

文章编号:1000-582X(2008)11-1241-06

# 多元可变参数需求预测模型分析与应用

杨 洁<sup>1,2</sup>, 杨 育<sup>1</sup>, 宋李俊<sup>1</sup>, 梁学栋<sup>1</sup>, 赵小华<sup>1</sup>

(1. 重庆大学 机械工程学院, 重庆 400030; 2. 重庆通信学院, 重庆 400035)

**摘 要:**针对现有区域物流需求预测目标单一、预测数据复杂的问题,提出了多元可变参数的物流需求预测模型。在分析区域物流需求预测影响因素,并建立区域物流需求预测指标体系的基础上,运用粗糙集理论对预测指标进行预处理,建立多输入-多输出小波网络(multi-input and multi-output wavelet network, MMWNN)多元预测模型,采用迭代梯度下降法和逐步检验法确定预测网络中的可变参数。利用粗糙集约简后的评价指标来实现对多元区域物流需求的预测,实例仿真结果表明该模型具有较高的预测精度和有效度。

**关键词:**预测模型;小波网络;物流需求;粗糙集

中图分类号:TP273

文献标志码:A

## Analysis and application of demand forecasting model with multi-element variable parameters

YANG Jie<sup>1,2</sup>, YANG Yu<sup>1</sup>, SONG Li-jun<sup>1</sup>, LIANG Xue-dong<sup>1</sup>, ZHAO Xiao-hua<sup>1</sup>

(1. Mechanical Engineering College of Chongqing University, Chongqing 400030, P. R. China;

2. Chongqing Communication College, Chongqing 400035, P. R. China)

**Abstract:** A forecasting model for logistics demand was presented to overcome the limitations of single goal forecasts of logistics demand and forecast data complexity. Based on the forecasting evaluation index and pretreatment of rough set theory, a multi-input and multi-output wavelet network (MMWNN) model for forecasting multi-element regional logistics demand was studied. The network configuration was confirmed using the stepwise checkout and iterative gradient descent methods. After rough set reduction, the evaluation index was used to forecast the multi-element regional logistics demand. The results of the numerical example indicate the feasibility and effectiveness of the model.

**Key words:** forecasting model; wavelet network; logistics demand; rough set

物流系统是复杂、开放的非线性系统。通过对物流系统规模、需求的预测为制订物流战略规划与区域发展布局提供重要决策依据。而如何建立恰当的预测模型来提高物流量预测的精度,成为目前国内物流研究中急需解决的问题。区域物流需求的发展变化总是与其他因素密切相关,其运行影响因

素具有分散性、不确定性、并行性等特点<sup>[1]</sup>,因此在考虑国民经济的发展,社会、环境的变化等条件下,通过建立恰当的预测模型来处理动态的数据,实现对区域物流需求的预测。

从 20 世纪 80 年代后期,在物流规划和决策的研究中解决非线性物流需求预测问题逐渐开始采用

收稿日期:2008-06-18

基金项目:国家自然科学基金资助项目(70601037);重庆市科技攻关资助项目(CSTC,2007AC2039)

作者简介:杨洁(1973-),女,重庆大学博士研究生,主要从事制造系统工程、网络化协同制造等研究。

杨育(联系人),男,重庆大学教授,博士生导师,(E-mail)yuyang@cqu.edu.cn。

欢迎访问重庆大学期刊网 <http://qks.cqu.edu.cn>

回归分析、灰色系统、神经网络及其组合等多种预测模型,但这些预测模型的假设条件及适用范围总存在一定的局限性<sup>[2-6]</sup>。小波网络(wavelet network, WNN)是近几年来新兴的一种数学建模分析方法<sup>[7-9]</sup>,由于它引进了伸缩因子和平移因子,所以具有更灵活更有效的函数逼近能力,更强的模式识别能力和容错能力。其建模算法不同于普通神经网络的BP算法,能有效克服传统物流需求预测模型的缺陷,同时可以实现对多个区域物流量的预测,所以利用小波网络进行区域物流需求预测是一种更有效的办法。

