

基于灰色 RBF 组合模型的宁波港集装箱海铁联运量预测

吴慧军, 刘桂云*

(宁波大学 海运学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 集装箱海铁联运量预测是海铁联运网络规划设计的重要组成部分, 影响港口及其集疏运体系进一步发展, 因此, 对集装箱海铁联运量做出科学合理的预测显得十分重要. 以 2009~2015 年宁波港集装箱海铁联运量为原始数据, 运用灰色 RBF 神经网络组合模型预测其未来 2 年集装箱海铁联运量增长趋势. 预测结果表明, 灰色 RBF 神经网络组合模型预测精度高于 GM(1,1)模型、RBF 神经网络模型、灰色 BP 神经网络组合模型. 可见, 该组合模型可有效应用于集装箱海铁联运量的预测领域.

关键词: 集装箱海铁联运量; 灰色理论; RBF 神经网络; 灰色 RBF 神经网络组合模型

中图分类号: U15

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2016) 04-0123-05

宁波港地处长江黄金水道和南北海运大通道“T”型交汇点, 拥有公路、铁路、航空、内河、管道等多种运输方式, 能良好对接当下推行实施的“丝绸之路经济带”与“21 世纪海上丝绸之路”(简称“一带一路”)国家战略和长江经济带发展战略, 具备较好的地理优势和发展态势^[1]. 2015 年, 宁波港完成集装箱吞吐量达 1 982.43 万 TEU, 比上年增长 6.0%, 成为世界第四大集装箱港口. 随着我国铁路运输网络在结构和功能上的完善, 宁波港逐步推进海铁联运综合试验区的建设, 集装箱海铁联运业务发展迅速, 步入“上级推动、港口主动、铁路互动、内陆联动、企业行动”的良性轨道. 同年, 宁波港完成集装箱海铁联运量预定目标 17.1 万 TEU, 比上年增长 26.2%, 增幅在全国 6 个示范通道中位于首位. 因此, 科学且准确地预测宁波港集装箱海铁联运量增长趋势, 在完善港口集疏运系统、优化集装箱海铁联运服务网络、增强港口揽货能力、提高服务水平和竞争力、降低相关企业物流成本等方面具有一定的现实意义.

有关集装箱海铁联运量预测方法的研究很多, 而最常用的方法主要有灰色模型法、多元回归分析法、指数平滑法、神经网络预测法、系统动力学和

组合预测法等. 各种单一的预测方法都有其适用的优点及缺陷, 组合预测正是在这样的前提下提出的, 通过不同预测方法的组合, 从而得到更高的预测精度. 文献[2]提出建立多变量灰色系统数列单一预测模型, 对大连港集装箱海铁联运量进行合理预测; 文献[3]阐述了影响集装箱海铁联运量各因素的复杂关系, 进而构造了能有效预测集装箱海铁联运量的系统动力学(SD)模型; 文献[4]和文献[5]采用组合预测的方法, 前者建立灰色三次指数平滑组合模型, 预测了青岛港集装箱海铁联运量, 后者则是建立灰色 BP 神经网络组合预测模型, 利用 2004~2009 年 6 组样本数据对厦门港集装箱海铁联运量做了预测. 文献[6]建立了灰色 RBF 神经网络组合模型用于宁波市 1999~2008 年城市用水量预测, 结果显示该模型对小样本数据具有较高的预测精度. 本文选用组合预测理论与方法, 避开单一预测模型的有限性, 将灰色 RBF 神经网络组合预测模型应用于宁波港集装箱海铁联运量增长趋势的预测.

1 宁波港海铁联运发展现状

集装箱海铁联运是指进出口货物以集装箱形

收稿日期: 2015-06-01.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journalg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 浙江省软科学项目(2015C25039); 宁波市自然科学基金项目(2016A610074); 宁波大学海洋经济专项项目(HYD1201).

