

一种从图像中检测多种圆的新方法

于永彦^{1,2}, 王志坚²

(1 淮阴工学院 计算机工程学院, 江苏 淮安 223003; 2 河海大学 计算机及信息工程学院, 江苏 南京 210098)

摘 要: 文中从实际工程需要出发, 结合随机采样一致性原理, 将每一个数据点描述为适合该点首选的假定模型的倾向集集合, 再基于倾向集之间的 Jaccard 距离, 采用一种经过改良的密集聚类方法, 聚集属于同一种模型的数据点. 这种方法既不要求事先指定模型数目, 也不需要参数调试. 实验表明, 该算法检测效果明显, 精确度较高.

关键词: 倾向集; Jaccard 距离; 密集聚类; 多圆

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)11-0194-03

A New Method of Multiple-Circles Estimation From Single Image

YU Yong-yan^{1,2}, WANG Zhi-jian²

(1 School of Computer Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huaian 223003, China;

2 School of Computer and Information Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: Start from the actual needs of engineering, each data point is represented with a preference set of hypotheses models preferred by that point in this paper. Subsequently, based on random sample consensus principle, a improved agglomerative clustering should be adopted to collect those points which fall into a same model. The method does not require prior specification of the number of models, nor it necessitate parameters tuning. Experimental results demonstrate the obvious effect and greater accuracy of the algorithm.

Key words: preference set; jaccard distance; agglomerative clustering; multiple-circles

1 引言

模式识别中经常碰到从单幅图像中检测几何模型的问题, 尤其是基于含噪或存在大比例外点的图像中提取圆曲线. 目前常用的方法有随机取样一致法(RANdom SAMple Consensus, RANSAC)^[1]、随机 Hough 变换法(Randomized Hough Transform, RHT)等. 这些方法的实现原理比较成熟, 但检测效果各有优劣. 为克服这个缺陷, 又出现了连续 RANSAC (Sequential RANSAC)、多模型 RANSAC(multiRANSAC)^[2]、残值分析法(residual histogram analysis, RHA)^[3]等方法, 虽有一定改善, 但仍有许多限制. 一定程度上讲, 这些方法不能有效解决多结构情况.

文中介绍一种新的检测方法. 该方法既不需要参数空间转换, 也不需要事前确定模型数目, 而是将每个数据点描述为其倾向模型的集合, 通过对点的倾向集进行密集聚类确定多模型结构. 基本步骤是: 首先从测试图像获取数据点集, 再类似于 RANSAC 算法, 选取若干个样本, 构建极小样本集和假定模型, 进而确定假定模型的一致集和数据点的倾向集.

2 创建极小样本集

确定一条非退化平面圆需要 $r = 3$ 个数据点, 因此每次至少从数据点集 Q 中抽取 3 个样本构成圆的极小样本集 s . 为了提高抽取到好样本的概率, 一般假定相邻点以高概率被抽取. 例如, 若 Q 中点 q_i 已被选取, 则其邻点 q_j 被选取的概率可用下式

计算^[4-5]:

$$p(q_j | q_i) = \begin{cases} \frac{1}{Z} \exp \frac{\|q_j - q_i\|^2}{\sigma^2}, & q_j \neq q_i \\ 0, & q_j = q_i \end{cases} \quad (1)$$

其中, Z 是归一化常数, 参数 σ 根据经验取 0.15.

由于并不能保证在有限时间内一定能抽取到一个好样本, 因而需要规定最多抽样次数 K . K 值一般与内点所占比例 w 有关.

若数据点总数为 N , 内点数为 n , 则内点比例 $w = \frac{n}{N}$, 外点比例为 $1-w$. 每次采样得到一个好样本的概率为 $p = w$. 抽样次数 K 的期望值可表示为:

$$E(K) = 1 \cdot p_1 + 2 \cdot p_2 + 3 \cdot p_3 + \dots + j \cdot p_j + \dots$$

其中, p_j 为在 j 次抽样中得到一个好样本的概率, 显然 $p_j = (1-w)^{j-1}w$.

