

文章编号:1671-6833(2010)01-0107-04

基于模糊聚类的电力系统负荷特性分析

黎灿兵¹, 曲芳¹, 王晓宁², 吴春阳¹

(1. 郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 河南省安阳供电公司, 河南 安阳 455000)

摘 要: 以变电站负荷构成比例作为基本特征向量, 提出采用自适应矢量量化(AVQ)神经网络模糊聚类方法对电力负荷特性进行分类与综合。将 AVQ 神经网络模糊聚类方法和模糊 C 均值(FCM)聚类方法进行了对比研究。通过对福建电网 44 个变电站进行聚类分析, 得出两种聚类方法不仅具有良好的聚类综合能力, 同时能够通过优化理论获得聚类中心矩阵, 与其他聚类方法相比有明显优势; 两者相比, AVQ 神经网络模糊聚类算法本身机时小, 处理速度更快, 而且结果更为合理。

关键词: 电力系统; 负荷特性; 分类与综合; 模糊聚类

中图分类号: TM714

文献标识码: A

0 引言

负荷模型对电力系统暂态稳定、小信号动态稳定、电压稳定及潮流计算的结果具有不同程度的影响^[1-4], 在临界情况下, 计算结果会发生质的变化。建立符合实际的负荷模型的重要性已被广泛认可, 但由于电力负荷具有时变性、变结构性和不同地域特性的差异等特点, 建立一个通用的负荷模型结构是很困难的^[5-6]。为了准确地反映负荷特性, 对不同负荷点的不同时刻应当有不同的负荷模型, 然而从工程实用角度来讲, 同一电网所使用的负荷模型应尽可能地少, 这两个是不可调和的矛盾。为了解决这个问题, 文献[7]首次提出了动态负荷特性的分类和综合, 接下来又有一些学者做了进一步的研究^[8-10]。

关于负荷特性的分类与综合主要包括以下两个问题: 特征量的确定和量化, 以及聚类算法。虽然目前还没有统一的负荷特征向量, 但是特征向量的选择有一定的指导性原则^[6]: 要求样本的特征向量能够完全代表负荷的本质特征, 样本若相似, 则样本的特征向量对应的空间中点的距离会比较近; 样本若相差较大, 其对应的空间中点的距离会比较远。对于聚类算法的选取, 文献[11]提出了基于模糊 C 均值(Fuzzy C Means, FCM)聚类的负荷特性分类方法; 文献[12]基于模糊聚类原

理, 比较了模糊等价关系和 FCM 算法的两种分类方法, 结论表明后者具有很强的优越性, 不仅可以对负荷特性进行分类与综合, 同时能够通过优化理论获得聚类中心矩阵。还有一些文献提出了使用系统聚类法(又称谱系聚类法)、基于等价关系的聚类方法等^[13-14]。

笔者以变电站负荷构成比例作为样本特征向量, 提出了采用自适应矢量量化(Adaptive Vector Quantization, AVQ)神经网络模糊聚类方法对电力负荷特性进行分类, 克服了 FCM 聚类处理大批量数据费时的缺点, 同时又可获得聚类中心, 方便进一步确定未分类的变电站负荷所属的类别, 从而扩大分类的使用范围, 并通过与 FCM 聚类方法的比较验证了该方法的可行性。

1 基本思路

笔者提出的聚类算法以变电站负荷构成比例的调查统计情况为基础。变电站负荷被分为工业负荷、农业负荷、商业负荷和其它负荷等四类负荷, 通过调查统计, 得到各变电站的负荷构成比例。每个变电站的负荷构成比例作为一个样本 x_i , x_{ij} 表示第 i 个变电站中第 j 类负荷所占的比重。由于负荷构成比例的不同, 不同的 x_i 对应着不同的负荷模型, 如果所有变电站负荷均采用同一个负荷模型, 则进行仿真计算时得到的数据就会存在

收稿日期: 2009-08-11; 修订日期: 2009-11-28

基金项目: 国家科技支撑计划资助项目(2008BA61B03)

作者简介: 黎灿兵(1979-), 男, 湖南益阳人, 郑州大学副教授, 博士, 研究方向: 电力信息化、电网规划和新能源。

较大的误差.若每个变电站采用单独的负荷模型,则所建立的负荷模型的数量比较多,工作量会很大.因此,笔者提出了一种聚类算法,将负荷构成比例相近的变电站分为一类,能提高仿真精度和控制负荷模型的数量.

