

基于改进蚁群神经网络的短期负荷预测

周 曲, 邱晓燕

(四川大学电气信息学院, 四川 成都 610065)

摘 要: 在传统神经网络负荷预测的基础上, 采用蚁群算法优化神经网络的权值, 同时再用模糊逻辑对影响负荷的随机因素进行修正, 提出了改进的蚁群神经网络算法。对四川某 500 kV 变电站进行短期负荷预测, 结果表明这一算法能获得较高的预测精度, 是一种行之有效的短期负荷预测方法。

关键词: 短期负荷预测; 蚁群算法; BP 神经网络; 模糊逻辑

Abstract: Based on the traditional NN (neural network) load prediction, ant colony algorithm is used to optimize the weights of NN. Then, the fuzzy logic is used to modify the random factor which influences the load, and an ant colony neural network (ACONN) algorithm is proposed. Practical example indicates that the application is feasible and effective, which can obtain more accurate result than the conventional methods.

Key words: short-term load forecasting; ant colony algorithm; BP neural network; fuzzy logic

中图分类号: TM714 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-6954(2009)05-0058-04

将其运用于电力系统短期负荷预测。

0 引 言

电力系统短期负荷预测是调度中心制订发电计划及发电厂报价的依据, 也是能量管理系统 (EMS) 的重要组成部分, 对电力系统的运行、控制和计划都有着非常重要的影响。

目前电力系统短期负荷预测方法大致可以分为两类^[1]。一类是以时间序列法为代表的传统方法, 例如时间序列法、回归分析法、状态空间法等, 这些方法算法简单, 速度快, 应用广泛, 但由于电力负荷变化受天气情况 (如季节更替、天气因素突然变化等) 和人们的社会活动 (如重大文体活动、节假日等) 等因素的强烈影响, 存在大量非线性关系, 使得这些方法的模型很难准确描述预测负荷的实际, 故精度较差。另一类是以人工神经网络^[2, 3]为代表的新型人工智能方法, 该算法具有很强的记忆能力、非线性映射能力以及强大的自学习能力, 因而能够迅速地拟合出负荷变化曲线。然而网络的训练通常是一个复杂的大规模优化问题, 随着训练样本集和网络初始权值的变化, 网络的训练结果随机性较大, 存在着收敛速度慢和容易陷入局部极值等缺点, 这给实际建模带来了一定的困难。针对神经网络的不足, 应用蚁群优化算法对其进行改进, 提出蚁群神经网络 (ACONN) 算法, 并

1 蚁群优化算法的基本原理

蚁群优化算法 (ACO)^[4] 是受到蚂蚁群搜索食物过程的启发而产生的, 通过对蚂蚁群行为的研究, 发现蚂蚁个体行为虽然非常简单, 但由简单个体所组成的群体却表现出极其复杂的行为。蚂蚁个体之间通过一种称之为外激素的物质进行信息传递, 即蚂蚁在运动过程中在它所经过的路径上撒播该种物质; 而且蚂蚁能够通过感知这种物质来指导它们运动方向。因此, 由大量蚂蚁组成的蚁群的集体行为便表现出一种信息正反馈过程: 即某一路径上走过的蚂蚁越多, 则后来者选择该路径的概率就越高。蚂蚁个体之间就是通过不断的信息交流来实现搜索食物的目的, 为清晰起见, 该过程可以用图 1 来描述^[5, 6]。

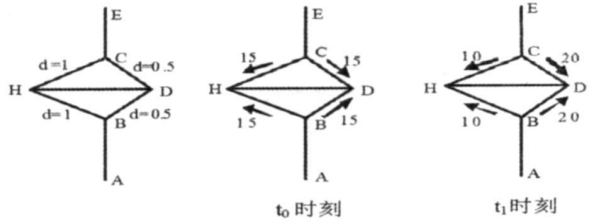


图 1 蚂蚁搜索食物示意图

设 A 是蚁巢, E 是食物源, HD 为障碍物。由于

障碍物的存在,蚂蚁只能由 A 经 H 或 D 到达 E 或由 E 经 H 或 D 到达 A,各点之间的距离如图所示。设每个时间单位有 30 只蚂蚁由 A 到达 B,有 30 只蚂蚁由 E 到达 C,每只蚂蚁过后留下的激素量(一般称为信息素, Information Element IE)为 1

