多目标组合运输物流量预测建模算法

徐向阳 王书翰 汤鹏翔 石 刚

(北京航空航天大学 汽车工程系, 北京 100083)

摘 要: 提出了一种新的多目标组合运输物流量预测建模算法. 以时间、领域、影响以及组合运输为基准,运用系统工程理论思想设计出一种四维的物流量影响因素模型,并运用结构方程模型对所建模型做了优化,提取出组合运输物流量的核心影响因素. 在改进的神经网络算法的基础上结合遗传算法,提出了一种结合遗传算法的改进的神经网络新算法,弥补了改进的神经网络算法上的缺陷,在多目标组合运输物流量预测的实例应用中,该算法不仅有很高的预测精度,而且具有收敛速度快、运行稳定的特点.

关 键 词: 多目标预测; 组合运输物流量; 结构方程模型; 遗传算法; 神经网络

中图分类号: U 491.14

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2006)10-1209-06

Algorithm of multi-objective prediction on logistics volume of combined transportation

Xu Xiangyang Wang Shuhan Tang Pengxiang Shi Gang

(Dept. of Automobile Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract: A new method was brought forward for the modeling of multi-objective prediction on logistics volume of combined transportation. Based on the standard of time, field, influence and combined transportation, using systems engineering antilogy, a model of four-dimensional factors of logistics volume was designed and optimized by using structural equation model. The fatal influencing factors of logistics volume of combined transportation were distilled. A new advanced neural network arithmetic integrated with genetic algorithm was put forward to make up the limitation of advanced neural network, and applied in a example of multi-objective prediction on logistics volume of combined transportation. Results show that this advanced algorithm performs steadily with high precision and convergence speed.

Key words: multi-objective prediction; logistics volume of combined transportation; structural equation model; genetic algorithm; neural network

物流系统是非线性、复杂、开放的系统,如何制订物流的战略规划与发展布局成为政府、企业急需解决的问题. 其中,物流量的预测是制订物流的战略规划与发展布局的重要决策依据. 如何提高物流量预测的精度,成为了目前国内外物流发展急需解决的关键技术问题. 解决这一问题必须从 2 方面着手:①在建立预测模型的方法上突破;②在预测算法的研究上突破.

目前,还没有相关的文献系统对多目标组合运输物流量影响因素、预测目标、预测模型进行过研究. 在以往的研究中,物流量的主要影响因素已经做了相关的探讨[1],但是还没有相关文献对影响物流量的因素做优化分析. 物流量预测一般选取单预测目标作为预测的对象[2],只是得出了其中的一部分结果. 但影响物流量的相关指标较多,分为物流发出量、物流吸引量和物流周转总量 3 部分,这 3 个指标之间存在着多向因果关系,它们是相互联系、相互制约的,因此必须采取多目标预测技术,对 3 个指标同时进行预测和分析. 在以往建立的物流量预测模型中,都是针对单一运输方

收稿日期: 2006-05-15

作者简介: 徐向阳(1965-),男,山东烟台人,教授,xxy@buaa.edu.cn.

式建立的物流量预测模型,使各运输方式的物流量预测相互独立[3],这直接导致了各运输方式规划发展“各自为政”,并没有考虑到它们之间的相互影响,使预测结果出现较大误差,引入系统工程理论思想是很有必要的,建立公路、铁路、航空、水路运输(如果同时存在)组合运输物流量预测模型.

人工神经网络算法(ANN)在高度复杂的非线性运算中表现出很好的特性,弥补了经典算法无法解决高度复杂非线性问题的不足[4],但是ANN具有“先天”的缺陷——易陷入局部极小点、收敛速度慢,从而影响了整体预测的可靠性. 遗传算法(GA)恰恰弥补了ANN的这2个缺点,它具有全局寻优的能力[5]. 本文将GA与ANN相结合,提出了改进的遗传神经网络组合预测算法,并给出具体的算法和仿真实例验算结果.

