智能系统学报
CAAI TRANSACTIONS ON INTELLIGENT SYSTEMS

采用离群点检测技术的混合型数据聚类初始化方法

杨志勇, 江峰, 于旭, 杜军威

引用本文:
杨志勇,江峰,于旭,杜军威. 采用离群点检测技术的混合型数据聚类初始化方法[J]. 智能系统学报, 2023, 18(1): 56–65.
YANG Zhiyong,JIANG Feng,YU Xu,DU Junwei. Mixed data clustering initialization method using outlier detection technology[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2023, 18(1): 56–65.

在线阅读 View online: https://dx.doi.org/10.11992/tis.202203031

DOI: 10.11992/tis.202203031

采用离群点检测技术的混合型数据聚类初始化方法

杨志勇, 江峰, 于旭, 杜军威
(青岛科技大学 信息科学技术学院, 山东 青岛 266100)

摘 要: 近年来, 混合型数据的聚类问题受到广泛关注。作为处理混合型数据的一种有效方法, K-prototype 聚类算法在初始化聚类中心时通常采用随机选取的策略, 然而这种策略在很多实际应用中难以保证聚类结果的质量。针对上述问题, 采用基于离群点检测的策略来为 K-prototype 算法选择初始中心, 并提出一种新的混合型数据聚类初始化算法 (initialization of K-prototype clustering based on outlier detection and density, IKP-ODD)。给定一个候选对象, IKP-ODD 通过计算其距离离群因子、加权密度以及与已有初始中心之间的加权距离来判断候选对象是否是一个初始中心。IKP-ODD 通过采用距离离群因子和加权密度, 防止选择离群点作为初始中心。在计算对象的加权密度以及对象之间的加权距离时, 采用邻域粗糙集中的粒度邻域熵来计算每一个属性的重要性, 并根据属性重要性的大小为不同属性赋予不同的权重, 有效地反映不同属性之间的差异性。在多个 UCI 数据集上的实验表明, 相对于现有的初始化方法, IKP-ODD 能够更好地解决 K-prototype 聚类的初始化问题。

关键词: 聚类初始化; 混合型数据; 离群点检测; 邻域粗糙集; 粒度邻域熵; 距离离群因子; 加权密度; 加权距离
中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673−4785(2023)01−0056−10

中文引用格式: 杨志勇, 江峰, 于旭, 等. 采用离群点检测技术的混合型数据聚类初始化方法 [J]. 智能系统学报, 2023, 18(1): 56–65.
英文引用格式: YANG Zhiyong, JIANG Feng, YU Xu, et al. Mixed data clustering initialization method using outlier detection technology[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2023, 18(1): 56–65.

Mixed data clustering initialization method using outlier detection technology

YANG Zhiyong, JIANG Feng, YU Xu, DU Junwei
(School of Information Science & Technology, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266100, China)

Abstract: In recent years, the clustering problem of mixed-type data has received wide attention. As an effective method to process mixed-type data, K-prototype clustering algorithm usually uses the strategy of random selection to initialize cluster centers. However, it is difficult to guarantee the quality of clustering results in many practical applications. To solve above problem, in this paper we select initial centers for K-prototype algorithm based on outlier detection, and present a new initialization algorithm (Initialization of K-prototype Clustering Based on Outlier Detection and Density, denoted as IKP-ODD) for mixed-type data clustering. Given a candidate object, IKP-ODD determines whether the candidate object is an initial center by calculating its distance outlier factor, weighted density and weighted distances from existing initial centers. IKP-ODD prevents outliers from being selected as initial centers by using distance outlier factor and weighted density. When calculating the weighted densities of objects and the weighted distances between objects, we use the granular neighborhood entropy in neighborhood rough sets to calculate the significance of each attribute, and assign different weights to different attributes according to the significances of attributes, which can effectively reflect the difference between different attributes. Experiments on several UCI datasets show that IKP-ODD performs better than the existing initialization methods when solving the initialization problem of K-prototype clustering.

Keywords: initialization of clustering; mixed-type data; outlier detection; neighborhood rough set; granular neighborhood entropy; distance outlier factor; weighted density; weighted distance

聚类是数据挖掘中的一项重要任务, 其目的在于将一些样本划分为若干个簇。通过计算簇内相似性和簇间相似性对样本进行划分, 使得同一个簇中样本之间的相似性尽可能大, 而不同簇中样本之间的相似性尽可能小[1]。目前, 聚类技术

收稿日期: 2022−03−17.
基金项目: 国家自然科学基金项目 (61973180, 61671261); 山东省自然科学基金项目 (ZR2021MF092, ZR2022MF326).
通信作者: 江峰. E-mail: jiangfeng@qust.edu.cn.

已被应用到模式识别[2]、特征选择[3-4]、图像分析[5-7]、生物医学[8-9]等众多领域。

在现实应用中，存在着很多同时包含数值型属性和类别型属性的混合型数据。传统的 K-means 算法和 K-modes 算法分别仅限于处理包含数值型属性的数据和包含类别型属性的数据，并不适合于处理这种混合型数据。为了解决混合型数据的聚类问题，Huang[10] 提出了一种用于处理混合型数据的 K-prototype 聚类算法。K-prototype 算法简单、高效，已成为处理混合型数据聚类的代表性算法。不过，K-prototype 算法也存在一些局限，例如，初始化问题缺乏有效解决办法，随机选择初始聚类中心难以保证算法的稳定性和准确率。为了更好地发挥 K-prototype 算法的作用，有必要对其初始化问题进行系统的研究。

目前，针对 K-prototype 聚类初始化问题的研究还比较少，只有少数几位学者开展了相关研究。例如，Jia 等[11] 提出了一种基于混合相异系数的加权聚类算法 WKPCA，该方法利用平均距离、局部邻域密度和相对距离自动选择初始中心。Guo 等[12] 提出了一种基于邻域密度和距离的混合型数据聚类算法，该方法通过计算每个样本的邻域密度和样本之间的距离自适应确定初始中心。赵立江等[13] 提出了一种对初始点分组取样的方法，然而，该方法可能导致多个初始中心来自同一个簇。Zhou 等[14] 提出了一种通过计算等分间隔点和取值出现频率确定初始中心的方法，然而，该方法没有考虑不同属性之间的差异性。