在初始时刻 t_0 由于路径 BH、BD、CH、CD 上均无信息素存在,位于 B 和 C 的蚂蚁可以随机选择路径。从统计的角度可认为是以相同的概率选择这四条路径。经过一个时间单位后,由于 BHC 的长度是 BDC 长度的两倍,假设个体撒播的 IE 是相等的,则 BDC 上的信息素量是 BHC 上的两倍。因此 t_1 时刻,将有 20 只蚂蚁由 B 和 C 到达 D,有 10 只蚂蚁由 B 和 C 到达 H。随着时间的推移,蚂蚁将会以越来越大的概率选择路径 BDC,最终完全选择路径 BDC,从而找到由蚁巢到食物源的最短路径。

ACO 算法是一种具有通用目的的内启发式算法,可适用于求解大规模的组合优化问题。在 ACO 算法中设了一个代理集,在代理集中每个成员都像是相互协作的人工蚂蚁一样工作,通过撒播在“搜索路径”上的 IE 来交换信息,最终实现问题的解。人工蚂蚁移动时,表现为一边建立问题的解,一边又通过加入新的 IE 不断修改问题的描述。必须指出,ACO 算法中的人工蚂蚁与实际蚂蚁是有某些区别的^[7],人工蚂蚁是作为一种最优工具来运作,并不是自然界中实际蚂蚁的模拟。由此可见,ACO 算法的主要特征是:正反馈作用有助于快速发现较好的解;分布式的计算可避免迭代过程中的早熟现象;启发性收敛则使搜索过程中更早发现可接受解成为可能。

2 基于蚁群算法的改进神经网络系统 ACONN 的短期负荷预测

2.1 短期负荷预测的神经网络模型

应用人工神经网络进行负荷预测,就是要依靠负荷的历史记录,对未来的负荷做出预测。电力系统的负荷变化具有随机性、连续性、周期性、波动性和非线性,同时受很多因素的影响。对于负荷的非线性,用 3 层神经网络可以任意地逼近它^[8]。3 层神经网络结构如图 2 所示。

第一层是输入层,有 $x_1, x_2, \dots, x_n$ 个输入单元;第二层是隐单元层, w_{ij} ($i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, k$) 是第一层与第二层间的连接权, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ 是阈值;第三层是输出层, $y_1, y_2, \dots, y_m$ 是输出单元, q_{jl} ($j=1, 2, \dots, k; l=1, 2, \dots, m$) 是第二层与第三层间的连接权, $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_m$ 是阈值。

$\dots, k; l=1, 2, \dots, m$) 是第二层与第三层间的连接权, $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_m$ 是阈值。

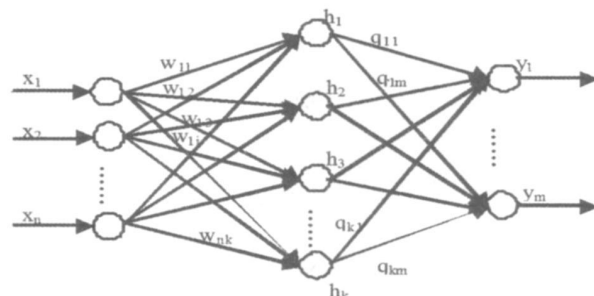


图 2 三层 BP 神经网络模型

$$h_j = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} \times x_i - \theta_j\right) \quad j=1, 2, \dots, k \quad (1)$$

$$y_l = f\left(\sum_{j=1}^k q_{jl} \times h_j - \delta_l\right) \quad l=1, 2, \dots, m \quad (2)$$

