

基于模糊神经网络的电力系统电压稳定评估

崔峰¹, 齐占庆¹, 姜萌²

(1. 燕山大学西校区电院工业计算机控制工程河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004;
2. 承德钢铁集团, 河北 承德 067002)

摘要: 设计了一个多输入单输出的模糊神经网络, 通过计算带静止无功补偿器电力系统的负荷能力极限, 对系统的电压稳定性进行评估, 有功与无功负载的不确定性、有功与无功发生器、母线电压以及 SVC 的参数都被考虑进来。首先, Kohonen 自组织变换聚类所有节点的有功和无功负荷来减少输入量个数, 这样就限定了网络的大小减少了计算量。其次, 采用一种混合非线性隶属度函数, 将输入变量模糊化。最后, 设计一个模糊输入的三层前馈神经网络进行训练评定电力系统的负荷能力裕度。

关键词: 电压稳定; 模糊神经网络; 负荷能力裕度; Kohonen 自组织映射

Fuzzy neural network based voltage stability evaluation of power systems

CUI Feng¹, QI Zhan-qing¹, JIANG Meng²

(1. Key Lab of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China;
2. Chengde Steel Corporation, Chengde 067002, China)

Abstract: In this paper, multi input and single output fuzzy neural network is developed for voltage stability evaluation of the power systems with SVC by calculating the loadability margin. Uncertainties of real and reactive loads, real and reactive generations, bus voltages and SVC parameters are taken into account. In the first stage, Kohonen self-organizing map is developed to cluster the real and reactive loads at all the buses to reduce the input features, thus limiting the size of the network and reducing computational burden. In the second stage, combination of different non-linear membership functions is proposed to transform the input variables into fuzzy domains. Then a three-layered feed forward neural network with fuzzy input variables is developed to evaluate the loadability margin.

Key words: voltage stability; fuzzy neural networks; loadability margin; Kohonen SOM

中图分类号: TM712 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)11-0040-05

0 引言

现代电力系统在地理上分布很广, 是一种大型复杂的非线性系统。由于日益增长的电力需求, 它一般都在很强的负荷压力下运行。在某些情况下, 电力系统运行条件的改变会导致电压极速不可控的下降并最终导致电压的崩溃^[1]。通过引进 FACTS 装置^[2], 目前已经可以使系统的运行状态非常接近它的界限。静止无功补偿器 (SVC) 是一种可控硅 FACTS 装置, 它非常适合应用于电压控制。过去的二、三十年里常有电压崩溃事件发生, 因此电压稳定性已经成为电力系统设计和运行所要考虑的重要因素, 对电压稳定分析方法的研究是很有必要的。本文所做研究的目的是找出一种新的方法, 用尽量少的计算量分析现代电力系统运行中的电压稳定状

态。

现代电力系统包含许多不可预知的因素——不确定性, 这些不确定性能够通过模糊集合进行有效的描述。近些年随着模糊控制理论研究的深入, 其在电力系统方面的应用也越来越广泛。文献[3]设计了一种模糊专家系统, 通过检视雅克比矩阵的特征值变化判断电力系统的稳定状态; 文献[4]建立了母线电压干扰的模糊模型, 采用模糊控制方法改善了电力系统电压安全性。有些在静止无功补偿方面的应用都是针对暂态稳定分析和电力系统扰动抑制^[5]。

对电力系统这样庞大的非线性系统而言, 我们要解决的主要问题是使电压稳定状态评价精确、计算响应迅速^[6], 传统的方法在某些情况下的分析有很多局限性。近些年人工神经网络的优势逐渐显露, 尤其是在处理复杂非线性系统方面有着很

高的精确度和处理速度^[7]。人工神经网络已经在电力系统的许多方面得到了成功的应用,例如通过几个混合神经网络计算电力系统的电压稳定裕度,但是目前所做的研究多是基于反向传播算法训练的多层前向神经网络^[8],这导致需要大量的计算时间。本文采用了 Kohonen 自组织映射,他的学习规则是内星学习规则的一个特例^[9],具有很高的训练速度,可以有效对系统降维并提高处理速度。

