

大型电力系统的信息分类过滤方法研究

在大型电力系统中,电力调度和管理是通过各类融合信息得以实现,需要对电力系统的信息进行分类处理,并对干扰数据进行有效过滤,提高电力系统的运行和调度能力。传统的信息分类过滤方法采用K-means数据聚类算法,当电力系统的的变化幅度较大时,对干扰数据的过滤效果不好。提出一种基于小波多窗谱特征提取的大型电力系统的信息分类过滤方法。采用小波多窗谱特征提取算法对多维数据进行数据特征预处理,在二维空间中进行最近邻点模糊搜索,得到大型电力系统信息数据的最近邻聚类的模糊聚类中心,优化大型电力系统数据信息聚类目标函数,实现对信息的分类过滤。仿真结果表明,采用该算法进行大型电力系统信息分类过滤,能有效反映电力数据的信息特征,提高信息分类过滤的准确性,抗干扰能力较强。

肖招娣/广东电网公司佛山供电局



肖招娣/工程师

关键词/Keywords

电力系统·
模型·
信息分类·
实体·
特征提取·

电力系统作为一种最重要的基础性设施,在人民的生产和生活中发挥重要作用,大型电力系统的数据管理和调度是系统设计和运行的核心,特别是在电力电气研究领域中,通常的大型电力系统划分为发电、输电和配电三大系统。其中,配电系统是电力系统中从降压配电变电站(高压配电变电站)出口到用户端,实现电力分配和电力调度的智能管理系统,在电力系统设计中,需要进行变换电压和交流调度的方法进行功率分段调度,向终端用户分配电能,实现电网优化和智能管理,因此,大型电力系统可以定义为实现对配电网内的配电进行远程监控、调整和运行的系统。在电力系统中,信息数据的分类和融合设计是关键,需要进行电力系统的信息数据分类和融合管理,并对干扰数据进行有效过滤,提高电力系统的运行和调度

能力。因此,研究大型电力系统的信息分类过滤方法具有重要意义。

当前,对大型电力系统的信息分类和抗干扰过滤方法主要有KNN(K-Nearest Neighbor)方法、Native Bayes方法、Neural Net方法和K-means数据聚类算法等,其中,K-means数据聚类算法较为常用^[1],但采用K-means数据聚类算法,当电力系统的的变化幅度较大时,对干扰数据的过滤效果不好以此为基础,为了实现算法的改进,相关文献对大型电力系统的信息分类过滤算法进行了一定的研究^[2]。文献[3]提出了一种基于语义相似度大型电力系统信息数据的奇异特征提取方法,对满足松弛挖掘的大型电力系统信息数据进行自适应重写挖掘,但算法采用基于统计分析的方法挖掘奇异特征,对干扰数据的滤除效果不好;文献[4]提出一种采用粒子滤波的盲解卷积技术,从海量大型电力系统信息数据中恢复出干扰特征信号,实现信息分类和数据特征过滤,但算法建立的粒子滤波器采用瞬时梯度下降法控制滤波加权系数,导致数据聚类误差较大;文献[5]提出一种支持向量机和K-Means聚类方法,减小了算法的时间和空间复杂度,但传统方法中对大型电力系统信息数据的分类过滤容易陷入局部收敛,稳定性不好。

针对上述问题,提出一种基于小波多窗谱特征提取的大型电力系统的信息分类过滤方法。首先构建了大型电力系统的信息数据实体模型,分析大型电力系统干扰数据产生的机理,构建信息数

