

视觉 SLAM 中基于误匹配风险预测的特征选择

刘志斌, 吴显亮, 徐文立, 石宗英

(清华大学自动化系清华信息科学与技术国家实验室, 北京 100084)

摘要: 针对视觉 SLAM (同时定位与建图) 问题, 提出了一种预测误匹配风险最小化的特征选择方法. 该方法采用预测误匹配风险来衡量新检测到的特征对未来特征匹配过程的影响, 然后采用多级排序的方法优先选择误匹配风险小且重现率高的候选特征进行初始化. 该方法能根据系统状态估计不确定度的强弱自适应地选择不易被误匹配的特征, 从而保证了 SLAM 算法的收敛性和一致性. 在实际单目视觉 SLAM 系统上的对比实验表明, 本文方法在降低特征误匹配率和保证 SLAM 结果的正确性等方面具有明显优势.

关键词: 视觉 SLAM; 特征选择; 特征匹配; 误匹配风险预测

中图分类号: TP242.6+2

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2010)-05-0635-07

Erroneous Matching Risk Prediction Based Feature Selection for Visual SLAM

LIU Zhibin, WU Xianliang, XU Wenli, SHI Zongying

(Tsinghua National Laboratory for Information Science and Technology, Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: A predictive erroneous matching risk minimization based feature selection method is proposed for visual SLAM (simultaneous localization and mapping). It uses predictive erroneous matching risk to measure the influence of newly detected features on the oncoming feature matching process. Then, based on a multi-layer ranking method, the new features with lower erroneous matching risk and higher repeatability are selected for initialization with priority. This method can adaptively select good features that are not prone to be erroneously matched according to the uncertainty in state estimation. Therefore, the convergency and consistency of the SLAM algorithm can be ensured. The comparative experiment results on a mono-SLAM system validate that the proposed method has significant advantages over the existing methods in reducing erroneous matching rate and ensuring the correctness of state estimation.

Keywords: visual SLAM (simultaneous localization and mapping); feature selection; feature matching; erroneous matching risk prediction

1 引言 (Introduction)

近年来, 视觉同时定位与建图 (SLAM) 问题在移动机器人领域和计算机视觉领域均成为研究热点^[1-2]. 任何一个视觉 SLAM 系统都需要解决两个基本问题: 一是如何在线地选择新的特征并添加到增量式构建的地图中去, 即特征初始化问题; 二是如何将当前图像上的特征与已构建的地图中的特征进行关联, 即特征匹配或数据关联问题. 现有的 SLAM 系统大都采取了一种自底向上的思路, 即先用某种特征提取算法 (如 Harris^[3] 或 SIFT^[4] 等) 检测新特征 (如点^[5]、线段^[6] 或面片^[7] 等) 并采用延迟^[8] 或非延迟^[9] 的方法初始化为地图标志, 然后, 由特征匹配模块负责后续的匹配, 即将特征初始化与特征匹配作为两个独立的问题进行研究. 对于其

中的特征选择问题, 也有一些学者进行了考虑. 例如 Davison 等^[2] 优先选择不与老特征重叠且 Harris 角点检测响应值较大的特征, Lemaire 等^[10] 则选择在图像上散布较开的 Harris 角点, Chekhlov 等^[8] 基于延迟初始化的方法优先选择重现率 (repeatability) 高的角点特征. 这些方法虽然在一定程度上也考虑了特征选择要便于后续的特征匹配, 但是并没有给出定性或定量的分析, 也没有针对所采用方法的效用进行实验研究.

本文采用自顶向下和自底向上相结合的思路, 将特征初始化与特征匹配问题联系起来考虑, 采用预测的误匹配风险定量地衡量检测到的新特征对后续特征匹配过程的影响, 然后将这些新特征按照风险值、检测邻域大小和特征响应强度进行多级排序,

优先选择误匹配风险最小且重现率高的特征子集添加到地图中去。这样就尽可能地使将来可能出现的特征误匹配在特征初始化阶段得到抑制,更好地保证了特征匹配的正确性及 SLAM 滤波算法的收敛性和一致性。

2 误匹配风险预测与多级排序特征选择 (Erroneous matching risk prediction and multi-layer ranking based feature selection)

为保证 SLAM 系统的实时性,本文借鉴 Davison 等^[2]的做法进行特征检测,即仅当图像上成功匹配的地图特征数目少于某预先指定的值时才运行特征检测算法,并仅对图像上没有地图特征分布的区域进行检测。不同的是,本文采用双阈值来控制特征检测算法的输出结果。以 Harris 角点提取算法为例,对角点响应值 γ 设置高、低两个阈值 H_h 与 H_L 。将满足 $\gamma \geq H_h$ 的点作为新特征点,而将 $H_L \leq \gamma < H_h$ 的点作为潜在特征点。阈值 H_h 可根据具体需求以经验方式确定,通常使得检测到的特征点的数目不至于太多或太少,而且尽可能地抑制那些位于直线边缘上的弱特征。而阈值 H_L 可按下式设置:

$$H_L = \max((1 - \lambda)H_h, T) \quad (1)$$

其中 T 是根据经验设置的一个下限值;比例因子 λ ($0 < \lambda < 1$) 则反映了角点响应值波动的幅度,可通过统计特征点在不同图像上对应的响应值的变化情况得到。