1 组合运输物流量因果因素分析

组合运输物流量的研究在考虑到组合运输(公路、铁路、航空、水路)的情况下既涉及到经济、社会、环境子系统,又涉及到过去、现在、未来的时间因素,同时还体现了系统所作出的状态、响应、反馈情况. 但是至今为止,所有的影响因素指标体系均是从单独的某种运输方式或者单独从某一角度进行论述分析. 如果要系统、准确地反映组合运输物流量的内涵,所构建的影响因素指标体系必须在考虑到组合运输方式的同时能体现时间、领域和影响3方面. 本文在分析现有组合运输物流量影响因素指标体系及其优缺点的基础上,综合前人研究的长处,运用系统工程理论的思想提出了如下的基于四维的组合运输物流量评估影响因素指标体系框架,如图1所示.

根据影响因素指标体系框架,考虑到数据的可收集性,本文构建了24个影响因素组成的组合运输物流量影响因素指标体系(特定区域运输方式不同,可以对应删减). 根据经济、社会、环境子系统将影响因素分为:

1) 经济影响因素指标——国民生产总值(GDP)、工业总产值、工业增加值与国内平均水平相比超出的百分比、工业利润值与国内平均水平相比超出的百分比、人均国民生产总值、人均消费额、社会消费品零售总额等.

2) 社会影响因素指标——人口总量、蔬菜农产品“出口”产量占总产量比重、工业“出口”产量占总产量比重、其他农林业“出口”产量占总产量比重、铁路货车数量、民用载货汽车保有量、飞机起降架数、载货轮船保有量等,本文的“出口”是指区域以外.

3) 环境影响因素指标——铁路运输线路长度、复线里程比重、公路里程、等级公路比重、矿产资源占有量、建筑规模等.

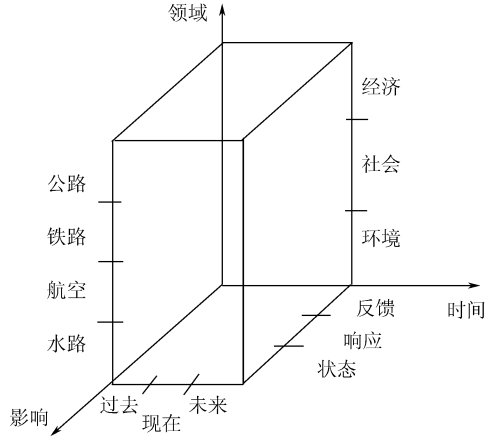


图1 组合运输物流量影响因素指标体系框架图

2 多目标组合运输物流量预测模型

从图1可以很直观地理解组合运输物流量与时间、领域和影响之间的多向因果关系,本文不在赘述. 物流量的评价是由物流发出量、物流吸引量和物流周转总量3部分来决定的,这3个指标之间存在着多向因果关系,它们是相互联系、相互制约的,决策者希望了解物流量未来的全面评价指标的发展趋势,那么就必须采取多目标预测技术,对3个指标同时进行预测和分析. 基于对以上所论述的结论,本文提出了一种多目标组合运输物流量预测模型简图,如图2所示.

