

混合模型神经网络在短期负荷预测中的应用*

赖晓平

(山东大学威海分校控制工程系·山东威海, 264209)

周鸿兴

(山东大学数学学院·山东济南, 250100)

云昌钦

TM715

TP18

摘要: 提出了可应用于电力系统负荷预测的混合模型神经网络方法, 该方法同时具有电力系统负荷预测的传统方法的优点及人工神经网络方法的优点. 该方法中, 不同的负荷分量采用不同类型的预测方法, 并采用基本频率的谐振分量作神经网络的输入, 神经网络的训练采用快速的学习算法进行. 该方法具有很强的实时性和适应性, 适用于没有气象资料的应用场合. 仿真计算的结果表明, 预测精度较传统方法来得高.

关键词: 混合模型神经网络; 短期负荷预测

文献标识码: A

电力系统

Application of Hybrid-Model Neural Networks to Short-Term Electric Load Forecasting

LAI Xiaoping

(Department of Control Engineering, Shandong University at Weihai, Shandong Weihai, 264209, P. R. China)

ZHOU Hongxing

(Department of Mathematics, Shandong University, Shandong Jinan, 250100, P. R. China)

YUN Changqin

(Department of Electronic System Engineering, Shandong University at Weihai, Shandong Weihai, 264209, P. R. China)

Abstract: This paper presents a hybrid-model neural network (HMNN) based short-term electric load forecasting approach. This approach combines the traditional time series model with the neural network approach. Some load components are forecasted with traditional methods and others with neural network approaches. The base component, which is periodic for the 24-hour forecasting, is modeled with a neural network. The harmonic components of the intrinsic frequency are chosen as input variables of the neural network and the neural network is trained with a rapid convergent learning algorithm. Simulation results indicate that the hybrid-model neural network based load forecasting approach produces more accurate load forecasts in comparison to the traditional method and can be applied to the case of no whether material.

Key words: hybrid-model neural networks; short-term electric load forecasting

1 引言 (Introduction)

电力系统的控制、运行和计划都需要负荷预测的信息, 短期负荷预测是能量管理系统 (EMS) 的一个基本组件, 准确的负荷预测对电力系统的安全运行及经济运行都是非常有益的. 超前 10 分钟到超前 1 小时的负荷预测值主要用于电力系统的预防控制和紧急状态处理. 超前 1 小时到超前几天的负荷预测则主要用于电能分配计划、电能交换计划的制定及机组的经济组合等.

目前, 人们提出的各种各样的短期负荷预测方法^[1]大致可以分为两大类, 一类是以时间序列法为

代表的传统方法^[2,3], 另一类是以人工神经网络法^[4-7]为代表的新型人工智能方法. 传统方法主要有时间序列法、多元线性回归法及傅立叶分量法等, 都是基于线性模型的方法, 比较成熟, 算法简单、速度快, 但不能处理本质非线性问题. 人工神经网络负荷预测方法是近十几年来研究和使用的较多的一种方法. 由于神经网络具有并行分布信息、自学习及任意逼近连续函数的能力, 因而能捕获电力负荷的各种变化趋势, 特别是它容易处理与某些输入量如天气变量的非线性关系. 目前用于电力系统负荷预测的神经网络主要是 BP 网络, 采用的网络权值学习算

* 基金项目: 国家自然科学基金 (69774002) 资助项目.

收稿日期: 1998-9-14; 收修改稿日期: 1999-7-5.

法大多是BP(误差反向传播)算法,网络训练费时,因而在实际应用特别是在线预测时受到一定的限制。

本文提出一种将传统方法及神经网络方法的长处都采纳的新的负荷预测方法,我们称之为混合模型神经网络(HMNN)方法.我们首先提出了一种混合模型神经网络,并将它应用到超前10分钟到超前60分钟以及超前1天的短期负荷预测,并用福建省调1993年的负荷数据进行了仿真计算,达到以下预测指标:超前10分钟到超前60分钟预测的平均绝对百分误差为0.7~2.3,超前1天的平均绝对百分误差为3.2.仿真计算表明,预测精度和单纯的神经网络方法相近但优于传统方法。

2 负荷预测基本模型(Elementary model for load forecasting)

影响电力系统负荷变化的因素很多,但一般情况下,系统的总负荷可以描述为:

$$L(t) = B(t) + W(t) + S(t) + V(t).$$

其中 $L(t)$ 为 t 时刻的系统总负荷, $B(t)$ 为 t 时刻的基本正常负荷分量, $W(t)$ 为 t 时刻的天气敏感负荷分量, $S(t)$ 为 t 时刻的特别事件负荷分量, $V(t)$ 为 t 时刻的随机负荷分量。

