DOI:10.11992/tis.201512036

一种改进的搜索密度峰值的聚类算法

淦文燕,刘冲
(解放军理工大学 指挥信息系统学院,江苏 南京 210007)

摘 要:聚类是大数据分析与数据挖掘的基础问题。刊登在 2014 年《Science》杂志上的文章《Clustering by fast search and find of density peaks》提出一种快速搜索密度峰值的聚类算法,算法简单实用,但聚类结果依赖于参数 d_c 的经验选择。论文提出一种改进的搜索密度峰值的聚类算法,引入密度估计熵自适应优化算法参数。对比实验结果表明,改进方法不仅可以较好地解决原算法的参数人为确定的不足,而且具有相对更好的聚类性能。

关键词:数据挖掘;聚类算法;核密度估计;熵
中图分类号: TP311 **文献标志码**:A **文章编号**:1673-4785(2017)02-0229-07

中文引用格式:淦文燕,刘冲. 一种改进的搜索密度峰值的聚类算法[J]. 智能系统学报, 2017, 12(2): 229-236.
英文引用格式: GAN Wenyan, LIU Chong. An improved clustering algorithm that searches and finds density peaks[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2017, 12(2): 229-236.

An improved clustering algorithm that searches and finds density peaks

GAN Wenyan, LIU Chong
(College of Command Information System, PLA University of Science and Technology, Nanjing 210007, China)

Abstract: Clustering is a fundamental issue for big data analysis and data mining. In July 2014, a paper in the Journal of Science proposed a simple yet effective clustering algorithm based on the idea that cluster centers are characterized by a higher density than their neighbors and having a relatively large distance from points with higher densities. The proposed algorithm can detect clusters of arbitrary shapes and differing densities but is very sensitive to tunable parameter d_c. In this paper, we propose an improved clustering algorithm that adaptively optimizes parameter dc. The time complexity of our algorithm was super-linear with respect to the size of the dataset. Further, our theoretical analysis and experimental results show the effectiveness and efficiency of our improved algorithm.

Keywords: data mining; clustering algorithms; kernel density estimation; entropy

互联网时代,随着社交网络、电子商务与移动通信等技术的蓬勃发展,人类社会进入以 PB 级数据信息为特征的大数据时代。如何从海量复杂数据集中自动发现新知识、新规律,实现从数据到知识到决策的挑战与跨越[1-2],成为各行各业普遍面临的严峻技术挑战。

所谓聚类,就是根据描述事物的某些属性,将事物聚集成若干类,使得类间相似性尽量小,类内相似性尽量大[3]。与分类不同,聚类无须明确的类标记,无须区分训练集与测试集,是一种寻求数据自然聚簇结构的非监督学习方法,可以产生问题中数据的概括性描述,可以自动构建分类层次结构,具有更好的普适性;同时,聚类又具有不确定性。对于给定的数据集,聚类结果不仅依赖于实际的数据分布,而且取决于问题的应用背景与目标,不存在唯一正确的聚类划分。正由于这种普适性与不确定性,使聚类问题比分类问题更复杂、更具挑战性,被认为是大数据分析与数据挖掘的基础问题,也成为统计、模式识别、机器学习、人工智能等诸多学科领域中一个非

收稿日期:2015-12-31.
基金项目:国家自然科学基金项目(60974086).
通信作者:刘冲. E-mail:lc1368542460@126.com.

常活跃且非常重要的研究热点[3-5]。

2014 年《Science》杂志上刊登了一篇题为《Clustering by fast search and find of density peaks》的论文[1],论文提出一种快速搜索和发现密度峰值的聚类算法。算法将具有局部极大密度估计值的样本点视为聚类中心,通过快速搜索聚类中心,将每一个非中心样本点沿着密度递增的最近邻方向迭代划分给相应的聚类中心,实现数据划分。算法思路新颖,简单实用,具有良好的聚类质量,能够发现任意形状、大小和密度的聚类,能够有效处理噪声和离群数据,对人脸等高维非结构化数据具有良好的适用性。虽然论文的局限性遭到众多读者的质疑,如聚类结果严重依赖于密度参数 d_c 的仔细选择,但整体上可以为聚类算法设计提供一种新思路。

本文深入探讨了快速搜索密度峰值点的聚类算法[1]的局限性,引入基于密度估计熵最小化的自适应参数优化方法弥补其核函数及其参数值人为确定的羁绊,提出一种改进的搜索密度峰值点的聚类算法。在重现论文算法并获得与原作者相同实验结果的基础上,用改进算法重新聚类。对比实验结果表明,改进算法不仅能有效解决原算法的参数优选问题,而且具有相对更好的聚类性能。

1 快速搜索密度峰值的聚类算法

给定数据集 $D = \{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$,快速搜索密度峰值点的聚类算法[1]。假设聚类中心对应某些具有局部极大密度估计值的样本点,这些样本点可以看作由低密度样本点所包围的“高密度峰值点”,距离其他高密度近邻样本相对较远。算法通过快速搜索和发现代表聚类中心的“高密度峰值点”,将每个非中心样本点沿着密度估计值递增的最近邻方向迭代移动到相应的聚类中心,实现数据划分。这里涉及两个基本概念:局部密度估计和高密度最近邻距离。

