A BP Neural Network Model for Adaptive Genetic Algorithm Optimization for Predicting Ship Traffic Flow*

MEI Yanpin[1*], *ZHANG Decai*[2], *FU Rong*[3]

(1.*Department of Electronic Engineering, Yangzhou Vocational University, Yangzhou Jiangsu* 225009, *China*;
2.*Yangzhou haike electronic technology limited company, Yangzhou Jiangsu* 225009, *China*;
3.*The* 723 *Institute of CSIC, Yangzhou Jiangsu* 225001, *China*)

Abstract: In order to accurately predict the traffic flow of the ship, the number of ships passing through a bridge from the begin of 2010 to the end of 2016 is measured, and the measured data is used as a time series, and the NP single root test is performed, and the obtain time series is non-stationary, Then, the EEMD-IAGA-BP neural network prediction model is established, and the measured ship traffic flow is decomposed to obtain multiple stationary decomposition signals. The EEMD model is used to optimize the calculation. The research results show that EEMD-IAGA-BP neural network prediction The model accuracy is higher than the traditional IAGA-BP model, which can predict ship traffic flow more accurately.

Key words: EEMD algorithm; adaptive genetic algorithm model; BP neural network model; ship traffic flow prediction
EEACC: 1295 **doi**: 10.3969/j.issn.1005-9490.2020.02.038

一种准确预测船舶交通流的自适应遗传算法优化的 BP 神经网络模型研究*

梅妍玭[1*], 张得才[2], 傅 荣[3]

(1.扬州市职业大学电子工程学院, 江苏 扬州 225009; 2.扬州海科电子科技有限公司, 江苏 扬州 225009;
3.中国船舶重工集团公司第七二三研究所, 江苏 扬州 225001)

摘 要: 为了实现船舶交通流量的精确预测, 对某大桥在 2010 年始~2016 年终之间通过的船舶数量进行实测, 并将实测数据作为时间序列, 对其进行 NP 单根检验, 得到的该时间序列具有非平稳性, 进而建立 EEMD-IAGA-BP 神经网络预测模型, 将实测船舶交通流量分解, 得到多个平稳的分解信号, 采用 EEMD 模型对其进行优化计算, 研究结果表明: EEMD-IAGA-BP 神经网络预测模型精度高于传统 IAGA-BP 模型, 能够较为精确的预测船舶交通流量。

关键词: EEMD 算法; 自适应遗传算法模型; BP 神经网络模型; 船舶交通流量预测
中图分类号: TP183 **文献标识码**: A **文章编号**: 1005-9490(2020)02-0452-04

随着交通运输业的快速发展, 对进出港的船舶以及航线上所有船舶交通进行实际流量的预测越来越重要, 尤其对某些特定的航线、精准度要求较高的区域以及桥梁附近的船舶流量进行精准预测, 能够对船舶交通管理部门具有较好的实际应用价值, 使其制定出符合实际需求的船舶交通政策[1-3]。

近年来, 我国对于交通流量的预测研究逐年深入, 预测精度也有较大提升, 具有代表性的预测方法主要有如下几个: 基于神经网络预测模型, 将传统的船舶交通流量预测模型转化为黑箱预测技术, 预测精度较高。文献[4-5]指出 BP 神经网络主要基于梯度下降预测理论来展开计算, 该过程具有一定的随机性, 并且可能由于原始数据的波动而出现预测结果的大幅波动。文献[6-7]结合遗传算法对船舶交通流量进行了较好的预测, 较 BP 神经网络预测模型的预测速度有所提升。文献[8-10]基于上述

项目来源: 江苏省高职院校青年教师企业实践培训项目(2017QYSJ103); 2017 校科研课题项目(2017ZR10); 2011 年中央财政支持的职业教育实训基地建设项目(32113092562)
收稿日期: 2019-05-10 **修改日期**: 2019-08-05

研究结论,对船舶交通流量预测模型进行了整合改进,得到修正以后的预测模型,研究结果表明该算法预测精度较高。

本文基于自适应遗传算法对某跨江大桥区域的船舶交通流量进行训练,最终得到精度较高的预测模型,具体做法为选择 80 组数据作为原始数据,将前 70 组作为自适应遗传算法的训练数据,余下的 10 组数据作为训练算法的验证数据集,与真实值进行误差分析,最后将本文所提模型与 BP 神经网络以及 GA-BP 神经网络算法模型进行对比分析。