对于任意一个新特征,它所对应的可能的误匹配情况有两类:一是该新特征自身被误匹配到其它特征,二是地图上已有的老特征被误匹配到该新特征。第 2.2 和 2.3 节将分别对这两类情况进行详细讨论,然后在 2.4 节中给出综合误匹配风险评价和特征显著性的多级排序特征选择方法。

2.1 预测匹配搜索域的确定

对于任一特征,设它在当前时刻的图像 M_t 上的

位置为 $f_t = (u_t, v_t)^T$, 而它在下一时刻图像 M_{t+1} 上的位置为 $f_{t+1} = (u_{t+1}, v_{t+1})^T$ 。假设 $\hat{f}_{t+1} = (\hat{u}_{t+1}, \hat{v}_{t+1})^T$ 表示 SLAM 滤波器给出的该特征在图像 M_{t+1} 上的预报位置,而 Σ_{t+1} 为该预报位置误差的协方差矩阵。假设 $t+1$ 时刻该特征在图像 M_{t+1} 上的候选匹配搜索区域 ψ_{t+1} 如图 1 右侧的椭圆所示,该椭圆的大小和形状由 Σ_{t+1} 的 $N\sigma$ 域决定 (N 通常取为 2 或 3,以覆盖 95% 或 99% 的可能范围)。那么,从概率观点来看,存在如下的关系:

$$E[f_{t+1}] = \hat{f}_{t+1}, \quad Var[f_{t+1}] = \Sigma_{t+1} \quad (2)$$

注意,在上式中将 f_{t+1} 看作随机变量,而将 \hat{f}_{t+1} 当作一个给定的常值。这是合理的,因为 \hat{f}_{t+1} 可以从 SLAM 滤波器的预报值得到,而 f_{t+1} 却是未知的。

假设 f_{t+1} 和 \hat{f}_{t+1} 的相对位置关系如图 1 中右图所示,那么该特征的搜索区域 ψ_{t+1} 映射到图像 M_t 上所对应的位置将如图 1 左图中的实线椭圆所示。当 f_{t+1} 在 ψ_{t+1} 中变动时,对应的 M_t 上的映射区域也随之变化,在这个变化过程中映射区域所覆盖的总区域即为该特征的预测匹配搜索区域 ϕ_t , 如图 1 左图中大虚线椭圆所示。经过推导可知该预测匹配搜索区域 ϕ_t 正好对应着某个协方差矩阵 Σ_{t+1}^* 的 $N\sigma$ 域,而 Σ_{t+1}^* 与 Σ_{t+1} 满足如下关系式:

$$\Sigma_{t+1}^* = 2\Sigma_{t+1} \quad (3)$$

也就是说,预测匹配搜索域 ϕ_t 在形状上与 ψ_{t+1} 相似,但面积是 ψ_{t+1} 的 $\sqrt{2}$ 倍。可见,待考察的邻域将随着 SLAM 状态估计的不确定度的变化而自适应地扩大或缩小。

2.2 新特征被误匹配的风险

某新特征被误匹配到其它特征的风险应该是以下 3 种情况所对应的风险的总和: 1) 该新特征与位于其邻域内的地图中已有老特征发生误匹配; 2) 该新特征与其邻域内的其它新特征发生误匹配; 3) 该新特征与其邻域内的潜在特征发生误匹配。

