

一种基于数据挖掘的馈线可装容量模型分析方法

郑 勇¹, 孙 明², 曹照静², 董树锋², 夏圣峰¹, 陈辉河³

(1. 国网福州供电公司, 福建福州 350009; 2. 浙江大学电气工程学院, 浙江杭州 310007;

3. 厦门亿力吉奥信息科技有限公司, 福建厦门 361000)

An Analysis Method of Feeder Available Capacity Based on Data Mining

ZHENG Yong¹, SUN Ming², CAO Zhaojing², DONG Shufeng², XIA Shengfeng¹, CHEN Huihe³

(1. State Grid Fuzhou Electric Power Supply Company, Fuzhou 350009, China;

2. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;

3. Xiamen Great Power Geo Information Technology Co. Ltd., Xiamen 361000, China)

摘 要: 馈线作为配网运行最关键的设备之一, 评估馈线供电能力是保障配网运行的重要手段。本文通过引入馈线组负荷同时系数和需要系数两个参数, 构建计算模型, 求解馈线可装容量以评估馈线供电能力。首先, 通过聚类分析和神经网络预测等方法预测馈线组负荷同时系数。然后, 将馈线各负荷根据其实际接入容量情况分为饱和负荷和未饱和负荷, 采用灰色预测和神经网络相结合的组合预测方法计算未饱和负荷的需要系数。最后, 将预测得到的两个系数代入馈线可装容量计算模型进行求解。实际算例分析表明: 所提方法的计算结果具有一定的预测趋势, 充分利用了馈线载流量, 并兼顾了配电网运行的可靠性, 对于指导电网营销部门业扩报装工作具有重要意义。

关键词: 馈线可装容量; 负荷同时系数; 需要系数; 预测; 数据挖掘

Abstract: Feeder is one of the most important equipment in distribution network, and it is an important mean to evaluate the power supply capability of distribution network. In this paper, the calculation method of the feeder available capacity is obtained by introducing two parameters, the load simultaneous factor and the demand factor, to evaluate the power supply capability. Firstly, the load simultaneous factor of feeder group is predicted by means of clustering analysis and neural network prediction. Then, according to the actual access capacity, loads in feeder group are divided into saturated and unsaturated loads, and the load needful coefficient can be obtained by combing prediction method of grey forecasting and artificial neural network prediction approach. Finally, the feeder available capacity can be calculated by putting the predicted two parameters into proposed model. The calculation results show that proposed method has certain prediction ability, which makes full use of the feeder load flow and considers the reliability of distribution

network operation, and can provide meaningful data support for the power supply company.

Keywords: feeder available capacity; load simultaneous factor; demand factor; prediction; data mining

0 引 言

随着我国经济的飞速发展, 居民、企业用电量激增; 同时, 由于城市建设用地紧张, 从配电系统的规划与改建中获得新变电站的站址和新馈线的地下通道非常困难^[1-2]。现有电网的供电能力和优化后的潜力受到了广泛关注。馈线作为配网最关键的设备之一, 馈线可装容量评估是保障配网安全运行的重要手段, 也是网架改造调整的重要依据。

目前, 馈线可装容量分析仍处于人工依据经验分析的阶段。对于庞大的配电网网架结构, 人工分析效率较为低下, 且未计及负荷接入变化等因素, 导致分析结果与现实有较大偏差。

针对上述问题, 本文通过引入馈线组负荷同时系数和需要系数两个参数, 构建馈线可装容量计算模型。一方面, 配电网馈线组负荷同时系数的选取受多方面因素的限制, 该值的选取尚无科学系统的方案。文献 [3] 提出了基于因素映射的负荷同时系数选取方案, 利用神经网络进行预测, 但仅针对工业和商业负荷进行了研究。文献 [4] 考虑了多重影响因素, 研究住宅小区的负荷同时系数选取方法, 大大提高了样本的预测精度。另一方面, 需要系数的取值偏大, 对供电能力的评估较为保守, 一些专家学者对需要系数的取值进行了修正。文献 [5] 采用回归分析拟合得到需要系数与住户户数的

