

面向云数据安全存储的分段融合模糊聚类算法

单冬红¹ 史永昌¹ 赵伟艇¹ 张敬普^{1,2}

(平顶山学院计算机学院(软件学院) 平顶山 467000)¹ (中南大学信息科学与工程学院 长沙 410000)²

摘 要 为了提高云数据的安全存储性能,需要对数据进行优化属性聚类归集。针对传统方法采用模糊 C 均值聚类进行云数据存储归类设计具有对初始聚类中心敏感、容易陷入局部收敛的问题,提出一种基于分段融合模糊聚类的云数据安全存储模型构建方法。建立云数据安全存储的网格分布结构模型并进行数据结构分析,进行云数据属性集的向量量化特征分解,对海量的云存储数据流采用分段匹配检测方法进行特征压缩,实现冗余数据自适应归集合并,挖掘云数据信息流的高阶谱特征。在模糊 C 均值聚类算法的基础上采用分段数据融合进行数据分簇模糊聚类,提高数据存储的安全性,同时降低云数据存储的负荷。仿真结果表明,采用该方法进行云数据聚类和优化存储设计,能降低数据聚类的误分率,提高云数据存储的吞吐量,确保云数据的安全存储。

关键词 云数据,安全存储,融合,模糊 C 均值,聚类

中图法分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.05.029

Segmented Fusion Fuzzy Clustering Algorithm for Cloud Data Security Storage

SHAN Dong-hong¹ SHI Yong-chang¹ ZHAO Wei-ting¹ ZHANG Jing-pu^{1,2}

(Department of Computer, Pingdingshan University, Pingdingshan 467000, China)¹

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410000, China)²

Abstract In order to improve the safety performance of cloud data storage, the collection of attribute clustering data need to be optimized. Since the traditional method which uses fuzzy C means clustering classification of cloud data storage design is sensitive to initial clustering center and is easy to fall into the local convergence, a method of constructing the cloud data security storage model was proposed based on segmentation fusion and fuzzy clustering. The data structure analysis of distribution grid structure model is given to build cloud data security storage and decomposition of vector quantization characteristics of cloud data attributes, cloud storage data on mass flow uses piecewise matching feature detection method to realize adaptive compression, redundant data collection and mining are realized, high order spectrum of cloud data stream is mined. Based on the fuzzy C means clustering algorithm, the data clustering fuzzy clustering is used to improve the security of data storage and reduce the load of cloud data storage. The simulation results show that the proposed method can reduce the error rate of data clustering and improve the throughput of data storage, and ensure the security of data storage.

Keywords Cloud data, Secure storage, Fusion, Fuzzy C means, Clustering

随着信息技术和大数据处理技术的发展,采用云计算方法进行数据计算处理和存储能提高数据处理的速度和性能。云数据是云计算系统中进行信息处理的载体,云计算是一种分布式计算和并行计算,在云计算网格空间中分布着大量的云数据,云数据通过云计算系统从一群松散耦合的信息编码符号组成的一个超级虚拟的数据储存系统,实现 IT 资源的自我管理和信息识别。在云存储系统中,存储介质的耦合性干扰以及网络入侵等因素的影响,为数据的安全存储带来挑战。为了解决云数据安全存储问题,需要在存储系统中对云数据

进行聚类处理,通过数据的特征挖掘和属性归集,实现云数据存储空间的优化分区和网格优化设计,研究云数据优化聚类算法对提高数据的安全存储性能具有重要意义。

数据聚类本质是对数据归类属性的挖掘和分类处理,结合有效的特征提取方法,实现数据的分门别类网格化存储。传统方法中,对数据的聚类处理方法主要有模糊 C 均值算法^[1]、网格聚类算法^[2]、特征分解算法和资源分割聚类算法等^[3-4],上述方法将数据集分为若干子集,采用数据特征的合法和分裂法进行数据聚类中心的自适应求解和属性调度,

到稿日期:2016-11-17 返修日期:2016-12-05 本文受河南省科技厅立项项目:云计算环境下网络信息系统隐私保护关键技术研究(162102310483)资助。

单冬红(1976—),女,硕士,副教授,主要研究方向为数据挖掘、计算机网络;史永昌(1971—),男,硕士,副教授,主要研究方向为计算机网络应用;赵伟艇(1967—),男,硕士,教授,主要研究方向为计算机网络;张敬普(1979—),男,博士生,讲师,主要研究方向为数据挖掘和生物信息学。

