

9-14-2020

Bus load situation awareness based on the kmeans clustering and fuzzy neural networks

Tiezheng JIANG

School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410004, China

Xiaobo YIN

School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410004, China

Rui MA

School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410004, China

Haijing YANG

Power Research Institute, State Grid Henan Electric Power Corporation, Zhengzhou 450052, China

Zhaohui LI

Power Research Institute, State Grid Henan Electric Power Corporation, Zhengzhou 450052, China

Follow this and additional works at: <https://jepst.researchcommons.org/journal>

Recommended Citation

JIANG, Tiezheng; YIN, Xiaobo; MA, Rui; YANG, Haijing; and LI, Zhaohui (2020) "Bus load situation awareness based on the kmeans clustering and fuzzy neural networks," *Journal of Electric Power Science and Technology*. Vol. 35: Iss. 3, Article 6.

DOI: 10.19781/j.issn.16739140.2020.03.006

Available at: <https://jepst.researchcommons.org/journal/vol35/iss3/6>

This Article is brought to you for free and open access by Journal of Electric Power Science and Technology. It has been accepted for inclusion in Journal of Electric Power Science and Technology by an authorized editor of Journal of Electric Power Science and Technology.

基于 k -means 聚类 and 模糊神经网络的 母线负荷态势感知

蒋铁铮¹, 尹晓博¹, 马 瑞¹, 杨海晶², 李朝晖²

(1. 长沙理工大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410004; 2. 国网河南省电力公司电力科学研究院, 河南 郑州 450052)

摘要:为顺应电力调度计划朝更精细化方向发展,提出基于 k -means 聚类和模糊神经网络的母线负荷态势感知方法。首先提出表征母线负荷状态参量和体现其状态参量变化趋势的母线负荷静态态势概念,然后建立母线负荷态势感知方法,包括:在态势觉察阶段,对母线历史负荷态势信息进行采集和处理;在态势理解阶段,采用基于手肘法的 k -means 聚类算法对考虑母线环境因素和负荷因素的母线历史负荷态势信息进行聚类分析;在态势预测阶段,采用费歇尔判别分析针对待测日动态态势信息进行分类预测匹配待测日所属历史数据聚类类别,将所属类别的历史静态态势数据代入模糊神经网络预测模型,建立基于 k -means 聚类的模糊神经网络预测方法,对待感知日母线负荷进行态势预测。最后应用该文方法进行算例仿真,结果表明所提方法的有效性和可行性,同时与传统模糊神经网络预测相比,该文母线负荷态势感知方法具有更高的态势预测精度。

关键词:母线负荷态势感知;手肘法; k -means 聚类;费歇尔判别分析;模糊神经网络

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2020.03.006 中图分类号:TM721 文章编号:1673-9140(2020)03-0046-09

Bus load situation awareness based on the k -means clustering and fuzzy neural networks

JIANG Tiezheng¹, YIN Xiaobo¹, MA Rui¹, YANG Haijing², LI Zhaohui²

(1. School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410004, China;

2. Power Research Institute, State Grid Henan Electric Power Corporation, Zhengzhou 450052, China)

Abstract: In order to refine the power dispatching plan, a load situational awareness method is proposed for the bus in the basis of the k -means clustering and fuzzy neural networks. Firstly, the concept for the static dynamic potential of bus load is proposed. It characterizes the bus load state parameter and the trend of its state parameter change, and then the bus load situational awareness method is established. This method collects and processes the historical load situation information of the bus in the situational awareness stage. In the situation understanding stage, it adopts the k -means clustering algorithm based on the elbow method which clusters the historical load situation information of the busbar considering the bus environmental factors and load factors. In the situation prediction stage, the Fisher discriminant analysis is utilized to classify the dynamic information of the day to be measured and predict its category of historical data clustering. Then, the historical static potential data of the category is substituted into the fuzzy neural network prediction model to predict the situation of the perceived daily bus load. Finally, a simulation is included to verify the effectiveness and feasibility of the proposed method. It is shown that comparing with the traditional fuzzy neural

收稿日期:2019-03-14;修回日期:2019-04-20

基金项目:国家自然科学基金(51277015)

通信作者:蒋铁铮(1968-)男,副教授,主要从事电力系统运行分析与控制研究;E-mail:279747051@qq.com

network prediction, the proposed bus load situational awareness method has the higher situation prediction accuracy.

