基于FCM聚类和BP神经网络的配电网线损计算方法

针对配电网线路数目多、各条线路包含大量的节点和元件、网络结构复杂、监测数据不完善，逐一计算线损工作量大、耗时长的现状，提出了一种基于FCM聚类和BP神经网络的配电网线损的实用计算方法。首先，建立涵盖线路属性和运行特性的线损特征指标体系；然后，选取已知线损和线损特征指标的配电线路构成样本集，并采用FCM聚类算法对样本进行分类，并得到每一类样本的线损特征指标和线损的范围及基准值；接着，对于每一类样本，利用BP神经网络拟合出线损特征指标偏差量与线损偏差量间复杂的非线性关系，建立配电网线损修正模型；该模型在计算未知线路的损耗时，只需确定线路所属的样本类别，并根据线路的线损特征指标偏差量修正线损偏差量，即可获得比较准确的线损计算值，上述算法可对大量的配电网线路进行有效的线损计算；最后，以某地区配电网线路的数据为例，验证了该方法的有效性和实用性。

欧阳欣/广州供电局有限公司
吴裕生/华南理工大学电力学院

欧阳欣/经济师

关键词/Keywords
配电网线损·
FCM聚类·
BP神经网络·

0 引言

配电网线损是电力企业的一项重要的经济技术指标，它综合反映了一个电力网的规划设计、生产运行和经营管理水平[1-2]。精确的线损计算有利于把握配电网的线损状况，及时发现技术和管理工作中的薄弱环节，评估线路的降损空间，并制定相应的降损策略，对电力系统的经济运行、配电网络的优化设计以及电力企业的运行管理都有重要的实际意义。

配电网中线路数目成千上万，每条线路又包含了大量的元件和节点，网络结构非常复杂。如果要逐一计算整个配电网中各条线路的损耗，必须根据每条线路的拓扑，采用潮流算法进行计算，工作量大，难以实现。因此，在实际工作中，通常采用以均方根电流为基础的简化计算方法[3]。但随着配电网电压等级的降低，其分支线路、配电变压器台数逐渐增多，使得计算过程中等效电路的元件数和节点数呈非线性增长，在统计运行资料时就需耗费大量的人力、物力。虽然单条线损的计算时间和工作量得到降低，但由于线路的数目众多，该方法仍难以满足实际工作的需求。

近年来，智能型算法发展和应用为配电网线损计算提供了新的途径[4-7]。文献[8]建立了配电网线损计算的支持向量回归模型，利用支持向量回归的拟合特性映射线损与特征参数之间复杂的非线性关系。文献[9]采用综合灰色关联分析的方法，提取与线损具有较强相关性的影响因素，并通过灰色模型预测出线路的线损率。这两种方法并不根据线路的拓扑来计算线损，而是通过建立线损影响因素与线损间复杂的非线性关系来实现线损计算。文献[10]采用K-means模糊聚类的方法对线路进行分类，根据平均线损率、线损率标准差以及线损率梯度将线路划分成不同线损特征的类别。文献[11]则重点研究不同的聚类数目对神经网络训练准确度的影响，并得到最优的聚类数目。这两个方法能够快速、大规模地近似计算线路的线损水平，但它们

国家自然科学基金重点资助项目（50937001），广州供电局科技项目（中低压配网同期有损线损指标测算模型及其应用，GZHKJ00000033）。

侧重于对配电网现有线路的分类管理，并没有明确说明如何计算未知线路的损耗。

因此，本文提出了一种基于FCM聚类和BP神经网络的配电网线损计算方法。首先建立了涵盖线路属性和运行特性的线损特征指标体系；然后，选取已知线损和线损特征指标的线路构成样本集，根据线损特征指标，采用FCM聚类算法将样本集划分为不同线损水平的几类，并得到每一类的特征指标和线损的范围及基准值。在此基础上，对于每一类样本，利用BP神经网络强拟合特性，拟合出线损特征指标偏差量与线损偏差量间复杂的非线性关系，建立配电网线损修正模型。该方法可以根据配电网中已知线损的部分线路，快速、准确地计算其他未知线路的线损，极大地减少了线损计算的工作量。而且，一旦建立起该地区的线损计算模型，当线路的运行条件发生变化或者新建配电线路时，可以根据该模型快速、简单地计算出线损。

