅 1 280×1 024 图像的匹配时间较原算法(图 4(a))节省了 50% 左右, 更符合实时应用的要求。

4 仿真实验及其结果分析

4.1 实验模型

由于里程计信息就是移动机器人双轮运动的一个表示, 因此可以利用里程计的信息来建立移动机器人的运动模型。

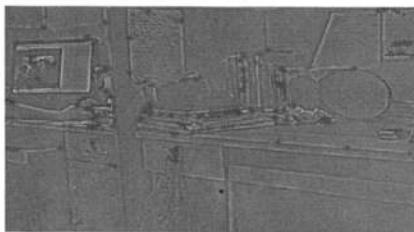


图2 DoG 尺度图像极值检测

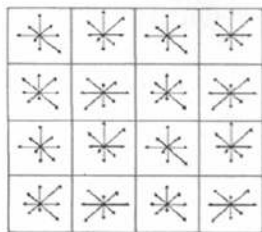


图3 128 维特征描述符和图像的 SIFT 特征提取结果

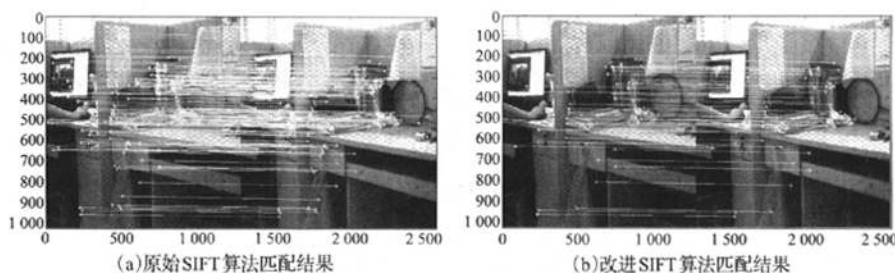


图4 SIFT匹配结果

$X_r(k) \in R^n$ 表示机器人在第 k 步的状态, $\theta_r(k)$ 为 k 时刻机器人的位置和方位角, $\omega_r(k)$ 为高斯白噪声, 其协方差矩阵为 $Q(k)$ 。机器人在一个步长时间内所走过的弧长为 ΔD_k 和车体方向偏转的角度为 $\Delta \theta_k$ 时, 在全局坐标系中, 机器人运动模型可以表示为:

$$X_r(k+1) = \begin{bmatrix} x_{r,k+1} \\ y_{r,k+1} \\ \theta_{r,k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{r,k} + \frac{\Delta D_k}{\Delta \theta_k} (\cos(\theta_{r,k} + \Delta \theta_k) - \cos \theta_{r,k}) \\ y_{r,k} + \frac{\Delta D_k}{\Delta \theta_k} (\sin(\theta_{r,k} + \Delta \theta_k) - \sin \theta_{r,k}) \\ \theta_{r,k} + \Delta \theta_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega_{x_r}(k) \\ \omega_{y_r}(k) \\ \omega_{\theta_r}(k) \end{bmatrix} \quad (1)$$

对于静态的环境路标, 第 i 个特征点用 T_i 表示, 将路标和机器人状态同时作为系统状态, 那么移动机器人系统的预测模型为:

$$X(k) = \begin{bmatrix} X_r(k) \\ T_n(k) \end{bmatrix} = F(k) \begin{bmatrix} X_r(k-1) \\ T_n(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega_r(k) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

当前观测 $Z(k)$ 被定义为 k 时刻观测到的一组环境路标。特征点的雅可比矩阵 H , 则移动机器人系统的观测模型为:

$$Z(k) = H(k)X(k) + e(k) \quad (3)$$

$e(k)$ 是高斯白噪声序列, 其协方差矩阵 $R(k)$ 。在全局坐标系下, 传感器观测数据具体表示为:

$$Z(k) = H(k) \begin{bmatrix} x_r + x'_L \cos \theta_r - y'_L \sin \theta_r \\ y_r + x'_L \sin \theta_r + y'_L \cos \theta_r \end{bmatrix} + e(k) \quad (4)$$

其中, (x'_L, y'_L) 是环境路标在机器人坐标系下的位置, θ_r 是机器人的方位角。

4.2 SLAM 实验

应用上述机器人运动模型和传感器观测模型进行仿真实验, 实验过程中手动控制机器人的实际运行轨迹, 机器人在行走过程中用 EKF 估计出机器人运行轨迹, 两条轨迹的吻合情况表明了 SLAM 算法的性能。

