

自适应优化的模糊预测系统及其应用*

郁 滨

张 昊

(郑州电子技术学院·郑州, 450004) (广东省科学院自动化工程研制中心·广州, 510070)

钟慕良 毛宗源 周其节

(华南理工大学电子与信息学院·广州, 510640)

摘要: 本文设计并实现了一个模糊预测系统, 该系统通过对历史数据的自适应学习获得初始的预测模型, 借助实时数据的梯度信息对系统参数进行自适应优化, 具有较强的适应性和自学习能力. 以电力负荷预测为应用背景的一系列实验研究表明这一智能化的预测系统的性能是令人满意的.

关键词: 模糊系统; 自适应学习; 短期负荷预测; 经济预测方法

Adaptively Optimized Fuzzy Forecasting System and Its Application

Yu Bin

(Zhengzhou College of Electronic Technology·Zhengzhou, 450004, P. R. China)

Zhang Hao

(Automation Engineering R & M Center, Guangdong Academy of Sciences·Guangzhou, 510070, P. R. China)

Zhong Muliang, Mao Zongyuan and Zhou Qijie

(College of Electronic and Information, South China University of Technology·Guangzhou, 510640, P. R. China)

Abstract: This paper designs and accomplishes a fuzzy forecasting system, which can achieve original forecasting model by adaptive learning from historical data and adaptively optimize its parameters through gradient information of real time data. Thus, the system is provided with extinguished adaptive feature and self-learning capability. Taking electric power load forecasting as application background, a series of experiment research is put forward. Experiment results demonstrate satisfactory performance of the intelligent forecasting system.

Key words: fuzzy systems; adaptive learning; short-term load forecast; economic forecasting methods

1 引言(Introduction)

所谓预测, 就是借助于对已知、对过去和对现在的分析, 得到对未知和对未来的了解. 科学的预测方法和预测手段称为预测技术. 随着人类社会和科学技术的不断发展, 日益完善的预测技术已开始形成一个专门的学科领域. 对于一个企业来说, 管理就是决策的思想已经被普遍接受, 而科学的预测是正确的决策的保证, 这一领域的研究有着广泛的应用背景. 传统的预测技术主要包括时间序列分析^[1]和统计学^[2]的方法, 由于它们不能满足实践中越来越高的精度要求, 智能化预测方法的研究开始成为这一领域的研究前沿.

就电力系统而言, 由于对安全和经济发、配电有重大意义, 提前一天(24 小时)各整点时刻的短期负荷预测(STLF)是电力系统最为需要的一类负荷预

测, 同时对其精度的要求也最高^[3]. 国内目前投入实用的和正在研究、开发的短期负荷预测方法大多是传统的预测方法^[4,5]. 这些方法的预测精度不能满足实际工程^[6]的要求, 在节假日的预测效果更难以令人接受, 加上不具备自适应和自学习的能力, 预测系统的鲁棒性没有保障. 60 年代中期以来, 由于 Zadeh L A 和 Mamdani E H 等人分别在模糊集理论和模糊控制中的开创性工作, 加上近来许多学者的推动, 模糊系统理论取得了巨大的发展^[7]. 但是, 常规的模糊逻辑系统的模糊规则都是来自于专家经验, 由于缺乏从数据信息中获取知识的手段, 完善的模糊预测系统至今仍很少见^[8,9].

本文利用自适应模糊系统的最新研究成果^[8,10], 实现可在线自适应优化的模糊预测系统, 并将其应用于电力负荷预测领域. 经过合理的预测系

* 广东省自然科学基金(980874)用广东省电力工业重大科技项目(98444803070131)资助.
本文于 1997 年 6 月 2 日收到. 1998 年 3 月 26 日收到修改稿.

统结构设计和系统化的实验研究获得了优化、简洁的预测模型.利用现场实时数据进行预测实验,预测精度较之传统方法有大幅度提高.

2 自适应模糊预测系统的算法 (Adaptive fuzzy forecasting system algorithm)

模糊预测系统的建模主要有两部分内容,即结构辨识和参数估计.结构辨识就是决定输入输出空间的分割和模糊规则.输入输出空间是由输入输出变量对应的隶属函数来决定分割的,因而决定隶属函数的形状、个数和模糊规则是结构辨识的主要任务(详见下一节).当模糊预测系统的模型结构确定后,参数估计依据某种准则(如最小二乘准则)来决定其中的各种参数.

