

文章编号:1001-9081(2006)06Z-0129-03

基于神经网络的时间序列组合预测模型研究及应用

秦大建^{1,2}, 李志蜀¹

(1. 四川大学 计算机学院, 四川 成都 610064; 2. 后勤工程学院 训练部, 重庆 400016)

(djinqin04@163.com)

摘 要:基于时间序列预测模型及 RBF 神经网络,提出了一种新的组合预测方法。该方法采用三层结构的 RBF 网络来构造组合预测模型,将两种单一预测方法得出的预测结果,作为 RBF 网络的输入,而实际的历史数据值作为网络的期望输出,各种预测方法在组合预测中的权重由 RBF 网络的自学习获得。这样避免了一般线性组合预测方法中确定各个权重的复杂计算,又完整地涵盖了实际问题的线性与非线性两方面,综合地利用各种单一预测方法提供的信息,获得更好的预测结果,提高了预测精度。将这种预测方法应用在军事后勤保障中,取得了较好的效果。

关键词:时间序列;RBF 神经网络;组合预测;后勤保障

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A

0 引言

在自然科学、工程技术及军事等各领域,大量决策问题离不开预测,预测是决策的基础。尤其在军事领域诸如国防工程、武器研制、军队作战、后勤保障中,要进行大量的模拟与仿真,以辅助预测与决策。比如在后勤保障中,在各种军用物资的保障上,在油料供给的预算上,往往需要根据以往的积累数据和经验对以后的活动做出有效的预测,合理的计划,这样既能提高军事后勤保障的效率和精度,又可以更好地发挥军费的利用率,从而提高军事经济效益。而预测的精度决定了预测的有效性、可靠性,具有战略意义。

组合预测理论已经证明:多种预测模型的组合在一定的条件下能更有效地改善模型的拟合能力和提高预测精度。目前,大多数的组合预测模型都是采用线性组合,以适当的加权平均形式得出组合预测模型,其中权系数的确定是关键也是难点。确定权系数的方法计算量大,效率较低,效果不是很好,本文在详细分析时间序列的指数平滑预测方法和神经网络非线性预测模型的基础上,充分利用神经网络的非线性映射拟合能力,建立基于 RBF 神经网络的时间序列组合预测模型。将前述两种预测方法得出的预测结果作为 RBF 网络的输入,而实际的历史数据值作为期望输出训练网络,各种预测方法在组合预测中的权重根据网络的自学习获得。该组合预测模型可以有效地反映各种因素的综合影响,提高预测的精度。并将此方法应用到某部后勤油料供给计划上,取得了一定的经济和军事效益。

1 时间序列预测模型及常见预测方法

设已知时间序列 $X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_n$, 其中 X_i 为一向量,表示日常军事训练活动中记录的关于某活动的第 i 个时刻的数据,时间序列预测就是在 n 时刻根据前 n 个时刻记录的数据序列估计第 $n+1$ 时刻的值,可描述如下:

$$X_{n+1} = f(X_n, X_{n-1}, \dots, X_1) \quad (1)$$

预测的过程就是先对给定的数据拟合一个模型然后进行外推,实际就是采用一定的方法来确定函数 $f(\cdot)$, 计算其未

来的值。

关于时间序列的预测方法有很多,比如博克斯和詹金斯提出的自回归联合滑动平均 (ARIMA) 模型,哈理森和史蒂文斯提出的贝叶斯预测方法。在很多预测情况下,霍尔特 (C. C. Holt) 首先提出的指数平滑方法是很有用的。

指数平滑方法定义的公式如下:

$$X'_{n+1} = \alpha X_n + (1 - \alpha) X'_n \quad (2)$$

其中 X'_{n+1} 为 $n+1$ 时刻的估计值, α 为平滑系数,其取值范围为 $[0, 1]$, X_n 为 n 时刻的实际值, X'_n 为 n 时刻的估计值。由该公式可知:

1) X'_{n+1} 具有逐期追溯性质,可探源至 X'_2 为止,包括全部数据。在逐期追溯过程中,平滑系数以指数形式衰减,故称之为指数平滑法。

2) X'_{n+1} 是 X_n 和 X'_n 的加权算数平均数, α 的取值大小决定 X_n 和 X'_n 对 X'_{n+1} 的影响程度。当 α 取 1 时, $X'_{n+1} = X_n$; 当 α 取 0 时, $X'_{n+1} = X'_n$ 。

3) 平滑系数 α 取值至关重要。 α 决定了平滑水平以及对估计值与实际值之间差异的响应速度。 α 越接近于 1, 远期实际值对估计值的影响程度的下降越迅速; α 越接近于 0, 远期实际值对估计值的影响程度的下降越缓慢。 α 的数值可采用与估计滑动平均过程相似的方法从过去的估计值估计出来。先计算出对不同 α 数值的预测误差平方和,再选取使预测误差平方和为最小的 α 值。通常取其值在 0.1 到 0.3 之间。

4) 尽管 X'_{n+1} 包含有全期数据的影响,但实际计算时,只需要两个数值,即 X_n 和 X'_n , 再加上一个常数 α , 由于指数平滑具有逐期递推性质,从而给预测带来了极大的方便。

5) 根据公式 $X'_2 = \alpha X_1 + (1 - \alpha) X'_1$, 当欲用指数平滑法时才开始收集数据,则不存在 X_0 , 无从产生 X'_1 , 自然无法根据指数平滑公式求出 X'_2 , 指数平滑法定义 X'_1 为初始值。初始值的确定也是指数平滑过程的一个重要条件。数据较少时可用全期平均、移动平均法; 数据较多时,可用最小二乘法来确定初始值,但不能使用指数平滑法本身确定初始值,因为数据必会枯竭。如果仅有从 X_1 开始的数据,那么可取 $X'_1 = X_1$ 或者待积累若干数据后,取 X'_1 等于前面若干数据的简单算

收稿日期:2005-09-21; 修订日期:2005-11-18

作者简介:秦大建(1976-),男,重庆人,工程师,硕士研究生,主要研究方向:计算机网络、信息系统; 李志蜀(1946-),男,重庆人,教授,博士生导师,主要研究方向:计算机网络、智能控制。

万方数据

术平均数如: $X'_1 = (X_1 + X_2 + X_3)/3$ 等。

已经证明,如果时间序列的基础模型的无限滑动平均过程是非平稳的,则指数平滑是最优的。

2 基于 RBF 神经网络的预测方法

人工神经网络是人脑神经网络的一种物理模型,是由大量神经元按照一定的方式组合而成的网络。由于其网络结构的物理特性,使得它具有非线性动力系统的共性,即吸引性、耗散性、非平衡性、高维性、广泛联结性和自适应性等。其理论本质是非线性动力学理论,它不仅具有强大的非线性映射能力,而且还具有自适应、自学习、容错性和并行性等性质。数学上可以证明,人工神经网络可以逼近所有函数,这意味着神经网络能逼近那些刻画了样本数据规律的函数,而不论这些函数具有怎样的表现形式,可以有效地弥补其他很多方法在数据搜集、因素相关分析等方面的缺陷。神经网络以其独特的信息处理特点,在许多领域得到了成功应用。

由于时间序列数据的信息不完整性和影响因素的多样性,使得预测系统必须具有一定的智能信息处理能力。任何一个时间序列都可以看成是一个由非线性机制确定的输入、输出系统,运用神经网络技术进行预测是一种新的有效的方法。

神经网络分前馈网络和反馈网络,前馈神经网络没有反馈联接,没有动态记忆,本质上是一个非线性静态映射网络,因此在表示一个动态系统时需采用时延的方法,通过将多个过去值同时输入给网络而将学习系统在时域中的动态行为转换成静态映射问题。

用于预测的神经网络性质与网络中单个神经元的特性、网络的拓扑结构、网络参数有很大的关系。网络结构包括神经元数目、隐含层数目与连接方式等。对一个给定结构来说,训练过程就是调整参数以获得近似基本联系,误差定义为均方根误差,网络的训练可视为一个优化问题的寻优过程。