每隔 5 s 获取一次环境图像, 运动速度保持在 0.1 m/s。机器人在世界坐标系下的初始位置为 $X(0)=[10, 10, 0]$, 并根据改进 SIFT 算法获得初始位置的环境特征, 机器人位姿与初始环境特征点即为初始状态; 通过运动模型和控制命令进行机器人下一步的状态预测, 运动到下一步实际位置时, 获得新的环境特征, 也称为实际观测, 并通过观测模型估计观测的环境特征, 即观测预测, 计算出卡尔曼滤波增益和状态误差协方差。并用实际观测和观测预测对状态预测进行更新, 同时更新状态误差协方差。在定位的同时将观测到的环境特征加入地图。在后面的运动中上述过程以此类推。

4.3 SLAM 实验结果及分析

图 5 中机器人运动过程中获得的 SIFT 特征点用 “*” 表示, 检测到的特征点用 “.” 表示, 图中两条轨迹曲线分别表示给定的机器人运动轨迹 (大部分处于内圈的曲线) 和应用 EKF 估计出的运动轨迹 (大部分处于外圈的曲线), 估计出的运动轨迹上点的坐标即为机器人的位置信息。

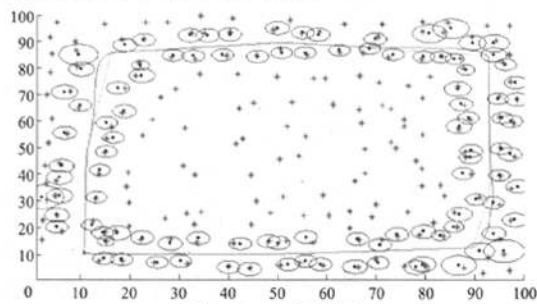
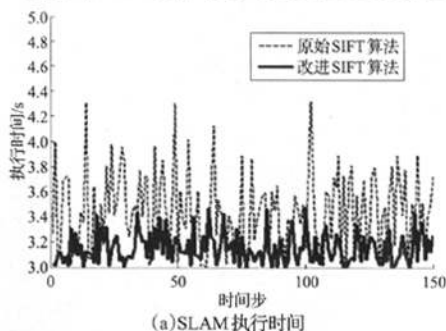
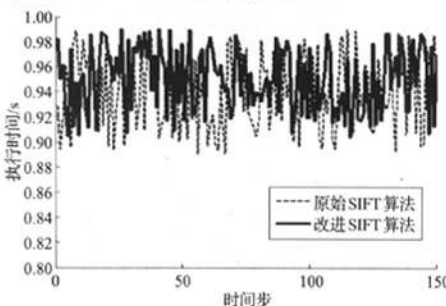


图5 SLAM实验结果

为考察改进 SIFT 算法对 SLAM 的影响, 用原始 SIFT 算法重新进行上述实验。图 6(a) 为分别采用原始 SIFT 算法和改进 SIFT 算法所需的 SLAM 执行时间。从图 6(a) 中可以看出, 原始 SIFT 算法的 SLAM 执行时间大于改进 SIFT 算法的 SLAM



(a) SLAM 执行时间



(b) SLAM 定位准确度

图6 SLAM性能分析

执行时间,且波动较大。图6(b)为分别采用原始SIFT算法和改进SIFT算法的SLAM定位准确度,即每一步时正确定位点的个数与总定位点个数的比值,从图6(b)中可以看出,两者都表现出很好的性能,几乎没有差别,两种方法的SLAM定位准确度在整个过程都保持在0.88以上。

实验表明,改进的SIFT算法在不影响定位精度的前提下节省了SLAM的运行时间。

5 结束语

机载里程计成本低廉,双目视觉图像处理技术日渐成熟等条件决定了基于双目视觉和里程计的SLAM的实现。改进的SIFT算法能缩短图像处理时间,从而节省SLAM运行时间,提高运算效率。同时,在动态环境下实现基于双目视觉和里程计的SLAM也是下一步研究内容。

参考文献:

- [1] Smith R, Self M, Chesseman P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics[C]//Proceedings of Uncertainty in Artificial Intelligence, 1988.
- [2] 王耀南,余洪山.未知环境下移动机器人同步地图创建与定位研究

(上接142页)

取 $a' = a_4$, $C' = C \cup \{a_3\} = \{a_2, a_3, a_4\}$, 计算 $H(C') = 2.25$ 。由于 $H(C') \neq H(A)$, 转步骤5。

步骤5 $C'' = C' - \text{core}(A) = \{a_3, a_4\}$, $N = |C''| = 2$ 。

取 $a_i = a_3$, $C' = C' - \{a_3\} = \{a_4\}$ 。计算 $H(C' \cup \text{core}(A)) = H(\{a_2, a_4\}) = 1.75$ 。因为 $H(C' \cup \text{core}(A)) \neq H(A)$, $C' = C' \cup \{a_3\} = \{a_3, a_4\}$ 。

取 $a_i = a_4$, $C' = C' - \{a_4\} = \{a_3\}$ 。计算 $H(C' \cup \text{core}(A)) = H(\{a_2, a_3\}) = 1.906$ 。因为 $H(C' \cup \text{core}(A)) \neq H(A)$, $C' = C' \cup \{a_3\} = \{a_3, a_4\}$ 。

步骤6 令 $Q = C' \cup \text{core}(A) = \{a_2, a_3, a_4\}$, 算法完成。因此 $Q = \{a_2, a_3, a_4\}$ 是 A 的一个约简。

参考文献:

- [1] Pawlak Z. Rough sets theoretical aspects of reasoning about data[M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1991.

