

## 基于 Skinner 操作条件反射的抽样一致性算法

魏若岩<sup>1</sup>, 阮晓钢<sup>1</sup>, 于乃功<sup>1</sup>, 黄静<sup>1,2</sup>, 朱晓庆<sup>1,3</sup>, 肖尧<sup>1</sup>

(1. 北京工业大学 电子信息与控制工程学院, 北京 100124; 2. 北京工业大学 实验学院, 北京 101101; 3. 麦吉尔大学 机器人机械系统实验室, 蒙特利尔 H3A2K6)

**摘要:** 针对基础矩阵的估计问题, 提出一种基于 Skinner 概率自动机的抽样一致性算法 (Skinner-Ransac). 该算法对数据样本集合中的每个样本赋予权值, 并根据当前的抽样结果对每一个样本的权值进行更新; 同时, 针对先验知识缺乏的情况提出了 3 种迭代终止条件. 以一组模拟数据和一组真实图像作为实验对象, 与 4 个现有算法进行对比的实验结果表明, Skinner-Ransac 无论在迭代次数, 还是在计算精度上均优于其他算法.

**关键词:** Skinner 概率自动机; 抽样一致性算法; 基础矩阵估计; 认知心理学

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

## Method of sample consensus based on Skinner operant conditioning

WEI Ruo-yan<sup>1</sup>, RUAN Xiao-gang<sup>1</sup>, YU Nai-gong<sup>1</sup>, HUANG Jing<sup>1,2</sup>, ZHU Xiao-qing<sup>1,3</sup>, XIAO Yao<sup>1</sup>

(1. School of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China; 2. The Pilot College, Beijing University of Technology, Beijing 101101, China; 3. Center for Intelligent Machine, McGill University, Montreal H3A2K6, Canada. Correspondent: WEI Ruo-yan, E-mail: weiruoyan1984@163.com)

**Abstract:** A method of sample consensus based on Skinner operant conditioning (Skinner-Ransac) is proposed for the problem of fundamental matrix estimation. In this method, every sample is given with the weight, which is changed according to the feedback of every sampling results. For the problem of lacking prior knowledge, three iteration termination selections are proposed. Taking a set of simulated data and a set of real images as the experimental subject, four existing methods are taken to compare with Skinner-Ransac. The results show that the performance of Skinner-Ransac is better than the other methods.

**Keywords:** Skinner operant conditioning; Ransac; fundamental matrix estimation; cognitive psychology

## 0 引言

目前, 用于解决图像间基础矩阵估计问题的方法有以下 3 类: 线性法、迭代法和鲁棒法<sup>[1]</sup>. 线性法主要有七点法<sup>[2]</sup>、八点法<sup>[3]</sup>, 此类算法的特点是计算时间短, 但对于样本中的错误样本十分敏感<sup>[4]</sup>. 在迭代算法中, 有代表性的是梯度方法<sup>[1]</sup>, 该类方法相比线性法具有较高的计算精度, 但对于错误样本仍然敏感, 并且时效性较差<sup>[5]</sup>. 鲁棒算法是近几年成果较多的一类方法, 如 M 估计法<sup>[6]</sup>、Lmeds<sup>[2, 6]</sup>、Ransac<sup>[7]</sup>和 Mlesac<sup>[8]</sup>等. M 估计法将问题转化为带有加权的最小二乘法问题, 但对初始值的依赖较大, 并且初始值的设定往往受数据样本集合中错误样本比例的影响<sup>[6]</sup>. Lmeds 是一种最小中值算法, 它通过最小化余差平方

中值估计基础矩阵, 当数据中的错误样本比例超过 50% 时将不再适用. Ransac 算法与前两个算法相比在算法精度和鲁棒性方面均具有较强的优势, 即使数据中错误样本的比例超过 50% 时, 图像间的基础矩阵仍然可以被估计出来, 目前已广泛应用于机器视觉中<sup>[9]</sup>. Mlesac 算法将极大似然估计求解问题转换成代价函数求解最小值问题, 并在 Mlesac 基础上衍生出了 Mapsac<sup>[10]</sup>, Mapsac 加入了贝叶斯模型, 将 Mlesac 的极大似然估计用后验概率替代. Napsac<sup>[11]</sup>利用点与点之间的距离来估计和试探可能的正确样本, 对于高维数据具有一定的优势. 文献 [5, 12-13] 提出了基于预检验的抽样一致性算法, 其中以 Chum 等<sup>[12-13]</sup>先后提出的 R-Ransac  $T_{d,d}$ <sup>[12]</sup>和 R-Ransac SPPR<sup>[13]</sup>算法最具代表

收稿日期: 2014-01-03; 修回日期: 2014-04-14.

