

引用格式:张靖, 陈培林, 李明,等. 混合型信息系统的邻域粗糙集模型动态更新算法[J]. 微电子学与计算机, 2020, 37(11): 66-72. [ZHANG J, CHEN P L, LI M, et al. Dynamic updating algorithm of neighborhood rough set model for hybrid information system[J]. Microelectronics & Computer, 2020, 37(11): 66-72.]

混合型信息系统的邻域粗糙集模型动态更新算法

张 靖¹, 陈培林², 李 明¹, 马 永¹, 蔡梦臣¹

(1 安徽省电力有限公司 信息通信分公司, 安徽 合肥 230061; 2 中国劳动关系学院, 北京 100028)

摘 要: 针对实际应用中混合型信息系统不断动态变化的情形, 提出一种邻域粗糙集模型的动态更新算法. 首先针对邻域粗糙集中对象邻域类的计算, 文中将信息系统论域构造出一个对象子集族, 然后利用该对象子集族可以快速地计算对象的邻域类, 并用于论域增加后邻域类的增量式更新, 从而进一步地动态更新邻域粗糙集的上下近似集, 最后给出了相应的邻域粗糙集动态更新算法. 通过实验分析证明了该算法的有效性和优越性.

关键词: 混合型信息系统; 邻域粗糙集; 动态更新; 增量式学习; 邻域类

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2020)11-0066-07

Dynamic updating algorithm of neighborhood rough set model for hybrid information system

ZHANG Jing¹, CHEN Pei-lin², LI Ming¹, MA Yong¹, CAI Meng-chen¹

(1 State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd. Information and Communication Branch, Hefei 230061, China;

2 China Institute of Labor Relations, Beijing 100028, China)

Abstract: Aiming at the threshold collusion and probabilistic connectivity problems in the process of wireless sensor network (WSN) key pre-distribution, an scheme based on matrix eigenvector (EBSC) is proposed. By using a generating matrix A, 2N secret matrices can be dynamically generated according to the different types of application nodes. The problem of threshold collusion in classical BLOM scheme and probabilistic connectivity in probabilistic is sloved. Full connectivity of WSN network (that is, any two nodes in the network can communicate directly) can be realized. Moreover, utilizing the properties of eigenvalues and eigenvectors in the EBSC scheme, a single authentication is used in the application of nodes, which greatly improves the security performance of the network. The comparison analysis shows that the new scheme has advantages in node storage, computation and network communication energy consumption. Especially, in the case of large network updates, the new scheme can realize the whole network updates of scale N by simple assignment operation and lightweight communication consumption, avoiding complex matrix expansion operation. This shows that EBSC algorithm is more suitable for energy-constrained WSN networks.

Key words: hybrid information system; neighborhood rough set; dynamic update; incremental learning; neighborhood class

1 引言

粗糙集理论^[1]是人工智能和数据挖掘领域的重

要研究分支,尤其在模糊性和复杂性的数据处理方面发挥了重要的作用^[2-3]. 然而在实际应用环境下,数据处于不断动态之中,使得传统的粗糙集理论面临着一定的挑战. 近年来,学者们在传统的粗糙集模

型和算法上提出了增量式学习的方法,使得可以动态高效地更新和处理不断变化的数据^[4-11].

离散型和连续型属性同时存在的信息系统称为混合型信息系统,然而目前关于粗糙集动态更新的研究中,很少有对这类信息系统进行探索,本文将针对这一问题,提出一种混合型信息系统的邻域粗糙集动态更新算法. 邻域粗糙集模型是处理混合型信息系统的一种常用模型^[12],本文以该模型为出发点,构造出了一种邻域类的快速计算方法,然后当混合型信息系统对象增加后,利用该计算方法高效地计算出新信息系统下的邻域类,最后进一步地更新邻域粗糙集的上下近似,相应的更新算法被给出. 实验分析证明了该算法的有效性和优越性.

2 混合型信息系统的邻域粗糙集模型

在粗糙集理论中,混合型信息系统通常表示为 $S = (U, AT = A^c \cup A^n)$, 其中 U 为信息系统的论域, AT 为信息系统的属性集, 其中属性集包括 A^c 和 A^n 两个部分, 分别为信息系统的离散型属性集和连续型属性集.