模糊逻辑可作为不确定认知的推理机,计算型神经网络的优点在于其学习能力、自适应能力、容错能力、并行度和泛化能力^[10]。让一个系统能像人类一样进行智能处理,将模糊逻辑控制同神经网络结合是一个不错的选择,这种混合型的系统称为模糊神经网络。模糊神经网络在电力系统中的应用非常广泛,例如负荷预测、系统的建模与控制、安全运行分析以及故障检测等。目前通过各种文献研究资料显示,模糊神经网络的应用主要集中在负荷预测方面(因为在此方面的应用实现相对简单),而在电压稳定性分析方面应用很少。在文献[11]中将基于知识规则的扩展模糊推理与神经网络分类结合,以此预测负荷的变化进而防止电力系统电压不稳定事件的发生。目前,模糊神经网络还很少应用于电力系统电压稳定性分析。

本文中一个多输入单输出的模糊神经网络用来计算有 SVC 电力系统的负荷能力裕度,并将此算法在 IEEE-30 系统上进行仿真。

1 电压稳定性参数

电压稳定裕度是指从当前运行点出发,按给定方向增长负荷直至电压崩溃,则在功率注入空间中,当前运行点与电压崩溃点之间的距离即可作为度量当前电力系统电压稳定水平的一个性能指标^[12]。目前这个距离一般是以可额外传输的负荷功率来表示的,因此又称负荷能力裕度。负荷能力裕度的大小直接反应了当前系统承受负荷及故障扰动,维持电压稳定能力的大小。相对于其他状态指标而言,具有线性度好、直观、易于理解等优点,因此成为目前应用最广泛的电压稳定性指标。

系统的负荷能力裕度决定于当前系统运行的负荷水平。在电力系统中,负荷完全由电力用户的需求和行为所决定,因此会含有很多无法预知的变化,这些负荷的变化将会影响到整个电力系统的运行状况。在下式中:

$$P_{d_i} = \lambda_r P_{d_{i,0}}$$

$$Q_{d_i} = \lambda_r Q_{d_{i,0}}$$

P_{d_i} 与 Q_{d_i} 为线路 i 上的有功和无功功率负荷, $P_{d_{i,0}}$ 与 $Q_{d_{i,0}}$ 为线路 i 上的初始有功和无功功率负荷, λ_r 为系统的分岔点参数。从整个电力系统看,电压稳定性发生显著变化的运行点就是非线性系统的分岔点,这个点还对应于电力系统负荷能力裕度,持续的提高系统的负荷水平可以最终找到分岔点或电压崩溃点。

2 基于 Kohonen SOM 的输入变量选取

2.1 Kohonen 自组织映射

Kohonen SOM 是一种前馈式无监督学习网络,它由两层即输入层和输出层组成。输入层又称匹配层,计算输入模式向量与权向量之间的距离,即匹配程度;输出层又称竞争层,各神经元以匹配程度为依据进行竞争,确定匹配程度大的神经元获胜^[13]。获胜的神经元及其领域内的神经元权向量朝与模式更靠近的方式更新,经过多次这种反复的竞争与更新,最终神经元就会学会模式向量,并以权向量模式保存下来,从而实现对模式向量的聚类,这就是一个自组织学习过程。

Kohonen 网络结构简图如图 1。

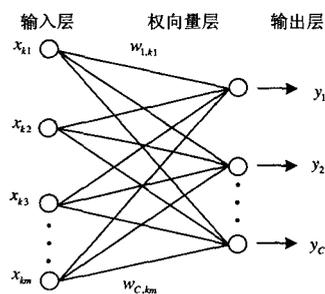


图 1 Kohonen 网络结构图

Fig.1 Structure of Kohonen network

Kohonen SOM 算法描述如下:

- (1) 确定聚类类别,即类别向量的维数 C 、模,以及允许误差精度 ε 。
- (2) 初始化权向 $W_0 = (W_{1,0}, W_{2,0}, W_{3,0}, \dots, W_{C,0})$, 学习率 α , 另迭代计数器 $t=1$ 。
- (3) 计算输入模式向量 X_k 与全部输出神经元向量 W_j^T 距离 $d_j = \|X_k - W_{j,t-1}\| = \sum_i (x_{ki} - w_{ji,t-1})^2$, $i=(1,2,\dots,m)$, $j=(1,2,\dots,c)$ 。
- (4) 选择具有最小距离的神经元,若 j 获胜: $d_j = \min\{d_j\}$ 。
- (5) 更新获胜神经元及其领域内神经元向量:

$$W_{j,t} = W_{j,t-1} + \alpha_j(t-1)(X_k - W_{j,t-1}), \quad j \in N_j(t-1)。$$

(6) 更新 j 的学习率 $\alpha_j(t)$ 及领域大小 $N_j(t)$ 。

(7) 计算 $E_t = \|W_t - W_{t-1}\|$ 。

(8) 若 $E_t \leq \varepsilon$ 则停止, 否则 $t=t+1$ 转 (3) 进行下一次迭代。

2.2 基于 Kohonen 网络的有功和无功聚类

电力系统的规模增大会导致输入变量个数增加, 如果考虑到所有节点的负荷情况, 那么神经网络将有很高的维数, 这就增加了计算量和训练时间。基于 Kohonen SOM 的聚类方法可以将所有节点上具有相似特征的有功和无功功率描述为一个集, 并将距此集最近的有功或无功选作下面模糊神经网络的输入, 这样就大大减少输入变量的个数。

负荷能力裕度的大小主要由有功功率裕度决定, 包含了所有母线的有功负载和系统的有功发生。从电压稳定的角度看, 当接近电压崩溃时无功功率需求的增加将导致系统必须产生大量的无功功率, 一旦这种需求无法满足电压不稳或者电压崩溃就发生了。因此, 线路各节点上的有功与无功均被视为输入量。

设 Kohonen 网络输入为 n 维向量, 输出降维后为 m 维。从母线 i 上随机选取 n 个节点的有功或无功功率作为输入, 每个有功或无功向量如下:

$(P_{i,1}, P_{i,2}, \dots, P_{i,n})$ 与 $(Q_{i,1}, Q_{i,2}, \dots, Q_{i,n})$, 共有 np 个有功功率输入与 nq 个无功功率输入。经过 Kohonen 网络聚类, 最终得到的有功与无功功率变量分别为 mp 个和 nq 个, 设为 $(P_1, P_2, \dots, P_{mp})$ 和 $(Q_1, Q_2, \dots, Q_{nq})$, 以此作为下面模糊神经网络的部分输入变量。

2.3 考虑 FACTS 设备的输入变量

在上述中通过 Kohonen SOM 聚类算法包含这些有功与无功输入的同时, FACTS 设备参数也是重要的一环。有 FACTS 设备的线路可以有效的控制系统的无功注入, 对确定负荷能力裕度的大小起重要的作用。FACTS 设备不仅为系统提供无功, 同时也从系统吸收无功, 本文考虑了带 SVC 的电力系统, SVC 的模型基于文献[2]的描述, 本文中它是固定电容器 (FC) 和晶闸管控制电抗器 (TCR) 的组合系统。将设置 SVC 线路的电压 $V_{i,SVC}$ 、触发角 α_{SVC} 和其无功注入 Q_{SVC} 一同作为输入变量, 所有输入变量用向量 X 表示为:

$$X = (P_1, \dots, P_{mp}, Q_1, \dots, Q_{nq}, P_{d,total}, P_{g,total}, Q_{d,total},$$

$$Q_{g,total}, V_{i,SVC}, \alpha_{SVC}, Q_{SVC})$$

$P_{d,total} / Q_{d,total}$ ——全部有功/无功负载。

$P_{g,total} / Q_{g,total}$ ——全部有功/无功发生。

3 模糊神经网络

电力系统变量包含很多不确定因素, 通过模糊集合能够很好地进行描述。在上述中通过 Kohonen SOM 聚类已经减少输入向量空间维数, 有效限制了计算量, 后续算法通过选择合适的复合隶属度函数将输入向量 X 模糊化, 最后通过一个三层前向神经网络使用 LM (Levenberg-Marquardt) 算法训练, 最终得到负荷能力裕度。

