

DOI:10.12158/j.2096-3203.2019.03.023

# 基于模糊聚类曲线相似度的负荷用户识别方法

吴邳君<sup>1</sup>, 殷新博<sup>2</sup>, 陈中<sup>1</sup>, 杜健<sup>2</sup>, 刘艺<sup>1</sup>

(1. 东南大学电气工程学院, 江苏 南京 210096; 2. 国网常州供电公司, 江苏 常州 213003)

**摘要:**为了满足电网公司精细化管理的要求及有针对性地管理用户,提出了一种基于模糊聚类算法与曲线相似度的负荷用户识别方法。以江南地区养殖负荷用户为例,通过电力数据驱动,进行数据挖掘分析,依据特征量和日负荷曲线,引入模糊聚类算法得到养殖负荷用户规律性用电行为特性,最后通过分析用户日负荷曲线与特性曲线之间的曲线相似度判断用户是养殖负荷用户的可能性,为供电公司精准服务提供依据。随机抽取供电公司未知用户负荷数据进行实例验证,结果表明,所提出的方法具有较好的可行性和有效性。

**关键词:**模糊聚类;曲线相似度;负荷特性;日负荷曲线

**中图分类号:**TM714

**文献标志码:**A

**文章编号:**2096-3203(2019)03-0151-06

## 0 引言

随着电力市场化的推进,用户需求多元化的发展对现有电网提出新的挑战,电力服务要考虑到利用用电习惯与客户之间展开更详细、更专业的沟通,以满足客户差异化、多元化的服务需求。与此同时,随着电力用户的不断增多,用户用电性质谎报、错报、漏报的情况时有发生,对电力用户的管理工作提出新的难题。因此对用户进行分类识别,提供精准化服务成为时代发展的趋势,对于提升电网营商指数具有重要意义。

近年来,针对用户分类以及用户用电行为分析开展了较多的工作。文献[1—2]将模糊聚类与BP神经网络相结合,提出一种日负荷特性曲线分类方法。文献[3—4]利用改进  $k$ -means 算法,对大量用户不规律的电力数据进行特征分析,实现用户分类。文献[5—7]分别提出一种改进模糊 C 均值算法,提高了负荷特性分类的精确性和有效性。文献[8]通过实时日负荷曲线将用户按行业划分,并选取行业综合用电特性参数检验分类合理性。文献[9]利用 Ward-FCM 算法二次聚类,综合气象、时间影响因素,挖掘用户的用电行为特征。文献[10—12]对比不同类型用户负荷特性,对城市居民负荷特性进行计算分析,提高配电网规划工作准确性。

目前,对用户分类和用电行为的分析基本都集中在行业间的划分,很少精准到某一类用户,且在实际工作中,时常出现用户用电性质谎报、错报、漏报的情况,难以满足电网公司精细化管理的要求,因此提出一种基于模糊聚类算法和曲线相似度的

负荷用户识别方法。江苏常州地区水网密布,养殖类负荷较为密集,一旦失电时间长将对养殖户造成不可逆的重大经济损失,对该类用户必须提供精准服务。以鱼类养殖负荷用户为例,从增氧机负荷特性出发,选取天气作为特征量,基于模糊聚类算法与曲线相似度,进行数据挖掘分析,得到养殖负荷用户典型用电行为特性。通过分析用户日负荷曲线与特性曲线之间的相似程度,判断该用户是养殖负荷用户的可能性,验证所提方法的可行性和有效性。

## 1 用户分类识别方法

文中提出一种基于模糊聚类算法与曲线相似度的负荷用户识别方法。通过收集处理用户用电数据,提取用户用电特征量,利用模糊聚类算法得到用户典型用电行为特性曲线与待识别用户聚类中心曲线。通过比较待识别用户与已知用户典型用电特性曲线之间的曲线相似度,判断待识别用户是已知用户的可能性。