定义 1 给定混合型的信息系统 $S = (U, AT = A^c \cup A^n)$, 属性集 $B = B^c \cup B^n$, 其中 $B^c \subseteq A^c$ 且 $B^n \subseteq A^n$, 定义 B 在信息系统下确定的邻域关系为

$$N_B^{\delta} = \{(x, y) \in U \times U \mid (\forall b \in B^c, b(x) = b(y)) \wedge d_{B^n}(x, y) \leq \delta\}$$

这里的 $b(x)$ 表示对象 x 在属性 b 下的属性值, $d_{B^n}(x, y)$ 表示对象 x 和对象 y 在连续型属性集 A^n 下的距离度量, δ 为邻域半径. 其中距离度量通常采用闵可夫斯基距离, 即

$$d_{B^n}(x, y) = \left(\sum_{a \in B^n} |a(x) - a(y)|^p \right)^{1/p}$$

通常 p 取 1、2 和 ∞ 三种形式.

对于 $x_1, x_2, x_3 \in U$, 对象之间的距离满足:

(1) $d(x_1, x_2) \geq 0$, 并且当且仅当 $x_1 = x_2$ 时, $d(x_1, x_2) = 0$;

(2) $d(x_1, x_2) = d(x_2, x_1)$;

(3) $d(x_1, x_3) \leq d(x_1, x_2) + d(x_2, x_3)$.

二元关系是粗糙集理论的核心, 其中邻域关系是一种特殊的二元关系, 它满足自反性和对称性, 但是不一定满足传递性, 因此通过邻域关系, 可以将混合型信息系统的论域诱导出一个覆盖, 这个覆盖又称之为论域的邻域粒化.

定义 2 给定混合型信息系统 $S = (U, AT)$, 其中 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 属性子集 $B \subseteq AT$ 确定的邻

域关系为 N_B^{δ} , 那么 N_B^{δ} 诱导出的邻域粒化表示为

$$U/N_B^{\delta} = \{\delta_B(x_1), \delta_B(x_2), \dots, \delta_B(x_n)\}$$

式中, $\forall x_i \in U$, $\delta_B(x_i)$ 表示对象 x_i 在邻域关系 N_B^{δ} 下的邻域类, 计算为 $\delta_B(x_i) = \{x_j \in U \mid (x_i, x_j) \in N_B^{\delta}\}$.

定义 3 给定混合型信息系统 $S = (U, AT)$, 属性子集 $B \subseteq AT$ 确定的邻域关系为 N_B^{δ} , 对于 $X \subseteq U$ 关于 N_B^{δ} 的邻域下近似和邻域上近似分别定义为

$$\underline{N}_B^{\delta}(X) = \{x \in U \mid \delta_B(x) \subseteq X\};$$

$$\bar{N}_B^{\delta}(X) = \{x \in U \mid \delta_B(x) \cap X \neq \emptyset\}.$$

式中, $\langle \underline{N}_B^{\delta}(X), \bar{N}_B^{\delta}(X) \rangle$ 称之为对象集 X 关于邻域关系 N_B^{δ} 的邻域粗糙集.

邻域下近似集和邻域上近似集是邻域粗糙集模型的核心, 在邻域粗糙集的各类粗糙计算中发挥着关键的作用.

3 混合型信息系统邻域粗糙集动态更新算法

现实环境下的混合型信息系统处于不断动态更新之中, 这给传统的邻域粗糙集模型带来一定的挑战, 其中对传统模型构造增量式计算是解决这一问题的关键. 在本节, 将针对混合型信息系统对象动态增加的情形提出一种邻域粗糙集模型的增量式计算方法.

3.1 邻域粗糙集的增量式计算

定义 3 已经表明, 构造邻域粗糙集增量式更新的关键是论域中每个邻域类的增量式更新, 因此我们首先研究邻域类的增量式更新问题.

定义 4 给定混合型的信息系统 $S = (U, AT)$, 信息系统中所有属性值预处理为非负值, 设属性子集 $B \subseteq AT$ 且 $B = B^c \cup B^n$, 基于属性子集 B 将 U 分割成 m 个对象子集的子集族 $L_B^U = \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$, 其中

$$l_i = \{x \in U \mid [d_{B^n}(x, x_0)/\delta] = i\}, 1 \leq i \leq m$$

这里的 $x_0 \notin U$, 是一个构造出来的对象, 满足 $\forall a \in B^n, a(x_0) = 0$.