数学关系，但未考虑不同住户用电量的差异。文献[6]通过核密度估计模拟单户住宅负荷使用情况，进而得到不同户数的计算负荷和相应的需要系数。文献[7]采用数理统计方法对住宅用户进行抽样并通过均值计算得到相应的需要系数，但难以给出较为准确的抽样次数取值方案。

本文提出了一种基于数据挖掘^[8]的馈线可装容量分析方案。首先，通过聚类分析和神经网络预测负荷同时系数；然后，采用灰色预测和神经网络相结合的组合预测方法获取负荷需要系数；最后，将同时系数和需要系数代入计算模型，求解馈线可装容量。

1 馈线可装容量模型

记 L 表示馈线装见容量， C 表示馈线正常运行时最大载流量，则馈线可装容量 f_v 为

$$f_v = C - L \quad (1)$$

式(1)中，馈线装见容量 L 是指接入馈线的各用户报装容量之和。然而，在配电网实际运行时，馈线载流量具有一定的随机性，馈线实际载流量往往小于其装见容量。在传统算法中，式(1)假设所有负荷用电均达到其报装电量，按所得结果指导电网营销部门业扩报装工作。该方法可以保证馈线在正常运行时，不会出现过载；但未考虑负荷的实际接入容量变化情况和不同负荷的用电情况，所得计算结果过于保守，导致馈线使用效率低下，经济性差。

考虑上述情况，为得到科学合理的馈线可装容量计算方法，本文首先引入负荷同时系数 K 和需要系数 F 两个参数^[3-6]，具体阐述如下：

在电力系统中，每个用电设备不大可能同时达到用电量最大值，用户接入配电网的负载容量之和总是大于运行中负载的最大值。故需引入负荷同时系数 K 表征该不等关系。考虑到每个馈线组分区供电范围通常较为明确，结合实际需求，本文以馈线组为研究对象计算负荷同时系数，其计算公式为

$$K = \frac{S_{\max}}{\sum S} \quad (2)$$

式中： $S_{\max}$ 为正常运行时馈线组负荷最大值； $\sum S$ 为馈线组中各用户装见容量之和。

另一方面，受接入时间、用户性质和经济发展水平等多重因素影响，用户实际接入配电网的容量

不一定达到其报装容量，某些用户的实际接入容量随时间变化。统计用户的月最大容量数据，若一年内实际接入容量达到报装容量的80%及以上，认为该用户为饱和负荷用户；反之，将其划分为不饱和负荷用户。对于不饱和负荷用户，引入需要系数 F 表征负荷实际接入情况，对于不饱和负荷用户 i ，定义其需要系数 F_i 为

$$F_i = \frac{l_i}{L_i} \quad (3)$$

式中： l_i 为不饱和负荷用户 i 的月负荷最大值。

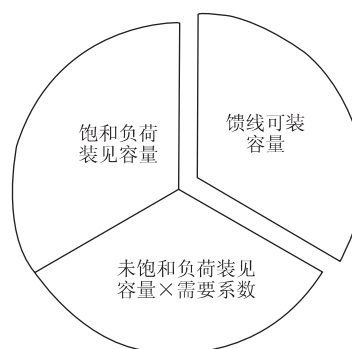


图1 馈线持续允许最大载流量组成示意图

如图1所示，为兼顾配电网运行的可靠性和经济性，本文通过引入负荷同时系数 K 和需要系数 F 两个参数，提出如下公式计算馈线可装容量 f_v ：

$$f_v = \frac{C}{K} - L_s - \sum F_i L_i \quad (4)$$

式中： L_s 为饱和用户负荷装见容量之和； L_i 为未饱和用户负荷 i 的装见容量。

式(4)中，馈线正常运行时最大载流量 C 由馈线类型与型号、馈线接线方式和馈线 N-1 检验等多种因素确定，可参考文献[9]并根据城市电力网规划设计导则和线路设计手册求得。综合上述分析可知，式(4)馈线可装容量模型中参数 K 和 F 取值的合理与否直接影响计算结果。因此，以下本文将重点讨论负荷同时系数 K 和需要系数 F 的取值方法。

2 负荷同时系数 K 的预测

不同区域馈线组的负荷同时系数 K 受各类影响因素的限制不同，其取值与馈线组负荷类型存在着一定的内在联系。为实现较为科学合理的取值，本文采用数据挖掘的方法预测馈线组负荷同时系数。在考虑各种实际影响因素的前提下，首先通过