基金项目: 国家 973 计划项目 (2012CB720000); 国家自然科学基金项目 (61075110, 61375086); 北京市自然科学基金项目/北京市教育委员会科技计划重点项目 (KZ201210005001); 高等学校博士学科点专项科研基金项目 (20101103110007); 北京高等学校青年英才计划项目 (YETP1610).

作者简介: 魏若岩 (1984-), 男, 博士生, 从事航天器的导航与制导的研究; 阮晓钢 (1958-), 男, 教授, 博士生导师, 从事人工智能与机器学习等研究.

性,这两种方法均在一定程度上提高了 Ransac 算法的运行效率,而且 R-Ransac  $T_{d,d}$  在算法鲁棒性方面优于 R-Ransac SPFR<sup>[9]</sup>.

本文提出一种基于 Skinner 操作条件反射的抽样一致性算法 (Skinner-Ransac). 该算法能够为每个样本根据当前的抽样结果进行相应的主动性调整,从而逐渐提高正确匹配点的抽样概率. 另外,该算法设置了 3 种迭代终止条件,提高了算法的时效性.

## 1 算法原理

Skinner<sup>[14]</sup>早在 1938 年就提出了操作条件反射 (OC) 的概念,通过鸽子实验提出了 Skinner 操作条件反射理论<sup>[14-15]</sup>,并基于 OC 的理论在工程上得到了广泛的应用<sup>[16-18]</sup>. 但是,纵观历史发展,尚未发现 OC 理论在抽样一致性算法中的应用.

如果将每个样本看作一个体,每次抽样的结果作为一个反馈,并设置一个取向函数,则该函数能够以每次的抽样反馈判断该样本在当前反馈的满足度,并通过满足度进行相应的奖励或惩罚,从而改变每个样本的抽样概率. 如果该个体对于当前反馈满足度较好,则对其进行一定程度的奖励,反之则进行惩罚. 只要正确样本的数量满足一定的比例条件,其抽样概率就会逐渐增加,从而整个过程成为一个正反馈,最终得到最优的基础矩阵.

### 1.1 Skinner-Ransac 概率自动机构建

Skinner-Ransac 概率自动机为一个 9 元组,即

$$\{M, W, P, T, O, \text{Inners}, \text{Mo}, N, \text{Stc}\}.$$

其中各元含义如下:

$M$  为数据样本,若为图像间的匹配坐标,则可以表示为  $M = \{m_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ ,  $m_i = \{(x_i, y_i), (x'_i, y'_i)\}$ ,  $m_i$  为第  $i$  个匹配对,  $n$  为匹配对的数目.

$W$  为权值集合,  $W = \{w_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ , 初始权值  $w_i = 1, i = 1, 2, \dots, n$ .

$P$  为样本抽样概率集合,  $P = \{p_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ , 其中

$$p_i = w_i / \sum_{j=1}^n w_j, \quad (1)$$

$p_i$  的初始概率为  $1/n$ .

$T$  为判断每个样本在当前基础矩阵下的判决函数. 当被判别为错误样本时,将其极对距离赋予一个常数  $c$ ,该常数在算法执行前根据经验确定.

$$T : d_i = \begin{cases} c, & d_i \geq c; \\ d_i, & d_i \leq c; \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (2)$$

$$d_i = \frac{(u'^T F u)^2}{l_1^2 + l_2^2 + l_1'^2 + l_2'^2}; \quad (3)$$

$$\bar{d} = \sum_{i=1}^n d_i / n, \quad i = 1, 2, \dots, n; \quad (4)$$

$$l = F u'; \quad (5)$$

$$l' = F^T u. \quad (6)$$

$F$  为基础矩阵,  $u'$  和  $u$  为样本,如果为图像的匹配坐标,则用齐次坐标表示,即如果一个点的坐标为  $(x, y)$ ,则该点的齐次坐标为  $(x, y, 1)$ ;  $l_1$  和  $l_2$  分别为极线  $l$  的第 1 部分和第 2 部分,  $l_1'$  和  $l_2'$  分别为极线  $l'$  的第 1 部分和第 2 部分.