因此, 有:

$$\begin{aligned} EK &= w^r + 2(1-w^r)w^r + 3(1-w^r)^2w^r + \dots \\ &= w^r(1 + 2(1-w^r) + 3(1-w^r)^2 + \dots) \\ &= w^r \left(\frac{v}{1-v} \right) \Big|_{v=1-w^r} = w^{-r} \end{aligned} \quad (2)$$

由式(2)可求得 K 的表示式:

$$K = \frac{1 + 3\sqrt{1-w^r}}{w^r} \quad (3)$$

由直观经验可知, 当外点比例很大时, 得到一个好样本的最低抽样次数 K 应该会很高.

假设 $r=2$, 图1描述了抽样次数 K 与外点比例 $1-w$ 的变化关系.

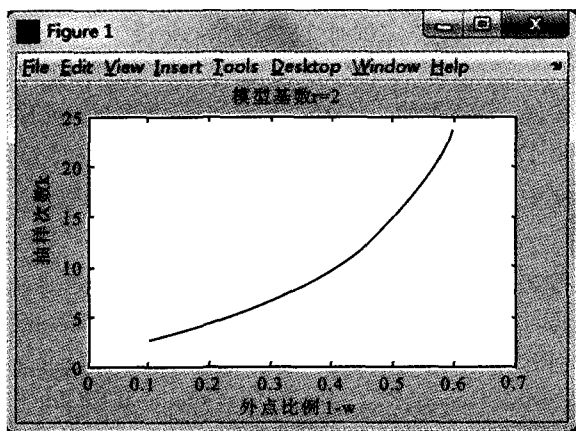


图1 抽样次数与外点比例关系

由图可见, 抽样次数 K 随外点比例的增长变化并不太明显, 其计算量是可以接受的. 所以这种方法比较适用于处理较大比例外点的情况.

接下来的问题是需要构造多少个极小样本集. 样本集数量少, 容易漏检; 而数量过多既增加了运算量, 又容易误检.

一般来说, 极小样本集的数目 M 与外点比例 $1-w$ 有一定关系, 且要求 M 足够大, 以致能得到一定数量的仅由自由外点组成的极小样本集.

设内点间距离的均值为 α , 内-外点间距离的均值为 β , 如果 $n \gg r$, 有:

$$p \approx w \left[\frac{w \exp^{-\frac{\alpha^2}{2}}}{(1-w) \exp^{-\frac{\beta^2}{2}} + w \exp^{-\frac{\alpha^2}{2}}} \right] \quad (4)$$

显然, 只要 $\beta > \alpha$, 将增加提取一个包含自由外点的极小样本集的概率 p .

对于一个给定的模型, 至少提取 K 个自由外点的极小样本集的概率为:

$$\rho = 1 - \sum_{k=0}^{K-1} \binom{M}{k} p^k (1-p)^{M-k} \quad (5)$$

给定 ρ 和 K , 即可求得 M , 构造 M 个极小样本集: $S = \{s_i | i = 1, 2, \dots, M\}$, 进而构建 M 个假定模型 $L = \{l_j | j = 1, 2, \dots, M\}$.

3 确定点的倾向集

根据 RANSAC 原理, 在构建了假定模型后, 需要确定每个模型的一致集. 可根据下面的步骤确定一致集.

设由某假定模型 l_j 决定一条非退化直线, 某数据点 q_i 到 l_j 的距离为 d_{i-j} . 若 d_{i-j} 小于预设阈值 t , 则令 $\alpha_{ij} = 1$, 表示把点 q_i 归入到模型 l_j 中; 否则 $\alpha_{ij} = 0$. 这样一来, 就由一系列 α_{ij} 构成一个二维矩阵 $A_{N \times M}$:

$$A_{N \times M} = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} & \dots & \alpha_{1M-1} & \alpha_{1M} \\ \alpha_{21} & \alpha_{22} & \dots & \alpha_{2M-1} & \alpha_{2M} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha_{N1} & \alpha_{N2} & \dots & \alpha_{NM-1} & \alpha_{NM} \end{bmatrix} \quad (6)$$

把 A 中第 j 列值为 1 的元素 α_{kj} 对应的数据点 q_k 组成一个集合 $f_j = \{q_k | q_k \in Q\}$, 即称为 l_j 模型的一致集. 这样就得到 M 个一致集: $F = \{f_j | j = 1, 2, \dots, M\}$.