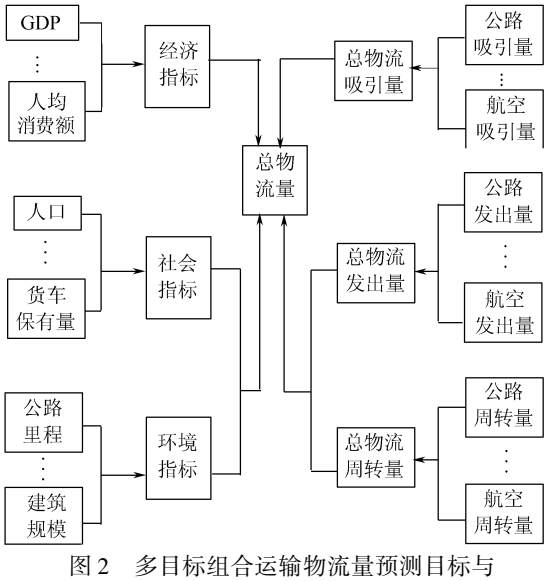


图2 多目标组合运输物流量预测目标与影响因素关系简图

3　多目标组合运输物流量模型优化

多目标组合运输物流量的影响因素很多,而且因素之间存在着复杂的因果关系. 在实际的预测中,由于其中的非核心影响因素的影响,不但降低了预测模型的运算速度,而且使预测结果的精度降低. 鉴于多目标组合运输物流量影响因素的特性,本文提出了运用结构方程模型(SEM)对预测模型中影响因素进行优化,SEM 具有描述多个变量之间复杂因果关系和评价测量变量效度的特点,通过带有潜变量的结构方程模型建立组合运输物流量和影响因素之间的定量关系,从而进一步评价影响组合运输物流量的因素,为得出组合运输物流量的核心影响因素提供依据.

3.1　SEM 基本原理

在 SEM 中包含 2 种主要变量:潜变量和显变量. 潜变量是实际当中无法直接测量到的变量;显变量是实际当中能够直接观察到和准确测量的变量. 潜变量可以看作其对应显变量的抽象和概括,显变量则可视为特定潜变量的反映指标.

SEM 一般包括 2 大部分:测量模型和结构模型. 测量模型描述的是潜变量与显变量之间的关系,在实际应用当中常常将潜变量表达为其相应显变量的线形加权和的形式,且有几个潜变量就要定义几个度量模型;结构模型描述的是潜变量之间的因果关系,实际应用中往往用线形回归的形式来拟合潜变量之间的关系,潜变量之间的回归系数常称为路径系数.

测量方程:

$$X = \Lambda_x \xi + \delta \tag{1}$$

$$Y = \Lambda_y \eta + \varepsilon \tag{2}$$

式中,X 为外生指标组成的向量;Y 为内生指标组成的向量;δ 为 X 测量上的误差项;ε 为 Y 测量上的误差项;Λ_x 为 X 指标与 ξ 潜变量的关系;Λ_y 为 Y 指标与 η 潜变量的关系.

结构方程:

$$\eta = \beta\eta + \Gamma\xi + \zeta \tag{3}$$

式中,η 为内生潜变量;ξ 为外源潜变量;β 为内生潜变量的关系;ζ 为外源潜变量对内生潜变量的影响;Γ 为模型内未能解释部分.

建立 SEM 的第 1 步是根据已有的理论或逻辑关系定义有关的潜变量以及各潜变量对应的显变量,在此基础上设定一个特定的模型结构,通过路径图的形式清晰描述模型中潜变量与显变量、潜变量与潜变量之间的相互关系. 有了路径图之后,就可以根据路径图写出 SEM 的数学方程表达形式,并选择适当的估计方法估计模型参数.

对于带有潜变量的结构方程模型,估计方法主要有基于极大似然估计的 LISERAL 方法和基于最小二乘估计的 PLS 方法. 本文考虑到数据的样本较小,根据文献[6-7]的结论,本文选用 PLS 方法来评价模型的参数更加合理.

3.2　SEM 在多目标组合运输物流量中的应用

1)定义潜变量和相应的显变量(见表 1)

表 1　多目标组合运输物流量中变量定义表

潜变量	显变量
总物流量 L_1	总物流吸引量 x_{11}
	总物流发出量 x_{12}
	总物流周转量 x_{13}
经济指标 L_2	GDP y_{21}
	工业总产值 y_{22}
	工业增加值与国内平均水平相比超出的百分比 y_{23}
	工业利润值与国内平均水平相比超出的百分比 y_{24}
	人均国民生产总值 y_{25}
	人均消费额 y_{26}
	社会消费品零售总额 y_{27}
社会指标 L_3	人口总量 y_{31}
	蔬菜农产品“出口”产量占总产量比重 y_{32}
	工业“出口”产量占总产量比重 y_{33}
	其他农林业"出口"产量占总产量比重 y_{34}
	铁路货车数量 y_{35}
	民用载货汽车保有量 y_{36}
	飞机起降架数 y_{37}
	载货轮船保有量 y_{38}
环境指标 L_4	铁路运输线路长度 y_{41}
	复线里程比重 y_{42}
	公路里程 y_{43}
	等级公路比重 y_{44}
	矿产资源占有量 y_{45}
	建筑规模 y_{46}

2)多目标组合运输物流量结构方程的路径图.