1.1 局部密度估计与高密度最近邻距离

$\forall x_i \in D, 1 \leqslant i \leqslant n$,局部密度估计值 d_c 定义为

$$\rho_i = \sum_{1 \leqslant j \neq i \leqslant n} \chi(d_{ij}, d_c) \tag{1}$$

式中:$\chi(\cdot)$ 相当于核密度估计的核函数,论文给出 3 种可选的核函数形态,相应的密度估计公式如下:

1)截断核估计

$$\rho_i = \sum_{j \neq i} \chi(d_{ij} - d_c), \quad \chi(x) = \begin{cases} 1, & x < 0 \\ 0, & x \geqslant 0 \end{cases} \tag{2}$$

2)高斯核估计

$$\rho_i = \sum_{j \neq i} \mathrm{e}^{-\left(\frac{d_{ij}}{d_c}\right)^2} \tag{3}$$

3)指数核估计

$$\rho_i = \sum_{j \neq i} \mathrm{e}^{\left(-\frac{d_{ij}}{d_c^2}\right)} \tag{4}$$

式中:d_{ij} 为样本点 x_i、x_j 间的距离,采用满足三角不等式的距离度量,如欧氏距离;$d_c > 0$ 是预先指定的密度估计参数,相当于核函数的窗宽。

高密度最近邻距离 δ_i 则定义为 x_i 到具有更大密度估计值的最近邻样本点的距离,即

$$\delta_i = \min_{j:\rho_j > \rho_i} (d_{ij}) \tag{5}$$

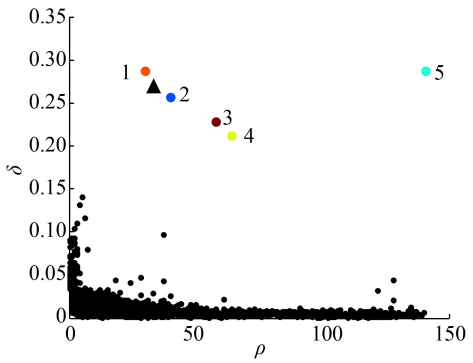
显然,具有全局最大密度估计值的样本点不存在高密度最近邻,可简单地令其高密度最近邻距离等于所有样本点间距离的最大值。

1.2 基于决策图的聚类划分

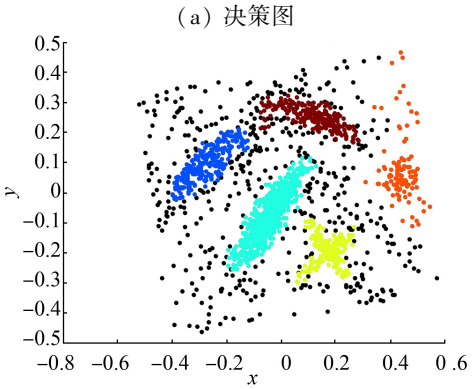
通过计算每个样本点 x_i($1 \leqslant i \leqslant n$)的局部密度估计值 d_c 和高密度最近邻距离 δ_i,算法将原始数据集 D 映射到由局部密度估计 ρ 和高密度最近邻距离 δ 组成的二维特征空间中。直觉上,代表聚类中心的样本点应同时具有较大的局部密度估计值 ρ 和较大的高密度最近邻距离 ρ。由此,通过特征空间中决策图的可视化,可以实现基于中心的聚类划分。

图 1 所示为论文实验采用的模拟测试数据集及其聚类结果[1]。测试数据包含 4 000 个样本点,分别取自 6 个不同的二维正态分布,还有一些噪声数据。图 1(a)所示为采用式(2)所示的截断核估计且参数 d_c 取最小 2%的距离做截断时(即 d_c 取值为所有样本点间距离的最小 2%的距离中的最大距离),测试数据集投影到以局部密度估计 ρ 值为横轴、以高密度最近邻距离 δ 为纵轴的二维空间中形成的决策图[1];显然,图中虚线框选出的 5 个样本点同时具有较大的局部密度估计值 ρ 和高密度最近邻距离 ρ,可以被选为 5 个聚类中心,相应聚类结果如图 1(b)所示。4 000 个样本点被划分为 5 个类和噪声数据,每个类用与中心样本点相同的数字来标记。其中,第五类最大,包含多于 1 500 个样本点,第一类最小,仅有 200 多个样本点。显然,算法具有良好的聚类质量,可以发现不同形状、大小和密度的聚类,可以有效处理噪声数据。