笔者利用小波网络具有良好的学习分辨、逼近预测的特点,能客观反映经济、社会、环境等指标与多元区域物流需求之间的非线性隐式关系的特性,提出多输入-多输出小波网络(multi-input and multi-output wavelet network, MMWNN)区域物流需求预测模型,解决区域物流需求预测中多元目标预测的问题。鉴于影响预测结果的影响因素众多,为了防止预测过程中的“维数灾”问题,利用粗糙集理论对预测指标进行预处理,筛选对预测结果影响较大的指标。该模型所具有的约简输入、多元输出的优化结构,不但能客观地反映经济发展、社会、环境与多个区域物流需求量之间复杂的影射关系,同时能合理解决物流数据复杂、数据量较少,影响区域物流需求预测结果的问题,有效提高预测的精度。

## 1 区域物流需求预测指标体系构建

区域物流需求预测的研究涉及到经济、社会、环境等系统,又涉及到过去、现在、未来的时间因素,从某种运输方式或者从单一的某角度进行论述分析,将大大影响预测结果的客观真实可靠性。因此需要全面考虑影响预测结果的高度不确定、运作复杂的因素,系统、准确地反映区域物流需求的内涵,所构建的影响因素指标体系必须同时能体现各领域、时间等多方面的影响,同时兼顾区域物流需求预测数据的可采集性和指标的针对性,在此基础上构建综合全面的区域物流需求预测影响因素指标体系<sup>[10]</sup>。根据经济、社会、环境子系统将影响因素指标分为:

1)经济影响因素指标——国民生产总值( $x_{1,1}$ )、第一产业生产总值( $x_{1,2}$ )、第二产业生产总值( $x_{1,3}$ )、第三产业生产总值( $x_{1,4}$ )、工业增加值与国内平均水平相比超出的百分比( $x_{1,5}$ )、工业利润值与国内平均水平相比超出的百分比( $x_{1,6}$ )、人均国民生产总值( $x_{1,7}$ )、人均消费额( $x_{1,8}$ )、社会消费品零售总额( $x_{1,9}$ )、外贸总额( $x_{1,10}$ )、产品销售收入

( $x_{1,11}$ )等。

2)社会影响因素指标——人口总量( $x_{2,1}$ )、农产品输出产量占总产量比重( $x_{2,2}$ )、工业输出产量占总产量比重( $x_{2,3}$ )、其他农林业输出产量占总产量比重( $x_{2,4}$ )、载货轮船保有量( $x_{2,5}$ )、铁路货车数量( $x_{2,6}$ )、民用载货汽车保有量( $x_{2,7}$ )、飞机起降架数( $x_{2,8}$ )等。

3)环境影响因素指标——铁路运输线路长度( $x_{3,1}$ )、复线里程比重( $x_{3,2}$ )、公路里程( $x_{3,3}$ )、等级公路比重( $x_{3,4}$ )、水路航道数量( $x_{3,5}$ )、国内外航线数量( $x_{3,6}$ )、矿产资源占有量( $x_{3,7}$ )、建筑规模( $x_{3,8}$ )等。

## 2 区域物流需求预测指标的预处理

粗糙集理论是从知识分类角度提出的新的数据推理方法,在模式识别、决策支持、知识推理、机器学习等领域有广泛应用,其隶属函数是根据论域数据所隐含的分类知识计算出来的,与传统的方法相比,具有较强的客观性,适合解决多元区域物流预测中预测指标较多的问题。利用粗糙集理论将原来较多的指标用约化简后较少的综合主要指标来代替。综合指标保留了原始变量的绝大多数信息,且彼此间相关度小,能够使复杂问题简单化。其基本原理如下。

定义1  $K=(U, R)$ 称为一个知识库,其中,  $U \neq \phi$ 称为论域,  $R$ 是  $U$ 上的一族等价关系。对于  $P \subseteq R$ ,且  $P \neq \phi$ ,则  $\cap P$ 称为  $P$ 上的不可区分关系,记为  $\text{ind}(P)$ 。 $U/\text{ind}(P)$ 表示与等价关系族  $P$ 相关的知识,称为知识库  $K$ 中关于论域  $U$ 的  $P$ 基本知识。集合

$$\underline{R}X = U \{Y \in U \cap R \cap Y \subseteq X\},$$

$$\overline{R}X = U \{Y \notin U \cap R \cap Y \cap X \neq \phi\}$$

分别称为  $X$ 的  $R$ 上近似集和下近似集,称  $\text{POS}_R(X) = \underline{R}X$ 为  $X$ 的正域。

定理1  $X$ 为  $R$ 可定义集当且仅当  $\underline{R}X = \overline{R}X$ ;  
 $X$ 为  $R$ 粗糙集当且仅当  $\underline{R}X \neq \overline{R}X$ 。