多目标组合运输物流量结构方程路径图如图 3 所示,其中,$w_{ij}(i=1,2,3,4;j=1,2,\cdots,7,8)$ 和 $a_{ij}(i=1,2,3;j=1,2,3)$ 为路径系数.

3)对模型参数进行评价

由文献[6-7]可得 PLS 方法评价结构方程模型参数的基本步骤,按照 PLS 的步骤,应用 SPSS 和 LINGO 软件包得到模型参数评价结果. 在不同地区由于运输方式不同影响物流量的因素也不尽相同,要根据地区的实际情况来决定模型的影响因素,最终确定模型结构. 本模型应用于四川省某地区的物流量影响因素评价的结果,如图 4 所示.

从图 4 的评价结果能很直观地得出以下结论:

① 根据潜变量的路径系数可以得出:L_2,L_3,

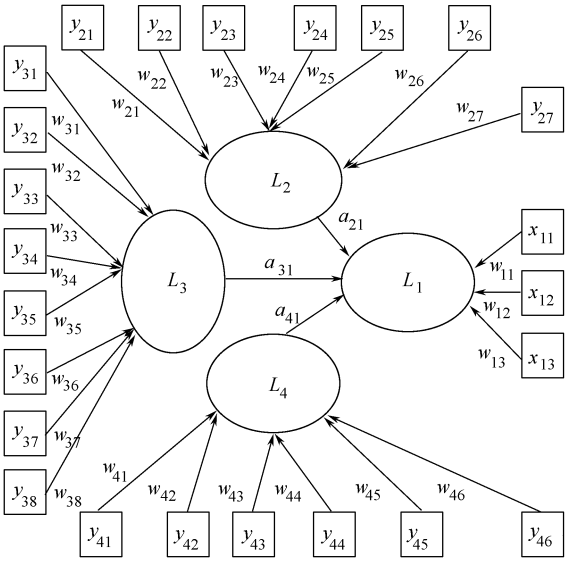


图 3 多目标组合运输物流量路径图

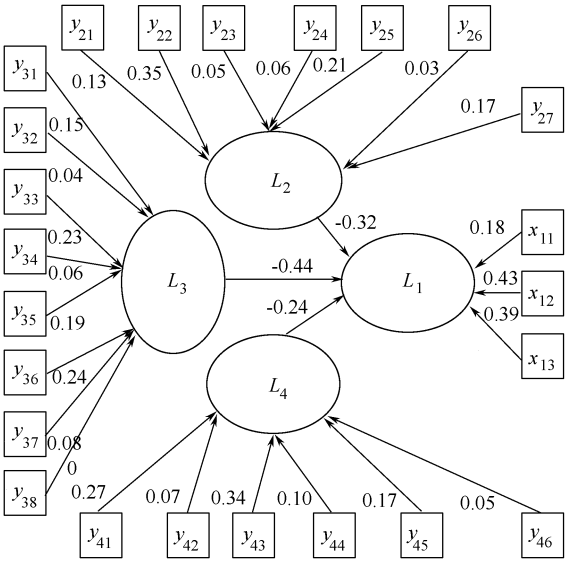


图 4 评价参数后路径图

L_4 对 L_1 的影响大小. 对于此实例模型, L_3 对 L_1 的影响最大,其次是 L_2 对 L_1 有较大的影响,L_4 虽然在对 L_1 影响最小,但影响作用还是十分显著的.

② 根据各潜变量对应的显变量权重的分配,可以得出各显变量对其对应的潜变量的贡献率(也可说是效度或信度). 在构成经济指标的各个显变量指标中,根据权重的分配推出 y_{22} 对所在地区经济的发展贡献率最大,其次是 y_{25},再次是 y_{27},依此类推,y_{21},y_{24},y_{23} 贡献率最小的是 y_{26}.