但算法中存在一个重要参数,即密度参数 d_c。论文认为,参数 d_c 的取值虽然会影响样本点的局部密度估计与高密度最近邻距离,但不会严重影响最终的聚类结果,通常选取所有样本点间距离的最小 1%~2%做截断即可(即令 d_c 取值为所有样本点间距离的最小 1%~2%的距离中的最大距离)。但重现论文算法及其实验结果时,我们发现,核函数的选择及其参数 d_c 的取值都会严重影响最终聚类结果。



(a) 决策图



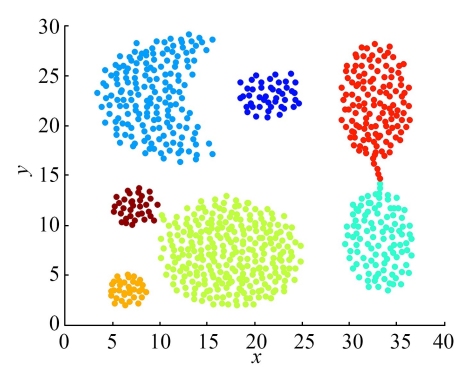
(b)聚类结果

图 1　包含 4 000 个样本点的测试数据集的聚类结果

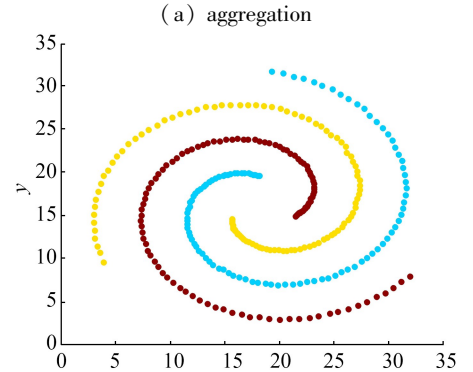
Fig.1　The clustering results of the test dataset containing 4 000 sample points

1.3　核函数及其参数选择对聚类结果的影响

图 2 所示为常用的两个标准测试数据集。



(a) aggregation



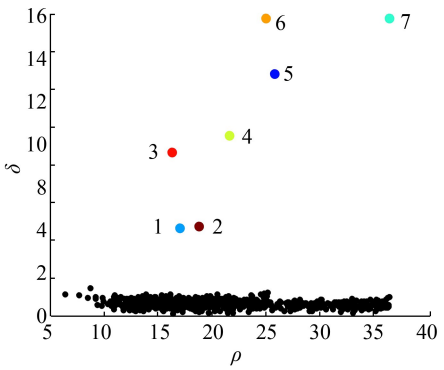
(b) spiral

图 2　两个标准测试数据集

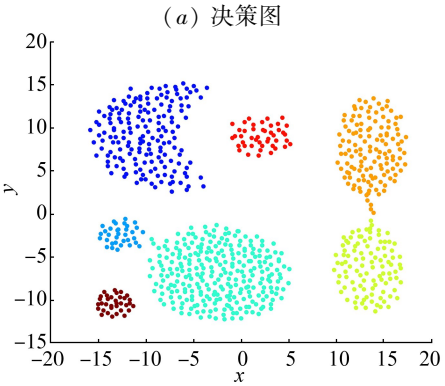
Fig.2　Two standard test datasets: aggregation and spiral

图 2 中,aggregation 数据集[9]包含 7 个不同大小、形状和密度的聚类,共 788 个样本点;spiral 数据集[10]包含 3 个螺旋形聚类,共 312 个样本点。

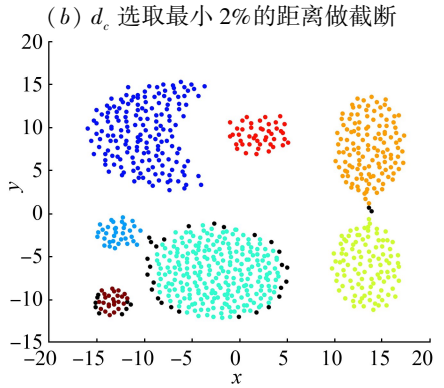
采用快速搜索密度峰值点的聚类算法对其进行聚类分析,聚类结果分别如图 3、4、5 所示。