目前的检测算法大多基于一致集, 而文中方法是观察矩阵 A 第 i 行中所有值为 1 的元素, 不难发现其实质上指明了 q_i 点被归类的所属模型的集合, 或者说表征了 q_i 点倾向于归属的模型, 故称为点 q_i 的倾向集: $g_i = \{l_j | l_j \in L\}$, 可将其看作为点 q_i 的特征函数. 这样就得到了 N 个倾向集: $G = \{g_i | i = 1, 2, \dots, N\}$, 对应于数据点集 Q .

4 计算倾向集间的 Jaccard 距离

可以把点的特征函数看作是该点的一种概念化

描述,凭直觉可以知道,属于同一个模型的点具有类似的概念化描述,换句话说,这些点将被聚类到同一个概念空间,这是文中的核心思想。

为了在概念空间实现点的聚类操作,可采用 Jaccard 距离以度量各个倾向集之间的相异性。对于二个给定集合 A, B ,其 Jaccard 距离定义如下:

$$d_j(A, B) = \frac{|A \cup B| - |A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (7)$$

可见, Jaccard 距离实质上表征了二个集合的重叠程度,范围为 $0 \sim 1$ 。“0”意味着二个集合完全重叠,即重合;而“1”意味着二个集合既不相交也不重合,即完全分离。

考查整个倾向集的集合 G ,求解任意两个数据点 q_i, q_j 倾向集之间的 Jaccard 距离,可得到一个 Jaccard 距离的集合:

$$D_{\text{Jaccard}} = \{d_j \mid j = 1, 2, \dots, M(M-1)/2\} \quad (8)$$

5 倾向集的聚类操作

下面的过程是基于 D_{Jaccard} 在概念空间对数据点进行密集聚类。为了有效提取模型,对传统聚类方法进行了改良。基本步骤如下:

Step1:构造原子簇集合 $C = \{C_i \mid i = 1, 2, \dots, M\}$,每个原子簇包含一个数据点,即 $C_i = \{q_i\}$ 。这样就将 $Q \leftrightarrow D_{\text{Jaccard}}$ 的对应关系就转化为 $C \leftrightarrow D_{\text{Jaccard}}$ 关系。

Step2:找出 D_{Jaccard} 中最小元素 d_k ,若 $d_k < 1$,则反向确定其对应的 C_i 和 C_j (这里假设 $i < j$)。设 $C'_i = C_i \cup C_j$,用 C'_i 取代 C_i ,同时删除 C_j ;

Step3:求出 C'_i 的倾向集,将其定义为该簇中所有原子簇的倾向集的交集。

Step4:更新集合 D_{Jaccard} ,即首先重新确定 C'_i 与 C 中其它簇的 Jaccard 距离,再清除原 C_j 所对应的 D_{Jaccard} 中的元素。

Step5:重复 Step2 ~ Step4 步,直到 $d_k \geq 1$ 。

聚类的结果,是将数据点归类到有限的几个簇中。对每个簇,至少存在一个模型,其存在于该簇所有点的倾向集中,即该模型适合于该簇的所有点。如果有多个模型适合于某个簇的所有点,则这些模型必然非常相似,此时可通过最小二乘拟合等方法估算每个簇的最终模型。

6 实验

下面的实验将 RHT、RANSAC 方法与文中方法进行对比。如图 2 所示,图像中有三个圆,首先对

原图加入高斯噪声,再用不同方法检测圆。这里每个模型含有不同比例的外点,假设均为随机采样,取 $\sigma = 0.2$,阈值 $t = 0.05$ 。

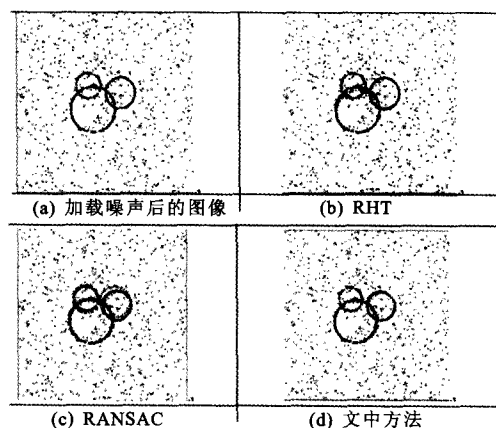


图 2 含噪图像的直线检测

在无噪声情况下, RANSAC、RHT 和文中方法均能顺利检测出对应的四条直线,但文中方法检测效果明显,精确度较高。

结果显示 RHT 法均存在误检现象,即多检出了一个圆,如图 2(b)所示。RANSAC 法虽然如期检出了三个圆,但精度有偏差,如图 2(c)图所示。而文中方法能较好地检测出圆,且准确性较高。如图 2(d)图所示。

