

# The Research of Freight Volume Forecasting Based on Industrial Structure Development

Qiang Xiong, Youwang Sun

School of Transportation Engineering, Tongji University, Shanghai  
Email: williamsx@163.com

Received: Mar. 1<sup>st</sup>, 2016; accepted: Mar. 19<sup>th</sup>, 2016; published: Mar. 22<sup>nd</sup>, 2016

Copyright © 2016 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

---

## Abstract

As an important issue in the research of the relation between the transportation requirement and economy development, the freight volume forecasting is significant to the transportation planning and economy development. The social economy level was the internal determinant to the freight demand, so this paper tried to make freight volume forecasting from using industrial structure and economy development indicators, found forecasting model through RBF neural network and make positive analysis, then the model offered new method in freight volume forecasting work for its preferable forecasting ability and application value.

## Keywords

Industrial Structure, Freight Volume Forecasting, RBF Neural Network

---

# 基于产业结构变化的货运量预测方法研究

熊 强, 孙有望

同济大学交通运输工程学院, 上海  
Email: williamsx@163.com

收稿日期: 2016年3月1日; 录用日期: 2016年3月19日; 发布日期: 2016年3月22日

## 摘要

货运量预测作为交通需求和经济发展关系研究中的一个重要问题,对交通规划和经济发展具有重要意义。社会经济的发展水平是产生货运需求的内在决定因素,本文试图从经济发展的角度寻求利用产业结构和经济发展指标来进行货运量预测,通过RBF神经网络来研究货运量预测的问题,建立了相应的预测模型并进行了实证研究,证明该模型具有较好的预测能力和一定的应用价值,为货运量预测工作提供了新的思路。

## 关键词

产业结构, 货运量预测, RBF神经网络

## 1. 引言

交通运输需求作为经济发展的一种派生性需求,在相当程度上能够反映一定区域内的经济活跃程度。当区域内的经济情况和交通运输的能力相匹配的时候,两者便可相互促进,共同发展;当交通运输业滞后于经济发展时,就会形成瓶颈,阻碍经济的继续发展[1]。在经济发展发生重大变化时期,必须通过预测其对交通运输的需求,进而对交通运输业能力、布局和规模进行调整。货运量预测作为交通需求和经济发展关系研究中的一个重要问题,对交通规划和经济发展具有重要意义。物流规划中必须考察货运需求,并结合经济发展水平对需求规模进行系统分析,以实现基础设施网络规模与经济协调,而社会经济的发展水平是产生货运需求的内在决定因素,因此,从经济发展的角度寻求利用产业结构和经济发展指标来进行货运量预测,具有较强的可行性。

## 2. 常用货运量预测方法

货运量预测是指在货运市场调查、分析的基础上,运用科学的方法,估计未来货量及其变化规律,为制定有关政策、编制运输、物流发展规划提供科学依据。目前比较常用的预测方法可分为定性预测和定量预测两大类。

定性预测方法主要以专家为索取信息的对象,组织各方面专家运用专业方面的经验和知识,通过对过去和现在发生的问题进行综合分析,从中找出规律,对未来作出判断,主要有以下几种:专家会议法、德尔菲法、主观概率法。

定量预测方法是用定量分析来研究运量的发展趋势,它以历史统计资料和有关信息为依据,运用各种数学方法来预测未来运量,主要包括以下几种:

1) 回归分析法,是从经济现象之间的因果关系出发,应用回归方程来分析经济变化规律,进行预测,常用的回归分析法有一元回归分析法、多元线性回归分析法等。2) 时间序列分析法,它是根据历史资料组成的时间数列,从中找出发展趋势的变动规律,由过去推测未来,凭借过去状态延续到未来的可能性,从而达到预测的目的,主要有移动平均法、加权移动平均法、指数平滑法、趋势预测法等预测方法。3) 灰色模型预测法,通过对部分已知信息的生成和开发来实现对现实世界的确切描述和认识,内容包括建模、预测、决策、控制等,其中GM(1,1)灰色模型预测运用较多。4) 弹性系数法,是按规模经济中运量的增长速度与工农业总产值的增长速度的比例关系来预测运量,比较适合于总量预测。

在传统的预测方法的基础上,国内外学者也在建立货运量预测模型方面做了较多的研究,如货物需求预测时空多项概率模型,基于时间序列的非线性航空服务需求模型,货运量预测的逐步线性回归方法,

