

集成神经网络在配网线损分析中的应用

张超,刘宪林

(郑州大学工学院电气工程学院,河南 郑州 450002)

摘要: 利用神经网络和信息融合技术,建立了针对配网结构和运行特点的线损分析数学模型。基于该模型实现了对配网线损的分析。该模型以影响配网损耗的几个因素为基本模块,各模块根据自身特点选取相应变量,在整个系统的运作过程中又可对特定参数进行动态的调整,使线损分析简单、灵活、直观、全面。实例验证了采用该方法可得到较为满意的结果。

关键词: 集成神经网络; 信息融合; 配网线损分析

中图分类号: TM714 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-4897(2002)07-0003-04

1 引言

配网线损在整个电网线损中占有相当大的比例,因此,有效地降低配网线损对实现电力系统经济运行具有重要的意义。配网线损与电网结构、线径、变压器效率、无功电源、负荷特征等多种因素有关。以这些因素为出发点,通过线损分析快速、准确、简便地判断出所给配网线损过大的原因,是制定降损方案的前提。

虽然人工神经网络在电力系统的暂态安全分析、机组最优组合、无功电源最优分布等多个方面得到尝试^[3,11],为系统分析提供了科学的手段,但在配网线损分析方面还很少见。而且常用的损耗分析方法多采用枚举法、对比法^[4,6],速度慢,不能充分地利用各种信息。随着配网规模的扩大,需要研究新的更有效的配网线损分析方法。

本文将人工神经网络引入到配网线损分析之中,利用集成神经网络建立配网线损分析的数学模型。该模型将所获数据通过 kohonen 网分配到所属类别中,再通过置信矩阵、权矩阵得到损耗分析的结果。在进行分配、转换的过程中,计及了运行经验和各种融合的信息,且可以随时根据计算数据对某些参数作动态的修正,从而能够得到趋于实际、合理的线损分析结果。

2 集成神经网络

2.1 网络介绍

一般来说,神经网络分为输入层、隐藏层和输出层,本文依据配网的特点将集成神经网络分为分配层、融合层和输出层三层。二者的不同之处在于,一般神经网络的输入层需将输入变量按既定的模式输入,

而后者不需要事先按既定模式输入变量,它通过分配层将各种信息进行有效的分类,简化了后续计算量;一般神经网络的隐藏层通过样本学习或其他方法,修正连接权值,不能兼顾来自各方面的信息,融合层则将各类数据信息和非数据信息(如运行经验)适当地有效组合,可以充分利用各类信息;另外,集成神经网络中的某些过程可人工干预,而前者不能。各层的具体作用为:分配层将输入变量根据所属类型有效地分配到各自对应的子网 N_i 中去;融合层将前一层输出变量根据所构造的模型公式适当的融合,而这种融合是模块自身、模块之间、人机模块程序之间各种数据信息的综合。它不是单纯意义上的数据的加权,而是数据样本所隐藏的统计信息与模型类型的特征向量信息的集成,它既从整体上反映了所构造的数学模型的系统性能,又从局部(子网)体现了组成模块的特征向量对所属模块的灵敏度(影响程度);输出层依据实际定制的判定公式(可以根据需要做动态的修正)计算出损耗原因的可能性大小(置信度)。集成神经网络结构如图 1 所示:

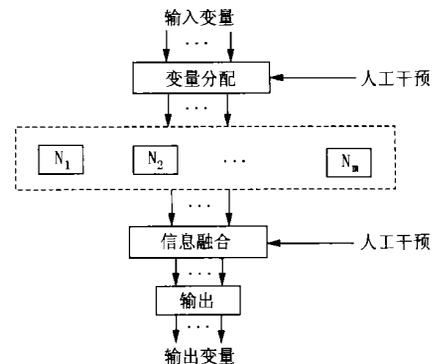


图 1 集成神经网络

其中变量分配采用具有自组织特征的 Kohonen

网实现。该网输入的是运行参数和结构参数,输出的则是所属类别的对应变量。它不仅反应速度非常快,而且模拟过程是单向前馈式,比较适合作为分类网,如图2所示。该网的特点是自动向环境学习,捕捉网中的主要特征,并通过学习的深入拓扑到相近的权值变量。当运行状态变化时,可随时纳入新的数据,实现其自适应。

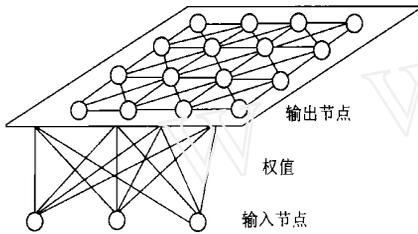


图2 Kohonen网

图1中子网 N_i 把由Kohonen网分配得到的输出变量作为子网的输入变量,并把它们在各子网中转换为信息融合层所需的变量格式。

信息融合层的输入变量为子网的输出变量。对配网线损分析而言,这些变量为变压器铜损、变压器铁损、线路损耗、理论线损率、统计线损率、功率因数、负荷、管理指标等运行和技术参数转换后的特征值。该层输出变量为子网中各类损耗原因(具体表现为线径细、高损变压器多、无功电源不足、管理等)的可能程度。融合层结构具体如图3所示:

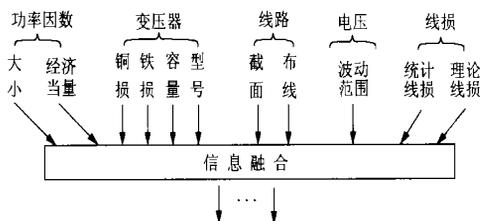


图3 融合层结构图

图3中各输入变量按既能反映所属类别的特点,又能影响配网损耗的原则选取。具体说来,功率因数分为大小和经济当量,其中大小偏小时,造成系统无功电源不足,电压下降,导致损耗增加;偏大时,虽然有利于降低损耗,但是可能造成电压越限,甚至出现无功倒流,进而影响损耗的大小;经济当量是衡量无功功率相对线损的经济参考值,它的大小反映了线路运行的经济性,由其来判断损耗值是否过大。与此类似,变压器各变量的选取是考虑到铜损、铁损,前者与电压成反比,后者成正比,根据网络的特点(如农网,铁损相对铜损占比重大),分析是否由于电压的大小引起变压器损耗过大,而最终使总损耗较大;由于在目前的网络中仍存在大量的高损耗变

压器,因此,变压器的型号也可参与到损耗原因的分析过程中,通过考查线路中变压器型号,确定是否由于高损耗变压器的存在引起总损耗较大。考虑导线截面,是由于截面小,传输容量低、线路损耗高;考虑布线(包括负荷密集程度、偏离负荷中心程度),是由于有些线路其干线下分支线过多,不能满足负荷增长的需要,同时又产生不必要的线路损耗而引起总损耗增加。考虑电压波动范围是由于电压波动幅度反映了线路是否正常运行,从而确定是否为引起损耗的原因。线损率中统计线损和理论线损反映总体损耗的分布比例,二者之间的差额决定了管理部分是否合理,适当的管理指标也可衡量管理是否合理,由这两点确定是否由于管理不当使损耗较大。

输出层则是将融合层得到的输出变量作为输入量,根据相应的权重,加权求和,得到输出变量,即全网各种损耗原因的置信度。权重可以由样本学习获得也可以人工给定。

2.2 基于集成神经网的配网线损分析算法的实现

基于集成神经网的配网线损分析算法流程如图4。

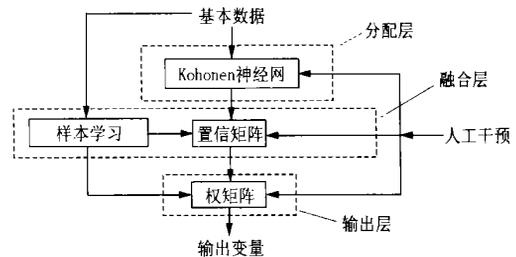


图4 算法流程图

2.2.1 变量分配的步骤

变量分配指的是先收集所需数据,然后以自定的模式转为输入,接着映射到二维输出平面的某点上,亦即落入所属类别中。输入的是已建立的运行模式,输出的是所属类别的特征值。变量分配步骤如下:

- 对变量初始化,置循环次数 $k=0$;
- 输入一个新样本;
- 输入与全部可能输出节点的距离 d_{ij} ;

$$d_{ij} = \sum_{l=1}^n [x_{il}(k) - w_{lj}(k)]^2 \quad (j=1, 2, \dots, m)$$

式中 $x_{il}(k)$ 为 k 时第 i 个输入向量的第 l 个分量; $w_{lj}(k)$ 为输出节点的标准值, $w_{lj}(k) = e^{-|\text{net}[x_{il}(k)]|}$, $|\cdot|$ 为变量 x_{il} 在网络中组成的测度空间的测度值, $\text{net}[x_{il}(k)]$ 为把 $x_{il}(k)$ 取成有效位数内的值;

- 求最小距离对应的节点 j^* ;
- 修正节点 j^* 及其邻域 (j^*, d) 内的节点权值

(d 值人为给定),即:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + (k) [x_{ij}(k) - w_{ij}(k)]$$

$$j \in (j^*, d)$$

式中

$$(k) = \begin{cases} \mu_k \cdot d_j^* & j = j^* \\ \mu_k \cdot d_j & j \in (j^*, d), j \neq j^* \\ 0 & j \notin (j^*, d) \end{cases}$$