1 线损特征指标体系

配电网网络结构复杂，元件参数多种多样，运行条件多变，使得不同线路的损耗各有不同。可以认为，线损是由元件参数和运行条件等各种因素共同作用的结果。这些因素包括：线路长度、供电量、变压器容量、电缆化率和平均功率因数等。考虑到配电网信息的完整性还有待提高，本文选取线路总长、有功供电量、无功供电量以及配电变压器总容量四个较易获取数据的指标，从线路属性和运行状态两个方面来反映配电网线损的特征。各线损特征指标的具体分析如下。

1.1 线路总长（X_1）

线路总长越长，线路的阻值越大，线路的损耗就越大。并且线路长度太长容易引起线路末端的电压跌落问题，增大了线路损耗。

1.2 有功供电量（X_2）

对于同一型号的线路，有功供电量越大，线路上流过的电流也就越大，线路的损耗就越大。

1.3 无功供电量（X_3）

电网中存在大量的无功负荷，需要系统供给无功供电量。无功供电量大表示系统中流动的无功电流大。导致电流的有效值增大，从而产生有功电能损失，增加线路损耗。

1.4 配电变压器总容量（X_4）

配电变压器总容量是指挂接在线路上的所有变压器的额定容量总和。变压器损耗是配电网线损的重要组成部分。一般来说，相同型号的配电变压器，其容量越大，变压器的固定损耗就越大。

2 配电网线损计算方法

2.1 线损计算模型的设计过程

（1）线路的分类

对配电网线路进行分类的原因主要有以下两个方面。

1）根据线损特征指标对配电网线路进行聚类，可以将具有相似特征的线路归到同一类中。由于线损是线损特征指标综合作用的结果，因此，可以认为同一类线路具有相近的线损水平。这样，就可以通过已知线损的样本集来设计线损计算模型，在计算未知线路的线损时，只要确定线路的类别，便能根据线损特征指标求出其线损。

2）通过对线路分类，使得分类后每一类线路的样本较少，样本间的相关性更强，可以减少隐含层的数目，改善神经网络的收敛性，提高神经网络的训练速度和训练准确度。

本文采用FCM聚类算法[12-14]对配电网线路进行分类，具体的步骤如下。

1）挑选配电网中具有代表性的n个样本$X=\{x_1, x_2,\cdots,x_n\}$，收集样本的线损特征指标及线损值，并对数据进行一致化和无量纲化预处理，本文选用极值处理法。

2）以预处理后的线损特征指标作为输入，将样本集X划分为c（$c>1$）类，聚类过程是通过不断迭代隶属度u_{ij}和聚类中心v_i，使得目标函数值$J_{FCM}(U,V)=\sum_{i=1}^{c}\sum_{j=1}^{n}u_{ij}^{m}d_{ij}^{2}$达到最小，迭代的公式为

$$u_{ij}=\left[\sum_{r=1}^{c}\left(\frac{d_{ij}}{d_{rj}}\right)^{\frac{2}{m-1}}\right]^{-1} \tag{1}$$

$$v_i=\frac{\sum_{j=1}^{n}u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^{n}u_{ij}^m} \tag{2}$$

式中，$m>1$为模糊系数；$U=\{u_{ij}\}$为隶属度矩阵；u_{ij}为第j个样本x_j属于第i类的隶属度；$V=\{v_1,v_2,\cdots,v_c\}$为各聚类中心向量集；$d_{ij}=\|x_j-v_i\|$为样本点x_j到中心v_i的距离。

3）输出线路的分类结果，以及每一类线路的线损特征指标和线损的范围及基准值。其中，线损特征指标基准值是各指标的聚类中心，而线损基准值则是通过同一类中的所有样本的线损平均值确定的。