### 1.1 基于模糊聚类的用电特性提取

基于用电行为特性对用户实施分类是一种已被较多应用的用户识别方法,科研工作者主要采用  $k$ -means 算法<sup>[13—15]</sup>、灰色关联度法<sup>[16—17]</sup>、模糊聚类算法<sup>[18—20]</sup>等根据用户用电规律提取用户典型用电特性实现对用户的分类识别。文中采用结合了模糊理论进行隶属度分析的模糊 C 均值聚类算法<sup>[21]</sup>,根据总结出的用户用电规律对用户典型用电行为特性进行提取。

给定  $n$  个相同类别用户数据集,通过总结用户用电规律得到该类别用户所包含的  $s$  个用电特征量,即  $x_j = \{x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{js}\}$ ,  $j = 1, 2, \dots, n$ , 用户用电行

收稿日期:2018-12-24;修回日期:2019-01-15

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2016YFB0101800)

为特性的提取就是通过模糊 C 均值聚类算法根据用户用电特征量,对  $n$  个用户用电特性进行总结,提取出该类用户典型用电行为特性的过程。

以  $u_{ij}$  表示第  $j$  个样本属于第  $i$  类的隶属度,且满足  $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, 0 \leq u_{ij} \leq 1$ 。

定义其目标函数为:

$$\min\{J(U, c)\} = \min\left\{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2\right\} \quad (1)$$

式中: $n, c$  分别为待分类样本数和聚类数目,  $c$  取 1;  $U = (u_{ij})_{c \times n}$  为隶属度矩阵;  $d_{ij}$  为样本点  $x_j$  与聚类中心  $p_i$  之间的欧氏距离;  $m$  为加权指数, 经验值取 2。  $J(U, c)$  表示的是各类中各用户样本点到聚类中心的加权距离之和, 当  $J(U, c)$  取得最小值时, 可以达到聚类效果。

基于模糊 C 均值算法的用户典型用电行为特性提取的实现过程为:

(1) 初始化。给定用户类数  $c$  ( $c = 1$ ), 模糊指数  $m$  ( $1 \leq m < +\infty$ ), 允许误差  $\varepsilon$ , 初始聚类中心  $p^{(0)}$ , 最大迭代次数  $N$ , 初始迭代次数  $k = 0$ 。

(2) 标准化处理。根据式(2)将用户数据进行标准化处理:

$$x_j = x'_j / \sum_{i=1}^s x'_i \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式中:  $x'_j$  为初始数据;  $x_j$  为标准化后的数据。

(3) 调整聚类中心值。根据式(3)计算聚类中心:

$$p_i = \frac{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m x_j}{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m} \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (3)$$

(4) 计算隶属度矩阵。根据式(4)计算隶属度矩阵:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{r=1}^c (d_{ij}/d_{rj})^{2/(m-1)}} \quad i = 1, 2, \dots, c \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

(5) 计算目标函数。根据式(1)计算目标函数。

(6) 判断  $\|U^{(k+1)} - U^{(k)}\| < \varepsilon$  是否成立, 是则停止迭代, 输出结果; 否则令  $k = k + 1$ , 回到步骤(3), 继续迭代。

(7) 当  $k = N$  时, 停止迭代。

经过上述迭代, 可以实现目标函数, 达到聚类效果, 得到用户典型用电行为特性。

## 1.2 基于曲线相似度的用户类别可能性判断

定义两条曲线的相似度为两条曲线欧氏距离

的倒数  $D$ , 欧式距离越小,  $D$  越大, 相似度越高。负荷曲线  $i$  与负荷曲线  $j$  之间相似度  $D_{ij}$  的计算公式如下:

$$D_{ij} = \frac{1}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2}} \quad (5)$$

式中:  $n$  表示曲线包含的数据点的个数;  $x_{ik}, x_{jk}$  分别表示负荷曲线  $i$ 、负荷曲线  $j$  上第  $k$  个数据点。