2 聚类算法

2.1 AVQ 神经网络模糊聚类分析

利用统计得到的负荷构成比例作为样本特征向量,采用 AVQ 神经网络模糊聚类方法进行聚类.

2.1.1 AVQ 模糊神经网络模型

AVQ 模糊神经网络是一个两层前馈神经网络,第一层为输入层,含有 s 个神经元.第二层为竞争输出神经元,其个数与数据集的类别数 c 相对应. AVQ 模糊神经网络结构模型如图 1 所示.

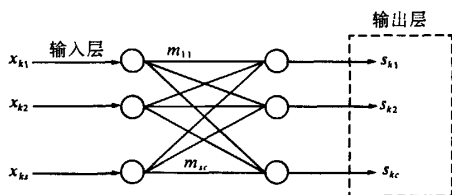


图1 AVQ 模糊神经网络结构模型

Fig.1 AVQ network structure model

传统的 AVQ 神经网络方法中第二层神经元输出取 $\{0,1\}$ 两值.当第 i 个神经元输出为 1 时,辨识此时输入样本 x_k 属于第 i 类.当第 i 个神经元输出为 0 时,辨识此时输入样本 x_k 不属于第 i 类.采用模糊竞争学习算法时,输出可以取 $[0,1]$ 区间上的任意值. M 是第一层和第二层的连接权,形成 $s \times c$ 阶的矩阵,对应 c 个聚类原型的参数集,连接权的调整通过模糊竞争学习算法完成.

2.1.2 基于 AVQ 神经网络模糊聚类方法

基于 AVQ 神经网络的电力系统负荷特性模糊聚类方法具体步骤如下:

(1) 初始化权值矩阵 $M = [m_{ij}]_{s \times c}$, $i = 1, 2, \dots, s$; $j = 1, 2, \dots, c$, s 是输入矢量的维数; c 是聚类类别数;权值矩阵 M 即聚类中心矩阵.

(2) 对任意一个输入样本 x_k ($k = 1, 2, \dots, n$, n 为样本总数),按照公式(1)寻找获胜的 $m_j(k)$,即,样本 x_k 与第 j 类聚类中心 m_j 之间的距离最小.

$$\min \|m_j(k) - x_k\|_2, \quad j = 1, 2, \dots, c \quad (1)$$

(3) 用模糊竞争学习规则调整获胜的 $m_j(k)$,

模糊竞争学习算法为:

$$m_{ij} = m_{ij} + \left\{ \sum_{i=1}^c \left(\frac{d_{jk}}{d_{ik}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right\}^{-m} [x_{kj} - m_{ij}(k)] \quad i = 1, 2, \dots, s \quad (2)$$

其中: $d_{jk} = \|m_j(k) - x_k\|_2$

式中: d_{jk} 表示样本 x_k 与聚类中心 m_j 之间的距离; m 为加权指数,取值为 2.

(4) 将全部样本学习一遍作为一次循环,计算出循环前后 m_{ij} 的变化,当该变化小于阈值 ε (ε 取 10^{-8}),则学习过程结束,否则转向步骤(2).

2.2 模糊 C 均值聚类分析

FCM 聚类分析方法把 s 个变电站分成 c 个模糊类,并且求每类的聚类中心,使得类内加权误差平方和函数达到最小^[12].根据聚类准则构造拉格朗日函数,根据库恩-图克定理对所有输入参量求导,得到目标函数为最小的必要条件,由此即可确定 FCM 聚类的最佳模糊划分矩阵 U 和聚类中心 P .由模糊划分矩阵 U ,根据最大隶属度原则进行变电站分类.

3 算例分析

作者的算例取文献[15]中所给的 2005 年夏季福建电网负荷构成分析结果数据,以变电站负荷构成比例为变量,对福建电网变电站(44 个)进行了划分.