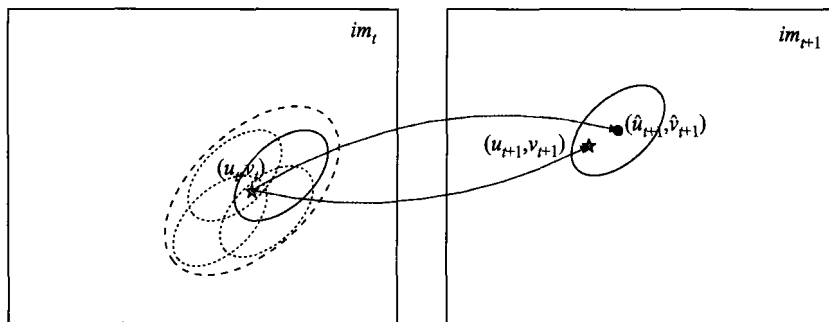


图 1 预测匹配搜索域的映射

Fig.1 Inverse mapping for the predictive search region for finding matching

假设出现在图像上的地图中已有的老特征数目为 N_0 , 并记老特征为 $F_i, i=1, \dots, N_0$. 设当前图像上检测到的新特征数目为 N_n , 并记新特征为 $f_j, j=1, \dots, N_n$; 而检测到的潜在特征点数目为 N_b , 并记潜在特征为 $w_k, k=1, \dots, N_b$. 对于任一新特征 f_j , 假设其对应的协方差矩阵为 Σ_{f_j} , 根据 2.2 节中的讨论可知, 其预测匹配搜索区域 ϕ_j 为协方差矩阵 $\Sigma_{f_j}^* = 2\Sigma_{f_j}$ 的 $N\sigma$ 椭圆区域. 设被包含于该邻域内的相似老特征的数目为 n_0 , 并记这些老特征为 $F_{Q(l)}, l=1, \dots, n_0$, 指标函数 $Q(l)$ 的取值范围为 $\{1, \dots, N_0\}$, 对应于老特征的标号; 被包含于该邻域内的相似的新特征的数目为 n_n , 并记这些新特征为 $f_{Q(m)}, m=1, \dots, n_n$, 指标函数 $Q(m)$ 的取值范围为 $\{1, \dots, N_n\}$, 对应于新特征的标号; 被包含于该邻域内的相似的潜在特征的数目为 n_b , 并记这些潜在特征为 $w_{Q(q)}, q=1, \dots, n_b$, 指标函数 $Q(q)$ 的取值范围为 $\{1, \dots, N_b\}$, 对应于潜在特征的标号.

于是对该新特征搜索匹配时所得的候选匹配集合为 $C = \{F_{Q(l)}\}_{n_0} \cup \{f_{Q(m)}\}_{n_n} \cup \{w_{Q(q)}\}_{n_b} \cup \{f_j\}_1$, 包含的候选匹配总个数为 $N_C = 1 + n_0 + n_n + n_b$. 对于任一候选匹配 $c_\alpha \in C, \alpha = 1, \dots, N_C$, 根据二元正态分布的概率密度函数的表达式, 可求得该候选匹配位置处对应的概率密度函数值:

$$p(c_\alpha) = \frac{1}{2\pi |\Sigma_{f_j}^*|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (c_\alpha - f_j)^T \Sigma_{f_j}^{*-1} (c_\alpha - f_j) \right] \quad (4)$$

于是该候选匹配被选中为最终匹配的概率为:

$$P(c_\alpha) = \frac{p(c_\alpha)}{\sum_{\beta=1}^{N_C} p(c_\beta)} \quad (5)$$

若 $c_\alpha \neq f_j$, 即该候选匹配不是真实匹配, 则需要计算此误匹配的损失 $L(c_\alpha)$. 关于损失函数的选择, 有以下两点考虑: 1) 误匹配的位置距离其真实位置越远 (马氏距离度量意义下), 危害将越大; 2) 该特征与 SLAM 状态向量的相关性越强, 被误匹配的危害越大, 这里相关性强弱可用互信息衡量 (类似的思想在特征匹配领域也曾被 Davison^[11] 和 Chli 等^[12] 所采用). 因此误匹配损失函数如下定义:

$$L(c_\alpha) = \left[(c_\alpha - f_j)^T \Sigma_{f_j}^{-1} (c_\alpha - f_j) \right]^{1/2} \cdot I(f_j; X) \quad (6)$$

上式中等式右侧第 1 项为马氏距离, 第 2 项为该待匹配特征 f_j 与 SLAM 系统状态向量 X (摄像头位姿向量或者包含了所有地图标志的增广向量) 的互信息, 可按下式求得^[12]:

$$I(f_j; X) = \frac{1}{2} \log \frac{|\Sigma_{f_j}| |\Sigma_X|}{|\Sigma_{Y_j}|} \quad (7)$$

其中 Σ_{Y_j} 为增广向量 $y_j \triangleq (f_j, X)^T$ 的协方差矩阵. 因此特征 f_j 被误匹配的风险可表示为:

$$\begin{aligned} R(f_j) &= \sum_{c_\alpha \in C, c_\alpha \neq f_j} P(c_\alpha) \cdot L(c_\alpha) \\ &= I(f_j; X) \cdot \sum_{c_\alpha \in C, c_\alpha \neq f_j} P(c_\alpha) \cdot \left[(c_\alpha - f_j)^T \Sigma_{f_j}^{-1} (c_\alpha - f_j) \right]^{1/2} \end{aligned} \quad (8)$$