对数据属性挖掘具有较好的统计意义,在实现云数据的优化存储中表现了较好的应用性。文献[5]提出了一种基于微分进化算法的云数据聚类分析方法,该方法建立在模糊C均值聚类的基础上,采用微分进化方法对数据的聚类中心进行自适应特征泛函,提高对模糊聚类中心的搜索性能,在云数据安全存储中具有一定的应用性,但是该方法在聚类中心搜索中经常得不到全局最优解,且计算开销较大,稳定性不好;文献[6]提出采用最优高斯随机游走和个体筛选策略的差分进化方法进行数据聚类中心的自适应寻优,并将其应用于海量散乱点云数据的快速存储和压缩处理中,在多目标测试用例的云存储介质中具有较好的数据存储安全性能,但是该方法在受到较大的网络介质的干扰下,进行云数据的近邻点模糊聚类中心搜索的准确度不高,容易出现误分和漏分;文献[7]提出采用一种倾斜因子K均值优化数据聚类方法进行数据特征挖掘和信息检索,提高云数据的安全存储性能和云数据库的安全访问能力,通过对云数据的数量级阈值与二维信息排序,在云数据的所属类别和对象集合中进行最优网格调度和聚类处理,降低数据聚类过程中的误分率,但该方法存在的问题是计算的复杂度较大,对数据聚类处理的实时性不好,容易导致数据隐私泄露和网络入侵;文献[8]采用模糊C均值聚类进行云数据存储归类设计,在数据的梯度差异性分布空间中进行数据的特征指向性搜索,算法具有实现简单和计算开销较低的优点,但是该方法具有对初始聚类中心敏感,容易陷入局部收敛的问题[9]。

针对上述问题,本文提出一种基于分段融合模糊聚类的云数据安全存储模型构建方法。首先建立云数据安全存储的网格分布结构模型,来进行数据信息处理和特征分析,从而实现数据融合和高阶谱特征挖掘提取,并采用分段融合方法实现数据模糊聚类,提高云存储安全性能,最后进行仿真测试,得出有效性结论。

1 云数据存储结构及数据特征分析

1.1 云数据安全存储的网格分布结构模型

为了实现面向云数据安全存储的分段融合模糊聚类处理,首先建立云数据安全存储的网格分布结构模型并进行数据结构分析,云计算信息存储库中的数据分布采用 3×3 网格拓扑结构,在云数据的邻域空间内采用水平结构、垂直结构交叉分布方法构建云数据安全存储的网格分布结构如图1所示。

在图1所示的云数据存储结构模型中,采用有向图 $G_1 = (M_1^s, M_1^d, Y_1)$, $G_2 = (M_2^s, M_2^d, Y_2)$ 作为云数据存储的模糊聚类Sink节点,则 $G_1 \subseteq G_2 \Leftrightarrow Y_1 \subseteq Y_2$,令 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 为云数据的采集模型中的传输矢量集合,云数据分布的有向图的边 $(u, v) \in E$,在分布式环境下云数据的数据结构模型采用六元组 $O = (C, I, P, Hc, R, A^0)$ 表示,其中, C 为云数据采样时间序列的稀疏性特征概念集, I 是数据信息流的实例集,那么面向云数据安全存储的时间序列流模型描述为:

$$x(t) = \sum_{i=0}^p a(\theta_i) s_i(t) + n(t) \quad (1)$$

其中, p 为数据采样点个数, $n(t)$ 为存储介质中的特征干扰

项, $s_i(t)$ 为数据模糊聚类的分离性度量值, $a(\theta_i)$ 为云数据传输介质的振荡幅值,此时云数据安全存储的数据分布时间间隔满足:

$$R_i^{(0)} = \sum_{n=0}^k \langle R_i^{(n)}, d_{\gamma n} \rangle d_{\gamma n} + R_i^{(k+1)} \quad (2)$$

其中, $R_i^{(n)}$ 表示云数据存储空间的尺度特性, d_m 为云数据的扫描的时间中心, $R_i^{(k+1)}$ 为云数据分布结构的多普勒窗口长度。根据上述分析,构建云数据安全存储的网格分布结构模型,并进行数据特征压缩和自适应归合并预处理。

