

其中
$$\Delta E_k = \frac{\partial E_k}{\partial w_{ij}} \quad \mathbf{w} = (w_{ij})$$

且
$$y_{kj} = f(\sum_i w_{ij} x_{ki})$$

令
$$net_{kj} = \sum_i w_{ij} x_{ki}$$

则
$$y_{kj} = f(net_{kj}) \quad \frac{\partial net_{kj}}{\partial w_{ij}} = x_{ki}$$

令
$$\delta_{kj} = - \frac{\partial E_k}{\partial net_{kj}}$$

则
$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \mu \delta_{kj} x_{ki}$$

经推导可得：

对输出层
$$\delta_{kj} = (\hat{y}_{kj} - y_{kj}) f'(net_{kj}) (1 - f(net_{kj})) \tag{3}$$

对隐蔽层
$$\delta_{kj} = f'(net_{kj}) (1 - f(net_{kj})) \sum_l \delta_{kl} w_{lj} \tag{4}$$

对某一训练样本 ,用上述算法 ,通过误差反传调整各层神经元的权系数 ,反复输入所有训练模式样本序列 ,重复以上步骤 ,使输出误差限制在规定的范围内 ,此时权系数则不再改变.

在实际计算时 ,为加快网络收敛速度 , μ 应取值足够大又不致产生振荡 ,通常权值公式中还需加一项冲量惯性项：

$$\Delta w_{ij}(k+1) = \alpha \cdot \Delta w_{ij}(n) + \mu \delta_{kj} x_{ki}$$

式中 α 为冲量因子.

2 BP 网络的结构设计

网络的结构与参数对其学习效果和预测精度起着决定性的作用.网络的结构设计 ,可分成节点级、网络级及训练级三个层次 ,逐步进行 ,如表 1 所示.

表 1 网络设计的三种级别
Table 1 Three levels of network design

节点级	网络级	训练级
(a) 输出的类型； (b) 激励函数； (c) 输入信号的组合方式.	(a) 层与组的数目； (b) 输入节点的数目和类型； (c) 隐蔽层的大小； (d) 输出节点的数目和类型； (e) 连接方式.	(a) 训练算法； (b) 训练参数； (c) 训练停止的条件.

多层 BP 网络设计中最关键的问题是层次和隐蔽层节点数的确定. Cybenko 曾证明 :当各节点均采用 S 型函数时 ,一个隐蔽层就可以实现任意判别分类问题 ,两个隐蔽层则足以表示输入图形的任意输出函数. 实际运用也表明^[3] ,对于一维非线性时间序列 ,一般采用单个隐蔽层即可.

隐蔽层节点数的选择非常重要. 节点数太少时 ,网络预测的精度难以得到保证 ;节点数太多时 ,网络的鲁棒性下降 ,在训练过程中又容易陷入局部极小值. 隐蔽层节点数的选择与所要求的网络预报精度、学习样本集合中信号的噪声大小、所要学习系统的复杂程度都有密切的关系 ,目前在理论上确定隐蔽层节点的数目是比较困难的 ,实际中大多数以经验为判据. 胡亦农曾提出一种动态自适应 BP 网络模型及快速算法 ,使 BP 网络能自动调节隐节点数^[4]. 应行仁也有研究成果表明 :对于任给 k 个实数值样本 ,则具有 $k-1$ 个隐节点的 3 层网络可以记忆它们 ,这个隐单元的激励函数可以是任何渐进函数^[5].

另外 ,BP 网络要求对输入数据进行规格化处理 ,一般可将各输入量归一化到 [0,1] 区间 ,但 Sigmoid 函数在 [0,0.1] 和 [0.9,1] 区间内变化极为缓慢 ,不利于特征提取 ,可将各输入量归一化至 [0.1,0.9] 之间. 本文采用下式进行规格化处理 :设 $X_{\max}$ 、 $X_{\min}$ 分别为每组数据的最大值和最小值 ,则相应得规格化后变量 X' 为

$$X' = 0.1 + 0.8 \times (X - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min})$$

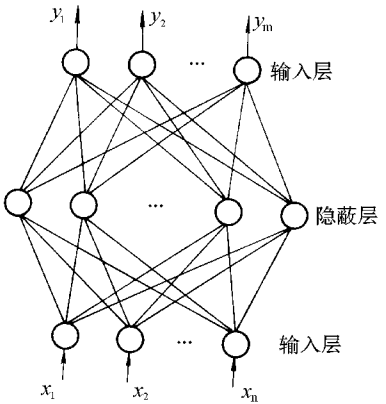


图 1 BP 网络模型结构示意图
Fig.1 Scheme of the structure of BP network model

3 BP 网络在集装箱预测中的应用

上海港位于我国大陆海岸的中部,处于长江黄金水道和东部岸线“T”字型交点,又位于国内腹地和海洋腹地两个扇面的交汇点.其依托的长江流域腹地经济是国内经济发展速度最快、经济内在素质最高的地区之一.改革开放以来,特别是党中央和国务院制定把上海建设成“国际航运中心”的战略目标以来,上海港的集装箱运输开始兴起并高速发展.以集装箱运输为代表的上海国际航运中心的建设,对长江流域乃至全国经贸发展有着特别重要的意义.因此,上海港迫切需要作好对未来集装箱运量的预测研究.本文利用 BP 网络模型对港口集装箱吞吐量进行了预测,并且与灰色预测方法进行了比较,结果见表 2.