3.1 模糊隶属度函数

据上述, 模糊神经网络的输入量个数共有 $(mp+mq+7)$ 个, 采用 4 个模糊语义标记即: 小 S、中 M、大 L、很大 VL 将输入变量转化成 4 个模糊子集, 并对应选取适当的隶属度函数。

电力系统的非线性特性, 尤其是电压稳定的特性同分岔点和鞍点相关具有非常明显的非线性特征, 因此本文采取了多隶属度函数结合将非线性系统变量模糊化^[14], 它们分别是 Z 形函数、S 形函数和钟形函数。

在电力系统中一个很小的负荷变化也可能引起电压稳定大的改变, 因此在 S 子集采用 Z 形隶属度函数以求获得较大的隶属度值。Z 形函数描述如下:

$$y_{i,k} = \begin{cases} 1 & \\ 1 - 2 \left(\frac{x_{i,k} - X_0}{X_0 - X_1} \right)^2 & \\ 2 \left(\frac{x_{i,k} - X_0}{X_0 - X_1} \right)^2 & \\ 0 & \end{cases}$$

$x_{i,k}$ 表示第 k 条母线上的第 i 个变量, 其取值范围分别是 $(0, X_0)$, $(X_0, \frac{X_0 + X_1}{2}]$, $(\frac{X_0 + X_1}{2}, X_1]$, (X_1, ∞) 。

相似地, 在 VL 集采用 S 形隶属度函数, 其描述为:

$$y_{i,k} = \begin{cases} 0 & \\ 2 \left(\frac{x_{i,k} - X_0}{X_1 - X_0} \right)^2 & \\ 2 \left(\frac{X_1 - x_{i,k}}{X_1 - X_0} \right)^2 & \\ 1 & \end{cases}$$

$x_{i,k}$ 取值分别为 $(0, X_0)$, $(X_0, \frac{X_0 + X_1}{2}]$,

$$\left(\frac{X_0 + X_1}{2}, X_1\right], (X_1, \infty).$$

在 M 和 L 集使用钟形隶属度函数, 描述如下:

$$y_{i,k} = \frac{1}{1 + |x_{i,k} - c/a|^2}$$

它包含两个参数, 其中 c 表示顶点位置。参数 X_0 、 X_1 、 a 、 c 决定了模糊神经网络的性能, 根据输入变量的范围可以确定这些参数的值。通过多组参数进行进一步仿真, 可以最终选择神经网络获得最佳性能的参数。经过模糊化后得到新的输入向量 Y 含有 $4 \times (p+q+7)$ 个变量。

3.2 三层前向神经网络

一个包含输入层、隐含层、输出层的三层前向神经网络用来进行负荷能力裕度的计算, 网络输入向量由之前模糊化后所得变量组成。神经网络以批处理的方式训练, 即整个训练集经一个完全搜索后再进行权系数的更新。

网络训练算法采用非线性最小二乘 Levenberg-Marquardt 法 (LM 法)。LM 法实际上是 Newton 法和梯度下降法的结合。在 Newton 算法中, 海森矩阵一般不是正定的, 在 W 的修正迭代计算中, Newton 方向可能会指向局部极大点或者某个鞍点, 可以通过在海森矩阵上加一个小正数 μ , 使海森矩阵变为正定矩阵, 权重阈值更新公式变为:

$$\nabla W = (J^T J + \mu I)^{-1} J^T e$$

海森矩阵用 Jacobian 矩阵近似表示, e 为误差向量, 该方法光滑的在两种极端情况变化, μ 很小时为 Newton 法, μ 趋于无穷大时为梯度下降法。

Newton 法要求提供较好的初值, 在电力系统实际问题中, 选取较好的初值往往是很困难的, LM 方法则放宽了对初值的限制, 提高了适用性, 同时 LM 法的收敛速度更快, 性能更优良一些。

4 算法

综上, 算法简要描述如下:

(1) 从每条线路随机选取 n 个节点的有功与无功功率。定义输入 $U_k = (u_{k1}, u_{k2}, u_{k3}, \dots, u_{kn})$, u_{kn} 表示 k 线上第 n 个节点的有功功率。定义 w_{ij} 为 t 时刻从输入 i 到神经元 j 的权系数, $W_j = [w_{1j}, w_{2j}, w_{3j}, \dots, w_{nj}]^T$ 为输出 j 的权向量, j 取 1 至 p 。