投入产出和空间价格相结合的物流需求分析模型, 路线比较模型与重力模型以及灰色预测模型、模糊预测和神经网络预测模型与方法等。

这些模型与方法为物流需求的预测提供了较好的思路, 但还存在一些局限性, 主要体现在: 1) 大部分模型与方法都要预先知道被控对象的数学模型, 但实际上许多对象具有复杂的不确定性、时变性和非线性。虽然灰色系统理论中有预测模型识别的方法, 但对非线性时变系统尚无成熟的理论和方法。2) 缺乏将经济与物流需求预测紧密结合起来进行的研究。绝大多数文献集中在利用物流的历史数据进行物流需求预测, 而不是利用经济数据预测物流需求。

神经网络有表示任何非线性关系和学习等能力, 给解决这类问题提供了新的思想和方法。本文试图通过 RBF 神经网络来研究货运量预测的问题, 通过寻求经济发展水平和货运量之间的映射关系, 来进行货运量的预测。

### 3. 基于 RBF 神经网络的货运量预测模型构建

#### 3.1. RBF 神经网络概述

神经网络具有任意逼近非线性函数的特性, 通过对输入输出数据的训练获得它们之间的映射关系, 完成复杂的模式抽取及趋势分析功能。能够模拟多变量而不需要对输入变量做复杂的相关假定, 不要求知道输入输出变量间的函数关系, 是一种智能化的数据处理方法。尤其是径向基函数(RBF)神经网络, 作为一种性能良好的前馈神经网络, 它具有最佳函数逼近性能和全局最优特性, 取得了广泛的应用效果。

RBF 神经网络是一种三层静态前向网络。第一层为输入层, 由信号源节点组成, 输入层的节点数由问题定义的输入变量多少来确定; 第二层为隐含层, 其节点个数视所描述问题的复杂程度而定; 第三层为输出层, 它对输入模式的作用做出响应。从输入空间到隐含层空间的变换是非线性的, 完成这种非线性变换的函数是径向基函数, 而从隐含层空间到输出层空间的变换是线性的。RBF 神经网络的拓扑结构如图 1 所示。

常用的径向基函数一般有 Gaussian (高斯)函数, Multiquadric 函数, Inverse Multiquadric 函数和 Cauchy 函数等。由于高斯函数具备变元正定函数和平滑可导等特点, 一般选用高斯函数作为激励函数, 它有两个主要参数: 一个是基函数的中心即对称点  $C$ , 另一个是基函数的扩展常数  $\sigma$ , 即在多大的区域内会产生明显的输出响应, 其函数表示如公式(1)所示。

$$f(x) = \exp\left(-\frac{\|X - C\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

RBF 神经网络可以根据具体问题确定相应的网络拓扑结构, 具有自学习、自组织、自适应功能, 它对非线性连续函数具有一致逼近性, 学习速度快, 可以进行大范围的数据融合, 可以并行高速地处理数据。目前, RBF 神经网络已经成功地用于非线性函数逼近、时间序列分析、数据分类、模式识别、信息处理、图像处理、系统建模、控制和故障诊断等。

#### 3.2. 预测模型的构建思路

货运需求属于派生需求, 它是由经济发展本身带来的。产业结构和发展水平决定物流需求, 物流需求的大小反映了经济发展水平的高低。因此, 可以利用经济指标与货运需求之间的映射关系建立模型, 实现经济数据和货运量之间的转换, 从而达到预测目的。研究思路如图 2 所示。

货运量预测的 RBF 神经网络采用三层结构, 即输入层、隐含层和输出层。输入层的节点数目为经济变量的个数; 隐含层为输入层的非线性映射, 节点个数依据算法而定; 输出层节点即为货运量的预测结