3.1 基于 AVQ 神经网络模糊聚类结果

根据 AVQ 神经网络模糊聚类方法进行分析,可以得到模糊划分矩阵和聚类中心.变电站隶属矩阵是一个 $s \times c$ 维模糊划分矩阵,每行表示每个变电站属于每个类的隶属度向量,每列表示每个变电站对该类的隶属度,该矩阵表示的是每个样本点属于每个类的隶属度.限于篇幅,文中略去模糊划分矩阵.根据该划分矩阵,按照模糊集合中的最大隶属度原则确定每个变电站的归属类别.分类结果如下:第一类: $\{6, 7, 8, 13, 16, 22, 25, 26, 41\}$;第二类: $\{4, 9, 20, 21, 27, 39, 42\}$;第三类: $\{1, 5, 11, 12, 23, 30, 35, 40, 44\}$;第四类: $\{2, 3, 14, 15, 17, 18, 19, 24, 29, 31, 32, 33, 34, 36, 37, 38, 43\}$;第五类: $\{10, 28\}$.其中,集合中的数字表示变电站的编号.

聚类中心矩阵的每行表示一个聚类变电站,每列表示每个类中该用电行业所占比例.聚类中心表示的是每个聚类变电站的综合负荷特征.聚类中心矩阵表达式如下:

$$M = \begin{bmatrix} 0.920\ 0 & 0.838\ 3 & 0.752\ 3 & 0.624\ 1 & 0.379\ 7 \\ 0.015\ 3 & 0.006\ 3 & 0.013\ 1 & 0.006\ 6 & 0.055\ 5 \\ 0.024\ 4 & 0.134\ 9 & 0.202\ 1 & 0.359\ 1 & 0.427\ 1 \\ 0.040\ 3 & 0.020\ 5 & 0.033\ 5 & 0.010\ 2 & 0.137\ 7 \end{bmatrix}$$

3.2 模糊C均值聚类结果

根据FCM聚类方法进行分析,可以得到如下模糊划分矩阵和聚类中心。根据该划分矩阵,按照模糊集合中的最大隶属度原则确定每个变电站的归属类别。分类结果如下:第一类:{6,7,8,13,16,22,25,26,41};第二类:{1,4,9,11,12,20,21,27,35,39,40,42,44};第三类:{3,5,15,17,23,24,29,30,32,34,38,43};第四类:{2,18,19,31};第五类:{10,14,28,33,36,37}。

聚类中心矩阵意义同3.1节,表达式如下:

$$P = \begin{bmatrix} 0.915\ 6 & 0.832\ 3 & 0.675\ 8 & 0.607\ 8 & 0.503\ 3 \\ 0.018\ 9 & 0.008\ 5 & 0.011\ 8 & 0.008\ 8 & 0.008\ 2 \\ 0.030\ 8 & 0.136\ 7 & 0.298\ 0 & 0.373\ 4 & 0.473\ 9 \\ 0.034\ 7 & 0.022\ 5 & 0.014\ 4 & 0.010\ 0 & 0.014\ 6 \end{bmatrix}$$

3.3 分析和讨论

分析以上两种分类结果和聚类中心矩阵可得如下结论:

(1) 两种聚类中心矩阵比较。比较两种聚类中心矩阵可知,前两类的聚类中心基本上是一致的。而从第三类开始,两种聚类方法得到的聚类中心开始有了比较大的差别,AVQ神经网络聚类在考虑工业负荷比例的同时,考虑了商业负荷及其他负荷所占比重对整体分类的影响,而FCM聚类中心则主要以工业负荷比为主,忽视了其他几类负荷的影响。FCM聚类方法分析不够全面。

(2) 两种分类结果比较。FCM聚类方法把{1,11,12,35,40,44}放到第二类有一定的合理性,这几个变电站的工业负荷比例基本一致,但是这些变电站的商业负荷比例与其他变电站相比有较大差别,商业负荷比例的不同度达到10%,因此,将这几个变电站放到第三类中更合适。FCM聚类方法在其他分类中也存在忽视商业负荷比例的情况。从这一点出发,AVQ神经网络聚类方法的合理性更强一些。当然,因为工业负荷中感应电动机的比例较高,在某些着重考虑感应电动机比例的计算中,FCM也会是不错的选择,它能够重点突出比重比较大的特征。

(3) 两种分类方法与其他分类算法,例如基于等价关系的聚类方法,系统聚类法等,相比有明显的优势。这两种算法不仅可以得到合理的聚类结果,而且能够直接给出聚类中心矩阵,方便进一

步确定未进行分类的变电站所属的类别,从而快速给出适合的负荷模型。就算法本身而言,AVQ神经网络聚类方法的机时明显小于FCM聚类算法,更适合于在实际应用中进行推广。