$O$  为样本权值的调节函数. 该函数利用  $\bar{d}/d_i$  对每个匹配对的权值  $w_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 进行调节,可表示如下:

$$O : w_i = \begin{cases} w_i + \min(\text{round}(\bar{d}/d_i), R), & \bar{d}/d_i > 1; \\ \max(w_i - Q, 1), & \bar{d}/d_i \leq 1. \end{cases} \quad (7)$$

round 为四舍五入函数,  $R$  为最大奖励程度,  $Q$  为惩罚程度,并且  $R > Q$ .

Inner 为当前最多正确样本数量,初值为 0.

Mo 为当前最优基础矩阵,初始为  $3 \times 3$  零矩阵.

$N$  为设定的最大迭代次数.

Stc 为 3 个迭代终止条件. 假设  $K$  为当前迭代次数,则 3 个条件分别为:

**终止条件 1** 判断当前迭代次数  $K$  是否等于设定的最大迭代次数  $N$ , 即

$$K = N. \quad (8)$$

**终止条件 2** 根据给定的置信概率和当前的 Inners 判断  $K$  是否不小于最小抽样次数, 即

$$K \geq \frac{\log(1-p)}{\log(1-(\text{Inners}/n)^m)}. \quad (9)$$

其中:  $p$  为置信概率,  $m$  为每次抽样的匹配对数目.

**终止条件 3** 判断所有样本的抽样概率变化率之和  $\bar{p}$  是否不大于阈值  $\lambda$ , 即

$$\bar{p} = \frac{\sum_{j=K-L+1}^K \sum_{i=1}^n |p_i^j - p_i^{j-1}|}{L} \leq \lambda. \quad (10)$$

其中:  $L$  为步长,  $L$  的取值可以在  $[5, -10]$  区间内;  $\lambda$  为概率变化阈值;  $p_i^j$  为第  $i$  个样本在第  $j$  次迭代的抽样概率. 式 (10) 的目的在于算法在最近迭代  $L$  次内所有匹配对抽样概率的平均变化赋值的绝对值不大于  $\lambda$ ,  $\lambda$  为 1 个很小的大于 0 的数.

### 1.2 算法步骤

算法过程描述如下.

输入: 样本集合  $M$ , 样本初始权值  $W$  以及初始概率  $P$ ,  $T$  的极对距离阈值  $c$ , 最大奖励程度  $R$ , 惩罚程度  $Q$ , Inners 的初始值, Mo 的初始矩阵, 最大迭代次数  $N$ , 置信概率  $p$ , 计算基础矩阵所需要的最小样本

数目  $m$ , 式(10)所需的步长  $L$  和概率变化阈值  $\lambda$ , 迭代次数记录器  $K$ , 初始值为 1.

输出: 具有最多正确样本的基础矩阵.

**Step 1:** 从样本集合中按照概率抽取  $m$  (7 或 8) 个样本, 并求出相应的基础矩阵; 然后将此基础矩阵代入所有样本, 根据  $T$  求出每个样本之间的极对距离  $d_i$  和平均极对距离  $\bar{d}$ . 针对图像的二维点坐标, 需要对每个点赋予  $Z$  轴方向的坐标, 通常为 1.

**Step 2:** 利用  $O$  中  $\bar{d}$  与  $d_i$  的比值对每个样本的权值进行调整, 并根据式(1)计算每个样本的抽样概率  $P$ . 样本权值根据  $\bar{d}/d_i$  是否大于或小于等于 1 决定该样本的适应度程度, 如果大于 1, 则认为适应程度好, 反之认为适应程度不好. 对于适应程度好的样本在权值上给予奖励, 设置最大奖励  $R$ , 如果  $\bar{d}/d_i < R$ , 则取值  $\bar{d}/d_i$ , 否则取值  $R$ . 设置最大奖励  $R$  是为了保证样本的增长保持在一个相对平缓的程度, 并防止个别样本的权值在短时间内过快增长. 对于适应程度不好的样本在权值上给予相应的惩罚, 惩罚程度为常数  $Q$ , 并保证样本权值的最小值为 1, 如式(7)所示, 这样能够保证所有样本的权值为正整数.