据特征挖掘模型；然后采用小波多窗谱特征提取算法实现对信息的分类过滤，达到算法改进的目的；最后进行仿真试验实现性能验证，得出有效性结论。

大型电力系统的信息分类过滤方法研究

1. 实体模型设计及信息滤除机制体系架构

在大型电力配电通信网管理系统设计与开发研究中，难点需要对通信网的干扰信号进行有效抑制和滤波，并进行数据信息分类管理，研究的首要任务是构建大型电力系统的信息数据实体模型。大型电力系统的信息数据实体模型主要由三个主体组成：客户端（Client）、控制器（Controller）和服务端（Server）。服务端便是大型电力系统信息数据上传的最终存储节点，数据上传至服务端时，采用延迟滤除来提高系统的效率^[6-10]。由于电力系统的管理结构已经被划分为多个处理器核来设计，每个核都比较简单，有利于优化设计。在电力信息数据实体模型构建中，令 R 为大型电力系统的信息数据中包含四元组 (E_i, E_j, d, t) 的信任关系，构建电力数据分类属性 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$ ，数据特征挖掘中，每一个特征点定义自相关函数，即

$$c(x, y) = \sum_w [I(x_i, y_i) - I(x_i + \Delta x, y_i + \Delta y)]^2 \quad (1)$$

式中， (x, y) 为窗 W 内的频点角点。

由于电力系统中实体数据库特征差异性，并行分析数据流角度均值和角度标准差按下式进行分类查询，即

$$l_2 = \max_b \left| \int r(t) \frac{1}{\sqrt{a'}} f^* \left(\frac{t-b}{a'} \right) dt \right| = \max_b |W_f r(a', b)| \quad (2)$$

$$l_2 > \lambda_2 = H_1$$

$$l_2 < \lambda_2 = H_0$$

令 $H(x, y)$ 表示两个不同的数据信息干扰特征点 (x, y) 的海明距离； $u = u_{s+t} \cdots u_{t+1} u_t \cdots u_1 c$ ， $v = v_{s+t} \cdots v_{t+1} v_t \cdots v_1 c_1$ ， $v' = v_{s+t} \cdots v_{t+1} v_t \cdots v_1 c_2$ ， $(c_1 \neq c_2)$ 分别为交换超立方网的三个节点。设 u 为源节点， v 为目的节点，利用简单的状态空间模型为每个大型电

力系统的干扰信息进行建模，得到权向量 $W_1 = [0.7 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.1]$ ，判断矩阵具有传递性，即满足等式： $a_{ij} a_{jk} = a_{ik}$ ，当上式对判断矩阵所有元素都成立时，把大型电力系统的干扰信息看作信息流进行微分盲卷积处理，以节点的有优劣性作为选择判断的依据。通过上述处理，实现了对大型电力系统中的数据信息的实体模型设计及信息滤除机制体系架构，为下一步进行信息分类过滤算法设计奠定基础。

2. 电力系统信息分类问题描述及信号模型构建

在对电力系统的信息实体模型构建的基础上，构建电力系统的信息分类信号模型，数据集中含有 n 个样本，其中样本 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 的特征矢量为

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{is})^T \quad (3)$$

采用小波多窗谱特征提取算法对多维数据进行数据预处理，把数据集分为 2^n 个子集，现在把有限数据集 X 分为 c 类， $1 < c < n$ ，二维空间中进行最近邻点模糊搜索，得到大型电力系统信息数据的最近邻聚类的模糊聚类中心矩阵为

$$V = \{v_{ij} | i=1, 2, \dots, c, j=1, 2, \dots, s\} \quad (4)$$

由于在聚类过程中出现新类别的概率极大，因此需要进行KNN中心区域的聚类中心扩展处理，针对大型电力系统信息数据的类域交叉性进行一次差分比较。其中， V_i 为聚类中心的第 i 个聚类中心矢量，按照大型电力系统信息数据中文本相似度，得到多窗谱模糊划分矩阵，即

$$U = \{\mu_{ik} | i=1, 2, \dots, c, k=1, 2, \dots, n\} \quad (5)$$

在测试文本的 k 个近邻中，依次计算每类的权重，即

$$P_{ij} = \sum_{d_i \in KNN} \text{Sim}(x, d_i) y(d_i, C_j) \quad (6)$$

得到大型电力系统数据信息聚类目标函数为

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \mu_{ik}^m (d_{ik})^2 \quad (7)$$

大型电力系统信息数据包转换等待时间为

$$W_q = W - \bar{X} = \frac{1}{\gamma} \sum_{k=1}^n \sum_{n=1}^n k p_{k,n} - \frac{(N-1)\mu + r}{\mu r} \quad (8)$$