1　船舶实际交通流量分析

本研究基于上述某跨江大桥的实测数据对预测算法进行样本训练,2010~2016 年船舶交通流量实测曲线见图 1。

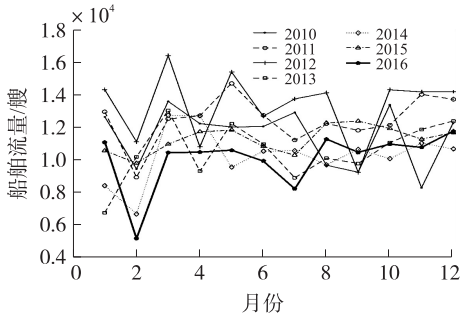


图 1　某跨江大桥船舶交通流量实测曲线

由图 1 可知,某大桥船舶交通流量具有极强的随机性,对于这类非线性数据集,对其进行 NP 检验,检验结果表明其在 1%,5%,10%显著水平上的值对应的 t 统计值分别为-1.375 890、-3.525 880、-2.902 480以及-2.588 571,因此可对该数据集进行具有一个单位根的假设,同时也表明该数据具有非平稳的时间序列特征。

2　IAGA-BP 神经网络模型

IAGA-BP 神经网络模型首先产生一组随机分布的数据集合,算法对其内部的每一个权值以及阈值进行分类编码,得到一个全新的适用性较强的种群,最终实现适应性极强的神经网络预测模型。进而对模型预测误差进行变换,得到误差函数,应用此适应度函数对种群个体进行评价,最后对其进行遗传算法计算,具体步骤为:选择一个适合的算子,主要方法包括排序选择法以及保存策略最优值等,对其进行交叉算子的选择,最终得到均匀变异以及非均匀变异等两种变异算子,IAGA-BP 神经网络预测模型如图 2 所示。

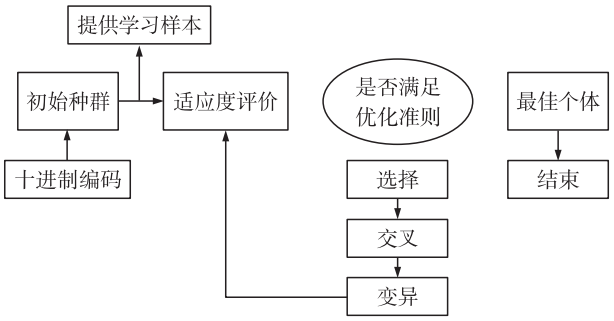


图 2　IAGA-BP 神经网络模型

3　EEMD-IAGA-BP 神经网络组合模型

3.1　EEMD 算法

EEMD 算法的主要分解步骤如下所述:

第 1 步:选择随机性数据信号 $N(t)$,将选定的数据信号增加一个高斯噪声 $\varepsilon_i(t)$,其计算公式为:

$$N(t)=N(t)+\varepsilon_i(t) \tag{1}$$

第 2 步:对式(1)进行 EEMD 分解,将其分解为多个 IMF 分量 $M_{ij}(t)$,对分量 $M_{ij}(t)$ 进行第 i 次添加噪声时所得到的第 j 个 EEMD 分解 IMF 分量;

第 3 步:N 次重复第 1 步和第 2 步(每次都加入不同的高斯白噪声);

第 4 步:对上述步骤分解得到的 IMF 分量进行平均化处理,其计算表达式为:

$$\overline{M}_{ij}(t)=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}M_{ij}(t) \tag{2}$$

式中:$\overline{M}_{ij}(t)$ 表示 EEMD 分解得到的第 j 个 IMF 分量。

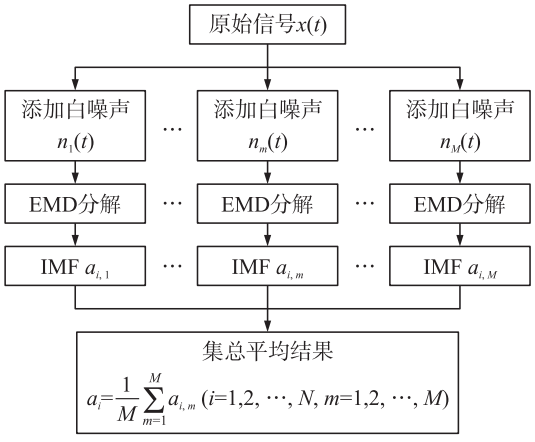


图 3　EEMD 方法的算法步骤图

3.2　EEMD-IAGA-BP 神经网络组合模型

本文将上述 EEMD 模型与 IAGA-BP 神经网络模型进行匹配组合,该模型中的时间序列 $X(t)$ 由每个月观测到的实际船舶交通流量值所决定[11]。

第 1 步:首先利用 EEMD 算法将实际采集的样

本数据分解为多个 IMF 子变量以及一个船舶交通流量的变化趋势项,进而对分解的每一个子变量进行预测分析[12];

