

基于冲突博弈算法的海量信息智能分类

曾劲松¹ 饶云波²

(西南财经大学 成都 610074)¹ (电子科技大学信息与软件工程学院 成都 610054)²

摘 要 在对海量信息进行分类的过程中,常通过信息文本模型及相似度来完成分类,无法完全表示信息属性,导致信息分类时出现冲突。提出基于冲突博弈的海量信息智能分类方法,对信息特征进行提取;在此基础上,根据海量信息的正交属性确定海量信息的分类策略,引入纳什均衡策略和帕累托最优策略,求取海量信息分类问题的最优解,完善分类策略;利用冲突信息检测方法判断冲突信息检测分类是否存在冲突,若存在冲突,则转化为约束满足问题,通过分析分类问题的约束变量确定分类中的操作冲突内容,建立海量信息分类中冲突判别的表达式,实现海量信息的智能分类研究。实验结果表明,采用所提方法进行海量信息的智能分类时,分类效果较好,过程较为简单,对计算机网络运行的影响较小,为冲突博弈算法在海量信息分配中的实际应用提供了借鉴。

关键词 海量信息,智能分类,冲突博弈,纳什均衡策略,约束,判别

中图法分类号 TP311 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.08.037

Intelligent Classification of Massive Information Based on Conflict Game Algorithm

ZENG Jin-song¹ RAO Yun-bo²

(Southwestern University of Finance and Economics, Chengdu 610074, China)¹

(School of Information and Software Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China)²

Abstract In the process of mass information classification, the information text model and similarity are often used to classify, which can not fully represent the information attribute, leading to conflicts when classifying information. The intelligent classification method of massive information based on conflict game theory was proposed to extract information features. On this basis, according to the orthogonal property of mass information, the massive information classification strategy was determined. The Nash equilibrium strategy and Pareto optimal strategy were introduced to seek out the optimal solution to the problem of massive information classification and improve the classification strategy. The conflict information detection method was used to determine whether there is a conflict in the conflict information detection classification. If there is a conflict, it is transformed into a constraint satisfaction problem. Through the analysis of constraint variables of the classification problem, the contents of operational conflict in the classification is determined, and the expression of conflict discrimination in the mass information classification is established to realize the research of massive information intelligent classification. The experimental results show that using the proposed method for intelligent classification of massive information can get better classification results, its process is relatively simple, and this method has little effect on the computer network operation, providing reference experience for the practical application of the conflict game algorithm in the distribution of massive information.

Keywords Massive information, Intelligent classification, Conflict game, Nash equilibrium strategy, Restriction, Discrimination

1 引言

冲突博弈算法作为计算机理论科学中的一种重要算法,具有较强的灵活性,适用于计算机领域中的各个方面,越来越受到相关专家学者的重视^[1-2]。当前广泛使用的基于粒子群优化的海量信息分类方法首先对海量信息样本进行预处理,

然后利用粒子群优化算法对海量信息的分类规则进行提取,以确定海量信息的分类规则,最后根据海量信息的分类规则实现对海量信息的分类^[3]。这种方法由于分类过程简单、收敛性较好,引起了相关专家学者的高度重视,成为了研究的热点课题^[4]。随着对数据分类以及冲突博弈算法研究的深入,基于冲突博弈算法的海量信息智能分类研究成为了新的研究

收稿日期:2017-10-24 返修日期:2017-12-17 本文受中国金融信息港创新研究中心(JBK150401),国家自然科学基金重点基金项目(41401598)资助。

曾劲松(1980—),男,硕士生,工程师,主要研究方向为软件工程、信息化处理;饶云波(1978—),男,博士,副教授,博士生导师,主要研究方向为虚拟现实、图像处理, E-mail: uestc2008@126.com(通信作者)。