比较第二层中第一类中的第 k 类的子类，得到

大型电力系统信息聚类中心利用率为

$$U_{\text{util}} = \gamma \bar{X} \quad (9)$$

由此构建了电力系统的信息特征信号模型，为进行数据信息的分类和过滤提供准确的数据基础。

小波多窗谱特征提取的提出及算法改进实现

1. 电力系统信息数据的小波多窗谱特征提取

在上述进行电力系统信息数据实体模型构建和信号模型构建的基础上，针对传统的信息分类过滤方法采用K-means数据聚类算法。当电力系统的数据变化幅度较大时，针对干扰数据的过滤效果不好的问题，本文提出一种基于小波多窗谱特征提取的大型电力系统的信息分类过滤方法。构建小波函数，得到大型电力系统的信息数据库的特征双曲调频母小波为

$$\Phi^H(t) = A(t) \exp[j\theta(t)] = A(t) \exp[-j2\pi K \ln(1 - \frac{t}{t_0})] \quad (10)$$

$$|t| \leq \frac{T}{2}$$

式中，上角标H表示双曲（Hyperbolic）。

通过小波多窗谱特征提取，得到小波函数 $X_0(t)$ 的宽带模型为

$$g(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0}} f(\frac{t - \tau_0}{a_0}) \quad (11)$$

假设 $t_0 = f_0 T/B$ ， $K = -T f_i^2 \left(\frac{T}{2}\right)^2 / B$ ，大型电力

系统的信息数据库特征挖掘信息特征空间的小波频率中心为 f_0 ，小波频宽为 B 。通过希尔伯特变换可求得小波尺度投影复包络，小波多窗谱特征的多普勒容限为

$$|W_{\phi^H} \Phi^H(a, \tau^*)| = 1 - |1 - a| f_0 / B \quad (12)$$

由此通过大型电力系统的信息数据库特征挖掘，得到的数据库访问的信道融合结果，即

$$F(\beta, X) = \log \frac{V(\beta, X)}{U(\beta, X)} = \log \frac{\sum_{\tau}^{\tau_{\max}} (\bar{Y}_{\tau} - y_{\tau})^2}{\sum_{\tau}^{\tau_{\max}} (\tilde{Y}_{\tau} - y_{\tau})^2} \quad (13)$$

式中， $y_{\tau} = \beta X_{\tau}$ 为小波多窗谱信号 y 在时刻 τ 的值； $X_{\tau} = [x_{\tau}, x_{\tau-1}, x_{\tau-2}, \dots, x_{\tau-(N-1)}]^T$ 。

通过上述处理，采用小波多窗谱特征提取方法可以有效提高对信息的分类过滤性能。

2. 信息分类过滤算法改进实现关键技术

根据小波多窗谱特征提取结果，进行大型电力系统的信息分类过滤，先对描述的系统作如下说明： $f_x(X, t)$ ， $f_{\theta}(X, t)$ 是不确定的有界函数，其估计函数分别为 $\hat{f}_x(X, t)$ 、 $\hat{f}_{\theta}(X, t)$ ，且有如下关系，即

$$f_x(X, t) = \hat{f}_x(X, t) + \Delta f_x(X, t) \quad (14)$$

$$f_{\theta}(X, t) = \hat{f}_{\theta}(X, t) + \Delta f_{\theta}(X, t) \quad (15)$$

同时满足

$$|\Delta f_x(X, t)| \leq F_x(X, t), |\Delta f_{\theta}(X, t)| \leq F_{\theta}(X, t) \quad (16)$$

对于电力系统的干扰信号假设为宽带信号，计算指向性增益为

$$c(v) = \int_0^v \cos(\frac{\pi}{2} x^2) dx \quad (17)$$

从而得到多径信道的脉冲响应的干扰为

$$|s(f)| = A \sqrt{\frac{1}{2k}} \{ [c(v_1) + c(v_2)]^2 + [s(v_1) + s(v_2)]^2 \} \quad (18)$$

