

基于免疫遗传算法优化的神经网络配电网网损计算

李秀卿¹, 汪海², 许传伟³, 许峰², 赵丽娜¹, 孟庆然¹, 刘大为⁴

(1. 东北电力大学电气工程学院, 吉林 吉林 132012; 2. 齐齐哈尔供电公司, 黑龙江 齐齐哈尔 161005;
3. 黑河供电公司, 黑龙江 黑河 164300; 4. 长春供电公司, 吉林 长春 130000)

摘要: 提出了一种基于免疫遗传算法(IGA)的BP神经网络方法计算配电网的理论线损。该算法在遗传算法(GA)的基础上引入生物免疫系统中的多样性保持机制和抗体浓度调节机制,有效地克服了GA算法的搜索效率低、个体多样性差及早熟现象,提高了算法的收敛性能。为了解决BP神经网络权值随机初始化带来的问题,用多样性模拟退火算法(SAND)进行神经网络权值初始化,并给出了算法详细的设计步骤。仿真结果表明,同混合遗传算法相比,该算法设计的BP神经网络具有较快的收敛速度和较强的全局收敛性能,比现有其它计算配电网理论线损的方法更为准确。

关键词: BP神经网络; 免疫遗传算法; 模拟退火算法; 线损

Calculation of line losses in distribution systems using artificial neural network aided by immune genetic algorithm

LI Xiu-qing¹, WANG Hai², XU Chuan-wei³, XU Feng², ZHAO Li-na¹, MENG Qing-ran¹, LIU Da-wei⁴

(1. School of Electrical Engineering, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China;
2. Qiqihaer Power Supply Company, Qiqihaer 161005, China; 3. Heihe Power Supply Company, Heihe 164300, China;
4. Changchun Power Supply Company, Changchun 130000, China)

Abstract: A new method of designing BP neural networks based on immune genetic algorithm (IGA) is proposed for calculating line losses in distribution systems. The mechanisms of diversity maintaining and antibody density regulation exhibited in a biological immune system are introduced into IGA based on genetic algorithm (GA). The proposed algorithm overcomes the problems of GA on search efficiency, individual diversity and premature and enhances the convergent performance effectively. In order to solve the problem of random initial weights, simulated annealing algorithm for diversity is used to initialize weight vectors, and the detailed design steps of the algorithm are given. Simulated results show that the BP neural networks designed by IGA have better performance in convergent speed and global convergence compared with hybrid genetic algorithm and that the method is more accurate than other ones.

Key words: BP neural network; immune genetic algorithm; simulated annealing algorithm; line loss

中图分类号: TM744 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)11-0036-04

0 引言

配电网线损是电力工业中一个重要的技术经济指标,准确简便的线损计算对于电力网络优化设计、提高电力系统运行的经济性、安全性及供电质量具有很强的导向作用。目前已有不少计算线损的方法,日均方根电流法^[1]应用较多,但它只是对35 kV及以上电压的输电网络比较适用,而对于电压等级较低的配电网,由于分支线路、线段数、配电变压器台数较多,使其等值电路的元件数和节点数相应地千倍增加,这样获得计算所需的运行资料就需要花费大量的人力、物力,这往往是不现实的,所以在

实际中以日均方根电流为基础的方法难以通用。回归分析方法^[1]在配电网线损计算中也有广泛的应用,但是回归方程的确定是个问题,而且计算结果的准确度不高。另外,该回归方法对不同的配电网结构不具有通用性。文献[2]提出了适合于自动化装置的配电网线损计算方法,但该方法对自动化量测的要求比较苛刻。文献[3]针对配电网中自动化量测和无自动化量测并存的现状,提出了一种适用于任意自动化配置的配电网理论线损计算方法,但需要对无自动化量测信息给出合理的假设。近年来,神经网络理论的发展与应用为配电网理论线损计算提供了新的途径。基于神经网络的配电网理论线损计