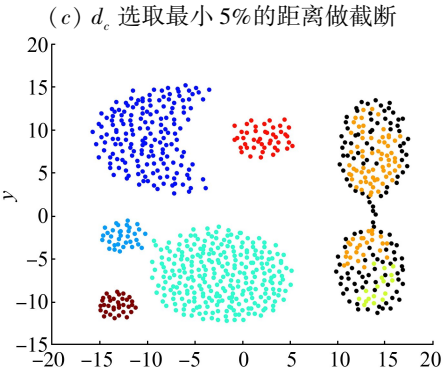
(a) 决策图



(b) d_c 选取最小 2%的距离做截断



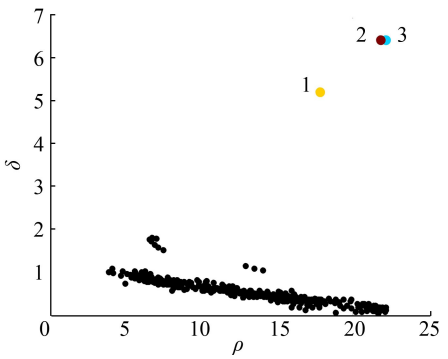
(c) d_c 选取最小 5%的距离做截断



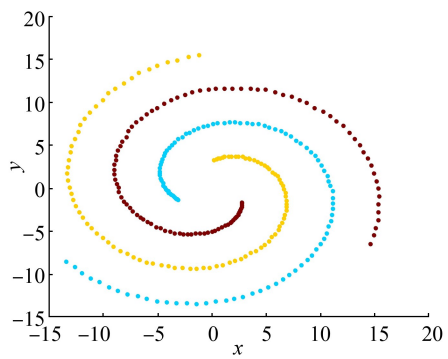
(d) d_c 选取最小 1%的距离做截断

图 3　aggregation 数据集的聚类结果

Fig.3　The clustering results for aggregation datasets



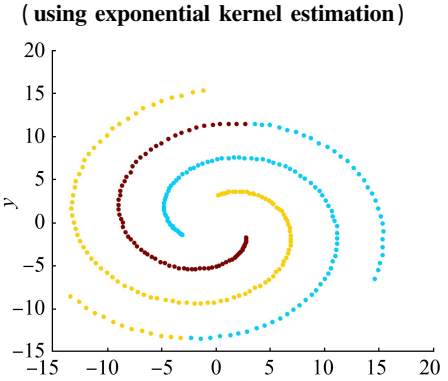
(a) 决策图



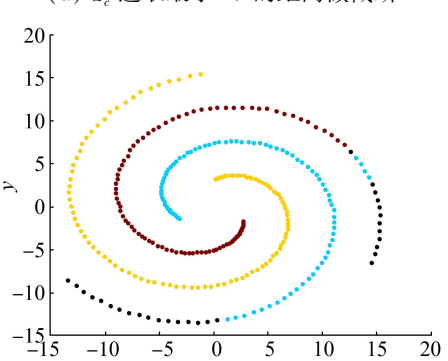
(b) d_c 选取最小 3%的距离做截断

图 4 spiral 数据集的聚类结果(采用指数核估计)

Fig. 4 The clustering results for aggregation datasets (using exponential kernel estimation)



(a) d_c 选取最小 1%的距离做截断



(b) d_c 选取最小 2%的距离做截断

图 5 spiral 数据集的聚类结果(采用高斯核估计)

Fig. 5 The clustering results for aggregation datasets (using gaussian kernel estimation)

图 3(a)、3(b)所示为采用式(4)的指数核估计且参数 d_c 取最小 2%的距离做截断时,aggregation 数据集得到的聚类决策图及相应聚类结果。由图 3(b)可知,聚类算法可以正确识别 aggregation 数据集的 7 个不同大小、形状和密度的聚类。但如果采用截断核,且令 d_c 分别取最小 5%或 1%的距离做截断,聚类结果如图 3(c)、3(d)所示。图 3(c)中,聚类质量明显下降,很多样本点被误分噪声数据。由此可见,聚类结果对参数 d_c 的取值非常敏感,进一步分析核函数选择对聚类结果的影响。定性讨论核函数及其参数 d_c 的选择对聚类结果的影响。给定包含 n 个样本点的数据集 D,根据式(1),任一样本点 $x_i \in D$ 处的局部密度估计值 d_c 等价于以其他样本点 $x_j \in D$ 为中心的、$n-1$ 个核函数的叠加,其中 $j \neq i$。这表示每个样本点的局部密度估计值等于所有其他样本点在该处的"贡献"的叠加,"贡献"的大小依赖于两点间的距离。

图 4(a)、4(b)所示为采用指数核估计且 d_c 选取最小 2%的距离做截断时,spiral 数据集得到聚类决策图及其聚类结果,显然聚类结果可以正确识别 spiral 数据集的 3 个螺旋形聚类。但如果采用式(5)所示的高斯核估计,令 d_c 分别选取最小 1%或 2%的距离做截断时,聚类结果如图 5(a)、5(b)所示。显然,当 d_c 取值固定时,聚类结果对核函数的选择也非常敏感。事实上,采用高斯核估计对 spiral 数据集进行聚类分析,d_c 要选取大于 2%的距离做截断,才能得到相对较好的聚类结果。而不是简单地令 d_c 选取所有样本点间距离的最小 1%-2%做截断即可。