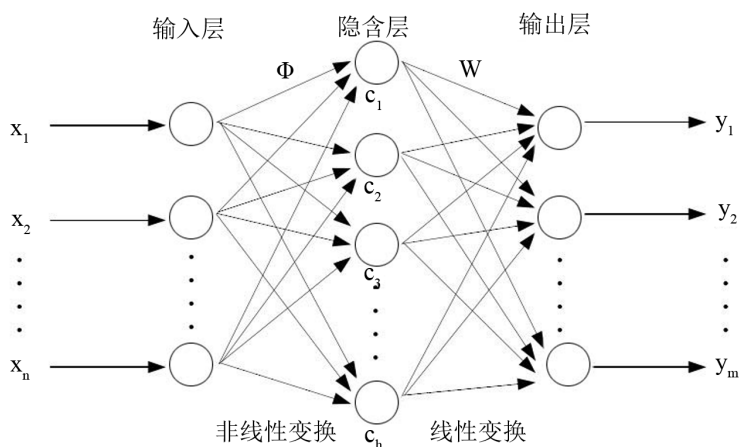


Figure 1. The topology structure of RBF neural network  
图 1. RBF 神经网络的拓扑结构

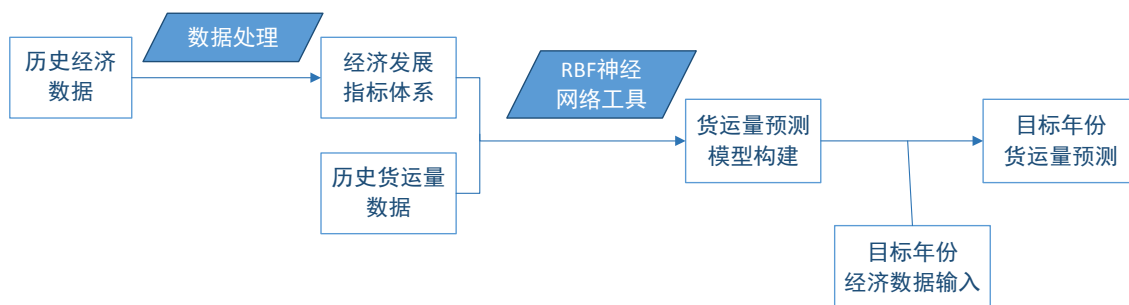


Figure 2. The construction of the RBF neural network forecasting model  
图 2. RBF 神经网络预测模型构建思路

果。算法一般采用两阶段法[2], 先用无监督的聚类算法来确定数据中心和扩展常数, 再通过有监督的学习算法来确定输出权值。如拟合精度不能达到要求, 再通过修正神经元个数重新进行计算。对预测模型的网络参数进行设定和训练后, 即可通过 RBF 神经网络进行仿真来获得货运量的预测结果。

### 3.3. 预测模型的计算过程

货运量预测的 RBF 神经网络的计算过程可以分为两个阶段: 第一个是网络设定和训练阶段, 首先将历史经济数据经过处理形成经济发展与货运相关的指标体系, 再与货运量历史数据构成样本对, 通过 RBF 神经网络工具进行数据拟合, 确定网络的结构和指标权重, 从而建立预测模型; 第二个是网络仿真和输出阶段, 利用构建好的预测模型, 通过目标年份的数据指标输入, 从而得到目标年份的货运量预测结果。具体计算过程如图 3 所示。

## 4. 模型应用及分析

### 4.1. 指标选取和数据处理

为了验证货运量预测的 RBF 神经网络模型的有效性, 本文对我国货运量进行了预测的实证研究。根据目前对影响货运的经济指标的研究成果[3], 可以从以下三个方面中选取指标: 第一, 经济总量指标, 包括国内生产总值, 社会物流总额; 第二, 产业结构指标, 包括第一、第二和第三产业的产值; 第三, 货运类指标, 包括货物周转量和单位货运量 GDP 等。考虑到有效性和可操作性原则, 选取以下指标用于