2.3 新特征导致老特征被误匹配的风险

当一个新特征被引入时, 它可能导致地图中多个已有的老特征被误匹配到它上面. 对于任一老特征 F_i , 我们来衡量新特征 f_j 导致其误匹配的风险. 类似 2.2 节, 设 F_i 对应的协方差矩阵为 $\bar{\Sigma}_{F_i}$, 其预测匹配搜索域 Φ_i 为协方差矩阵 $\bar{\Sigma}_{F_i}^* = 2\bar{\Sigma}_{F_i}$ 的 $N\sigma$ 椭圆区域. 设该区域内的相似老特征数目为 n'_0 , 并记这些老特征为 $F_{Q'(l)}, l=1, \dots, n'_0$, 指标函数 $Q'(l)$ 的取值范围为 $\{1, \dots, N_0\}$, 对应于老特征的标号; 该邻域内的相似新特征数目为 n'_n , 并记这些新特征为 $f_{Q'(m)}, m=1, \dots, n'_n$, 指标函数 $Q'(m)$ 的取值范围为 $\{1, \dots, N_n\}$, 对应于新特征的标号; 该邻域内的相似潜在特征数目为 n'_b , 并记这些潜在特征为 $w_{Q'(q)}, q=1, \dots, n'_b$, 指标函数 $Q'(q)$ 的取值范围为 $\{1, \dots, N_b\}$, 对应于潜在特征的标号. 于是, 下一时刻, 这个老特征的候选匹配集合为 $C' = \{F_{Q'(l)}\}_{n'_0} \cup \{f_{Q'(m)}\}_{n'_n} \cup \{w_{Q'(q)}\}_{n'_b} \cup \{F_i\}_1$, 包含的候选匹配总个数为 $N'_C = 1 + n'_0 + n'_n + n'_b$. 若 $f_j \notin C'$, 则新特征 f_j 导致老特征 F_i 误匹配的风险 $R_{F_i}(f_j) = 0$; 否则, 将按如下步骤来计算其风险. 首先, 对于任一候选匹配 $c'_\alpha \in C', \alpha = 1, \dots, N'_C$, 其对应的概率密度函数值:

$$p(c'_\alpha) = \frac{1}{2\pi |\bar{\Sigma}_{F_i}^*|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (c'_\alpha - F_i)^T \bar{\Sigma}_{F_i}^{*-1} (c'_\alpha - F_i) \right] \quad (9)$$

于是 f_j 被选中为 F_i 的最终匹配的概率为:

$$P_{F_i}(f_j) = \frac{p(c'_\alpha | c'_\alpha = f_j)}{\sum_{\beta=1}^{N'_C} p(c'_\beta)} \quad (10)$$

此误匹配对应的损失函数与风险函数分别为:

$$L_{F_i}(f_j) = \left[(f_j - F_i)^T \bar{\Sigma}_{F_i}^{-1} (f_j - F_i) \right]^{1/2} \cdot I(F_i; X) \quad (11)$$

$$R_{F_i}(f_j) = P_{F_i}(f_j) \cdot L_{F_i}(f_j) \quad (12)$$

其中互信息 $I(F_i; X)$ 按照下式计算:

$$I(F_i; X) = \frac{1}{2} \log \frac{|\bar{\Sigma}_{F_i}| |\Sigma_X|}{|\bar{\Sigma}_{Y_i}|} \quad (13)$$

式中 $\bar{\Sigma}_{Y_i}$ 为增广向量 $(F_i, X)^T$ 的协方差矩阵. 于是对于整个老特征集合, 新特征 f_j 导致的误匹配风险总和为:

$$r(f_j) = \sum_{i=1}^{N_0} R_{F_i}(f_j) = \sum_{i=1}^{N_0} P_{F_i}(f_j) \cdot L_{F_i}(f_j) \quad (14)$$

综上, 可以得到新特征 f_j 的总的误匹配风险为:

$$\bar{R}(f_j) = R(f_j) + r(f_j) \quad (15)$$

2.4 基于多级排序的特征选择

当仅根据上述的误匹配风险对新特征进行排序时, 可能出现多个特征的风险评价价值相同的情况, 因此有必要综合考虑特征的显著性和独特性等因素对它们进行多级排序, 以便 SLAM 系统优先选择排序靠前的优良特征进行初始化.

对此, 有以下两点考虑: 1) 通常在更大邻域内都较为独特的特征会更不容易被误匹配, 所以对于风险值相同的特征, 搜索邻域大者更优; 2) 特征的响应值在一定程度上代表了其显著性, 通常响应值越大的特征其重现率也会越高, 而特征的重现是能被正确匹配的前提, 因此独特程度相同的特征响应值大者更优.

综上, 得到如下的多级排序方法: 首先, 第 1 级排序将各个新特征按照它们的预测误匹配风险值 $\bar{R}(f_j)$ 由小到大进行排列; 然后, 对于那些风险值相同的特征, 将根据它们的预测匹配搜索区域的面积由大到小进行第 2 级排序; 最后, 如果某些特征的

搜索区域面积仍相同, 则根据特征检测算法给出的响应值由大到小进行第 3 级排序.