热点,随着研究内容的深入,产生了大量的研究成果^[5]。

文献[6]提出了一种改进降噪自编码神经网络的海量信息智能分类方法,该方法利用改进降噪自编码神经网络实现对海量信息少数类新样本的合成,针对合成新样本过程产生的噪声,利用降噪编码自适应神经网络的逐层无监督降噪学习和有监督微调过程对采集的信息进行降噪处理;在此基础上,利用分类规则对海量信息进行智能分类。但该方法在分类海量信息时存在计算过程复杂、分类耗时较长的问题。文献[7]提出了基于改进朴素贝叶斯的海量信息智能分类方法,首先对信息分类方法进行论述,分析采用传统朴素贝叶斯方法进行信息分类时存在的问题,其次通过关联规则和置信度对朴素贝叶斯算法进行改进,然后通过挖掘出来的关联规则和该规则的置信度对海量信息的不同属性赋予不同权重,最后根据信息的权重实现对海量信息的分类。但这种方法带有一定的主观性,导致分类的准确度不高。文献[8]提出了一种基于混合取样的海量信息智能分类方法,首先对海量信息的类样本数比值 K 进行计算,然后分别从海量信息的多数类和少数类中各选取一个样本,并对该样本的 $K-1$ 近邻进行计算,将 K 个样本的中心作为新的样本,对剩余样本重复上述操作,实现所有海量信息样本的处理,并将得到的新样本与原少数类样本共同组成新的训练集最后根据海量信息样本训练集实现海量信息的分类。但该方法的分类过程较为复杂,不利于操作实现。

针对上述问题,本文提出了一种基于冲突博弈算法的海量信息智能分类方法。实验结果表明,所提方法能够准确地对海量信息进行分类,实现过程简单,对计算机网络的影响较小,为该课题的深入研究创造了条件。

2 海量信息的预处理

假设接受处理的信息为 x_i ,信息与处理器的互相作用强度为 $\omega_i, i=1,2,\dots,n-1$,处理器的内部阈值为 θ ,该处理器的输入为 $\sum_{i=0}^{n-1} \omega_i x_i$,则处理器的输出为:

$$y = f\left(\sum_{i=0}^{n-1} \omega_i x_i - \theta\right) \quad (1)$$

其中, f 为激活函数。

设 $x, y \in H, H \in R^n$,非线性函数 φ 是输入空间 H 到特征空间 F 的映射,其中 $F \in R^m, m \leq n$,则有:

$$K(x, y) = \langle \varphi(x), \varphi(y) \rangle \quad (2)$$

其中, $\langle, \rangle$ 为内积, $K(x, y)$ 为核函数。由式(1)可以看出,核函数将 n 维空间转化成了 m 维低维输入空间,解决了低维空间线性不可分模型映射到高维特征空间存在的维数转换问题,为之后的分类提供了理论基础。

3 基于冲突博弈算法的海量信息智能分类方法

为实现海量信息智能分类,本文采用冲突博弈算法,首先对信息特征进行提取;在此基础上,利用博弈算法建立分类模型,并引入纳什均衡策略,完成海量信息的分类。为保证信息分类的准确性,利用冲突数据检测判断分类中是否存在冲突,并依据判定结果实现基于冲突博弈算法的海量信息智能分类。

3.1 信息特征的提取

在对信息特征进行提取前,需构建信息描述模型。常用的建模方法主要包括布尔模型、概率模型与向量空间模型,其中向量空间模型具有效率高和复杂度低的特点,因此本节选用该模型。该模型的基本思想为:将信息 i 看作向量空间中的 n 维向量 $(w(t_1), w(t_2), \dots, w(t_n))$,其中 $t_1, t_2, \dots, t_n$ 用于描述信息的 n 个特征。

海量信息特征提取对信息分类的效率和精度起到了非常重要的作用,是分类方法是否分类成功的关键。常用的特征提取方法主要有词频方法、信息增益方法、互信息方法、开方拟合检验方法和几率比方法等。

因为几率比函数能够对信息状态进行综合考查,对海量信息智能分类非常有效,所以本文选择几率比函数,如式(3)所示:

$$OR(t_k, c_i) = \frac{P(t_k | c_i) \cdot (1 - P(t_k | c_i))}{(1 - P(t_k | c_i)) \cdot P(t_k | c_i)} \quad (3)$$

其中, $P(t_k | c_i)$ 用于描述训练信息样本集合中属于 c_i 类的信息出现特征 t_k 的概率; $(1 - P(t_k | c_i))$ 用于描述训练信息样本集合中不属于 c_i 类的信息出现特征 t_k 的概率。