Key words: bus load situational awareness; elbow method; k -means clustering; Fisher discriminant analysis; fuzzy neural network

在电力系统日益发展的大趋势下,掌握负荷的当前状态和发展趋势,即负荷态势感知(situation awareness, SA),是当今电力系统稳定安全运行的关键一步^[1]。由于调度系统要更加精确地管理负荷及发电,又需要更多地消纳新能源发电,而母线新能源的发电呈现分布广、容量小的特性,使得系统负荷预测不能解决调度合理控制多源发电的接入,这就有必要从母线层面控制新能源出力及消纳情况,因而需要对母线负荷进行态势感知。母线负荷和系统负荷有所不同,母线负荷易受气象条件的影响,例如气温的骤变将会引起空调负荷的剧烈变化^[2],因电网系统中的母线负荷基数小、波动性大的特点,导致系统调度不准确。因此,准确地掌握母线负荷变化趋势在电力系统中的应用研究意义显著。

目前国内外对母线负荷的研究多集中在负荷特性分析与预测。在负荷特性分析方面,文献[3]针对某省电网负荷特性的实际情况以及各影响因素,对典型日的选取方法进行研究;文献[4]通过 k -means 聚类算法对短期负荷进行聚类,并对每一类负荷进行数据分析,归纳每一类负荷具有的特性;文献[5]将 k -means 聚类算法应用于负荷曲线分类中。以上均为对系统负荷特性的研究分析,而对母线负荷特性的研究较少。在母线负荷预测方面,文献[6]利用组合模型有效度的归一化系数建立组合预测模型;文献[7]把母线负荷的源荷属性进行划分,分别考虑电力网络的电源成分与负荷成分,对母线负荷预测方法进行改进;文献[8]针对正常日的母线负荷提出优化组合的预测方法。而上述母线负荷预测方法的预测训练样本仅考虑了待预测日之前一定时间段的负荷数据,并没有考虑季节、气象、及特殊日等环境因素给母线负荷波动带来的影响^[9-11],若天气出现骤变,将会导致相邻日的负荷相差很大。文献[12]虽考虑了气象因素对母线负荷预测的影响,但未综合考虑日期类型等其他环境因素。态势感知概念最早起源于军事领域,指在特定的时空条件下,认知、理解环境因素,并对未来的发展趋势进行预测^[13-14]。态势感知技术已在军事、航空、计算机网

络安全领域上得到了广泛应用^[15],但其在电力系统中的应用尚处于起步阶段^[16-17]。文献[18]在智能电网调度领域已有技术成果的基础上,将电网态势感知分为态势要素采集、实时态势理解、未来态势预测 3 个阶段,提出构建基于态势感知的自动智能调度体系架构;文献[19]提出一种基于历史数据挖掘的配电网态势感知方法,为配电网调度提供准确的预测信息;文献[20]将态势感知应用于电力系统负荷层面,提出负荷态势感知概念、架构及关键技术。上述文献奠定了电力领域态势感知的基础,为更加准确地掌握母线负荷的运行状态和变化趋势,可将态势感知技术应用于母线负荷分析和预测中,而针对母线负荷态势感知的研究尚未深入开展。

为了满足调度精细化的要求,基于电力领域态势感知技术,该文提出一种基于历史数据挖掘的母线负荷态势感知方法:提出母线负荷态势感知概念及架构,把母线负荷态势划分为静态势和动态势以表征其状态参量及其变化趋势,将母线负荷态势感知分为态势信息觉察、理解、预测 3 个阶段。首先在态势觉察阶段对包括静态势数据和动态势数据的母线历史态势信息进行采集和量化、异常剔除、规范化等的处理;然后在态势理解方面,将处理后的历史静态势、动态势数据综合起来作为母线负荷历史态势指标,采用基于兼顾检验聚类结果有效性和确定最佳聚类数的手肘法(elbow method, EM)的 k -means 聚类算法对母线负荷历史态势指标进行聚类分析;最后在态势预测阶段,对待预测日动态势数据采用费歇尔(Fisher)判别分析方法进行动态势分类预测,得到待预测日母线负荷态势已知聚类类别,将所属类别的历史态势数据和待预测日动态势数据代入模糊神经网络(fuzzy neural network, FNN)预测模型,建立基于 k -means 聚类 FNN 预测方法,对待测日母线负荷进行态势预测,进而获得待测日母线负荷态势。该文基于日时间尺度下以 3 种母线负荷态势指标为例进行仿真,并与传统 FNN 预测母线负荷作比较,结果表明该文所提出的母线负荷态势感知方法更能准确地预测母线负荷态势,更好地服务于电力系统调度运行。

1 母线负荷静态势和动态势

广义态势感知指的是在一定时空内对环境中的信息进行觉察,进而去理解其觉察到的信息,最后预测将来大概率可能发生的情况之过程^[15]。文献[21]在智能配电网中应用态势感知技术,将态势感知概念扩展为 5 个方面,包括态势觉察、理解、呈现、预测和利导。对于母线负荷态势不仅取决于当前母线负荷状态参量,还取决于其状态参量的变化趋势。鉴于此,该文将母线负荷态势划分为静态势和动态势,母线负荷静态势表征母线负荷状态参量,可用表示母线负荷状态的母线日负荷数据指标来体现,其母线负荷静态势的表达式可设为 $SST = f(a_1, a_2, a_3, \dots, a_n)$ 。母线负荷动态势体现其状态参量的变化趋势,而母线日负荷以及其聚类结果与每日的气象情况和日期类型息息相关,即环境信息决定母线负荷的发展趋势,所以可用量化后的环境信息表示母线负荷动态势,设其表达式为 $DST = g(b_1, b_2, b_3, \dots, b_n)$ 。静态势和动态势两者综合即为母线负荷态势: $WST = F(SST, DST)$ 。基于电网态势感知技术,将母线负荷态势感知分为 3 个阶段:母线负荷态势信息觉察;母线负荷态势信息理解;母线负荷态势信息预测。母线负荷态势感知架构如图 1 表示:

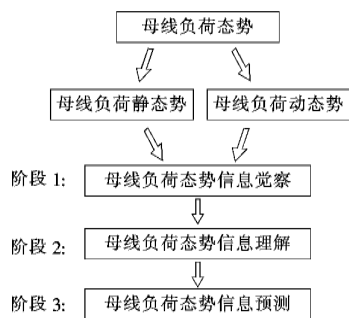


图 1 母线负荷态势感知架构

Figure 1 Architecture diagram of bus load situational awareness

2 母线负荷态势感知方法

2.1 母线负荷态势信息觉察

母线负荷态势信息觉察是母线负荷态势感知的

第一阶段,主要工作是采集和处理母线历史态势数据。母线的历史数据主要包括母线所处环境信息的动态势数据和负荷信息的静态势数据。环境信息作为母线负荷态势重要影响因素,主要包括气象信息和日期信息,表征气象信息的因子主要包括季节、日气温最大值和最小值、日气温均值以及日平均湿度等,而表征日期信息的因子主要包括工作日、周末、节假日等。

负荷数据信息是母线负荷运行状态的体现,由于系统母线众多且量测数据较为频繁致使母线负荷历史数据庞大,需对母线负荷数据信息进行数据挖掘,提取能表征母线负荷运行状态的重要负荷因子代替原母线历史负荷数据。研究表明,表征日母线负荷数据的负荷因子主要包括日最大最小负荷、日平均负荷、日负荷率、日峰谷差及日峰谷差率等,同时可能由于量测装置故障会出现母线负荷数据异常,需对异常母线负荷数据进行剔除。

2.1.1 环境信息量化处理

气象信息的季节量化为 $S = \{1, 2, 3, 4\}$, 其中 1~4 分别表示春夏秋冬四季,而对于气象信息的日最高最低气温、日平均气温、日平均湿度分别取自量测值;日期信息用 1~7 分别表示周一到周日,其量化为 $D = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$ 。而节假日信息用 0 代表国家法定假日,不是国家法定假日的话用 1 表示,其量化为 $H = \{0, 1\}$ 。

2.1.2 负荷数据信息挖掘提取

首先对日历史母线负荷数据检测并对异常数据进行剔除,由于量测装置故障致使母线负荷异常多表现为母线出现极端负荷值,即量测值相比实际值过大或过小,所以可采用拉依达(PauTa)准则对每日异常负荷数据进行剔除。应先算出日总体母线负荷数据 $L_t (t=1, 2, \dots, T)$ 的均值 L_μ 及标准差 L_σ , 如果某时刻母线负荷数据 L_t 满足式(1),则认为 L_t 是异常母线负荷值,须剔除。

$$|L_t - L_\mu| > 3L_\sigma \quad (1)$$

根据剔除异常数据后的日母线负荷数据可得到反映日负荷特性的典型指标,主要包括日最大负荷 \bar{L} 、日最小负荷 \underline{L} 、日平均负荷 L_{av} 、日负荷率 $L_{av}(\%)$ 、日峰谷差 L_{pv} 及日峰谷差率 $L_{pv}(\%)$, 如式(2)所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} \bar{L} = \max\{L_1, L_2, L_3, \dots, L_T\} \\ \underline{L} = \min\{L_1, L_2, L_3, \dots, L_T\} \\ L_{av} = \sum_{i=1}^T L_i / T \\ L_{av}(\%) = \frac{L_{av}}{\bar{L}} \times 100 \\ L_{pv} = \bar{L} - \underline{L} \\ L_{pv}(\%) = \frac{L_{pv}}{\bar{L}} \times 100 \end{array} \right. \quad (2)$$

2.1.3 数据规范化处理

母线负荷动态势和静态势数据中不同特征的量纲是不一致的,数值间的差别可能很大,不进行处理可能会影响到母线负荷态势理解的结果,因此,需要对数据进行无量纲化处理以及消除数量级上的差异,即把原始数据均转化成无量纲的数据,并使不同种类数据间数值相差不大,以便于进行综合分析。该文采用 Z-score 规范化方法分别对母线负荷动态势数据和静态势数据进行规范化处理,即

$$x^* = \frac{x - x_\mu}{x_\sigma} \quad (3)$$

式中 x^* 为规范化后数值; x 为初始母线负荷数据值; x_μ 、 x_σ 分别为母线负荷数据均值和标准差。经 Z-score 规范化处理的母线负荷动态势和静态势数据分别为 x_{ai}^* 、 x_{bi}^* 。

2.2 母线负荷态势信息理解

基于数据挖掘技术对历史母线负荷态势数据进行聚类分析,由于 k -means 聚类算法是最为广知的聚类算法,简单且运行效率高,该文采用 k -mean 聚类算法将历史母线负荷具有相似态势的聚为一类,现有的 k -means 聚类算法其聚类最优的聚类数并未给定,因此该文采用兼顾检验聚类结果有效性和确定最佳聚类数的手肘法算法模型,得到基于 EM 的 k -means 聚类算法,并应用于历史母线负荷数据进行聚类分析,以得到更好的聚类结果。