算无须建立数学模型, 可以利用其强大的自学习能力、推广能力、以及非线性处理能力, 来拟合配电线路的线损与特征参数之间复杂的非线性关系。文献[4]先利用分群算法对线损样本数据进行分群, 再用 BP 模型来映射各个群的函数关系, 使配电网的线损计算简单、实用。为了克服常规 BP 算法容易陷入局部极小点和有关参数选择不当导致学习效率低的缺陷, 文献[5]将遗传算法 GA 与 BP 模型相结合, 在一定程度上提高了网络的收敛性和线损计算的精度。文献[6]联合采用了 Kohonen 模型和 BP 模型, 利用 Kohonen 的自组织映射特性将样本分群, 使样本数据的分群合理性有所提高。

本文利用一种免疫遗传算法来设计 BP 神经网络。免疫遗传算法是基于生物免疫机制的一种改进的遗传算法, 在遗传算法的基础上融合了生物免疫系统的抗原识别、抗体多样性、免疫记忆、浓度控制等机制, 因此, 免疫遗传算法既保留了遗传算法随机全局并行搜索的特点, 又在相当大的程度上避免了未成熟收敛, 确保算法快速收敛于全局最优解, 是目前模拟自然机制的又一个前沿研究热点。权值的初始化对 BP 神经网络的学习速度和收敛后解的质量有很大的影响, 不恰当的初始化可能会导致网络陷入局部极值。本文介绍了一种多样性模拟退火算法 SAND 算法(simulated annealing for diversity)进行 BP 神经网络权值初始化。该算法受免疫系统的多样性保持机制启发, 其目的是产生能够最佳覆盖权空间的权集合, 以改进 BP 神经网络的收敛性。初步实验结果表明, 该算法设计的 BP 神经网络有较快的收敛速度和较强的全局收敛能力。

1 免疫遗传算法

免疫遗传算法(IGA)是近年来基于生物免疫机制提出的一种改进遗传算法, 是一种新型的计算智能方法, 它是生命科学中免疫原理与传统遗传算法的结合。生物免疫系统具有抗体多样性、自我调节、免疫记忆功能等特征^[7], 免疫遗传算法就是在遗传算法的基础上引入生物免疫系统的基本特性。现在研究和应用都表明, 免疫遗传算法兼顾了搜索速度、全局搜索能力和局部搜索能力, 正成为优化设计领域的研究热点之一。免疫遗传算法把待求解的问题对应为抗原, 问题的解对应为抗体, 用抗原和抗体的亲和度描述可行解与最优解的逼近程度。算法首先接收一个抗原(对应特定问题), 然后随机产生一组初始抗体(对应初始候选解); 接着计算每一个抗体的适应度, 对抗体进行交叉和变异; 再通过基于浓度的群体更新策略生成下一代抗体群, 直至满足终止条

件, 算法结束。算法的流程框图如图 1。

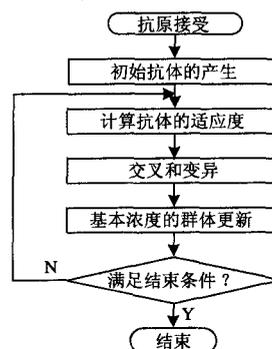


图 1 免疫遗传算法流程框图

Fig.1 Flow chart of immune genetic algorithm

2 SAND 算法描述

De Castro 和 Von Zuben 指出, 前向神经网络权值初始化的质量和网络输出的质量的关系与免疫系统中抗体指令系统初始化的质量和免疫应答的质量有相似之处, 并提出了一种多样性模拟退火算法(SAND 算法)来解决前向神经网络中权值的初始化问题。在 SAND 算法中, 每个抗体对应一个包含在一个多层神经网络中的一层中给定的神经元的权值向量, 长度为 l 。抗体 x_i 与抗体 x_j 之间的亲和力和 $Aff(x_i, x_j)$ 用它们的欧氏距离函数 $D(x_i, x_j)$ 的倒数来表示, 即:

$$Aff(x_i, x_j) = \frac{1}{D(x_i, x_j) + \varepsilon} \quad (1)$$

式中: ε 为一个小的正数, 取 $\varepsilon=0.001$; 欧氏距离函数 $D(x_i, x_j)$ 定义为:

$$D(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^l (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (2)$$