聚类分析将各馈线组分类, 然后根据聚类分析后划分的样本类别基于神经网络技术分类预测馈线组的负荷同时系数。

2.1 影响因素指标体系

结合电力公司可提供的数据和文献资料中对于负荷同时系数的相关研究成果, 在详细分析其各类影响因素的基础上, 分类分层建立负荷同时系数主要影响因素的指标体系。

考虑到对于一个城区而言, 其地理跨度较小, 气象条件几乎相同, 因此可忽略温度、风速等因素的影响。通过实际调研结合数据采集情况, 分层建立馈线组负荷同时系数影响因素指标体系如图 2 所示。确定以下影响因素为一级指标: 负荷影响指标、用户影响指标。考虑不同样本间的负荷构成比重不同, 设定 4 个二级指标以进一步细化负荷影响, 包括: 月高峰负荷最大值、高峰负荷持续时间、高峰低谷负荷差值和高峰低谷时段差值。不同馈线组的用户性质不同, 同时达到用电高峰的时段不同; 负荷分布的密集程度通常与区域社会经济发展相挂钩, 负荷密度不同, 用电情况不同。故而确定用户性质和负荷密度为二级指标, 细化用户影响指标。

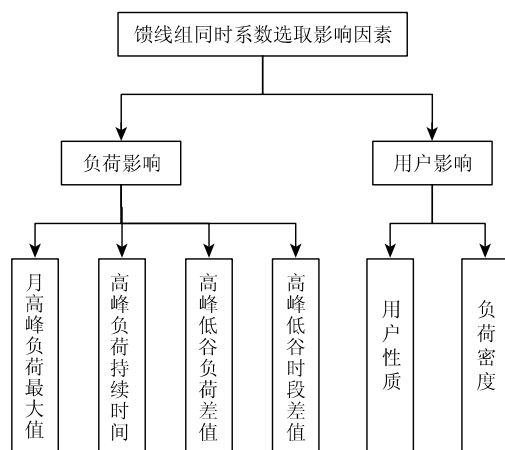


图 2 馈线组同时系数影响因素指标体系

2.2 基于聚类分析和 BP 神经网络的预测方法

根据图 2 所示的影响因素指标体系, 建立原始样本集的属性决策表。因原始数据中既包含定性数据, 也包含定量数据, 且数据间的单位不统一, 需进行预处理工作。针对定性数据用户性质, 可采用建立模糊隶属函数的方法将其量化。为便于数据分析, 对输入矩阵 X 采用最大值标准化方法^[3]转化为 0-1 区间的无量纲数值。

对预处理后的原始数据进行聚类分析^[10-11], 按相似性划分为不同的模式类别, 为下一步馈线组负荷同时系数预测奠定基础。本文采用广泛使用的 K-means 算法进行聚类分析; 采用戴维斯-唐纳德 (Davies-Bouldin, DB) 有效性指标确定最佳聚类数。

通过 K-means 聚类分析将原始样本集进行模式分类后, 将每类样本集中的 6 个属性指标作为输入向量, 负荷同时系数作为输出向量分别建立多输入单输出神经网络模型进行系数预测。运用误差反向传播学习算法的前馈多层网络, 即 BP 网络; 采用 SCG (scaled conjugate gradient) 算法, 减少迭代的计算量, 缩短学习时间, 提高计算效率。

3 需要系数 F 的预测

需要系数是衡量配电变压器容量使用情况的主要指标, 其研究对于配电网规划有重要意义。受用户用电类型、气候条件、地理环境、经营消费水平、居住率等因素影响, 需要系数有多种变化趋势。针对上述需要系数的变化特点, 采用灰色预测和神经网络相结合的组合预测方法进行预测。通过灰色预测模型可以预测需要系数的大致发展趋势; 为提高精度, 减小非线性因素对预测误差的影响, 可通过神经网络模型训练, 最终得到需要系数预测值。