从以上分析可以看出，现有的 K-prototype 聚类初始化方法还存在多个初始中心来自同一个簇，将离群点选为初始中心等问题。针对这些问题，本文将从离群点检测的角度出发，提出一种新的混合型数据聚类初始化算法 IKP-ODD。离群点检测是数据挖掘的主要研究方向之一，其目的是从大量复杂的数据中发现一小部分离群的、与常规数据模式显著不同的模式。离群点检测最早出现在统计学领域，并由此出现了众多的基于统计的离群点检测方法。基于统计的方法其主要缺点是很多数据集本身并不符合某种特定的概率分布模型。针对基于统计的方法的不足，Knorr 等[15] 从数据挖掘的角度来研究离群点，并提出了基于距离的离群点检测方法。基于距离的离群点检测方法直观、易于理解且实现简单，并且不受数据空间结构的影响。

IKP-ODD 算法的基本思路如下：离群点不应该被选为初始中心，初始中心应该具有代表性，并且任意两个初始中心不能来自于同一个簇。基于这一思路，IKP-ODD 算法首先采用基于距离的方法来计算每个候选对象 x 在数值型属性上以及类别型属性上的离群因子；然后，计算 x 在数值型属性上以及类别型属性上的加权密度，并且计算 x 与已有初始中心在数值型属性上以及类别型属性上的加权距离；最后，通过综合考虑上述 6 个因素来确定 x 成为初始中心的可能性。通过计算每个对象 x 的离群因子，就可以避免将离群点选为初始中心，而计算对象 x 的加权密度，则可以保证所选择的初始中心具有代表性，另外，计算对象 x 与已有初始中心的加权距离，则可以让任意 2 个初始中心之间的距离足够大，从而避免两个初始中心来自于同一个簇的问题。需要指出的是，IKP-ODD 算法在计算对象的加权密度以及对象之间的加权距离时，不同属性将根据其重要性的大小被赋予不同的权重。为了准确地计算出混合型数据集中每一个属性的重要性，本文在邻域粗糙集模型中定义一种新的信息熵——粒度邻域熵，并提出一种基于粒度邻域熵的属性重要性度量。粒度邻域熵是对现有的邻域熵的一种扩展，它将邻域知识粒度的概念引入到邻域熵中，可以更好地刻画邻域粗糙集中的不确定性。

本文的主要贡献如下：1) 提出了一种针对混合型数据聚类的初始化算法 IKP-ODD。在选择初始中心时，IKP-ODD 采用基于距离的离群点检测方法来计算每个候选对象 x 的离群程度，可以避免离群点被选作初始中心。2) IKP-ODD 在选择初始中心时还考虑到对象 x 的加权密度以及 x 与已有初始中心的加权距离。在计算加权密度和加权距离时，不同属性的权重通过粒度邻域熵来进行计算。由于属性权重能够有效反应不同属性在选择初始中心时所发挥的不同作用，从而提高了所选择的初始中心的质量。

1　基本概念

本节引入与邻域粗糙集相关的一些主要概念。在邻域粗糙集中，一般使用邻域信息系统[16-18] 来存储数据。当一个邻域信息系统中同时包含数值型属性和类别型属性，则称之为一个混合邻域信息系统。本文主要研究混合型数据聚类的初始化问题，因此，所考虑的都是混合邻域信息系统。

给定一个混合邻域信息系统 $I=(U,A)$，令 δ 为邻域半径，假设属性集 A 又分成类别型属性集 A^C 和数值型属性集 A^N，其中，$A=A^C\cup A^N$，$A^C\cap A^N=\varnothing$。对任意属性子集 $B\subseteq A$，假设 B 又分成类别型

属性子集B^C和数值型属性子集B^N，其中，$B^C = A^C \cap B$，$B^N = A^N \cap B$。论域 U 上的二元关系$N_B^\delta = \{(x,y) \in U \times U : d_{B^N}(x,y) \leqslant \delta \wedge d_{B^C}(x,y) = 0\}$被称为混合邻域关系[16,18]。对于任意对象$x \in U$，$x$ 在混合邻域关系N_B^δ下的混合邻域类被定义为：$\delta_B(x) = \{y \in U : (x,y) \in N_B^\delta\}$[16-18]。利用混合邻域关系，可以进一步定义邻域熵$E_\delta(B)$，具体定义见文献 [19]。

定义 1 邻域知识粒度　给定一个混合邻域信息系统 $I=(U, A)$，令 δ 为邻域半径。对任意属性子集$B \subseteq A$，假设 B 在论域 U 上所确定的混合邻域关系为N_B^δ，属性子集 B 所对应的邻域知识粒度$G_\delta(B)$定义为

$$G_\delta(B) = \frac{1}{|U|}\sum_{x \in U}\frac{|\delta_B(x)|^2}{|U|^2}$$

对任意$x \in U$，由于$\delta_B(x) \subseteq U$且$\delta_B(x) \neq \varnothing$，因此有$\frac{1}{|U|^2} \leqslant \frac{|\delta_B(x)|^2}{|U|^2} \leqslant 1$。从上述结果可以进一步得出：$\frac{1}{|U|^2} \leqslant G_\delta(B) \leqslant 1$。当对每一个$x \in U$都有$\delta_B(x) = U$时，$G_\delta(B)$得到其最大值 1。当对每一个$x \in U$都有$\delta_B(x) = \{x\}$时，$G_\delta(B)$得到其最小值$\frac{1}{|U|^2}$。

2　基于粒度邻域熵的属性重要性

定义 2 粒度邻域熵　给定一个混合邻域信息系统 $I=(U, A)$，令 δ 为邻域半径。对任意属性子集 $B \subseteq A$，假设 B 在论域 U 上所确定的混合邻域关系为N_B^δ，本文将属性子集 B 所对应的粒度邻域熵定义为

$$E_\delta^G(B) = (1 - G_\delta(B)) \times E_\delta(B)$$

由定义 2 可知，当对每一个$x \in U$都有$\delta_B(x) = U$时，$E_\delta^G(B)$得到其最小值 0。当对每一个$x \in U$都有$\delta_B(x) = U$时，$E_\delta^G(B)$得到其最大值$\left(1 - \frac{1}{|U|^2}\right) \times \log_2|U|$。

定义 3 基于粒度邻域熵的属性重要性　给定一个混合邻域信息系统 $I = (U,A)$，令 δ 为邻域半径。对任意属性$a \in A$，属性 a 在I_S中的重要性定义为

$$S_\delta(a) = \frac{E_\delta^G(A) - E_\delta^G(A - \{a\})}{E_\delta^G(A) + E_\delta^G(A - \{a\})}$$

根据定义 2，可以证明粒度邻域熵是单调的，因此，对任意 B_1，$B_2 \subseteq A$ 如果$B_1 \subseteq B_2$，则$E_\delta^G(B_1) \leqslant E_\delta^G(B_2)$。由于$A - \{a\} \subset A$，因此，可以进一步得出：对任意$a \in A$，$0 \leqslant S_\delta(a) \leqslant 1$。