SAND 算法目的就是要减少抗体之间的相似性, 产生能够最佳覆盖整个形态空间的抗体集合, 这也就是使能量函数最大化。定义能量函数为:

$$E = \sum_{i=1}^N \sum_{j=i+1}^N D(x_i, x_j) \quad (3)$$

在 Euclidean 形态空间方法中, 能量函数 E 不是百分比值, 考虑到向量的多样性, SAND 算法中必须定义终止条件。给定向量 x_i , $i=1, 2, \dots, N$, 首先将其标准化为单位向量 I_i , $i=1, 2, \dots, N$, 然后计算平均向量:

$$\bar{I} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i \quad (4)$$

单位向量的多样性可以简单地通过下式来评估:

$$\|\bar{I}\| = (I^T I)^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

式中: $\|\bar{I}\|$ 表示坐标系原点开始的平均向量的距离。SAND 算法的终止条件函数 U 如式 (6) 所示。

$$U = 100 \times (1 - \|\bar{I}\|) \quad (6)$$

在实际应用中, 接近 100 的终止条件是比较合理的选择。

3 基于 IGA 的 BP 神经网络设计

用该算法设计前向神经网络时, 假设其输入(包括输入节点数及输入值)和输出(包括输出节点数及输出值)是已知的, 激活函数也预先确定, 取为 S 型函数, 基于免疫遗传算法的 BP 神经网络设计步骤如下:

步骤 1 分别在 BP 神经网络的每一层运用 SAND 算法进行权值初始化。

步骤 2 抗体编码。将 SAND 算法求得的初始权值构成 BP 神经网络的结构, 每个抗体对应一种 BP 神经网络的结构, 将隐节点数目及网络权值进行混合实数编码, 每个抗体串如表 1 所示。

表 1 抗体编码

Tab.1 Coding of antibody

N	与第 1 个	与第 2 个	与第 N
隐节点	隐节点	隐节点	个隐节
数目	相关的	相关的	点相关
	权值	权值	的权值

步骤 3 适应度函数设计。适应度函数 $f(x_i)$ 定义为神经网络平方误差均值函数 $E(x_i)$ 的函数, 即:

$$f(x_i) = \frac{1}{E(x_i) + \varepsilon} \quad (7)$$

式中:
$$E(x_i) = \frac{1}{2p} \sum_{n=1}^p \sum_{j=1}^o (T_j^n - Y_j^n)^2 \quad (8)$$

P 为训练样本总数, O 为 BP 神经网络输出层节点数, T_j^n 和 Y_j^n 分别是第 n 个训练样本在第 j 个输出节点的期望输出和实际输出, ε 为大于 0 的常量。

步骤 4 遗传操作。

(1) 两点交叉法。设 $x_i^1 = [x_1^1 x_2^1 \cdots x_n^1]$,

$x_2^1 = [x_1^2 x_2^2 \cdots x_n^2]$ 是 1 代的两个抗体, 在第 i 个点和第 j 个点实施两点算术交叉, 产生的下一代抗体是:

$$x_1^{i+1} = [x_1^1 \cdots x_i^1 \cdots x_j^2 x_{j+1}^1 \cdots x_n^1]$$

$$x_2^{i+1} = [x_1^2 \cdots x_i^2 \cdots x_j^1 x_{j+1}^2 \cdots x_n^2]$$

其中: x_k^1 和 x_k^2 ($i \leq k \leq j$) 由如下线性组合产生:

$$x_k^i = \zeta x_k^1 + (1 - \zeta) x_k^2 \quad (9)$$

式中: $\zeta \in [0, 1]$ 为比例系数。

(2) 高斯变异法。采用高斯变异时, 先将各抗体解码为相应的网络结构, 按照式 (10) 改变网络的所有权值:

$$x_i^m = x_i + \partial_{\exp}(-f(x_i)) \times \mu(0, 1) \quad (10)$$

式中: x_i^m 是变异后的抗体, x_i 是变异前的抗体; $\mu(0, 1)$ 是均值为 0, 方差为 1 的正态分布随机变量; $\partial \in (-1, 1)$ 是个体的变异率; $f(x_i)$ 是抗体 x_i 的适应度, 即目标函数的适应值。式(7)说明抗体的变异程度和适应度成反比, 即适应度越低(目标函数的适应值越小), 个体的变异率越高, 反之亦然。变异后, 重新将所有隐节点分量和权值分量组成一个新抗体。

步骤 5 基于浓度的群体更新。为了保证抗体的多样性, 提高算法的全局搜索能力, 采用了一种基于抗体间欧氏距离和适应度来计算抗体相似度和浓度的方法。记抗体 x_i 和 x_j 的欧氏距离为 $D(x_i, x_j)$, 适应度分别为 $f(x_i)$ 和 $f(x_j)$, 给定适当常数 $\eta > 0$, $t > 0$, 如满足下式:

$$\begin{cases} D(x_i, x_j) \leq \eta \\ |f(x_i) - f(x_j)| \leq t \end{cases} \quad (11)$$

则称抗体 x_i 与抗体 x_j 相似, 与抗体 x_i 相似的抗体的个数称为抗体 x_i 的浓度, 记为 C_i 。抗体 x_i 被选择的几率为 $p(x_i)$, 即:

$$p(x_i) = \alpha C_i \left[1 - \frac{f(x_i)}{M(x)} \right] + \beta \frac{f(x_i)}{M(x)} \quad (12)$$

式中: α, β 为 (0, 1) 之间的可调参数, $M(x)$ 为所有抗

体的最大适应度值, C_i 为抗体 x_i 的浓度。从式 (12) 可以看出: 当抗体浓度高时, 适应度高的抗体被选中的几率就小; 当抗体浓度不高时, 适应度高的抗体被选中的几率就大。这样既保留了优秀个体, 又可减少相似抗体的选择, 确保了个体的多样性。

4 仿真

为了验证本文所提方法的有效性和实用性, 以某地区的实际配电网为例进行线损的计算和分析, 并与不同的实现方法从网络训练和线损计算精度方面进行比较。

某地区有若干条配电线路, 已对其中 68 条线路进行了线损的准确计算。现要找出 68 条线路的统计规律, 并将其用于未经计算线损的其余配电线路和已计算过线损的 68 条线路在结构参数和运行参数发生变化时的线损快速计算。样本数据取自文献[1]中的 68 组数据, 每组数据包含 4 个自变量 x_1, \dots, x_4 和 1 个因变量 y , 各量的含义如下: x_1 为月有功功率供电量, $\times 10^4 \text{ kW} \cdot \text{h}$; x_2 为月无功功率供电量, $\times 10^4 \text{ kvar} \cdot \text{h}$; x_3 为配电变压器总容量, kVA ; x_4 为线路总长度, km ; y 为线损值, $\times 10^4 \text{ kW} \cdot \text{h}$ 。将所有 68 个样本中的编号的 1—60 的用于建立 IGA 优化的 BP 线损计算模型, 编号为 61—68 的用于检验该模型的效果。