定义2 令  $R$ 为一族等价关系,  $r \in R$ ,如果  $\text{ind}(R) = \text{ind}(R - \{r\})$ ,则称  $r$ 为  $R$ 中不必要的;否则称  $r$ 为  $R$ 中必要的。特别地,如果每一个  $r \in R$ 都为  $R$ 中必要的,则称  $R$ 为独立的;否则称  $R$ 为依赖的。

定义3 设  $Q \subseteq P$ ,如果  $Q$ 是独立的,且  $\text{ind}(Q) = \text{ind}(P)$ ,则称  $Q$ 为  $P$ 的一个约简。 $P$ 中所有必要关系组成的集合称为  $P$ 的核,记作  $\text{core}(P)$ 。

定理 2  $\text{core}(P) = \bigcap \text{rede}(P)$ , 其中  $\text{red}(P)$  表示  $P$  的所有约简。

### 3 基于 MMWNN 的多元区域物流需求预测模型

区域物流需求是社会经济发展和环境变化所带来的特殊需求,其中包含的内容较多,根据不同的社会需求、经济目标,形成多元的区域物流需求框架。因此凡是影响社会经济发展及环境变化的因素也影响着多元区域物流需求的变化,社会、经济、环境影响因素与多元区域物流需求之间存在着一种内在、隐含的映射关系,而这种关系绝非是简单的线性关系,难以用简单明确的模型来描述。利用小波网络模型十分强大的非线性映射功能,对于反映多影响因素与多元区域物流需求之间的复杂关系显得十分有效。

对多输入-多输出小波网络预测模型构建的数学描述为:用  $\mathbf{X}^{n-1} = (x_1^{n-1}, x_2^{n-1}, \dots, x_i^{n-1})$  表示第  $n-1$  年区域物流需求影响因素指标值向量,  $\mathbf{Y}^n = (y_1^n, y_2^n, \dots, y_j^n)$  表示第  $n$  年的区域物流需求向量。因为区域物流需求的影响因素指标值在短期内不会出现急剧的大幅度变动,所以可以用第  $n-1$  年的影响因素指标值来预测第  $n$  年的区域物流需求量的值。这样,将  $\mathbf{X}^{n-1} = (x_1^{n-1}, x_2^{n-1}, \dots, x_i^{n-1})$  作为小波网络的输入变量,将  $\mathbf{Y}^n = (y_1^n, y_2^n, \dots, y_j^n)$  作为相应的小波网络的输出变量,从而形成了样本对:  $(\mathbf{X}^{n-1}, \mathbf{Y}^n)$ 。将这些样本对交给小波网络学习,使其掌握各种影响因素指标对区域物流需求的影响程度和动态变化关系,即对小波网络进行训练。当有新的样本输入模型时,网络就会进行新的学习并输出预测数值。

定义 4 一个函数  $\phi \in L^2(R)$  称为基本小波函数,如果它满足

$$C_\phi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\phi_F(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty, \quad (1)$$

式中  $\phi_F$  是  $\phi$  的 Fourier 变换,上述条件等价于  $\int_{-\infty}^{+\infty} \phi(x) dx = 0$ , 令  $\phi_{ab}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \phi\left(\frac{x-b}{a}\right)$ , 其中  $a, b$  为实数,分别为  $\phi_{ab}(x)$  的伸缩因子和平移因子,  $a \neq 0$ , 将  $\phi_{ab}(x)$  称为由母小波生成的依赖于参数  $a, b$  的连续小波,也称为小波基。

定义 5 设非线性时间序列变化函数  $f(t) \in L^2(R)$ , 其小波变换为

$$\omega_f(a, b) \leq f, \phi_{a,b} \geq \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \bar{\phi}\left[\frac{x-b}{a}\right] dx, \quad (2)$$

式中:  $\frac{1}{\sqrt{|a|}}$  为归一化系数;  $\bar{\phi}(x)$  为  $\phi(x)$  的复共轭函数。一般时间序列是离散的,则小波变换的离散式为

$$\omega_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Delta x \sum_{k=1}^N f(k\Delta x) \bar{\phi}\left[\frac{k\Delta x - b}{a}\right], \quad (3)$$