根据定义 4 将论域划分的对象子集族, 接下来可以进一步得到一种新的邻域类计算方法.

定理 1 给定混合型的信息系统 $S = (U, AT)$, 设属性集 $B \subseteq AT$ 和邻域半径 δ , 属性集 B 确定的邻域关系为 N_B^{δ} . 论域 U 分割成的对象子集族为 $L_B^U = \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$, 那么 $\forall x \in U$ 在邻域关系 N_B^{δ} 下的邻域类可计算为

$$\delta_B(x) = \begin{cases} \{y \in l_{i-1} \cup l_i \cup l_{i+1} \mid (x, y) \in N_B^\delta\}, & x \in l_i (2 \leq i \leq m-1) \\ \{y \in l_1 \cup l_2 \mid (x, y) \in N_B^\delta\}, & x \in l_1 \\ \{y \in l_{m-1} \cup l_m \mid (x, y) \in N_B^\delta\}, & x \in l_m \end{cases}$$

证明对于对象 $x_1 \in l_i (2 \leq i \leq m-3)$, 那么根据定义 4 有 $i-1 < d_{B^*}(x_1, x_0)/\delta \leq i$, 即 $(i-1) \cdot \delta < d_{B^*}(x_1, x_0) \leq i \cdot \delta$. 对于对象 $x_2 \in l_{i+2} (2 \leq i \leq m-3)$, 那么满足 $(i+1) \cdot \delta < d_{B^*}(x_2, x_0) \leq (i+2) \cdot \delta$, 因此有 $d_{B^*}(x_2, x_0) - d_{B^*}(x_1, x_0) > \delta$, 根据三角关系有 $d_{B^*}(x_2, x_0) - d_{B^*}(x_1, x_0) < d_{B^*}(x_1, x_2)$, 所以 $d_{B^*}(x_1, x_2) > \delta$, 即 $\forall x \in l_{i+2}, x \notin \delta_B(x_1)$. 也就是说 $\forall x \in l_{i \geq i+2}$ 都有 $d_{B^*}(x_1, x) > \delta$, 同理 $\forall x \in l_{i \leq i-2}$ 也都有 $d_{B^*}(x_1, x) > \delta$. 所以 $\forall x \in l_i (2 \leq i \leq m-1)$, 满足

$$\delta_B(x) = \{y \in l_{i-1} \cup l_i \cup l_{i+1} \mid (x, y) \in N_B^\delta\}.$$

同时也可证明定理 1 中 $x \in l_1$ 和 $x \in l_m$ 时邻域类的计算成立.

图 1 所示的是定理 1 方法计算邻域类的示意图, 将混合型信息系统按照定义 4 进行分组之后, 计算某个对象的邻域类, 只需要判断该对象所在分组和相邻分组中的对象是否满足邻域关系, 因此这样减小了计算邻域所产生的计算量, 提高了效率.

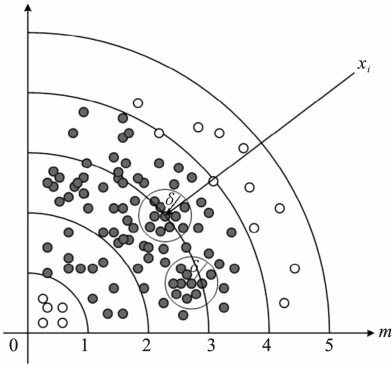


图 1 邻域类计算示意图

有了定理 1 中关于邻域类的高效计算, 接下来可以进一步得到论域中对象增加时邻域类的增量式更新计算.

定义 5 给定混合型信息系统 $S = (U, AT)$, $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 设属性集 $B \subseteq AT$ 和邻域半径 δ , 论域 U 在属性集 B 下分割成的对象子集族为 $L_B^U = \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$. 当信息系统增加对象集 ΔU , 新的信息系统表示为 $S^+ = (U^+ = U \cup \Delta U, AT)$, 论域 U^+ 在 B 下分割成的对象子集族增量式更新计算为

$$L_B^{U^+} = \{l_1^+, l_2^+, \dots, l_m^+, l_{m+1}, \dots, l_{m+t}\}$$

这里的

$$l_{m+i} = \{x \in \Delta U \mid \lceil d_{B^*}(x, x_0)/\delta \rceil = m+i\}, \quad 1 \leq i \leq t$$

$$l_i^+ = l_i \cup \{x \in \Delta U \mid \lceil d_{B^*}(x, x_0)/\delta \rceil = i\}, \quad 1 \leq i \leq m$$