（2）配电网线损修正模型

前面已经对样本进行分类，并且得到每一类的线损基准值。但对于同一类线路，样本的线损特征指标也不完全相同，导致线损与线损基准值间存在一定程度的偏差。因此，对于每一类线路，本文采用BP神经网络拟合线损特征指标偏差量与线损偏差量间的关系，设计配电网线损修正模型。对于任意一类线路，BP神经网络训练的基本步骤如下[15-16]。

1）计算该类中所有样本的线损特征指标与线损特征指标基准值的偏差量、线损与线损基准值的偏差量，并对数据进行标准化处理。

2）以所有样本的线损偏差量作为期望输出，线损特征指标偏差量作为输入，进行训练，确定网络的隐含层与输出层之间的权值和阈值，设计线损修正模型。

2.2 线损计算模型的使用过程

根据2.1节设计的线损计算模型，如果要计算一条未知线路的线损，首先必须先确定该条线路所属的类别。具体方法如下。

1）判断未知线路的四个指标$X_1\sim X_4$是否都落在某一类的指标范围内，如果是，即可判定未知线路属于该类线路。

2）如果四个指标无法同时落在某一类线路的指标范围内，则可采用贴近度来判断未知线路与哪个类别最接近。本文采用综合贴近度（即欧氏贴近度和模糊贴近度的平均值）进行判断，欧氏贴近度反映了模糊集之间元素的相对距离，模糊贴近度反映模糊集之间的最大元素值和最小元素值的比值，采用它们的综合结果能够更好地说明模糊集间的关系。计算方法为

$$\eta_i=\frac{1}{2}(N_i+\delta_i) \tag{3}$$

$$N_i=1-\frac{1}{\sqrt{n}}\left\|X-V_i\right\| \tag{4}$$

$$\delta_i=\frac{1}{2}[X\otimes V_i+(1-X\odot V_i)] \tag{5}$$

式中，δ_i、N_i为未知线路与第i类线路的欧氏贴近度、模糊贴近度；$X=\{X_1,X_2,X_3,X_4\}$为未知线路的线损特征指标向量；$V_i=\{v_1,v_2,v_3,v_4\}$为第i类线路的特征指标基准值向量。

η_i越大，表示未知线路与该类线路越接近，因此可以判定未知线路属于$\max\{\eta_i\}$的类别。

在确定线路的类别之后，只要将线路的线损特征指标偏差量输入到由样本集设计的线损修正模型中，便可以求得线损的修正量$\Delta\lambda$，则线路的线损λ为

$$\lambda=\lambda_B+\Delta\lambda \tag{6}$$

式中，λ_B为该类线路的线损基准值。

2.3 配电网线损计算流程

综上所述，所提出的配电网线损计算方法包括三个部分。第一部分是设计线损特征指标体系，主要任务是筛选线损特征指标（不局限于本文选取的四个特征指标），并设计样本集用于下阶段的聚类和神经网络训练；第二部分是设计线损计算模型，这部分首先采用FCM算法对样本集进行聚类，并利用BP神经网络设计每一类线路的线损修正模型；第三部分是未知线路的线损计算，该部分用于计算样本集以外的线路或者样本集中的线路在运行条件发生变化时的线损。本文