对于短期负荷预测, $B(t)$ 一般呈周期性变化.例如,对于几天以内的负荷变化, $B(t)$ 可以认为是以24小时为周期变化的.在传统预测方法中, $B(t)$ 可以用一系列傅立叶分量的线性组合来表示^[2,3,8],即:

$$B(t) = a_0 + \sum_{j=1}^m (a_j \sin \omega_j t + b_j \cos \omega_j t). \quad (1)$$

天气敏感负荷分量 $W(t)$ 主要考虑负荷随气温的变化,这种变化关系是非线性的,一般采用人工神经网络来处理.特别事件负荷分量 $S(t)$ 主要考虑一些重大的经济、政治活动及人为的拉电限电等对负荷的影响,一般采用人工修正的方法加以处理,本文暂不考虑 $S(t)$ 的预测.随机负荷分量 $V(t)$ 是总负荷中除去基本负荷分量、天气敏感负荷分量及特别事件负荷分量后剩余的残差,传统方法中采用Box-Jenkins方法进行预测。

3 混合模型神经网络(Hybrid-model neural networks)

定义 由若干个普通多层前向网络及若干个线性模型通过某种方式连接在一起构成的一类系统模型称为混合模型神经网络(Hybrid Model Neural Network),简称为HMNN。

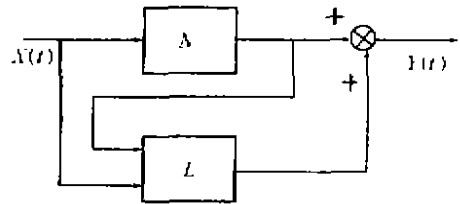


图1 混合模型神经网络

Fig 1 A hybrid model neural network

图1给出了一种基本的混合模型神经网络,它由一个多层前向网络 N 和一个线性模型 L 构成.在输入信号 $X(t)$ 作用下,HMNN的输出 $Y(t)$ 是多层前向网络的输出 $N(X(t))$ 和线性模型的输出 $L(X(t), N(X(t)))$ 的叠加,即:

$$Y(t) = N(X(t)) + L(X(t), N(X(t))).$$

由于神经网络具有将信息并行分布在各个神经元上的特征,且理论上,一个三层前向网络可以任意精度逼近非线性连续函数,因而可以用它来捕获电力系统负荷的各种变化趋势及非线性关系.传统的线性模型方法将系统负荷表示为一些相关变量的线性组合,可以用具有很快收敛速度的最小二乘法来估计组合系数,因而有很强的适应跟踪性能.混合模型神经网络将神经网络及线性模型结合在一起,一部分变化趋势用神经网络来捕获,另一部分趋势用线性模型来描述,使混合模型神经网络既具有普通多层前向网络的同时捕获各种变化趋势、逼近非线性关系的特点又具有传统的线性模型方法的快速收敛、实时跟踪的性能。

4 混合模型神经网络预测法及自适应机制

(HMNN approach to short-term load forecasting and adaptive mechanism)

在系统负荷的四个分量中,基本负荷分量 $B(t)$ 是最主要的.在几天内考察, $B(t)$ 是以24小时为周期变化的.在HMNN中,我们用一个单输出的三层前向网络 N 来捕获系统负荷的周期性变化.借鉴于传统方法中 $B(t)$ 表示为(1)式所示的傅立叶分量的线性组合的思想,我们选取基本频率 $\omega_0 = 2\pi/T$ (采样间隔为十分钟时, $T = 144$)的高频谐振分量作神经网络 N 的输入,即取

$$X_1(t) = (\sin \omega_1 t, \cos \omega_1 t, \dots, \sin \omega_m t, \cos \omega_m t)^T \quad (2)$$

为神经网络 N 的一部分输入,(2)式中 ω_j 为基本频率 ω_0 的谐振频率,上标 T 表示矢量的转置.这样,基本负荷分量 $B(t)$ 的大部分非线性变化就体现在输入量 $X_1(t)$ 的变化上, $B(t)$ 与 $X_1(t)$ 之间基本上是

一个线性关系,从而在神经网络中用很少的神经元就能很快的捕获 $B(t)$ 的周期性变化。

负荷的天气敏感分量 $W(t)$ 主要考虑负荷与气温的关系,这种关系是非线性的,用传统的线性模型方法难以处理,用人工神经网络方法处理则相对容易,因此我们用同一个神经网络 N 来处理 $W(t)$ 的变化。在对神经网络进行训练及用神经网络进行预测时,一般需要历史的及预测日的天气数据,因而在无法取得或无法实时取得天气数据的场合,这种处理方法显得很实用。为此,选取昨天、前天同一时刻的系统负荷、日平均负荷及峰值负荷作为前向网络 N 的另一部分输入 $X_2(t)$,即

$$X_2(t) = (L(t - T), \bar{L}_1, \hat{L}_1, L(t - 2T), \bar{L}_2, \hat{L}_2)^T,$$