由于建模的困难和计算的复杂性,在实际预测的神经网络的输入问题上,根据对历史负荷数据规律的分析,可把负荷分为基本负荷分量和变动负荷分量,采用蚁群算法优化神经网络的权值来对负荷的基本分量进行预测,即 ACONN 系统,然后用模糊逻辑对影响负荷变化的变动分量进行模糊修正。根据负荷变化的周期性,选取如下负荷输入变量作为神经网络的输入:6 个输入数据(前一天同一时刻前后 3 个历史负荷数据,上一星期当日同时刻前后 3 个历史负荷数据)。

$$x(d, t) = f(x(d-1, t-1), x(d-1, t), x(d-1, t+1), x(d-7, t-1), x(d-7, t), x(d-7, t+1)) \quad (3)$$

由 Kolmogorov 定理及经验,选取具有 7 个神经元的隐含层,包含 $6 \times 7 + 7 \times 1 + 7 + 1 = 57$ 个权值和阈值;1 个输出神经元(预测点),其中所有输入、输出量都要进行归一化处理。

2.2 ACONN 系统的短期负荷预测的具体步骤

假定神经网络中有 m 个待优化的参数,其中包括所有的权值和阈值。首先,对这些参数进行排序,记为 $p_1, p_2, \dots, p_m$,对于任一参数 p_i ($1 \leq i \leq m$),将其设置为 N 个随机非零值,形成集合 I_i ,然后定义蚂蚁的数目为 S 这些蚂蚁从蚁巢出发去寻找食物。每只蚂蚁从第 1 个集合出发,根据集合中每个元素的信息素状态,随机地从每个集合 I_i 中选择一个元素。当蚂蚁在所有集合中完成元素的选择后,它就到达了食物源,并按原路径返回蚁巢,同时调节集合中所选元素的信息素。这一过程反复进行,当全部蚂蚁收敛到

同一路径时,也就意味着找到了网络参数的最优解。

蚁群算法的主要步骤如下。

1)初始条件:令集合 $I_i (1 \leq i \leq m)$ 中的元素 j 的信息素 $\tau_j(I_i)(t) = C (1 \leq j \leq N)$, 蚂蚁的数目为 S 全部蚂蚁置于蚁巢, 设置最大迭代次数为 NC_{max} 。

2)启动所有蚂蚁, 每只蚂蚁从集合 I_i 开始, 按照下述规则依次在每个集合中选择一个元素, 直到蚁群全部到达食物源。

路径选择规则: 对于集合 I_i , 任意一只蚂蚁 $k (1, 2, \dots, s)$, 根据下式计算的概率随机地选择它第 j 个元素。

$$Prob(\xi(I_i)) = (\tau_j(I_i)) / \sum_{u=1}^N \tau_u(I_i) \quad (4)$$

3)当所有蚂蚁在每个集合中都选择了一个元素, 计算用各蚂蚁所选权值作神经网络参数时训练样本的输出误差, 记录当前所选参数中的最优解。设该过程经历的时间为 m 个时间单位, 对所有集合 $I_i (1 \leq i \leq m)$ 中各元素的信息素按下式做调节。

$$\tau_j(I_i(t+m)) = \rho \tau_j(I_i(t)) + \Delta \tau_j(I_i) \quad (5)$$

其中, 参数 $\rho (0 \leq \rho \leq 1)$ 表示信息素的持久性, 即残余信息的保留部分, $1 - \rho$ 则表示 t 时刻与 $t+m$ 时刻之间信息素的消逝程度。

$$\Delta \tau_j(I_i) = \sum_{k=1}^S \Delta \xi_k(I_i) \quad (6)$$

$\Delta \tau_j(I_i)$ 表示在本次循环中第 k 只蚂蚁在集合 I_i 的第 j 个元素 $P_j(I_i)$ 留下的信息素, 可用下式来计算。

$$\Delta \tau_j^k(I_i) = \begin{cases} Q / e^k & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁在本次循环中} \\ & \text{选择了 } I_i \text{ 中的第 } j \text{ 个元素} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