3.1 灰色预测模型

灰色模型 (grey model, GM)^[12-13] 用累加生成减少数据的波动性, 累减生成还原数据, 适用于“部分信息已知, 部分信息未知”的“小样本”不确定性系统。经实际调研, 由于配电自动化在我国发展时间不长, 配电变压器监测设备投入使用年份较短, 最多有 3~4 a 采集的数据, 部分变压器仅有不足一年的负荷数据记录。因此, 本文拟采用灰色预测模型得到需要系数发展的大致趋势。

3.2 基于灰色预测和神经网络的组合预测模型

灰色模型可在“贫信息”下进行不确定性预测, 但误差偏大。人工神经网络学习能力较强, 无需已知数据间的函数关系, 预测精度较高, 在时间序列预测领域应用广泛^[14-16]。考虑到灰色预测在一定精度内已经反映了需要系数的数值, 预测值与实测值具有较强的相关性; 可通过灰色模型得到的预测值和实测值建立人工神经网络模型, 得到其非线性映射关系, 提高预测精度。因此, 本节

拟采用灰色模型和神经网络模型相结合的组合预测方法。

首先,采用灰色模型得到基于一定精度的需要系数预测值;然后,与2.2节相似,为减少迭代次数,采用SVG算法训练得到BP网络。最后,将灰色模型得到的预测值作为BP神经网络的输入数据预测需要系数值。

4 算例分析

4.1 馈线组负荷同时系数 K 预测

选取某省会城市的26个馈线组作为样本,采用第2节所提方法预测馈线组负荷同时系数。

首先,以馈线组为单位,采集月负荷曲线,提取图2中的负荷影响因素指标数据。统计接入各馈线组的用户性质和负荷密度,通过模糊隶属函数量化定性数据,得到影响因素指标体系的原始数据矩阵 X 。然后,采用最大值标准化方法进行数据预处理,得到便于进行数据挖掘分析的输入矩阵 X' 。由于文章篇幅所限,原始数据矩阵 X 和预处理后的矩阵 X' 数据请详见附录A。

对预处理后的各馈线组负荷同时系数影响因素数据即输入矩阵 X' 进行 K -means聚类分析得知,将样本集分为3类时DB指标最小。故选择3为最佳聚类数将样本集进行模式分类,聚类结果如附录B图B1所示。对于每一类样本集,按样本标号排序,训练样本是该样本集中前80%的样本,其余样本作为测试样本。将预处理后的影响因素数据输入其馈线组所属类别的BP神经网络模型,可得同时系数预测值。

为说明本文所提算法的有效性和准确性,本节对比了所提算法和未聚类直接进行BP神经网络预测算法的计算结果,以馈线样本编号为横坐标,预测误差如图3所示。所提算法的预测误差最大为3.53%,对比算法的计算误差最大为6.08%,所提算法计算误差整体上低于后者。

由以上分析可知,所提算法可有效进行馈线组负荷同时系数预测,预测结果接近实际值且精度较高。采用所提算法进行负荷同时系数预测,对于非样本馈线组,无需再次统计馈线组中各用户的实际接入容量,仅需根据图2所示的影响因素数据,即可得负荷同时系数预测值,大大减少了工作量,提高了计算效率。

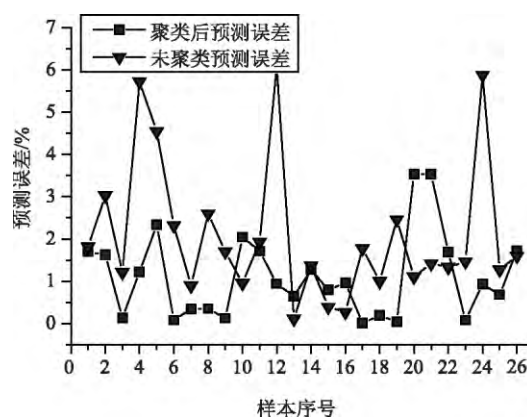


图3 聚类后与未聚类的BP模型预测误差

4.2 需要系数 F 预测

本节通过构建基于灰色预测和神经网络的组合预测模型,以上述4.1节所用样本中的馈线组的某一条馈线中一台配电变压器为例说明负荷需要系数组合预测算法的实现过程;同时比较了灰色预测、神经网络预测和组合预测的求解精度。

