

中图法分类号: TP301.6 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2012)01-0114-09

论文引用格式: 杨俊友, 马乐, 白殿春, 东俊光. 机器人的混合特征视觉环境感知方法 [J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(1): 114-122

机器人的混合特征视觉环境感知方法

杨俊友¹, 马乐¹, 白殿春¹, 东俊光²

1. 沈阳工业大学电气工程学院, 沈阳 110870;

2. L&A 开发部, 日本村田机械株式会社, 爱知县犬山市 484-8502

摘要: 提出一种基于颜色直方图和 SIFT 混合特征的机器人视觉环境感知方法。该方法将颜色直方图的“色”与 SIFT 算法的“形”有机结合, 有效提高了感知精度和实时性。对图像进行平均亮度调整并对颜色直方图特征加入主颜色直方图, 使之对环境光照和动态变化具有更好的鲁棒性; 通过控制特征点数和加入局部颜色统计信息方式改进 SIFT 算法, 提高了特征生成速度和匹配准确度。利用分级匹配方法加速了特征检索过程, 并采用本文提出的基于数据知识的推理方法进一步提高了感知精度。仿真与实验结果表明, 随着数据库规模扩大, 本文方法在感知精度和实时性上的性能优势越发明显。

关键词: 视觉环境感知; 颜色直方图改进; SIFT 改进; 知识推理; 算法优化

Robot vision environmental perception method based on hybrid features

Yang Junyou¹, Ma Le¹, Bai Dianchun¹, Toshimitsu Higashi²

1. School of Electrical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;

2. Logistics and Automation Div, Muratec, Inuyama, Aichi 484-8502, Japan

Abstract: An image-matching method for robot environmental perception based on hybrid features from color histograms based on the scale-invariant feature transform (SIFT) is proposed. The SIFT is combined with color histograms to make a compromise between high perception accuracy and real-time processing needs. First, images are processed by making an average of the lightness, then the extracted features are added to the main color histogram, which is more robust against lightness and dynamics in the environment. The number of SIFT values is controlled and local color statistical information is added to the SIFT, which is more accurate and faster for real-time matching. After wards, the process of features-retrieval is accelerated by hierarchical matching. Finally, the scheme is optimized using the proposed reasoning method based on previous knowledge from databases, to further improve the accuracy of perception the simulation and experiment results show that when the scale of the database is growing, the advantage of the proposea method proposed is prominent.

Key words: vision-based environmental perception; color histogram modifying; SIFT modifying; knowledge reasoning; algorithm optimization

0 引言

环境感知是移动机器人环境理解、导航、规划、

行为决策的基础^[1]。计算机视觉是最能体现机器人智能化程度的技术关键之一^[2]。环境感知可分为局部感知与全局感知。相对局部感知, 全局感知不依赖初始信息, 避免了由机器人不确定运动所产

收稿日期: 2010-12-27; 修回日期: 2011-05-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(51075281); 辽宁省高等学校创新团队基金项目(LT2010081); 辽宁省自然科学基金项目(201102163)

第一作者简介: 杨俊友(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 1993 年于哈尔滨工业大学获电气工程博士学位, 主要研究方向为特种机器人、特种电机及其控制等。E-mail: junyouyang@sut.edu.cn

生的拐骗(kidnapping)等问题^[3-4]。基于图像特征匹配的机器人环境感知以实现简单、方法灵活、效果明显等优点在机器人全局感知领域得到广泛应用^[5]。图像特征从尺度上可分为局部特征和全局特征,从形式上又可分为颜色特征和形状特征。

基于标识(landmark)的匹配方法^[6]可分为人工标识^[7]和自然标识^[8],应用前提是必须获得地标在环境中的位置及机器人与地标的相对位置,需要大量的人工预处理,对系统设备的要求较高^[6]。基于场景(appearance)的匹配方法不需要大量的人工预处理并且可以在简单的视觉下实现^[3,5-6,9-10],对解决以上问题具有明显优势。相关工作还包括:文献[11]仅利用灰度图像中的全局特征结合蒙特卡罗法实现全局定位;文献[12]利用一组具有颜色信息的全局特征实现机器人室内定位;文献[13]利用一种显著区域的局部特征实现场景感知。以上工作都是基于单一类型的特征开展研究。文献[14]考虑到了全局和局部特征的利弊并将两者结合,但只是根据不同情况的切换,没有充分发挥二者的优势。

在动态、非结构化环境中,视觉全局感知准确性及实时性是两项关键指标。然而两个指标存在着矛盾:特征匹配感知以环境先验知识为前提,保证准确性势必需要足够的先验数据作支撑,如文献[15]中在 $2\text{ m} \times 2\text{ m}$ 范围内就需要 11×11 幅观测图像;另外,特征匹配本质上又是一种检索技术,过大的检索空间势必影响感知的实时性,特别是对于一些复杂的局部特征。因此,如何兼顾准确性与实时性是特征匹配视觉感知的关键问题。

为解决上述问题,提出一种基于场景的混合特征匹配感知方法,将颜色直方图和 SIFT(scale-invariant feature transform)相结合,覆盖了特征的全局与局部、形状与颜色 4 个方面,从而达到优势互补。首先对颜色直方图和 SIFT 特征作出改进,使之对环境变化有更强的鲁棒性并且减少了匹配时间,降低了匹配错误率;然后将二者结合提高了特征匹配的速度和正确率,并充分挖掘数据库中先验知识对感知信息进行推理,提高了感知精度。本文所提出方法有效地利用知识^[16]降低了对系统设备条件的要求^[17],并使机器人在视觉感知过程中,在具有高感知精度的前提下,表现出良好的实时性。