式中, Q 是常数, 用来表示蚂蚁完成一次循环后所释放的信息素总数。它用于调节信息素的调整速度; e 是以蚂蚁 k 选择的元素作为神经网络的权值时各训练样本的最大输出误差, 定义为

$$e^k = \max_{n=1}^h |O_n - O_q| \quad (8)$$

式中, h 是样本数目, O_n 和 O_q 是神经网络的实际输出和期望输出。由此可见, 误差越小, 信息素增加的就越多。

4)重复上述步骤 2、3 直到所有蚂蚁全部收敛到一条路径或达到最大迭代次数, 输出最优解, 算法结束。

网络权值训练完成后, 将这个最优的权值作为 BP 网络的权值, 进行基本负荷的预测。

2.3 模糊修正

负荷的变化受温度、日期、及节假日的影响较大。一般来说负荷需求随气温升高而升高, 随着气温的降低, 由于取暖设备的使用, 负荷需求也会升高; 工作日负荷比周末大, 节假日负荷比正常日小, 而这些影响因素是模糊的、不确定的概念, 现在还没有足够准确的预报方法可以作为负荷变化的依据。模糊理论就是用来解决这种不确定性的有力工具。而实际生活中的温度不是以模糊集合的形式给出的, 对于这种输入为非模糊集合的推理过程, 需要构造特有的隶属函数, 并引入模糊化的处理过程, 把准确的数值转换成模糊集合^[9]。使用预测日的平均温度 T 作为输入模糊变量, 例如温度取 7 个模糊语言变量: NB(负大), NM(负中), NS(负小), ZE(零), PS(正小), PM(正中), PB(正大); 类型日 D 定义为星期一到星期五为工作日(WD), 星期六, 星期天为周末节假日(WE); H 为 4 个模糊语言变量即春节(C)、五一(W)、国庆(G)、元旦(Y)。I 作为输出变量定义为对基本分量修正的百分比数。该输出变量取 7 个模糊语言变量值: NB, NM, NS, ZE, PS, PM, PB。根据已知的输入和输出对应的隶属函数, 考虑专家及工作人员的经验, 采用模糊条件语句即“if... and... then...”推理方法, 建立模糊规则库, 根据经验有

Rule1: if T is PM and D is WD and H is none then I is ZE;

Rule2: if T is PS and D is WE and H is G then I is PM; ...

通过模糊规则库把温度、类型日和节假日对负荷曲线的影响被考虑到负荷预测中, 再通过解模糊获得一天中各时段变动性负荷分量相对于真实负荷值产生的相对误差 σ , 可以得到最终的预测负荷值为

$$Lf(i) = Lb(i) + Lb(i) \frac{\sigma(i)}{100} \quad (i = 0, 1, 2, \dots, 23) \quad (9)$$

其中, L_f 为最终预测值; L_b 为 ACONN 网络输出的基本负荷分量; σ 为模糊矫正误差值; i 表示一天的 24 个小时。

3 预测实例

通过四川某变电站的 4 月 24 日到 5 月 30 日的历史负荷数据, 预测 5 月 31 日的负荷。对于神经网

络,采用有监督的学习方式,让 6 个输入样本对应 1 个输出样本,一共 24 组,隐含层采用 7 个神经元构造,误差收敛因子为 0.02,隐含层和输出层的激励函数为非线性 Sigmoid 函数。该网络的连接权数目 $m=57$ 。蚁群算法参数选为 $\rho=0.7$, $S=25$, $Q=30$,神经网络参数为 $[-1, 1]$ 之间的随机数, N 取 30。