4.2.1 3种模型的输入、输出设置及预测结果

经数据采集和统计分析,待预测配电变压器共采集了从投运第12个月至48个月的负荷数据,利用式(3),求得各月的负荷需要系数实测结果如附录C表C1所示。

① 灰色预测模型。利用第12—48月的需要系数作为输入样本,采用3.1节方法建立灰色预测模型,拟合13—48月的需要系数大致变化曲线,得到各月需要系数 F 的拟合值,并进一步得到第48月需要系数灰色预测值。

② 神经网络预测。将4个月的需要系数值作为神经网络的输入数据,第5个月的数据作为神经网络的输出数据,按此方式依次滚动式排列数据,得到神经网络的预测样本。用样本数据训练得到网络模型后,即可用前4个月的需要系数值进行需要系数预测。

③ 组合预测。通过灰色预测得到各月需要系数的拟合值,训练神经网络的样本集构造方法如下:首先,取前4个月的拟合值作为神经网络的输入,取对应4个月的需要系数实测值作为神经网络的输出;然后,用上述方式依次滚动式排列输入输出数据,得到训练样本集。把待预测月和前3个月的灰色预测拟合值输入到训练好的神经网络中,即可得到最终预测结果。

3 种模型的预测结果和预测误差如表 1 和图 4 所示。由图 4 可知,灰色预测、神经网络预测和组合预测方法的最大误差分别为 30.20%、24.63% 和 19.88%,所提算法的最大预测误差最小;且组合预测方法的误差普遍低于另外两种方法。比较 3 种算法可知,采用灰色预测方法较为简单,但预测精度不高;采用神经网络方法,误差有所降低,但对某些月份的预测精度改善效果欠佳;采用组合预测方法进行负荷需要系数预测的计算精度较高。因此,所提算法是可行的,且预测结果较为可靠。

表 1 3 种模型预测结果

月份	灰色 预测	BP 预测	组合 预测	月份	灰色 预测	BP 预测	组合 预测
19	0.550	0.485	0.566	34	0.579	0.632	0.563
20	0.552	0.667	0.626	35	0.581	0.542	0.516
21	0.554	0.373	0.553	36	0.583	0.857	0.680
22	0.556	0.555	0.550	37	0.585	0.913	0.734
23	0.558	0.498	0.525	38	0.587	0.435	0.557
24	0.560	0.613	0.547	39	0.589	0.535	0.535
25	0.561	0.441	0.571	40	0.591	0.997	0.752
26	0.563	0.702	0.577	41	0.593	0.770	0.708
27	0.565	0.449	0.499	42	0.595	0.587	0.549
28	0.567	0.488	0.506	43	0.597	0.437	0.519
29	0.569	0.748	0.612	44	0.599	0.521	0.544
30	0.571	0.543	0.575	45	0.601	0.669	0.712
31	0.573	0.391	0.494	46	0.603	0.656	0.540
32	0.575	0.504	0.534	47	0.605	0.568	0.517
33	0.577	0.714	0.681	48	0.607	0.476	0.425

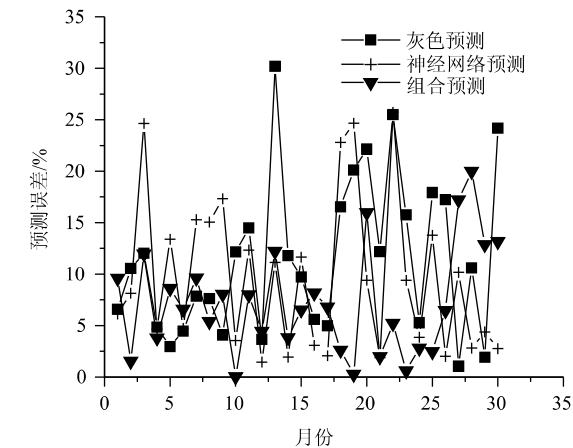


图 4 3 种模型的预测误差

4.3 馈线可装容量计算

本节以上述 4.2 节中配网变压器所在馈线为例,说明本文所提馈线可装容量的计算方法。

① 同时系数取值。本节选取馈线为 4.1 节中样本馈线中的一组,同时系数预测值为 0.598 1。由 4.1 节可知,同时系数预测的最大误差约为 5%,为尽力避免因同时系数预测误差导致的可装容量的乐观估计,保证馈线安全运行,本文取预测结果的 1.05 倍修正预测月的同时系数。比较上述结果与预测月前一年的实测值,取最大值 0.628 0 作为同时系数。若同时系数最终值大于实际值,则认为同时系数取值可靠。该馈线可靠性验证结果见表 2。