定理 2 给定混合型信息系统 $S = (U, AT)$, $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 设属性集 $B \subseteq AT$ 和邻域半径 δ , 属性集 B 在论域 U 上确定的邻域粒化为 $U/N_B^\delta = \{\delta_B(x_1), \delta_B(x_2), \dots, \delta_B(x_n)\}$. 当新的对象集 $\Delta U = \{x_{n+1}, x_{n+2}, \dots, x_{n+s}\}$ 加入信息系统, 新的信息系统表示为 $S^+ = (U^+ = U \cup \Delta U, AT)$. 那么属性集 B 在论域 U^+ 上确定的邻域粒化增量式更新为

$$U^+/N_B^\delta = \{\delta_B^+(x_1), \delta_B^+(x_2), \dots, \delta_B^+(x_n), \delta_B^+(x_{n+1}), \dots, \delta_B^+(x_{n+s})\}$$

式中, $\forall x \in U$ 的邻域类增量式更新为

$$\delta_B^+(x) = \delta_B(x) \cup \{y \mid x \in \delta_B^+(y), \forall y \in \Delta U\}$$

证明信息系统增加对象集 ΔU , 原先论域 U 上的邻域类将会增大, 对于对象 $y \in \Delta U$, 若 $x \in \delta_B^+(y)$ 且 $x \in U$, 即满足 $d_{B^*}(x, y) \leq \delta$, 根据邻域关系的对称性, 所以 $y \in \delta_B^+(x)$, 又由于 $y \notin \delta_B(x)$, 因此 $\delta_B^+(x) = \delta_B(x) \cup \{y\}$. 则定理 2 成立.

定理 2 给出了当混合型信息系统增加对象集后, 论域中每个对象邻域类的增量式更新, 并且理论证明了这种增量式计算具有很高的计算效率, 减少了不必要的重复计算. 在定理 2 的基础上, 可以进一步得到邻域粗糙集上下近似的增量式更新.

定理 3 给定混合型信息系统 $S = (U, AT)$, 设属性集 $B \subseteq AT$ 和邻域半径 δ . 属性集 B 在论域 U 上的邻域粒化为 $U/N_B^\delta = \{\delta_B(x_1), \delta_B(x_2), \dots, \delta_B(x_n)\}$, 信息系统增加对象集 ΔU , 新的信息系统表示为 $S^+ = (U^+ = U \cup \Delta U, AT)$. 对象集 $X \subseteq U$ 关于属性集 B 的下近似集和上近似集增量式计算为

$$\underline{N}_B^\delta(X) = \{x \in U \mid \delta_B^+(x) \subseteq X, \delta_B^+(x) \in U^+/N_B^\delta\};$$

$$\overline{N}_B^\delta(X) = \{x \in U \mid \delta_B^+(x) \cap X \neq \emptyset, \delta_B^+(x) \in U^+/N_B^\delta\}.$$

3.2 增量式计算算法

在增量式计算基础上, 本节将设计出对应的增量式动态更新算法, 具体如算法 1 所示.

算法 1: 混合型信息系统对象增加时邻域粗糙集动态更新算法.

输入: 混合型信息系统 $S = (U, AT)$, $U = \{x_1, x_2, \dots,$

$x_n\}$,属性子集 B , $|B|=b$,邻域半径 δ ,近似目标集 X ,论域 U 在属性集 B 下分割成的对象子集族为 $L_B^U = \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$,论域 U 在 B 下的邻域粒化 $U/N_B^0 = \{\delta_B(x_1), \delta_B(x_2), \dots, \delta_B(x_n)\}$. 信息系统新增加的对象集 $\Delta U, \Delta U = \{x_{n+1}, x_{n+2}, \dots, x_{n+s}\}$,新的信息系统 $S^+ = (U^+ = U \cup \Delta U, AT)$.

输出:近似目标集 X 在论域 U^+ 下的下近似集 $\underline{N}_B^0(X)$ 和上近似集 $\overline{N}_B^0(X)$.