(2) 初始化权重值, 随机为到神经元的 n 维输入选取较小的权值; 为神经元 j 初始化较大的领域 $N_j(0)$; 初始化学习率 α 为 0.9。

(3) 用欧氏距离表示两个 n 维输入向量的相似度。计算输入向量与神经元 j 的距离 d_j ,

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (u_i(t) - w_{ij}(t))^2}$$

若神经元 j 使 d_j 最小, 则 j 为获胜神经元。

(4) 更新获胜神经元 j 及其领域内神经元, 由 Kohonen 规则定义领域大小:

$W_j(t+1) = W_j(t) + \alpha(t)(U(t) - W_j(t))$, j 在领域内; $W_j(t+1) = W_j(t)$, j 不属于领域。

(5) 若 $\alpha < 0.9$, 回 (3) 继续。

(6) 选取第一个获胜神经元对应聚类, 设 $j=1$ 。

(7) 计算 j 对应的有功功率输入向量与 j 权向量的欧氏距离, 选择最小距离的 U_k 。若所有获胜神经元聚类均计算完毕, 则停止, 否则回 (6)。

(8) 重复 (1) 到 (7), 计算无功功率。

(9) 将 X 模糊化得到输入向量 Y 。

(10) 三层前向神经网络计算负荷能力裕度, 使用 LM 算法训练。

5 仿真

方法在 IEEE-30 系统仿真。假设 SVC 设备连接线路 30, 电压范围 ± 100 MW。根据线路节点有功/无功基础值, 按照 +50% ~ -150% 随机变化选取。经过 Kohonen SOM 聚类, 所选有功/无功线路如表 1。

表 1 Kohonen SOM 聚类线路结果

Tab.1 Bus cluster results by Kohonen SOM

有功线路	无功线路
16, 15, 21, 10, 8, 5	10, 17, 21, 15, 5

有功功率对应 6 个输出节点, 无功功率对应 5 个输出节点, 则每组输入变量个数为 $(6+5) + 7 = 18$ 个。

对不同输入变量, 模糊隶属度函数参数选取不同, 每组输入对应入四个模糊域, 对应隶属度函数参数如表 2。

仿真实验基于 IEEE-30 系统, 共产生有功与无功输入数据 1 300 组, 其中 1 200 组数据用来训练模糊神经网络, 100 组数据用来测试网络性能, 即通过与负荷能力裕度目标值进行比对, 计算其误差。负荷能力裕度目标值采用传统的连续潮流法计算^[15], 该方法计算精度高且应用广泛, 不足之处是计算量大、响应慢且不适合在线学习。连续潮流法可成为较好的比较目标。

改变神经网络参数和隐含神经元个数, 进一步仿真, 得到 12 个神经元使其计算速度和精度达到最

佳。使用 100 组输入数据进行测试，得到负荷能力裕度前 10 组数据如表 3。为了方便计算，本文算法与目标算法均采用了全部负荷节点的有功/无功同时增加的负荷增长方式，将发电机节点作为 PV 节点，当发电机无功功率达到极限时，PV 节点转变为 PQ 节点。

对比连续潮流算法，这 10 组数据反映了模糊神经网络对每组全新输入的响应精度令人满意，更重要的是算法发挥了神经网络的学习能力，更适合在线学习、响应迅速。每组全新测试数据的计算时间为 0.011s，而传统分析方法大概在 2.1s 左右。

表 2 模糊隶属度函数参数

Tab.2 Parameters of fuzzy membership function

变量	S		M		L		VL	
	X_0	X_1	a	c	a	c	X_0	X_1
P	5	60	20	30	20	60	30	90
Q	5	20	5	10	5	20	10	25
$P_{d,total}$	200	300	25	250	25	300	250	350
$Q_{d,total}$	100	180	20	140	20	180	140	220
$P_{g,total}$	200	300	25	250	25	300	250	350
$Q_{g,total}$	100	180	20	140	20	180	140	220
V_{30}	0.8	1.0	0.06	0.9	0.06	1.0	0.9	1.1
α_{svc}	114	116	0.5	115	0.5	116	115	117
Q_{svc}	1	10	2	5	2	10	5	14