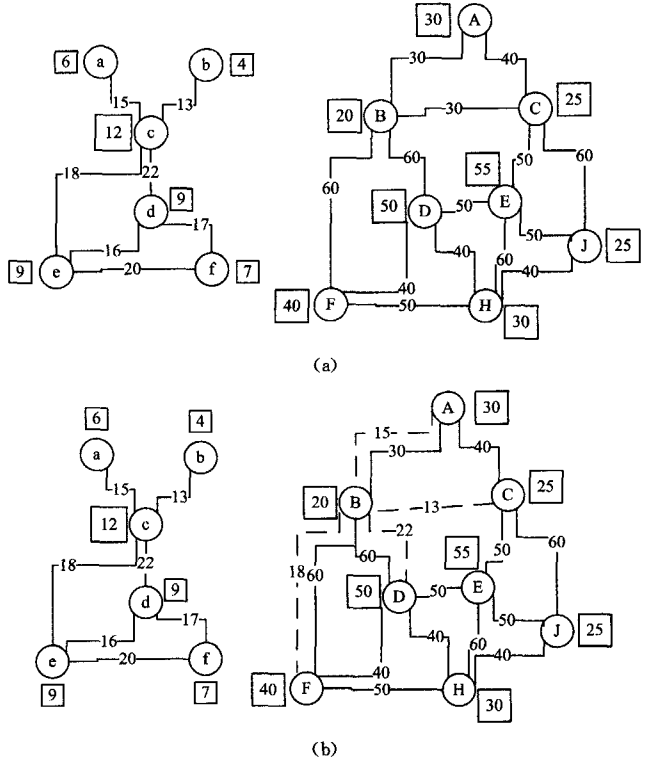


图1 云数据安全存储的网格分布结构

1.2 云数据属性集的向量量化特征分解

在建立云数据安全存储的网格分布结构模型并进行数据结构分析的基础上,进行云数据属性集的向量量化特征分解,用 $R_{u,v}$ 表示云数据属性集的模糊集合,数据传输通道中用户 u 对云数据调度的索引值属性为 v , $R_{u,v}$ 表示为数据特征向量之间的互相关函数,静态分块数据聚类的优化指标为 (RT_1, RT_2) ,云数据传输链路层的分离性度量程度大小为 RW ,则云数据属性集的离散样本采样满足收敛条件的约束函数为:

$$F_j = \sum_{k=1}^n X_{kj}, Q_j = \sum_{k=1}^n (X_{kj})^2 \quad (3)$$

在数据存储空间传输数据的时间序列为 $\{x(t_0 + i\Delta t)\}$ ($i=0, 1, \dots, N-1$),云存储系统的云数据信息流矢量长度为 N ,给出云数据安全存储的模糊聚敛控制函数为:

$$M_o = w_1 \sum_{i=1}^{m \times n} (H_i - S_i) + M_h w_2 \sum_{i=1}^{m \times n} (S_i - V_i) + w_3 \sum_{i=1}^{m \times n} (V_i - H_i) \quad (4)$$

其中,云数据存储中的聚类计算的负载量为 M_h ,在产生一组聚类属性特征 V 后,进行云数据属性集的向量量化处理,数据存储空间的主特征量为:

$$s(t) = s_c(t) e^{j2\pi f_0 t} = \frac{1}{\sqrt{T}} \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) e^{j2\pi(f_0 t + Kt^2)/2} \quad (5)$$

其中,存储网络结构中 Sink 节点满足 $\bigcup_{i=1}^L S_i = V - \{Sink\}$, $SKDNS(p)$ 的相似性模糊度点集满足 $U^T = U^{-1}$, $V^T = V^{-1}$, $D \in R^{m \times M}$, 且 $D = [\Sigma, 0]$, 云数据属性集的向量量化特征分解函数为:

$$f(k) = \begin{cases} f(k-1) - \frac{1}{n}, & 1 \leq k < n \\ 1, & k = n \end{cases} \quad (6)$$

其中, k 表示分布式云数据的特征融合中心, 将数据队列当成一个 Chunk 来进行时间区域重组, 进行数据信息融合^[10], 得到云数据中存储空间向量的信息融合集合为:

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}, m \in N \quad (7)$$

其中, m 为云存储系统的数据信息流融合的嵌入维, 存储空间内云数据的属性集的向量量化特征分解的训练样本集为 $X = [X_1, X_2, \dots, X_k, \dots, X_N]^T$, 其中任一训练样本为 $X_k = [x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{km}, \dots, x_{kM}]$ 。从上述特征分解结果得知, 云数据存储介质中对数据属性的聚类处理存在高维特征向量, 导致存储开销增大, 数据聚类的计算负载增加, 需要采用分段匹配检测方法对海量的云存储数据流进行特征压缩, 实现冗余数据自适应归集合并, 降低存储开销和计算复杂度。

2 云数据聚类算法改进实现

在上述进行了云数据存储结构模型分析和数据预处理的基础上, 进行云数据模糊聚类算法的改进设计, 对数据进行优化属性聚类归集, 提高云数据的安全存储性能, 提出一种基于分段融合模糊聚类的云数据安全存储模型构建方法, 在模糊 C 均值聚类算法的基础上采用分段数据融合进行数据分簇模糊聚类^[11], 提高数据存储的安全性。

2.1 数据匹配检测和冗余数据归集合并处理

采用分段匹配检测方法对海量的云存储数据流进行特征压缩, 实现冗余数据自适应归集合并, 在云数据聚类空间中, 主频特征量为:

$$X_p(u) = s_c(t) e^{j2\pi f_0 t} = \frac{1}{\sqrt{T}} \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) e^{j2\pi(f_0 t + Kt^2)/2} \quad (8)$$

其中, $s_c(t)$ 表示数据集中的标量时间序列, $e^{j2\pi f_0 t}$ 表示有限数据集合的特征匹配集, f_0 为特征主频率, T 表示自适应匹配的时间延迟。假设有限数据集:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset R^s \quad (9)$$

其中, 云数据集合中含有 n 个样本, 样本为 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$, 得到数据匹配检测传递函数为:

$$h(t) = \sum_i a_i(t) e^{j\phi_i(t)} \delta(t - iT_s) \quad (10)$$

经过基底函数 d_{f_0} 之间的特征匹配滤波, 得到云数据存储空间中冗余数据的基函数的指标集为:

$$\Lambda_0 = \{\beta \in \Gamma: |\langle f, d_{f_0} \rangle| \geq \alpha, \sup_{\gamma \in \Gamma} |\langle f, d_\gamma \rangle| \} \quad (11)$$

采用云数据传输的数据匹配检测方法进行自适应寻优, 得到冗余数据归集合并处理后的云数据信息流:

$$X = F_a \cdot x \quad (12)$$

其中,

$$X = [X_a(0), X_a(1), \dots, X_a(N-1)]^T \quad (13)$$

通过上述对冗余数据进行归集合并处理, 降低了数据存储的开销, 提高了数据聚类的准确性。

2.2 高阶谱特征挖掘

在采用分段匹配检测方法对海量云存储数据流进行特征压缩和冗余数据归集处理的基础上, 挖掘云数据信息流的高阶谱特征, 以此特征作为数据聚类中心的搜索信息素, 进行分段融合模糊聚类设计, 提取的数据的模糊隶属函数为:

$$P_F = \sum_{j=k}^N \sum_{\sum u_i=j} \prod_{i=1}^N (P_{fi})^{u_i} (1 - P_{fi})^{1-u_i} \quad (14)$$

$$P_D = \sum_{j=k}^N \sum_{\sum u_i=j} \prod_{i=1}^N (P_{di})^{u_i} (1 - P_{di})^{1-u_i} \quad (15)$$

其中, P_{fi} 表示云数据的融合的聚类中心, P_{di} 为云数据的采样频率, 得到云数据的高阶谱特征分量的均值为:

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (16)$$

在链路层中进行云数据匹配检测, 得到高阶谱特征输出的方差:

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - \bar{x}|^2 \quad (17)$$

方差反映了云数据的残差波动^[12], 通过对云存储系统中云数据的动态副本进行自适应分簇匹配, 得到高阶谱特征挖掘结果:

$$x_i' = \frac{x_i}{\|x_i\|} = \left(\frac{x_{i1}}{\|x_i\|}, \frac{x_{i2}}{\|x_i\|}, \dots, \frac{x_{iN}}{\|x_i\|} \right) \quad (18)$$

其中, 云数据采样样本数据的终点值 x_N 反映了幅值稳态下数据聚类中心的变化情况。

2.3 数据分段融合模糊聚类

改进的云数据分段融合模糊聚类建立在传统的模糊 C 均值聚类基础上, 假设有限云数据集:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset R^s \quad (19)$$