传统的模糊逻辑系统模型中,模糊规则和隶属函数是基于经验或试探法获得的,这是它们的一个主要缺陷.在这样的系统中,模糊推理是不能自适应调节的,模型对于大型复杂对象是否有效合理没有具说服力的标准.就一个完善的模糊预测系统而言,结构辨识和参数估计缺一不可,应设计合适的学习算法交替进行这两方面的工作,最终确定满意的预测模型.

在本文研究的模糊预测系统中,含有从样本数据中学习、自动产生模糊规则的算法.因为该算法的执行过程相当于向一张规则集表格中填写内容的过程,称之为“表格填充式的自适应规则学习算法”^[8].下面具体介绍这一算法的步骤.

步骤 1 依次由样本集中取一样本 $(x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk}, y_k)$;

步骤 2 用该样本产生一条规则;

对于每个输入变量 x_i ,取 $\mu_{A_{ij}}(x_{ik})$ 最大值对应的模糊子集作为规则条件部中 x_i 的语言变量,即 $X_{ik} = \max_j \mu_{A_{ij}}(x_{ik})$ 对应的 A_{ij} , $j = 0, 1, \dots, M_i$.取 $i = 1, 2, \dots, n_i$,则可以形成完整的规则条件部(对应 n_i 个输入变量).对于规则的结论部,取为距离 y_k 最近的模糊子集 B_j (棒形),即:“ $Y_k =$ 距离 y_k 最近的 B_j , $j = 0, 1, \dots, M$ ”.这样,就形成了一条规则 k .

步骤 3 为规则赋予一个置信度;

由步骤 2 获得了一条模糊规则 k , 其形式如下:

$R^{(k)}$: 如果 x_1 为 X_{1k} , x_2 为 X_{2k} , $\dots$, x_n 为 X_{nk} ,

则 $y = Y_k$.

(1)

因这一规则是由实际样本数据中获得的,定义其置信度为:

$$w_k = \mu_{X_{1k}}(x_{1k}) \times \mu_{X_{2k}}(x_{2k}) \times \dots \times \mu_{X_{nk}}(x_{nk}). \quad (2)$$

步骤 4 规则集一致性检验;

将该条规则与规则集中已有的每条规则相比较,如果有一条规则与其条件部 $X_{ik}(i = 1, 2, \dots, n_i)$ 完全相同,则保留置信度(w_k)大的规则,删除另一个;否则,将该规则 k 加入规则集.

步骤 5 重复上述各步,直到取完所有的样本数据,就形成一个规则集.

获得了规则集之后,具有这一初始预测模型的模糊系统已经具有预测能力了,系统的预测输出为:

$$\hat{y} = \left(\sum_{j=1}^R \mu_j Y_j \right) / \left(\sum_{j=1}^R \mu_j \right). \quad (3)$$

其中, μ_j 是输入对应于第 j 条规则的适用度(也称置信度或真值),即

$$\mu_j = \mu_{X_{1j}}(x_1) \times \mu_{X_{2j}}(x_2) \times \dots \times \mu_{X_{nj}}(x_n). \quad (4)$$

对于初始的模糊模型,可调的参数包括输出模糊子集的中心 Y_i 、输入模糊子集隶属函数的中心和宽度.这里,用 θ 代表其中任意参数,用梯度下降法对其进行调整的通式为:

$$\theta(k+1) = \theta(k) - \alpha \frac{\partial e(k)}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta(k)}. \quad (5)$$

其中, k 为迭代修正序号, α 为控制修正速度的参数,误差变量定义为预测输出与学习样本之差的平方,即:

$$e(k) = \frac{1}{2} (y_k - \hat{y}_k)^2. \quad (6)$$

由(5)和(6)可得

$$\theta(k+1) = \theta(k) + \alpha (y_k - \hat{y}_k) \cdot \frac{\partial \hat{y}_k}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta_k}, \quad (7)$$

因此,只要求出 $\hat{y}_k$ 对各参数的偏微分,就可以用(7)来对其进行修正了.

3 自适应优化的模糊短期负荷预测系统 (Optimal adaptive fuzzy short-term load forecasting system)

短期负荷预测的输出可分为两大类:一类是一次性预测未来 24 小时(或 48 小时)的整点负荷,另一类是每次预报下一时刻的负荷.前者要求系统增加输入的信息量.为不使系统复杂化,我们选择提前一步的预测.同时采用时间窗口移动技术,即当得出下一时刻的 $y(T+1)$ 预测后,以其为当前已知数据继续预测 $y(T+2)$. 依此类推,可以得到完整的未

来 24 小时的预测输出.