第一作者: 吴慧军(1990-), 男, 湖北天门人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 港口现代化管理. E-mail: 524591352@qq.com

*通信作者: 刘桂云(1972-), 女, 辽宁鞍山人, 教授, 主要研究方向: 港口及物流管理. E-mail: liuguiyun@nbu.edu.cn

式先由铁路运达沿海海港,再由船舶运出,或是进出口货物由船舶运达沿海海港后,再经由铁路运至内陆地区的物流运输方式^[7]。近年来,宁波市政府加快完善《宁波市海铁联运发展规划》的同时,积极推进宁波港海铁联运综合试验区和“无水港”的建设,扩大经济腹地辐射范围,确保海上、铁路集运输系统健康快速发展。目前,宁波港已拥有正常运行的集装箱海铁联运班列线路 13 条,“无水港”13 个,先后与义乌、金华、衢州等及南昌、上饶、鹰潭、襄阳、西安、兰州、新疆等 20 座城市形成海铁联运运输服务网络,并以宁波—金华(义乌)—江西上饶的班列线路为示范线正积极建设影响华东贸易区的集装箱海铁联运物联网示范工程。

宁波港集装箱海铁联运业务虽取得了显著成效,但由于发展时间短,其海铁联运量占集装箱吞吐量比重仍偏低,2015 年只占 0.86%。为优化港口集疏运结构,提升港口服务能力,又快又好融入国家“一带一路”战略,亟需在预测集装箱海铁联运量的基础上,有针对性地采取措施并为地区铁路发展规划和运输行业经营决策提供依据。

2 灰色 RBF 神经网络组合预测模型

2.1 GM(1,1)模型

灰色系统理论是 20 世纪 80 年代后迅速发展起来并大量用于工农业、交通、能源等学科领域,以解决生产、生活和科学研究中存在“外延明确,内涵不明确”系统问题的理论。灰色预测则是先将原始数据放入灰色模型进行特殊处理,降低数据随机性,归纳潜在规律,再合理预测目标对象的发展趋势。GM(1,1)模型是目前使用最广泛的灰色预测模型。灰色累加生成操作(Accumulated Generating Operation, AGO)则是 GM(1,1)模型预测过程中的重要环节,其能使数列随时间递增并具备良好的总体趋势和预测能力。然而,此模型只对指数增长数列预测效果好,对随机性较大数列预测效果差,且其发展参数 a 和协调系数 b 的求解存在理论缺陷,有时可能会导致较大误差。

在实际应用中,其模型形式如(1)~(9)式^[2,4]:

(1)列出原始数据数列:

$$x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}. \quad (1)$$

(2)对数列作一次累加生成:

$$x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}, \quad (2)$$

$$\text{其中, } x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k=1, 2, \dots, n.$$

(3)构造数据矩阵:

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2) & 1 \\ -\frac{1}{2}x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

$$y_n = \{x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)\}. \quad (4)$$

(4)建立微分方程:

$$\frac{dx^{(0)}}{dt} + ax^{(1)} = b, \quad (5)$$

$$\hat{a} = \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = (B^T \times B)^{-1} \times B^T \times y_n. \quad (6)$$

(5)GM(1,1)模型白化响应式:

$$x(k+1) = \left[x^{(1)}(0) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a}, \quad (7)$$

上式为微分方程的时间响应序列,若取 $x^{(1)}(0) = x^{(0)}(1)$,则式(7)可变换为:

$$\hat{x}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a}. \quad (8)$$

(6)累减还原生成预测值:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k), \quad (9)$$

其中, $\hat{x}^{(0)}(k)$ 为模型的预测值。

2.2 RBF 神经网络模型

RBF 神经网络是一种非线性三层前馈型人工神经网络,分别为输入层、含径向基神经元的隐含层、含线性神经元的输出层。隐含层通过非线性的变换函数对输入层传递的信号产生响应,隐单元的数目根据研究问题的实际需要来确定;而输出层则是采用线性函数对隐单元加权得到。RBF 神经网络具有较强的非线性函数逼近能力,可以解决 BP 神经网络存在的局部最优问题,且不需要事先确定隐单元个数^[7]。对于无异常的数据而言,RBF 神经网络模型对原混沌系统拟合能力强和预测精度高;而对于异常的数据,RBF 神经网络模型的拟合误差和预测误差均能满足要求,其结构模型如图 1 所示。所以该模型在非线性时间序列预测中应用广泛。