通过计算待识别用户负荷数据聚类中心曲线与已知用户用电特性曲线之间的曲线相似度, 可以得出待识别用户是已知负荷用户的可能性。

记作为参考蓝本的已知用户具有  $n$  种典型用电特性, 待识别用户与其典型特性之间的曲线相似度记为  $D = \{D_1, D_2, D_3, \dots, D_n\}$ , 则总相似度为:

$$D_z = \omega_1 D_1 + \omega_2 D_2 + \dots + \omega_n D_n \quad (6)$$

其中  $\omega_1 = \omega_2 = \dots = \omega_n$ , 为各典型特性相似度的权重值。

通过比较总相似度  $D_z$  值大小, 判断待识别用户是该已知用户的可能性,  $D_z$  值越大, 说明待识别用户越有可能是该已知用户。

随机选取与已知用户用电特性完全不同的多类别用户, 其与已知用户之间的总相似度分别为  $D_{z1} = \{D_{z11}, D_{z12}, D_{z13}, \dots, D_{z1n}\}$ , 计算相似度阈值  $D_{y1}$ :

$$D_{y1} = \omega_1 D_{z11} + \omega_2 D_{z12} + \dots + \omega_n D_{z1n} \quad (7)$$

其中  $\omega_1 = \omega_2 = \dots = \omega_n$ , 为各类用户所占权重。

随机选取与已知用户用电特性完全相同的同类别用户, 其与已知用户之间的总相似度分别为  $D_{z2} = \{D_{z21}, D_{z22}, D_{z23}, \dots, D_{z2n}\}$ , 计算相似度阈值  $D_{y2}$ :

$$D_{y2} = \omega_1 D_{z21} + \omega_2 D_{z22} + \dots + \omega_n D_{z2n} \quad (8)$$

其中  $\omega_1 = \omega_2 = \dots = \omega_n$ , 为各用户所占权重。以此得到可能性判断的相似度阈值, 当  $D_z < D_{y1}$  时, 待识别用户一定不是该已知用户; 当  $D_{y1} < D_z < D_{y2}$  时, 待识别用户有可能是该已知用户; 当  $D_z > D_{y2}$  时, 待识别用户一定是该已知用户。

## 1.3 用户识别流程

文中提出一种基于模糊聚类算法和曲线相似度的负荷用户识别方法, 现将用户整体识别流程归纳如图 1 所示。

首先通过查询资料或根据日常工作总结出用户用电规律, 并利用规律, 基于电力数据提取用户用电特征量, 接着基于模糊聚类提取出用户典型用电特性曲线, 并计算出已知用户的相似度阈值。最后计算待识别用户与已知用户曲线相似度, 通过比

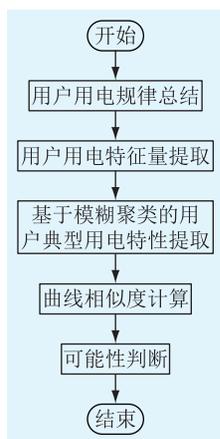


图1 用户识别流程

Fig.1 User identification process

较相似度与相似度阈值的大小关系,得到待识别用户是该已知用户类别的可能性。

## 2 用户识别流程实例分析

以江南地区养殖负荷用户为例,通过计算未知用户负荷曲线与养殖负荷用户典型用电特性曲线之间的相似度,判断该用户是养殖负荷用户的可能性大小。

### 2.1 养殖负荷用户用电特征量提取

增氧机是鱼类养殖负荷最重要的组成部分之一<sup>[22]</sup>,为了合理增氧,保证产值,在一般情况下,增氧机的开关机具有一定规律<sup>[23]</sup>,现做总结如下。

- (1) 夏季经常开机,冬季不开机或很少开机;
- (2) 夏季晴天午后 12:00~13:00 开机;
- (3) 夏季阴天下半夜或次日清晨 01:00~03:00~06:00 开机,一直工作到日出为止;
- (4) 夏季阴雨连绵或下暴雨时半夜(23:00~06:00)开机直到次日日出,中途不停机。