其中 $T = 144$ (采样间隔为十分钟), $L(t)$ 为 t 时刻的负荷, \bar{L}_1 为昨天的日平均负荷, \hat{L}_1 为昨天的峰值负荷, \bar{L}_2 为前天的日平均负荷, \hat{L}_2 为前天的峰值负荷。这将在一定程度上补偿没有天气数据而给预测精度带来的损失。

随机分量 $V(t)$ 必须有很强的实时性能及自适应跟踪性能,由于神经网络的训练费时,因此人工神经网络方法很难适应超短期负荷预测的这一性能要求。我们用传统的时间序列法就能很好的描述 $V(t)$ 的变化。在 HMNN 中将采用一个 AR 模型

$$V(t) + c_1 V(t - 1) + \dots + c_p V(t - p) = e(t) \quad (3)$$

来实时跟踪并预测残差分量 $V(t)$ 的变化,(3) 式中 $e(t)$ 为零均值高斯白噪声。

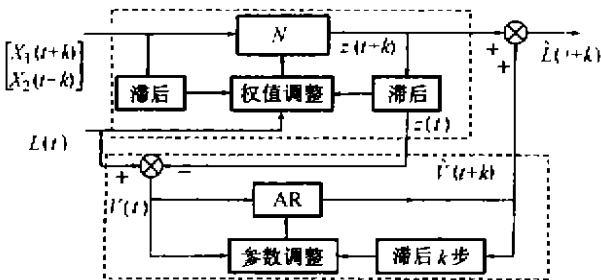


图 2 HMNN短期负荷预测器

Fig. 2 AHMNN based short-term load forecaster

结合上面的讨论,我们提出 24 小时负荷预测的 HMNN 模型如图 2 所示,其中 N 代表一个三层前向网络,AR 代表(3)式所示的 AR 模型,预测步长 $k \leq 144$.超前 k 步预测值为:

$$\hat{L}(t+k) = z(t+k) + \hat{V}(t+k) = N \begin{pmatrix} X_1(t+k) \\ X_2(t+k) \end{pmatrix} + \hat{V}(t+k).$$

为了自适应跟踪负荷的变化规律,预测器中设置了神经网络的权值调整机构及 AR 模型的参数调整机构。神经网络的调整机构取过去两天的负荷数据作样本,每 24 小时更新一次网络的参数(包括所有神经元的权矢量及激活函数的陡度),学习算法采用同时修正权矢量和激活函数陡度的 BP 算法^[9]:

$$W_i^{new} = W_i^{old} + \Delta W_i^{new}, \Delta W_i^{new} = \alpha \Delta W_i^{old} + \eta \delta_i \mu_i^{old} \phi_i, \\ \mu_i^{new} = \mu_i^{old} + \Delta \mu_i^{new}, \Delta \mu_i^{new} = \gamma \Delta \mu_i^{old} + \kappa \delta_i \text{net}_i.$$

其中下标 i 表示第 i 个神经元, δ_i 是 BP 网络 N 的反向传播误差, $0 < \alpha < 1, \eta > 0, 0 < \gamma < 1$ 及 $\kappa > 0$ 均为算法的设计参数。对于输入层神经元,只需用后两式修正其激活函数的陡度。这一学习算法让神经元的激活函数陡度参与和连接权值类似的修正,从而可避免有些神经元的输出饱和,加速网络的学习过程。再加上我们选用了基本频率 ω_0 的谐振分量 $X_1(t)$ 作网络的输入,因而网络的样本匹配误差收敛很快,网络的训练可以在很少的训练周期内完成。残差模型 AR 的参数更新及残差的预测采用直接自适应 k 步超前预测方法来完成,参数的更新每十分钟进行一次,参数更新算法及 k 步超前预测如下:

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + P(t)\varphi(t-k)[V(t) - \varphi(t-k)^T \hat{\theta}(t-1)], \\ P(t) = P(t-1) - \frac{P(t-1)\varphi(t-k)\varphi(t-k)^T P(t-1)}{1 + \varphi(t-k)^T P(t-1)\varphi(t-k)}, \\ \varphi(t) = (-V(t-1), -V(t-2), \dots, -V(t-p))^T, \\ \hat{V}(t+k) = \varphi(t)^T \hat{\theta}(t).$$

5 仿真计算(Simulation results)