**Step 3:** 判断当前基础矩阵是否具有最多的正确样本. 如果有, 则将该基础矩阵赋给  $M_o$ , 并对  $Inners$  赋予当前最多正确样本数目, 反之则转 **Step 1**.

**Step 4:** 判断当前迭代次数  $K$  是否满足  $Stc$  中的 3 个终止条件之一. 如果满足, 则算法停止; 如果不满足, 则  $K + 1$ , 并转 **Step 1**.

## 2 算法分析

### 2.1 正确样本的抽样概率变化分析

如果正确基础矩阵检测正确样本的查全率为  $\gamma$ , 则有比例为  $1 - \gamma$  的正确样本被认为是错误样本; 如果对错误样本的查全率为  $\kappa$ , 则有比例为  $1 - \kappa$  的错误样本被误认为是正确样本; 如果错误基础矩阵对所有样本进行检测, 则有比例为  $1 - v$  的样本被检测成正确样本. 在权值调整过程中, 正确样本权值的平均增加量为  $\psi_+$ , 错误样本权值的平均减小量为  $\psi_-$ , 根据概率自动机中的样本调节函数  $O$ , 有  $\psi_+ > \psi_-$ , 即奖励量要大于惩罚量. 因此, 根据以上假设, 如果  $\delta_1$ 、 $\delta_2$  和  $\delta_3$  分别为概率参数  $\gamma$ 、 $\kappa$  和  $v$  的概率扰动, 前  $n' - 1$  次得到的均是错误基础矩阵, 第  $n'$  次得到的是正确基础矩阵, 则正确样本和错误样本迭代  $n'$  次后的权值平均增加量的数学模型为

$$\bar{w}_c = - \sum_{i=1}^{n'-1} (v + \delta_3)\psi_- + (\gamma + \delta_1)\psi_+ + \sum_{i=1}^{n'-1} (1 - v - \delta_3)\psi_+ - (1 - \gamma - \delta_1)\psi_-, \quad (11)$$

$$\bar{w}_u = - \sum_{i=1}^{n'-1} (v + \delta_3)\psi_- + \sum_{i=1}^{n'-1} (1 - v - \delta_3)\psi_+ + (1 - \kappa - \delta_2)\psi_+ - (\kappa + \delta_2)\psi_-. \quad (12)$$

其中:  $\bar{w}_c$  为  $n'$  次迭代后正确样本的权值平均增加量,  $\bar{w}_u$  为  $n'$  次迭代后错误样本的权值平均增加量.

现在假设算法迭代 50 次, 前 49 次得到的是错误的基础矩阵, 第 50 次得到的是正确的基础矩阵, 设定  $\psi_+ = 5$ ,  $\psi_- = 1$ , 概率参数  $\tau$ 、 $\kappa$  和  $v$  的变化范围为  $0.7 \sim 0.95$ , 设定 0.01 为 1 个步长,  $\delta_1$ 、 $\delta_2$  和  $\delta_3$  均为分布在区间  $[-0.05, 0.05]$  的概率扰动, 通过表达式  $\bar{w}_c - \bar{w}_u$  来观察  $\bar{w}_c$  与  $\bar{w}_u$  之间的变化情况. 为了便于观察, 可以认为  $\kappa \approx v$ , 则当参数  $\tau$ 、 $\kappa$  和  $v$  在指定变化范围内  $\bar{w}_c - \bar{w}_u$  的数值变化情况如图 1 所示, 所不同的是图 1(a) 展示的是迭代 49 次后的结果, 图 1(b) 展示的是迭代 50 次后的结果.

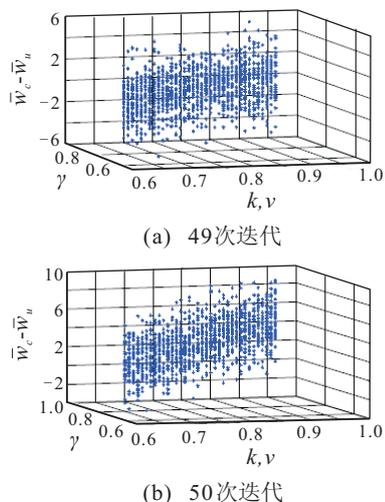


图 1  $\bar{w}_c - \bar{w}_u$  随参数  $\tau$ 、 $\kappa$  和  $v$  改变的数值变化情况

由图 1(a) 可以发现, 当前 49 次迭代所得均为错误的基础矩阵时,  $\bar{w}_c - \bar{w}_u$  的值均匀分布在区间  $[-6, 6]$  内, 但当第 50 次迭代得到正确的基础矩阵时, 数据点分布在区间  $[-4, 10]$  内, 并且  $\bar{w}_c - \bar{w}_u$  随着参数  $\tau$ 、 $\kappa$  和  $v$  的增大而增大. 这说明, 在本文算法中如果初始匹配数据集中错误样本的抽样概率为  $\epsilon$ , 而第  $i$  次的抽样结果均为正确样本时, 样本集合中正确样本权值的平均增加量会大于错误样本权值的平均增加量, 而且会提高正确样本的抽样概率, 即  $P_c > 1 - \epsilon$ , 其中  $P_c$  为正确样本的抽样概率.