表 2 和表 3 给出了配电网线损的仿真和比较结果。由表 2 可知: 本文方法在较少的训练次数下得到了更为精确的线损计算结果, 误差离散性较小。

表 2 仿真结果

Tab.2 Simulation results

线路编号	x_1	x_2	x_3	x_4	y	实际线损值	误差 / (%)
61	25.8	39.4	3 120	82.8	5.345 8	5.6	3.34
62	27.7	27.2	2 650	60.3	3.734 1	3.71	0.23
63	20.8	24.7	3 010	68.1	3.403 3	3.32	0.96
64	53.7	56.1	3 770	3.1	2.518 7	2.43	1.12
65	38.8	40.9	2 990	13.4	2.344 2	2.56	0.65
66	111.7	122.6	7 040	13.6	7.229 1	7.62	1.45
67	74.9	71.6	4 940	29	5.555	5.31	1.12
68	56.3	62.5	4 040	46.7	5.658 2	5.62	0.04

从表 3 可以看到: 用本文所提出的基于 IGA 的 BP 网络, 在训练时间可接受的条件下, 线损计算误差百分比都被控制在 1.0% 以内, 而且有 50 条线路是在 0.05% 以内, 与实际值几乎吻合, 计算精度相当高。因此, 基于 IGA 神经网络的方法与回归方法、

BP 算法、以及 BP 与 GA 结合的算法相比, 准确性有了较大的提高。

表 3 四种算法的误差比较

Tab.3 Comparison of 4 kinds of algorithms

误差百分比	线路数			
	回归方法	BP	BP 与 GA	IGA 与 BP
$E_C < 1\%$	28	44	52	64
$1\% \leq E_C < 5\%$	10	21	12	4
$5\% \leq E_C < 10\%$	18	0	3	0
$E_C \geq 10\%$	12	3	1	0

5 结语

本文结合免疫算法、神经网络和遗传算法的优越性, 提出了一种新的计算线损的方法—免疫遗传神经网络。该算法的核心在于借鉴免疫学的原理和特性, 运用神经网络的结构和现有理论, 定义了基于免疫学的基本运算单元和规则, 用遗传算法实现了个体群在群体收敛性和个体多样性之间动态平衡的调整, 对现有大量的免疫学原理进行了模拟。最后将其计算结果与其它算法进行了对比, 结果表明该算法在收敛的性能和速度上都更佳, 预测精度有一定的提高, 理论线损的计算结果与实际更符合。

参考文献

- [1] 丁玉凤. 粒子群优化算法及其在电力系统经济运行中的应用[D]. 武汉: 华中科技大学, 2005.
DING Yu-feng. Particle Swarm Optimization Algorithm and Its Applications to Power System Economic Operation[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2005.
- [2] 朱发国. 基于现场监测终端的配电网线损计算[J]. 电网技术, 2001, 25(5): 38-40.
ZHU Fa-guo. Loss Calculation Method for Distribution Network with Information from Field Terminal Using[J]. Power System Technology, 2001, 25(5): 38-40.
- [3] 陈得治, 郭志忠. 基于负荷获取和匹配潮流方法的配电网理论线损计算[J]. 电网技术, 2005, 29(1): 80-84.
CHEN De-zhi, GUO Zhi-zhong. Distribution System Theoretical Line Loss Calculation Based on Load Obtaining and Matching Power Flow[J]. Power System Technology, 2005, 29(1): 80-84.
- [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.
WEN Fu-shuan, HAN Zhen-xiang. The Calculation of Energy Losses in Distribution Systems Based upon a Clustering Algorithm and an Artificial Neural Network Model[J]. Proceedings of the CSEE, 1993, 13(3): 41-50.