依据上述分析可知,对 $OR(t_k, c_i)$ 进行求解即可获取特征项 t_k 对类别 c_i 的代表程度。在 $OR(t_k, c_i)$ 逐渐增加的情况下,上述代表程度增强。几率比法的输出和 $OR(t_k, c_i)$ 值最大的前 N 个特征词汇相对应,即:

$$OR_{\max}(t_k) = \max_{i=1}^{|C|} OR(t_k, c_i) \quad (4)$$

3.2 基于博弈算法的海量信息分类方法

不同种类的信息存在不同的特点和目标,所有信息都期望实现自身利益的最大化,以快速实现相应目标。在海量信息库中,经常会出现多个信息为了达到自身目的而竞争相同资源的情况,导致冲突的发生。本节依据这种冲突实现对海量信息的智能分类。

冲突博弈存在两种纯策略 Nash 均衡,即(advance, avoid)与(avoid, advance),然而二者存在非对称的弊端,两种信息对均衡的排序是相反的,当前信息的选择方式为概率选择。

通过冲突博弈算法实现海量信息智能分类的理论依据如下:

假设类型 A 与 B 是博弈双方, B 的类型集为 $\Theta^{(B)} = \{\theta_1^{(B)}, \theta_2^{(B)}, \dots, \theta_n^{(B)}\}$,令 A 依据 B 的类型进行决策, $X^{(B)} = \{X_1^{(B)}, X_2^{(B)}, \dots, X_n^{(B)}\}$ 为 A 掌握的 B 的信息, A 依据 $X^{(B)}$ 信息机中的信息对 B 的类型进行判断,即完成对 B 的分类处理。假设在集合 $X^{(B)}$ 中,可确定 B 属于类型 $\theta_i^{(B)}$ 的元素共 m 个,即 $|R_-(X^{(B)})| = m$,则 B 可能属于类型的元素集为 $|R_-(X^{(B)})|$,同时有 $|R_-(X^{(B)})| = n$,则 A 对 B 属于类型 $\theta_i^{(B)}$ 所确定的类型精度可描述为:

$$d_R(X^{(B)}) = \frac{|R_-(X^{(B)})|}{|R_-(X^{(B)})|} = \frac{m}{n} \quad (5)$$

即在 $d_R(X^{(B)}) = 1$ 的情况下, A 对 B 的类型是确定的。

时间复用(TDMA)技术可以将不同属性的信息进行分类。本文通过该技术,利用时间的正交性实现对属性的识别。定义正交属性集合为:

$$C = \{c_1, c_2, \dots, c_j\} \quad (6)$$

其中, $c_l (l \in [1, j])$ 表示海量信息属性的种类。定义分类的数量为 $N, N = \{n_1, n_2, \dots, n_a\}$ 。

类别中信息数据 $i (i \in [1, n])$ 的属性数目可以表示为 $k_{i,c}^{\text{OR}}$, 设定 C_i 表示包含信息数据 i 的分类集合, 则有 $C_i \subset C$, 依据信息特征提取结果可将信息数据 i 的分配策略表示为:

$$s_i = \{k_{i,1}^{\text{OR}}, k_{i,2}^{\text{OR}}, \dots, k_{i,j}^{\text{OR}}\} \quad (7)$$

从而得到海量信息分配策略矩阵 S :

$$S = \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \\ \vdots \\ s_a \end{bmatrix} \quad (8)$$

为了实现博弈算法的分类, 引入了纳什均衡策略, 该策略 $s (s \in S)$ 表示一个纳什均衡点。当且仅当对于任意的一个信息数据 $i \in N, \forall s_i \in S_i$, 策略空间满足:

$$U_i(s) \geq U_i(s_i) \quad (9)$$

由于纳什均衡解可能存在多个纳什均衡解或纳什均衡解不是分配模型的最优解问题, 因此给出了帕累托最优的概念^[9]。

策略向量 S^{po} 是帕累托最优的, 设定存在 S' , 使得式(10)成立。

$$U_i(S^{\text{po}}) \geq U_i(S'), \forall i \in N \quad (10)$$

若加入的一个分类策略是帕累托最优的, 则设定该分配策略为海量信息分配策略^[10]。由于两个任意分类类别 x 和 y 具有一般性, 设定信息数据具有多种属性, 则 $k_x^{\text{col}} \geq k_y^{\text{col}}$, 其差值可以表示为:

$$\delta_{x,y}^{\text{col}} = k_x^{\text{col}} - k_y^{\text{col}} \quad (11)$$

对于海量信息分配策略 S^* , 当且仅当满足以下条件时, 可以得出分配策略是帕累托最优的。

$$\begin{cases} \delta_{x,y}^{\text{col}} \leq 1, & \forall x, y \in C \\ k_{i,x}^{\text{col}} \leq 1, & \forall i \in N, x \in C \end{cases} \quad (12)$$