本系统采用了如下表述的三个输入变量:

$$\begin{aligned} x_1 &= L(T); \quad x_2 = L(T) - \bar{L}(T); \\ x_3 &= \bar{L}(T+1) - \bar{L}(T). \end{aligned} \quad (8)$$

其中

$$\begin{aligned} \bar{L} &= \frac{1}{3} [L(T - 7 \times 24) + \\ &L(T - 14 \times 24) + L(T - 21 \times 24)] \end{aligned}$$

代表过去三周同类型日(指星期几) T 时刻负荷的平均值.如果某一天正好是节日,则取再前一周同类型日的数据;如果当前 T 处于节日中,则取前三个节日的数据.上述三个变量的具体含义如下: x_1 是当前最新获得的整点负荷值; x_2 是 T 时刻负荷与该时刻历史数据平均值之差; x_3 是历史数据中 $(T+1)$ 时刻与 T 时刻平均值之差.

因为下一时刻未知负荷 $L(T+1)$ 的预测必然是在当前负荷的基础上发展,选取 x_1 为输入是容易理解的,该输入包含了负荷的增长信息.天气情况对于负荷的影响是非常明显的,但获取各气象资料作为输入却很不方便,选择 x_2 作为输入的主要目的是将当前天气情况包含在输入之中,即以负荷的变动隐含天气的变动信息. x_3 的选取提供了历史数据中 T 到 $(T+1)$ 时刻的负荷变化趋势信息,这对于提前一步的负荷预测(模拟负荷变化的相似性)是重要的,同时它也为模糊系统的训练提供了基础,即这一输入中包含负荷的动态信息.STLF中一个棘手的问题就是对节假日的负荷应以特殊的模式进行预测,本系统通过(8)所示的输入变量选取回避了这一问题的,使预测具有更强的适应性和实用性.

模糊系统各输入变量 x_i 经过隶属函数转化为模糊量 $\tilde{x}_i$.因为 x_1 和 x_2 主要是线性变动因素,对它们选取三个隶属函数,分别对应模糊语义:“零、中、大”和“负、零、正”;而 x_3 的非线性特征更明显,定义“负大、负中、负小、零、正小、正中、正大”等七个隶属函数.各输入量的隶属度函数在建立初始模型时设计为三角形,这样较容易根据隶属度是否为0判断样本输入是否属于一个模糊子集,而在自适应学习调整算法中使用钟形(高斯型)的隶属函数,以利于模糊系统参数的调整.

为了得到模糊负荷预测 y_f 所进行的模糊推理是基于规则的.设 x_1 定义了 m 个隶属函数, x_2 定义了 n 个隶属函数, x_3 定义了 l 个隶属函数,则总的可能的规则数为 R :

$$R = C_m^1 \cdot C_n^1 \cdot C_l^1 = m \cdot n \cdot l. \quad (9)$$

在本系统中, $R = 63$.规则的一般形式为:

规则 r “IF x_1 is A_{1i}^r , AND x_2 is A_{2j}^r , AND x_3 is A_{3k}^r , THEN y_f is w_r .”

其中

$$i, j = 1, 2, 3; \quad k = 1, \dots, 7; \quad r = 1, \dots, R.$$

每一条规则条件部成立的真值为:

$$\mu_r = \mu_{A_{1i}^r}(x_1) \cdot \mu_{A_{2j}^r}(x_2) \cdot \mu_{A_{3k}^r}(x_3), \quad r = 1, 2, \dots, R. \quad (10)$$

$\sum_{r=1}^R \mu_r = 1$, 模糊推理的输出为:

$$y_f = \sum_{r=1}^R \mu_r \cdot w_r. \quad (11)$$

自适应模糊预测用模糊推理逼近实际负荷的动态过程,模糊系统的参数通过对样本数据的学习得到.在初始模型中,模糊规则用表格填充式学习算法从初始建模样本集中获得.随后,模糊推理中的参数使用上一节的学习算法,通过对最新历史(实测)数据的自适应学习后确定.

4 自适应优化的负荷预测系统的实验研究 (Experiments for optimal adaptive load forecasting system)

为了测试本模糊预测系统的性能和研究改进的途径,本文以 STLF 问题为应用背景,设计并完成了下面的一系列实验,实验采用电力局提供的现场数据:

0) 将初始预测模型用于负荷预测.

1) 加入对规则结论部 $\bar{y}_r$ 的调整,每组学习样本使用一次,学习控制因子 $a = 0.28$.