现将云存储系统的云数据信息流集合 X 分为 c 类, 其中 $1 < c < n$, 采用分段匹配检测方法进行模糊聚类中心的信息素索引, 以高阶谱特征作为分段数据融合模糊聚类中心矢量, 得到自相关矩阵为:

$$V = \{v_{ij} | i=1, 2, \dots, c, j=1, 2, \dots, s\} \quad (20)$$

其中, V_i 为云数据聚类中心的第 i 个矢量, 选择一定的基函数与冗余数据进行规范正交特征匹配, 得到数据分段融合的聚类目标函数:

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \mu_{ik}^m (d_{ik})^2 \quad (21)$$

其中, m 为云数据时间序列的特征分布梯度指数, $(d_{ik})^2$ 为数据采样样本聚类中心 x_k 与 V_i 的欧氏距离表示:

$$(d_{ik})^2 = \|x_k - V_i\|^2 \quad (22)$$

且

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1, k=1, 2, \dots, n \quad (23)$$

结合模糊度指标控制的约束条件, 采用 Lagrange 定理得到数据安全存储的分段融合模糊聚类中心最优解为:

$$\mu_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{jk}}{d_{jk}^m} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (24)$$

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m} \quad (25)$$

在聚类中心初始值已经给定的情况下, 采用分段数据融合, 实现数据的模糊聚类, 这一过程的实现如图 2 所示。

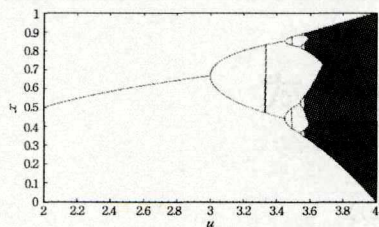
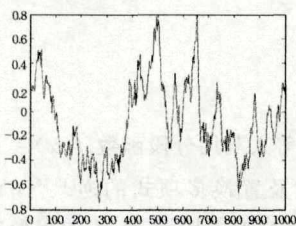


图2 云数据分段融合模糊聚类示意图

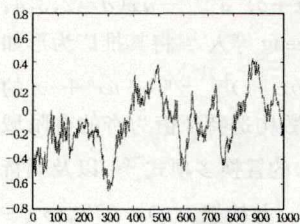
上述改进算法反映出了数据类群的多样性特征,从而提高了数据分段融合模糊聚类的准确性,避免了漏分和误分,提升了数据存储的安全性能。

3 仿真实验分析

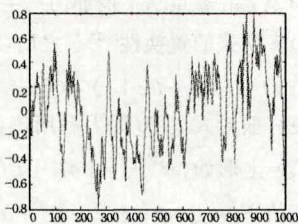
为了测试本文算法在实现云数据优化聚类和安全存储中的性能,进行了仿真实验,实验采用C++和Matlab 7混合编程进行数据聚类分析仿真,实验的硬件环境为:处理器 Intel(R)Core(TM)2 Duo CPU 2.94GHz,内存:8.00GB,操作系统 Windows 7,云数据特征采集的时间间隔为0.25s,特征采样频率 $f_s = 4f_0 = 20\text{kHz}$,单组云数据时间序列采样的长度为1000,数据存储系统中的扩展带宽变化范围为1~10dB,模糊聚类搜索的最大迭代次数 $NP = 30$,实验中取3组不同属性类别的云数据作为测试样本,得到云数据存储样本测试集的时间序列波形如图3所示。



(a)测试样本1



(b)测试样本2



(c)测试样本3

图3 云数据存储样本测试集的时间序列波形

根据上述仿真环境和实验样本设定,以上述数据样本为研究对象,进行分段融合模糊聚类处理,提高数据存储的安全性,首先采用传统的模糊C均值算法确定聚类中心,进行初始聚类,得到如图4所示的结果。

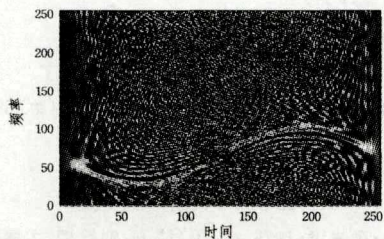


图4 云数据的初始聚类处理

以图4的聚类结果为基础,采用分段匹配检测方法进行特征压缩,实现冗余数据自适应归集合并,结合本文设计的分段融合方法进行聚类优化,得到优化后的数据聚类输出,如图5所示。