手肘法(elbow method, EM)的核心指标是误差平方和(sum of the squared errors, SSE),其表达式:

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} |x - x_\mu|^2 \quad (4)$$

式中 k 表示聚类数; C_i 表示聚类结果第 i 类数据

集; SSE 是所有样本的聚类误差,代表了聚类效果的好坏。

EM 确定最佳聚类数的基本思想:随着聚类数 k 的增大,样本划分会更加精细,每个簇的聚合程度会逐渐提高,那么误差平方和 SSE 自然会逐渐变小。当 k 小于真实聚类数时,由于 k 的增大会大幅增加每个簇的聚合程度,故 SSE 的下降幅度会很大,而当 k 到达真实聚类数时,再增加 k 所得到的聚合程度回报会迅速变小,所以 SSE 的下降幅度会骤减,然后随着 k 值的继续增大而趋于平缓,也就是说 SSE 和 k 的关系图是一个手肘的形状,而这个肘部对应的 k 值就是数据的真实聚类数。

2.3 母线负荷态势预测

2.3.1 费歇尔(Fisher)判别分析

母线负荷态势预测包括静态势预测和动态势预测,母线负荷待预测日动态势的天气情况可由气象中心天气预报获得,另外查询得到其星期类型和节假日类型的日属性。对于母线负荷静态势预测,根据待预测日动态势数据进行分类预测,得到母线负荷态势聚类结果的已知聚类类别。Fisher 判别法是根据方差分析的思想建立起来的一种能较好区分各个总体的线性判别法,文献[22]将 Fisher 判别法应用于岩体可爆性分级中,得到较高准确率的结果。故该文采用 Fisher 判别法对待感知日母线负荷态势进行判别分析。

Fisher 判别法的主要思想是给定样例,设法将多维数据样例投影到某一方向上,投影的原则是使同类样例投影点尽可能接近、异类样例投影点尽可能远离,然后选择合适的判别准则进行分类预测,确定新样例的类别。

从 k 个整体中 (G_1, G_2, \dots, G_k) 选取含有 p 个指标的样本观测数据,利用方差分析的思想来构造 Fisher 判别函数:

$$y(x) = u_1 x_1 + u_2 x_2 + \dots + u_p x_p = \mathbf{u}' \mathbf{x} \quad (5)$$

式中 $\mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_p)'$ 为 Fisher 判别函数系数; $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ 为待判新样例指标数值。

其中系数 \mathbf{u} 的确定原则为使得总体之间的离差(设为 \mathbf{B})最大,而使每个总体内的离差(设为 \mathbf{E})最小来确定,数学上证明其恰好是式(6)的特征向量。

$$(\lambda \mathbf{I} - \mathbf{E}^{-1} \mathbf{B}) \mathbf{u} = 0 \quad (6)$$

设式(6)有 n 个特征值,对应的特征向量分别为 $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_n$, 则有 n 个 Fisher 判别函数,可写成:

$$y_i(x) = \mathbf{u}'_i \mathbf{x} \quad i=1, 2, \dots, n \quad (7)$$

Fisher 判别准则:

$$g_j(x) = (y_1 - \mathbf{u}'_1 \bar{\mu}_j)^2 + (y_2 - \mathbf{u}'_2 \bar{\mu}_j)^2 + \dots + (y_n - \mathbf{u}'_n \bar{\mu}_j)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \mathbf{u}'_i \bar{\mu}_j)^2, \quad j=1, 2, \dots, k \quad (8)$$

式中 $\bar{\mu}_j$ 为第 j 类样例数据均值。若 $g_m(x) = \min_{1 \leq j \leq k} \{g_j(x)\}$, 则判定新样例属于类 G_m 。

2.3.2 态势预测

模糊神经网络(fuzzy neural network, FNN)是模糊理论同神经网络相结合的产物,它汇集了神经网络与模糊理论具有较快的学习速度,便于实时在线应用,集学习、联想、识别、信息处理于一体,常被用于识别和预测^[23],故该文采用 FNN 进行态势预测,其预测模型参见文献^[23]。

根据 Fisher 判别法对待预测日动态势数据进行动态势分类预测,得到待预测日母线负荷态势所属已知聚类类别后,将该类的历史母线负荷态势数据作为训练样本代入 FNN 预测模型训练,然后将待预测日动态势数据代入训练完的 FNN 便可获得待测日母线负荷静态势指标,进而获得待测日母线负荷态势。

3 基于历史数据挖掘的母线负荷态势感知方法步骤

综上所述,该文基于 k -means 聚类和模糊神经网络的母线负荷态势感知方法可简记为 EKF-FNN 方法,其方法步骤:

1)采集母线历史所处环境信息和负荷信息,对环境信息进行量化处理,对负荷信息挖掘提取负荷因子并剔除其异常数据,对量化后的环境信息和挖掘提取后的负荷信息采用 Z-score 规范化方法得到规范后的母线历史态势数据;