3 实验结果及分析 (Experimental results and analysis)

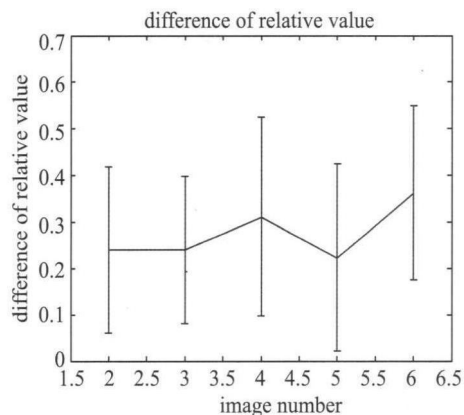
为验证本文方法的有效性, 将提出的预测误匹配风险最小化特征选择方法 (简称 PEMRMFS) 应用于实际的单目视觉 SLAM 系统中, 并与传统的基于角点响应值大小的特征选择方法^[2] (简称 CMFS) 在匹配率和运动轨迹估计的正确性等方面进行了对比.

3.1 实验设置

实验系统采用 USB 接口的罗技网络摄像头获取图像, 分辨率为 320×240 , 帧率为 20 frame/s. 由于目前很难在同一个系统上实时地并行运行两套 SLAM 算法, 因此将拍摄的视频序列保存然后再离线运行 SLAM 算法, 以比较在相同的输入数据下不同方法的处理结果. 其中, SLAM 算法的主体采用了 Civera 等提出的基于逆深度参数化的 EKF-SLAM 算法^[9]. 特征的提取采用 Harris 角点检测算法. 为确定式 (1) 双阈值设置中的比例因子 λ , 采用 Miko-lajczyk 等^[13] 使用的标准测试数据集研究了在不同视角获得的图像上重复出现的 Harris 角点的响应值的波动情况. 图 2 给出了在 Graffiti 测试序列上得到的结果. 该序列中共有 6 幅图像, 各图像所拍摄的视角按编号 1 至 6 依次变化, 如图 2(a) 所示. 由于 Harris 角点在视角变化较大时的重现率和匹配率都



(a) Graffiti 标准测试图像序列, 从左至右依次编号 1 ~ 6



(b) 相邻图像上匹配的 Harris 角点响应值波动的均值及标准差

图 2 Harris 角点在 Graffiti 测试序列上的角测度值波动情况

Fig.2 Fluctuation of cornerness measure of Harris corners evaluated on Graffiti testing sequence

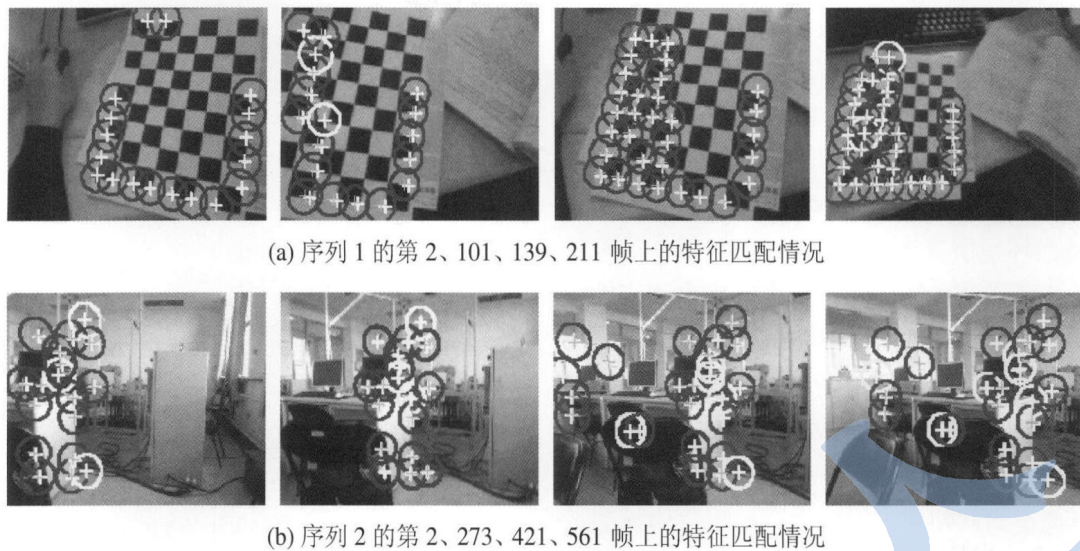


图 3 序列 1 和 2 的若干样本帧上 PEMRMFS 方法选择的特征及其匹配结果

Fig.3 Feature selection and matching results of PEMRMFS method on some sample frames taken from sequences 1 and 2