所设计的配电网线损计算的流程如图1所示。

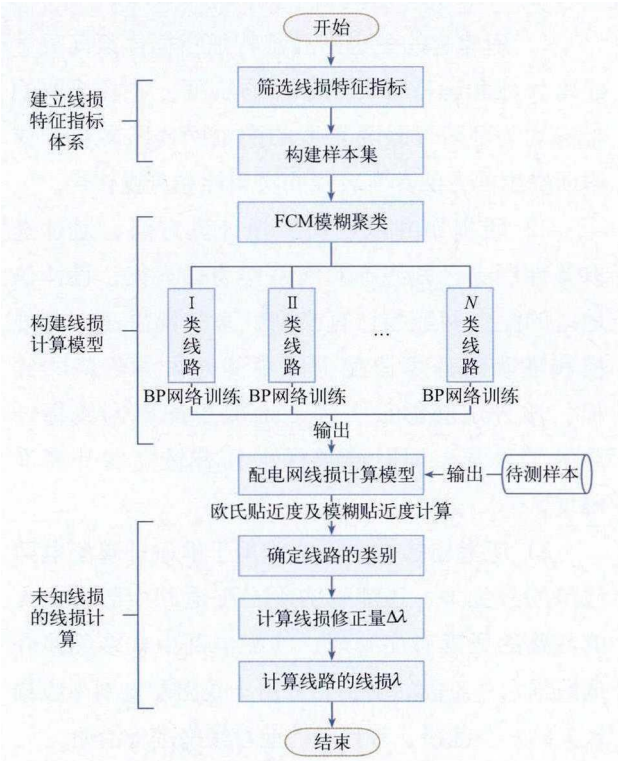

图1　配电网线损率的计算流程

3　实例分析

为了验证所提出方法的有效性和实用性，以某地区实际的配电网为例，选取该配电网中60条已知线损以及线损特征指标的线路作为样本集（线损可以通过潮流算法或者均方根电流法计算得到），用于设计线损计算模型。另外选取五条已知线损和线损特征指标的线路作为测试样本，用于测试所提出计算方法的准确性和实用性。

首先，采用FCM聚类算法，根据线损特征指标$X_1 \sim X_4$将60条线路样本划分为五类，并求得每一类样本中指标的范围和基准值。FCM聚类的结果如表1所示（表1中，各指标的表示形式为[最小值，基准值，最大值]，线损基准值λ_B为该类所有样本的线损平均值）。

从聚类的结果来看，60个样本按照四个聚类指标分成了线损水平不同的五个类别，并且四个指标的基准值间有着明显的界限，能够较好地将具有不同指标的线路分隔开来。另外，从线损最小的样本类别I和线损最大的样本类别V的比较中可以看出，类别V中的线损特征指标的基准值明显大于类别I，说明$X_1 \sim X_4$与线损变化呈现正相关的关系。

表1　样本的聚类结果

类别	X_1/10⁴kW·h	X_2/10⁴kvar·h	X_3/ kV·A	X_4/km	λ_B/10⁴kW·h
I	[3.1，18.0，35.6]	[3.8，17.5，32.9]	[430，1 293，2 060]	[3.3，20.3，41.4]	1.22
II	[23.2，42.5，77.7]	[9.4，42.4，66.6]	[610，2 779，3 990]	[3.1，12.1，19.2]	2.48
III	[20.1，33.2，47.8]	[24.7，37.1，79.2]	[2 080，3 135，7 590]	[43.4，67.1，102]	4.41
IV	[33.2，56.0，74.9]	[49.8，55.1，71.6]	[2 800，3 659，8 255]	[22.6，46.0，50.6]	5.44
V	[111.7，140.6，190.3]	[40.4，112.5，130.2]	[6 160，7 011，7 330]	[13.6，24.7，40.6]	8.02

接着，根据线路的分类结果，分别以每一类中的所有样本作为训练样本，设计关于线损特征指标修正量与线损修正量之间的BP神经网络，得到线损修正模型。其中，第I类样本的训练结果如图2所示。

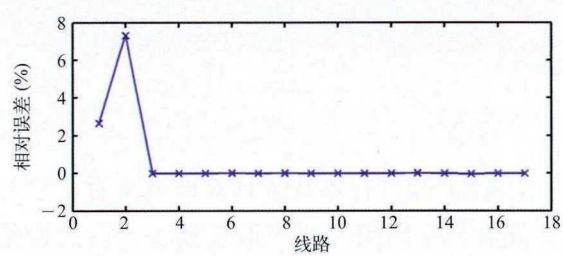

图2　第I类样本的训练相对误差

从图2的训练结果可以看出，对于第I类的17个样本，只有两个点的训练误差较大，但都不超过10%。其他点的训练误差都在1%以内，训练效果较好。分别对另外四类线路进行训练，训练结果的误差分布情况如表2所示。表2中，E为网络训练的相对误差，表2中的数字代表线路的数目。