### 2.2 算法终止条件分析

本文算法对于迭代终止条件提出了 3 种方案, 如式(8)~(10)所示, 终止条件 1 和终止条件 2 在 Ransac 相关文献中有所体现, 这里不再阐述, 下面重点分析终止条件 3.

根据当前样本信息熵的收敛性提出一种迭代终止条件, 信息熵如下:

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i^{-1}, \quad (13)$$

其中  $p_i$  为当前第  $i$  个样本的抽样概率。

当样本信息熵收敛时, 样本的抽样概率会趋于稳定, 并且所有样本的抽样概率变化率之和  $\bar{p}$  不再有明显的变化. 根据 2.1 节的分析, 当得到正确的基础矩阵时, 正确样本的抽样概率较之错误样本的抽样概率会有较大幅度的增加, 而当得到的是错误的基础矩阵时, 正确样本和错误样本的抽样概率变化幅度相当, 也就是说, 随着得到正确基础矩阵次数的增加, 正确样本的抽样概率会一直增加并逐渐接近于 1, 即

$$P_C = \frac{W_C}{W_C + W_U} \rightarrow 1. \quad (14)$$

其中:  $P_C$  为正确样本的抽样概率,  $W_C$  为正确样本的权值总和,  $W_U$  为错误样本的权值总和.

结合 2.1 节的内容对终止条件 3 进行理论分析和验证. 如果得到错误基础矩阵的次数为  $G_U$ , 得到正确基础矩阵的次数为  $G_C$ , 每个样本的初始权值为 1,  $\delta_1$ 、 $\delta_2$  和  $\delta_3$  分别为参数  $\tau$ 、 $\kappa$  和  $v$  的概率扰动, 并且分布区间均为  $[-\varsigma, \varsigma]$ , 其中  $\varsigma$  为正数, 正确样本和错误样本的权值的平均增加量分别为  $\psi_+$  和  $\psi_-$ , 错误样本在数据样本集合中所占的比例为  $\varepsilon$ ,  $N_d$  为总的样本数量, 则有

$$W_C = N_d(1 - \varepsilon)[1 + C_1 + C_2], \quad (15)$$

$$W_U = N_d(\varepsilon)[1 + U_1 + U_2]. \quad (16)$$

其中

$$C_1 = - \sum_{i=1}^{G_U} (v + \delta_3) \psi_- + \sum_{i=1}^{G_U} (1 - v - \delta_3) \psi_+,$$

$$C_2 = \sum_{i=1}^{G_C} (\gamma + \delta_1) \psi_+ - \sum_{i=1}^{G_C} (1 - \gamma - \delta_1) \psi_-,$$

$$U_1 = - \sum_{i=1}^{G_U} (\gamma + \delta_3) \psi_- + \sum_{i=1}^{G_U} (1 - v - \delta_3) \psi_+,$$

$$U_2 = \sum_{i=1}^{G_C} (1 - \kappa - \delta_2) \psi_+ - \sum_{i=1}^{G_C} (\kappa + \delta_2) \psi_-.$$

$C_1$  为正确样本在错误基础矩阵下的权值变化量,  $C_2$  为正确样本在正确基础矩阵下的权值变化量,  $U_1$  为错误样本在错误基础矩阵下的权值变化量,  $U_2$  为错误样本在正确基础矩阵下的权值变化量. 如果参数  $\tau$ 、 $\kappa$  和  $v$  的值均为 0.85,  $\varsigma$  为 0.05,  $\psi_+$  和  $\psi_-$  分别为 5 和 1, 假设得到错误基础矩阵的次数  $G_U$  为 500, 得到正确基础矩阵的次数  $G_C$  设置为  $[1, -10]$ , 错误样本比例  $\varepsilon$  为 0.6, 则根据式 (15)~(17), 可得到关于正确样本抽样概率的变化曲线, 如图 2 所示.