本文提出的 IKP-ODD 算法需要计算对象的加权密度以及对象之间的加权距离。为了反映不同属性之间的差异，本文在计算加权密度和加权距离时要为不同的属性赋予不同的权重。给定一个混合信息系统$I = (U,A)$，本文采用基于粒度邻域熵的属性重要性来计算属性集 A 中每个属性的权重。

定义 4 属性权重　给定一个混合邻域信息系统$I = (U,A)$，令 δ 为邻域半径。对任意$a \in A$，令$S_\delta(a)$表示属性 a 在 I 中的重要性，属性 a 的权重定义为

$$w(a) = \begin{cases} \dfrac{2}{3}, & S_\delta(a) = 0 \\ 1 + \sqrt{S_\delta(a)}, & S_\delta(a) \neq 0 \end{cases}$$

由于对任意$a \in A$，有$0 \leqslant S_\delta(a) \leqslant 1$，因此可以得出：$2/3 \leqslant w(a) \leqslant 2$。

3　混合型数据聚类初始化的 6 个因素

在为混合型数据聚类选择初始中心的过程中，IKP_ODD 算法主要考虑了以下 6 个因素：每一个候选对象 x 在数值型属性上以及类别型属性上的距离离群因子；x 在数值型属性上以及类别型属性上的加权密度；x 与现有初始中心在数值型属性上以及类别型属性上的加权距离。本节首先给出加权距离和加权密度的定义，然后给出距离离群因子的定义，最后基于以上 6 个因素来计算候选对象 x 成为初始中心的可能性。

3.1　加权距离和加权密度

定义 5 数值型属性上的加权距离　给定一个混合邻域信息系统$I = (U,A)$，令 δ 为邻域半径，并且令$A^N \subseteq A$表示数值型属性集。对任意 2 个对象$x,y \in U$，x 与 y 在数值型属性上的加权距离定义为

$$d_N^w(x,y) = \sqrt{\sum_{a \in A^N} w(a) \times (x_a - y_a)^2}$$

式中：对任意$a \in A^N$，$w(a)$表示数值型属性 a 的权重；x_a和y_a分别表示对象 x 与 y 在属性 a 上的取值。

定义 6 数值型属性上的加权平均距离　给定一个混合邻域信息系统$I = (U,A)$，令 δ 为邻域半径，并且令$A^N \subseteq A$表示数值型属性集。数据集 U 中任意 2 个对象在数值型属性上的加权平均距离定义为

$$\overline{d_N^w} = \frac{\sum_{(u_1,u_2) \in U \times U} d_N^w(u_1,u_2)}{|U|^2} \tag{1}$$

定义 7 数值型属性上的加权密度　给定一个混合邻域信息系统$I = (U,A)$，令 δ 为邻域半径，并且令$A^N \subseteq A$表示数值型属性集。对任意对象$x \in U$，x 在数值型属性上的加权密度定义为

$$\rho_N^w(x)=\frac{\overline{d_N^w}}{\sum_{y\in U}d^w(x,y)/|U|+\overline{d_N^w}}$$

式中 $\overline{d_N^w}$ 为数据集 U 中所有对象的加权平均距离。从定义 7 可以很容易得出: $0<\rho_N^w(x)\leqslant 1$。

定义 8 类别型属性上的加权距离　给定一个混合邻域信息系统 $I=(U, A)$, 令 δ 为邻域半径, 并且令 $A^C\subseteq A$ 表示类别型属性集。对任意 2 个对象 $x, y\in U$, x 与 y 在类别型属性上的加权距离定义为

$$d_C^w(x,y)=\sum_{a\in A^C}w(a)\times m(x_a,y_a)$$

式中: 对任意 $a\in A^C$, $w(a)$ 表示类别型属性 a 的权重; x_a 和 y_a 分别表示对象 x 与 y 在属性 a 上的取值; $m(x_a, y_a)$ 表示对象 x 与 y 在类别型属性 a 上的简单匹配距离, 具体定义为

$$m(x_a,y_a)=\begin{cases}0, & x_a=y_a\\ 1, & x_a\neq y_a\end{cases}$$

定义 9 类别型属性上的加权密度　给定一个混合邻域信息系统 $I=(U, A)$, 令 δ 为邻域半径, 并且令 $A^C\subseteq A$ 表示类别型属性集。对任意对象 $x\in U$, x 在类别型属性上的加权密度定义为

$$\rho_C^w(x)=\sum\nolimits_{a\in A^C}w(a)\times\frac{|y\in U: x_a=y_a|/|U|}{|A^C|}$$

式中: 对任意 $a\in A^C$, $w(a)$ 表示类别型属性 a 的权重; x_a 和 y_a 分别表示对象 x 与 y 在属性 a 上的取值。

3.2　距离离群因子与对象成为初始中心的可能性

定义 10 数值型属性上的距离离群因子　给定一个混合邻域信息系统 $I=(U, A)$, 令 δ 为邻域半径, 并且令 $A^N\subseteq A$ 表示数值型属性集。对任意对象 $x\in U$, x 在数值型属性上的距离离群因子定义为

$$O_N(x)=\frac{|\{y\in U: d_N^w(x,y)>\overline{d_N^w}\}|}{|U|}$$

式中: 对任意对象 $y\in U$, $d_N^w(x,y)$ 表示对象 x 与 y 在数值型属性上的加权距离; $\overline{d_N^w}$ 如式 (1) 所示, 表示 U 中任意 2 个对象在数值型属性上的加权平均距离。

定义 11 类别型属性上的距离离群因子　给定一个混合邻域信息系统 $I=(U, A)$, 令 δ 为邻域半径, 并且令 $A^C\subseteq A$ 表示类别型属性集。对任意对象 $x\in U$, x 在类别型属性上的距离离群因子定义为

$$O_C(X)=\frac{|\{y\in U: d_C^w(x,y)>d_{\text{is}}\}|}{|U|}$$

式中: 对任意对象 $y\in U$, $d_C^w(x,y)$ 表示对象 x 与 y 在类别型属性上的加权距离; d_{is} 为一个给定的阈值, 其取值范围为 $[0,\sum_{a\in A^C}w(a)]$。

定义 12　给定一个混合邻域信息系统 $I=(U, A)$, 令 $T=\{s_1, s_2,\cdots, s_q\}$ 为已有的初始中心集, 对任意候选对象 $y\in U-T$, y 被选为初始中心的可能性 $P\_I(y)$ 定义为

$$P\_I(y)=\frac{\sum_{j=1}^{q}(d_N^w(y,s_j)+d_C^w(y,s_j))}{q}-\tau_1\sqrt{O_N(y)+O_C(y)}+\tau_2(\rho_N^w(y)+\rho_C^w(y))+\frac{\sum_{j=1}^{q}(d_N^w(y,s_j)+d_C^w(y,s_j))}{q\times(1+\tau_1\sqrt{O_N(y)+O_C(y)}-\tau_2(\rho_N^w(y)+\rho_C^w(y)))}$$