当网络输入训练样本 x_m 时,单输出的 RBF 神

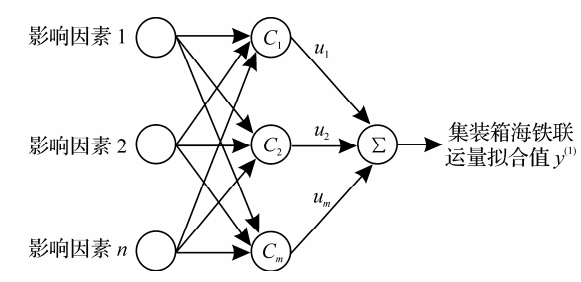


图 1 RBF 神经网络结构模型

神经网络的实际输出如下^[8]:

$$y^{(1)} = \sum_{i=1}^m u_i \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x_p - C_i\|^2\right). \quad (10)$$

2.3 灰色 RBF 神经网络组合预测模型

组合模型较单一模型在预测时更加系统化、全面化, 很大程度地互补了各方法的优缺点, 从而有效降低外界因素干扰, 提高预测精度^[9]. 灰色 RBF 神经网络组合预测模型是通过不同形式在 GM(1,1) 模型中融入 RBF 神经网络而建立的一种预测模型. 结合现有研究, 选用嵌入型灰色 RBF 神经网络组合预测模型对宁波港集装箱海铁联运量进行预测, 其模型结构如图 2 所示.

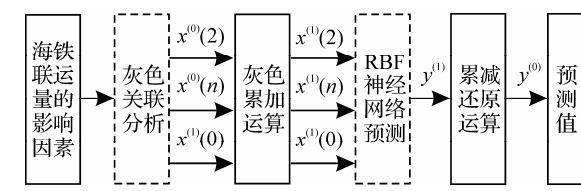


图 2 灰色 RBF 神经网络组合预测模型结构

该模型预测过程是输入海铁联运量影响因素(自变量)的原始数据集 $x^{(0)}$, 经过灰色 AGO 环节处理来减弱其随机性得到新数据集 $x^{(1)}$, 其次利用 RBF 神经网络较强的非线性逼近能力对累加生成的新数据集 $x^{(1)}$ 做拟合训练, 再将拟合值集合 $y^{(1)}$ 进行累减还原处理, 最后输出确定的预测结果 $y^{(0)}$.

3 宁波港集装箱海铁联运量预测

3.1 预测基础

集装箱海铁联运量受到集装箱吞吐量、腹地经济状况、铁路货运量、外贸集装箱吞吐量、自然环境、国家政策等多种因素的影响且关系复杂, 同时随着时间的推移影响程度及主次也会有所不同. 但在预测中不可能考虑所有影响因素, 因此, 采用灰色关联分析模型选择了集装箱吞吐量(TEU)、浙江省地区生产总值(亿元)、铁路货物发送总量(万 t)、外贸集装箱吞吐量(TEU)等影响宁波港集装箱海铁联运量的关键性因素^[5,10]. 宁波港集装箱海铁联运量及其关键性影响因素的相关数据来源于《2009~2015 年宁波市统计年鉴》^[11]和《2009~2015 年宁波市国民经济和社会发展统计公报》^[12], 相应数据见表 1.

3.2 预测结果

根据表 1 中的原始数据, 运用 MATLAB 7.0 软件编程进行 GM(1,1)模型、RBF 神经网络模型、灰

表 1 2009~2015 年宁波港集装箱海铁联运量和影响因素数据

年份	海铁联运箱量/ 万 TEU	集装箱吞吐量/ 万 TEU	浙江地区 GDP/ 亿元	铁路货物发送 总量/万 t	外贸集装箱吞 吐量/万 TEU
2009	0.17	1 042.30	22 832	1 705.80	911.60
2010	2.81	1 300.35	27 722	2 059.90	1 143.78
2011	4.67	1 451.23	32 319	2 168.90	1 266.71
2012	5.95	1 567.14	34 606	1 924.10	1 336.23
2013	10.53	1 677.40	37 757	2 168.20	1 416.16
2014	13.51	1 870.00	40 154	2 364.10	1 562.37
2015	17.10	1 982.43	42 886	2 395.00	1 656.11