采用式(2)所示的截断核估计时,每个样本点 x_i 处的密度估计值 d_c 为离散值,等价于 x_i 的 d_c 邻域内近邻样本点的个数,密度估计具有局域性。这里的密度参数 d_c 表示截断距离,当样本点间距离超过 d_c 时,其贡献可以忽略不计;而采用式(3)所示的高斯核估计时,每个样本点 x_i 处的局部密度估计值 d_c 为连续值,参数 d_c 的作用也是控制密度估计的局域性,但近邻样本点的贡献会随距离的增长而衰减。根据高斯函数的数学性质,当距离大于 $3d_c/\sqrt{2}$ 时,样本点的贡献会快速衰减为 0,指示着高斯核估计的截断距离近似为 $3d_c/\sqrt{2}$;类似地,采用式(4)所示的指数核估计时,每个样本点 x_i 处的局部密度估计值 d_c 虽然也是连续值,但相对于高斯核估计,近邻样本点对 x_i 处密度估计的贡献随距离增长而衰减的速度相对较慢,指示着相对更大的截断距离。

图 6 所示为 $d_c = 2$ 时指数核与高斯核的截断距离比较,图中指数核的截断距离远大于高斯核,这意

味着:d_c 取值相同时,采用指数核估计样本点的局部密度,有贡献的近邻样本点相对更多;而采用高斯核估计进行聚类分析时,参数 d_c 的取值应相对较大,才能产生与指数核估计相似的聚类结果。

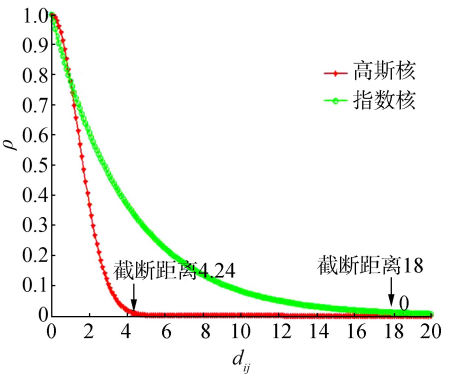


图 6　指数核与高斯核的截断距离比较

Fig.6　Comparison of truncative distance between exponential kernel and Gaussian kernel

综上所述,快速搜索密度峰值点的聚类算法虽然具有良好的聚类质量,可以发现不同形状、大小和密度的聚类,可以有效处理噪声数据,但聚类结果严重依赖于核函数及其参数 d_c 的人为选择,论文中没有讨论核函数选择对密度估计乃至最终聚类结果的影响。事实上,参数 d_c 的选择不能脱离具体的核函数而单独讨论;即使针对特定的核函数,参数 d_c 的取值通常也依赖于数据分布的具体特点,不存在适用于所有问题的经验策略。考虑到实际应用中,让用户选择合适的核函数及参数显然是不切实际的。下面,我们将引入一种基于密度估计熵最小化的自适应参数优化方法,根据核函数形态与底层数据分布特点自动选择合适的参数 d_c 值,弥补核函数及其参数值人为确定的羁绊。同时,我们将引入局部密度估计值的近似计算方法改进算法性能,由此得到改进的快速搜索密度峰值点的聚类算法。

2　改进的搜索密度峰值的聚类算法

2.1　基于密度估计熵最小化的自适应参数优选

信息论中用香农熵作为系统不确定性的度量,熵越大,不确定性就越大。给定 n 个样本点的局部密度估计值 $\rho_1,\rho_2,\cdots,\rho_n$,如果每个样本点的密度估计值相等,我们对底层数据分布的不确定性最大,具有最大的香农熵。反之,不确定性最小,具有最小的香农熵。由此,可以引入如下的密度估计熵[7]衡量样本点局部密度估计的合理性,即

$$H=-\sum_{i=1}^{n}\frac{\rho_i}{Z}\log\left(\frac{\rho_i}{Z}\right),Z=\sum_{i=1}^{n}\rho_i \qquad (6)$$

式中:Z 为一个标准化因子。分析密度估计熵的性质可知,有 $0\leqslant H\leqslant\log(n)$。显然,所有样本点的局部密度估计值近似相等时,具有最大的密度估计熵。

对于给定的核函数形态,分析密度参数 d_c 由 0 至+∞递增过程中密度估计熵 H 的变化情况:当 $d_c\to 0$ 时,H 趋近于 $H_{\max}=\log(n)$;随着 d_c 的增大,H 首先减小,在某个优化 d_c 值处达到最小值,然后又逐渐增大,当 $d_c\to+\infty$ 时,再次趋近于最大值 $H_{\max}=\log(n)$。对应最小密度估计熵的 d_c 值可以看作参数优化值。也就是说,优化 d_c 值可以看作一个单变量非线性函数的最优化问题,即有

$$\min_{d_c} H=-\sum_{i=1}^{n}\frac{\rho_i}{Z}\log\left(\frac{\rho_i}{Z}\right) \qquad (7)$$

此类问题存在很多标准算法,如简单试探法和模拟退火法等。实际应用中可采用样本容量的随机抽样方法降低优化 d_c 值的时间开销。n 很大时,可以采用抽样率不小于 2.5%的随机抽样方法来提高优化算法的性能[5]。

理论上,对于用户任意指定的核函数形态,采用基于密度估计熵最小化的参数优化方法,都可以根据底层数据的分布特点自动优选合适的参数 d_c 值。最终的密度估计结果取决于参数 d_c 的优化值,而与核函数的具体形态的相关性并不明显。考虑到高斯函数具有良好的数学性质和普适性,建议采用式(3)所示的高斯核估计方法计算所有样本点的局部密度估计值。