式中: 对任意 $1\leqslant j\leqslant q$, $d_N^w(y,s_j)$ 表示对象 y 与初始中心 s_j 在数值型属性上的加权距离; $d_C^w(y,s_j)$ 表示对象 y 与初始中心 s_j 在类别型属性上的加权距离; τ_1 和 τ_2 是 2 个给定的参数, 分别用于调节 $O_N(y)+O_C(y)$ 和 $\rho_N^w(y)+\rho_C^w(y)$ 在计算 $P\_I(y)$ 时的影响力。

从定义 12 可知, 候选对象 y 的距离离群因子越小, 则其成为初始中心的可能性越大, 而 y 的加权密度越大, 则其成为初始中心的可能性也越大。此外, y 与已有的初始中心的距离越大, 则其成为初始中心的可能性也越大。

4　聚类中心初始化算法 IKP-ODD

给定 1 个数据集 T 和候选对象 x, IKP-ODD 算法通过以下 5 个步骤来计算 $P\_I(x)$ (x 成为初始中心的可能性): 1) 根据粒度邻域熵计算每个属性 a 的重要性, 并得到 a 的权重; 2) 采用基于距离的离群点检测方法计算 x 在数值型属性上的距离离群因子 $O_N(x)$ 以及 x 在类别型属性上的距离离群因子 $O_C(x)$; 3) 计算 x 在数值型属性上的加权密度 $\rho_N^w(x)$ 以及 x 在类别型属性上的加权密度 $\rho_C^w(x)$; 4) 假设 $T=\{s_1, s_2,\cdots, s_q\}$ 表示当前已有的初始中心集, 计算 x 与初始中心 s_j 在数值型属性上的加权距离 $d_N^w(x,s_j)$; 以及 x 与 s_j 在类别型属性上的加权距离 $d_C^w(x,s_j)$, 其中, $s_j\in S, 1\leqslant j\leqslant q$; 5) 利用 $O_N(x)$, $\rho_N^w(x)$ 和 $\{d_N^w(x,s_j): 1\leqslant j\leqslant q\}$ 以及 $O_C(x)$, $\rho_C^w(x)$ 和 $\{d_C^w(x,s_j): 1\leqslant j\leqslant q\}$ 来计算 x 在所有属性上被选为初始中心的可能性 $P\_I(x)$。

根据算法, 下面首先给出一个用于计算属性权重的算法 (算法 1), 在算法 1 的基础上, 进一步给出 IKP-ODD 算法 (算法 2)。

算法 1　属性权重计算

输入　混合邻域信息系统 $I=(U, A)$, 其中论域 $U=\{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$, 属性集 $A=\{a_1, a_2, \cdots, a_m\}$; 邻

域半径 δ。

输出　所有属性的权重，即集合$\{w(a)\colon a\in A\}$。

1) 对每一个对象 $x\in U$，利用 ball-tree[20] 的方法计算 x 在混合邻域关系N_A^δ下的混合邻域类 $\delta_A(x)$。

2) 计算属性集 A 对应的的粒度邻域熵$E_\delta^G(A)$。

3) 对每一个属性 $a\in A$，反复执行下列语句：

① 对每一个对象 $x\in U$，利用 ball-tree[20] 的方法计算 x 在混合邻域关系$N_{A-\{a\}}^\delta$下的混合邻域类 $\delta_{A-\{a\}}(x)$；

②计算属性子集 $A-\{a\}$所对应的粒度邻域熵 $E_\delta^G(A-\{a\})$。

4) 对每一个属性 $a\in A$，计算属性 a 在 I 中的重要性 $S_\delta(a)$。

5) 对每一个属性 $a\in A$，计算属性 a 的权重 $w(a)$。

6) 算法结束，返回集合$\{w(a)\colon a\in A\}$。

算法 1 的 1）采用了 ball-tree[20] 的方法来计算对象 x 在混合邻域关系N_A^δ下的混合邻域类 $\delta_A(x)$。1）的时间复杂度为 $O(m\times\log_2 n\times n)$，其中 $n=|U|$，$m=|A|$。3）中同样采用了 ball-tree[20] 的方法来计算对象 x 在混合邻域关系$N_{A-\{a\}}^\delta$下的混合邻域类 $\delta_{A-\{a\}}(x)$。3）的时间复杂度为 $O(m^2\times\log_2 n\times n)$。此外，4）和 5）的时间复杂度均为 $O(m)$。综上可知，算法 1 的时间复杂度为 $O(m^2\times\log_2 n\times n)$，空间复杂度为 $O(m+n)$。

算法 2　IPK-ODD

输入　混合邻域信息系统 $I=(U, A)$，其中，论域$U=\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$，属性集$A=\{a_1,a_2,\cdots,a_m\}$又分成类别型属性集$A^C=\left\{a_1^C,a_2^C,\cdots,a_p^C\right\}$和数值型属性集$A^N=\left\{a_1^N,a_2^N,\cdots,a_q^N\right\}$，邻域半径 δ，阈值 d_{is}，参数 τ_1 和 τ_2。

输出　集合 T，即 K 个初始中心的集合。

初始化　令 $T=\varnothing$。

1) 利用算法 1 得到属性集 A 中每个属性 a 的权重 $w(a)$。

2) 利用 ball-tree[20] 的方法计算 U 中任意 2 个对象在数值型属性上的加权平均距离$\overline{d_N^w}$。

// 2）和 3）用于处理数值型属性

3) 对每一个对象 $x\in U$，反复执行下列语句：

① 利用 ball-tree[20] 的方法计算对象 x 与 $U-\{x\}$中每一个对象在数值型属性上的加权距离；

② 计算 x 在数值型属性上的加权密度$\rho_N^w(x)$；

③ 在集合 $U-\{x\}$中统计与对象 x 在数值型属性上的加权距离大于$\overline{d_N^w}$的对象个数；

④ 计算对象 x 在数值型属性上的距离离群因子 $O_N(x)$。

4) 对每一个对象 $x\in U$，反复执行下列语句：

// 4）~6）用于处理类别型属性

① 利用 ball-tree[20] 的方法计算对象 x 与 $U-\{x\}$中每个对象在类别型属性上的加权距离；

② 在集合 $U-\{x\}$中统计与对象 x 在类别型属性上的加权距离大于 d_{is} 的对象个数；

③ 计算对象 x 在类别型属性上的距离离群因子 $O_C(x)$。

5) 对每一个类别型属性 $a\in A^C$，反复执行下列语句：

① 利用计数排序[21] 的方法计算不可区分关系 $N_D(\{a\})$ 对论域 U 的划分 $U/N_D(\{a\})$；

② 对每一个对象 $x\in U$，利用 $U/IND(\{a\})$ 来统计 U 中与 x 在属性 a 上取值相等的对象个数。

6) 对每一个对象 $x\in U$，计算 x 在类别型属性上的加权密度$\rho_C^w(x)$。

7) 对每一个对象 $x\in U$，令 $O(x)=O_N(x)+O_C(x)$ 表示 x 的总体离群因子。从 U 中选择总体离群因子最小的对象 y，并且令 $T=T\cup\{y\}$，即将对象 y 选为第一个初始中心。