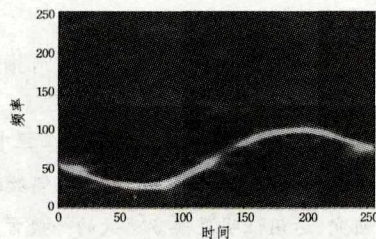


图5 数据聚类优化输出

对比图4和图5的结果得知,相比传统方法,采用本文方法进行分段融合模糊聚类处理能有效减少冗余数据的干扰,提高数据聚类的聚敛能力,降低数据聚类的误分率,从而增大云数据存储的吞吐量并提升分类存储性能。图6给出了采用本文方法和传统方法进行数据聚类处理后的存储吞吐量对比结果,分析得知,采用本文方法进行数据分段融合模糊聚类优化处理,提高了云数据存储系统的吞吐量,保障了云数据的安全存储和大吞吐量存储。

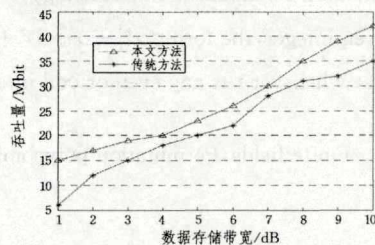


图6 云数据存储的吞吐性能对比

结束语 研究了云数据的模糊聚类和安全存储问题,在模糊C均值聚类算法的基础上进行算法改进,提出一种基于分段融合模糊聚类的云数据安全存储模型构建方法,建立云数据安全存储的网格分布结构模型并进行数据结构分析,同时进行云数据属性集的向量量化特征分解,对海量的云存储数据流采用分段匹配检测方法进行特征压缩,实现冗余数据自适应归集合并,挖掘云数据信息流的高阶谱特征,采用分段数据融合进行数据分簇模糊聚类,提高数据存储的安全性,同时降低了云数据存储的负荷。研究得出,本文方法能提高数据的优化聚类能力,增大云数据存储的吞吐量,实现云数据的高安全性能存储。

参考文献

- [1] BI A Q, WANG S T. Transfer Affinity Propagation Clustering Algorithm Based on Kullback-Leiber Distance[J]. JEIT, 2016, 38(8): 2076-2084. (in Chinese)
毕安琪, 王士同. 基于 Kullback-Leiber 距离的迁移仿射聚类算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(8): 2076-2084.
- [2] LONG M, WANG J, DING G, et al. Adaptation regularization: A general framework for transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2014, 26(5): 1076-1089.

- 北京:北京化工大学,2005.
- [3] XIN Y L. The Research and Implementation of the Reusable Report Processing Platform Based on SoftproLine [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2007. (in Chinese)
辛玉玲. 基于 SoftproLine 的可重用报表处理平台的研究与实现 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2007.
- [4] XU N S, SUN F P. Design and Implementation of Reusable Report Generating System Based on XML Technology [J]. Computer Engineering and Design, 2006(3): 463-465. (in Chinese)
许南山, 孙凤平. 基于 XML 的可复用报表生成系统的设计与实现 [J]. 计算机工程与设计, 2006(3): 463-465.
- [5] XUAN S B, LI Y S, LI X, et al. User-defined report design based on excel in VC [J]. Computer Engineering and Design, 2006, 28(8): 1483-1485, 1488. (in Chinese)
宣士斌, 李永胜, 李熹, 等. VC 中基于 Excel 的用户自定义报表设计 [J]. 计算机工程与设计, 2006, 28(8): 1483-1485, 1488.
- [6] CHEN C B, HUANG G, LIU Q H. Design and Implementation of a New User-Defined Report Based on ASP. NET [J]. Computer Engineering & Science, 2006, 28(6): 112-114. (in Chinese)
陈传波, 黄刚, 刘清慧. 一种基于 ASP. NET 的自定义报表的设计与实现 [J]. 计算机工程与科学, 2006, 28(6): 112-114.
- [7] PAN Y C, LIU H L. Design and Application of Customizable Reporting System [J]. Intelligent Processing and Application, 2015(1): 104-106. (in Chinese)
潘永才, 刘海龙. 可定制报表系统的设计与应用 [J]. 物联网技术, 2015(1): 104-106.
- [8] FU Y Q, XIAO W T, LIAO X, et al. Design and Implementation of User-definition Report Based on Excel and XML [J]. Computer Science, 2013, 40(7): 147-149. (in Chinese)
符云清, 肖文婷, 廖希, 等. 基于 Excel 和 XML 的自定义报表设计与实现 [J]. 计算机科学, 2013, 40(7): 147-149.
- [9] GAO H Y. Research and Application of Key Technologies in Web Report Development [D]. Xi'an: Xidian University, 2011. (in Chinese)
高红艳. Web 报表开发中的若干关键技术研究与应用 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2011.
- [10] WANG Z W. Research of Enterprise Information System and Key Technologies Based on Component [D]. Beijing: China University of Petroleum, 2008. (in Chinese)
王振武. 基于构件的企业信息系统及其关键技术研究 [D]. 北京: 中国石油大学, 2008.
- [11] ZHANG J. Design of Report Generation System Based on .NET [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2004. (in Chinese)
张军. 基于 .NET 的报表生成系统设计 [D]. 西安: 西北工业大学, 2004.