从表2中可以看出，五类线路中，仅有第一类样本中的两条线路的训练误差大于1%，其他线路

表2 网络训练结果的误差分布情况

参数	类别				
	Ⅰ	Ⅱ	Ⅲ	Ⅳ	Ⅴ
线路数目	17	7	5	17	14
$E<1\%$	15	7	5	17	14
$1\%\leqslant E\leqslant 10\%$	1	0	0	0	0
$E>10\%$	1	0	0	0	0

的训练误差都非常小。各网络的拟合效果都非常好，表明线损特征指标与线损之间存在良好的对应关系。到此为止，本文所设计的线损计算模型已经设计完成。

为了验证该模型的正确性和实用性，下面以五条已知线损和线损特征指标的线路进行测试，并说明如何计算未知线路的线损。这五条线路的线损特征指标分别[44.6，46.5，5 220，12.6]、[89.9，90.8，4 500，11.8]、[148，11.2，6 060，29.8]、[33.4，57.6，6 095，98.3]、[15.8，18.2，1 700，37.2]，它们的线损分别为2.40、4.68、5.16、5.82和1.69。分别计算这五条线路与聚类得到的五类线路的线损中心的综合贴近度，确定线路所属的类别，并将它们的线损特征指标偏差值输入到对应的神经网络中，得到线损的偏差量，进而计算出线损值，计算结果如表3所示。

表3 测试样本线损计算结果

测试线路编号	所属线路类别	线损计算值	实际线损值	相对误差(%)
1	Ⅴ	2.31	2.40	−3.75
2	Ⅱ	4.42	4.68	−5.55
3	Ⅲ	5.01	5.16	−2.90
4	Ⅳ	5.93	5.82	1.89
5	Ⅰ	1.72	1.69	1.78

从表3的测试样本线损计算结果来看，线损的计算值与实际值之间的误差较小，最大误差为5.55%，最小误差为1.78%，平均相对误差仅为3.17%。从而验证了所提出的配电网线损计算模型的准确性。而且，在计算未知线路的线损时，只要输入线路的线损特征指标，就能够快速地计算出该条线路的线损值，可以实现多条线路同时计算，极大地减少了计算的工作量和工作时间。

4 结束语

1）所建立的配电网线损特征指标体系涵盖了线路属性和运行特性两方面的特征。并且选取的指标均为现阶段较易获取的配电网线路参数，使得所提出的方法具有较强的实用性和可操作性。

2）所提出的配电网线损计算方法，通过选取某地区中已知线损的线路作为样本集，设计该地区的配电网线损计算模型，来实现快速、大规模和准确地计算该配电网中其他未知线路的线损。该方法能够很大程度地减少配电网线损计算的工作量，同时能够保证具有较高的计算准确度。

3）所提出的方法除了能用于准确计算配电网线路的线损外，还能够实现对配电网中数目庞大的线路的合理有序管理，将配电网中众多线路分成线损水平不同的类别，可用于找出配电网中线损较大的一类线路，有针对性地对线路进行治理。

综上所述，所提出的基于FCM聚类和BP神经网络的配电网线损计算方法，除了能够对配电网中现有的数目庞大的线路进行系统化、有序化管理外，还能精确计算未知线路的损耗，具有极高的推广价值和应用价值。通过本文的实例分析，也验证了该方法的有效性和普遍适用性。

参考文献

[1] 张恺凯，杨秀媛，卜从容，等．基于负荷实测的配电网理论线损分析及降损对策 [J]．中国电机工程学报，2013，33 (增刊1)：92-96.

[2] 姜惠兰，刘文良，孟庆强，等．配电网线损计算径向基函数神经网络方法 [J]．自动化学报，2007，33 (3)：334-336.

[3] 杨秀台．电力网线损的理论计算和分析 [M]．北京：水利电力出版社，1985.

[4] 文福拴，韩祯祥．基于分群算法和人工神经网络的配电网线损计算 [J]．中国电机工程学报，1993，13 (3)：41-50.