预测值与实际值的比较如表 1 和图 3 所示。

表 1 预测结果及误差

预测时刻	实际值 /MW	ACONN 算法预测值 /MW	ACONN 算法误差 /%	BP 算法预测值 /MW	BP 算法误差 /%
0	852.58	860.59	0.94	867.67	1.77
1	818.87	821.08	0.27	831.97	1.60
2	787.34	781.67	-0.72	800.88	1.72
3	759.01	756.13	-0.38	776.77	2.34
4	775.77	764.91	-1.40	796.10	2.62
5	809.20	811.22	0.25	817.86	1.07
6	777.96	782.47	0.58	760.14	-2.29
7	805.61	799.97	-0.70	787.56	-2.24
8	755.01	756.67	0.22	745.87	-1.21
9	744.02	744.39	0.05	726.68	-2.33
10	808.52	806.09	-0.03	795.02	-1.67
11	838.51	835.24	-0.39	827.36	-1.33
12	902.07	898.64	-0.38	913.17	1.23
13	854.62	842.66	-1.40	858.81	0.49
14	826.32	828.39	0.25	836.40	1.22
15	833.89	838.73	0.58	814.63	-2.31
16	842.48	836.58	-0.70	819.82	-2.69
17	878.20	880.13	0.22	863.71	-1.65
18	964.67	965.15	0.05	979.24	1.51
19	905.32	905.05	-0.03	910.30	0.55
20	946.78	943.09	-0.39	926.90	-2.10
21	977.52	974.78	-0.28	958.17	-1.98
22	948.47	951.88	0.36	937.75	-1.13
23	933.62	936.14	0.27	924.47	-0.98
平均相对误差 /%		0.45		1.67	

由表 1 可以看出所提出的 ACONN 预测方法预测的平均误差为 0.45%,最大误差为 1.40%。而采用梯度下降训练权值的传统 BP 算法预测的平均相对误差为 1.67%,最大误差为 2.69%。因此,提出的预测方法可以得到较高的负荷预测精度。

从图 3 可以很直观的看出,应用蚁群算法优化后的神经网络预测出的负荷更接近于实际的输出,而传统的 BP 算法相对来说精度要低一些。

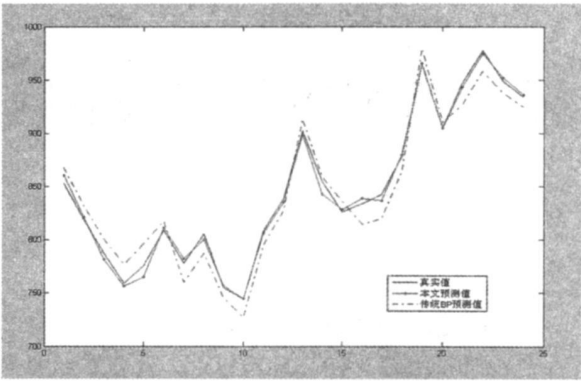


图 3 预测曲线与实际负荷曲线

4 结 论

应用蚁群算法优化神经网络的连接权值,克服了传统 BP 网络容易陷入局部最优的缺陷,同时又将变动负荷分量用模糊逻辑修正,明显地提高了网络的预测精度,更能显示负荷的整体综合特性。实际算例表明,所提出的改进蚁群神经网络算法是进行电力系统短期负荷预测的一种行之有效的方法,在工程上具有一定的应用价值。

参考文献

[1] 康重庆,夏清,张伯明. 电力系统负荷预测研究综述与发展方向的探讨 [J]. 电力系统自动化, 2004, 28(17): 1—11.

[2] 李林川,夏道止. 应用人工神经网络进行短期负荷预测 [J]. 电力系统及其自动化学报, 1994, 6(3): 33—40.

[3] 姜勇,卢毅. 基于相似日的神经网络短期负荷预测方法 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2001, 13(6): 35—40.

[4] 李士勇,陈永强,李研,等. 蚁群算法及其应用 [M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社, 2004.

[5] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. IEEE Trans on Systems Man and Cybernetics Part B, 1996, 26(1): 29—41.

[6] Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V. An investigation of some properties of an ant algorithm. Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature Conference (PPSN '92) [A], Brussels Belgium: Elsevier Publishing, 1992, 509—520.

[7] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 1997, 1(1): 53—66.