根据大型电力系统的干扰信息的丢失信息流特征，进行特征分解，得到大型电力系统的干扰信息的去均值量为

$$\tilde{y}_{\tau} = \frac{1}{P_S} \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_s^i y_{(\tau-i)} \quad (19)$$

$$\bar{y}_{\tau} = \frac{1}{P_L} \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_L^i y_{(\tau-i)} \quad (20)$$

式中， λ_s 、 λ_L 为盲卷积因子（ $0 \leq \lambda_s \leq 1$ ， $0 \leq \lambda_L \leq 1$ ），且 $\lambda = 2^{-1/h}$ ， $h_L \gg h_s$ （一般为100倍以上）。

$$P_S = \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_s^i = \frac{\lambda_s}{1 - \lambda_s} \quad (21)$$

$$P_L = \sum_{i=1}^{\infty} \lambda_L^i = \frac{\lambda_L}{1 - \lambda_L} \quad (22)$$

以滤波处理后的大型电力系统的干扰信息信息流为输入向量，进行信息分类过滤，提高大型电力系统的数据库分类和抗干扰能力。

仿真试验和性能分析

为了测试所设计的信息分类算法在大型电力系统的信息分类过滤中的性能，进行仿真试验。试验中，计算机仿真试验平台配置为：Intel Core

i5处理器，主频为2.8 GHz，4 G内存，Windows 7专业版32位SP2操作系统，采用10个计算节点组建电力系统的数据信息调度环境，采用Cloudsim平台来模拟大型电力系统的信息数据库系统。本试验共有100个任务数据库需要进行特征挖掘和信息分类过滤，大型电力系统结果参数设定如下表所示。

表 仿真参数设定

参数类型	参数值
工作频率/MHz	1 800
系统带宽/MHz	20
子载波数	64
子载波间隔/MHz	0.321 5
有效符号周期/ μ s	3.2
保护间隔/ μ s	0.8
符号周期/ μ s	4
调制方式/QAM	4
系统最大传输速率/(Mbit/s)	26

以此为基础，采用模拟仿真试验的方法进行性能测试，构建了电力系统的信息特征信号模型，得到大型电力系统信息数据的时域和频域上的波形特征分析结果，如图1所示。

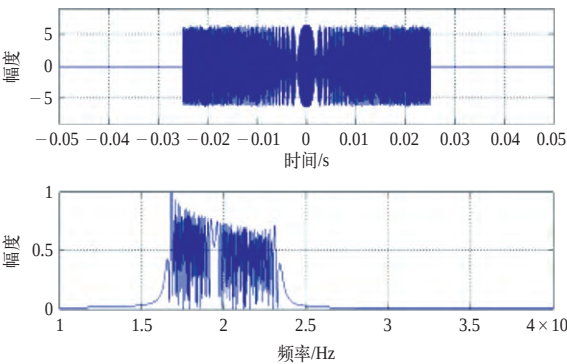


图1 大型电力系统信息数据的时域和频域波形

从图1可见，采用本文设计的大型电力系统的实体模型和信号模型，能有效反映电力数据的信息特征，但受到干扰信息的影响较大，需要进行信息的分类和过滤。以上述信息特征数据为基础，采用所设计的基于小波多窗谱特征提取的大型电力系统的信息分类过滤方法，得到大型电力系统的小波多窗谱特征提取结果，如图2所示。

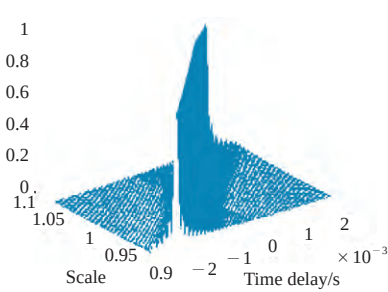


图2 电力系统信息的小波多窗谱特征提取结果

从图2中可见，采用该方法提取得到的小波多窗谱特征对信息数据的细节结果反映效果较好，可以作为信息分类过滤的有效特征。

根据上述特征提取结果，进行数据信息分类过滤，为了对比算法性能，采用本文算法和传统算法，以信息分类过滤的准确度为测试指标，得到采用本文算法和传统算法下的分类过滤准确度结果，如图3所示。