2.2　局部密度估计值的近似计算

给定包含 n 个样本点的数据集 D,考虑到计算每个样本点 $x_i\in D$ 的局部密度估计值 d_c 需要遍历所有其他样本点,算法复杂度较高,近似为 $O(n^2)$。根据高斯函数的数学性质,对于给定的参数 d_c 值,当样本点间当距离大于 $3d_c/\sqrt{2}$ 时,局部密度估计的贡献会快速衰减为 0,即每个样本点的局部密度估计值取决于半径为 $3d_c/\sqrt{2}$ 的邻域范围内的近邻样本点的影响。由此,可以引入局部密度估计的近似计算改善聚类算法的性能。

具体来说,以 $\sqrt{2}d_c$ 为尺度对包含样本点的最小数域空间进行网格划分,构建空间索引结构(如 B^+ 树)存贮每个非空网格单元的样本点数 n_c 和样本均值 x_c 等信息[3]。

计算任一样本点 $x_i(1\leqslant i\leqslant n)$ 的局部密度估计值 ρ_i 时,只考虑样本点 x_i 所处网格单元 $\mathrm{cell}(x_i)$ 及其邻近网格单元 $\mathrm{neighbor}(\mathrm{cell}(x_i))$ 内所有样本点的影响,由此得到样本点 x_i 的局部密度估计值 ρ_i 的近似计算公式,即有

$$\rho_i \approx \sum_{x_j \in \text{cell}(x_i) \wedge j \neq i} e^{-\left(\frac{d_{ij}}{d_c}\right)^2} + \varphi_{\text{neighbor\_cells}}(x_i) \quad (8)$$

$$\varphi_{\text{neighbor\_cells}}(x_i) = \sum_{C \in \text{neighbor}(\text{cell}(x_i))} n_c \cdot e^{-\left(\frac{d(x_i, x_c)}{d_c}\right)^2} \quad (9)$$

其中 $\varphi_{\text{neighbor\_cells}}(x_i)$ 的计算公式代表邻近网格单元内的样本点对 ρ_i 的贡献。此时计算任一样本点的局部密度估计值所需时间开销仅为空间索引时间,即 $O(\log(n_{grid}))$,$n_{\text{grid}} << n$ 为非空网格单元数,而构造空间索引结构所需时间为 $O(\log(n_{grid}))$,算法总的时间复杂度近似为 $O(\log(n_{\text{grid}}))$。具体算法描述如下:

2.3 改进算法描述

给定数据集 $D = \{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$,改进的快速搜索密度峰值的聚类算法可以描述如下。

算法 改进的搜索密度峰值的聚类算法(ICADEP)

输入 数据集 $D = \{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$,抽样个数 n_{sample};

输出 数据划分Π。

算法步骤:

1)随机抽取 n_{sample} 个样本点组成抽样数据集 SampleSet;

2) d_c = Optimal_Parameter (SampleSet);//用抽样数据集优化估计密度参数 d_c;

3) Map = CreateMap(D, $\frac{d_c}{\sqrt{2}}$);//以 $\frac{d_c}{\sqrt{2}}$ 为尺度对空间进行网格划分并构建索引树;

4) ρ = Density_Estimation(D, Map, d_c);//计算所有样本点的局部密度估计值 $\rho_1, \rho_2, \cdots, \rho_n$;

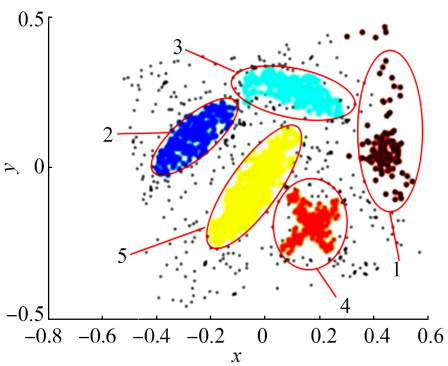
5) δ = NN_Distance(D, Map, ρ);//按照局部密度估从大到小的顺序,计算所有样本点的高密度最所邻距离 $\delta_1, \cdots, \delta_n$;

6) C = Decision_Graph(D, ρ, δ);//形成决策图,根据用户交互,确定代表聚类中心的样本子集;

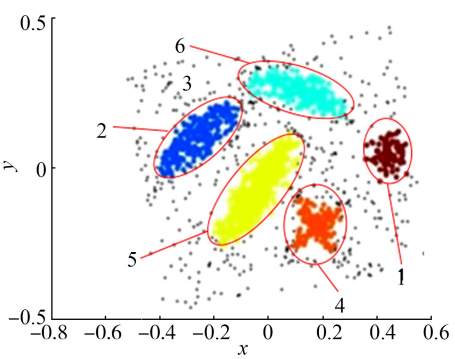
7) Π = Partition (D, C);//将所有非中心样本点沿着密度估计值递增的最近邻方向,迭代划分给相应的聚类中心,实现数据划分。

