

基于模糊神经网络的风电场无功补偿容量研究

邱道尹, 田芳, 宋慧娟

(华北水利水电学院 电力学院, 河南 郑州 450011)

摘要:以某一风电场为研究对象,提出基于模糊神经网络的风电场无功补偿容量计算方法.以该风电场的有功功率为输入,通过潮流计算得到使风电场母线电压稳定所需的无功补偿容量.计算结果表明,该方法能够准确计算风电场所需无功补偿容量,简化了风电场无功补偿容量计算过程.

关键词:风力机组;无功补偿容量;模糊神经网络;风电场;潮流计算

中图分类号:TM614 **文献标志码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.2095-476X.2013.02.007

Research on reactive power compensation capacity based on fuzzy neural network for wind power station

QIU Dao-yin, TIAN Fang, SONG Hui-juan

(College of Electric Power, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450011, China)

Abstract: With a wind power station as the research object, a computing method of reactive power compensation capacity was presented based on fuzzy neural network for wind power, which takes the active power of the wind power station as input, calculates the reactive power compensation capacity through power flow calculation to stabilize the bus voltage for wind power station. The calculation results showed that this method could accurately calculate the reactive power compensation capacity for wind power station, simplified calculation process of wind power reactive power compensation capacity.

Key words: wind turbine generator; reactive power compensation capacity; fuzzy neural network; wind power station; power flow calculation

0 引言

风力发电是当今绿色能源发展中技术最成熟、最具规模的发电方式之一,在减轻环境污染、调整能源结构方面有其重要贡献.但风能是一种不稳定的能源,具有很强的随机性,风电机组的有功出力随着风速不同而随机变化.当风电场接入电力系统后,会给电力系统稳定性带来影响.文献[1-4]研究了风电场并网后对电力系统安全稳定的影响;文献[5-6]讨论了含风电厂电力系统的潮流计算方

法,并给出了系统母线电压随风速变化的规律和无功补偿方案;文献[7]用遗传算法求解风电场无功补偿装置的容量,并给出了投切电容器的控制方法;文献[8]讨论了随机粒子群算法在风电场无功补偿中的应用.

本文拟通过分析含风电场的电力系统潮流计算方法,讨论风电机组有功功率、无功功率和母线电压的关系,针对风电场无功补偿容量计算过程计算量大、计算过程复杂、不能对风电场无功补偿容量进行实时计算等问题,提出一种基于模糊神经网络

络的风电场无功补偿容量计算方法,以某风电场的实际功率为输入,计算该风场所需的无功补偿容量,以简化风电场无功补偿容量计算过程。

1 风电场无功容量的确定

1.1 风电机组的简化模型

风电机的功率曲线一般由风机制造厂商随风机提供给用户,其计算公式为

$$P = \begin{cases} 0 & v \leq v_{\text{cut-in}}, v \geq v_{\text{cut-out}} \\ A + Bv + C^2v^2 & v_{\text{cut-in}} \leq v \leq v_r \\ P_r & v_r \leq v \leq v_{\text{cut-out}} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $v_{\text{cut-in}}$ 和 $v_{\text{cut-out}}$ 分别表示风电机组的切入风速和切出风速; v_r 是风电机组的额定风速; P_r 是风电机组的额定有功出力; A, B, C 是风机功率特性曲线参数,在近似计算中 $C = 0$, 即认为风速和出力为线性关系^[9-10]。

通过风电机组有功功率 P 和风力发电机的机端电压 U , 可以求出异步电动机的滑差率 s 及功率因数角的正切值 $\tan\varphi$ ^[11], 即

$$s = \frac{U^2 r_2 - \sqrt{U^4 r_2^2 - 4P^2(x_1 + x_2)^2 r_2^2}}{2P(x_1 + x_2)^2} \quad (2)$$

$$\tan\varphi = \frac{s^2(x_1 + x_2)(x_m + x_1 + x_2) + r_2^2}{r_2 x_m s} \quad (3)$$

其中, x_m 为励磁电抗, r_2 为转子电阻, x_1 为定子电抗, x_2 为转子电抗。

消除滑差率 s 后, 得到

$$Q = \frac{2P^2(x_1 + x_2)^2}{r_2^2 x_m (-U^2 r_2 + \sqrt{U^4 r_2^2 - 4P^2(x_1 + x_2)^2 r_2^2})} \quad (3)$$

由此可见, 风电机吸收的无功功率 Q 可表示为与风电机有功功率 P 和机端电压 U 有关的函数。

1.2 含风电场的电力系统潮流计算

通过含风电场的电力系统潮流计算的迭代算法, 综合考虑风电场母线电压、有功功率、无功功率之间的关系, 在风电场母线电压不变的情况下, 可计算出风电场的无功补偿容量。