(下转第 49 页 continued on page 49)

4 结论

本文建立了一种新的基于概率不安全指标的暂态风险评估模型。该模型以动态安全域为分析手段,通过概率不安全指标表征系统的不安全状况,结合风险理论,将系统的暂态风险量化为一个经济指标。该模型综合考虑了故障的发生、故障类型、故障发生地点、故障清除时间、故障电阻和系统运行状况等不确定信息,能真实反映系统的运行风险水平,同时兼顾了安全性和经济性,为系统运行人员运行决策提供了一个实用的参考信息。如何利用电力系统暂态风险评估的结果实现经济有效的暂态稳定综合控制是下一步将要研究的内容。

参考文献

- [1] 赵霞,周家启,胡小正.暂态稳定性分析中的确定性方法和概率性方法[J].电力系统自动化,2006,30(6):100-103.
ZHAO Xia, ZHAO Jia-qi, HU Xiao-zheng. Deterministic and Probabilistic Approaches in Transient Stability Studies[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006,30(6):100-103.
- [2] 甘德强,王锡凡,王小路.电力系统概率暂态稳定性的分析[J].中国电力,1994,27(4):32-35.
GAN De-qiang, WANG Xi-fan, WANG Xiao-lu. Probabilistic Transient Stability Analysis of Power System[J]. Electric Power, 1994,27(4):32-35.
- [3] 张健,刘怀东.输电线路概率安全性测度研究[J].电力系统及其自动化学报,2003,12:34-36.
ZHANG Jian, LIU Huai-dong. Study on Probabilistic Security Measures of Transmission Line[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2003, 12: 34-36.
- [4] 刘福斌.基于风险的电力系统安全评估决策和市场运作(博士学位论文)[D].南京:东南大学,2003.
LIU Fu-bin. Risk-based Assessment, Decision and Operation of Power System Security in Power Market, Doctoral Dissertation[D]. Nanjing: Southeast University, 2003.
- [5] 余贻鑫,陈礼义.电力系统的安全性与稳定性[M].北京:科学出版社,1988.
YU Yi-xin, CHEN Li-yi. Security and Stability of Electrical Power System[M]. Beijing: Science Press, 1988.
- [6] 冯飞.电力系统动态安全域的研究(博士学位论文)[D].天津:天津大学,2003.
FENG Fei. A Study on Dynamic Security Region of Power System, Doctoral Dissertation[D]. Tianjin: Tianjin University, 2003.
- [7] 曾沅,樊纪超,余贻鑫,等.电力大系统实用动态安全域[J].电力系统自动化,2001,25(16):6-10.
ZENG Ruan, FAN Ji-chao, YU Yi-xin, et al. Practical Dynamic Security Regions of Bulk Power Systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(16):6-10.
- [8] LI Wen-yuan. Risk Assessment of Power System: Models, Method, and Applications[M]. New York(NY,USA):John Wiley & Sons, 2005.

收稿日期:2008-07-09; 修回日期:2008-08-21

作者简介:

唐晓玲(1984-),女,硕士研究生,研究方向为电力系统的安全与稳定,现从事继电保护工作。E-mail: tangxiaoling203@126.com

(上接第39页 continued from page 39)

- [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.
XIN Kai-yuan, YANG Yu-hua, CHEN Fu. An Advanced Algorithm Based on Combination of GA with BP to Energy Loss of Distribution System[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(2): 79-82.
- [6] 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.
WEN Fu-shuan, HAN Zhen-xiang. The Calculation of Energy Losses in Distribution Systems Based upon Kohonen's Model and BP Model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 1993, (3): 16-20.
- [7] 陈天恩,于鹏.用函数型神经网络计算配网的线损[J].

甘肃电力,1996,(1):40-41.

CHEN Tian-en, YU Peng. The Calculation of Energy Losses in Distribution Systems Based Upon a Functional Neural Network Model[J]. Gansu Power System, 1996, (1): 40-41.

收稿日期:2008-07-07; 修回日期:2008-10-04

作者简介:

李秀卿(1954-),男,教授,硕士生导师,研究领域为电力系统规划及电力系统经济调度;

汪海(1971-),男,主要从事电力系统运行与控制方面的研究;

赵丽娜(1980-),女,硕士研究生,研究方向为电力系统及其自动化。E-mail: zhaolina0606@126.com