由图 2 可以看出: 在 500 次抽样中, 只要有 10 次抽样均为正确样本, 正确样本的抽样概率就会提升到 90% 以上; 当正确样本的抽样概率接近于 1 时, 错

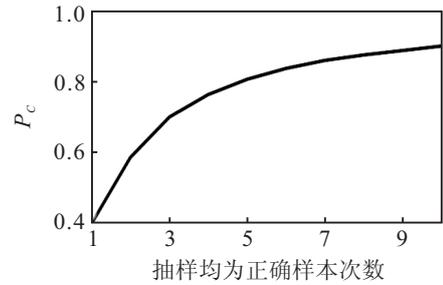


图 2 正确样本抽样概率的变化曲线

误样本的抽样概率接近于 0, 以后的抽样均为正确的样本, 并且每个样本的抽样概率趋于稳定, 所以利用式 (11) 便可计算样本的抽样概率变化率, 当变化率小于阈值  $\lambda$  时, 可停止算法的迭代.

### 3 实验分析

设计两组实验, 第 1 组实验针对模拟数据, 第 2 组实验针对真实图像, 并且在实验过程中将本文算法与 Ransac、Mlesac、Mapsac 和 Napsac 四个算法进行比较.

#### 3.1 基于模拟数据的实验

模拟数据是一组符合一定仿射变换的匹配对, 样本数目为 1000, 错误样本比例为 20%~80%, 并施加方差为 3 个像素的高斯噪声. 利用八点法计算基础矩阵, 根据 Skinner-Ransac 模型, 置信概率  $p$  设置为 0.95, 每个匹配对的初始权值为 1, 初始概率为 1/1 000, 式 (2) 中的  $c$  设置为 1.5 个像素, 最大奖励幅度  $R=30$ , 惩罚幅度  $Q$  为恒定值 1, 迭代终止条件 3 中的步长  $L=10$ , 阈值  $\lambda=0.01$ . 5 个算法的最大迭代次数均为 2000.

图 3 展示了 5 个算法分别在不同错误样本比率中的迭代次数. 由图 3 可以发现, 在错误样本比率较低的情况下具有相近的迭代次数, 但随着错误样本比率的升高, Skinner-Ransac 算法的迭代次数明显低于其他算法, 当错误样本比率为 80% 时, 算法的迭代次数仅为 242 次.

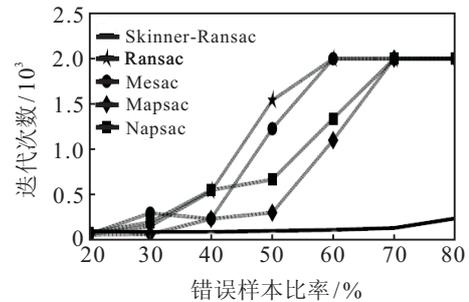


图 3 迭代次数对比

图 4 为 5 个算法在迭代 200 次后的正确样本查全率比较. 由图 4 可以发现, Skinner-Ransac 算法明显优于其他 4 个算法, 这说明在有限次的抽样中, Skinner-Ransac 算法随着正确样本抽样次数的增加会逐渐提高正确样本的抽样概率, 所以相对另外 4 个算法在抽样查全率上本文算法能够保持相对较高的水平.