2)将母线历史静态势数据和动态势数据综合一起作为母线历史负荷态势聚类指标,采用基于 EM 的 k -means 聚类算法对其进行聚类分析,得到母线

历史负荷态势聚类结果;

3)采用 Fisher 判别法对待预测日的母线负荷动态势数据进行分类预测,得到待预测日母线负荷态势所属已知聚类类别;

4)将待预测日所属类别的历史母线负荷态势数据作为训练样本代入 FNN 预测模型训练,然后将待预测日动态势数据代入训练完的 FNN,得到待测日母线负荷静态势指标,进而获得待测日母线负荷态势。

具体流程如图 2 所示。

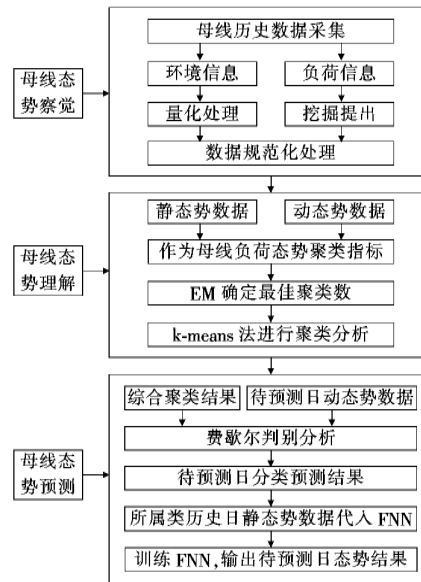


图 2 母线负荷态势感知流程

Figure 2 Bus load situation awareness process

4 算例分析

该文选取某省 220 kV 母线 L 历史数据作为算例原始数据,由式(2)可知表征母线负荷静态势的多个特征中,日最大、最小及平均负荷是相互独立的 3 个指标,其他可根据日最大、最小及平均负荷 3 个指标计算得到。因此,算例选取母线负荷静态势的以上 3 个指标为例,以母线 L 某一周作为待感知日,对其进行母线负荷态势感知,母线历史数据包括母线历史日最大、最小及平均负荷数据、母线所在地日最高最低气温、日平均气温、日平均湿度和日期类型等数据信息,以上数据信息均采用待感知日前一年

期间内的相关数据。

对采集到的母线历史数据采用文中方法进行数据挖掘处理后,基于 EM 采用 k -means 方法将其进行聚类分析。采用 EM 确定母线负荷历史态势数据最佳聚类数的情况如图 3 所示。

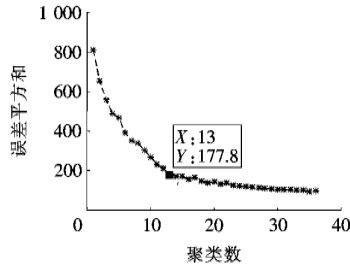


图 3 EM 法确定最佳聚类数

Figure 3 Optimal number of clusters determined by EM

由图 3 曲线肘部位置所对应的聚类数可知,该母线历史数据最佳聚类数为 $k=13$ 。

已知最佳聚类数后,对待感知日该母线前一年的 365 天历史数据进行 k -means 聚类,母线 L 负荷历史态势数据聚类结果如表 1 所示。

表 1 母线 L 历史数据聚类结果

类别	样本数目	类别	样本数目
第 1 类	29	第 8 类	12
第 2 类	26	第 9 类	63
第 3 类	50	第 10 类	16
第 4 类	33	第 11 类	32
第 5 类	16	第 12 类	33
第 6 类	21	第 13 类	17
第 7 类	17	—	—

由表 1 可知,母线 L 负荷历史态势被分为的 13 类中,每类的样本数均大于 10,这样可以保证有足够的样本数据去训练 FNN 预测模型。

根据母线 L 如表 1 所示全年的母线负荷历史态势聚类结果,以及查询得到的待感知日动态势信息,采用 Fisher 判别分析方法对待感知日态势进行分类预测,得到 6 个 Fisher 判别函数,其判别函数系数见表 2。将待感知日动态势数据代入判别函数式(5)和判别准则式(9),得到待感知日判别得分如图 4 所示。

表 2 Fisher 判别函数系数

变量	判别函数					
	1	2	3	4	5	6
x_1	-0.061	-0.237	0.150	-0.674	-0.009	-0.436
x_2	-0.035	0.051	-0.147	0.421	0.706	-0.403
x_3	0.172	0.961	0.192	0.222	-0.698	0.805
x_4	0.011	0.059	-0.224	0.556	-0.119	-0.003
x_5	0.043	0.083	-0.928	-0.090	-0.002	0.002
x_6	-0.982	0.080	-0.087	-0.050	-0.001	-0.002