// 如果有多个对象同时具有最小的总体离群因子，则从这些对象中随机选择一个。

8) 如果$|T|<K$，则转到 9），否则转到 12）。

9) 对每一个对象 $x\in U-T$，反复执行下列语句：//令 $T=\{s_1, s_2, \cdots, s_q\}$表示当前已选择的初始中心集

① 对每一个 $s_i\in T$，计算对象 x 与初始中心 s_i 在数值型属性上的加权距离，其中，$1\leqslant i\leqslant q$；

② 对每一个 $s_i\in T$，计算对象 x 与初始中心 s_i 在类别型属性上的加权距离，其中，$1\leqslant i\leqslant q$；

③ 计算对象 x 被选为初始中心的可能性 $P\_I(x)$。

10) 从 $U-S$ 中选择最有可能成为初始中心的对象 z，即 $P\_I(z)=\max(\{P\_I(y)\colon y\in U-T\})$，并且令 $T=T\cup\{z\}$。

11) 如果$|T|<K$，则转到 9），否则转到 12）。

12) 算法结束，返回集合 T。

在算法 2 的 2）和 3）中，采用了 ball-tree[20] 的方法来分别计算 U 中任意 2 个对象在数值型属性上的加权平均距离$\overline{d_N^w}$，以及对象 x 与 $U-\{x\}$ 中每个对象在数值型属性上的加权距离。在最坏的情况下，2）和 3）的时间复杂度为 $O(q\times\log_2 n\times n)$，其中 $q=|A^N|$。在 4）中，同样采用了 ball-tree[20] 的方法来计算对象 x 与 $U-\{x\}$中每个对象在类别型属性上的加权距离。4）的时间复杂度为 $O(p\times\log_2 n\times n)$，其中 $p=|A^C|$。此外，5）和 6）的时间复杂度为 $O(p\times n)$，7）~12）的时间复杂度为

$O(K^2\times m\times n)$。综上所述, 在最坏的情况下, 算法 2 的时间复杂度为 $O(m\times n\times(m\log_2 n+K^2))$, 空间复杂度为 $O((m+K)\times n)$。

5　实验结果和分析

为了验证 IKP-ODD 的性能,在以下 10 个 UCI 数据集上进行了实验[22]: Credit Approval(Credit), Statlog (Heart) (SH), Hepatitis, Statlog (German Credit, SG), Heart failure clinical records (HFCR), Statlog (Australian Credit Approval, SA), Teaching Assistant Evaluation (TAE), Acute Inflammations (Acute), Immunotherapy (Immu), Cylinder Bands (Bands)。上述 10 个数据集的详细信息如表 1 所示。

表 1　10 个 UCI 数据集的详细信息
Table 1　Description of the 10 data sets

数据集	类别个数	对象个数	属性个数
Credit	2	690	15
SH	2	270	13
Hepatitis	2	155	19
SG	2	150	20
HFCR	2	299	13
SA	2	690	14
TAE	2	151	5
Acute	2	120	6
Immu	2	90	8
Bands	2	512	39

除了在上述 10 个 UCI 数据集上进行实验, 本文还通过 scikit-learn 生成了 2 个人工数据集 genereted dataset 1(GD1)和 generated dataset 2(GD2), 用于展示不同的初始中心对聚类结果的影响。GD1 和 GD2 分别包含 800 个样本, 这些样本分别属于 4 个不同的簇。

5.1　实验设计

本文基于 Python 语言实现了 IKP-ODD, 并将该算法的实验结果与现有的 6 种具有代表性的聚类初始化方法进行了比较, 这 6 种方法分别是: 随机方法 (Random), Cao[24] 的方法, Huang[10] 的方法, Sajidha[23] 的方法, Peng[25] 的方法, Dinh[26] 的方法。其中, Cao 的方法是一种基于密度的初始化方法, Huang 的方法将取值频率最高的 K 个点作为初始中心, Sajidha 的方法是一种基于密度和距离的初始化方法, Peng 的方法是一种基于加权密度和加权距离的初始化方法, Dinh 的方法是一种基于最大频繁项集挖掘的初始化方法。

不同算法的参数设置情况如下: 首先, 关于 IKP-ODD 的参数设置, 通过多次实验来逐步调节 d_{is}、τ_1、τ_2 的值, 并选择能够获得最优实验结果的参数值。最终, 将 d_{is} 的值设置为 0.55, 并且将 τ_1 和 τ_2 的值分别设置为 1.0 和 0.1; 其次, 对于 6 个对比算法, 它们也包括一些需要提前设置的参数。这 6 个对比算法的每个参数均根据相关文献中所提供的参数值来进行设置[10,23-26]。

实验分为 3 个阶段: 1)数据预处理; 2)选择初始中心; 3)聚类。在第 1 阶段, 为了避免噪声数据对离群点检测的影响, 在数据预处理中利用多元线性回归方法对每一个数据集中的噪声数据进行剔除。在第 2 阶段, 分别采用不同的方法来初始化聚类中心。在第 3 阶段, 根据前面所得到的初始中心来执行 K-prototype 算法。最后, 比较不同初始化方法的聚类结果。