较低，所以着重研究视角相邻的图像两两之间相匹配的角点的响应值的差异。图 2(b) 中自左向右依次显示了图像组 1-2、2-3、3-4、4-5、5-6 上特征点响应值波动百分比的均值及方差。由图可见，波动幅度的均值大致在 25% 左右，对应的标准差大致为 15%。于是，可以设置 $\lambda = 25\% + 2 \times 15\% = 55\%$ 以涵盖 95% 的波动区间。

为提高特征匹配的鲁棒性，提取每个被选中为地图特征的 Harris 角点邻域内 21×21 像素的图像块作为其特征模板，并采用 Chekhlov 等提出的多尺度多视角描述方法^[14]对特征模板进行维护以适应较显著的尺度及视角的变化。

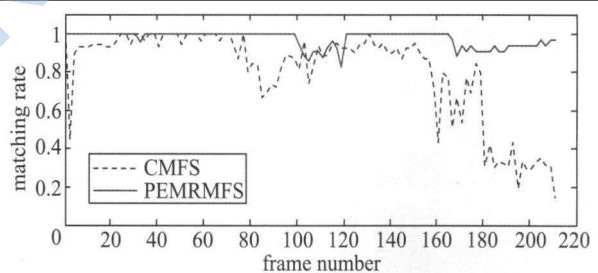
由于准确计算特征的正确匹配率的前提是能获得不同帧上各特征的真实位置，这就需要序列的每帧图像所对应的摄像头位置进行准确标定，这是相当繁琐和困难的。为此，借鉴 Lowe 等^[4]采取的一种避免误匹配的方法，即考察每个特征的最近邻匹配和次近邻匹配之间的距离比值，只有当该比值小于一定阈值时才接受最近邻匹配作为最终的匹配结果，否则拒绝匹配。这样，就可以通过统计每一帧上特征的匹配率来间接地反映正确匹配率及所挑选的特征的独特程度。

3.2 实验结果

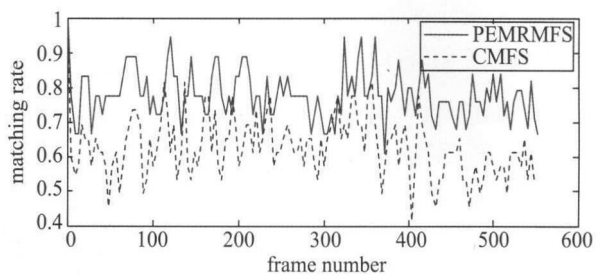
针对两类环境的视频序列进行了实验研究，一类是桌面环境，另一类是实验室内环境。这些序列能较好地反映一般室内环境中的常见情形。图 3(a) 和 (b) 分别给出了其中两个代表序列（分别记作序列 1 和序列 2）的若干样本帧和这些帧上 PEMRMFS 方法挑选的特征及其匹配情况。其中，序列 1 中摄像头的运动轨迹稍许复杂：先垂直提升，然后右移，

接着俯向下运动，然后左移，最后再次提升；而在序列 2 中，摄像头的运动则较为简单，即一直向左并略偏向后运动。

图 3 中深色和浅色椭圆分别表示成功匹配上的和未匹配上的特征在匹配过程中对应的搜索区域，而浅色“+”符号则表示这些特征在当前图像上成功匹配的位置或预报位置（对于未成功匹配的特征而言）。由于各特征位置估计的不确定度不同，它们对应的搜索区域的大小和形状也各异。



(a) 序列 1 上的匹配率



(b) 序列 2 上的匹配率

图 4 PEMRMFS 和 CMFS 方法在序列 1 和 2 上特征的匹配率随时间的变化曲线

Fig.4 Matching rates of the features selected by PEMRMFS and CMFS methods on sequences 1 and 2

为方便比较，图 4 给出了 PEMRMFS 方法和

CMFS 方法在这两组序列上的匹配率曲线。不难看出,在这两组序列中 PEMRMFS 的匹配率均明显高于 CMFS。而且,大体而言,这两种算法在序列 1 中的匹配率均高于它们在序列 2 中的匹配率,尤其是序列 1 中大多数时候 PEMRMFS 的匹配率都是 100%。这是由环境所决定的,环境中显著特征的数目越多(例如序列 1),其后续匹配率通常也相应地会越高。另外,值得注意的是,图 4(a)中 CMFS 方法最后一段的匹配率突然降至非常低的水平,其原因可能是由于特征的误匹配导致 SLAM 算法的 EKF 滤波发散。结合图 3(a)可以发现,在序列 1 的后一段,由于摄像头远离桌面致使观测图像较之前已有明显的尺度变化,黑白网格纸板上的角点分布变得更加稠密,从而使得外观相似的角点特征之间更容易被误匹配。图 5 给出了在序列 1 和 2 上不同方法所得到的摄像头运动轨迹的估计结果,很明显 PEMRMFS 对应的轨迹在拓扑上与实际情况是相符合的,而 CMFS 的轨迹则存在显著的偏差。导致这种差异的原因正是 CMFS 相对频繁的特征误匹配造成数据关联错误而严重影响了 EKF 估计结果的一致性。