3 实验结果与比较

这里采用图 1、2 所示的测试数据集检验改进算法 ICADEP 的有效性。所有程序用软件 Matlab2011 实现,测试在一台 PC 机(i5-3210M CPU、8GHz 内存、Win7)上进行,聚类结果如图 7~9 所示。图 7 所示的测试数据包含 6 个聚类和一些噪声数据,共 4 000 个样本点。图 7(a)所示为原算法[1]的聚类结果,其参数 d_c 值是一个经验值 0.03,即选取最小 2% 的距离做截断;图 7(b)所示为改进算法的聚类结果,其参数 d_c 值是通过密度估计熵最小化得到的优化值,略大于论文[1]实验采用的经验值,但聚类质量相对更好,而且抗噪声能力更好。



(a)原算法[1](d_c = 0.03)

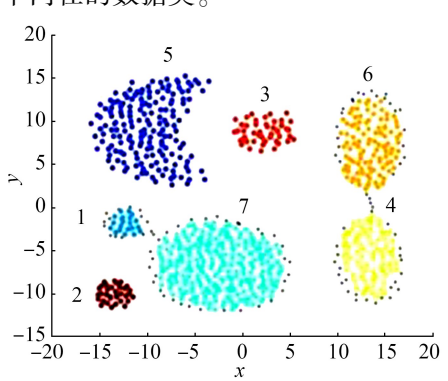


(b)ICADEP 算法(d_c = 0.05)

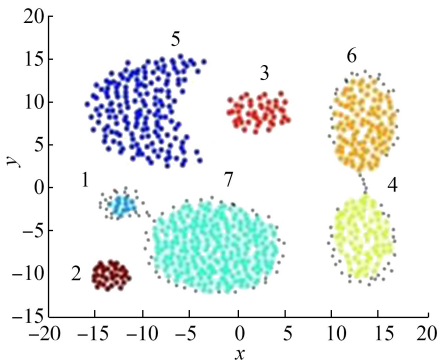
图 7 4 000 个随机样本点的聚类结果比较

Fig.7 Comparison of clustering results of 4 000 random sample points

图 8(a)所示为原算法聚类结果,参数 d_c 选取最小 2%的距离做截断,即 d_c = 2.23;而图 8(b)所示的改进算法聚类结果中,通过密度估计熵最小化得到的优化 d_c 值虽然略小于论文[1]实验的经验值,即 d_c = 2.02,但聚类结果同样能够正确识别原始数据分布的 7 个内在的数据类。



(a)原算法[1](d_c = 2.23)

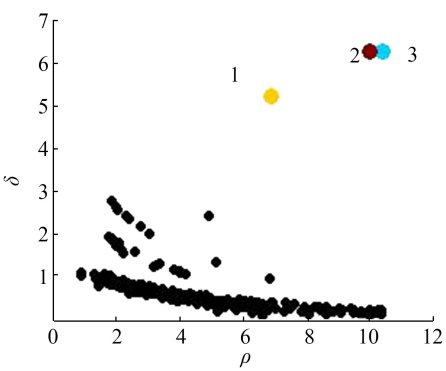


(b)ICADEP 算法(d_c = 2.02)

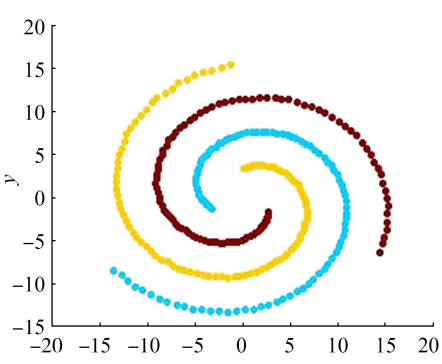
图 8　aggregation 数据集的聚类结果比较

Fig.8　Comparison of clustering results for aggregation datasets

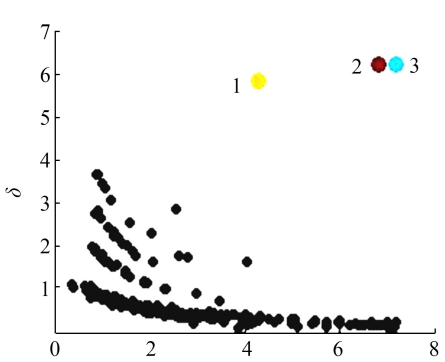
图 9 所示为 spiral 数据集的聚类结果比较。



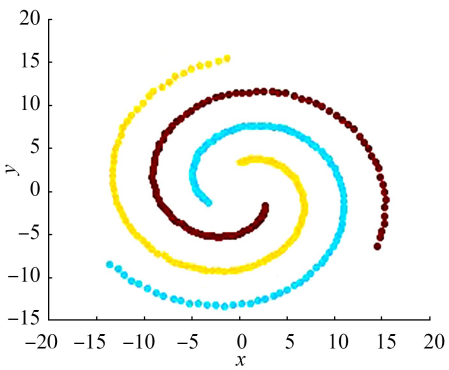
(a) 原算法[1]的决策图(d_c = 1.07)