(4) 两种聚类方法得到的聚类中心矩阵为广域测量系统(WAMS)、相角测量单元(PMU)等负荷特性测量装置的安装提供依据。由于各种原因,负荷特性测量装置在电网中大量安装是不可行的,通过聚类方法能够确定比较典型的安装点,通常选择与聚类中心矩阵最相近的负荷点进行安装。根据实际情况和需要确定分类数,并确定负荷点安装负荷特性测量装置,利用测量得到的数据可以初步建立全网的负荷参数库,同类负荷点采用共同的负荷模型。

4 结论

以变电站负荷构成比例作为基本特征向量,对AVQ神经网络模糊聚类方法和FCM聚类方法进行了对比研究。两种聚类方法不仅可以对负荷特性进行分类与综合,同时能够通过优化理论获得聚类中心矩阵,与其他聚类方法相比具有明显的优势。由于能够兼顾到各个方面的基本特征,AVQ神经网络模糊聚类方法在特征向量中的各值相差较大时也能够得到比较合理的结果;而FCM聚类方法只能够重点突出比重比较大的特征。同时,AVQ神经网络模糊聚类方法算法本身机时较小,比较适合处理大量数据。因此,AVQ神经网络模糊聚类方法更具备实际应用价值。

参考文献:

- [1] 张明理,王天,唐果,等.负荷模型对系统暂态稳定计算的影响[J].电网技术,2007,31(22):26-29.
- [2] 方舒燕,杨乃贵,连世元,等.负荷模型对电力系统暂态稳定计算的影响[J].电力系统自动化,1999,23(19):48-50.
- [3] 段献忠,包黎昕.电力系统电压稳定分析和动态负荷建模[J].电力系统自动化,1999,23(19):25-28.
- [4] 王梅义,吴竞昌,蒙定中.大电网系统技术.第2版.[M].北京:中国电力出版社,1995.168-169.
- [5] 贺仁睦,周文.电力系统负荷模型的综合.电力系统自动化[J],1999,23(19):12-16.
- [6] 鞠平,戴琦,黄永皓,等.我国电力负荷建模工作的若干建议[J].电力系统自动化,2004,28(16):8-12.
- [7] 章健.电力系统负荷建模方法的研究[D].北京:华

- 北电力大学. 1997.
- [8] 林舜江, 李欣然, 刘杨华, 等. 电力负荷特性分类方法研究[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(22): 33 - 38.
- [9] 黄梅, 杨少兵. 负荷建模中的负荷调查统计分类[J]. 电网技术, 2007, 31(4): 65 - 68.
- [10] 黄梅, 贺仁睦, 杨少兵, 等. 东北电网负荷模型的应用[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(4): 85 - 87.
- [11] 鞠平, 金艳, 吴峰, 等. 综合负荷特性的分类综合方法及其应用[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(1): 64 - 68.
- [12] 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.
- [13] 黄梅, 贺仁睦, 杨少兵. 模糊聚类在负荷实测建模中的应用[J]. 电网技术, 2006, 30(14): 49 - 52.
- [14] 石景海, 贺仁睦. 基于量测的负荷建模—分类算法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(2): 78 - 82.
- [15] 鞠平, 陆谦, 熊传平, 等. 基于日负荷曲线的负荷分类和综合建模[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(16): 6 - 9.

Characteristics Analysis of Power Load Based on Fuzzy Clustering

LI Can - bing¹, QU Fang¹, WANG Xiao - ning², WU Chun - yang¹

(1. School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. Anyang Electrical Power Company, Anyang 455000, China)

Abstract: The Adaptive Vector Quantization (AVQ) neuron network fuzzy clustering means are used to classify and synthesize load characteristics in this paper. The composition proportion of substation load is used as the characteristic vector. Two classification approaches are studied, including AVQ neuron network fuzzy clustering means and Fuzzy C Means (FCM). In case study, a case with 44 substations of Fujian province is studied using these two means. Both of them could obtain the clustering center and aggregate load characteristics. They have a clear advantage over other clustering means. Compared with FCM, AVQ fuzzy clustering means process large amounts of data more quickly. And its clustered results are more reasonable.

Key words: power system; load characteristics; classification and synthesis; fuzzy clustering