② 需要系数取值。经统计分析,该条馈线上共有 18 个配电变压器负荷用户,其中有 14 个饱和负荷,4 个未饱和负荷。14 个饱和负荷的容量和为 6 920.0kVA。对未饱和负荷采用第 3 节的方法进行需要系数预测。4 个未饱和负荷中一台配网变压器需要系数计算流程及预测方法详见 4.2,预测结果为 0.425。采用类似方法预测另外 3 个未饱和负荷的需要系数,预测结果分别为:0.568、0.742 和 0.413。与同时系数类似,为保证可装容量计算结果的可靠性,对需要系数预测值进行修正。由 4.2 节图 4 可知,需要系数预测的最大误差约为 20%,故本文取预测结果的 1.2 倍作为预测月的需要系数修正值。然后,比较预测修正值和前一年历史值,取最大值代入式(4)计算馈线可装容量。该馈线非饱和负荷需要系数可靠性验证结果见表 2。

表 2 系数可靠性验证结果

系数	预测值	修正值	前一年 最大值	最终取值	实际值	可靠性
同时系数	0.598	0.628	0.566	0.628	0.602	满足
	0.425	0.510	0.793	0.793	0.489	满足
需要系数	0.568	0.682	0.653	0.682	0.623	满足
	0.742	0.890	0.791	0.890	0.784	满足
	0.413	0.496	0.525	0.525	0.478	满足

经手册查阅和运行实际经验分析,该条馈线正常运行时可承载的最大电流为 480A,负载率上限取值为 67%,故该馈线最大载流量 $C=5\,570.11\text{kVA}$ 。

综合以上计算结果,采用本文提出的馈线可装容量计算模型即式(4),可求得该馈线的可装容量

为1 248.6kVA。由表2所示,同时系数和需要系数最终取值均满足可靠性校验,故该馈线可装容量计算结果满足配网安全性要求。为保证实时性,所需数据逐月采集,馈线可装容量逐月计算。

5 结束语

馈线供电能力研究是评估配电网供电能力研究的重要内容。本文通过引入负荷同时系数和需要系数两个重要参数,构建更为科学合理的馈线可装容量模型,用来评估馈线供电能力。其中,馈线组同时系数采用聚类分析和神经网络预测等手段获取;需要系数采用灰色预测和神经网络相结合的组合预测等方法得到。实际算例表明,所提算法对于负荷同时系数和需要系数的预测精度较高;所建模型较传统模型可挖掘更多馈线可装容量,提高了馈线使用的经济性。同时,所提算法的计算结果可为电网营销部门业扩报装提供较为精确的直接数据支持,具有较高的实用价值。