在时间序列的预测中,前馈网络是最常使用的网络。在这种情形下,从数学角度看,网络成为输入输出的非线性函数(如上模型中的 $f(\cdot)$)。神经网络预测方法即是用神经网络的理论来拟合函数 $f(\cdot)$,然后预测未来值。

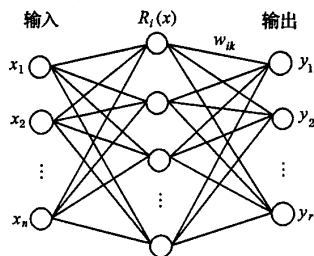


图1 RBF神经网络

RBF 网络(Radial-Basis Function Network)在理论上是前馈网络中一种较优的网络。RBF 神经网络由三层组成,其结构如图1所示。输入层节点只传递输入信号到隐层,隐层节点由像高斯函数那样的辐射状作用函数构成,而输出节点是简单的线性函数。

隐层节点中的作用函数(基函数)对输入信号将在局部产生响应。最常用的基函数是高斯函数:

$$R_i(x) = \exp\left[-\|x - c_i\|^2 / 2\sigma_i^2\right], i = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

其中 x 是 n 维输入向量; c_i 是第 i 个基函数的中心,与 x 具万方数据

有相同维数的向量; σ_i 是第 i 个感知的变量,它决定了该基函数中心点的宽度; m 是感知单元的个数; $\|x - c_i\|$ 表示 x 和 c_i 之间的距离。隐含层实现 $x \rightarrow R_i(x)$ 的非线性映射,输出层实现 $R_i(x) \rightarrow y_k$ 的线性映射,即:

$$y_k = \sum_{i=1}^m \omega_{ik} R_i(x), k = 1, 2, \dots, r \quad (4)$$

其中, r 是输出节点数, ω_{ik} 是权值。

RBF 网络与目前使用较多的 BP 网络相比较,其构造本质不同, RBF 网络是一种局部逼近网络,即对于输入空间的某一个局部区域只存在少数的神经元决定网络的输出,它的学习等价于在多维空间中寻找训练数据的最佳拟合平面,每个隐层神经元的函数都构成了拟合平面的一个基函数,网络也因此得名。而 BP 网络是典型的全局逼近网络,即对于每一个输入/输出数据对,网络的所有参数均要调整,并且采用基于梯度下降的误差反向传播算法进行学习,学习速度通常很慢,而且很容易陷入局部极小点,在设计过程中往往都要经过反复的试凑合训练,很难保证每次训练时 BP 算法的收敛性和全局最优性。此外, BP 网络隐层神经元的作用机理及其个数选择也是一个难点。而 RBF 网络的学习速度较快,且网络的函数逼近能力较强,网络结构能够自适应确定,网络输出与初始权值无关,避免了局部最优,加快了计算速度,因而将它应用于复杂的时间序列预测会取得较好的效果。

将 RBF 神经网络用于时间序列预测时,采用 $n \times m \times 1$ 的网络结构。利用 t 时刻前的 n 个时间序列值作为网络输入,网络的 1 个输出就是 t 时刻的预测值。当然,先需要构造类似的样本集训练网络,再用训练好的网络进行仿真预测。

3 组合预测

在预测实验中对于某一预测问题可以利用多种预测模型进行预测,采用任何单一预测方法,都面对动态变化的现实,为了更好地综合利用各模型的信息,可以将各种模型通过适当的方法进行组合,获得优于任何单一预测模型的组合预测模型。

传统的时间序列指数平滑预测方法具有算法简单、稳定可靠的优点;神经网络预测方法对于任何复杂函数都有卓越的拟合能力,对于信号的变化反应灵敏,适合于中短期预测,这两种预测方法分别适用于不同的预报时间范围,表现出了不同的特点。应用神经网络技术将二者的预测结果进行组合,就可以发挥各方法的优点,获得更优的预测结果,提高预测精度。

3.1 组合预测策略

组合预测方法用数学语言可以描述如下:

设一时间序列预测问题有 m 个实际观测值 $x_j, j = 1, 2, \dots, m$, 有 n 种不同的预测方法同时对这一问题进行预测,用第 i 种方法得到了预测结果 t_i, t_i 也为向量, $i = 1, 2, \dots, n$ 。则组合预测的结果可表示为: $t = \varphi(t_1, t_2, \dots, t_n)$, 其中 $\varphi(\cdot)$ 是按组合预测方法的规则所确定的函数。

组合预测模型的结合形式可能是多样的,根据函数 $\varphi(\cdot)$ 的性质,组合预测分为线性组合预测和非线性组合预测。

线性组合预测就是将多个预测模型采用加权平均的方式组合成一个模型:

$$t = \sum_{i=1}^n \omega_i t_i, \text{ 并且满足条件 } \sum_{i=1}^n \omega_i = 1, \omega_i \geq 0$$

其中 ω_i 表示第 i 种预测模型的组合权系数,确定组合权

系数是关键,往往也是很困难的。常见的权系数选取方法有:算术平均法(EW)、标准差法、方差倒数法、均方倒数法、离异系数法、德尔菲法、最优加权法等。但是这些方法的计算量都很大,并且效果不是很好。

20 世纪 90 年代初,Granger 和 Tera svrita 等人研究发现,非线性组合预测比线性组合预测所得的结果误差要小。非线性组合预测是将多种预测方法得到的预测结果进行非线性组合得到一个预测精度更高的预测结果非线性函数关系的存在使利用一般方法来确定函数 $\varphi(\cdot)$ 非常困难,而用 RBF 神经网络来实现这种非线性函数映射就容易得多。

3.2 基于 RBF 神经网络的组合预测模型

通过 RBF 神经网络的理论原理分析知道,RBF 神经网络模型是一个强有力的学习系统,能够实现输入与输出之间的高度非线性映射。神经网络的组合预测方法中,各个输入预测方法的权重是按单个样本误差和总体误差满足给定精度要求,由网络在动态学习中给出。另外 RBF 神经网络系统对各个权重的要求并不严格。无论是从输入到隐含层的权值,还是隐含层到输出层的权值都可正,可负,也可以是零。这种对权重不严格的特点,可以对各个预测结果所提供的信息按照其反映现实的真实程度进行有效地筛选,从而有效地保存各种预测方法提供的有用信息,提高预测的精度。另外 RBF 神经网络系统具有无后效性的特点。每一层神经网络的状态只影响下一层神经元的状态,减少了组合预测结果对真实值的偏离;同时,还有利于提高网络整体的收敛性。

鉴于此,先采用两种基本的预测方法:指数平滑和 RBF 神经网络进行预测,再用具有三层结构的 RBF 网络来构造组合预测模型,将前述两种单一预测方法得出的预测结果 t_1, t_2 , 作为 RBF 网络的两个输入,而实际的历史数据值作为网络的期望输出训练网络,各种预测方法在组合预测中权重根据网络的自学习获得。RBF 网络收敛稳定后,其输出就是组合预测结果。

无论是战时或平时,在对部队单位实施物质油料等后勤保障时,都要根据该单位的历史数据预测估计其需求量,然后制定科学合理的保障计划,进而实施有效的精确保障。下面结合某航空兵场站油料消耗预测的实际问题阐述建立基于神经网络的组合预测模型的方法。

现有某航空兵场站连续 50 个月的油料消耗原始数据如表 1。为了讨论方便,将这 50 个原始数据记为 $x_i, i = 1, 2, \dots, 50$, 并进行归一化处理以便 RBF 网络使用。利用公式(5)将样本 x_i 处理为区间 $[-1, 1]$ 的数据 x'_i 。

$$x'_i = \frac{x_i - 1/2(x_{\max} + x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{5}$$

表 2 某航空兵场站第 49,50 月的油料消耗实际数据及各种预测比较表(千吨)