由增氧机开机规律,可将天气状况作为养殖负荷用户识别的特征量,由于冬季增氧机负荷数据太低,无法获取具有代表性的大量数据,以夏季晴天、阴天、雨天作为天气特征量,分别采集养殖负荷用户电力数据,绘制成日负荷曲线。基于模糊 C 均值聚类算法,将日负荷曲线进行聚类,分析用户典型用电行为特性。

文中使用某供电公司 10 个养殖负荷用户夏季晴天、阴天、雨天的实际电力数据进行仿真。根据增氧机开机规律,采集晴天当日数据,阴天、雨天当日及次日数据,数据采集间隔为 1 h。对数据进行归一化处理,得到的晴天、阴天、雨天负荷曲线分别如图 2—图 4 所示。

经过分析,可得出以下结论:

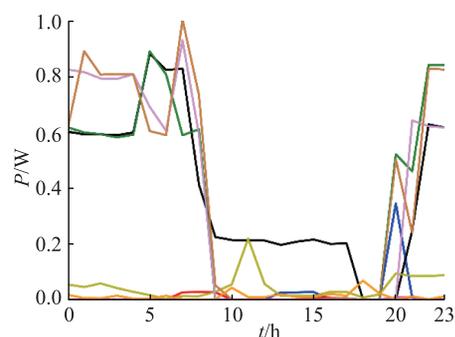


图2 晴天养殖负荷曲线

Fig.2 Aquaculture load curve on sunny days

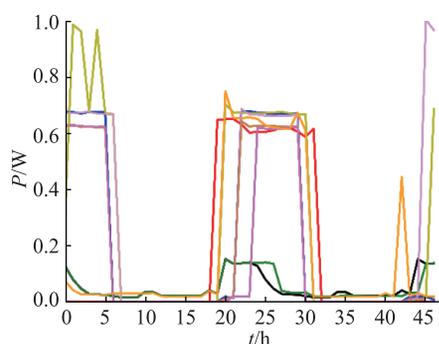


图3 阴天养殖负荷曲线

Fig.3 Aquaculture load curve on cloudy days

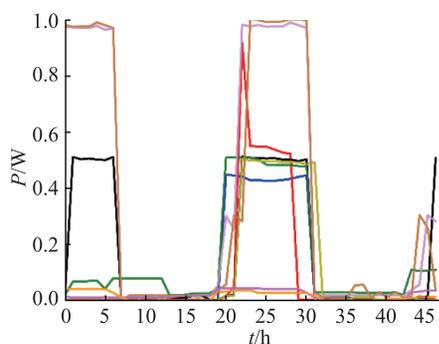


图4 雨天养殖负荷曲线

Fig.4 Aquaculture load curve on rainy days

(1) 图 2 中,曲线高峰期基本集中在 00:00~09:00,19:00~23:00 时间段,中午及下午时间段用电量时有起伏,不能归纳出统一规律,且与“夏季晴天 12:00~13:00 开机”规律不符;

(2) 图 3 和图 4 中,曲线高峰期基本集中在 23:00~06:00 时间段,其余时间段用电量明显降低,这与所总结出的规律保持一致,阴天和雨天养殖负荷用户都会从当天半夜时开机,一直到次日日出之前,且中途不停机。

因此,夏季阴天、雨天养殖负荷用户用电特性明显且遵循一般规律,可以作为养殖负荷识别的特征量。

## 2.2 基于模糊聚类的典型用电特性曲线提取

使用某供电公司 100 个鱼类养殖用户夏季阴雨天当日及次日实际电力数据,数据采集间隔为 1 h,共有 48 个数据点。基于模糊 C 均值聚类算法,提取出阴天和雨天的养殖负荷用户典型用电特性曲线,分别如图 5 和图 6 所示。