1 视觉特征改进

1.1 颜色直方图特征的改进

颜色直方图虽然对图像观测轴方向上的平移、旋转以及尺度变换有良好的稳定性,但是对光照和图像噪声等不利因素十分敏感^[18-19]。因此,预先将图像从 RGB 空间转为对光照变化较不敏感的 HSV 空间,并对图像亮度进行处理。设 $H_{M \times N \times O}$ 为图像 I 在 HSV 颜色空间上的直方图, M 、 N 、 O 分别为 H、S、V 的划分数。在 $H_{M \times N \times O}$ 中降低图像光照分量 V 的划分数,设为 $M \approx N \approx 2O$ 。选取光照阈值 θ_v ,对图像 $I(w \times h)$ 作如下预处理

$$I'(x, y, z) = f_{\theta}(I(x, y, z)) = \begin{cases} I(x, y, z) - \frac{I(x, y, z) - \theta_v}{\Delta_{\theta}} & I(x, y, z) > \theta_v \\ I(x, y, z) & I(x, y, z) < \theta_v \end{cases} \quad (1)$$

Δ_{θ} 为高于 θ_v 的像素值与 θ_v 差值的总和,即

$$\begin{cases} \Delta_{\theta} = \sum_{x=1}^w \sum_{y=1}^h \text{Sig}(x, y, I) \cdot (I(x, y, z) - \theta_v) \\ \text{Sig}(x, y, I) = \begin{cases} 1 & I(x, y, z) > \theta_v \\ 0 & I(x, y, z) < \theta_v \end{cases} \end{cases} \quad (2)$$

在动态环境中,传统颜色直方图会受到遮挡及物体位置改变等局部变化影响。本文引入主颜色直方图特征解决这一问题,首先假设如果两图像内容上具有很大相关性,那么相关内容的颜色分布也是一致的。在局部遮挡和动态变化不对相关内容产生较大影响的情况下,也不会改变其主要颜色的分布,因此主颜色直方图可以克服环境动态变化带来的干扰。其构造方法如下:对原有颜色直方图 $H_{M \times N \times O}$ 进行降序排序,除前 N_m 项外其余项设为零,

$$h_m(m, n, \rho) = \begin{cases} h(m, n, \rho) & h(m, n, \rho) \geq \theta_m \\ 0 & h(m, n, \rho) \leq \theta_m \end{cases} \quad (3)$$

式中, θ_m 为第 N_m 项分布(取 $M \times N \times O$ 的 25%) ,并且对 $H_m(m, n, \rho)$ 重新归一化得到主颜色直方图 \bar{H}_m 为

$$\begin{cases} \bar{H}_m(m, n, \rho) = \text{Normal}(H_m(m, n, \rho)) \\ \sum_{m, n, \rho} \bar{H}_m(m, n, \rho) = 1 \end{cases} \quad (4)$$

1.2 SIFT 算法改进

SIFT 是多尺度灰度图像空间上基于极值点的

局部特征,对旋转、尺度缩放保持不变性,对亮度变化、视角变化、仿射变换、噪声也保持较高的稳定性^[20]。该算法的提取步骤简述如下^[21-22]:

- 1) 将彩色图像转换为 32 位灰度图像;
- 2) 将灰度图像长宽放大 2 倍;
- 3) 用高斯卷积核以等比数列的方差系数对图像模糊化,得到一组不同尺度的模糊图像;
- 4) 将一组中倒数第 2 幅图像进行比例为 2 的降采样;
- 5) 重复 3) 4),直到最后一组图像足够小,得到高斯图像金字塔;
- 6) 将金字塔每组图像邻层相减,得到高斯差分图像金字塔(DoG);
- 7) 遍历 DoG 空间上所有点找出相对于本层和上下两层 8 连通域共 26 个像素的极值点;
- 8) 用插值方法对特征点精确定位并滤除边缘响应较大的点;
- 9) 计算特征点梯度方向与幅值;
- 10) 将坐标调整到特征点梯度方向后,对特征点周围邻域 $n \times n$ 的像素进行梯度直方图计算,从而得到最终的 SIFT 特征。

虽然 SIFT 具有良好的性能,但其生成算法复杂度及特征向量维数巨大,不利于机器人的实时感知。文献[23-24]给出了 SIFT 简化方法,但都以不同程度地牺牲特征稳定性为代价。特征点稳定性对于机器人感知十分关键,但其数量不需要过多。在不影响特征点稳定性前提下,文献[25]针对第 7) 步作出改进,用随机迭代的方式减小了特征点的搜索范围并且使特征点数可控,但是这种方法在特征点超过一定数量后优越性丧失并且其收敛性尚待证明。

采取另外一种控制特征点数量的策略降低算法的时间复杂度,即以调整 DoG 组数方式控制特征点数量。对于上述步骤 3) — 6),文献[21]中将 DoG 金字塔阶数建立到最后—阶图像足够小。但通过测试发现,从金字塔第 4 组数以上的所有图像得到的特征点数量很少,如图 1 所示。因此对第 4 组以上的特征点操作是低效的。