参 考 文 献

- [1] 国家电网公司. 城市电力网规划设计导则 [S]. 北京: 中国电力出版社, 2006.
- [2] Deng Y, Cai L, Ni Y. Algorithm for improving the restorability of power supply in distribution systems [J]. IEEE Transactions on Power delivery, 2003, 18 (4): 1497-1502.
- [3] 刘璐洁, 朱兰, 符杨. 基于因素映射的最大负荷同时率预测方法 [J]. 中国高等学校电力系统及其自动化专业第二十四届学术年会论文集 (下册), 2008.
- [4] 高亚静, 吉旺威, 陶珺函, 等. 考虑多重影响因素的负荷同时系数预测方法 [J]. 中国电机工程学报, 2013(S1): 85-91.
- [5] 林承就, 关光福, 林承华. 住宅负荷计算中需要系数的数值分析 [J]. 建筑电气, 2010 (3): 32-34.
- [6] 孟明, 蒋旻奕, 陈世超, 等. 基于核密度估计的需要系数求取方法 [J]. 建筑电气, 2016, 35(5): 42-46.
- [7] 周浩. 住宅负荷特性及其应用研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2014.
- [8] 林子钊. 基于数据挖掘技术的电力网络参数估计方法 [J]. 电力建设, 2007, 28(1): 67-70.
- [9] 吴丹. 城市中压馈线装接配变容量限额分析 [J]. 上海电力, 2010, 23(4): 297-298.
- [10] 张斌, 庄池杰, 胡军, 等. 结合降维技术的电力负荷曲线集成聚类算法 [J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(15): 3741-3749.
- [11] Chicco G, Napoli R, Piglion F, et al. Comparisons among clustering techniques for electricity customer classification [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2006, 21(2): 933.
- [12] Yao A W L, Chi S C, Chen J H. An improved grey-based approach for electricity demand forecasting [J]. Electric Power Systems Research, 2003, 67(3): 217-224.
- [13] Chang G W, Lu H J. Forecasting flicker severity by grey predictor [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 27(4): 2428-2430.
- [14] 马彦宏, 汪宁渤, 马明, 等. 基于神经网络的酒泉风电基地超短期风电功率预测方法 [J]. 电力建设, 2013 (9): 1-5.
- [15] 张成, 滕欢. 基于偏最小二乘法与 BP 神经网络的电力中长期负荷预测 [J]. 电力建设, 2012, 33(7): 26-29.
- [16] 宋玉强. 人工神经网络在时间序列预测中的应用研究 [D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2005.

收稿日期: 2017-04-20

作者简介:

郑 勇(1973—), 男, 高级工程师, 研究方向为输变配电管理、继电保护原理, E-mail: zhy1973c6@sina.com;
孙 明(1992—), 女, 硕士研究生, 研究方向为配电网规划、随机潮流, E-mail: sun_ming@zju.edu.cn;
曹照静(1995—), 女, 硕士研究生, 研究方向为配电网供电能力分析, E-mail: caozhaojing@zju.edu.cn;
董树锋(1982—), 男, 副教授, 研究方向为智能电网优化与控制技术, E-mail: dongshufeng@zju.edu.cn;
夏圣峰(1985—), 男, 高级工程师, 研究方向为配网信息化、配网运行, E-mail: 175702086@qq.com;
陈辉河(1973—), 男, 工程师, 研究方向为电力信息化、配网运行和大数据分析, E-mail: chenhuihe314159@163.com.

(责任编辑: 杨秋霞)