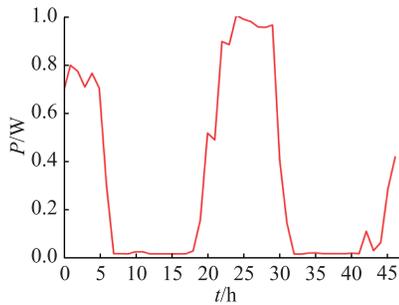


图 5 阴天养殖负荷特性曲线

Fig.5 Aquaculture load characteristic curve on cloudy days

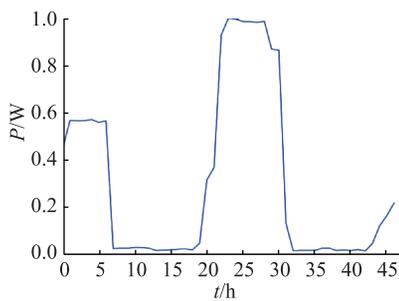


图 6 雨天养殖负荷特性曲线

Fig.6 Aquaculture load characteristic curve on rainy days

## 2.3 曲线相似度及阈值计算

由养殖负荷用户行为特性分析得,夏季阴天、雨天为养殖用户的 2 个用电特征量。

由定义的曲线相似度计算方法,记阴天相似度为  $D_1$ ,雨天相似度为  $D_2$ ,则总相似度为:

$$D_z = \omega_1 D_1 + \omega_2 D_2 \quad (9)$$

其中  $\omega_1 = \omega_2 = 0.5$ 。 $D_z$  值越大,说明该用户越有可能是养殖负荷用户。

首先分析与养殖负荷用户用电特性完全不同的教育机构、有线广播电视用户、行政机构、商场超市用户的夏季阴雨天用电特性,得到与养殖负荷用户的相似可能性关系。以有线广播电视用户为例,采集 100 个有线广播电视用户夏季阴雨天负荷数据,数据采集间隔为 1 h,共有 48 个数据点。采用模糊 C 均值聚类算法进行曲线聚类,将阴天、雨天聚类中心曲线分别与养殖负荷用户用电特性曲线进行相似度比较,得到阴天相似度为 0.151,雨天相似度为 0.216。

根据式(9)计算有线广播电视用户与养殖负荷用户总相似度: $0.151 \times 0.5 + 0.216 \times 0.5 = 0.184$ ,即总相似度为 0.184。

以同种方法得到多种教育机构、行政机构、商场超市用户与养殖负荷用户总相似度分别为 0.177, 0.192, 0.196, 设定各种用户权重为 0.25, 得到可能性为 0 的相似度阈值为: $0.184 \times 0.25 + 0.177 \times 0.25 + 0.192 \times 0.25 + 0.196 \times 0.25 = 0.187 < 0.20$ 。

最后,随机选取 100 个鱼类养殖用户夏季阴雨天负荷数据,将其聚类中心曲线与用电特性曲线进行相似度比较,得到阴天相似度为 0.675,雨天相似度为 0.833。

根据式(9)计算已知养殖负荷用户之间的总相似度为: $0.675 \times 0.5 + 0.833 \times 0.5 = 0.754$ ,即总相似度为  $0.754 < 0.80$ 。

综上所述,当  $D_z < 0.20$  时,用户一定不是养殖负荷;当  $0.20 < D_z < 0.80$  时,用户有可能是养殖负荷;当  $D_z > 0.80$  时,用户一定是养殖负荷。

## 3 实际数据验证

为了实际验证算法有效性,基于调度系统和营销系统,随机抽取该供电公司某 10 个未知用户夏季阴雨天的日负荷数据,基于模糊 C 均值聚类算法得到聚类中心曲线,与养殖负荷用户典型用电特性曲线进行曲线相似度比较,得到相似度如表 1 所示。

表 1 未知用户与养殖负荷用户相似度  
Table 1 Similarity between unknown users and aquaculture load users