对原方法步骤 3) — 6) 修改:选择截止阶数 O_{Thr} (取 $O_{Thr} = 4$) 以及截止特征点数 N_F (取 $N_F = 100$)。

- 1) 建立组数为 O_{Thr} 的 DoG 金字塔;
- 2) 逐层逐组搜索特征点;
- 3) 当搜索到的特征点数目等于 N_F 时,完成当前

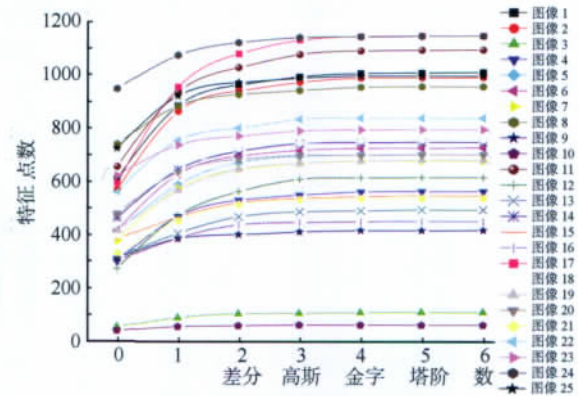


图 1 特征点数与 DoG 组数关系

Fig. 1 Relationship between number of keys and DoG octaves

层的搜索后停止搜索;

- 4) 跳转到下一层图像并转至步骤 3),如果当前为最后一层则停止。

SIFT 对形状信息具有良好特性,但它是一种灰度特征,忽略了大量值得利用的颜色信息。如图 2 所示(图 2 中有 5 条匹配线,最右边两条因为距离较近出现部分重合),最左边是一组 SIFT 误匹配点,两个匹配点的局部形状特征相似,但局部颜色信息存在差别。

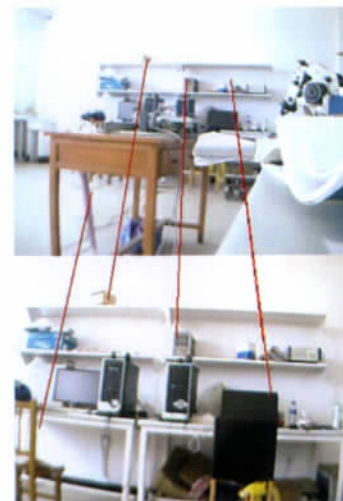


图 2 SIFT 颜色信息缺失导致错误匹配(左边第一组)

Fig. 2 Error-matching by default of color information of SIFT(No. 1 in left)

文献[26]将特征点临近区域颜色直方图信息作为 SIFT 特征点的颜色信息补充,但要在原本高维的 SIFT 特征中再加入 16×16 维的颜色特征,会增加特征匹配时间。事实上需要扩展的信息是作为

SIFT 的补充信息 不是完全独立于 SIFT 存在的 ,因此不必采用高维特征向量。本文采用特征点局部区域的加权颜色统计信息作为 SIFT 的颜色补充信息消除颜色缺失造成的误匹配。

具体做法如下: 设图像 I 在 HSV 空间上 H、S、V 分量图像以特征点 $F(x, y)$ 为中心 $n \times n$ 的临近区域构成的矩阵分别为 M_F^H 、 M_F^S 、 M_F^V ,那么特征点的局部颜色统计向量为

$$V_{lc} = \begin{bmatrix} h_{lc} \\ s_{lc} \\ v_{lc} \end{bmatrix} = \frac{1}{\|W\|} \begin{bmatrix} \sum_i \sum_j w_{ij} m_{ij}^H \\ \sum_i \sum_j w_{ij} m_{ij}^S \\ \sum_i \sum_j w_{ij} m_{ij}^V \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中 W 为加权系数矩阵 , n 由特征点所在的尺度决定。

2 混合特征匹配感知方法

2.1 机器人视觉环境信息数据库建立

选择机器人工作环境中若干观测点 ,获得该位置的环境信息 ,采集图像提取特征并建立数据库。数据库结构如图 3 所示 ,每幅图像对应一个匹配单元 ,包括图像特征及环境信息。图像特征包括直方图特征和 SIFT 特征 ,颜色直方图包括常规颜色直方图和按 1.1 节方法改进的主颜色直方图; SIFT 包含图像特征点特征 ,每个特征点对应局部颜色统计特征以及常规 128 维 SIFT 特征。建立 SIFT 特征时将特征点按其对应的物体关系存储 ,但图像中如人等动态内容上的特征点不被存入数据库。