4 结论与展望 (Conclusions and prospects)

本文对视觉 SLAM 中的特征选择问题进行了研究,将各新检测特征在未来匹配过程中对应的误匹配风险作为特征的独特性指标,并以特征检测算法给出的特征响应值的大小作为特征的显著性指标,对新特征进行多级排序,筛选出误匹配风险最小化而特征响应值最大化的优良特征作为新的地图特征进行初始化。该方法与现有的基于响应值的特征选择方法相比,在时空两个层面对特征进行筛选,所得的特征不仅具有空间上的显著性(高的响应值),而且从时间维度上看具有较好的独特性(不易被误匹配)和较高的重现率。实验结果表明,与现有的方法相比,该方法所选择的特征在 SLAM 过程中具有更高的匹配率和正确匹配率,从而更好地确保了 SLAM 滤波算法的收敛性和估计结果的一致性。

需要指出的是,本文方法既可以用于非延迟的特征初始化,也可以用于有延迟的特征初始化。另外,虽然本文的特征选择方法是针对 SLAM 的应用提出的,但是其思想也可以用于其它涉及图像匹配的应用领域,例如在静态图像匹配、校准及拼接等应用中进行短基线或长基线图像匹配时的特征选择问题,也可以用于指导特征匹配过程中各特征的匹配优先顺序的确定。这些均可作为将来进一步研究的内容。

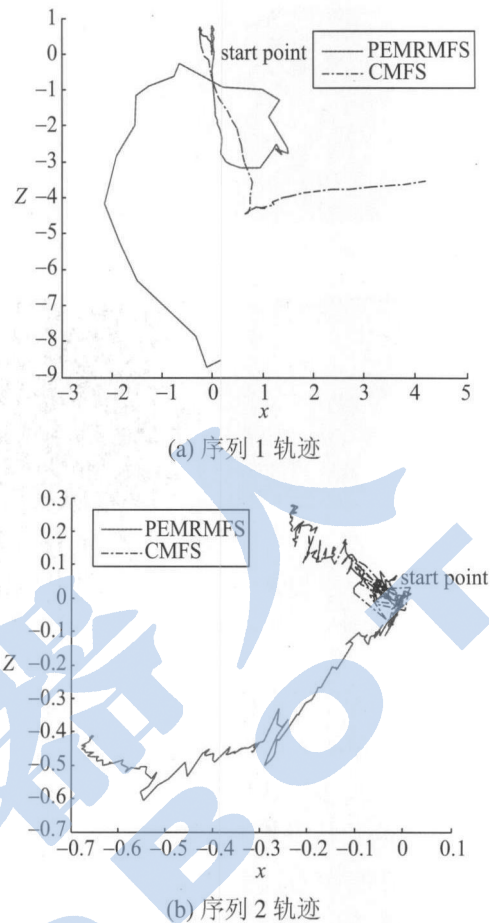


图 5 PEMRMFS 和 CMFS 方法对序列 1 和 2 中摄像头的运动轨迹的估计结果

Fig.5 The camera trajectories estimated by PEMRMFS and CMFS methods for sequences 1 and 2

参考文献 (References)

- [1] Se S, Lowe D, Little J. Mobile robot localization and mapping with uncertainty using scale-invariant visual landmarks[J]. International Journal of Robotics Research, 2002, 21(8): 735-758.
- [2] Davison A, Reid I D, Molton N, et al. MonoSLAM: Real-time single camera SLAM[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6): 1052-1067.
- [3] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector[C]//4th Alvey Vision Conference. Manchester, UK: 1988: 147-151.
- [4] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [5] Clemente L A, Davison A J, Reid I D, et al. Mapping large loops with a single hand-held camera[C]//Robotics: Science and Systems Conference. Atlanta, GA, USA: MIT Press, 2007: 1-8.
- [6] Smith P, Reid I D, Davison A J. Real-time monocular SLAM with straight lines[C]//17th British Machine Vision Conference. Edinburgh, UK: 2006: 17-26.
- [7] Molton N, Reid I D, Davison A J. Locally planar patch features for real-time structure from motion[C]//15th British Machine Vision Conference. Kingston, UK: 2004: 1-14.
- [8] Chekhlov D, Pupilli M, Mayol-Cuevas W, et al. Real-time and robust monocular SLAM using predictive multi-resolution descriptors[M]//Lecture Notes in Computer Science (vol.4292). Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2006: 276-285.