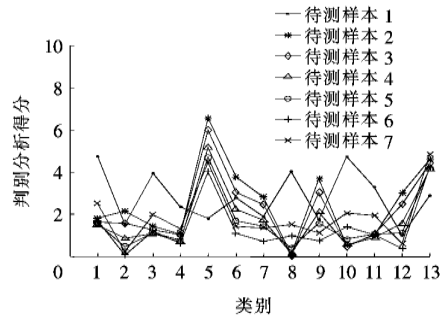


图 4 Fisher 判别分析得分

Figure 4 Fisher discriminant analysis score

由图 4 和 Fisher 判别准则可得到母线负荷态势分类预测结果:母线 L 待感知日 1 负荷态势属于第 12 类,待感知日 2~5 负荷态势属于第 8 类,待感知日 6~7 负荷态势属于第 2 类。

以母线 L 历史负荷态势聚类结果中的第 2 类为例,把第 2 类的态势数据作为训练样本代入 FNN 预测模型训练,然后将第 2 类前 20 个训练样本的动态势数据代入训练后的 FNN 预测模型,得到第 2 类训练样本静态势预测结果,如图 5 所示。

传统 FNN 预测方法进行母线负荷态势感知采用的是与待感知日相邻前一个月的母线态势数据去训练 FNN 预测模型,将其中的 20 个训练样本的动态势数据代入训练后的 FNN 预测模型,得到传统 FNN 预测方法下的训练样本静态势预测结果,如图 6 所示。

以相对误差(relative error, RE)作为态势预测误差评价指标,用百分数表示其计算:

$$RE(\%) = \left| \frac{p - p'}{p} \right| \times 100\% \quad (9)$$

该文所提基于历史数据挖掘的母线负荷态势感知方法的态势预测相对误差与传统 FNN 预测方法对比,如图 7 所示。

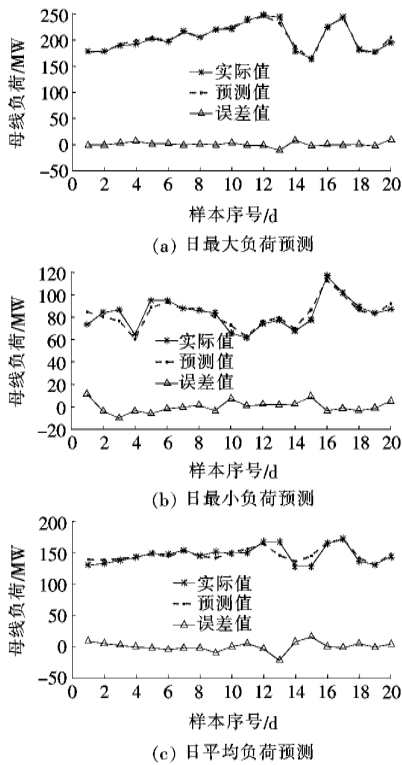


图5 该文 EKF-FNN 方法训练样本态势预测结果
Figure 5 Training sample situation prediction results obtained by the EKF-FNN method

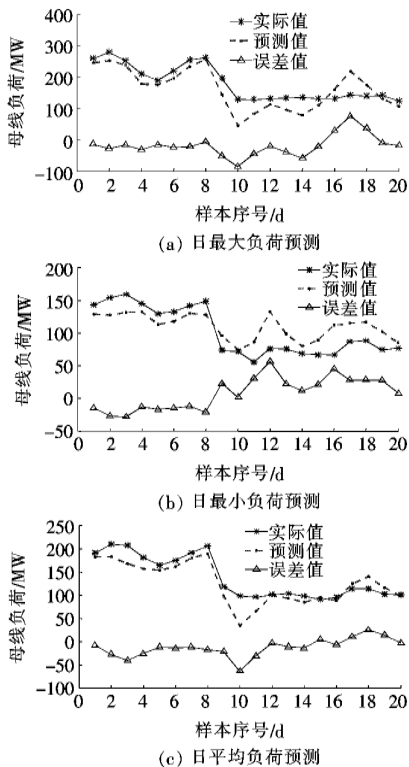


图6 传统 FNN 方法训练样本态势预测结果
Figure 6 Training sample situation prediction results obtained by traditional FNN method

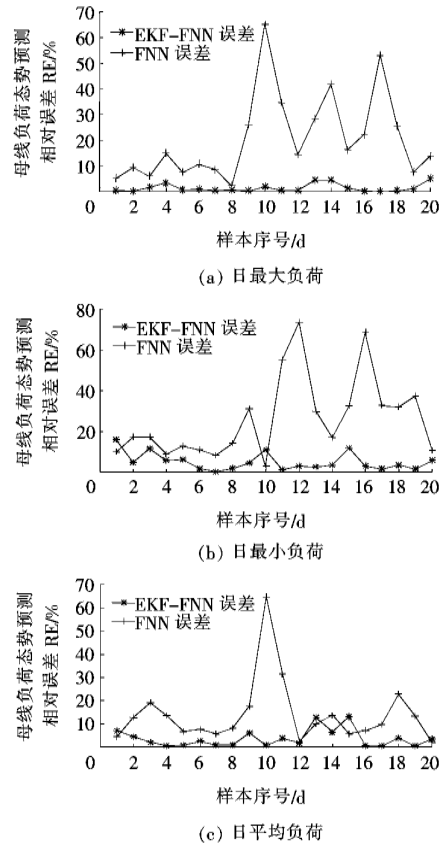


图7 2种方法训练样本态势预测结果相对误差比较
Figure 7 Relative errors of training sample situation prediction results obtained by two method