月份	实际值	指数平滑法		RBF 法		组合预测法	
		预测值	预测误差	预测值	预测误差	预测值	预测误差
49	2 100	2 309.946 0	0.100 0	1 829.037 0	-0.129 0	2 282.204 0	0.086 8
50	2 150	2 268.047 0	0.054 9	1 821.029 0	-0.132 8	2 282.204 0	0.061 5

从表 2 中可以看出,基于 RBF 神经网络组合预测的误差较小,通常优于单一预测方法,表明基于 RBF 神经网络的组合预测方法有利于提高预测精度。

参考文献:

[1] 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
[2] CHATFIELD C. The Analysis of Time Series: An Introduction[M]. 万方数据

表 1 某航空兵场站油料消耗记录(千吨)

月份	数量	月份	数量	月份	数量	月份	数量	月份	数量
1	1 585	11	2 010	21	1 950	31	2 050	41	2 001
2	1 506	12	2 105	22	2 005	32	2 180	42	2 051
3	1 432	13	2 201	23	2 150	33	2 305	43	2 123
4	1 220	14	2 501	24	2 340	34	2 400	44	2 145
5	1 330	15	2 160	25	2 405	35	2 505	45	2 221
6	1 456	16	1 850	26	2 560	36	2 600	46	2 280
7	1 660	17	1 550	27	2 350	37	2 650	47	2 420
8	1 723	18	1 665	28	2 050	38	2 520	48	2 510
9	1 860	19	1 725	29	1 820	39	2 430	49	2 100
10	1 930	20	1 880	30	1 990	40	2 205	50	2 150

具体建模步骤如下:

1) 依照上述的指数平滑方法进行预测, α 取值 0.2, 预测结果记为 t_1, t_1 为 1×50 的向量。

2) 由于样本具有一定的周期性,且周期为 12, 可以使用前面连续 12 个月的实际数据预测第 13 个月的油料消耗。将 x'_i 处理为网络的输入样本集 p :

$$p = \begin{bmatrix} 0 & x'_1 & x'_2 & \cdots & x'_{12} & \cdots & x'_{49} \\ 0 & 0 & x'_1 & \cdots & x'_{11} & \cdots & x'_{48} \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & x'_{10} & \cdots & x'_{47} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & x'_1 & \cdots & x'_{38} \end{bmatrix}$$

3) 运用 RBF 网络进行单一预测。RBF 网络的输入节点数为 12, 输出节点数为 1, 隐含层的神经元个数可以在网络训练过程中自适应确定, 将 p 的前 24 列作为输入样本, 实际值 $x'_i (i = 1, 2, \dots, 24)$ 作为期望输出训练 RBF 网络。然后再用训练好的 RBF 网络和 p 的后 26 列构成的检验样本集预测第 25 到 50 月的油料消耗, 所得的结果记为向量 t_2 。

4) 运用 RBF 网络将上述两种单一预测的结果进行组合。设计第二个 RBF 网络, 此时网络的输入节点数设为 2, 输出节点数设为 1, 隐含层的神经元个数可以在网络训练过程中自适应确定。先将 t_1 中第 25 到 50 的 26 个元素与 t_2 一起构成 2×26 矩阵, 形成第二个 RBF 网络输入样本集 p' 。利用 p' 前 24 列作为输入样本, $x'_i (i = 25, 26, \dots, 48)$ 作为期望输出训练网络, 待训练到网络收敛稳定后, 再用 p' 的后 2 列作为测试输入来仿真预测第 49 和 50 月的油料消耗。

利用公式(6)进行数据的反归一化处理, 所得的预测结果与实际值如表 2 所示。

$$x_i = x'_i(x_{\max} - x_{\min}) + \frac{1}{2}(x_{\max} + x_{\min}) \tag{6}$$

Second Edition. 天津: 宇航出版社, 1986.
[3] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
[4] 鲍一丹, 吴燕萍, 何勇. BP 神经网络最优组合预测方法及其应用[J]. 农机化研究, 2004, (3).
[5] 郭万敏, 赵磊. BP 组合预测方法在维修保障费用预测中的应用[J]. 火力与指挥控制, 2004, 29(3).