表 2 上海港集装箱吞吐量预测结果
Table 2 Predicted results of container handling capacity of Shanghai Harbor

年份	实际吞吐量 /万 TEU	BP 网络方法		灰色预测方法 GM(1,1)		等维灰色递补 GM(1,1)	
		预测值/万 TEU	相对误差/%	预测值/万 TEU	相对误差/%	预测值/万 TEU	相对误差/%
1986	20.4						
1987	22.4						
1988	31.3						
1989	35.4						
1990	45.6						
1991	57.5						
1992	73.1						
1993	93.5	93.2	- 0.04	90.3	- 3.42	91.5	- 2.14
1994	120.0	119.3	- 0.06	113.5	- 5.41	118.3	- 1.42
1995	152.7	157.9	3.40	142.5	- 6.68	150.7	- 1.31
1996	197.1	194.5	- 1.32	179.1	- 9.13	192.3	- 2.44
1997	252.7	247.8	- 1.94	224.9	- 11.00	243.1	- 3.80
1998		298.6		282.5		319.4	
1999		360.6		354.9		404.9	
2000		430.1		445.8		511.5	

在网络设计时,采用标准的 BP 网络模型,即隐蔽层数为 1,激励函数为 Sigmoid 函数.基于应行仁的研究成果,根据样本集的规模并通过实际调算,即由小到大改变节点数训练并检验其精度,当节点数的增加误差不进一步减小时,其临界值即为应采用的数值.最后,选定网络隐蔽层节点数为 6.此时,网络能较快地收敛至所要求的精度.

在样本学习前,把输入和输出数据加以规范化,用 1986~1992 年共 7 年的集装箱吞吐量信息作为训练集,将 1995~1997 年的信息作为检验集.用训练样本集对此 1—6—1 型网络进行训练,当网络收敛于给定的标准后,用检验样本集进行预测检验.

为提高预测精度,预测时采用了两种方法:一是采用二次插值公式,来增加样本数据.插值公式为

$$f(t) = a + b(t - t_0) + (t - t_0)(t - t_1)c$$
$$a = f_0 \quad b = \frac{f_1 - f_0}{t_1 - t_0} \quad c = \left(\frac{f_2 - f_0}{t_2 - t_0} - \frac{f_1 - f_0}{t_1 - t_0} \right) (t_2 - t_1)$$
$$f_0 = f(t_0) \quad f_1 = f(t_1) \quad f_2 = f(t_2)$$

这样,每三个数据就可插入两个数据,进行多次插值以后,共得 338 个数据.二是将得到的预测值补充到学习样本序列中,通过学习后再预测下一个数据.

同时,根据表 2 的资料用灰色预测模型进行预测,可得预测结果如表 2 所示.

4 结 束 语

以上结果表明,用神经网络方法来预测集装箱运量是可行的.通过实例验证,该方法较灰色系统方法有着更高的精确性和准确度,这是因为灰色模型实质上是将原始数据拟合成一指数形式的结果,而在现实事物中,许多复杂突变的非线性系统是难以用数学方程表达出来的,而且可利用的样本往往很有限,以至于传统的回归和辨识方法显得无效.神经网络则有良好的自学功能和很强的非线性计算能力,是解决非线性系统预

测问题的一种崭新而有效的应用研究工具. 为提高预测性能,今后还需将模糊逻辑(fuzzy logic) 遗传算法 (genetic algo fithms)与神经网络相结合.

参 考 文 献

1 周继成 . 人工神经网络 . 北京 科学普及出版社 ,1992.5 ~ 10

2 赵振宇 . 模糊理论和神经网络的基础与应用 . 北京 清华大学出版社 ,1996.3 ~ 7

3 张爱玲 . 人工神经网络中 BP 网络的建模与应用 [学位论文].南京 河海大学 ,1997

4 胡亦农 . 基于神经网络模型的知识获取方法与故障诊断 . 华中理工大学学报 ,1995 23(2) 23 ~ 27

5 应行仁 . 三层神经网络隐单元与样本记忆的关系 . 模式识别与人工智能 ,1990 3(1) 29 ~ 34

6 邓聚龙 . 灰色控制理论 . 武汉 华中工学院出版社 ,1985.5 ~ 20

Container Flow Prediction Based on Neural Network Technology

Wang Xiaoqiang

(College of Harbour , Waterway and Coastal Engineering ,Hohai Univ. , Nanjing 210098)

Zhang Ailing

(Nuclear Safety Centre , State Science & Technology Commission of P . R . China , Beijing 100088)

Qu Yonggang

(Department of Graduate Studies , Hohai Univ. , Nanjing 210098)

Abstract Some theories about neural network technology are briefly reviewed and recapitulated. The methods of structural design of neural network and some relevent problems are studied in detail. The neural network technology is used to predict the container flow at Shanghai Harbour and the obtained result is compared with that from the Grey model. It is indicated that the BP network method is of high precision and is a very effective way in solving nonlinear system problems.

Key words neural network ; container flow ; prediction ; grey model