为了评价不同聚类初始化方法所产生的聚类结果的好坏, 本文采用了文献 [27] 中所提出的 3 种性能度量指标: 正确率 A、精度 P 和召回率 R。给定一个混合邻域信息系统 $I=(U, A)$, 假设 U 中实际包含 K 个类: $\{C_1, C_2, \cdots, C_K\}$, 而由给定的聚类算法 M 所生成的 K 个簇分别为: $\{C_1', C_2', \cdots, C_K'\}$, A、P 和 R 分别被定义为

$$A=\frac{\sum_{j=1}^{K}p_j}{|U|}$$

$$P=\frac{\sum_{j=1}^{K}\frac{p_j}{p_j+q_j}}{K}$$

$$R=\frac{\sum_{j=1}^{K}\frac{p_j}{p_j+r_j}}{K}$$

式中: 对任意 $1\leqslant j\leqslant K$, $p_j=|C_j\cap C_j'|$ (p_j 表示 U 中被算法 M 正确分配到簇 C_j 的对象个数); $q_j=|C_j'|-p_j$ (q_j 表示 U 中被 M 错误分配到簇 C_j 的对象个数); $r_j=|C_j|-p_j$ (r_j 表示 U 中本来应该被 M 分配到簇 C_j 中, 但被其错误分配到其他簇的对象个数)。

5.2　实验结果

表 2~4 给出了不同初始化方法在不同数据集上所产生的 K-prototype 聚类结果, 其中, 表 2 给出了不同初始化方法所产生的正确率值, 表 3 给出了不同初始化方法所产生的精度值, 而表 4 则给出了不同初始化方法所产生的召回率值。

表 2　不同初始化方法所产生的正确率值

Table 2　Accuracy values produced by different methods

数据集	Random	Cao	Huang	Sajidha	Peng	Dinh	IKP-ODD
Credit	0.5279	0.8087	0.8072	0.5648	0.7982	0.7541	**0.8102**
SH	0.5200	0.7963	0.7963	0.5519	0.7926	0.7876	**0.8037**
Hepatitis	0.6948	0.7000	0.7028	0.6875	0.7000	0.6500	**0.7250**
SG	0.5918	0.5690	0.5337	0.5750	0.5280	0.5260	**0.6420**
HFCR	0.5300	0.5452	0.6010	0.6355	0.6263	0.6388	**0.7191**
SA	0.5253	**0.8029**	0.7999	0.5565	0.8000	0.7740	0.7884
TAE	0.6657	0.6755	0.6596	0.6755	0.6755	0.6661	**0.6954**
Acute	0.5917	0.5917	0.5917	0.5917	0.7125	0.5917	**0.8250**
Immu	0.5491	0.5456	0.5493	0.5761	0.5739	0.5556	**0.5889**
Bands	0.5202	**0.6209**	**0.6209**	0.6101	0.6083	0.6032	0.6173
GD1	0.8163	0.8551	0.8636	0.8631	0.8645	0.8626	**0.8788**
GD2	0.8139	0.8262	0.8260	0.8373	0.83775	0.8371	**0.8513**

表 3　不同初始化方法所产生的精度值

Table 3　Precision values produced by different methods

数据集	Random	Cao	Huang	Sajidha	Peng	Dinh	IKP-ODD
Credit	0.5029	0.8067	0.8052	0.6223	0.7975	0.7626	**0.8082**
SH	0.5198	0.7938	0.7938	0.5593	0.7910	0.7860	**0.8012**
Hepatitis	0.6946	0.7023	0.7019	0.6767	0.6918	0.6523	**0.7230**
SG	0.4976	0.5095	0.5091	0.5152	0.4866	0.4504	**0.5545**
HFCR	0.5134	0.4897	0.5522	0.6646	0.6168	0.6665	**0.6847**
SA	0.5012	**0.8004**	0.7976	0.7779	0.7983	0.7763	0.7871
TAE	0.7821	0.7876	0.7790	0.7876	0.7876	0.7785	**0.7970**
Acute	0.5931	0.5931	0.5931	0.5931	0.7250	0.5931	**0.8846**
Immu	0.4403	0.4371	0.4587	0.5286	0.5219	0.5958	**0.6086**
Bands	0.5097	**0.6090**	**0.6090**	0.5919	0.6003	0.5956	0.6062
GD1	0.8416	0.8512	0.8630	0.8629	0.8646	0.8623	**0.8786**
GD2	0.8121	0.8252	0.8261	0.8376	0.8381	0.8377	**0.8518**

表 4　不同初始化方法所产生的召回率值

Table 4　Recall values produced by different methods

数据集	Random	Cao	Huang	Sajidha	Peng	Dinh	IKP-ODD
Credit	0.5021	0.8079	0.8065	0.5911	0.8004	0.7592	**0.8096**
SH	0.5200	0.7933	0.7933	0.5592	0.7875	0.7855	**0.8017**
Hepatitis	0.7005	0.7086	0.7078	0.6709	0.6770	0.6570	**0.7299**
SG	0.4978	0.5102	0.5108	0.5164	0.4848	0.4481	**0.5481**
HFCR	0.5151	0.4893	0.5552	0.6849	0.6301	0.6873	**0.6970**

续表 4

数据集	Random	Cao	Huang	Sajidha	Peng	Dinh	IKP-ODD
SA	0.5010	**0.8014**	0.7992	0.5016	**0.8014**	0.7763	0.7903
TAE	0.6668	0.6733	0.6627	0.6733	0.6733	0.6671	**0.6965**
Acute	0.5957	0.5957	0.5957	0.5957	0.7107	0.5957	**0.7900**
Immu	0.4240	0.4186	0.4488	0.5461	0.5369	0.6412	**0.6623**
Bands	0.5101	**0.6176**	**0.6176**	0.5980	0.6083	0.6032	0.6148
GD1	0.8162	0.8551	0.8636	0.8631	0.8645	0.8626	**0.8787**
GD2	0.8139	0.8262	0.8260	0.8373	0.83775	0.8371	**0.8513**

在表 2 中, 每个数据集上的最高值都用加粗表示。从表 2 中可以看出, 当使用正确率来评估聚类初始化方法的性能时, IKP-ODD 的性能要优于其他 6 种已有的初始化方法。除了在 SA 和 Bands 这 2 个数据集上, IKP-ODD 在其余 10 个数据集上都获得了最高的正确率值 (约占所有数据集的 83%)。具体来说, IKP-ODD 的性能在所有 12 个数据集上都要优于随机方法。随机方法不能保证聚类结果的唯一性, 但 IKP-ODD 可以产生唯一的聚类结果, 解决了聚类结果的不稳定问题。除了随机方法之外, IKP-ODD 的性能也要优于 Cao、Huang、Sajidha、Peng 和 Dinh 这 5 种方法, 例如, IKP-ODD 的性能在 10 个数据集上要优于 Cao 和 Huang 的方法, 在 11 个数据集上要优于 Peng 的方法, 并且在所有数据集上都要优于 Sajidha 和 Dinh 的方法。上述结果表明, 从正确率的角度来看, IKP-ODD 是解决 K-prototype 聚类初始化问题的一种有效策略。