通过上述论述, 利用博弈算法实现海量信息分类策略的选择, 完成基于博弈算法的海量信息分类。在此基础上, 为了保证分类的效果, 本文利用冲突数据检测判断分类是否存在冲突。

3.3 基于冲突数据检测的分类效果判定

基于冲突数据检测的问题可以转化为约束满足问题, 形式化定义如下。

约束满足问题由 n 个类别变量和 m 个约束两类基本元素组成, 其中 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 表示类别变量的集合, 每个类别变量的可能取值即为值域 d_i , 其集合为 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$; 类别变量之间的约束定义为类别变量间应满足的相互制约和相互依赖的关系的集合, 表示为 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$, 其中每个约束 C_i 由两部分组成。 C_i 中类别变量的集合 $\text{Var}(C_i) = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}\}$ 可以定义为约束 C_i 与 k 维变量 $X_i' = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}\} \subseteq X$ 相关联; 确定约束 C_i 的一个关系为 $\text{Rel}(C_i) = \text{Rel}\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}\}$ 。

分类过程 M_1 和 M_2 存在分类操作冲突, 意味着 M_1 和 M_2 之间满足: 1) M_1 和 M_2 是并发操作; 2) M_1 和 M_2 均为修改操作; 3) $G_1(M_1) \cap G_2(M_2) \neq \emptyset$ 。其中, $G_1(M_1)$ 和 $G_2(M_2)$ 分别表示分类得到的属性集合。

根据上述论述得到冲突判定的表达式为:

$$C = \{X, R(X)\} \quad (13)$$

其中, $R(X)$ 表示分类过程中变量需要满足的条件, $R(X) = R(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 。

通过上述论述, 利用冲突数据检测判断分类中是否存在冲突问题, 依据结果提高本文所提方法对海量信息分类的效率, 实现基于冲突博弈的海量信息智能分类。

4 实验结果与分析

为了验证本文所提基于冲突博弈算法的海量信息智能分类方法的性能, 将其与文献[8]、文献[9]所提分类方法的性能进行实验对比。实验在 Ubuntu 12.04 LTS 下使用 Mininet 来模拟 SDN 网络资源, 通过在虚拟机中运行 Mininet 来搭建网络拓扑结构, 该拓扑结构如图 1 所示。

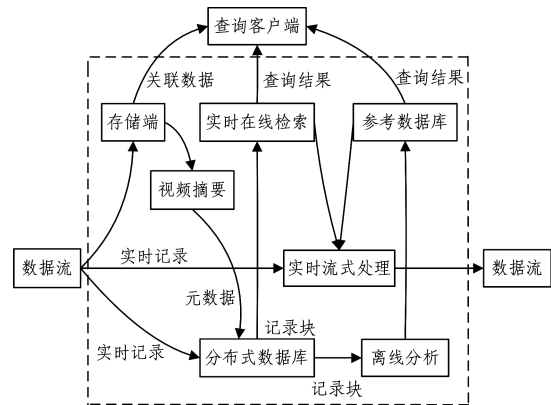


图 1 网络拓扑结构

Fig. 1 Topological structure of network

首先比较不同大小信息分类后占用的计算机内存(MB), 确定其使用范围。图 2 给出了不同方法占用计算机内存(MB)的对比情况。

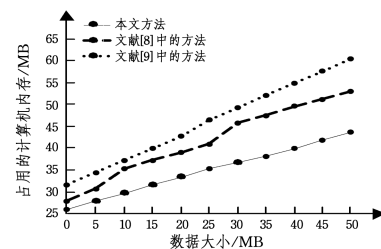


图 2 不同方法占用计算机内存的对比情况

Fig. 2 Comparison of computer memories occupied by different methods for classification