应用本文提出的 HMNN 预测模型和算法,我们对福建省 1993 年的实际负荷数据进行了仿真计算。对未来 10 分钟到 60 分钟及未来 24 小时内的负荷预测进行了统计,结果列于表 1。表中数据如 0.68/0.77 的 0.68 是 HMNN 方法的结果,0.77 则是用传统的线性模型方法进行预测的结果,结果表明,本文所提的混合模型神经网络方法的预测精度比传统的线性模型方法有普遍的提高。我们还用单纯的神经网络模型(残差分量也用神经网络预测)进行了计

算,计算结果和 HMNN 模型相差很小.另外,我们的程序是用面向对象的方法设计的,在奔腾 166 计算

机上,完成一次计算(训练及预测)最多不超过 4 分钟,完全满足实时计算的要求.

表 1 HMNN 方法及传统方法负荷预测的平均绝对百分误差

Table 1 Mean absolute percentage errors of load forecast for HMNN based and traditional methods

月份	区 间						24 小时
	超前 10 分钟	超前二 20 分钟	超前三 30 分钟	超前四 40 分钟	超前五 50 分钟	超前六 60 分钟	
三月	0.68/0.77	1.51/1.74	1.90/2.21	2.00/2.38	2.13/2.57	2.29/2.77	3.02/3.53
六月	0.68/0.85	1.43/1.73	1.78/2.16	1.93/2.38	2.10/2.63	2.28/2.87	3.60/4.07
十月	0.63/0.72	1.38/1.59	1.77/2.05	1.91/2.24	2.04/2.41	2.18/2.61	2.90/3.50
十二月	0.68/0.76	1.52/1.70	1.98/2.21	2.15/2.43	2.34/2.66	2.54/2.88	3.16/3.71
平均	0.67/0.78	1.46/1.69	1.86/2.16	2.00/2.36	2.15/2.57	2.32/2.78	3.17/3.70

6 结束语(Conclusion and remarks)

本文提出的混合模型神经网络短期负荷预测方法,吸取了神经网络的同时捕获各种变化趋势、逼近非线性关系以及传统的线性模型方法的快速收敛、实时跟踪的优点,取得了较好的预测效果.混合模型神经网络中的自适应机制使得它具有很好的应用前景.由于本文提供的方法不需要天气资料,因而比较适合那些不方便取得气象数据的应用场合,当然预测精度也会受到一定的损失.

本文没有考虑特别事件负荷分量的预测.若只考虑节假日对这一分量的影响,可再用一个神经网络来建立这一分量,这一点将在以后进一步研究.

参考文献(References)

- [1] 汪峰,于尔铿,周京阳.能量管理系统(EMS)第四讲——电力系统负荷预测[J].电力系统自动化,1997,21(4):66-69
- [2] Moghram I and Rahman S. Analysis and evaluation of five short-term load forecasting techniques [J]. IEEE Trans. on Power Systems, 1989, 4(4):1484-1491
- [3] Fan J Y and McDonald J D. A real-time implementation of short-term load forecasting for distribution power systems [J]. IEEE Trans. on Power Systems, 1994, 9(2):988-994
- [4] Park D C, et al. Electric load forecasting using an artificial neural net-

work [J]. IEEE Trans. on Power Systems, 1991, 6(2):442-449

- [5] Papalexopoulos A D, Hao S Y and Peng T M. An implementation of a neural network based load forecasting model for The EMS [J]. IEEE Trans. on Power Systems, 1994, 9(4):1956-1962
- [6] Dash P K, Satpathy H P, Liew A C and Rahman S. A real-time short-term load forecasting system using functional link network [J]. IEEE Trans. on Power Systems, 1997, 12(2):675-680
- [7] Khotanzad A, et al. ANNSTLF—a neural network based electric load forecasting system. IEEE Trans [J] on Neural Networks 1997, 8(4):835-846
- [8] 赖晓平,云昌钦.在线短期负荷预测方法的研究与应用[J].山东大学学报,1995,30(3):278-285
- [9] Fausett L V. Fundamentals of Neural Networks—Architectures, Algorithms and Applications [M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1994, Section 6.2

本文作者简介

赖晓平 1965年生.现为山东大学副教授.分别于1985年、1988年在山东大学获得学士学位和硕士学位.目前的主要研究方向为人工神经网络,电力调度自动化及信号处理.

周鸿兴 1941年生.1965年研究生毕业于山东大学数学系.现为山东大学教授,博士生导师.主要研究方向为分布参数控制系统,离散事件动态系统及电力调度自动化.

云昌钦 1943年生.1966年毕业于山东大学无线电电子学系.现为山东大学教授.主要研究方向为电力调度自动化,电路与系统理论.