③ 在构成社会指标的各个显变量指标中,所在地区的 y_{36} 对社会指标的影响最大,y_{33} 对社会指标也有较大影响,依此排序:y_{35},y_{31},y_{37},y_{34},y_{32},y_{38}. 本文要加以说明的是 y_{38} 的权重为零,表示的是该地区没有水路运输方式.

④ 在构成环境指标的各个显变量指标中,对所在地区环境指标贡献率最大的 y_{43},依此排序:y_{41},y_{45},y_{44},y_{42},y_{46}.

⑤ 在构成总物流量指标的各个显变量指标中,x_{12} 对总物流量的贡献率最大,其次是 x_{13},再次是 x_{11}.

4) 多目标组合运输物流量预测模型优化结果.

在以上分析的 27 个显变量指标中,x_{11},x_{12},x_{13} 是多目标组合运输物流量预测这一事件中必须触发的指标,给予保留. 在剩下的 24 个显变量中,有 12 个显变量对相对应的潜变量贡献率不到 10%,说明了这些显变量指标对各自的潜变量指标的影响是非常小的. 在多目标组合运输物流量预测中由于影响因素很多,非显著的影响因素很可能会对预测模型造成干扰,降低了预测结果的精度.

因此,本文将剔除 12 个对各自潜变量指标影响很小的显变量指标. 将图 2 中的非显著影响因素指标剔除,便得到了优化的多目标组合运输物流量预测模型.

4 改进的遗传神经网络算法

4.1 改进的 BP 神经网络算法

针对标准 BP 算法的收敛速度慢的缺陷,首先采用模糊聚类理论方法对因子集进行模糊聚类,然后利用神经网络的方法建立样本因子集隶属度与样本观测值之间的预测模型. 在进行预测时,根据模糊聚类参数与预测因子的特征值,对预测因子集进行模糊模式识别——对因子集做归一化处理. 经过科学研究提出了“批处理”的思想,每一个输入样本对网络并不立即产生作用,而是等到全部输入样本到齐,将全部误差求和累加,然后集中修改权值一次,即根据总误差, $E = \sum_k E_k$,按式(4)修正权值,即

$$\Delta w_{ij}(t+1) = \eta\delta_j o_i + \alpha\Delta w_{ij}(t) \qquad (4)$$

式中,Δw_{ij} 为前一层第 i 个神经元输入到后一层第 j 个神经元之间的加权调节量;o_i 为前一层第 i 个神经元的实际输出;δ_j 为后一层第 j 个神经元上的训练权值误差;η 为学习速率;α 为动量项.

当 $\Delta E<0$ 时

$$\left.\begin{aligned}\eta &= \eta\cdot\varphi\\ a &= a\end{aligned}\right\} \qquad (5)$$

当 $\Delta E>0$ 时

$$\left.\begin{aligned}\eta &= \eta \cdot \beta \\ a &= 0\end{aligned}\right\} \tag{6}$$

而

$$\left.\begin{aligned}&\Delta E = E(t) - E(t-1) \\ &\varphi > 1 \\ &\beta < 1 \\ &(\varphi,\beta \text{ 为调节系数})\end{aligned}\right\} \tag{7}$$

BP 神经网络的原理和算法学习步骤请参见文献[4,8].

4.2　遗传算法

遗传算法(GA)作为一种全局优化搜索算法,因其简单通用、鲁棒性强,适于并行处理,已广泛应用于不同领域[9]. GA 的目标函数既不要求连续,也不要求可微,仅要求问题可计算,而且搜索始终遍及整个解空间,因此容易得到全局最优解.

改进的神经网络的学习算法是基于梯度下降的寻优算法,这种方法容易使问题的解陷入局部极小,并且在运算速度上表现的还不是十分的理想. 本文运用 GA 就是对改进的神经网络的连接权重做优化,用 GA 的语言说就是对改进的神经网络的连接权重进行编码,形成染色体,然后模拟自然界的进化过程. 对染色体进行选择、交叉以及变异操作,使染色体不断进化,最终产生代表问题最优解的染色体,再经反编码得到优化的网络连接权重.