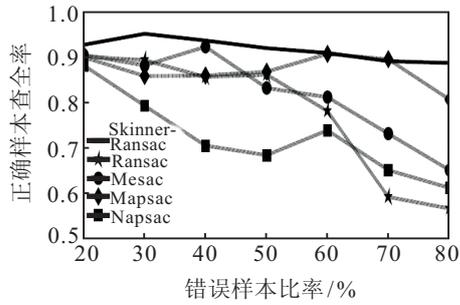


图4 迭代次数为200时正确样本查全率

图5~图8分别为利用本文算法对错误样本比率为80%的样本集合实验中4个参数的变化示意图。

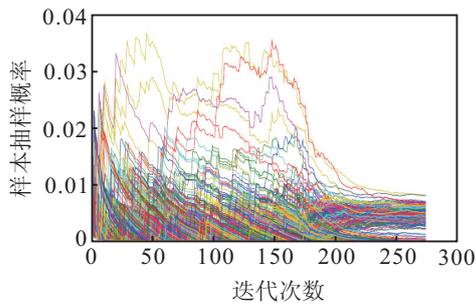


图5 样本抽样概率变化曲线

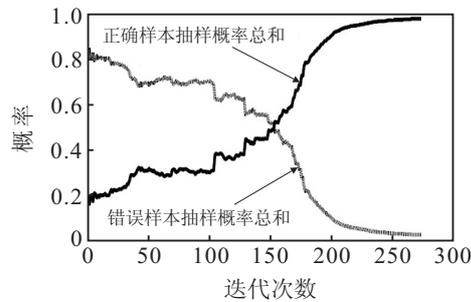


图6 正确样本与错误样本的抽样概率总和变化曲线

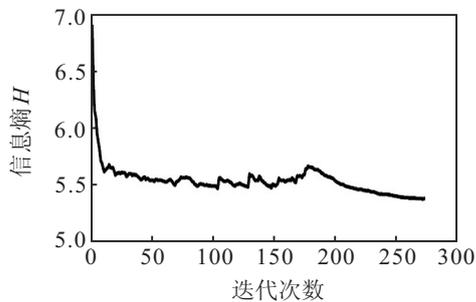


图7 信息熵变化曲线

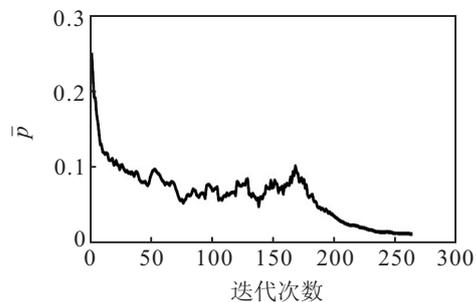


图8  $\bar{p}$  的变化曲线

图5所示为所有样本抽样概率的变化情况,在迭代前180次时,变化幅度较大,当迭代次数超过180次时,变化幅度趋于平稳;图6为正确样本抽样概率总和以及错误样本抽样概率总和变化示意图,正确样本抽样概率总和随着迭代次数的增加呈上升趋势,在迭代180次后开始迅速增长,并且在200次左右趋近于1,相反,错误样本抽样概率总和在整个迭代过程中呈相反趋势;图7为信息熵变化曲线,随着迭代次数的增加而呈现减小趋势;图8为第3个迭代终止条件指标 $\bar{p}$ 的变化趋势,相比于图5~图7,数据横坐标短了10个单位,原因在于第3个迭代终止条件中参数 $L = 10$ ,在算法迭代前10次中不进行第3个终止条件的考核,可以看出整条曲线呈减小趋势,迭代270次左右时, $\bar{p}$ 的值小于0.01,算法迭代终止。

### 3.2 基于真实图像的算法检验

真实图像选自从不同视角对同一场景拍摄的两幅图像<sup>[9]</sup>,如图9所示.利用Sift算法进行特征点的提取和匹配,得到的匹配图像如图10所示,该结果共有1340对,正确匹配对数目为155.在实验中,利用八点法计算基础矩阵,根据本文提出的Skinner-Ransac模型,置信概率 $p$ 设置为0.95,每个匹配对的初始权值为1,则每个匹配对的初始概率为 $1/n$ , $n$ 为匹配对数目,错匹配的极对距离 $c$ 设置为1.5个像素,每个匹配对的最大奖励幅度 $R = 30$ ,惩罚幅度为恒定值1,终止条件Stc中 $L$ 设置为10,阈值 $\lambda$ 设置为0.01.



图9 不同视角对同一场景拍摄的两幅真实图像



图10 匹配图

图11给出了5个算法在不同迭代次数下抽取到的正确匹配对数目的对比.每个算法在不同迭代次数下进行20次实验,然后取其平均值.迭代次数小于80时,5个算法对于正确匹配对的提取效果相似,但当迭代次数大于80时,Skinner-Ransac算法的效果明显高于其他4个算法.图12展示了利用Skinner-Ransac算法迭代300次后的正确匹配对提取效果,其中正确匹配对数目为151,错匹配数目为4.