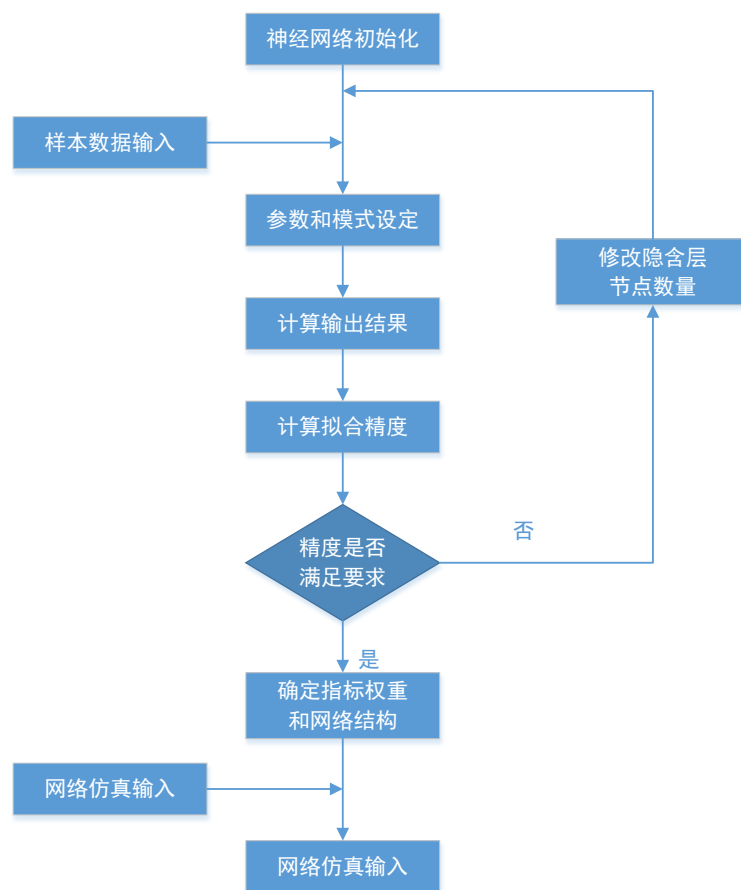


Figure 3. The calculation process of the RBF neural network forecasting model

图 3. RBF 神经网络预测模型计算过程

货运量预测：第一、第二、第三产业的产值所占 GDP 的比例，社会物流总额，单位 GDP 货运量，货物周转量，然后与相应年份的货运量实际值形成样本对，原始数据如表 1 所示。

根据 RBF 神经网络的特性，由于奇异数据的存在而引起的网络训练时间增加，并可能引起网络无法收敛，因此需要对原始数据进行归一化处理。归一化处理的方法为：设原始数据输入矩阵为  $a$ ，归一化处理后的输出矩阵为  $b$ ，预设  $b$  的输出区间为  $(b_{\min}, b_{\max})$ ，则输出  $b$  的计算公式为：

$$b = (b_{\max} - b_{\min}) * (a - a_{\min}) / (a_{\max} - a_{\min}) + b_{\min} \quad (2)$$

根据激励函数特点，设定输出区间为  $(0.1, 0.9)$ ，归一化处理后的数据如表 2 所示。

## 4.2. 网络训练与仿真

在数据归一化处理的基础上，使用 2000~2010 年的预测模型指标作为输入样本，使用相应年份的货运量作为输出样本，从而形成样本对然后进行拟合，拟合精度使用均方误差 MSE 进行检验。使用 matlab 的 RBF 神经网络工具箱进行计算，令目标精度  $goal = 0$ ，扩展常数  $spread = 1$ ，通过对隐含节点为 2~8 个所计算得到的误差结果来检验相应的网络性能，如图 4 所示。

通常情况下，应该设计满足精度要求的最小结构的神经网络，以保证神经网络的泛化能力。因此选择隐含节点数  $n = 7$  可以认为是适宜的。

Table 1. The original index data of the freight volume forecasting model

表 1. 货运量预测模型指标原始数据表

年份	一产 比例	二产 比例	三产 比例	社会物 流费用	货物 中转量	单位 GDP 货运量	货运量
单位	-	-	-	亿元	亿吨公里	-	万吨
2000	15.06%	45.92%	39.02%	19,230	44,321	13.7	1,358,682
2001	14.39%	45.15%	40.46%	20,619	47,710	12.8	1,401,786
2002	13.74%	44.79%	41.47%	22,741	50,686	12.3	1,483,447
2003	12.80%	45.97%	41.23%	25,695	53,859	11.5	1,564,492
2004	13.39%	46.23%	40.38%	30,002	69,445	10.7	1,706,412
2005	12.12%	47.37%	40.51%	33,860	80,258	10.1	1,862,066
2006	11.11%	47.95%	40.94%	38,957	88,840	9.4	2,037,060
2007	10.77%	47.34%	41.89%	48,266	101,419	8.6	2,275,822
2008	10.73%	47.45%	41.82%	56,741	110,300	8.2	2,585,937
2009	10.33%	46.24%	43.43%	60,826	122,133	8.3	2,825,222
2010	10.10%	46.67%	43.24%	70,984	141,837	8.1	3,241,807
2011	10.04%	46.59%	43.37%	84,000	159,324	7.8	3,696,961
2012	10.08%	45.27%	44.65%	94,000	173,804	7.9	4,100,436

Table 2. The normalization index data of the freight volume forecasting model

表 2. 货运量预测模型指标归一化数据表

年份	一产 比例	二产 比例	三产 比例	社会物 流费用	货物 中转量	单位 GDP 货运量	货运量
2000	0.6365	0.5245	0.4608	0.1389	0.2445	0.8257	0.1319
2001	0.6008	0.5040	0.5184	0.1447	0.2588	0.7743	0.1357
2002	0.5661	0.4944	0.5588	0.1536	0.2713	0.7457	0.1430
2003	0.5160	0.5259	0.5492	0.1661	0.2847	0.7000	0.1502
2004	0.5475	0.5328	0.5152	0.1842	0.3503	0.6543	0.1628
2005	0.4797	0.5632	0.5204	0.2005	0.3958	0.6200	0.1766
2006	0.4259	0.5787	0.5376	0.2219	0.4320	0.5800	0.1922
2007	0.4077	0.5624	0.5756	0.2611	0.4849	0.5343	0.2134
2008	0.4056	0.5653	0.5728	0.2968	0.5223	0.5114	0.2410
2009	0.3843	0.5331	0.6372	0.3140	0.5721	0.5171	0.2622
2010	0.3720	0.5445	0.6296	0.3568	0.6551	0.5057	0.2993
2011	0.3688	0.5424	0.6348	0.4116	0.7287	0.4886	0.3397
2012	0.3709	0.5072	0.6860	0.4537	0.7897	0.4943	0.3756