在不考虑尾流效应的情况下, 当风速给定时, 整个风电场的功率为单台机组的功率之和, 表示为

$$\begin{cases} P_f = \sum_{i=1}^n P_i(v_i) \\ Q_f = \sum_{i=1}^n Q_i(P_i, U_f) \end{cases}$$

其中, P_f, Q_f 为风电场总的有功和无功功率; n 为风

电场中风电机组的台数; v_i 为第 i 台风电机组处的风速; U_f 为风电场母线电压; P_i, Q_i 分别表示第 i 台风电机组的有功功率和无功功率。

在用牛顿-拉夫逊潮流计算方法计算时, 雅克比矩阵中风电场节点的无功增量对电压的偏导数修正增量表示^[12] 为

$$\frac{\partial Q}{\partial U} = -\frac{x_1 + x_2 + x_m}{r_2 x_m (x_1 + x_2)} \times \left(-2Ur_2 + \frac{2U^3 r_2^2}{\sqrt{U^4 r_2^2 - 4P^2 r_2^2 (x_1 + x_2)^2}} \right) - \frac{2P^2 (x_1 + x_2)^2}{r_2 x_m} \times \left(-2Ur_2 + 2U^3 r_2^2 \sqrt{U^4 r_2^2 - 4P^2 r_2^2 (x_1 + x_2)^2} \right) \times \left(-U^2 r_2 + \sqrt{U^4 r_2^2 - 4P^2 r_2^2 (x_1 + x_2)^2} \right)^{-2} \quad (4)$$

因此, 含风电场电力系统潮流计算的具体步骤为:

- 1) 形成节点导纳矩阵, 给定各节点的初始电压, 给定风电场风速;
- 2) 根据式①③计算风电机组的有功功率和无功功率;
- 3) 由式④修正雅克比矩阵中的元素;
- 4) 用牛顿-拉夫逊方法求解修正方程, 并修正各节点电压;
- 5) 检验是否收敛, 若收敛, 则计算结束, 否则用新的电压作为初值, 重新计算步骤②。

1.3 算例分析

某风电场装机容量为 183 MW, 有机组 244 台, 244 台箱变共分 24 组, 风机为金风 750 kW 风机。风力发电机组经箱变升压 T_2 至 35 kV 后, 再通过 24 条 35 kV 电压线路汇集到一座 2 台容量为 $2 \times 100\,000$ kVA 主变的 230 kV 升压变电站, 采用 PSASP 软件进行仿真。

该风电场模型有 450 个节点, 结构较复杂, 故本文只对其中 42 个节点进行验证分析。将风电场参数输入计算软件, 并根据上文所述的风电场接线方法画出风电场的单线图, 得到风电场模型如图 1 所示。

该风电场 6 月份发出的有功功率如图 2 所示, 每 15 min 采集信号一次, 在不进行无功补偿的情况下, 用图 1 所示模型可算出相应的母线电压标么值如图 3 所示。由图 3 可以看出, 当风速比较小时, 即风电场有功功率比较小时, 母线电压基本保持稳定; 但当风速比较大时, 即风电场的有功功率比较大