式中:  $N$  为离散数;  $\Delta t$  为抽样时间间隔。

笔者所提出的多输入-多输出区域物流需求小波预测模型采用 3 层 MLP 结构,即输入层、隐含层及输出层,其中输入的节点数目等于用来预测区域物流需求的影响因素指标的个数,输出节点数目等于所要预测的区域物流需求规模的多个变量个数,有效隐含层中节点个数由学习误差及样本个数共同决定<sup>[11-12]</sup>。其基于 MMWNN 的多元区域物流需求预测模型结构如图 1 所示。

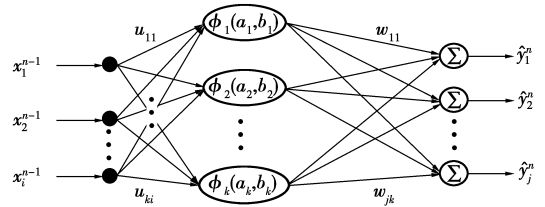


图 1 MMWNN 多元需求预测模型

采用 MMWNN 模型描述:

$$\hat{y}_j^n = \sum_{k=1}^K \omega_{jk} \phi_k \left[ \frac{\sum_{i=1}^S u_{ki} x_i^{n-1} - b_k}{a_k} \right], \quad (4)$$

式中:  $\hat{y}_j^n$  为第  $j$  个输出量,即区域物流需求的预测值;  $x_i^{n-1}$  为决定预测结果的第  $i$  个输入量;  $n$  为年份;  $\phi_k$  为小波函数;  $u_{ki}$  和  $\omega_{jk}$  为权重系数;  $b_k$  和  $a_k$  分别为离散小波基的平移因子和伸缩因子;  $k$  为小波基的个数。

由于小波网络模型的多变特性,要确定网络参数  $u_{ki}, \omega_{jk}, b_k, a_k$  和  $k$ , 使预测值  $\hat{y}_j^n$  与真实值  $y_j^n$  拟合最优。其中参数  $u_{ki}$  和  $\omega_{jk}, b_k$  和  $a_k$  可通过多输出均方差(MSE)能量函数进行优化。

考虑到是多输出的结构,即

$$E(\Omega) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^L \sum_{n=1}^N [y_j^n - \hat{y}_j^n]^2, \quad (5)$$

4 项参数沿输出误差公式负梯度的方向变化,而  $k$  大小可使用逐步检验法来确定。对非线性物流预测的拟合误差可事先给出一个界限,设拟合误差为  $D$ , 网络中的隐含层神经元个数为  $K$ , 样本个数为  $S$ , 计算后得  $E_1$ , 若  $E_1 < D$ , 则  $k = K$ ; 否则,  $k$  增加 1, 即取  $K+1$ ; 一直到  $k = K^*$ , 满足  $E_{L^*} < D$ , 则  $k$  的最优值

为  $K^*$ , 由此也确定了网络的最优结构。通常情况下, 隐层节点数  $k$  随着输入、输出矢量维数的增加而增加。

小波基函数采用余弦调制的高斯波——Morlet 小波, 它在时-频域均有较高的分辨率, 该小波表达式为

$$\phi(t) = \cos(1.75t) \exp\left[-\frac{t^2}{2}\right]. \quad (6)$$

网络的具体算法如下<sup>[13]</sup>。

**步骤 1** 网络参数初始化。输入与输出层小波神经元数分别为  $S$  和  $L$ , 隐含层小波神经元数为  $K$ ; 将网络连接权重系数  $u_{ki}$  和  $w_{jk}$ , 小波基的平移因子  $b_k$  和伸缩因子  $a_k$  分别赋以随机初始值, 进行小波变换的参数初始化<sup>[14]</sup>, 取逼近精度为  $\epsilon$ 。

**步骤 2** 输入学习样本  $x_i^{n-1}$  及相应的期望输出  $y_j^n$ 。

**步骤 3** 小波网络的自学习, 即通过自学习, 利用当前网络参数计算出网络的输出  $\hat{y}_j^n$ 。

**步骤 4** 计算最小均方差能量函数对不同参数的瞬时梯度,

$$u_{ki} = u_{ki} - \eta \delta_{u_{ki}} + \alpha \Delta u_{ki}, \quad (7)$$

$$w_{jk} = w_{jk} - \eta \delta_{w_{jk}} + \alpha \Delta w_{jk}, \quad (8)$$

$$a_k = a_k - \eta \delta_{a_k} + \alpha \Delta a_k, \quad (9)$$

$$b_k = b_k - \eta \delta_{b_k} + \alpha \Delta b_k, \quad (10)$$

其中:

$$\delta_{u_{ki}} = \frac{\partial E}{\partial u_{ki}} = - \sum_{j=1}^L \sum_{n=1}^N (y_j^n - \hat{y}_j^n) w_{jk} \frac{\partial \phi}{\partial \sum_{i=1}^S u_{ki} x_i^{n-1}} x_i^{n-1}; \quad (11)$$

$$\delta_{w_{jk}} = \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = - \sum_{j=1}^L \sum_{n=1}^N (y_j^n - \hat{y}_j^n) \phi \left[ \frac{\sum_{i=1}^S u_{ki} x_i^{n-1} - b_k}{a_k} \right]; \quad (12)$$

$$\delta_{a_k} = \frac{\partial E}{\partial a_k} = - \sum_{j=1}^L \sum_{n=1}^N (y_j^n - \hat{y}_j^n) w_{jk} \frac{\partial \phi}{\partial a_k}; \quad (13)$$

$$\delta_{b_k} = \frac{\partial E}{\partial b_k} = - \sum_{j=1}^L \sum_{n=1}^N (y_j^n - \hat{y}_j^n) w_{jk} \frac{\partial \phi}{\partial b_k}. \quad (14)$$

式中:  $\eta$  是网络学习速率因子, 如果其值取得较大, 会引起学习的不稳定性, 取得较小将降低网络学习的速度, 因此采用迭代训练可变速率;  $\alpha$  是为了防止陷入局部极小值而设立的动量项。

**步骤 5** 误差的反向传播, 即采用迭代梯度下降算法, 使权值沿误差函数负梯度方向改变。

**步骤 6** 误差函数的绝对值小于预先设定的逼近精度, 停止网络的学习, 否则返回步骤 2。

## 4 应用实例

将粗糙集理论与小波网络理论相结合, 运用上述小波网络区域物流需求模型对重庆地区区域物流需求量进行动态预测。运用 Matlab 软件工具进行编程及系统仿真。

首先利用粗糙集理论进行恰当的预测指标筛选。通过约简具有条件属性和决策属性的决策表来约简冗余指标。其中 27 个影响因素作为条件属性, 区域物流量作为决策属性。采用等距离法, 将决策属性值分成 3 个等级, 记为  $\{0, 1, 2\}$ , 代表  $\{\text{少, 中, 多}\}$ 。按照决策表约简法选取物流预测影响因素指标如下: 第一产业生产总值、第二产业生产总值、第三产业生产总值、社会消费品零售总额、外贸总额。其次, 通过多输出小波网络预测模型对 1990—2003 年的数据进行学习。即用这一数据段中第  $n-1$  年的输入变量与第  $n$  年的输出变量的训练来确定预测模型结构, 然后对 2004—2007 年港口货物吞吐量、货运量、货运周转量进行预测。其中用 1990 年输入变量来预测 1995 年输出变量时, 采用需求量均匀增加的处理方法。表 1 为重庆市国民经济和社会发展总量指标统计情况。

表 1 重庆市国民经济和社会发展总量指标统计

年份	第一产业 生产总值 /亿元	第二产业 生产总值 /亿元	第三产业 生产总值 /亿元	社会消费品 零售总额 /亿元	外贸总额 /亿美元	港口货物 吞吐量/ $10^4$ t	货运量 / $10^4$ t	货运周转量 /( $10^8$ t·km)
1990	99.58	118.53	80.30	137.12	6.81	572.50	15 546	245.25
1995	261.52	427.19	320.76	371.81	14.19	853.00	22 796	335.98
1996	284.89	493.21	400.99	445.48	15.85	1 076.00	25 818	390.05
1997	304.52	563.41	482.20	507.93	16.78	2 548.70	25 293	360.53
1998	298.68	585.39	545.20	553.71	10.34	2 477.30	26 494	329.16
1999	284.26	604.40	591.04	596.26	12.10	2 599.80	26 390	337.90
2000	283.00	657.51	648.83	643.58	17.85	2 448.00	28 022	371.39