由图5~7可以看出,该文所提方法的母线静态势预测误差明显小于传统 FNN 预测方法,经计算可得,采用该文方法母线 L 训练样本静态势预测日最大负荷、日最小负荷及日平均负荷平均相对误差分别为 1.46%、5.03%、3.60%,传统 FNN 预测方法下的平均相对误差分别为 20.71%、26.21%、13.95%,由此可见,采用该文方法可以提高态势预测精确度。

将 Fisher 判别分类预测的 7 个待感知日的动态势信息代入各所属类别训练样本所训练的 FNN 预测模型中,对每个待感知日进行 100 次态势预测,得到采用该文方法 7 个待感知日的母线负荷态势预测结果均值如表 3 所示。同样地,采用传统 FNN 预测方法 7 个待感知日的 100 次母线负荷态势预测结果均值如表 4 所示。

由表 3、4 可知,该文方法得到的每一待感知日的母线负荷静态势预测结果,其相对误差都明显小于传统 FNN 预测方法,进一步验证了该文方法的有效性和感知结果的精确性。

表 3 该文方法待感知日母线负荷态势预测结果

Table 3 Prediction results of the bus load situation for the day to be sensed by the EKF-FNN method

待感知日	动态势			静态势			
	分类预测	峰值/ MW	相对 误差	谷值/ MW	相对 误差	平均值/ MW	相对 误差
1	第 12 类	196.631	0.21	49.212	0.33	127.060	0.09
2	第 8 类	187.991	2.48	63.221	4.69	121.536	2.51
3	第 8 类	179.981	0.12	52.762	1.17	114.150	0.02
4	第 8 类	171.978	3.12	57.990	2.29	112.221	2.37
5	第 8 类	169.461	5.66	57.867	9.41	110.926	7.54
6	第 2 类	153.577	3.80	55.085	7.50	104.940	0.22
7	第 2 类	155.652	1.51	45.933	4.13	97.638	1.38

表 4 传统 FNN 方法待感知日母线负荷态势预测结果

Table 4 Prediction results of the bus load situation for the day to be sensed by traditional FNN method

待感知日	静态势					
	峰值/ MW	相对 误差	谷值/ MW	相对 误差	平均值/ MW	相对 误差
1	218.670	11.45	65.554	33.65	144.173	13.57
2	216.567	18.05	76.965	27.45	148.971	25.65
3	216.072	19.91	72.268	38.58	146.336	28.23
4	216.822	30.00	76.657	35.22	148.833	35.77
5	219.342	36.76	77.520	46.57	150.517	45.92
6	216.352	35.52	75.131	46.63	151.212	44.41
7	229.916	45.48	74.710	55.94	154.012	55.56

5 结语

结合电网中大量历史数据,该文提出了一种基于 k -means 聚类和模糊神经网络的母线负荷态势感知方法,该方法将母线负荷态势划分为动态势和静态势,在态势理解方面采用 EM 方法确定最佳聚类数和在态势预测方面采用 Fisher 判别分析法进行分类预测,避免了人为主观地选择聚类数和待感知日母线负荷态势所属类别,使得态势感知结果更具有客观性和科学性。通过算例仿真得出,该文所提方法对母线负荷态势的预测相比于传统方法,态势预测效果更好,具有更高的预测精度。

该文方法针对母线负荷的态势进行了分析和预测,母线负荷态势的精准预测结果将为电力系统精细化调度提供参考。

参考文献:

- [1] 许鹏,孙毅,张健,等.基于人工智能代理的负荷态势感知及调控方法[J].电力系统自动化,2019,43(3):178-189.
XU Peng, SUN Yi, ZHANG Jian, et al. Load situation awareness and regulation method based on artificial intelligence agent [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(03): 178-189.
- [2] 马瑞,周谢,彭舟,等.考虑气温因素的负荷特性统计指标关联特征数据挖掘[J].中国电机工程学报,2015,35(1):43-51.
MA Rui, ZHOU Xie, PENG Zhou, et al. Data mining on correlation feature of load characteristics statistical indexes considering temperature [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1): 43-51.
- [3] 郇嘉嘉,左郑敏.广东电网负荷特性典型日选取研究[J].电力科学与技术学报,2017,32(1):164-170.
HUAN Jiajia, ZUO Zhengmin. Research on typical day selection method of Guangdong power grid load characteristics [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2017, 32(1): 164-170.
- [4] 康重庆,苗键强,韦仲康,等.短期负荷的标准化定义模型[J].电力科学与技术学报,2016,31(1):3-10.
KANG Chongqing, MIAO Jianqiang, WEI Zhongkang, et al. Standard definition model for short-term load [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2016, 31(01): 3-10.
- [5] 刘莉,王刚,翟登辉. k -means 聚类算法在负荷曲线分类中的应用[J].电力系统保护与控制,2011,39(23):65-68+73.
LIU Li, WANG Gang, ZHAI Denghui. Application of k -means clustering algorithm in load curve classification [J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(23): 65-68+73.
- [6] 孙晓璐,肖先勇,尹星露,等.基于模型有效度的地区电网母线负荷组合预测与系统实现[J].电力自动化设备,2014,34(12):106-110.
SUN Xiaolu, XIAO Xianyong, YIN Xinglu, et al. Combination forecasting based on model availability for district network bus loads and its system implementation [J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(12): 106-110.
- [7] 朱泽磊,程鑫,杨桂钟,等.基于母线负荷预测改进的省地协同发电计划优化方法[J].中国电机工程学报,2017,37(3):665-676.
ZHU Zelei, CHENG Xin, YANG Guizhong, et al. Col-