与文献[8]相比, 采用所提方法进行信息分类时, 随着信息的增大, 内存空间占用的变化较为均匀, 说明所提方法的分类过程较为稳定; 与文献[9]相比, 所提方法占用的原始空间(信息大小为 0MB 时占用的空间)较小。综上所述, 所提方法

占用的内存空间较小,且稳定性高,适合在计算机内存较小的环境下使用,使用范围较广。

在进行信息分类时,需要对信息进行处理与识别,否则将影响信息的质量。图 3 对比了不同方法处理分类后信息中含有的噪声(dB)情况。

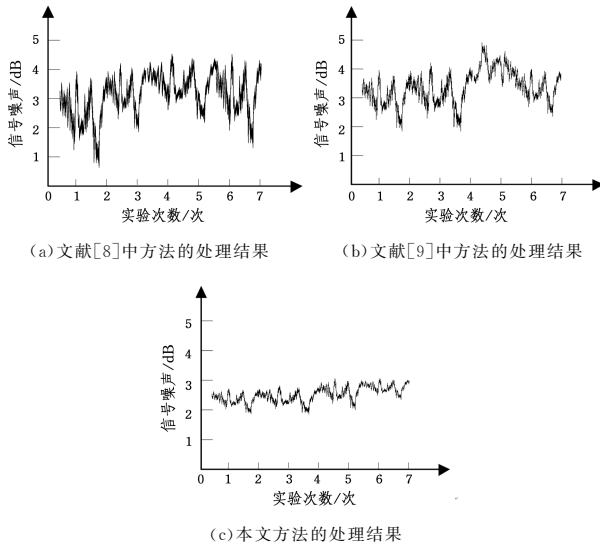


图 3 3 种方法分类后信息中存在的噪声情况

Fig. 3 Noises in information after classification by three methods

由图 3 可以看出,所提方法分类后的信息中存在的噪声含量最少,因为其在分类过程中利用冲突数据检测方法对分类中含有的冲突进行了识别处理,从而减少了信息的噪声。

下面对 3 种方法进行海量信息分类的结果进行对比。定义 a 和 b 分别表示海量信息中分类的信息数目(组)和漏分的信息数目(组), c 表示错分的信息数目(组), $a+b$ 表示海量信息的总数目(组)。分类效率(%)、误分率(%)如式(14)所示,3 种方法的分类结果如图 4 所示。

$$\begin{cases} \text{分类效率} = \frac{a}{a+b} \times 100\% \\ \text{误分率} = \frac{c}{a} \times 100\% \end{cases} \quad (14)$$

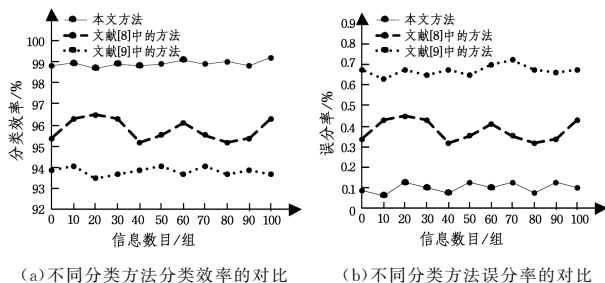


图 4 不同分类方法的分类结果对比

Fig. 4 Comparison of classification results of different classification methods

由图 4 可以看出,所提方法的分类效率较高,误分率较低,因此所提分类方法的分类结果较好。

最后对比 3 种分类方法的网络带宽利用率,结果如图 5 所示。

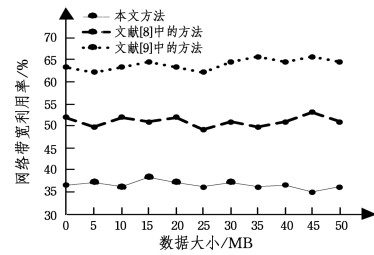


图 5 3 种安全访问算法的网络带宽利用率对比

Fig. 5 Comparison of network bandwidth utilization of three security access algorithms