其中 μ_k 为控制计算有效性的乘子,用以保证 w_{ij} 取得有效的值。其表达式为

$$\mu_k = \begin{cases} \frac{1}{d_{j\max}} & d_{j\max} < dd \\ 0 & d_{j\max} > dd \end{cases}$$

式中 dd 为 d 的最大给定值,用以限定 $d_{j\max}$ 的范围。

f. 判断 (k) 是否满足,不满足则令 $k = k + 1$,转向步骤 b 继续执行。如果条件无法满足则转向手动修改。

2.2.2 子网输出的计算

子网 N_i 输入输出关系如下式所示:

$$y_i = P \times x_i \quad (i = 1, 2, \dots, k)$$

式中 x_i ——由 kohonen 神经网络得到的子网 N_i 的输入变量, $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]^T$;

y_i ——子网 N_i 对应的输出变量, $y_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{im}]^T$,其维数和变量的含义与全网输出的相同;

P ——置信矩阵, $P \in R^{n \times m}$,由样本学习或人工给定,表征单个子网输入变量针对全网输出的置信度。

2.2.3 全网输出的计算

全网的输出为各子网融合后变量的加权和,如下式所示:

$$u = \sum_{i=1}^k w_i \cdot y_i$$

式中 w ——各子网在整个网中的权重,可人工调整, $w = [w_1, w_2, \dots, w_k]^T$;

u ——全网的输出结果,表征各类损耗原因对损耗总体的影响程度, $u = [u_1, u_2, \dots, u_m]^T$ 。

上述各种变量,有的根据配网的结构参数和运行参数获得,有的则需经过采集样本进行训练获得。同时,各系数矩阵的确定考虑了运行的经验,其维数的确定既要保证信息采集的多元化(信息尽可能全面,但要避免由此带来的维数灾的问题),又要保证

信息处理快速、准确(层数的选取不要太多)。

3 实例

以某 10kV 配电线路(部分)来说明基于集成神经网络的配网线损分析的实现过程,配电线路结构如图 5 所示。

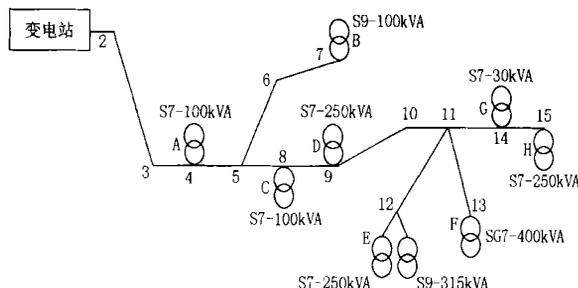


图 5 10kV 配电线路(部分)
该线路某月测试结果如表 1 所示:

表 1 实例基本数据

总损耗	线路损耗	功率因数	理论线损率	铜损	铁损	有功电量	负荷
(kWh)	(kWh)		(%)	(kWh)	(kWh)	(kWh)	(kVA)
							P_{\max} P_{\min}
68664.55	29536.77	0.710	5.722	35218.18	3909.6	1200000	2700 1800

该配电线路主线路型号为 LG-70,分支线路为 LG-25 和 LG-35。各点的负荷性质为:A、B 为冶炼区,C、F 为水泥厂,D、E 为烟煤矿,G、H 为农电。由所给数据可得线路损耗率 43.02%,铜损率为 51.29%,铁损率为 5.694%,最小负荷率为 66.7%。

根据前述构造集成神经网络。各层参数设置如下:

采用 4 个子网 N_i ($i = 1, 2, 3, 4$),依次为线路子网 $N_1 = \{\text{线径}\}$ 、变压器子网 $N_2 = \{\text{型号,容量,铜损率,铁损率}\}$ 、功率因数字子网 $N_3 = \{\cos\}$ 、负荷子网 $N_4 = \{\text{负荷率}\}$;全网输出变量为 $u = \{\text{线径太细,高损变压器多,无功电源不足,负荷波动幅度大}\}$,此处暂不考虑布线以及管理是否合理等因素对线损的影响。