GA 的误差评价函数为

$$f = \frac{1}{E} \tag{8}$$

$$E = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{n}\left(y_k - \hat{y}_k\right)^2 \tag{9}$$

根据式(10)得出概率值随机选择 K 对串:

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^{n} f_i} \tag{10}$$

GA 的基本原理和算法实现的一般步骤请参见文献[5,9].

4.3　改进的遗传神经网络预测步骤

1) 输入归一化的样本值;

2) 随机的产生神经网络各层的初始网络权值;

3) 运用改进的 BP 神经网络算法对样本进行训练;

4) 计算网络的平均误差,若误差达到设定的误差范围,则网络的训练结束,转入 7),否则转入 5);

5) 根据训练得出的权值,采用二进制编码,构成初始群体;

6) 对初始群体进行选择、交叉、变异等遗传算法操作,进行 GA 循环计算,循环结束后,若误差达到设定的误差范围,则训练结束,否则将此权值作为改进神经网络再次训练的初始权值,转入 3);

7) 输出符合误差精度的网络权值;

8) 根据符合误差精度的网络权值进行预测.

5　预测算例

5.1　运用改进遗传神经网络算法的预测结果

根据本文通过运用结构方程模型所得到的四川省某地区影响多目标组合运输物流量的 12 核心因素指标作为改进的遗传神经网络预测模型的输入样本,公路、铁路、航空各运输方式的物流吸引量、物流发出量、物流周转量 9 个指标作为输出样本. 将 1981 ~2002 年的样本作为预测的训练样本,将 2003 ~2005 年的样本作为预测的检验样本.

根据输入和输出的指标数,设定输入层、隐含层,隐含层、输出层节点数分别为:12,4,3,9. 根据实际的数据试验验证,2 个隐含层节点数分别为 4,3 比较合适. 设置网络平均误差为 $\varepsilon \leqslant 0.001$,学习速率为 0.5,动量项为 0.8,神经网络最大迭代次数设为 500;遗传算法的交叉概率为 0.8,变异概率为 0.02,最大迭代次数设为 100 次.

由于多目标组合运输物流量的预测指标过多,本文只展示公路运输物流量中的物流周转量的检验结果和预测结果,见表 2 所示.

表 2　公路物流周转量预测表

年份	实际值/(10^4t · km)	预测值/(10^4t · km)	Δk/%
2000	87 045		
2001	90 763		
2002	95 241		
2003	99 746	98 601	1.15
2004	104 535	103 887	0.62
2005	110 324	108 890	1.30
2006		114 038	
2007		120 322	
2008		126 833	

5.2　预测结果分析与对比

运用改进的遗传神经网络算法对优化后的多目标组合运输物流量模型进行预测,验证的预测值和实际值都很接近,预测精度较高,满足了预测多目标组合运输物流量所要求达到的精度. 本文使用 Borland C 编写程序,对其做了 50 次的运算

试验,运算平均使用时间为 158 s,并且每次的运算使用时间差别不大,说明了算法既能保证预测的精度,又能保持高效的稳定性.

本文在运用上述建模算法之外,同时也尝试了运用其他的建模算法,运用的方法有以下 3 种:

1) 没有对多目标组合运输物流量影响因素指标做任何的优化,而直接将所有的影响因素作为输入指标,运用本文使用的改进的遗传神经网络算法做预测. 同样使用所编写的程序,运算平均使用时间是 306 s,运算的检验结果见表 3(展示公路物流周转量结果),检验精度有所下降,这说明非显著影响因素不但加大了运算量,而且对算法有很大的干扰作用.

2) 剔除遗传算法部分,直接用改进的神经网络算法进行预测. 运算平均使用时间为 467 s,运算的检验结果见表 4(展示公路物流周转量结果),检验精度有较明显的下降,这说明单纯使用改进的神经网络,算法易陷入局部极小点,不但影响预测速度,而且预测精度也明显下降.