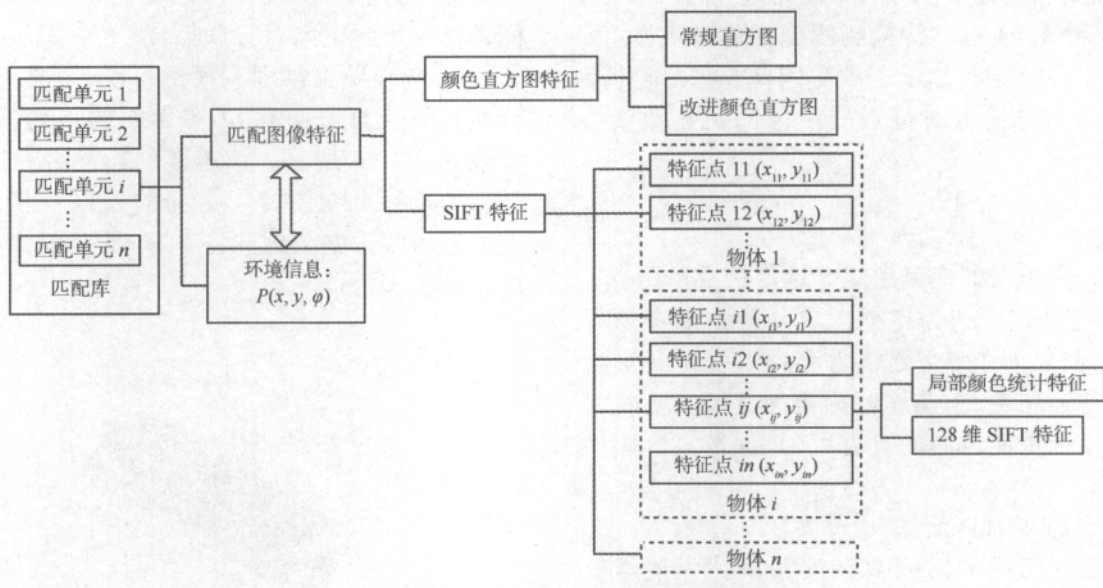


图 3 视觉环境信息数据库结构

Fig. 3 Data construction of vision environment information

2.2 特征匹配

采用分级匹配的方法进行机器人视觉感知。颜色直方图匹配速度远大于 SIFT 匹配并且对环境场景的宏观性有着较强的表征力。因此首先利用颜色直方图对数据库中匹配单元进行粗匹配 ,获得与当前观测图像相关性较大的图像集合 ,其次利用改进的 SIFT 特征对直方图筛选后的图像集合进行精确匹配。该方法可以有效滤除数据库中大量与待匹配图像无关的图像 ,屏蔽

了其复杂的 SIFT 特征匹配。最后 ,依据有效匹配的图像对观测图像做环境信息推理 ,得到待检测图像对应的环境信息。

2.2.1 直方图匹配与筛选

常规颜色直方图的维数众多、信息量大、描述精确 ,故采取算法复杂度较低的 Bhattacharyya 距离计算(式(6))。然而改进的颜色直方图的维数相对少 ,但描述精度较低 ,因此采取算法复杂度较大但准确度较好的 Correlation 距离计算(式(7))^[29]。

$$d_B(H_1, H_2) = \sqrt{1 - \sum_i^m \sum_j^n \sum_k^o H_1(i, j, k) \cdot H_2(i, j, k)} \quad (6)$$

$$\begin{cases} d_c(H_1, H_2) = \frac{H_1^*(i, j, k) \cdot H_2^*(i, j, k)}{\sqrt{\sum(H_1) \cdot \sum(H_2)}} \\ \sum(H) = \sum_{i, j, k}^{m, n, o} H^* \end{cases} \quad (7)$$

式中

$$H^*(i, j, k) = \left| H(i, j, k) - \frac{1}{m \times n \times o} \sum_i^m \sum_j^n \sum_k^o H(i, j, k) \right|$$

匹配单元中的两直方图特征与实时图像进行相似度计算,并降序排列。选定两个相似度阈值 θ_{CS} 、 θ_{MS} ,保留两序列中相似度大于阈值项。如果两序列中没有大于阈值项,则保留前 N_s 项,经处理后得到两个数据库信息筛选序列 A_c 以及 A_m 。

直方图对视角比较敏感,如果两图像直方图相匹配,则它们的观测角度相差不大。如果序列 A_c 和 A_m 项均与待检测图像内容有关联,则对应观测方向 φ 将趋于一致。因此,可以统计序列中方向的方差来对待观测图像的观测角度 $\tilde{\varphi}$ 做推理

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n V_{\varphi_i}^2 - n \bar{V}_{\varphi}^2 \right) \quad (8)$$

式中, V_{φ} 为角度的向量形式。选定接受阈值 θ_r ,当 σ^2 小于 θ_r 时,认为序列内容与待检测图像有相关性,如果大于 θ_r ,则认为序列中含有大量的直方图特征相关,但与实际内容无关项。此时需要统计序列观测方向的直方图,只保留直方图中前3项。

2.2.2 SIFT 特征匹配

特征点匹配的时间复杂度很高。为了降低匹配阶段的复杂度,先利用特征点的颜色统计特征进行匹配,当两点的颜色统计特征相匹配后,再检验两点的128维SIFT特征。构造局部颜色统计特征时,虽然比原算法增加了计算时间,但在匹配过程中可以屏蔽大量无关点匹配操作。另外,匹配库颜色统计特征是离线计算,在线计算仅是对当前图像的特征点操作,因此特征维数和算法复杂度都很低。

2.3 环境信息推理

文献[27-28]讨论了图像环境信息的推理,受到文献[11]的启发,本文引入“关联域”概念来进行环境信息推理。设图像与观测点位姿一一对应

$$f_{I \rightarrow P}: I_i \leftrightarrow Pos_i(x, y, \varphi) \quad (9)$$

$Cor(\cdot, \cdot)$ 为两个图像内容的关系算子,以SIFT匹配算子作为关系算子 Cor_{SIFT} 。设图像 I_x 、 I_k 存在相关内容并且可以由 Cor_{SIFT} 判定,即 $Cor_{SIFT}(I_x, I_k) \neq 0$ 。Pos 3种基本操作:纵移 $L_1(\cdot, \cdot)$ 、平移 $L_2(\cdot, \cdot)$ 、旋转 $L_3(\cdot, \cdot)$ 。对于 I_k 所对应的位姿 Pos_k 必有 $\theta_{Bi}(i=1, 2, 3)$ 使

$$Cor_{SIFT}(I_x, f_{I \rightarrow P}^{-1}(L_i(Pos_k, \theta_{Bi}))) = 0 \quad (10)$$