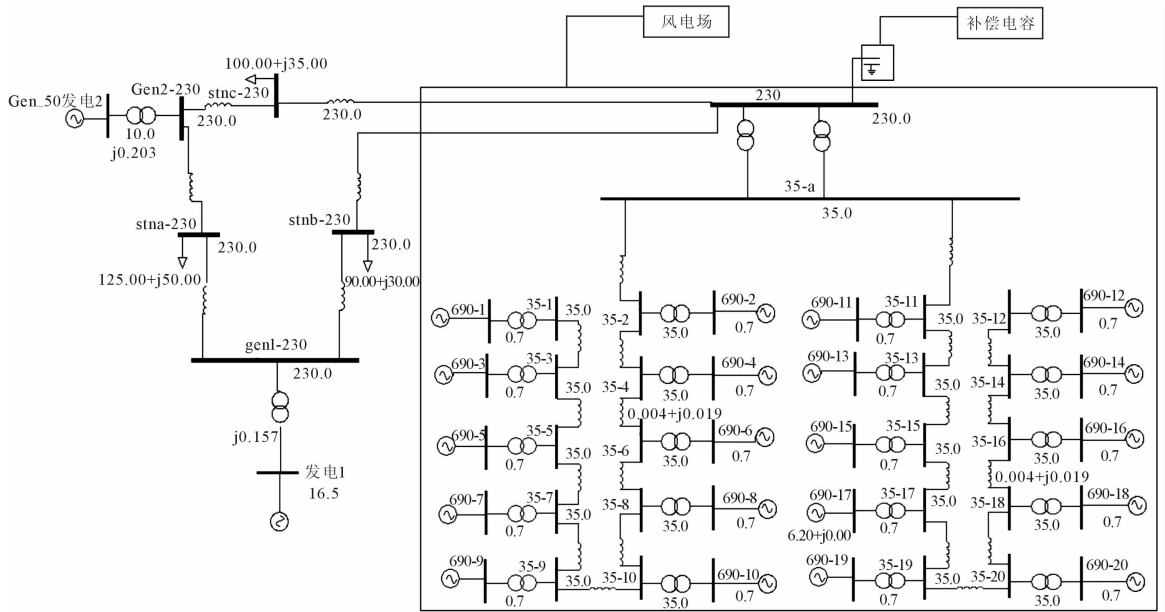


图 1 风电场无功补偿模型

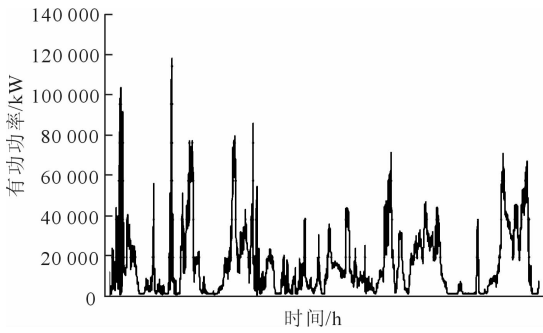


图 2 该风电场 6 月份的有功功率

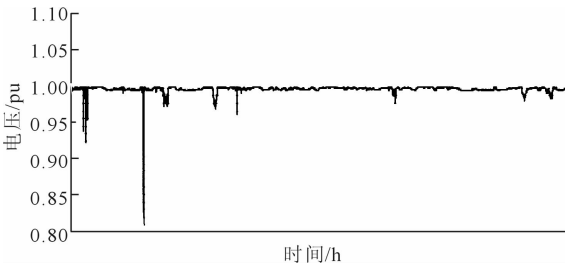


图 3 该风电场 6 月份的母线电压标么值

时,母线电压下降严重。

在考虑风电场无功补偿容量的情况下,补偿电容器的初始值为 0(即没有补偿无功),按照 1.2 中的方法,使用牛顿-拉夫逊潮流计算方法,得到风电场所需的无功补偿容量.图 4 为该风电场 6 月份的无功补偿容量图.图 5 为风电场进行无功容量补偿后的母线电压图.由图 5 可知,经过无功补偿后,风电场的母线电压在(0.99,1.01)区间浮动,电压比

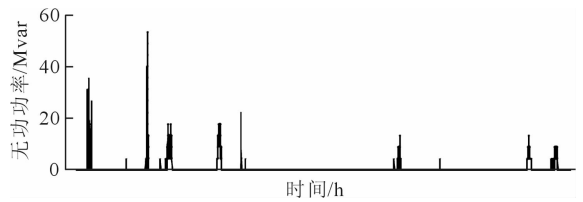


图 4 风电场 6 月份最佳无功补偿容量

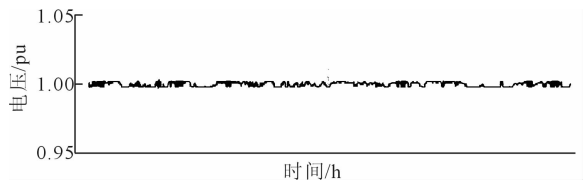


图 5 补偿无功后风电场的母线电压标么值

较稳定。

以上所述的牛顿-拉夫逊潮流计算方法能够准确地计算风电场所需的无功补偿容量,但计算量较大,计算过程复杂,不能对风电场无功补偿容量进行实时计算,无法满足风电场无功补偿装置实时投切控制的要求.基于此,本文提出基于模糊神经网络的风电场无功补偿容量的计算方法.

2 模糊神经网络

2.1 人工神经网络和模糊系统

人工神经网络 ANN (artificial neural networks)^[13],是一种应用类似于大脑神经突触联接的结构进行信息处理的数学模型,是人工智能研究的一

种方法,具有非线性、非局限性、非常定性、非凸性的特点. ANN 不依赖模型的函数,只需要根据函数的输入输出样本就能自主学习建立系统模型.

模糊系统将经典集中的绝对隶属关系模糊化,即元素的隶属度不再只能选择 0 或 1,而是选择 0 到 1 之间的任一数值. 隶属度函数则用来刻画处于中间过渡的事物对差异双方所具倾向性.