由图 5 可以看出,所提方法的网络带宽利用率最低,说明所提方法在分类过程中的网络堵塞率最低,网络运行速度快。

为了更加直观地体现本文方法的分类结果,对海量信息进行客观描述,得到如图 6(a)所示的信息图。采用本文方法对其进行分类,分类结果如图 6(b)所示。

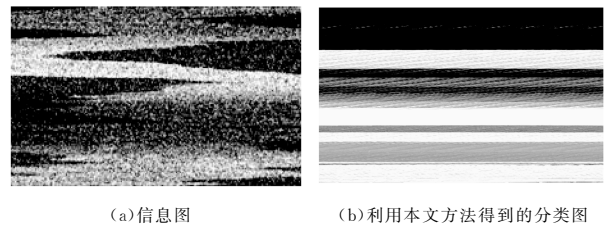


图 6 本文方法的信息分类直观描述

Fig. 6 Visual description of information classification of our method

由图 6 可以直观地看出,本文方法能够实现对杂乱信息的有效分类,分类效果完全达到令人满意的程度,从而验证了本文方法的有效性。

综上所述,使用所提方法进行海量信息分类的分类效果最佳,占用的内存空间较小,对计算机网络运行速度的影响较小,为海量信息分类提供了理论依据。

结束语 海量信息分类一直是数据处理中研究的重点问题,对此本文提出一种基于冲突博弈算法的海量信息智能分类方法。首先对信息特征进行提取,在此基础上,利用博弈算法,引入纳什均衡策略和帕累托策略,实现海量信息智能分类策略的选择,并利用冲突数据检测判断分类是否存在冲突。实验结果表明,所提方法能够有效提高分类的效果,为海量信息分类提供了新的思路。

参考文献

- [1] ZHOU F F, GAO F, LIU Y G, et al. Interactive Volume Data Classification Based on Density-Distance Graph[J]. Journal of Software, 2016, 27(5): 1061-1073. (in Chinese)
周芳芳, 高飞, 刘勇刚, 等. 基于密度-距离图的交互式体数据分类方法[J]. 软件学报, 2016, 27(5): 1061-1073.
- [2] ZHAO H, ZUO K W, QIN Y Z. Improved Artificial Bee Colony Optimize ELM Classification Model[J]. Computer Measurement & Control, 2016, 24(10): 251-254. (in Chinese)
赵虎, 左开伟, 覃永震. 改进人工蜂群算法优化 ELM 分类模型[J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(10): 251-254.
- [3] BAI S, ZHOU Q. Design of resource conflicts detection system for embedded software[J]. Electronic Design Engineering, 2017,