表 3 数据结果

Tab.3 Results of data

No.	负荷能力裕度/MW		误差/(%)
	目标值	输出值	
1	1.8743	1.8753	-0.1014
2	1.7519	1.7542	-0.1313
3	1.7293	1.7275	0.1041
4	1.8976	1.8964	0.0632
5	1.2853	1.2833	0.1556
6	2.1130	2.1088	0.1988
7	1.9429	1.9429	0
8	1.8842	1.8863	-0.1115
9	1.7542	1.7541	0.0057
10	1.6001	1.5952	0.3062

6 结论

综上所述，基于模糊神经网络的电力系统稳定参数评估方法有着不错的精确度，由于 Kohonen SOM 的引入，减少了大量输入变量的计算，有效的改善了模糊神经网络响应速度。此方法适用于中小

型电力系统，也可用于在线学习。

参考文献

- [1] 周双喜, 朱凌志, 等. 电力系统电压稳定性及其控制[M]. 北京: 中国电力出版社, 2004.
ZHOU Shuang-xi, ZHU Ling-zhi, et al. Power System Voltage Stability and Control[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2004.
- [2] 粟时平, 刘桂英. 静止无功功率补偿技术[M]. 北京: 中国电力出版社, 2005.
SU Shi-ping, LIU Gui-ying. Static Var Compensation Technology[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2005.
- [3] Nageswararao B, Jeyasurya B. Fuzzy-Expert System for Voltage Stability Monitoring and Control[J]. IEEE, Power Syst, 1998,47, 279-287.
- [4] Su Ching-tzong, Lin Chien-tung. A New Fuzzy Control Approach to Voltage Profile Enhancement for Power Systems[J]. IEEE Trans on Power Syst, 1996,11(3): 1654-1659.
- [5] Modi P K, Singh S P, Sharma J D. Loadability Margin Calculation of Power System with SVC Using Artificial Neural Network[J]. Eng Appl Artif Intell, 2005,18(6):703-965.
- [6] EI-Keib A A, Ma X. Application of Artificial Neural Networks in Voltage Stability Assessment[J]. IEEE Trans Power Syst, 1995, 10(4), 1890-1896.
- [7] Jeyasurya B. Artificial Neural Networks for On-line Voltage Stability Assessment[A]. In: IEEE Power Engineering Society Summer Meeting[C]. 2000. 2014-2018.
- [8] Hagan M T, Menhaj M B. Training Feed Forward Networks with the Marquardt Algorithm[J]. IEEE Trans Neural Net, 1994, 5(6), 989-993.
- [9] Song Y H, Wan H B, Johns A T. Kohonen Neural Network Based Approach to Voltage Weak Bus/area Identification[J]. IEE Proc Gener, Transm, and Distrib, 1997, 144(3).
- [10] Momoh J A, Ma X W, Tomsovic K. Overview and Literature Survey of Fuzzy Set Theory in Power Systems[J]. IEEE Trans on Power Syst, 1995, 10(3), 1676-1690.
- [11] Tso S K, Zhu T X, Zeng Q Y, et al. Investigation of Extended Fuzzy Reasoning and Neural Classification for Load-shedding Prediction to Prevent Voltage Instability[J]. Electr Power Syst Res, 1997, 43, 81-87.
- [12] Dinavahi V R, Srivastava S C. ANN Based Voltage Stability Margin Prediction[A]. In: IEEE Power Engineering Society Summer Meeting[C]. 2001.1275-1280.
- [13] 周志华, 曹存根. 神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.