1. 初始化论域 U^+ 在属性集 B 下的邻域粒化
 $U^+ / N_B^0 = \{\delta_B^+(x_1), \delta_B^+(x_2), \dots, \delta_B^+(x_{n+s})\}$.
式中,令 $\delta_B^+(x_i) = \delta_B(x_i), (1 \leq i \leq n), \delta_B^+(x_i) = \emptyset, (n+1 \leq i \leq n+c)$.
2. 在对象子集族 $L_B^U = \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$ 的基础上计算论域 U^+ 的对象子集族 $L_B^{U^+}$. / * 定义 5 * /
3. 根据论域 U^+ 的对象子集族 $L_B^{U^+}$ 增量式更新论域 U^+ 在 B 下的邻域粒化 U^+ / N_B^0 . / * 定理 2 * /
4. 根据邻域粒化 U^+ / N_B^0 计算近似目标集 X 的下近似集 $\underline{N}_B^0(X)$ 和上近似集 $\overline{N}_B^0(X)$. / * 定理 3 * /

算法 1 中,步骤 2 主要是进行新的信息系统下对象子集族的计算,并且是根据原先旧信息系统的对象子集族进行增量式计算,该步骤的时间复杂度为 $O(cb)$. 步骤 3 主要是进行信息系统中每个对象邻域类的计算,其中邻域粗糙集模型的主要计算量也集中在这里,该步骤是根据对象子集族进行邻域类的计算,假设对象子集族中有 $m+t$ 个对象子集,因此步骤 3 的时间复杂度为 $O(2c \cdot \frac{n}{m+t})$,步骤 4 是进行最终的邻域上下近似的计算,其时间复杂度为 $O(n)$,因此整个算法 1 的时间复杂度为 $O(2c \cdot \frac{n}{m+t} + cb + n)$.

4 实验分析

通过进行一系列实验来验证本文所提出算法的有效性和优越性,实验环节分为两个部分,第一部分是将本文所提出的邻域粗糙集动态更新算法与传统的邻域粗糙集算法对动态数据集进行实验比较,从而验证本文算法的有效性,第二部分是本文将本文算法与目前其他学者已提出的动态更新算法进行实验对比,从而验证本文算法的优越性.

表 1 所示的是进行实验的所有数据集,这些数据集均下载于 UCI 机器学习数据库,并且每个数据集均为离散型属性和连续型属性并存的混合型信息系统. 为了方便进行实验比较,本实验将邻域半径统一设定为同一个邻域半径. 另一方面,为了模拟出数据集动态更新的情形,本实验采用文献

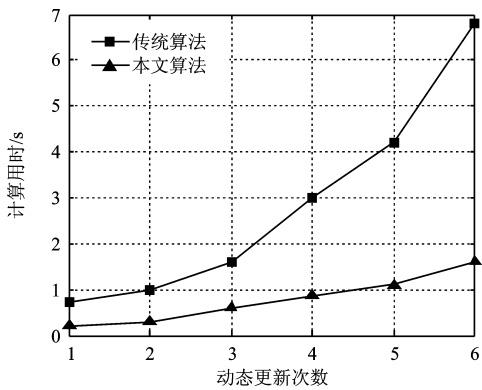
[8] 的处理方式,将论域平均分割成多个对象子集,然后通过依次逐个合并对象子集的方式来构造数据集论域的动态增加更新,本实验将论域平均分割成 7 个部分,选择其中一个作为初始数据集,因此可以模拟出 6 次动态更新.

表 1 实验数据集

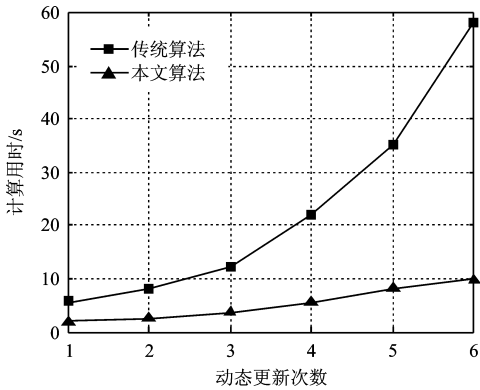
编号	数据集	对象	属性	类别
1	german	1 000	19	2
2	abalone	4 177	8	29
3	musk	6 598	166	2
4	thyroid	9 172	29	2
5	census	48 842	14	6