模糊神经网络 FNN (fuzzy neural network) [14-16] 将模糊系统和神经网络相结合,神经网络的输入、输出节点用来表示模糊系统的输入、输出信号,神经网络的隐含节点用来表示隶属函数和模糊规则.

2.1.1 模糊神经网络的结构 模糊神经网络一般分为如下 5 层.

1) 第 1 层为输入层,节点个数为输入变量个数,即输出 = 输入,即 $y_i^{(1)} = x_i$.

2) 第 2 层为输入变量的隶属函数层,实现输入变量的模糊化;例如,取隶属度函数为高斯隶属函数,则

$$y_j^{(2)} = \exp[-(x_i - \mu_{ij})^2 / \sigma_{ij}^2]$$

其中, μ_{ij} 和 σ_{ij} 为函数均值与方差.

3) 第 3 层为“与”运算层,节点个数为模糊规则数,每一节点表示对前一层与它相关联的所有节点输出进行“与”运算,即

$$y_m^{(3)} = \max(y_j^{(2)})$$

4) 第 4 层为“或”运算层,代表模糊规则结论部分,每一节点表示对前一层与它相关联的所有节点输出进行“或”运算,并由权系数 w_{km} 相连,即

$$y_k^{(4)} = \max(y_m^{(3)} w_{km})$$

5) 第 5 层为去模糊化层,节点数为输出变量个数,即

$$y_l^{(5)} = \frac{\sum y_k^{(4)} \mu_{lk} \sigma_{lk}}{\sum y_k^{(4)} \sigma_{lk}}$$

2.1.2 网络的训练(学习) 网络训练的目的就是确定隶属函数和其参数 μ, σ, w . 网络训练分为 2 个阶段,第一阶段为自组织学习,第二阶段为监督学习.

1) 自组织学习. 划分输入和输出变量的模糊子空间,随即每个输入输出所对应的隶属函数的数目就已经确定. 随机给需要学习的参数一个初始值,就可以计算出每个输入输出数据的隶属度. 按如下原则生成模糊规则和计算规则的度: 在一组输入输出变量对中,选每个变量隶属度最大的区来获取一条模糊规则;每条规则的度由该规则中输入和输出变量的隶属度相乘而得;如有规则有同样的前提和结论,删除规

则度小的,保留规则度最大的,这样,既避免了规则的冲突,又减少了规则的数量.

2) 监督学习. 设误差函数为

$$E = \frac{1}{2}(y^d(t) - y(t))^2$$

则有

$$\frac{\partial E}{\partial w_{km}} = \frac{\partial E}{\partial y_k^{(4)}} \frac{\partial y_k^{(4)}}{\partial w_{km}} = \frac{\partial E}{\partial y_l^{(5)}} \frac{\partial y_l^{(5)}}{\partial y_k^{(4)}} \frac{\partial y_k^{(4)}}{\partial w_{km}}$$

$$w_{km}(t+1) = w_{km}(t) - \eta \left(\frac{\partial E}{\partial w_{km}} \right)$$

同理,可以求出

$$\mu_{ij}(t+1) = \mu_{ij}(t) + \eta(y^d(t) - y_l^{(5)}(t)) \frac{\sigma_{lk} y_k^{(4)}(t)}{\sum \sigma_{lk} y_k^{(4)}(t)}$$

$$\sigma_{lk}(t+1) = \sigma_{lk}(t) + \eta(y^d(t) - y_l^{(5)}(t)) \frac{\mu_{lk} \sum y_k^{(4)}(t) \sigma_{lk} - \sum y_k^{(4)}(t) \mu_{lk} \sigma_{lk}}{(\sum y_k^{(4)}(t) \sigma_{lk})^2}$$

2.2 算例分析

根据模糊神经网络原理,运用 Matlab 软件,构建模糊神经网络模型如图 6 所示. 以该风电厂 6 月份,7 月份的有功、无功数据作为网络的训练数据,对模糊神经网络进行训练,训练误差设置为 0.001,训练次数为 10 000 次,训练过程如图 7 所示. 以 8 月份的有功功率作为模型输入,计算对应的无功补偿容量.