未知用户	总相似度	未知用户	总相似度
用户 1	0.971	用户 6	0.322
用户 2	0.807	用户 7	0.438
用户 3	0.185	用户 8	0.195
用户 4	0.166	用户 9	0.249
用户 5	0.878	用户 10	0.496

根据相似度大小,用户 1、2、5 一定是养殖负荷用户;用户 6、7、9、10 有可能是养殖负荷用户;用户 3、4、8 是养殖负荷用户的可能性为 0。

为验证准确性,通过供电公司系统查询与实地考察,得知用户 1、2、5 均是养殖负荷用户;用户 6、7 为排灌用户;用户 9 为一般农业用户;用户 10 是养殖负荷用户;用户 3、8 均为有线电视广播用户;用户 4 为公共照明。均与判断结果相符。

因此,文中所提方法具有可行性和有效性,可以用来判断待识别用户是已知用户的可能性,为公司的用户管理提供一定参考。

## 4 结语

随着供电公司用电管理日趋精细化,对用户分类管理愈加重视,为对用户实施精细化管理,并对用户用电性质谎报、错报、漏报的情况加以预防,提出了一种基于模糊聚类算法和曲线相似度的负荷用户识别方法。以江南地区养殖负荷用户为例,通过电力数据驱动,进行数据挖掘分析,依据天气特征量和日负荷曲线,基于模糊聚类算法,得到养殖负荷用户典型用电行为特性,通过比较未知用户日负荷曲线与典型用电行为特性曲线之间的曲线相似程度,判断该用户是养殖负荷用户的可能性。实例验证表明,所提出的方法具有较好的可行性和有效性,为供电公司用户科学化、精细化管理提供依据。

随着电力用户的不断增加,用户管理的难度也不断增大,精细化用户识别工作的成功进行为用户识别管理的推进奠定基础,实现馈线不同用户识别与分类成为下一步需要开展的工作。

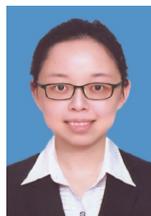
本文得到国网常州供电公司科技项目“常州运营监测(控)中心重要负荷识别数据处理”资助,谨此致谢!