附录 A

$X =$	3 794	2	1 543	3	432	0.65
	2 988	2.1	1 324	3.2	441	0.7
	2 279	1.9	1 136	2.9	413	0.6
	3 083	2	1 500	2.8	421	0.65
	2 571	2.1	1 370	3.1	432	0.7
	457	4.5	174	1.8	598	0.7
	582	5	213	1.5	589	0.7
	674	3.8	312	1.6	590	0.7
	602	2.1	318	3	575	0.6
	1 232	2	564	3	655	0.45
	2 675	2	1 311	3.1	413	0.6
	2 453	2	1 192	3	421	0.6
	645	3.9	321	1.5	601	0.7
	487	2	211	3.1	567	0.6
	1 168	2	452	3.1	656	0.45
	1 131	2.3	435	3	632	0.45
	2 224	1.9	1142	2.9	412	0.6
	582	5.1	214	1.5	585	0.7
	656	3.8	311	1.6	592	0.7
	432	2	134	3.1	587	0.6
	632	2.1	332	3	575	0.6
	1 222	2.1	564	3	653	0.45
	2 635	2	1192	3.1	415	0.6
	2 493	2	1192	3	422	0.6
	642	3.9	326	1.5	605	0.7
	434	2.1	212	3	562	0.6
	1 000 0	Q 392 2	1 000 0	Q 937 5	Q 658 5	Q 928 6
	Q 787 6	Q 411 8	Q 858 1	1 000 0	Q 672 3	1 000 0
	Q 600 7	Q 372 5	Q 736 2	Q 906 3	Q 629 6	Q 857 1
	Q 812 6	Q 392 2	Q 972 1	Q 875 0	Q 641 8	Q 928 6
	Q 677 6	Q 411 8	Q 887 9	Q 968 8	Q 658 5	1 000 0
	Q 120 5	Q 882 4	Q 112 8	Q 562 5	Q 911 6	1 000 0
	Q 153 4	Q 980 4	Q 138 0	Q 468 8	Q 897 9	1 000 0
	Q 177 6	Q 745 1	Q 202 2	Q 500 0	Q 899 4	1 000 0
	Q 158 7	Q 411 8	Q 206 1	Q 937 5	Q 876 5	Q 857 1
	Q 324 7	Q 392 2	Q 365 5	Q 937 5	Q 998 5	Q 642 9
	Q 705 1	Q 392 2	Q 849 6	Q 968 8	Q 629 6	Q 857 1
	Q 646 5	Q 392 2	Q 772 5	Q 937 5	Q 641 8	Q 857 1
	Q 170 0	Q 764 7	Q 208 0	Q 468 8	Q 916 2	1 000 0
	Q 128 4	Q 392 2	Q 136 7	Q 968 8	Q 864 3	Q 857 1
	Q 307 9	Q 392 2	Q 292 9	Q 968 8	1 000 0	Q 642 9
	Q 298 1	Q 451 0	Q 281 9	Q 937 5	Q 963 4	Q 642 9
	Q 586 2	Q 372 5	Q 740 1	Q 906 3	Q 628 0	Q 857 1
	Q 153 4	1 000 0	Q 138 7	Q 468 8	Q 891 8	1 000 0
	Q 172 9	Q 745 1	Q 201 6	Q 500 0	Q 902 4	1 000 0
	Q 113 9	Q 392 2	Q 086 8	Q 968 8	Q 894 8	Q 857 1
	Q 166 6	Q 411 8	Q 215 2	Q 937 5	Q 876 5	Q 857 1
	Q 322 1	Q 411 8	Q 365 5	Q 937 5	Q 995 4	Q 642 9
	Q 694 5	Q 392 2	Q 850 3	Q 968 8	Q 632 6	Q 857 1
	Q 657 1	Q 392 2	Q 772 5	Q 937 5	Q 643 3	Q 857 1
	Q 169 2	Q 764 7	Q 211 3	Q 468 8	Q 922 3	1 000 0
	Q 114 4	Q 411 8	Q 137 4	Q 937 5	Q 856 7	Q 857 1

附录 B

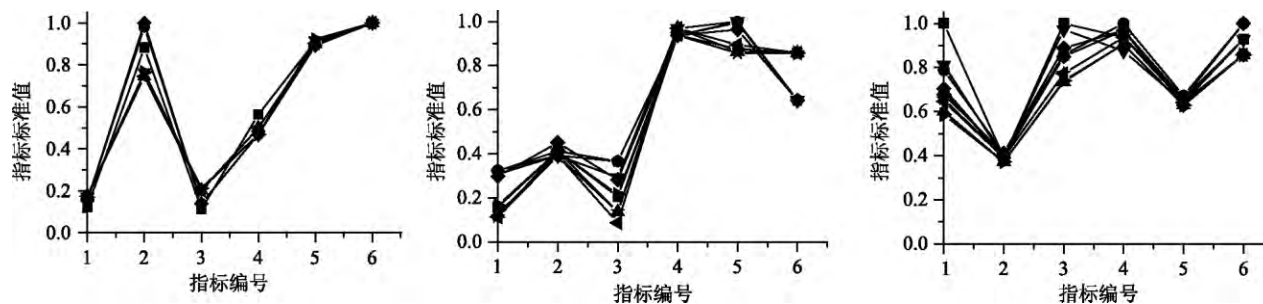


图 B1 聚类数为 3 时的聚类曲线示意图

附录 C

表 C1 配电变压器需要系数

月份	需要系数	月份	需要系数	月份	需要系数	月份	需要系数	月份	需要系数	月份	需要系数	月份	需要系数
12	0.439	17	0.567	22	0.530	27	0.543	32	0.514	37	0.732	42	0.565
13	0.586	18	0.516	23	0.575	28	0.506	33	0.639	38	0.480	43	0.506
14	0.460	19	0.516	24	0.586	29	0.666	34	0.613	39	0.525	44	0.511
15	0.563	20	0.617	25	0.520	30	0.551	35	0.553	40	0.793	45	0.607
16	0.609	21	0.494	26	0.610	31	0.440	36	0.698	41	0.704	46	0.675