表 2 GM(1,1)模型 2016~2017 年宁波港集装箱海铁联运量和影响因素预测值

年份	海铁联运箱量/ 万 TEU	集装箱吞吐量/ 万 TEU	浙江地区 GDP/ 亿元	铁路货物发送 总量/万 t	外贸集装箱吞 吐量/万 TEU
2016	23.98	2 172.00	47 135	2 447.60	1 784.10
2017	32.72	2 360.10	51 086	2 531.30	1 917.80

表3 不同模型的拟合值及其相对误差

年份	GM(1,1)模型		RBF 神经网络模型		灰色 BP 神经网络模型		灰色 RBF 神经网络模型	
	拟合值	相对误差/%	拟合值	相对误差/%	拟合值	相对误差/%	拟合值	相对误差/%
2009	0.17	0	0.16	5.88	0.16	5.88	0.17	0
2010	3.05	8.54	2.86	1.78	2.65	5.69	2.79	0.71
2011	4.95	6.00	4.36	6.64	4.50	3.64	4.69	0.43
2012	6.63	11.43	6.41	7.73	5.78	2.86	6.08	2.18
2013	9.44	10.35	10.25	2.66	10.36	1.61	10.02	4.84
2014	13.06	3.33	13.55	0.30	13.38	0.96	14.20	5.11
2015	18.05	5.56	17.13	0.18	16.87	1.35	16.61	2.87
平均相对误差/%	6.46		3.59		3.14		2.31	

色 BP 神经网络模型和灰色 RBF 神经网络模型计算. 利用 GM(1,1)模型预测得到 2016~2017 年宁波港集装箱海铁联运量和影响因素相应数据(表 2).

在 RBF 神经网络模型、灰色 BP 神经网络模型和灰色 RBF 神经网络模型中, 因数据样本偏少, 以 2009~2014 年的自变量数据集进行网络训练, 以 2015 年的自变量数据集作为测试, 输入层节点数为 4, 输出层节点数为 1, 隐含层节点数为 8, 网络均方误差目标值 GOAL=0.005, 其拟合值、相对误差及平均相对误差情况见表 3.

由表 3 可得, 4 种模型拟合结果均符合精度要求, 且相比于单一预测模型, 灰色 RBF 神经网络组合预测模型在集装箱海铁联运量预测中具有明显优势, 与 GM(1,1)模型、RBF 神经网络模型、灰色 BP 神经网络模型的预测结果进行比较, 其预测值与实际值的最小相对误差、最大相对误差、平均相对误差均最小, 分别为 0%、5.11%、2.31%. 将表 2 中的影响因素的预测数据代入灰色 RBF 神经网络组合模型中运算得到 2016~2017 年宁波港集装箱海铁联运箱量(表 4). 如图 3 所示, 未来 2 年宁波港集装箱海铁联运量将会继续呈快速增长趋势.

结合以上相关数据, 可看出宁波港集装箱海铁联运箱量呈现“基数低、增长快”的特点. 近年来, 得益于宁波市政府对海铁联运发展的重视和政策扶持, 宁波港大力实施“无水港”战略, 助推多式联运国际枢纽港和海铁联运物联网示范工程建设, 力争设立国家级海铁联运综合试验区, 实现海关、港口、铁路无缝衔接. 因此, 准确的预测集装箱海铁联运量增长趋势, 对合理规划港口