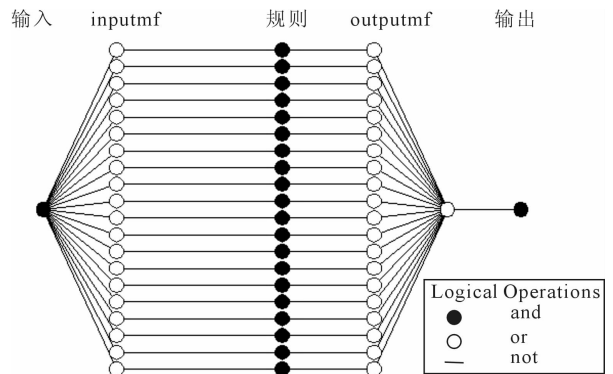


图 6 模糊神经网络模型

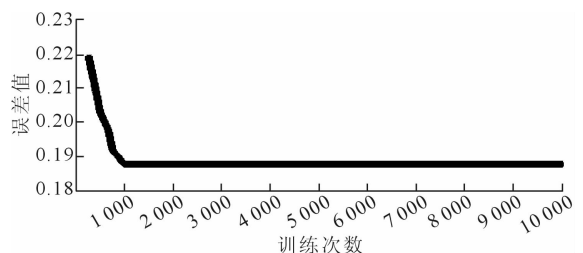


图 7 模糊神经网络训练过程

模糊神经网络检验结果如图8所示,*表示模糊神经网络模型的无功补偿容量计算结果,+表示牛顿-拉夫逊潮流计算方法的计算结果.从图8可知,2种计算方法的精度基本相同,但模糊神经网络模型计算简单,计算速度快,可满足风电场无功补偿装置实时投切控制的要求.

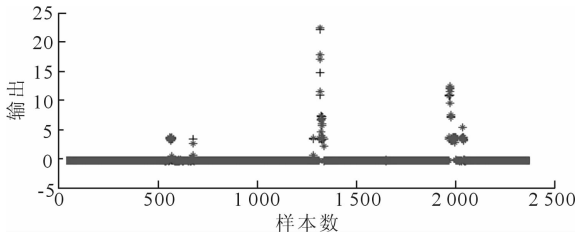


图8 模糊神经网络检验结果

3 结论

本文以某风电场为例,提出了基于模糊神经网络的风电场无功补偿容量计算方法,以该风电场的有功功率为输入,通过潮流计算得到使风电场母线电压稳定所需的无功补偿容量;通过对比分析模糊神经网络计算结果和牛顿-拉夫逊潮流计算方法的计算结果,可知模糊神经网络能够准确计算风电场所需无功补偿容量,简化风电场无功补偿容量计算过程,可满足风电场无功补偿装置实时投切控制的要求.

参考文献:

- [1] 张红光. 大容量风电并网对电力系统安全稳定的影响研究[D]. 北京:华北电力大学,2008.
- [2] 马昕霞,宋明中,李永光,等. 风力发电并网技术及若干问题的研究[J]. 吉林电力,2006(8):1.
- [3] 高赐,戚何叶,胡荣. 考虑大规模风电接入的电力规划研究[J]. 电网与清洁能源,2011(10):53.
- [4] 方军,王大光,林因. 风电机组模型及风电场接入系统研究[J]. 国际电力,2004(5):23.
- [5] 张伟,卫志农,刘玉娟. 基于混沌优化的含风电场的最优潮流计算[J]. 中国电力,2011(10):25.
- [6] 王海超,周双喜,鲁宗相,等. 含风电场的电力系统潮流计算的联合迭代方法及应用[J]. 电网技术,2005,29(18):59.
- [7] 陈树勇,申洪,张洋,等. 基于遗传算法的风电场无功补偿及控制方法的研究[J]. 中国电机工程学报,2005,25(8):1.
- [8] 江岳文,陈冲,温步瀛. 随机模拟粒子群算法在风电场无功补偿中的应用[J]. 中国电机工程学报,2008,28(13):47.
- [9] 王海超,鲁宗相,周双喜. 风电场发电容量可信度研究[J]. 中国电机工程学报,2005,25(10):103.
- [10] 丁明,吴义纯. 风力发电系统运行和规划问题综述[J]. 电网技术,2003,27(3):36.
- [11] 吴义纯,丁明,张立军. 含风电场的电力系统潮流计算[J]. 中国电机工程学报,2005(4):36.
- [12] 陈珩. 电力系统稳态分析[M]. 北京:中国电力出版社,2007.
- [13] 侯媛彬,杜京义,汪梅. 神经网络[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2007.
- [14] Syedali M, Balasubramaniam P. Exponential stability of uncertain stochastic fuzzy BAM neural networks with time-varying delays[J]. Neurocomputing, 2009, 72(4):1347.
- [15] Castro J R, Castillo O, Melin P, et al. A hybrid learning algorithm for a class of interval type-2 fuzzy neural networks[J]. Information Sciences, 2009, 179(13):2175.
- [16] Park J H, Huh S H, Kim S H, et al. Direct adaptive controller for nonaffine nonlinear systems using self-structuring neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2005, 16(2):414.