从表 3 中可以看出, 当使用精度来评估聚类初始化方法的性能时, IKP-ODD 的性能要优于其他 6 种已有的初始化方法。除了在 SA 和 Bands 这 2 个数据集上, IKP-ODD 在其余 10 个数据集上都获得了最高的精度值。具体来说, IKP-ODD 的性能在所有 12 个数据集上都要优于随机方法、Sajidha 和 Dinh 的方法。此外, IKP-ODD 的性能在 10 个数据集上要优于 Cao 和 Huang 的方法, 并且在 11 个数据集上要优于 Peng 的方法。上述结果表明, 从精度的角度来看, IKP-ODD 在解决 K-prototype 聚类的初始化问题上是有效的。

从表 4 中可以看出, 当使用召回率来评估聚类初始化方法的性能时, IKP-ODD 的性能要优于其他 6 种已有的初始化方法。除了在 SA 和 Bands 这 2 个数据集上, IKP-ODD 在其余 10 个数据集上都获得了最高的召回率值。具体来说, IKP-ODD 的性能在所有 12 个数据集上都要优于随机方法、Sajidha 和 Dinh 的方法。此外, IKP-ODD 的性能在 10 个数据集上要优于 Cao 和 Huang 的方法, 并且在 11 个数据集上要优于 Peng 的方法。上述结果表明, 从召回率的角度来看, IKP-ODD 在解决 K-prototype 聚类的初始化问题上是有效的。

为了更直观地反映聚类中心初始化对聚类结果的影响, 下面以 IKP-ODD 和 Random 这 2 个方法为例, 利用图 1 和图 2 分别给出了在人工数据集 GD1 和 GD2 上使用 IKP-ODD 和 Random 这 2 种方法选出的初始中心在数据集中对应的位置。

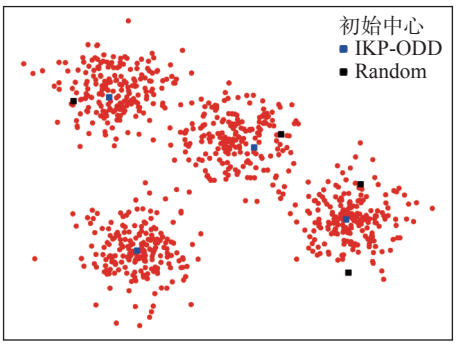


图 1　GD1 中不同方法选取的初始中心

Fig. 1　Initial centers selected by different methods in GD1

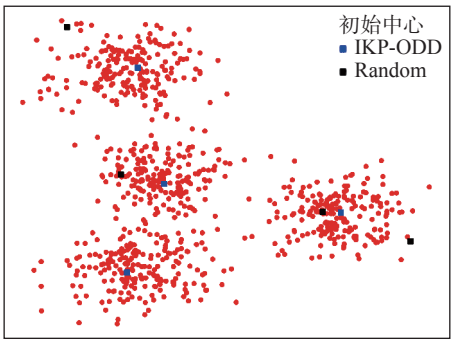


图 2　GD2 中不同方法选取的初始中心

Fig. 2　Initial centers selected by different methods in GD2

在图 1~2 中, 人工数据集中的样本由红色圆点表示, IKP-ODD 和 Random 所选取的初始中心

分别由蓝色正方形和黑色正方形表示。从图 1~2 可以看出，随机方法选择了远离簇中心的点作为初始中心，并且从同一个簇中选取了 2 个初始中心。IKP-ODD 在每个簇中只选取了 1 个初始中心，且初始中心的位置均接近于簇中心。由图 1~2 可知，当使用随机方法选择初始中心时，无法避免离群点被选为初始中心；同时，选取的多个初始中心可能来自于同一个簇。而当使用 IKP-ODD 时，不仅避免了离群点被选为初始中心，并且避免了多个初始中心来自一个簇，这使得所选择的初始中心在每个簇中更具代表性，从而提升了聚类效果。

为了检验本文方法与现有方法之间的性能差异是否具有统计学意义，对表 2~4 中列出的结果进行了配对 t–检验[28]，即对已有的初始化方法和 IKP-ODD 产生的聚类结果进行配对 t–检验，其中显著性水平为 0.05。配对 t–检验的结果如表 5 所示。

表 5　配对 t–检验结果

Table 5　Paired t-test results

对比方法	正确率下的p值	精度下的p值	召回率下的p值
IKP-OOD vs. Random	0.001 3	0.001 1	0.000 6
IKP-OOD vs. Cao	0.041 4	0.042 5	0.034 6
IKP-OOD vs. Huang	0.034 2	0.046 5	0.029 7
IKP-OOD vs. Sajidha	0.006 5	0.018 0	0.005 9
IKP-OOD vs. Peng	0.016 8	0.018 2	0.006 6
IKP-OOD vs. Dinh	0.009 5	0.046 2	0.014 3

从表 5 可以看出，在正确率、精度和召回率这 3 个评价指标下，IKP-ODD 与每一个对比方法的 p 值总是小于 0.05，因此，上述结果表明本文方法与现有方法的差异性具有统计学意义。

6　结束语

目前关于 K-prototype 聚类的初始化问题还缺少有效解决办法。对此，本文提出了一种新的混合型数据聚类初始化算法。该算法假设离群点不应被选为初始中心。因此，在选择初始中心时，本文首先计算每个候选对象 x 的离群程度。此外，为了避免不同的初始中心来自于同一个簇并保证所选择的初始中心具有代表性，对象 x 与已有初始中心的加权距离以及 x 的加权密度也被考虑进去。在多个数据集上的实验表明本文算法是有效的。

虽然基于距离的方法是一种非常有效的离群点挖掘方法，但是其缺点是需要选择一个合适的距离阈值 d_{is}。在实际应用中，d_{is} 的选取需要经过多次尝试才能最终确定。因此，在下一步研究中，计划采用其他一些具有代表性的离群点检测方法来为 K-prototype 聚类选择初始中心。此外，在属性重要性的度量方面，也可以考虑采用其他一些方式，例如，基于模糊粗糙集来度量属性重要性并计算属性权重。

参考文献：

[1] SEAL A, KARLEKAR A, KREJCAR O, et al. Fuzzy c-means clustering using Jeffreys-divergence based similarity measure[J]. Applied soft computing, 2020, 88: 106016.

[2] 常思源, 白晓征, 刘君. 一种基于聚类分析的二维激波模式识别算法 [J]. 航空学报, 2020, 41(8): 162–175.
CHANG Siyuan, BAI Xiaozheng, LIU Jun. A two-dimensional shock wave pattern recognition algorithm based on cluster analysis[J]. Acta aeronautica et astronautica sinica, 2020, 41(8): 162–175.