表4 灰色 RBF 神经网络组合模型 2016~2017 年宁波港集装箱海铁联运量预测值

项目	年份	
	2016	2017
集装箱海铁联运量/万 TEU	24.13	29.47

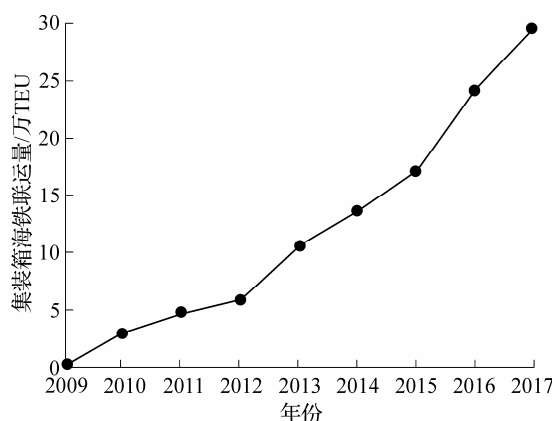


图3 宁波港集装箱海铁联运量增长趋势
铁路集疏运系统和优化资源配置显得非常重要.

4 结论

(1)提出将嵌入型灰色 RBF 神经网络组合模型应用到集装箱海铁联运量预测中, 并对输入样本数据进行反复训练, 以提高预测精度.

(2)嵌入型灰色 RBF 神经网络组合模型利用灰色理论减小 RBF 神经网络模型原始数据的随机性, 相较 GM(1,1)模型、RBF 神经网络模型、灰色 BP 神经网络组合模型预测精度更高.

(3)该组合模型能准确的预测宁波港集装箱海铁联运量增长趋势, 证明该预测模型具有一定的

实效性, 能为港口铁路集疏运系统发展规划和经营决策提供参考。

参考文献:

- [1] 凌乐云. 宁波海铁联运现状及发展对策[J]. 水运管理, 2013(10):19-23.
- [2] 王冠威, 王纯. 基于灰色系统理论的集装箱海铁联运量预测[J]. 集装箱化, 2008(5):20-22.
- [3] 武慧荣, 朱晓宁, 钱继锋. 基于系统动力学的集装箱海铁联运运量预测研究[J]. 物流技术, 2012, 17:205-207; 230.
- [4] 陈经海. 基于运量预测与效益分析的青岛港集装箱海铁联运研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2013.
- [5] 陈燕琴. 基于灰色理论和 BP 网络的集装箱海铁联运量预测[J]. 中国水运, 2010, 12:74-76.
- [6] 龙文, 徐松金. 基于灰色 RBF 组合模型的城市用水量预测[J]. 供水技术, 2011(4):34-37.
- [7] 应晓红, 龙建辉. 宁波海铁联运发展现状、瓶颈及对策[J]. 宁波大学学报(人文科学版), 2014(1):104-108.
- [8] 张晓瑞, 方创琳, 王振波, 等. 基于 RBF 神经网络的城市建成区面积预测研究——兼与 BP 神经网络和线性回归对比分析[J]. 长江流域资源与环境, 2013(6):691-697.
- [9] 江龙, 薛佳佳. 基于差值灰色 RBF 网络模型股票价格预测研究[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2012(3):594-599.
- [10] 程朝. 大连港集装箱海铁联运网络配流研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2013.
- [11] 宁波市统计局. 宁波统计年鉴[Z]. 北京: 中国统计出版社, 2009-2015.
- [12] 宁波市统计局. 宁波市国民经济和社会发展统计公报[Z]. 宁波: 宁波出版社, 2009-2015.

Prediction of Container Sea-rail Intermodal Transport Volume at Ningbo Port Based on Grey-RBF Neural Network Combination Model

WU Hui-jun, LIU Gui-yun*

(Faculty of Maritime, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: It is of great importance to make reasonable predictions on container sea-rail intermodal transport due to the fact that it will affect the future development of port and transportation system as an important element in planning and designing. Based on the real-time data of container in Ningbo port collected from 2009 to 2014, the paper predicts the growth trend of container sea-rail intermodal transport volume in the coming two years by employing Grey-RBF neural network model. Prediction results show that the Grey-RBF neural network model is superior in accuracy than GM (1,1) model, the RBF neural network model and the Grey-BP neural network combined model. The effectiveness of predictions is also validated in this paper.

Key words: container sea-rail intermodal transport; grey theory; RBF neural network; Grey-BP neural network

(责任编辑 章践立)