可以得出,对于 $f_{I \rightarrow P}(I_k)$ 必存在一个邻域 $U_k(Pos_k, \delta_k)$ 称为关联域,使得 $\forall Pos_k \notin \delta_k$ 有

$$Cor_{SIFT}(I_x, f_{I \rightarrow P}^{-1}(Pos_k)) = 0 \quad (11)$$

如果存在一组图像 $\langle I_i \rangle$,其中每幅图像都与待检测图像 I_x 对于 Cor_{SIFT} 相关,即 $Cor_{SIFT}(I_x, I_i) \neq 0$,那么可以推理出 I_x 对应的位姿属于 $\langle I_i \rangle$ 关联域的交集,即

$$f_{I \rightarrow P}(I_x) \in \cap \delta_i \quad (12)$$

将数据库中经直方图和SIFT匹配成功后的图像视为待测图像 I_x 关联集合 $\langle I_i \rangle$,只要确定 δ_i ,即可对 Pos_x 做出推理。根据尺度、平移、仿射等变换对颜色直方图和SIFT影响的不同,选定关联域 δ ,如图4所示。该矩形的长宽由 I_x 与 I_i 相匹配的特征点在图像X方向的差以及相同物体上的最小闭包差决定。将 $\cap \delta_i$ 的几何中心作为 Pos_x 的推理值。

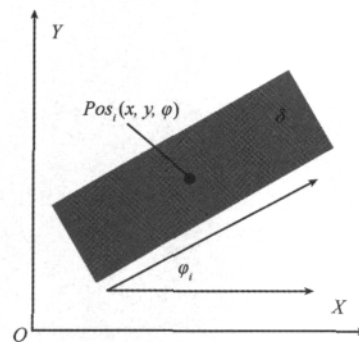


图4 图像关联域示意图

Fig. 4 Related region

2.4 混合特征环境感知方法框架

图5为基于改进的颜色直方图与SIFT特征混合算法结构框架。可以看出为了加速检索,每次检索后将数据库中 A_{SIFT} 序列对应的匹配单元按匹配特征点数调整数据库中的记录位置,在下次检索中会优先检索这些数据。因此增加了初始检索的成功率,加速了检索过程。

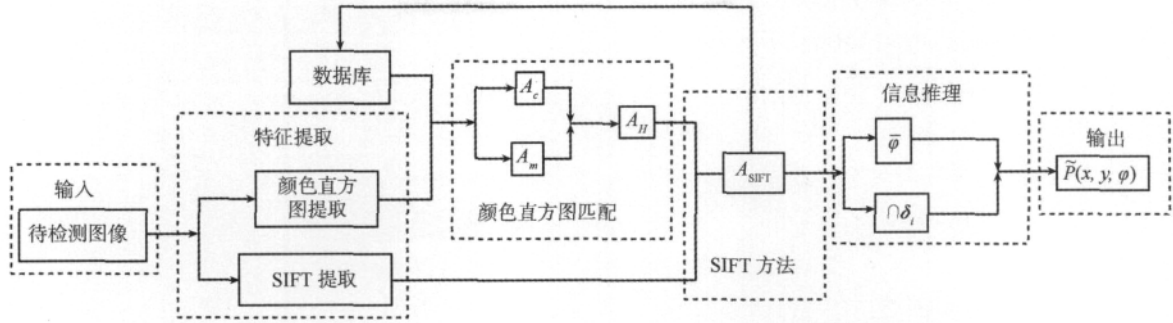


图 5 混合特征视觉环境感知框架

Fig. 5 Framework of vision-based environment perceptions

3 实验与分析

从单纯算法性能以及机器人实际的环境感知两方面对所提出方法进行评价。

3.1 算法性能评价

为评价提出的混合特征匹配算法的性能,采用执行效率较高的 SQLite 嵌入式数据库。选取 18 × 8 m²室内环境中的观测点,对每个观测点从相对 X 方向 0° ~ 360° 范围内每隔 22.5° 采集一幅观测图像,调整图像尺寸到 320 × 240,并根据 2.1 节方法

建立环境感知数据库。在实验阶段,该数据库规模可控。另采集 100 幅实验图像并记录其位姿信息,图像中包括了时间、行人、光照局部遮挡等因素。图 6 为本文方法 (Hybrid) 与传统 SIFT 方法感知时间与感知误差的比较,表 1 为统计结果。可以看出,由于 SIFT 特征的局部性和高维性,在数据库规模扩大时存在大量待匹配点,同时无关特征点数量随之增加,匹配时间也随之增加。对特征的改进、匹配过程的分级优化以及颜色信息的表征使得本方法在感知时间和误差指标中均优于传统方法,并且随着数据库规模的扩大,本文方法优势越发明显。