(b)原算法[1]的相应聚类结果(d_c = 1.07)



(c) ICADEP 算法的决策图(d_c = 0.866)



(d)ICADEP 算法的相应聚类结果(d_c = 0.866)

图 9　spiral 数据集的聚类结果比较

Fig.9　Comparison of clustering results for spiral datasets

图 9(a)所示为原算法聚类结果,算法采用指数核估计,参数 d_c 选取最小 3% 的距离做截断,即有 d_c=1.07;而图 9(b)所示的改进算法聚类结果中,通过密度估计熵最小化得到的优化 d_c 值略小于论文[1]实验的经验值,即有 d_c=0.866,聚类结果同样能够正确识别原数据集内在的 3 个螺旋类。

4　结束语

聚类是大数据分析与数据挖掘的基础问题。2014 年刊登在《Science》上的论文《Clustering by fast search and find of density peaks》提出一种快速搜索和发现密度峰值点的聚类算法。算法简单实用,能够发现任意形状、大小和密度的聚类,能够有效处理噪声和离群数据,但聚类结果依赖于核函数及其参数 d_c 的人为选择。论文提出一种改进的快速搜索密度峰值的聚类算法,引入基于密度估计熵最小化的自适应参数优化方法,弥补核函数及其参数值人为确定的羁绊;引入局部密度估计值的近似计算方法,改善聚类算法性能。比较实验结果表明,改进算法不仅能有效解决原算法的参数优选问题,而且具有相对更好的聚类性能,算法时间复杂度近似为 $O(\log(n_{\text{grid}}))$,$n_{\text{grid}}<n$。

参考文献:

[1]RODRIGUEZ A, LAIO A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Science, 2014, 344(6191): 1492-1496.

[2]MANYIKA J, CHUI M, BROWN B, et al. Big data: the next frontier for innovation, competition, and productivity [M]. McKinsey Global Institute, 2011.

[3]HAN Jiawei, KAMBER M, PEI Jian. Data mining: concepts and techniques [M]. 3rd ed. Burlington: Morgan Kaufmann, 2011.

[4]JAIN A K. Data clustering: 50 years beyond k-means[Z].

Pattern Recognition Letters, 2009.

[5]唐杰, 东昱晓, 蒋朦, 等. SIGKDD 二十周年庆典[J]. 中国计算机学会通讯, 2014, 10(10): 58-64.

[6]http://comments.sicencemag.org/content/10.1126/science.1242072[OL/EB].

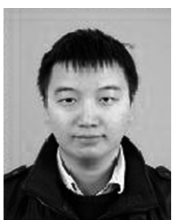
[7]淦文燕, 李德毅. 基于核密度估计的层次聚类算法[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(2): 302-305.
GAN Wenyan, LI Deyi. Hierarchical clustering based on kernel density estimation[J]. Journal of System Simulation, 2004, 16(2): 302-305.

[8]ESTER M, KRIEGEL H, SANDER J, et al. A density based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]//Proceedings of the 2nd international conference on knowledge discovery and data mining. Portland, 1996: 226-231.

[9]GIONIS A, MANNILA H, TSAPARAS P. Clustering aggregation[J]. ACM transactions on knowledge discovery from data, 2007, 1(1): Article No.4.

作者简介:

淦文燕,女,副教授。主要研究方向为人工智能,数据挖掘,机器学习。



刘冲,男,硕士研究生,主要研究方向为大数据分析,数据挖掘。

2017 第二届群体智能和进化计算会议
2017 2nd Conference on Swarm Intelligence and Evolutionary Computation (CSIEC)

Optimization is at the heart of many real world problems in various fields ranging from scientific research to industry and commerce. To tackle complex real world problems, experts have been looking into natural processes and creatures for years. Over the last years, nature-inspired search techniques and optimization algorithms have been became the subject of many researches and currently are used in various field of science, ranging from scientific research to industry and commerce. The two main families of algorithms that primarily constitute this field today are the evolutionary computing methods and the swarm intelligence algorithms. Many heuristic algorithms in each group are invented where each one has its own distinguishing features. Furthermore, encountering various problems, algorithms are enhanced by offering different strategies including inventing different variants, producing specialized operators, co-evolution, hybridization, dynamic controlling, and so on. 2nd Conference on Swarm Intelligence and Evolutionary Computation (CSIEC2017) is an opportunity for researchers to share their contemporary knowledge in the field of nature-inspired intelligent computation based on the principles of swarm and evolutionary algorithms. The conference welcomes significant contributions in both English and Farsi languages.

Topics of interest include but are not limited to:

Search Domains

Problem Domains

Application Domains

Website: http://csiec2017en.uk.ac.ir/App_Web/%28Guest%29/Default.aspx