图 2 所示的是本文所提出的邻域粗糙集动态更新算法与文献[12]中的传统邻域粗糙集算法在每个数据集下的动态更新用时结果. 在图 2 中,可以很明显的发现,随着数据集动态更新次数的增加,两类算法的计算用时明显地发生了变化,传统算法的计算用时快速地大幅度增加,而本文的动态更新算法计算用时增长缓慢,远低于传统的算法. 这主要是由于对于新变化后的混合型信息系统,传统的计算算法基于完整的论域进行计算,首先计算每个对象的邻域类,然后根据邻域类计算近似目标集的近似,因此论域越大,时间用时越长. 而对于本文的动态更新算法,是在旧信息系统的邻域类基础上进行增量式计算,避免了对原先对象邻域类的重复计算,提高了邻域类的计算效率,因而随着数据集的更新,其计算用时增长缓慢,所以本文的动态更新算法针对论域动态增加的信息系统具有较好的动态更新性能.

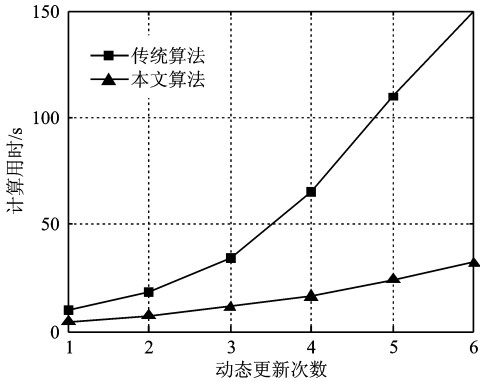
图 3 所示的是本文所提出的邻域粗糙集动态更新算法与其他已提出的邻域粗糙集动态更新算法进行的实验比较,参与比较的算法分别为基于邻域粗