### 参考文献:

- [1] 黎祚,周步祥,林楠. 基于模糊聚类与改进 BP 算法的日负荷特性曲线分类与短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2012,40(3):56-60.  
LI Zuo, ZHOU Buxiang, LIN Nan. Classification of daily load characteristics curve and forecasting of short-term load based on fuzzy clustering and improved BP algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2012,40(3):56-60.
- [2] 刘春翔,范鹏,王海涛,等. 基于 BP 神经网络的输电线路山火风险评估模型[J]. 电力系统保护与控制, 2017,45(17):100-105.  
LIU Chunxiang, FAN Peng, WANG Haitao, et al. Mountain fire risk assessment model of transmission line based on BP neural network [J]. Power System Protection and Control, 2017, 45 (17): 100-105.
- [3] 张欣,高卫国,苏运. 基于函数型数据分析和  $k$ -means 算法的电力用户分类[J]. 电网技术, 2015,39(11):3153-3162.  
ZHANG Xin, GAO Weiguo, SU Yun. Electricity consumer archetypes study based on functional data analysis and  $k$ -means algorithm [J]. Power System Technology, 2015, 39 (11): 3153-3162.
- [4] 张军微. 聚类算法在电力大客户行为分析中的研究与应用[D]. 北京:华北电力大学,2013.  
ZHANG Junwei. Research and application of clustering algorithms in the analysis of the behavior of large power customers[D]. Beijing:North China Electric Power University,2013.
- [5] 周开乐,杨善林. 基于改进模糊 C 均值算法的电力负荷特性分类[J]. 电力系统保护与控制, 2012,40(22):58-63.  
ZHOU Kaile, YANG Shanlin. An improved fuzzy C-means algorithm for power load characteristics classification [J]. Power System Protection and Control, 2012,40(22):58-63.
- [6] 杨浩,张磊,何潜,等. 基于自适应模糊 C 均值算法的电力负荷分类研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010,38(16):111-115,122.  
YANG Hao, ZHANG Lei, HE Qian, et al. Study of power load classification based on adaptive fuzzy C means [J]. Power System Protection and Control, 2010,38(16):111-115,122.
- [7] 曾博,张建华,丁蓝,等. 改进自适应模糊 C 均值算法在负荷特性分类的应用[J]. 电力系统自动化, 2011,35(12):42-46.  
ZENG Bo, ZHANG Jianhua, DING Lan. An improved adaptive fuzzy c-means algorithm for load characteristics classification [J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35 (12): 42-46.
- [8] 李欣然,姜学校,钱军,等. 基于用户日负荷曲线的用电行业分类与综合方法[J]. 电力系统自动化, 2010,34(10):56-61.  
LI Xinran, JIANG Xuejiao, QIAN Jun, et al. A classifying and synthesizing method of power consumer industry based on the daily load profile [J]. Automation of Electric Power Systems, 2010,34(10):56-61.
- [9] 王啸峰,苏慧玲,宋天立,等. 基于负荷细分的差异化用户基线负荷预测[J]. 电力工程技术, 2018,37(6):33-38.  
WANG Xiaofeng, SU Huiling, SONG Tianli, et al. Differentiated baseline load forecasting based on multi-dimensional power usage behavior [J]. Electric Power Engineering Technology, 2018,37(6):33-38.
- [10] 陈伟,乐丽琴,崔凯,等. 典型用户负荷特性及用电特点分析[J]. 能源技术经济, 2011,23(9):44-49.  
CHEN Wei, LE Liqin, CUI Kai, et al. Analysis on power load and consumption characteristics of representative consumers [J]. Energy Technology and Economics, 2011,23(9):44-49.
- [11] 范金骥. 基于 ARMA 与 ANN 模型组合交叉方法的电网日负荷预测[J]. 浙江电力, 2018,37(8):35-41.  
FAN Jinji. Daily grid load forecasting based on ARMA and ANN model combined crossing method [J]. Zhejiang Electric Power, 2018,37(8):35-41.
- [12] 吴志强,吴志华,宋晓辉,等. 城市居民负荷特性调查研究分析[J]. 电网技术, 2006(S2):659-662.  
WU Zhiqiang, WU Zhihua, SONG Xiaohui, et al. Study on urban residential load characteristics [J]. Power System Technology, 2006(S2):659-662.
- [13] 肖琪. 基于优化  $k$ -means 算法的电力负荷分类研究[D]. 大连:大连理工大学,2015.  
XIAO Qi. Research on power load classification based on optimized  $k$ -means algorithm [D]. Dalian:Dalian University of Technology, 2015.
- [14] 胡锋,朱承治,汪志华. 基于改进  $K$ -means 算法的电力负荷分类研究[J]. 电子测量技术, 2018,41(12):44-48.  
HU Feng, ZHU Chengzhi, WANG Zhihua. Research on the