- 25(5):61-64. (in Chinese)
- 白烁,周晴. 嵌入式软件资源冲突自动检测系统设计[J]. 电子设计工程, 2017, 25(5):61-64.
- [4] HUA S Z, DING A L, GUO D W, et al. Nash game power control algorithm for D2D communication underlying cellular networks[J]. *Application Research of Computers*, 2016, 33(4): 1187-1190. (in Chinese)
- 滑思忠,丁爱玲,郭达伟,等. 基于纳什均衡的 D2D 通信功率控制博弈算法[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(4): 1187-1190.
- [5] YANG G L, WANG J, ZHU S W, et al. Multi-label Classification Based on the Relevance of K-Nearest Neighbor[J]. *Science Technology and Engineering*, 2016, 16(34): 222-226. (in Chinese)
- 杨国亮,王建,朱松伟,等. 基于 k-邻域相关性的多标签分类[J]. 科学技术与工程, 2016, 16(34): 222-226.
- [6] ZHANG C G, SONG J Z, JIANG J Q, et al. Imbalanced data classification algorithm of improved de-noising auto-encoder neural network[J]. *Application Research of Computers*, 2017, 34(5): 1329-1332. (in Chinese)
- 张成刚,宋佳智,姜静清,等. 一种改进的降噪自编码神经网络不平衡数据分类算法[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(5): 1329-1332.
- [7] ZHANG C, GUO M L. Research and realization of improved native Bayes classification algorithm under big data environment [J]. *Journal of Beijing Jiaotong University*, 2015, 39(2): 35-41. (in Chinese)
- 张春,郭明亮. 大数据环境下朴素贝叶斯分类算法的改进与实现 [J]. 北京交通大学学报, 2015, 39(2): 35-41.
- [8] DU H L, ZHANG Y. A classification algorithm based on mixed sampling for imbalanced dataset[J]. *Journal of Yanshan University*, 2015, 39(2): 158-164. (in Chinese)
- 杜红乐,张燕. 不平衡数据混合取样分类算法[J]. 燕山大学学报, 2015, 39(2): 158-164.
- [9] LI L, QIU F. A Classification, Optimization Scheduling Method of Massive Data under Cloud Environment[J]. *Computer Simulation*, 2016, 33(5): 315-317. (in Chinese)
- 李玲,邱芬. 云环境下海量数据的分类优化调度方法研究[J]. 计算机仿真, 2016, 33(5): 315-317.
- [10] LI Z H. Classification Query of Huge Amounts of Data in Cloud Computing Environment Based on Genetic Optimization[J]. *Bulletin of Science and Technology*, 2015, 31(6): 34-36. (in Chinese)
- 李志虹. 基于遗传迭代优化的云计算下海量数据分类查询[J]. 科技通报, 2015, 31(6): 34-36.
- [11] TAO X M, HAO S Y, ZHANG D X, et al. Overview of classification algorithms for unbalanced data[J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2013, 25(1): 101-110. (in Chinese)
- 陶新民,郝思媛,张冬雪,等. 不平衡数据分类算法的综述[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2013, 25(1): 101-110.
- (上接第 202 页)
- [4] YOU F, GROSSMANN I E. Balancing responsiveness and economics in process supply chain design with multi-echelon stochastic inventory[J]. *Aiche Journal*, 2010, 57(1): 178-192.
- [5] SHEN Z J M. Integrated supply chain design models: a survey and future research directions [J]. *Journal of Industrial & Management Optimization*, 2007, 3(1): 1-27.
- [6] KRISTANTO Y, GUNASEKARAN A, HELO P, et al. A model of resilient supply chain network design: A two-stage programming with fuzzy shortest path[J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(1): 39-49.
- [7] BAI X, LIU Y. Robust optimization of supply chain network design in fuzzy decision system [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2016, 27(6): 1131-1149.
- [8] MONCAYO-MARTÍNEZ L A, ZHANG D Z. Multi-objective ant colony optimisation: a meta-heuristic approach to supply chain design [J]. *International Journal of Production Economics*, 2011, 131(1): 407-420.
- [9] MASTROCINQUE E, YUCE B, LAMBIASE A, et al. A multi-objective optimization for supply chain network using the Bees Algorithm [J]. *International Journal of Engineering Business Management*, 2013, 38(1): 1-11.
- [10] MOKHTARI H. A nature inspired intelligent water drops evolutionary algorithm for parallel processor scheduling with rejection [J]. *Applied Soft Computing Journal*, 2015, 26(26): 166-179.
- [11] GRAVES S C, WILLEMS S P. Optimizing the Supply Chain Configuration for New Products[J]. *Management Science*, 2005, 51(8): 1165-1180.
- [12] SHAH-HOSSEINI H. The intelligent water drops algorithm: a nature-inspired swarm-based optimization algorithm [J]. *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 2009, 1(2): 71-79.
- [13] NIU S H, ONG S K, NEE A Y C. An improved Intelligent Water Drops algorithm for achieving optimal job-shop scheduling solutions[J]. *International Journal of Production Research*, 2012, 50(15): 4192-4205.
- [14] PENG J. Optimization of multi-objective supply chain of agricultural products based on enhanced bee colony algorithm[J]. *Control Engineering*, 2016, 23(7): 1123-1128. (in Chinese)
- 彭剑. 基于增强蜂群算法的农产品多目标供应链优化[J]. 控制工程, 2016, 23(7): 1123-1128.
- [15] COELLO C A C, LAMONT G B, VELDHIJZEN D A V. *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems (Genetic and Evolutionary Computation)* [M]. New Jersey: Springer-Verlag New York, Inc. 2006.
- [16] HE K L, LI W, CHENG C Y. Application of SOM Neural Network in Performance Evaluation of Green Supply Chain for Pig Industry[J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2014, 28(9): 92-97. (in Chinese)
- 何开伦,李伟,程创业. SOM 神经网络在生猪绿色供应链绩效评价中的应用[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2014, 28(9): 92-97.