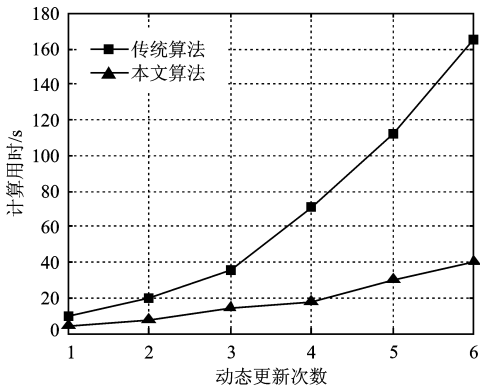
(a)german



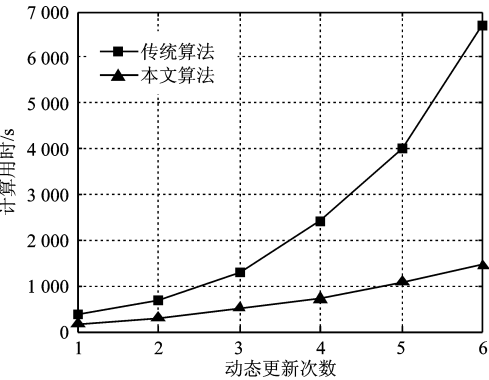
(b) abalone



(c) musk



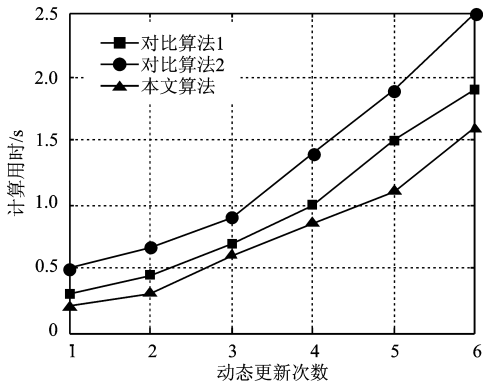
(d) thyroid



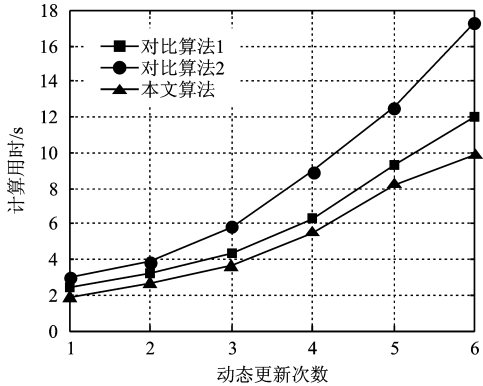
(e) census

糙集模型的增量式更新算法^[13](对比算法 1)和基于变精度不完备混合数据的粗糙集增量式更新算法^[14](对比算法 2). 观察各个数据集的实验结果可以发现,当数据集刚开始几次更新中,例如数据集 abalone 的前 3 次更新,数据集 thyroid 的前 3 次更新,本文算法与两种对比算法的更新用时较为接近,但是随着更新次数的逐渐增多,三种算法的差距逐渐拉开,其中本文算法的计算用时均小于其余两种算法,这主要是由于本文算法与对比算法的动态更新的计算量不同导致的,对比算法都是采用增量式更新方式计算邻域类,即在原先邻域类的基础上计算新的邻域类,但是计算新增对象的邻域类时,仍然是遍历了整个论域,而本文算法是将整个论域分成对象子集族,通过计算一小部分对象完成邻域类的计算,因此本文算法的计算效率会更高.

综合两部分的实验结果,证明了本文所提出的混合型信息系统邻域粗糙集动态更新算法具有一定的有效性,并且相比较与其他同类型算法,具有一定的优越性.

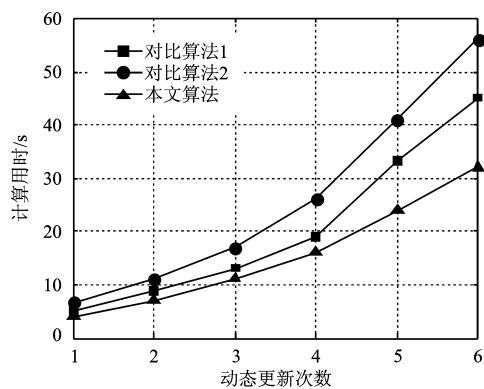


(a) german

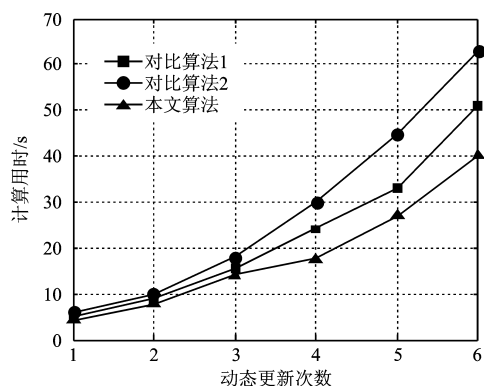


(b) abalone

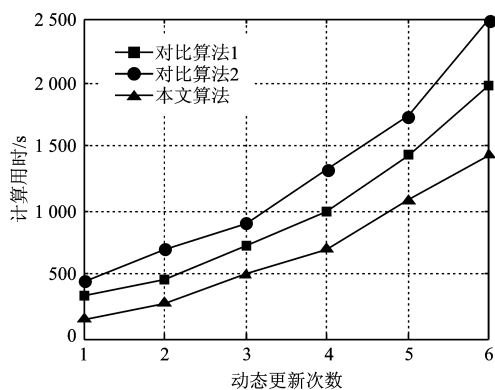
图 2 本文动态更新算法与传统算法对比



(c) musk



(d) thyroid



(e) census

图3 同类型算法与本文算法比较

5 结束语

由于实际应用环境下的混合型信息系统总是处于不断动态更新之中,而传统的邻域粗糙集模型对这类环境不具有较好的处理性能.本文针对这一问题,提出了一种邻域粗糙集的动态更新算法,使得对于混合型信息系统论域对象动态增加情形,该算法能够增量式地计算信息系统的邻域粗糙集,实验结果证明了所提算法的有效性和优越性,进而表明了本文算法可以运用于实际环境下邻域粗糙集的工程

与运用,诸如属性约简和邻域分类等.本文研究的是信息系统对象增加的邻域粗糙集动态更新问题,因此接下来可以进一步研究信息系统属性增加时邻域粗糙集的动态更新,从而完善动态环境下邻域粗糙集模型增量式更新的研究.