- power load classification based on improved  $K$ -means algorithm [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2018, 41 (12): 44-48.
- [15] 方超, 仲春林, 季聪. 基于负荷数据挖掘的公变用途分类方法研究[J]. *电力工程技术*, 2018, 37(5): 115-120.  
FANG Chao, ZHONG Chunlin, JI Cong. Research on classification method of usage of utility transformer based on load data mining[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2018, 37(5): 115-120.
- [16] 王雁凌, 吴梦凯, 周子青, 等. 基于改进灰色关联度的电力负荷影响因素量化分析模型[J]. *电网技术*, 2017, 41(6): 1772-1777.  
WANG Yanling, WU Mengkai, ZHOU Ziqing, et al. Quantitative analysis model of power load influencing factors based on improved grey relational degree[J]. *Power System Technology*, 2017, 41(6): 1772-1777.
- [17] 廖向旗, 李欣然, 李培强, 等. 基于灰色关联聚类的负荷特性分类[J]. *电力科学与技术学报*, 2007, 22(2): 28-33.  
LIAO Xiangqi, LI Xinran, LI Peiqiang, et al. Classification of substation load characteristics based on gray relevancy clustering [J]. *Journal Of Electric Power Science And Technology*, 2007, 22(2): 28-33.
- [18] 徐良军, 张笑第, 王立军. 基于聚类分析的用户分类和用电行为分析[J]. *山西电力*, 2016(4): 23-27.  
XU Liangjun, ZHANG Xiaodi, WANG Lijun. Analysis of user classification and electricity consumption behavior based on cluster analysis[J]. *Shanxi Electric Power*, 2016(4): 23-27.
- [19] 马兆兴, 李洪美, 陈昊. 应用模糊聚类的电力系统网络重构分析[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(16): 85-89.  
MA Zhaoxing, LI Hongmei, CHEN Hao. Power system network reconfiguration analysis using fuzzy clustering [J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45 (16): 85-89.
- [20] 李培强, 李欣然, 陈辉华, 等. 基于模糊聚类的电力负荷特性的分类与综合[J]. *中国电机工程学报*, 2005, 25(24): 73-78.  
LI Peiqiang, LI Xinran, CHEN Huihua, et al. The characteristics classification and synthesis of power load based on fuzzy clustering[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2005, 25(24): 73-78.
- [21] 黄麒元, 王致杰, 朱俊, 等. 基于模糊聚类的电力系统负荷分类分析[J]. *电力学报*, 2015, 30(3): 200-205.  
HUANG Qiyuan, WANG Zhijie, ZHU Jun, et al. Analysis for the classification of power system load based on the fuzzy clustering[J]. *Journal Of Electric Power*, 2015, 30(3): 200-205.
- [22] 顾海涛, 王逸清. 我国池塘增氧技术现状与发展趋势[J]. *渔业现代化*, 2014, 41(5): 65-68.  
GU Haitao, WANG Yiqing. The development status, issues and trends of pond aeration technology in China[J]. *Fishery modernization*, 2014, 41(5): 65-68.
- [23] 雷永富, 肖新棉, 潘林. 简析渔用增氧机[J]. *北京水产*, 2006(1): 34-36.  
LEI Yongfu, XIAO Xinmian, PAN Lin. Analysis of aerator for fishing[J]. *Aquaculture in Beijing*, 2006(1): 34-36.

#### 作者简介:



吴郅君

吴郅君(1995),女,硕士在读,研究方向为电力系统及其自动化(E-mail: 2286396653@qq.com);

殷新博(1987),男,学士,工程师,从事电力行业运营监测工作(E-mail: yxb39@js.sgcc.com.cn);

陈中(1975),男,博士,研究员,研究方向为电力系统稳定与控制、新能源并网和主动配电网。

## Identification method of load customers based on similarity of fuzzy clustering curves

WU Zhijun<sup>1</sup>, YIN Xinbo<sup>2</sup>, CHEN Zhong<sup>1</sup>, DU Jian<sup>2</sup>, LIU Yi<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. State Grid Changzhou Power Supply Company, Changzhou 213003, China)

**Abstract:** In order to meet the requirements of fine management of power grid companies and manage users pertinently, a recognition method based on fuzzy clustering algorithm and curve similarity is proposed. Taking the load in Jiangnan region as an example, it collects large amounts of power data to obtain characteristics of aquaculture load customers' regular electricity consumption by introducing fuzzy clustering algorithm. Finally, by analyzing the similarity between the customer's daily load curve and the characteristic curve, the possibility can be judged, and it can provide basis for precise service of power supply company. The results of case studies prove that the proposed method is feasible and effective.

**Keywords:** fuzzy clustering; curve similarity; load characteristic; daily load curve

(编辑 钱悦)