续表 1

年份	第一产业 生产总值 /亿元	第二产业 生产总值 /亿元	第三产业 生产总值 /亿元	社会消费品 零售总额 /亿元	外贸总额 /亿美元	港口货物 吞吐量/ $10^4$ t	货运量 / $10^4$ t	货运周转量 / $(10^8$ t·km)
2001	293.03	727.66	729.08	699.55	18.34	2 839.87	29 469	388.87
2002	315.78	827.55	827.97	763.05	17.94	3 004.00	31 177	400.82
2003	336.36	977.30	936.90	835.53	25.95	3 243.76	34 113	466.75
2004	423.70	1 181.24	1 060.45	1 061.49	38.57	4 539.00	38 168	609.16
2005	463.40	1 259.12	1 347.97	1 215.76	42.93	5 251.30	39 200	624.90
2006	428.54	1 500.07	1 557.59	1 403.58	54.70	5 420.00	42 807	821.38

说明:数据资源来自“重庆市统计年鉴”。

根据实际数据试验验证,初始权重和偏差选较小的随机数,有效隐含层节点数为 10,学习速率因子  $\eta=0.5$ ,动量项  $\alpha=0.8$ ,采样点数  $N=64$ ,数据总量 800,经过 122 次迭代,得到训练好的 MMWNN 预测模型。

最后,对区域物流进行预测。输入 2003—2006 年历史数据,产生相应的 2004—2007 年预测结果如表 2 所示,其中包括港口货物吞吐量、货运量、货运周转量的预测值,有实际值的,同时给出预测值实际值的比较结果,以相对误差表示。

表 2 预测值与实际值的比较

年份	港口货物吞吐量/ $10^4$ t			货运量/ $10^4$ t			货运周转量/ $(10^8$ t·km)		
	预测值	实际值	相对误差%	预测值	实际值	相对误差%	预测值	实际值	相对误差%
2004	4 546.31	4 539.00	0.161	38 138	38 168	-0.078	610.86	609.16	0.279
2005	5 237.91	5 251.30	-0.255	39 057	39 200	-0.365	625.60	624.90	0.112
2006	5 435.20	5 420.00	0.280	42 757	42 807	-0.117	818.60	821.38	-0.338
2007	6 486.86			49 941			931.98		

区域物流需求预测模型的预测性见图 2,从图 2 中可以看出,当网络迭代次数仅达 122 次时,就能达到预测所要求的较高精度。表 3 为 MMWNN 与其它 WNN、BP 等不同预测模型逼近预测性能的比较<sup>[15]</sup>,从表 3 的比较结果看出,MMWNN 预测模型的隐含层节点数、迭代次数、预测方差都比其它预测模型更具优势,具有更高的精度和实用价值,能较好地实现对多元区域物流需求进行准确预测的目标。

表 3 不同预测模型性能比较

预测模型	隐含层节点数	迭代次数	预测方差
MMWNN	10	122	0.000 1
WNN	23	9 780	0.008 4
BP	23	97 800	0.016 4

### 5 结束语

笔者在研究社会、经济和环境等影响因素与区域物流需求之间相互关联的基础上,结合小波神经网络良好的自学习性、局部逼近性、自适应分辨性和容错性及特别适合于函数学习的特点,提出了多输入-多输出小波网络(MMWNN)的区域物流需求预测模型,对多元可变参数区域物流需求进行预测,同时结合粗糙集理论对输入的预测指标进行了合理的预处理,有效防止输入变量过多所引起的网络“维数灾”问题。该预测模型具有约简输入与多元输出变量的网络结构,合理揭示了社会、经济、环境因素与区域物流需求之间的内在非线性映射关系,同时实现对多元目标的区域物流需求预测,实例分析表明该模型较其它预测模型具有更好更稳健的训练学习