[5] 辛开远，杨玉华，陈富．计算配电网线损的GA与BP结合的新方法 [J]．中国电机工程学报，2002，

22 (2)：79-82.
[6] 李秀卿，赵丽娜，孟庆然，等．IGA优化的神经网络计算配电网理论线损 [J]．电力系统及其自动化学报，2009，21 (5)：87-91.
[7] 文福拴，韩祯祥．联合采用Kohonen模型和BP模型的配电网线损计算 [J]．电工技术学报，1993 (3)：16-20.
[8] 黄训诚，何方国，齐欢．基于支持向量回归的配电网线损计算模型 [J]．电力系统保护与控制，2008，36 (18)：51-54.
[9] 张勇军，石辉，翟伟芳，等．局域层次分析法－灰色综合关联及多灰色模型组合建模的线损率预测 [J]．电网技术，2011，35 (6)：71-76.
[10] 刘涛，杨劲锋，阙华坤，等．基于聚类的线损分析研究 [J]．华东电力，2013，41 (7)：1452-1455.
[11] 姜惠兰，安敏，刘晓津，等．基于动态聚类算法径向基函数网络的配电网线损计算 [J]．中国电机工程学报，2005，25 (10)：35-39.
[12] 伍忠东，高新波，谢维信．基于核方法的分类型属性数据集模糊聚类算法 [J]．华南理工大学学报：自然科学版，2004 (9)：23-28.
[13] 肖位枢．模糊数学基础及应用 [M]．北京：航空工业出版社，1992.
[14] 曲福恒，崔广才．模糊聚类算法及应用 [M]．北京：国防工业出版社，2011.
[15] 王德明，王莉，张广明．基于遗传BP神经网络的短期风速预测模型 [J]．浙江大学学报：工学版，2012，46 (5)：837-841.
[16] 李松，刘力军，翟曼．改进粒子群算法优化BP神经网络的短时交通流预测 [J]．系统工程理论与实践，2012，32 (9)：2045-2049.

（收稿日期：2016－12－10）EA

(上接第43页)

然而本文仅是在Matlab数值仿真的基础上对此类不确定系统的控制问题进行了必要的分析，有必要根据其机构模型，构建其ADAMS 模型，并结合Matlab仿真软件进行联合仿真，以进一步验证系统模型的正确性和算法的可行性。同时，若将所有理论分析应用于实际，还需要一套完整的硬件系统，这也是今后研究的一个重要方向。

参考文献

[1] 王永富，柴天佑，迟瑛，等．基于干扰观测器的一类非线性系统的自适应模糊控制 [J]．控制理论与应用，2005，22 (3)：395-401.
[2] 石如冬．自适应模糊控制算法研究及其实现 [D]．哈尔滨：哈尔滨工业大学，2008.
[3] 刘霞，黄琦，陈勇．不确定遥操作系统带干扰观测器的自适应控制 [J]．控制理论与应用，2012，29 (5)：681-687.
[4] Chen W H，Ballance D J，Gawthrop P J，et al．A nonlinear disturbance observer for robotic manipulators [J]．IEEE Transactions on Industrial Electronics，2000，47 (4)：932-938.
[5] Nikoobin A，Haghighi R．Lyapunov-based nonlinear disturbance observer for serial n-link robot manipulators [J]．IEEE Transactions on Industrial Electronics，2009，55 (2/3)：135-153.
[6] 訾斌．超大型天线馈源指向跟踪系统的力学分析及控制研究 [D]．西安：西安电子科技大学，2007.
[7] Ho Seong Lee．Robust digital tracking controllers for high-speed/high-accuracy positioning systems [D]．Berkeley：University of California，1994.
[8] 马娟．大射电望远镜馈源柔索支撑系统的建模与控制 [D]．西安：西安电子科技大学，2009.
[9] 刘柏廷，吴云洁，黄延福．基于模糊干扰观测器的自适应反演滑模控制研究 [J]．系统仿真学报，2011，23 (8)：1677-1680.
[10] 于靖，陈谋，姜长生．基于干扰观测器的非线性不确定系统自适应滑模控制 [J]．控制理论与应用，2014，31 (8)：993-999.

（收稿日期：2016－08－20）EA