- laborative scheduling optimization method for provincial grid and regional grid based on refined busload forecast [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(3): 665-676.
- [8] 陈武, 肖先勇. 短期母线负荷最优组合预测方法及其在成都电网中的应用[J]. 中国电力, 2015, 48(8): 97-103.
CHEN Wu, XIAO Xianyong. Research on superior combined forecasting method of short-term bus load and its application in chengdu grid[J]. Electric Power, 2015, 48(8): 97-103.
- [9] Huang W, Oh S W. Hybrid fuzzy wavelet neural networks architecture based on polynomial neural networks and fuzzy set/relation inference-based wavelet neurons[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(8): 3452-3462.
- [10] Amjady N. Short-term bus load forecasting of power systems by a new hybrid method[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007, 22(1): 333-341.
- [11] 孙谦, 姚建刚, 赵俊, 等. 基于最优交集相似日选取的短期母线负荷综合预测[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(4): 126-134.
SUN Qian, YAO Jiangang, ZHAO Jun, et al. Short-term bus load integrated forecasting based on selecting optimal intersection similar days[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(4): 126-134.
- [12] 李博, 门德月, 严亚勤, 等. 基于数值天气预报的母线负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(1): 137-140.
LI Bo, MEN Deyue, YAN Yaqin, et al. Bus load forecasting based on numerical weather prediction[J]. Automation of Electric Power System, 2015, 39(1): 137-140.
- [13] Papi F, Tarchi D, Vespe M, et al. Radiolocation and tracking of automatic identification system signals for maritime situational awareness[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2015, 9(5): 568-580.
- [14] Endsley M R, Connors E S. Situation awareness: state of the art[C]//2008 IEEE Power and Energy Society General Meeting - Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, Pittsburgh, PA, USA: IEEE, 2008.
- [15] Panteli M, Kirschen D S. Situation awareness in systems; theory, challenges and applications[J]. Electric Power Systems Research, 2015, 122: 140-151.
- [16] Diao R S, Vittal V, Naim L. Design of a real-time security assessment tool for situational awareness enhancement in modern power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2010, 25(2): 957-965.
- [17] Panteli M, Crossley P A, Kirschen D S, et al. Assessing the impact of insufficient situation awareness on power system operation [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(3): 2967-2977.
- [18] 杨胜春, 汤必强, 姚建, 等. 基于态势感知的电网自动智能调度架构及关键技术[J]. 电网技术, 2014, 38(1): 33-39.
YANG Shenchun, TANG Biqiang, YAO Jian, et al. Architecture and key technologies for situational awareness based automatic intelligent dispatching of power grid[J]. Power System Technology, 2014, 38(1): 33-39.
- [19] 黄蔓云, 卫志农, 孙国强, 等. 基于历史数据挖掘的配电网态势感知方法[J]. 电网技术, 2017, 41(4): 1139-1145.
HUANG Manyun, WEI Zhinong, SUN Guoqiang, et al. A novel situation awareness approach based on historical data-mining model in distribution networks[J]. Power System Technology, 2017, 41(4): 1139-1145.
- [20] 许鹏, 孙毅, 石墨, 等. 负荷态势感知: 概念、架构及关键技术[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(10): 2918-2926+3142.
XU Peng, SUN Yi, SHI Mo, et al. Load situation awareness: concept, framework and key technologies [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(10): 2918-2926+3142.
- [21] 王守相, 梁栋, 葛磊蛟. 智能配电网态势感知和态势引导关键技术[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(12): 2-8.
WANG Shouxiang, LIANG Dong, GE Leijiao. Key technologies of situation awareness and orientation for smart distribution systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(12): 2-8.
- [22] 杨凯, 时磊, 黄滚, 等. 费歇尔判别法在岩体可爆性分级中的应用[J]. 矿业研究与开发, 2018, 38(8): 84-87.
YANG Kai, SHI Lei, HUANG Gun, et al. Application of fisher discriminant method in blastability classification of rock mass [J]. Mining Research and Development, 2018, 38(8): 84-87.
- [23] 喻圣, 邹红波, 余凡, 等. 模糊神经网络在电力系统短期负荷预测中的应用[J]. 智慧电力, 2018, 46(11): 88-91+97.
YU Sheng, ZOU Hongbo, YU Fan, et al. Application of fuzzy neural network in power short-term load forecasting[J]. Smart Power, 2018, 46(11): 88-91+97.