[8] 孙增圻. 智能控制理论与技术 [M]. 北京:清华大学出版

(下转第 94 页)

可见,经互感器、变压器变比折算后,忽略变压器损耗,电能表反应的功率和低压侧的 B 相负载功率一致,故能正确计量低压侧的电量。

3 低压侧只接入 C 相负载

3.1 折算后高压侧的二次电流

同 A 相接入负载一样,利用对称分量法,分解出低压侧 C 相电流的正序、负序、零序三组分量,将正序、负序分量叠加,得到高压侧的二次电流为

$$\begin{aligned} \dot{I}_c &= \frac{2}{3} \times \frac{\dot{I}}{K_b K_1}; \dot{I}_a = -\frac{1}{3} \times \frac{\dot{I}}{K_b K_1}; \\ \dot{I}_b &= -\frac{1}{3} \times \frac{\dot{I}}{K_b K_1} \end{aligned}$$

3.2 电能表计量原理分析

根据以上结论,可以得出高压侧计量装置的相量图,见图 5。

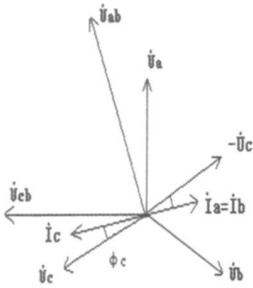


图 5 接入 C 相负载时高压侧计量装置的相量图

$$P_2 = P_a + P_c = U_{ab} I_a \cos(90^\circ + \varphi_c) + U_{cb} I_c \cos(30^\circ - \varphi_c)$$

$$\begin{aligned} &= \frac{U_{ab} \times \frac{1}{3} I \times \cos(90^\circ + \varphi_c) + U_{cb} \times \frac{2}{3} I \times \cos(30^\circ - \varphi_c)}{K_b \times K_1} \\ &= \frac{U_c I \cos \varphi_c}{K_b \times K_1} \end{aligned}$$

一次功率为

$$\begin{aligned} P_1 &= P_2 \times K_y \times K_1 = \frac{U_c I \cos \varphi_c}{K_b \times K_1} \times K_y \times K_1 = \frac{U_c \times K_y \times K_1 \cos \varphi_c}{K_b} \\ &= U_c I \cos \varphi_c \end{aligned}$$

其中, $\frac{U_c \times K_y}{K_b} U_c$ (低压侧 C 相电压)。

可见,经互感器、变压器变比折算后,忽略变压器损耗,电能表反应的功率和低压侧的 C 相负载功率一致,故能正确计量低压侧的电量。

4 结 论

Y/yn 接线的 10 kV 变压器,在 0.4 kV 侧接入单相负载时,通过互感器、变压器变比折算后,忽略变压器损耗,电能表反应的功率和低压侧的单相负载功率一致,因此,这种极端不对称运行方式下,电能表能正确计量低压侧的电量。同时,当接入单相负载时,负载相电压降低,另外两相电压增高,但线电压仍然对称,此时如果客户在另外两相接入负载,很容易因电压过高烧坏设备,所以 Y/yn 变压器不宜单相负载运行。

参考文献

[1] 孙铁民. 电能计量 [M]. 北京: 水利电力出版社, 1992
[2] 刘万顺. 电力系统故障分析 [M]. 北京: 水利电力出版社, 1986
(收稿日期: 2009-04-23)

(上接第 61 页)
社, 2000.

[9] 庄媛媛. 基于粒子群的电力系统短期负荷预测 [J]. 微机计算机信息, 2007, (3): 9-11.

作者简介: 周 曲 (1977-), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力系统分析计算及稳定。
邱晓燕 (1964-), 女, 教授, 研究方向为电力系统分析计算与稳定控制, 电力系统电压稳定。
(收稿日期: 2009-06-10)

中国风电装机容量仅次于美、德、西

中国计划今后 10 年建造 7 座大型风力发电基地。中国目前的风电装机容量位列世界第四, 达 12 GW · h, 相当于 24 座平均规模的燃煤电厂的发电量。中国的风电装机容量仅次于美国、德国和西班牙, 但不是所有风电机组都并入了电网。事实上, 目前中国只有 0.4% 的电力来自风力发电。

位于伦敦的新能源财经公司的分析师贾斯汀·吴称, 装机容量与风力发电量之间的差距并非无足轻重。他说, 将风电厂并入国家电网非常困难和昂贵, 因为风电的不稳定性会给电网增加负担。他表示, 要克服这项困难, 电网需要进行昂贵的升级改造, 研究报告没有考虑这些因素。凭现有的技术, 一个国家的能源需求不可能全部来自风电, 因为这需要先进的电网技术。