(下转第 53 页 continued on page 53)

费用在发电侧分摊,也可以在负荷侧分摊,而且不存在交易盈余。

5 结语

本文针对联营-双边混合交易模式的特点,提出了一种阻塞费用的分摊方法,该方法根据市场成员对阻塞线路的利用份额进行分摊,体现了分摊费用的公平性和合理性。算例结果显示,本文提出的阻塞费用分摊方法是合理有效的。

参考文献

- [1] 刘路登,张粒子,杨静. 电力市场联营交易-双边交易模式下的阻塞费用分摊[J]. 电网技术, 2006, 30(15): 50-53.
LIU Lu-deng, ZHANG Li-zi, YANG Jing. Congestion Cost Allocation Under Pool-bilateral Transaction Mode[J]. Power System Technology, 2006, 30(15): 50-53.
- [2] 汤奕,袁飞,周霞,等. 基于电气剖分方法的阻塞费用分摊[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(19): 14-16.
TANG Yi, YUAN Fei, ZHOU Xia, et al. An Allocation Method of Congestion Costs Based on Electrical Dissection[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(19): 14-16.
- [3] 王庆红,胡国根. 消除基于实时电价理论电力市场中交易盈余的一种新方法[J]. 电网技术, 2000, 24(12): 27-31
WANG Qing-hong, HU Guo-gen. A New Approach of Sliminating Merchandise Surplus Due to Spot Pricing of Electricity[J]. Power System Technology, 2000, 24(12): 27-31.
- [4] 苏健,彭建春,江辉,等. 基于交流潮流的双边交易模式下阻塞费用分摊[J]. 继电器, 2007, 35(5): 41-44.
SU Jian, PENG Jian-chun, JIANG Hui, et al. A New Method for Congestion Cost Allocation Considering AC Power Flow Under Bilateral Transaction[J]. Relay, 2007, 35(5): 41-44.
- [5] 肖宏飞,李卫东,等. 基于潮流变化量的解析阻塞成本分摊[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(4): 72-78.
XIAO Hong-fei, LI Wei-dong. Fast Allocation Relief Cost Based on Flow Changes in Congested Branches[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(4): 72-78.
- [6] 刘娇,唐涛,李卫东,等. 考虑双边交易功率指向的潮流追踪算法研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(7): 53-58.
LIU Jiao, TANG Tao, LI Wei-dong, et al. Research on Power Flow Tracing Method Considering the Direction of Bilateral Contract Power Flows [J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(7): 53-58.
- [7] 彭建春,江辉,成连生. 复功率电源的支路功率分量理论[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(1): 1-5.
PENG Jian-chun, JIANG Hui, CHENG Lian-sheng. Theory of Branch Complex Power Component Induced by Individual Generator[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(1): 1-5.
- [8] 王锡凡,王秀丽. 电力市场过网费的潮流分析基础—输电设备利用份额问题[J]. 中国电力, 1998, 31(7): 31-34.
WANG Xi-fang, WANG Xiu-li. Fundamental Analysis on Wheeling Cost of Power Flow—a Problem of Sharing Cost of Transmission Facilities[J]. Electric Power, 1998, 31(7): 31-34.
- [9] 张伯明,陈寿孙. 高等电力网络分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.

收稿日期: 2008-07-09; 修回日期: 2008-08-28

作者简介:

杨右虹(1962-),男,高级工程师,从事电力市场及电力系统运行方面的研究;

杨宗权(1983-),男,研究生,从事电力市场方面的研究;

E-mail: yzq688@yahoo.com.cn

潘永贺(1980-),男,研究生,从事电力市场方面的研究。

(上接第 44 页 continued from page 44)

ZHOU Zhi-hua, CAO Cun-gen. Artificial Neural Networks and Application[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004.

- [14] Mohamed E E. Electric Power Applications of Fuzzy Systems[M]. IEEE Press, 1998.

- [15] 包黎昕,张步涵,段献忠. 电压稳定裕度指标分析方法综述[J]. 电力系统自动化, 2004, 23(7): 57-64.

BAO Li-xin, ZHANG Bu-han, DUAN Xian-zhong. A Summary of the State of the Art of Voltage Stability Margin Indices[J]. Automation of Electric Power Systems,

2004, 23(7): 57-64.

收稿日期: 2008-07-08; 修回日期: 2008-07-24

作者简介:

崔峰(1982-),男,硕士研究生,从事模糊神经网络控制及其电力系统电压稳定控制研究; E-mail: cuifeng304@163.com

齐占庆(1935-),男,教授,从事智能控制、电力拖动、计算机控制研究;

姜萌(1983-),男,工程师,从事工业用电安全保护、电压控制应用。