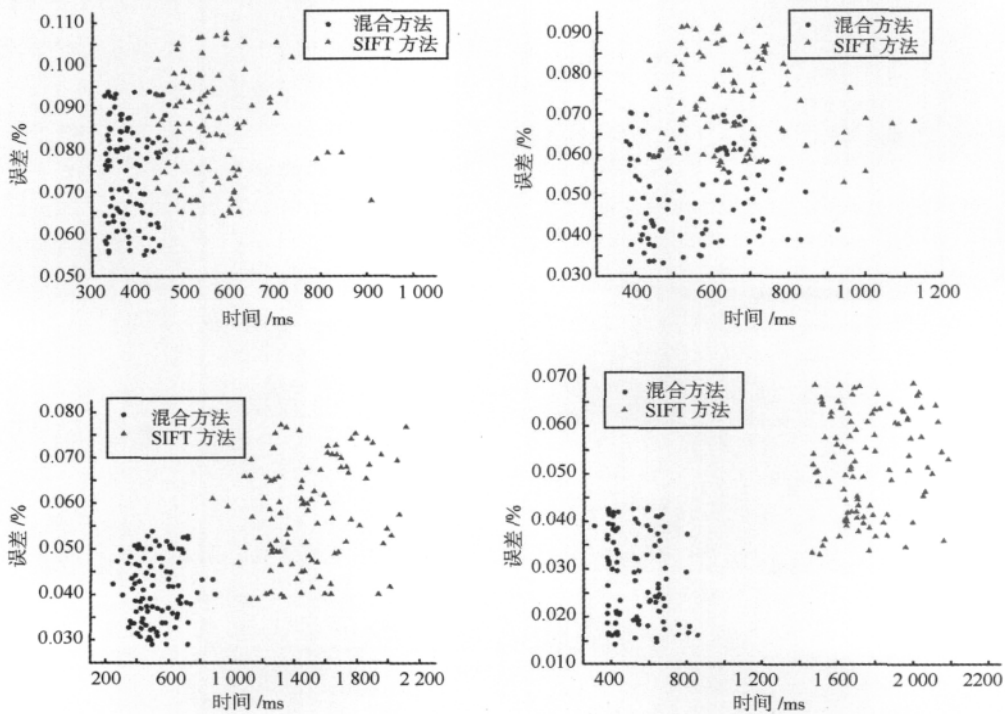


图 6 本文方法与 SIFT 方法在不同数据库规模下的性能比较

Fig. 6 Comparison of hybrid method with SIFT in different database scales

表 1 两方法性能对比表

Table 1 Performance-contrast between two methods

| 数据库规模 | Hybrid 平均时间/ms | SIFT 平均时间/ms | Hybrid 平均误差/% | SIFT 平均误差/% |
|----------|----------------|--------------|---------------|-------------|
| 16 × 32 | 378. 853 | 562. 193 | 7. 492 | 8. 466 |
| 16 × 64 | 551. 872 | 663. 213 | 5. 010 | 7. 264 |
| 16 × 128 | 520. 757 | 1 482. 73 | 4. 088 | 5. 777 |
| 16 × 256 | 530. 765 | 1 751. 40 | 2. 841 | 5. 208 |

3.2 机器人实时环境感知评价

以日本村田机械株式会社的全方位移动 6 自由度机器人平台(见图 7),检验实际环境感知过程的鲁棒性、准确性和实时性。图 8 为机器人视觉感知实验测试系统平台,实验配置如表 2 所示。



图 7 村田机械株式会社移动操作机器人
Fig. 7 Mobile manipulator of muratec

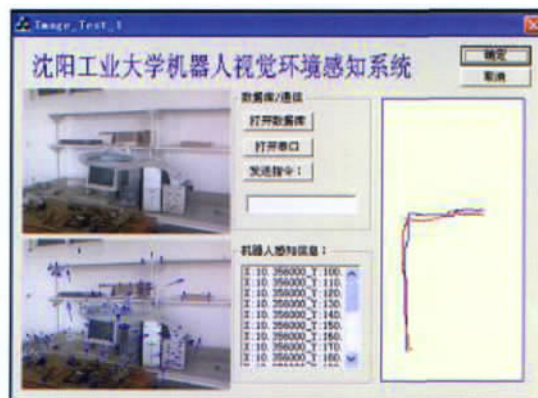


图 8 机器人视觉感知实验测试系统平台
Fig. 8 Robot vision experiment system

表 2 实验配置

Table 2 Experimental configuration

| 项目 | 规格数据 |
|-----------|----------------|
| 机器人型号 | Muratec RCA87A |
| 实验环境面积 | 18 m × 8 m |
| 程序开发环境 | VC++ 6.0 |
| 视觉处理 SDK | OpenCV1.0 |
| 数据库 | SQLite |
| 数据库规模/副 | 32 × 40 × 16 |
| 处理图像尺寸/像素 | 320 × 240 |

在实验环境中设定机器人运动轨迹,机器人通过数码相机对环境信息实时感知,图 9 为机器人实验视频。给定机器人速度为 10 cm/s。实验过程中加入光照变化及行人局部遮挡因素,其中通过调整室内荧光灯开启数量实现光照变化。感知过程中机器人运行平稳,显现了较强的鲁棒性。