2) 不仅调整 $\bar{y}_r$,而且调整规则条件部(对应各输入)的各模糊子集的隶属函数中心点和宽度,每组样本最多学习 40 次,相应的学习控制因子分别为 $a = 0.8, \alpha_c = 0.1, \alpha_w = 0.1$.

3) 由于发现对隶属函数中心点的调整有可能混乱,即不满足大小次序的要求,加入了对钟形隶属函数参数调整的限制;由于发现增加学习迭代次数并不能改进性能,每组学习样本最多学习 20 次,且找到了最优的学习参数: $a = 0.68, \alpha_c = 0.01, \alpha_w = 0.01$.

4) 为了提高学习效率、满足实时性要求,将上一程序改为每组学习样本只学习 1 次, $a = 0.68, \alpha_c = 0.08, \alpha_w = 0.05$.

5) 在多天的预测中,每天进行学习迭代之前先

将规则结论部恢复为初始模型的数值,以改进系统性能。

6) 第一个输入 x_1 设置为两个模糊子集(原为三个),研究进一步改进的方向。

表 1 自适应优化的模糊负荷预测系统的实验结果*

Table 1 Experiment results of adaptive optimal fuzzy load forecasting system

序号	3月19日 星期日	3月20日 星期一	3月21日 星期二	3月22日 星期三	3月23日 星期四	3月24日 星期五	3月25日 星期六	3月26日 星期日	月均 MPAE
0	6.440	8.718	7.393	7.487	7.574	8.593	6.961	7.116	6.9045
1	3.940	5.961	4.091	4.404	4.290	5.386	5.053	5.194	3.5754
2	2.291	5.165	4.431	2.948	2.959	4.545	4.834	3.239	3.4553
3	2.339	4.669	3.481	3.602	3.042	4.759	3.999	3.485	3.3149
4	3.028	4.989	3.572	3.226	3.522	4.508	4.549	4.202	3.3771
5	3.028	5.277	3.482	3.549	3.766	4.703	4.324	4.240	3.3052
6	2.917	5.357	4.162	4.237	3.253	5.787	4.587	4.789	3.3622

* 表中数据为平均百分相对误差 MPAE—%。

上述实验的结果如表 1 所示,分析这一系列结果可以得出以下的结论:

1° 实验 0)的结果表明:本预测系统的结构虽经过精心的设计,但由于输入包含的信息量较少,其预测结果并不很令人满意。

2° 实验 2)~6)的结果表明:模糊预测系统参数的梯度下降优化调整是非常有效的,调整后的预测精度明显优于初始预测模型。由于规则结论部直接决定预测输出值且采用的是将输出空间“无级细分”的设计,调整这些参数的效果很明显;由于输入隶属函数的调整中的非线性关系较为复杂,使用梯度下降方法寻优,效果不明显。

3° 为了获得优化的预测系统,学习中的许多细节问题是应该仔细考虑的,包括样本集选取、学习迭代次数、学习耗时和学习控制因子等。对于某一天的预测而言,其前 2 个月的数据和去年这一天前后各一个月的数据是有代表性的,因而被选为规则学习的样本数据。停止训练的条件可以是达到设定的精度,也可以是所有学习样本用于学习迭代(所有样本数据使用一轮)的次数。实验表明,只调整规则结论部时,一次迭代(使用所有学习样本数据)就可以寻到最优,这从一个侧面说明初始建模获得的规则结论部是较为合理的。当加入了对隶属函数参数的调整后,应该多迭代一些次数,但却要以运行时间为代价。迭代 40 次时,完成一天的预测约需 56 秒(486/66 微机);迭代 20 次时,完成一天的预测约需要 36 秒(486/66 微机);而只迭代一次的实验 6,预测一个月只需要一分多钟的时间。当迭代次数增多以后,预测精度不一定提高。我们曾做了一次 20000 次的迭代,结果并无改善。因此,在最后定型的预测系统中采用迭代一次的设计,这同时加强了系统的实用性。

4° 实验中发现,钟形隶属函数的中心值调整时不能保持彼此的大小关系。实验 3)及以后的程序加入了限制:当本次对隶属函数中心的调整违背了相邻模糊子集的设置时,则取消本次调整。实验证明这一限制不仅合理而且有效。

5° 为了进一步防止参数调整中出现混乱,尝试了每天的自适应学习前恢复初始模型学到的参数,但只有恢复规则结论部是有效的。实验表明,对其他需调整的参数作这样的处理反而使预测结果恶化。这说明建模中以实测值作为规则结论是较好的选择,恢复这些参数是有意义的。