参考文献:

- [1] PAWLAK Z. Rough sets[J]. International Journal of Computer & Information Sciences, 1982, 11(5): 341-356. DOI: 10.1007/BF01001956.
- [2] 姚晟, 吴照玉, 陈菊, 等. 基于决策理论粗糙集的一种新属性约简方法[J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(5): 76-81. DOI: 10.19304/j.cnki.issn1000-7180.2019.05.016.
- YAO S, WU Z Y, CHEN J, et al. A new attribute reduction method based on decision-theoretic rough set[J]. Microelectronics & Computer, 2019, 36(5): 76-81. DOI: 10.19304/j.cnki.issn1000-7180.2019.05.016.
- [3] 蒋瑜. 基于改进差别信息树的粗糙集属性约简算法[J]. 控制与决策, 2019, 34(6): 1253-1258. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2017.1523.
- JIANG Y. Attribute reduction with rough set based on improved discernibility information tree[J]. Control and Decision, 2019, 34(6): 1253-1258. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2017.1523.
- [4] XU J F, MIAO D Q, ZHANG Y J, et al. A three-way decisions model with probabilistic rough sets for stream computing[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2017(88): 1-22. DOI: 10.1016/j.ijar.2017.05.001.
- [5] 景运革, 黄峻福. 一种基于关系矩阵维度增量式约简算法[J]. 微电子学与计算机, 2015, 32(4): 155-158. DOI: 10.19304/j.cnki.issn1000-7180.2015.04.035.
- JING Y G, HUANG J F. An incremental reduction algorithm for decision table based on relationship matrix[J]. Microelectronics & Computer, 2015, 32(4): 155-158. DOI: 10.19304/j.cnki.issn1000-7180.2015.04.035.
- [6] LUO C, LI T R, YAO Y Y. Dynamic probabilistic rough sets with incomplete data[J]. Information Sciences, 2017, 417: 39-54. DOI: 10.1016/j.ins.2017.06.040.
- [7] CHEN H M, LI T R, LUO C, et al. A decision-theoretic rough set approach for dynamic data mining[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2015, 23(6): 1958-1970. DOI: 10.1109/TFUZZ.2014.2387877.
- [8] LUO C, LI T R, YI Z, et al. Matrix approach to deci-

- sion-theoretic rough sets for evolving data[J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 99: 123-134. DOI: 10.1016/j.knosys.2016.01.042.
- [9] ZHANG Q H, LV G X, CHEN Y H, et al. A dynamic three-way decision model based on the updating of attribute values [J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 142: 71-84. DOI: 10.1016/j.knosys.2017.11.026.
- [10] HU J, LI T R, LUO C, et al. Incremental fuzzy probabilistic rough sets over two universes[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2017(81): 28-48. DOI: 10.1016/j.ijar.2016.11.002.
- [11] HUANG YY, LI T R, LUO C, et al. Matrix-based dynamic updating rough fuzzy approximations for data mining[J]. Knowledge-Based Systems, 2017(119): 273-283. DOI: 10.1016/j.knosys.2016.12.015.
- [12] HU QH, YU D R, LIU J F, et al. Neighborhood rough set based heterogeneous feature subset selection [J]. Information Sciences, 2008, 178(18): 3577-3594. DOI: 10.1016/j.ins.2008.05.024.
- [13] ZHANG J B, LI T R, RUAN D, et al. Neighborhood rough sets for dynamic data mining[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2012, 27(4): 317-342. DOI: 10.1002/int.21523.
- [14] 王映龙, 曾淇, 钱文彬, 等. 变精度下不完备混合数据的增量式属性约简方法[J]. 计算机应用, 2018, 38(10): 2764-2771. DOI: 10.11772/j.issn.1001-9081.2018041293.
- WANG Y L, ZENG Q, QIAN W B, et al. Incremental attribute reduction method for incomplete hybrid data with variable precision[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(10): 2764-2771. DOI: 10.11772/j.issn.1001-9081.2018041293.

作者简介:

张靖 女, (1987-), 博士, 高级工程师. 研究方向为电力信息化. E-mail: cekongjishu001@163.com.

陈培林 男, (1978-), 博士, 讲师, . 研究方向为决策分析与应用.

李明 男, (1971-), 正高级工程师. 研究方向为电力信息化.

马永 男, (1989-), 硕士, 工程师. 研究方向为电力信息化.

蔡梦臣 男, (1988-), 硕士, 工程师. 研究方向为电力信息化.