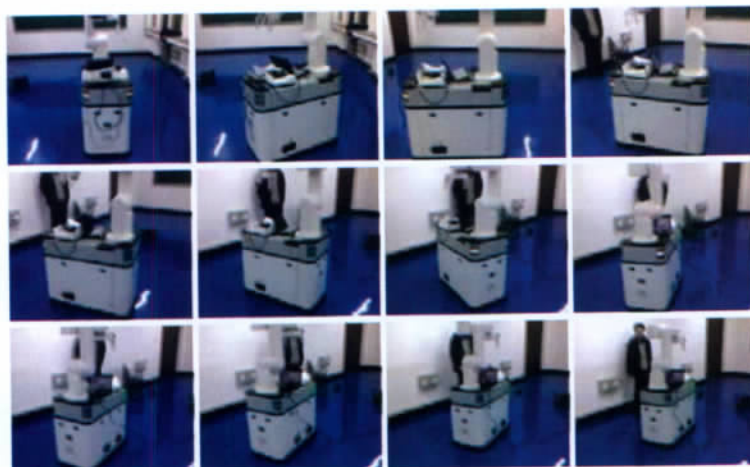


图 9 有行人遮挡和不同光照条件下的机器人感知视频
Fig. 9 The video of real robot environmental perception with the occlusion of human and change of light

表 3 为单次机器人感知过程的平均消耗时间, 平均感知时间在 1 s 以下。图 10 为机器人视觉感知结果与实际轨迹对比, 其中实际轨迹由机器人里程计给出, 采集频率设为 20 Hz, 误差小于 0.05%。估计路径与实际路径的最大偏差小于 3.2%。

通过以上实验数据可以得出, 本文方法在机器人实际感知中具有很强的鲁棒性和很好的实时性, 并且保持了很高的感知精度。

表 3 感知过程各环节耗时

Table 3 Time-consuming in each step of perception

| 感知过程 | 耗时/ms |
|-----------|------------|
| 图像采集 | 28.329 97 |
| 调整尺寸 | 10.674 31 |
| HSV 转换 | 3.459 03 |
| 直方图特征提取 | 1.032 78 |
| SIFT 特征提取 | 367.413 26 |
| 直方图匹配与筛选 | 53.270 72 |
| SIFT 匹配 | 137.863 23 |
| 环境信息推理 | 12.495 65 |
| 总计 | 614.538 95 |

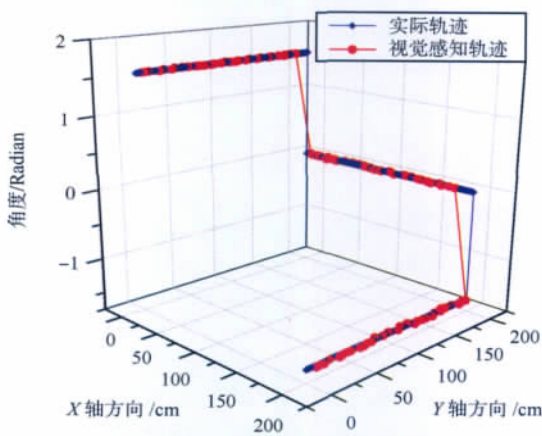


图 10 视觉感知与里程计数据对比

Fig. 10 Contrast between the data from vision and from odometer

4 结 论

通过混合特征匹配方法实现机器人视觉全局环境感知, 有效解决了准确性与实时性兼顾问题, 并得到以下结论:

1) 改进颜色直方图和 SIFT 特征, 提高了特征生

成的速度, 并且增强了特征匹配的稳定性。

2) 提出的混合方法可以有效兼顾准确性与实时性, 特别是在数据库规模增大时方法的优越性越发明显; 在实际感知过程中对于光照变化和局部遮挡也有良好的鲁棒性。

3) 有效地挖掘数据库中的先验知识, 提高了算法的性能, 并且可以减少人工工作、降低对系统设备配置的要求。

本文的数据库建立过程是需要人参与的, 为了进一步提高方法的智能水平以及实用性, 将在以下方面开展工作: 1) 增加用于自主获得数据库信息的学习模块; 2) 进一步挖掘数据库可利用的知识来提高算法性能; 3) 对本文方法基于的假设条件进行深入理论探究。

参考文献(References)

- [1] Xia T K, Yang M, Yang R Q. Progress in monocular vision based mobile robot navigation [J]. Control and Decision 2010, 25(1): 1-7. [夏庭锴, 杨明, 杨汝清. 基于单目视觉的移动机器人导航算法研究进展[J]. 控制与决策 2010, 25(1): 1-7.]
- [2] Huang X L, Jiang X N, Lu H Q, et al. Survey of vision for autonomous navigation [J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2010, 28(2): 158-165. [黄显林, 姜肖楠, 卢鸿谦, 等. 自主视觉导航方法综述[J]. 吉林大学学报 2010, 28(2): 158-165.]
- [3] DeSouza G N, Kak A C. Vision for mobile robot navigation: a survey [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2002, 24(2): 237-267.
- [4] Stephen S, David L, Jim L. Mobile robot localization and mapping with uncertainty using scale-invariant visual land-marks [J]. The International Journal of Robotics Research, 2002, 21(8): 735-758.
- [5] Francisco B F, Alberto O, Gabriel O. Visual navigation for mobile robots: a survey [J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications 2008, 53(3): 263-296.
- [6] Lu H M, Zhang H, Zheng Z Q. A review of vision-based mobile robot's self-localization [J]. Journal of Central South University (Science and Technology) 2009, 40(1): 127-134. [卢惠民, 张辉, 郑志强. 基于视觉的移动机器人自定位问题[J]. 中南大学学报 2009, 40(1): 127-134.]
- [7] Liu Z Y, Jiang N, Zhang L T. Self-localization of mobile robots based on artificial landmarks and stereo vision [J]. Computer Engineering and Applications 2010, 46(9): 190-192. [刘振宇, 姜楠, 张令涛. 基于人工路标和立体视觉的移动机器人自定位[J]. 计算机工程与应用 2010, 46(9): 190-192.]
- [8] Stephen S, David G L, James J L. Vision-based global localization and mapping for Mobile robots [J]. IEEE Transactions on