3) 不考虑多目标组合运输物流量影响因素,而直接运用多目标组合运输物流量过去的若干年的数据作为预测的输入输出指标. 运用本文提出的改进的遗传神经网络算法进行预测,运算平均使用时间为 92 s,运算的检验结果见表 5(展示公路物流周转量结果),检验精度也有明显的下降,这说明在预测多目标非线性指标时,仅仅考虑预测指标自身的特征是不够的,必须考虑预测指标的影响因素.

表 3 方法 1 检验结果

年份	实际值/(10^4t·km)	预测值/(10^4t·km)	Δk/%
2003	99 746	96 893	2.86
2004	104 535	101 263	3.13
2005	110 324	108 007	2.21

表 4 方法 2 检验结果

年份	实际值/(10^4t·km)	预测值/(10^4t·km)	Δk/%
2003	99 746	103 985	4.25
2004	104 535	108 560	3.85
2005	110 324	113 824	3.17

表 5 方法 3 检验结果

年份	实际值/(10^4t·km)	预测值/(10^4t·km)	Δk/%
2003	99 746	95 786	3.97
2004	104 535	100 082	4.26
2005	110 324	105 128	4.71

6 结束语

本文提出了一种基于系统工程理论的多目标组合运输物流量预测模型,运用结构方程模型得出了多目标组合运输物流量的核心影响因素. 提出了一种改进的遗传神经网络算法,用遗传算法全局寻优能力来弥补改进的神经网络易陷入局部极小点的缺陷. 在多目标组合运输物流量预测的实例应用中证明了该算法不仅有很高的预测精度,而且具有收敛速度快、运行稳定的特点. 这种建模算法也适用于物流系统的其他多目标指标预测,具有较强的推广性和实用性.

参考文献 (References)

[1] 魏连雨,庞明宝. 基于神经网络的物流量预测[J]. 长安大学学报(自然科学版),2004,24(6):55-59
Wei Lianyu, Pang Mingbao. Prediction of logistics amount based on artificial neural networks[J]. Journal of Chang'an University (Natural Science Edition), 2004,24(6): 55-59(in Chinese)

[2] 崔德光,吴淑宁,徐冰. 空中交通流量预测的人工神经网络和回归组合方法[J]. 清华大学学报(自然科学版),2005,1:96-99
Cui Deguang, Wu Shuning, Xu Bing. Air traffic flow forecasts based on artificial neural networks combined with regression methods[J]. Journal of Tsinghua University(Science and Technology), 2005, 1: 96-99(in Chinese)

[3] 赵闯,刘凯,李电生. 基于广义回归神经网络的货运量预测[J]. 铁道学报,2004,26(1):12-15
Zhao Chuang, Liu Gai, Li Diansheng. Freight volume forecast based on GRNN[J]. Journal of the China Railway Society, 2004, 26(1): 12-15(in Chinese)

[4] 闻新. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 北京:科学出版社,2003,7:258-284
Wen Xin. MATLAB NN simulation and application[M]. Beijing: Science Publishing Press, 2003, 7: 258-284(in Chinese)

[5] Holland J H. Genetic algorithms and the optimal allocations of trials[J]. SIAM Journal of Computing,1973, 2: 88-105

[6] Fornell C, Bookstein F. Two structural equation models: LISREL and PLS applied to consumer exit-voice theory[J]. Journal of Marketing Research, 1982,19:32-40

[7] Joreskog K G, Wold H. The ML and PL techniques for modeling with latent variables: historical and compartive aspects[J]. Systems Under Indirect Observation: Causality, Structure, Prediction, 1982,1:75-84

[8] Hagan M T, Demuth H B, Beale M H. Neural network design [M]. Beijing: China Machine Press,2002,9:397-456

[9] 周明,孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京:国防工业出版社,1999:8-22
Zhou Ming, Sun Shudong. Genetic algorithms theory and its applications[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1999: 8-22(in Chinese)