7 结束语

文中提出了一种包含噪声多种圆检测方法,核心思想是将每个点描述为倾向集,再基于倾向集之间的 Jaccard 距离进行密集聚类,成功提取圆的多个实例。实验表明,该方法无需知道圆数目,同时克服了 Hough 的固有缺陷,检测率高,可用于计算机视觉中的消隐点检测等,具有广泛的实用价值。

参考文献:

- [1] Zuliani M, Kenney C S, Manjunath B S. The multi-RANSAC algorithm and its application to detect planar homographies[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Genova: IEEE, 2005:153-156.
- [2] Zhang W, Koseck a J. Nonparametric estimation of multiple structures with outliers. [C]// proceedings of the international conference on Dynamical vision. Berlin, Heidelberg: springer-verlay, 2007.
- [3] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach

(下转第 200 页)

技术也可适用到其他的分类器,只要分类器是从训练数据集中得到的数据来表示它们的参数,例如最近邻算法(K-Nearest Neighbors, KNN). 在加强学习方面,这种 SVM 可以代替神经网络.

4 CPU 的消耗限制

评估点 x 的值,需要计算 $K(x, y)$ 的值和每个支持向量的两个乘积.

$$\sum \alpha_i y_i K(x_i, x) \quad (20)$$

重要的是限制分类器对 CPU 的消耗. 降低 CPU 消耗的唯一方法是限制支持向量的数目,并限制到一个固定的值. 使用这些带有日期的系统,支持向量数目太高时,最老的支持向量在评估时可以抛开不计. 然而,抛开不计的支持向量不能从训练数据集中移走. 如果是这样的话,支持向量必将被另外一个取代. 这种行为将会降低分类器的有效性. 在游戏中,限制支持向量的数目是非常重要的,因为它在决策中引入了一些噪音,所在效率下降并非总是坏事.

5 结束语

文中介绍了支持向量机(SVM),并引出了老化数据的概念. 尽管这一概念可以用于大多数的分类

器系统,但 SVM 是个很好的候选者,因为分类器的参数是用训练数据集来表示的. 它还支持向量的数量限制和 CPU 消耗的限制提出了解决方法.

参考文献:

- [1] Moore, Andrew W. support vector machines[EB/OL]. [2011-02-15]. Available online at <http://www.autonlab.org/trtorial/svm.html>.
- [2] Burges, Christopher. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. knowledge Discovery and Data Mining, 1998(2):955-974.
- [3] Cristianini, Nello. Tutorial on support vector machines and kernel methods[EB/OL]. [2011-02-15]. ICML-2001 Tutorials. Available online at <http://www.support-vector.net/icml-tutorial.pdf>.
- [4] Gould Nick, Philippe Toint A quadratic programming page[EB/OL]. [2011-02-15]. Available online at <http://www.numerical.rl.ac.uk/qp/qp.html>.

作者简介:

肖 瑜 男,(1964-),教授. 研究方向为作战仿真与虚拟现实.

刘宏义 男,(1972-),讲师. 研究方向为作战仿真与虚拟现实.

(上接第 196 页)

toward feature space analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2002,24(5): 603 - 619.

- [4] Kanazawa Y, Kawakami H. Detection of planar regions with uncalibrated stereo using distributions of feature points[C]//British Machine Vision Conference. [s. l.]: IEEE, 2004: 247 - 256.
- [5] Zuliani M, Kenney C S, Manjunath B S. The multi

RANSAC algorithm and its application to detect planar homographies[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, Genova: IEEE, 2005: 11-14.

作者简介:

于永彦 男,(1969-),副教授,博士研究生. 研究方向为模式识别、多媒体通信.