[3] MOSLEHI F, HAERI A. A novel feature selection approach based on clustering algorithm[J]. Journal of statistical computation and simulation, 2021, 91(3): 581–604.

[4] 谢娟英, 丁丽娟, 王明钊. 基于谱聚类的无监督特征选择算法 [J]. 软件学报, 2020, 31(4): 1009–1024.
XIE Juanying, DING Lijuan, WANG Mingzhao. Spectral clustering based unsupervised feature selection algorithms[J]. Journal of software, 2020, 31(4): 1009–1024.

[5] 路皓翔, 刘振丙, 张静, 等. 结合多尺度循环卷积和多聚类空间的红外图像增强 [J]. 电子学报, 2022, 50(2): 415–425.
LU Haoxiang, LIU Zhenbing, ZHANG Jing, et al. Infrared image enhancement based on multi-scale cyclic convolution and multi-clustering space[J]. Acta electronica sinica, 2022, 50(2): 415–425.

[6] ZHANG Xiaofeng, SUN Yujuan, LIU Hui, et al. Improved clustering algorithms for image segmentation based on non-local information and back projection[J]. Information sciences, 2021, 550: 129–144.

[7] HUA Lei, GU Yi, GU Xiaoqing, et al. A novel brain MRI image segmentation method using an improved multi-view fuzzy c-means clustering algorithm[J]. Frontiers in neuroscience, 2021, 15: 662674.

[8] ZOU Quan, LIN Gang, JIANG Xingpeng, et al. Sequence clustering in bioinformatics: an empirical study[J]. Briefings in bioinformatics, 2020, 21(1): 1–10.

[9] TENG Haotian, YUAN Ye, BAR-JOSEPH Z. Clustering spatial transcriptomics data[J]. Bioinformatics, 2022, 38(4): 997–1004.

[10] HUANG Zhexue. Extensions to the k-means algorithm for clustering large data sets with categorical values[J]. Data mining and knowledge discovery, 1998, 2(3): 283–304.

[11] JIA Ziqi, SONG Ling. Weighted k-prototypes clustering algorithm based on the hybrid dissimilarity coefficient[J]. Mathematical problems in engineering, 2020, 2020: 1–13.

[12] GUO Dongwei, CHEN Yingjie, CHEN Jingwen. A K-prototypes algorithm based on adaptive determination of the initial centroids[C]//Proceedings of the 2018 10th International Conference on Machine Learning and Computing. New York: ACM, 2018: 116−121.

[13] 赵立江, 黄永青, 刘玉龙. 改进的混合属性数据聚类算法 [J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(20): 4850–4852.
ZHAO Lijiang, HUANG Yongqing, LIU Yulong. Improved clustering algorithm for mixture data sets[J]. Computer engineering and design, 2007, 28(20): 4850–4852.

[14] ZHOU Caiying, HUANG Longjun. The improvement of initial point selection method for fuzzy K-Prototype clustering algorithm[C]//2010 2nd International Conference on Education Technology and Computer. Shanghai: IEEE, 2010, 4: 549−552.

[15] Knorr E M, NG R T. Algorithms for mining distance-based outliers in large datasets[C]//Proceeding of the 24th International Conference on Very Large Data Bases. San Francisco: IBM Press, 1997: 219−222.

[16] HU Qinghua, YU Daren, LIU Jinfu, et al. Neighborhood rough set based heterogeneous feature subset selection[J]. Information sciences, 2008, 178(18): 3577–3594.

[17] HU Qinghua, LIU Jinfu, YU Daren. Mixed feature selection based on granulation and approximation[J]. Knowledge-based systems, 2008, 21(4): 294–304.

[18] HU Qinghua, YU Daren, XIE Zongxia. Neighborhood classifiers[J]. Expert systems with applications, 2008, 34(2): 866–876.

[19] HU Qinghua, ZHANG Lei, ZHANG D, et al. Measuring relevance between discrete and continuous features based on neighborhood mutual information[J]. Expert systems with applications, 2011, 38(9): 10737–10750.

[20] DOLATSHAH M, HADIAN, MINAEI-BIDGOLI B. Ball*-tree: efficient spatial indexing for constrained nearest-neighbor search in metric spaces[EB/OL]. (2015−11−02)[2022−03−17].https://arxiv.org/abs/1511.00628.

[21] 徐章艳, 刘作鹏, 杨炳儒, 等. 一个复杂度为 max(O(| C| | U|), O(| C^2| U/C|)) 的快速属性约简算法 [J]. 计算机学报, 2006, 29(3): 391–399.
XU Zhangyan, LIU Zuopeng, YANG Bingru, et al. A quick attribute reduction algorithm with complexity of max(O(| C| | U|), O(| C2| | U/C|))[J]. Chinese journal of computers, 2006, 29(3): 391–399.

[22] Bache K, Lichman M. UCI machine learning repository [EB/OL]. (2013−04−04) [2022−03−17]. http://archive.ics.uci.edu/ml.

[23] SAJIDHA S A, CHODNEKAR S P, DESIKAN K. Initial seed selection for K-modes clustering - A distance and density based approach[J]. Journal of king Saud university - computer and information sciences, 2021, 33(6): 693–701.

[24] CAO Fuyuan, LIANG Jiye, BAI Liang. A new initialization method for categorical data clustering[J]. Expert systems with applications, 2009, 36(7): 10223–10228.

[25] PENG Liwen, LIU Yongguo. Attribute weights-based clustering centres algorithm for initialising K-modes clustering[J]. Cluster computing, 2019, 22(3): 6171–6179.

[26] DINH D T, HUYNH V N. k-PbC: an improved cluster center initialization for categorical data clustering[J]. Applied intelligence, 2020, 50(8): 2610–2632.

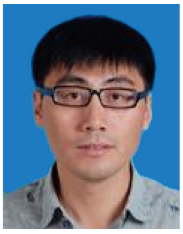
[27] WU Shu, JIANG Qiangshan S, HUANG J Z. A new initialization method for clustering categorical data[C]//Proceeding of the 11th Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Nanjing: Springer Press, 2007: 972−980.

[28] DEMSAR J. Statistical comparisons of classifiers over multiple data sets[J]. Journal of machine learning research, 2006, 7: 1–30.

作者简介：

杨志勇，硕士研究生，主要研究方向为机器学习与数据挖掘。

江峰，教授，主要研究方向为人工智能、粗糙集理论与网络安全。完成国家自然科学基金、山东省自然科学基金等 3 项，发表学术论文 30 余篇。



于旭，副教授，主要研究方向为推荐系统、迁移学习与众包服务计算。完成国家自然科学基金、山东省自然科学基金等 10 余项，发表学术论文 30 余篇。