(上接第 169 页)

- [3] PATRICIA N, CAPUTO B. Learning to learn, from transfer learning to domain adaptation: A unifying perspective [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, OH, USA, 2014: 1442-1449.
- [4] SUN L, GUO C H. Incremental affinity propagation clustering based on message passing [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2014, 26(11): 2731-2744.
- [5] LING C G, WANG H Z. Optimization research on differential evolution algorithm and its application in clustering analysis [J]. Modern electronic technology, 2016, 39(13): 103-107. (in Chinese)
梁聪刚, 王鸿章. 微分进化算法的优化研究及其在聚类分析中的应用 [J]. 现代电子技术, 2016, 39(13): 103-107.
- [6] LI M D, ZHAO H, WENG X W, et al. Differential evolution based on optimal Gaussian random walk and individual selection strategies [J]. Control and Decision, 2016, 31(8): 1379-1386. (in Chinese)
李牧东, 赵辉, 翁兴伟, 等. 基于最优高斯随机游走和个体筛选策略的差分进化算法 [J]. 控制与决策, 2016, 31(8): 1379-1386.
- [7] PATEL V M, NGUYEN H V, VIDAL R. Latent space sparse and low-rank subspace clustering [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2015, 9(4): 691-701.
- [8] SUN L J, CHEN X D, HAN C, et al. New Fuzzy-Clustering Algorithm for Data Stream [J]. JEIT, 2015, 37(7): 1620-1625. (in Chinese)
孙力娟, 陈小东, 韩崇, 等. 一种新的数据流模糊聚类方法 [J]. 电子与信息学报, 2015, 37(7): 1620-1625.
- [9] FANG F, CHENG X J. A fast reduction method for massive scattered point cloud based on slicing [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2013, 38(11): 1353-1357. (in Chinese)
方芳, 程效军. 海量散乱点云快速压缩算法 [J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2013, 38(11): 1353-1357.
- [10] BI A Q, DONG A M, WANG S T. A dynamic data stream clustering algorithm based on probability and exemplar [J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(5): 1029-1042. (in Chinese)
毕安琪, 董爱美, 王士同. 基于概率和代表点的数据流动态聚类算法 [J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(5): 1029-1042.
- [11] JIANG Y Z, CHUNG F L, WANG S T, et al. Collaborative fuzzy clustering from multiple weighted views [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 45(4): 688-701.
- [12] ZHANG J X, WANG S T, DENG Z H, et al. A subspace transfer learning algorithm integrating heterogeneous features [J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(2): 236-246. (in Chinese)
张景祥, 王士同, 邓赵红, 等. 融合异构特征的子空间迁移学习算法 [J]. 自动化学报, 2014, 40(2): 236-246.
- [13] XING C Z, LIU J. Evolutionary data stream clustering algorithm based on integration of affinity propagation and density [J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(7): 1927-1932. (in Chinese)
邢长征, 刘剑. 基于近邻传播与密度相融合的进化数据流聚类算法 [J]. 计算机应用, 2015, 35(7): 1927-1932.
- [14] SONG X L, CHEN L, XIAO M. Verification scheme of retrievability supporting XOR rotated erasure codes for cloud storage data [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunication (Natural Science Edition), 2012, 24(6): 682-686. (in Chinese)
宋秀丽, 陈龙, 肖敏. 云存储中支持 XOR 旋转编码的可恢复性验证方案 [J]. 重庆邮电大学学报 (自然科学版), 2012, 24(6): 682-686.