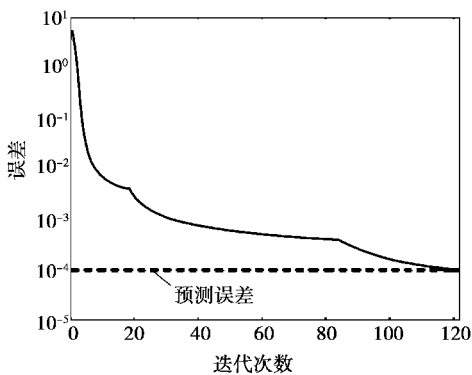


图 2 MMWNN 性能

性能和逼近预测性能。而如何进一步采用最优的分辨尺度及平移参数,选取较少的小波元,提高预测结果的精度,是未来研究的主要内容。

#### 参考文献:

- [1] 阎颀,汪波. 大物流工程项目类制造系统物流运行模糊熵评判[J]. 中国机械工程, 2006, 17(2): 157-159.  
YAN YI, WANG BO. Fuzzy entropy based evaluation on logistics operation of engineering project manufacturing system with large material flow [J]. China Mechanical Engineering, 2006, 17(2): 157-159.
- [2] 许淑君. 一个基于 Agent 的逆向物流在线跳变灰预测系统[J]. 计算机工程, 2006, 32(8): 186-188.  
XU SHU-JUN. An online prediction grey modeling jump series on reverse logistics based on agent [J]. Computer Engineering, 2006, 32(8): 186-188.
- [3] 后锐,张毕西. 基于 MLP 神经网络的区域物流需求预测方法及其应用[J]. 系统工程理论与实践, 2005(12): 43-47.  
HOU RUI, ZHANG BI-XI. Method for forecasting regional logistics demand based on MLP neural network and its application [J]. Systems Engineering Theory & Practice, 2005(12): 43-47.
- [4] 田青,郑力,齐二石,等. 大规模物流网络的组合遗传算法研究[J]. 工业工程与管理, 2006(4): 46-49.  
TIAN QING, ZHENG LI, QI ER-SHI, et al. Study on combinatorial genetic algorithms for large size logistics network design [J]. Industrial Engineering and Management, 2006(4): 46-49.
- [5] 宋崇智,吴玉国. 基于神经网络的敏捷制造业自动化物流信息预测的研究与实现[J]. 中国机械工程, 2007, 18(15): 1819-1821.  
SONG CHONG-ZHI, WU YU-GUO. Research & realization on neural network for AM automatic logistics information-system's forecast [J]. China Mechanical Engineering, 2007, 18(15): 1819-1821.
- [6] COUSSEMENT K, VAN DEN POEL D. Churn prediction in subscription services: an application of support vector machines while comparing two parameter-selection techniques [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34 (1): 313-327.
- [7] WANG Y S, LEE C M, KIM D G, et al. Sound-quality prediction for nonstationary vehicle interior noise based on wavelet pre-processing neural network model[J]. Journal of Sound and Vibration, 2007, 299 (4/5): 933-947.
- [8] LI S T, KUO S C. Knowledge discovery in financial investment for forecasting and trading strategy through wavelet-based SOM networks[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34 (2): 935-951.
- [9] TABARAKI R, KHAYAMIAN T, ENSAFI A A. Solubility prediction of 21 azo dyes in supercritical carbon dioxide using wavelet neural network [J]. Dyes and Pigments, 2007, 73(2): 230-238.
- [10] 孙林岩,王蓓. 逆向物流的研究现状和发展趋势[J]. 中国机械工程, 2005, 20(5): 928-932.  
SHUN LIN-YAN, WANG PEI. State-of-the-art in reverse logistics researches [J]. China Mechanical Engineering, 2005, 20(5): 928-932.
- [11] ENSAFI A A, KHAYAMIAN T, TABARAKI R. Simultaneous kinetic determination of thiocyanate and sulfide using eigenvalue ranking and correlation ranking in principal component-wavelet neural network [J]. Talanta, 2007, 71(5): 2021-2028.
- [12] GUTES A, CESPEDES F, CARTAS R, et al. Multivariate calibration model from overlapping voltammetric signals employing wavelet neural networks[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2006, 83 (2): 169-179.
- [13] 董景荣. 基于小波网络的非线性组合预测方法研究[J]. 系统工程学报, 2000, 15(4): 384-387.  
DONG JIN-RONG. Research on nonlinear combination forecasting method based on wavelet network[J]. Journal of Systems Engineering, 2000, 15(4): 384-387.
- [14] OCUSSAR Y, DREYFUS G. Neurocomputing [M]. Lexington, MA, USA: Lexington Books, 2000.
- [15] 何永勇,褚福磊,钟秉林,等. 递阶进化算法的小波网络在设备状态预测中的应用[J]. 清华大学学报:自然科学版, 2002, 12(6): 754-757.  
HE YONG-YONG, CHU FU-LEI, ZHONG BING-LIN, et al. Wavelet network based on hierarchical evolving algorithm for machine condition forecasting[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2002, 12 (6): 754-757.

(编辑 张 革)