- Robotics 2005 21(3) : 364-375.
- [9] Gao Q J ,Li J ,Ma L ,et al. Road crossing scene recognition for robot vision based location [J]. Journal of Image and Graphics , 2009 ,14(12) : 2510-2516. [高庆吉,李娟,马乐,等. 机器人视觉定位中的路口场景识别方法研究[J]. 中国图象图形学报 , 2009 ,14(12) : 2510-2516.]
- [10] Li G Z ,An C W ,Yang G S ,et al. Scene recognition for mobile robot localization [J]. Robot 2005 27(2) : 123-127. [李桂芝,安成万,杨国胜,等. 基于场景识别的机器人定位方法研究[J]. 机器人, 2005 27(2) : 123-127.]
- [11] Jürgen W ,Wolfram B ,Hans B. Robust vision-based localization by combining an image-retrieval system with Monte Carlo localization [J]. IEEE Transactions on Robotics ,2005 ,21(2) : 208-216.
- [12] Zhou C ,Wei Y C ,Tan T N. Mobile robot self-localization based on global visual appearance features [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway , NJ ,USA: IEEE Robotics & Autom Soc. 2003: 1271-1276.
- [13] Wang L ,Lu X X ,Cai Z X. Local salient regions based natural scene recognition [J]. Journal of Image and Graphics ,2008 , 13(8) : 1594-1600. [王璐,陆筱霞,蔡自兴. 基于局部显著区域的自然场景识别[J]. 中国图象图形学报, 2008 ,13(8) : 1594-1600.]
- [14] Christian W ,Hashem T ,Andreas M. A hybrid approach for vision-based outdoor robot localization using global and local image features [C]//Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway NJ , USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. 2007: 1047-1052.
- [15] Hashem T ,Andreas Z. Using scale space image histograms for global localization of mobile robots[C]//Proceedings of the 36th International Symposium Robotics. Tokyo ,Japan: Japan Robot Association 2005: 367-373.
- [16] Xu D ,Tan M. Development and classification of knowledge-based visual measurement for robots [J]. Control and Decision ,2010 , 25(4) : 481-486. [徐德,谭民. 基于知识的机器人视觉测量分类与进展[J]. 控制与决策, 2010 25(4) : 481-486.]
- [17] Zhuang Y ,Chen D ,Wang W. Status and development of natural scene understanding for vision-based outdoor mobile robot [J]. Acta Automatica Sinica 2010 36(1) : 1-11. [庄严,陈东,王伟. 移动机器人基于视觉室外自然场景理解的研究与进展[J]. 自动化学报, 2010 36(1) : 1-11.]
- [18] Shapiro L G ,Stockman G C. Computer Vision [M]. London: Prentice Hall 2001: 60-66.
- [19] Seong O S ,TaeSun C. Edge color histogram for image retrieval [C]//Proceedings of the International Conference on Image Processing. Piscataway ,NJ ,USA: IEEE Signal Process Soc. 2002: 957-960.
- [20] Krystian M ,Cordelia S. A performance evaluation of local descriptors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2005 27(10) : 1615-1630.
- [21] David G L. Object recognition from local scale-invariant features [C]//Proceedings of the International Conference on Computer Visio. Piscataway ,NJ ,USA: IEEE Computer Society ,1999: 1150-1157.
- [22] David G L. Distinctive Image features from scale-invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision ,2004 , 60(2) : 91-110.
- [23] Herbert B ,Tinne T ,Luc V G. SURF: speeded up robust features [C]//Proceeding of the 9th European Conference on Computer Vision. Graz ,Austria: Springer 2006: 404-417.
- [24] Liu L ,P F Y ,Zhao K. Simplified SIFT algorithm for fast image matching [J]. Infrared and Laser Engineering ,2008 ,37(1) : 181-184. [刘立,彭复员,赵坤. 采用简化 SIFT 算法实现快速图像匹配[J]. 红外与激光工程, 2008 37(1) : 181-184.]
- [25] Hashem T ,Andreas Z. Global robot localization using iterative scale invariant feature transform [C]//Proc. of the 36th International Symposium on Robotics (ISR) . Tokyo ,Japan: Japan Robot Association 2005: 326-332.
- [26] Cosmin A ,Philippe B. SIFT-CCH: increasing the SIFT distinctness by color co-occurrence histograms [C]//Proceedings of International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis. Piscataway NJ ,USA: Inst. of Elec. and Elec. Eng. Computer Society 2007: 130-135.
- [27] Sim R ,Dudek G. Learning generative models of invariant features [C]//Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway NJ ,USA: IEEE Robotics & Autom Soc. 2004: 3481-3488.
- [28] Robert S ,Gregory D. Learning visual landmarks for pose estimation [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway ,NJ ,USA: IEEE Robotics & Autom Soc. 1999: 1972-1978.
- [29] Yang J Y ,Cao S A ,Ma L. A method for indoor robots visual perception based on multi-feature fusion [C]//Proceeding of International Conference on E-Product E-Service and E-Entertainment. Piscataway NJ ,USA: IEEE Computer Society , 2010: 1-4.