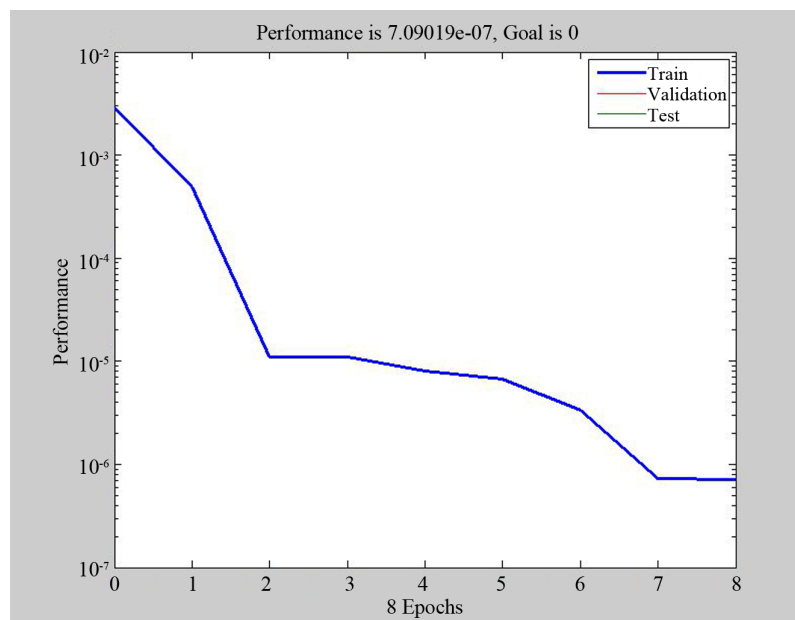


Figure 4. The fitting accuracy under different hidden nodes of the RBF neural network forecasting model

图 4. 不同隐含节点数的 RBF 神经网络预测模型拟合精度

网络构建完毕后, 使用 2011 和 2012 年的预测指标数据作为输入进行网络仿真, 得到归一化数值分别为 0.3409 和 0.3768, 经过反转处理后得到 2011 年的预测货运量为 3,709,674 万吨, 与实际数据相比误差为 0.34%, 2012 年的预测货运量为 4,114,553 万吨, 与实际数据相比误差为 0.35%。

### 4.3. 预测结果分析

对于一般的预测模型而言, 误差能控制在 5% 以内就算是比较精确的[4], 并可以认为模型具有一定的应用价值。因此, 基于产业发展的指标群设定建立的采用 RBF 神经网络工具的货运量预测模型具有较好的预测能力, 可以为货运量预测工作起到较好的参考作用。

## 5. 结论

货运量预测方法从早期的定性分析到现在越来越复杂的定量分析, 不断趋于完善, 但还存在一定的改进空间。常用的货运量预测方法大多能对交通建设项目和企业具体问题预测时其拟合程度一般较高, 但需要估算国家或大行政区的未来货运总量时, 其拟合程度却不太好, 主要原因在于所建立的模型在全面和本质地反映所预测动态数据的内在结构和复杂特性的问题上显得不足。本文通过使用 RBF 神经网络工具来挖掘经济发展水平与货运量之间的映射关系, 建立了货运量的预测模型并得到的较好的实证分析结果, 可以认为该模型在一定程度上反映了产业发展与货运量之间的复杂关系, 具有较好的预测能力和应用价值, 为货运量预测研究提供了新的思路。

## 参考文献 (References)

- [1] 陈琳, 孙有望. 基于城市产业结构变化的货运量预测实证研究[J]. 交通与运输, 2008(12): 72-74.
- [2] 魏艳强. 基于 RBF 神经网络的货运量预测模型研究[D]: [硕士学位论文]. 天津: 天津理工大学, 2007.
- [3] 吴健, 唐志英, 曾鸣. 物流金融服务与风险防范研究[J]. 物流技术, 2007(11): 30-33.
- [4] 耿勇, 鞠颂东, 陈娅娜. 基于 BP 神经网络的物流需求分析与预测[J]. 物流技术, 2007(7): 35-37.