6° 由于调整隶属函数中心和宽度效果不明显,进一步的改进应该改变隶属函数的数量(即结构辨识)。实验 6)的恶化的预测结果说明,隶属函数数量的改变是有意义的。但是,用试探法寻找最优的结果显然是无法实现的。可行的方案是引入遗传算法解决这一寻优问题。

7° 为了更具有说服力,表 1 选用了三月最差的一周预测结果(因三月下旬正处于季节转换中,负荷变化规律也在随之改变)。对比分析表中各列可以发现,本方法对各类型日,特别是传统方法难以处理的休息日的预测结果是令人满意的。

5 结束语(Conclusion)

本文研究了一种自适应优化的模糊预测系统,并将其用于解决短期负荷预测的问题。这一系统既可以象常规模糊系统那样,总结专家经验形成模糊规则,也可以从数据信息中自动生成模糊规则。自适应优化机制的采用加强了系统的预测精度和鲁棒性,使系统进一步满足实用化的要求。考虑到在我国

进行负荷预测的特殊复杂性,本系统的实验结果已达到了实际的设计指标.这一研究为解决一般的经济预测问题提供了一类全新的智能化方法.

参考文献(References)

- 1 Box G E P and Jenkins G M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. Holden-Day Inc., 1976
- 2 汪日康等编著. 计算机决策支持系统. 上海: 上海科学普及出版社, 1993
- 3 刘晨晖. 电力系统负荷预报理论与方法. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1987
- 4 辛开远等. 电力系统短期负荷预报的几种方法. 电力情报, 1993 (3): 9 - 14
- 5 侯志俭等. 电力系统短期负荷预报的几种改进手段. 电力系统自动化, 1996, 20(7): 27 - 31
- 6 张昊, 吴捷. 通用的集成电力调度自动化系统. 中国电力, 1997, 30 (3): 16 - 19
- 7 Pedrycz W. Fuzzy Control and Fuzzy System. New York: Res. Stud. Press, 1993
- 8 Wang L X. Adaptive Fuzzy System and Control-Design and Stability Analysis. New York: PTR Prentice-Hall, 1994
- 9 Liu K et al. Comparison of very short-term load forecasting techniques. IEEE Trans. on Power Systems, 1996, 11(2): 877 - 882
- 10 赵振宇, 徐用懋. 模糊理论和神经网络的基础与应用. 北京, 广西: 清华大学出版社 & 广西科学技术出版社, 1996

本文作者简介

郁滨 1964年生. 1986年毕业于上海交通大学电子工程系, 1994年获华南理工大学自动控制理论及应用专业硕士学位, 1999年华南理工大学控制理论与控制工程专业博士毕业. 主要研究方向为专家系统, 模糊控制理论与应用, 工业自动化技术等.

张昊 1969年生. 1991年毕业于国防科技大学自动控制专业, 1994年获华南理工大学生物电子学硕士学位, 1997年获华南理工大学自动控制理论及应用专业博士学位, 现为广东省科学院自动化工程研制中心助理研究员. 主要研究方向为智能控制理论与应用, 电力系统自动化以及工业自动化工程等.

钟慕良 女. 1936年生. 华南理工大学自动控制工程系教授, 长期从事机电一体化及现代控制方法的研究.

毛宗源 见本刊1999年第1期第20页.

周其节 见本刊1999年第1期第42页.

(上接第535页)

- 6 Morari M and Zafiriou E. Robust Process Control. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J., 1989
- 7 Hunt K J, Sbarbaro D, Zbikowski R and Gawthrop P J. Neural networks for control systems——A survey. Automatica, 1992, 28(6): 1083 - 1112

本文作者简介

陈捷 1968年生. 分别于1989年和1992年在华中理工大学自动控制工程系获学士及硕士学位, 1996年获浙江大学工业自动化专业博士学位, 1998年西南交通大学博士后出站. 现就职于深圳中兴通

讯股份有限公司.

王宁 1961年生. 1992年在华中理工大学获工业自动化专业博士学位, 1994年浙江大学博士后出站, 现为浙江大学副研究员, 发表了数十篇神经控制方面的论文. 主要从事神经控制, 专家智能控制, 控制理论及工业过程优化控制等方面的研究.

王树青 1939年生. 1964年毕业于浙江大学, 现为浙江大学教授, 博士生导师及工业控制技术国家重点实验室主任. 主要从事智能控制, 控制理论及工业生产过程模型化与优化控制, 计算机控制和集成生产系统等方面的研究.