根据对图 5 所示线路的某月测量信息,得各子网的输出为

$$y_1 = [0.61 \quad 0.40 \quad 0.55 \quad 0.32]^T$$

$$y_2 = [0.40 \quad 0.61 \quad 0.40 \quad 0.20]^T$$

$$y_3 = [0.15 \quad 0.24 \quad 0.50 \quad 0.00]^T$$

$$y_4 = [0.30 \quad 0.20 \quad 0.40 \quad 0.53]^T$$

由结果看,损耗原因在子网中分别表现为线径太细、高能耗变压器多、无功电源不足、负荷波动幅度大。

全网的输出权重矩阵为

$$w = [0.3458 \quad 0.3380 \quad 0.7353 \quad 0.1452]^T$$

全网的输出为

$$u = [0.50 \quad 0.55 \quad 0.77 \quad 0.26]^T$$

从最终的融合结果看,集成神经网络给出了影响总体损耗的各类原因的置信度。线路功率因数只有0.710,使得无功电源不足而导致总损耗较大的可能性为0.77;线路上带有诸如:水泥厂、冶区、煤矿、农庄等不同性质的负荷,使得负荷波动较大而引起总损耗较大的可能性为0.26;线路中变压器 S_7 型且低容量的占居多数,损耗率达到了56.98%,使得高耗变压器多而造成总损耗较大的可能性为0.55;线路主干线截面为 70mm^2 ,分支线为 25mm^2 或 35mm^2 ,线径太细而导致总损耗较大的可能性为0.55。综合考虑各子网(包括运行经验),得出无功电源不足可能性最大,可能性为0.77。由此可见,基于集成神经网的配网线损分析所得结果不仅综合了各子网的信息,而且各子网的信息在结果中也有所体现。

4 结论

本文选用 Kohonen 网结构进行初始变量分配,参数的选取从样本的学习、运行经验和考核标准等几方面获得,并可以随管理、运行或用户的要求进行动态的修改,从而可以较为全面地反映线路的运行情况,灵活地制定降损方案。从实例结果也可看出该分析方法确实较为贴切地做到了这一点。该方法采用模块化搭建整个体系,融合技术贯穿于其中,既保证了模块之间的相互联系又不失模块自身的相对独立性,且计算过程也较为简便。与此同时,神经网络的发展日趋走向成熟,诸如地理信息系统(GIS)等先进的方法、Map Info 等计算机软件也不断应用到电力系统中,为分析提供了越来越多的可靠、完整的在线、离线数据信息,这些都将促进该方法在准确、快

速、有效方面的改进和完善。随着电力系统经济运行方式的进一步提倡,越来越需要简单、方便、实用、有效的分析方法来指导电网的运行和管理。因此,该方法由于其自身的特点,发展前景将更加广阔。

参考文献:

- [1] 丁毓山,俞淳元. 线损管理系统及其软件设计[M]. 北京:中国水利水电出版社,1995.
- [2] 李卫东,柳焯,郭玉红,等. 基于电力系统运行模式及人工神经网络的潮流并行算法[J]. 电力系统自动化,1997,21(5):10-14.
- [3] 邢春颖,阳影,等译. 现代神经网络应用[M]. 北京:电子工业出版社,1996.
- [4] 罗毅芳,刘巍,施流忠,等. 电网线损理论计算与分析系统的研制[J]. 供用电,1997,14(3):30-33.
- [5] 李彬华. 电网灵敏度分析的改进增量网络法[J]. 云南工业大学学报,1997,13(2):70-74.
- [6] 施流忠,杨东俊,刘巍,等. 配电网线损理论计算与分析系统的开发研制[J]. 供用电,1999,16(5):20-21.
- [7] 王春生,彭建春,卜永红. 配电网线损分析与管理系统研制[J]. 中国电力,1999,32(9):48-50.
- [8] 彭建春,王春生,杨期余,等. 配电网线损集成管理系统[J]. 中国电力,2000,33(9):70-72.
- [9] 刘洁,丘明德,余熙. 配电网性能分析数据库及其管理系统的建立[J]. 电力系统自动化,2000,24(10):66-68.
- [10] Xu W, Liu Y, Koval D, et al. Using Spreadsheet Software as a platform for PowerSystem Analysis[J]. IEEE Computer Applications in Power,1999,12(1):41-45.
- [11] Jeffrey J Bbnn, Guillermo, Irisar D. Integrating AI Applications in an Energy Management System[J]. IEEE Expert Intelligent System & their Applications, 1977,12(6):38-42.

收稿日期: 2001-10-26

作者简介: 张超(1977-),女,硕士研究生,研究方向为电力系统分析与控制; 刘宪林(1955-),男,硕士生导师,教授,研究方向为电力系统分析与控制。

Application of integrating neural network in the line-loss analysis of distribution network

ZHANG Chao, LIU Xian-lin

(College of Electric Engineering, Zhenzhou University, Zhenzhou 450002, China)

Abstract: By using of neural network and the technology of information fusion, a mathematic model to lineloss analysis is established, against the features of constructure and running of distribution network, based on which the lineloss analysis of distribution network is realized. The model takes several factors affecting the lineloss of distribution network as the basic modules, which choose their corresponding variable according their self-features, and can make the dynamic adjustment for specified parameters during the course of system running. So it can make the procedure of lineloss analysis simple, flexible, intuitionistic and comprehensive. It is tested, by practical example to lineloss analysis that the alogrithm can obtain satisfied result.

Key words: integrating neural network; information fusion; distribution lineloss analysis