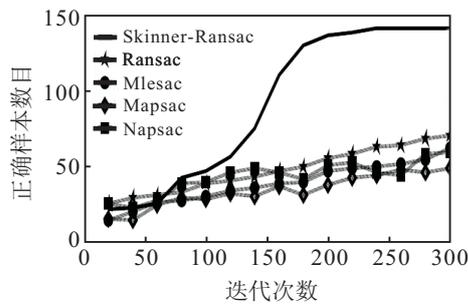


图 11 不同迭代次数下抽取到的正确匹配对数目对比

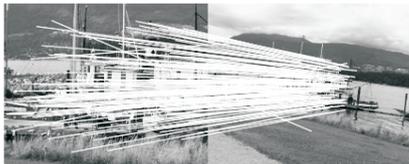


图 12 利用 Skinner-Ransac 算法迭代 300 次后的正确匹配对提取效果

## 4 结 论

本文提出了一种基于 Skinner 概率自动机的抽样一致性算法. 该算法利用认知心理学对匹配点根据当前的抽样结果进行相应的主动性调整, 从而逐渐提高正确匹配点的抽样概率. 针对缺乏数据先验知识的情况, 本文设计了 3 种迭代终止条件, 提高了算法的自主性. 本文对算法性能进行了理论分析, 并在实验阶段与 Ransac、Mlesac、Mapsac 和 Napsac 四个算法进行了对比, 实验结果表明, 本文算法在迭代次数和算法精度上均具有一定的优势.

### 参考文献(References)

- [1] Armangué X, Salvi J. Overall view regarding fundamental matrix estimation[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(2): 205-220.
- [2] Zhang Z. Determining the epipolar geometry and its uncertainty: A review[J]. *Int J of Computer Vision*, 1998, 27(2): 161-195.
- [3] Hartley R I. In defense of the eight-point algorithm[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(6): 580-593.
- [4] 唐永鹤, 胡旭峰. 应用序贯相似检测的基本矩阵快速鲁棒估计[J]. *光学精密工程*, 2011, 19(21): 2759-2766. (Tang Y H, Hu X F. Fast and robust fundamental matrix estimation based on SSDA[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, 19(21): 2759-2766.)
- [5] 鲁珊, 雷英杰. 基于概率抽样一致性的基础矩阵估计算法[J]. *控制与决策*, 2012, 27(3): 425-430. (Lu S, Lei Y J. Fundamental matrix estimation based on probability analysis and sampling consensus[J]. *Control and Decision*, 2012, 27(3): 425-430.)
- [6] Torr P H S, Murray D W. The development and comparison of robust methods for estimating the fundamental matrix[J]. *Int J of Computer Vision*, 1997, 24(3): 271-300.
- [7] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [8] Torr P H S, Zisserman A. MLESAC: A new robust estimator with application to estimating image geometry[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2000, 78(1): 138-156.
- [9] Choi S, Kim T, Yu W. Performance evaluation of RANSAC family[C]. *British Machine Vision Conf. London*, 2009: 1-12.
- [10] Torr P H S. Bayesian model estimation and selection for epipolar geometry and generic manifold fitting[J]. *Int J of Computer Vision*, 2002, 50(1): 35-61.
- [11] Myatt D, Torr P H S, Bishop J M. NAPSAC: High noise, high dimensional robust estimation-it's in the bag[C]. *British Machine Vision Conf. Cardiff*, 2002: 458-467.
- [12] Matas J, Chum O. Randomized RANSAC with  $T_{d,d}$  test[J]. *Image and Vision Computing*, 2004, 22(10): 837-842.
- [13] Matas J, Chum O. Randomized RANSAC with sequential probability ratio test[C]. *The 10th IEEE Int Conf on Computer Vision. Beijing: IEEE*, 2005, 2: 1727-1732.
- [14] Skinner B F. *The behavior of organisms*[M]. New York: Appleton Century Crofts, 1938: 110-150.
- [15] Skinner B F. Two types of conditioned reflex and a pseudo type[J]. *The J of General Psychology*, 1935, 12(1): 66-77.
- [16] Gaudio P, Chang C. Adaptive obstacle avoidance with a neural network for operant conditioning: Experiments with real robots[C]. *1997 Int Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation. Monterey*, 1997: 13-18.
- [17] Itoh K, Miwa H, Matsumoto M, et al. Behavior model of humanoid robots based on operant conditioning[C]. *2005 5th IEEE-RAS Int Conf on Humanoid Robots. Tokyo: IEEE*, 2005: 220-225.
- [18] Ruan Xiao Gang, Wu Xuan. The skinner automaton: A psychological model formalizing the theory of operant conditioning[J]. *Science China Technological Sciences*, 2013, 56(11): 2745-2761.
- [19] Robotics Research Group in the Department of Engineering Science, University of Oxford. Affine covariant features[EB/OL]. (2007-7-15)[2014-1-2]. <http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/affine/index.html>.

(责任编辑: 曹洪武)