(上接151页)

5 结论

讨论了关联规则的增量式更新及并行挖掘的问题,并对新增数据库后,频繁项集的频繁性变化进行深入分析。介绍了PFUP算法的实现思想及缺陷,提出并实现了一种并行的关联规则增量式算法PPFUP,实验针对的测试数据库通过对电信通话记录数据库进行预处理得到。最终的实验结果证明PPFUP算法较好地实现增量算法的并行性,有效地降低了关联规则挖掘时间,达到了优化的效果。

参考文献:

- [1] David C, Han Jiawei, Vincent T N, et al. Maintenance of discovered association rules in large databases: An incremental updating technique[C]//Proceedings of the 12th International Conference on Data Engineering, New Orleans, Louisiana, 1996: 106-114.
- [2] Ayan N F. An efficient algorithm to update large itemsets with

进展[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(1): 57-64.

- [3] Davison A J, Nobuyuki K. 3D simultaneous localization and map building using active vision for a robot moving on undulating terrain[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Recognition, Hawaii, 2001, 1: 384-391.
- [4] 陈卫东, 张飞. 移动机器人的同步自定位与地图创建研究进展[J]. 控制理论与应用, 2005, 22(3): 455-460.
- [5] 迟建男, 徐心和. 移动机器人即时定位与地图创建问题研究[J]. 机器人, 2004, 26(1): 92-96.
- [6] 王彭林, 石守东, 洪小伟. 基于单目视觉和里程计的SLAM算法研究[J]. 计算机仿真, 2008, 25(10): 172-175.
- [7] 吴功伟, 周文辉, 顾伟康. 基于视差空间的双目视觉里程计[J]. 传感技术学报, 2007, 20(6): 1432-1436.
- [8] Davison A J. Real-time simultaneous localization and mapping with a single camera[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2003.
- [9] Kim G H, Kim J S, Hong K S. Vision-based simultaneous localization and mapping with two cameras[C]//2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2005.
- [10] Lowe D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.

- [2] Liang J Y, Xu Z B. The algorithm on knowledge reduction in incomplete information systems[J]. International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, 2002, 10(1): 95-103.

- [3] 张文修, 梁怡, 吴伟志. 信息系统与知识发现[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [4] 苗夺谦, 王珏. 粗糙集理论中概念与运算的信息表示[J]. 软件学报, 1999, 10(2): 113-116.
- [5] 苗夺谦, 胡桂荣. 知识约简的一种启发式算法[J]. 计算机研究与发展, 1999, 36(6): 681-684.
- [6] 王国胤, 于洪, 杨大春. 决策表核属性的计算方法[J]. 计算机学报, 2003, 26(5): 611-615.
- [7] 王国胤. Rough集理论代数观和信息观核属性的差异研究[C]//中国人工智能学会第10届全国学术年会论文集, 2003: 1336-1340.
- [8] 曲炜, 李诗兵. 信息论基础及应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [9] 张家录. 基于随机模糊集的粗糙集模型[J]. 工程数学学报, 2005, 22(3): 323-327.

early pruning[C]//Proceedings of the 5th International Conference on KDD, San Diego, California, 1999: 287-291.

- [3] 黄德才, 张良燕, 龚卫华, 等. 一种改进的关联规则增量式更新算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(10): 38-42.
- [4] 张健涛, 杨悦, 刘卓. 一种新的关联规则增量式挖掘算法[J]. 计算机工程, 2006, 32(23): 43-60.
- [5] 朱玉全, 宋余庆, 陈耿. 关联规则挖掘中增量式更新算法的研究[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(15): 186-187.
- [6] Park J S, Chen M S, Yu P S. An effective parallel mining for association rules[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Information and Knowledge Management, Baltimore, Maryland, 1995: 31-36.
- [7] 朱玉全, 陈耿, 宋余庆, 等. Shared-nothing并行事务数据库系统中规则的挖掘与更新算法[J]. 小型微型计算机系统, 2003, 24(8): 1499-1502.
- [8] Han Jiawei, Kamber M. 数据挖掘: 概念与技术[M]. 范明, 孟小峰, 译. 北京: 机械工业出版社, 2007.