- [9] Civera J, Davison A, Montiel M. Inverse depth parametrization for monocular SLAM[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2008, 24(5): 932-945.
- [10] Lemaire T, Berger C, Jung I-K, et al. Vision-based SLAM: Stereo and monocular approaches[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 74(3): 343-364.
- [11] Davison A J. Active search for real-time vision[C]//*IEEE International Conference on Computer Vision*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 66-73.
- [12] Chli M, Davison A J. Active matching for visual tracking[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2009, 57(12): 1173-1187.
- [13] Mikolajczyk K, Tuytelaars T, Schmid C, et al. A comparison of affine region detectors[J]. *International Journal of Computer*

Vision, 2005, 65(1/2): 43-72.

- [14] Chekhlov D, Pupilli M, Mayol W, et al. Robust real-time visual SLAM using scale prediction and exemplar based feature description[C]//*IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 430-436.

作者简介:

- 刘志斌 (1982-), 男, 博士生. 研究领域: 移动机器人定位与建图, 计算机视觉, 状态估计与优化.
- 吴显亮 (1984-), 男, 硕士生. 研究领域: 移动机器人定位与建图, 无人机导航.
- 徐文立 (1947-), 男, 博士, 教授, 博士生导师. 研究领域: 智能机器人, 视频处理, 控制与优化.

(上接第 634 页)

总结以上实验可以得出, 提高线绳预紧力可以提高设备的最大显示刚度, 但为了不增大末端在自由空间运动时的阻力, 采用动态调整线绳预紧力的方式, 在自由空间时保持较小的线绳预紧力, 以保持设备的透明性, 在接触虚拟物体时, 提高预紧力, 从而提高设备的最大显示刚度.

5 总结 (Conclusion)

针对基于线绳的力反馈设备, 从能量耗散的角度, 讨论了线绳的预紧力与力显示稳定性之间的关系, 并分析了预紧力的提高对设备透明性的影响. 综合考虑了稳定性和透明性两方面的要求, 提出根据操作末端和虚拟物体之间碰撞状态, 对线绳预紧力进行动态调整的方法. 实验结果表明, 该方法能够保持设备在自由空间操作时的透明性, 并有效地提高可稳定显示的虚拟物体最大刚度, 扩大了显示阻抗范围.

参考文献 (References)

- [1] Colgate J E, Brown J M. Factors affecting the Z-width of a haptic display[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1994: 3205-3210.
- [2] Colgate J E, Schenkel G G. Passivity of a class of sampled-data systems: Application to haptic interfaces[J]. *Journal of Robotic Systems*, 1997, 14(1): 37-47.
- [3] Gillespie R B, Cutkosky M R. Stable user-specific haptic rendering of the virtual wall[C]//*Proceedings of the ASME Dynamic Systems and Control Division*. New York, NY, USA: ASME, 1996: 397-406.
- [4] Miller B E, Colgate J E, Freeman R A. On the role of dissipation in haptic systems[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2004, 20(4): 768-771.
- [5] Diolaiti N, Niemeyer G, Barbagli F, et al. Stability of haptic rendering: Discretization, quantization, time delay, and Coulomb effects[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2006, 22(2): 256-268.

- [6] Hannaford B, Ryu J H. Time domain passivity control of haptic interfaces[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2001: 1863-1869.
- [7] Mehling J S, Colgate J E, Peshkin M A. Increasing the impedance range of a haptic display by adding electrical damping[C]//*1st Joint Eurohaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems*. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2005: 257-262.
- [8] Akahane K, Koike Y, Hasegawa S, et al. A proposal of a high definition haptic rendering for stability and fidelity[C]//*16th International Conference on Artificial Reality and Telexistence*. Los Alamitos, USA: IEEE Computer Society, 2006: 162-167.
- [9] Fesharakifard R, Leroy L, Fuchs P. Development of a string-based haptic interface by using a hybrid control approach [C]//*2nd Joint EuroHaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems*. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2007: 488-493.
- [10] Sato M. Development of string-based force display: SPIDAR[C]//*8th International Conference on Virtual Systems and Multi Media*. Heverlee, Belgium: International Society on VSMM, 2002: 1034-1039.
- [11] Lee S Y, Mote C D. Traveling wave dynamics in a translating string coupled to stationary constraints: Energy transfer and mode localization[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 1998, 212(1): 1-22.
- [12] Salcudean S E, Vlaar T D. On the emulation of stiff walls and static friction with a magnetically levitated input/output device[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, *Transactions of the ASME*, 1997, 119(1): 127-132.

作者简介:

- 林理平 (1983-), 男, 博士生. 研究领域: 虚拟现实与力觉人机交互技术.
- 吴平东 (1940-), 男, 教授, 博士生导师. 研究领域: 网络环境下的运动控制, 脑科学, 虚拟现实与人机交互.
- 黄杰 (1973-), 男, 博士, 讲师. 研究领域: 网络环境下的运动控制, 虚拟现实与力觉人机交互技术.