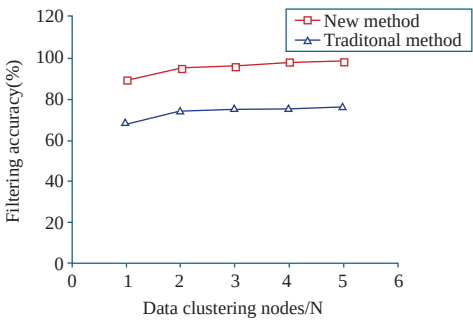


图3 性能对比分析

从图3中可见，采用该算法，分类过滤准确度较高，提高了大型电力系统的抗干扰能力。

结束语

在电力系统中，信息数据的分类和融合设计是关键，需要进行电力系统的信息数据分类和融合管理，并对干扰数据进行有效过滤，提高电力系统的运行和调度能力。本文提出一种基于小波多窗谱特征提取的大型电力系统的信息分类过滤方法，构建了大型电力系统的信息数据实体模型，分析了大型电力系统干扰数据产生的机理，构建信息数据特征挖掘模型，采用小波多窗谱特征提取算法实现信息的分类过滤。研究结果得出，采用该算法可以有效反映电力数据的信息特

征, 提高信息分类过滤的准确性, 抗干扰能力较强, 展示了较高的应用价值。

参考文献

- [1] 周涛. 基于改进神经网络的电力系统中长期负荷预测研究[J]. 电气应用, 2013, 32(4): 26-29.
- [2] 耿忠, 刘三阳, 齐小刚. 基于非合作博弈的无线传感器网络功率控制研究[J]. 控制与决策, 2011, 26(7): 1014-1018.
- [3] Miorandi D, Sicari S, Pellegrini F D, et al. Internet of things: vision, applications and research challenges[J]. Ad Hoc Networks, 2012, 10(7): 1497-1516.
- [4] Chong S K, Gaber M M, Krishnaswamy S, et al. Energy conservation in wireless sensor networks: a rule-based approach[J]. Knowledge and Information Systems, 2011, 28(3): 579-614.
- [5] 耿忠, 刘三阳, 齐小刚. 基于非合作博弈的无线传感器网络功率控制研究[J]. 控制与决策, 2011, 26(7): 1014-1018.
- [6] 张磊, 王鹏, 黄焱, 等. 基于相空间的云计算仿真系统研究与设计[J]. 计算机科学, 2013, 40(2): 84-86.
- [7] 匡桂娟, 曾国荪. 一种基于时分复用的云大型电气数据库的云存储资源管理方法[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2014, 42(5): 782-789.
- [8] 曾志, 王晋, 杜震洪, 等. 一种云格环境下可计算大型电气数据库的云存储资源与服务高效调配机制[J]. 浙江大学学报: 理学版, 2014, 41(3): 353-357.
- [9] Balasangameshwara J, Raju N. A hybrid policy mr fault tolerant load balancing in grid computing environments[J]. Journal of Network and computer Applications, 2012, 35(1), 412-22.
- [10] 杨照峰, 王启明, 吕海莲. 基于任务延迟的云计算大型电气数据库的云存储资源调度算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2014, 22(2): 499-502.

(收稿日期: 2015-03-06) EA



信号转换
多功能信号模块能够根据客户需求进行配置, 可以应用于不同应用场合。

配置操作
通过组态软件可简便、快速地进行模块设置。

远程接入
通过接入现有的以太网, 可持续对设备及系统进行监控。

Weidmüller

魏德米勒ACT20C系列信号隔离器 — 远程关注您的过程控制

魏德米勒ACT20C系列信号处理器是无需复杂现场总线系统, 就能提供外部诊断和状态信息的方案。ACT20C不仅可以进行模拟量信号转换, 同时可以精确地将设备状态, 信号和数据直接传送到计算机或控制系统。这可以让您对错误和故障进行精确地分析, 并为系统操作员和维护人员制定下一步工作计划。

魏德米勒电联接(上海)有限公司

电话: 86 21-22195008 网址: www.weidmueller.com.cn