第 2 步:对船舶交通流量进行初始化操作、设定预测模型的最大迭代次数、设定参数的最优值以及选定计算参数的上下限,得到模型的适应度函数,最后得到具有随机性的初始值;

第 3 步:结合上述得到的模型适应度函数对船舶交通流量的个体适应度进行计算;

第 4 步:若模型达到最大迭代次数或是满足了精度要求,模型返回第 2 步重新计算;

第 5 步:采用 IAGA-BP 神经网络模型对分解以后的每一个分量进行预测;

第 6 步:整合第 5 步所得结果,最终给出船舶交通流量的预测值。

4 实例分析

对上述采集到的实际船舶交通流量数据的时间序列用本文所建模型(EEMD-IAGA-BP 神经网络模型)进行验证,最终对其有效性进行评价分析,EEMD 模型对船舶流量的分解结果如图 4 所示。图 4 显示了 IMF 分量 1-4 呈现出逐渐衰减的变化趋势,这主要是由于每一个 IMF 分量在不同时间尺度下对设定的时间序列的影响不同。如分量 IMF_2 主要显示了外部影响因素波动较大,表明随机因素对船舶交通流量的影响较大。

仿真计算结果主要在 MATLAB 软件中进行,结合上述所建模型,对 IAGA-BP 神经网络模型进行参数设定,如表 1 所示。

表 1 IAGA-BP 神经网络模型参数设定

参数名称	设定值	参数名称	设定值
学习速率	0.1	训练次数	1 000 次
训练目标	0.001	激励函数	purelin
隐层传递函数	tansig	训练函数	trainlm
权值阈值学习函数	learngd	性能函数	mse
进化代数	20	种群规模	10

由图 5 可知,本文所建的 EEMD-IAGA-BP 神经网络模型与真实值更为接近,表明了该算法对船舶交通流量的预测精度远远高于 IAGA-BP 神经网络,且 EEMD-IAGA-BP 模型预测值与真实值之间的误差较小,说明其对某大桥船舶交通流量的预测是较为精确的。在 7 月份时,两种算法与真实值均较为接近,这表明 IAGA-BP 模型在局部具有较好的预测精度,而 EEMD-IAGA-BP 模型改善了这一缺点,能够全面精确预测船舶交通流量。

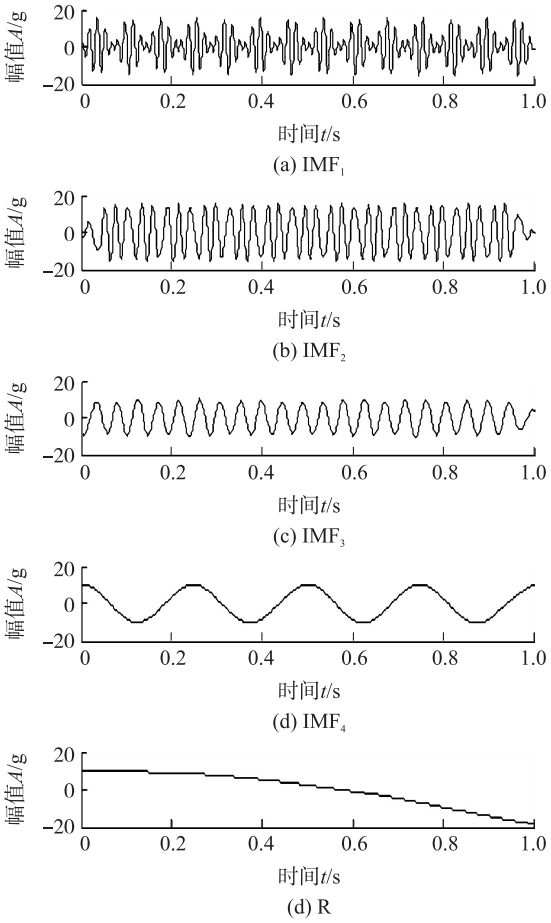


图 4 EEMD 模型分解结果

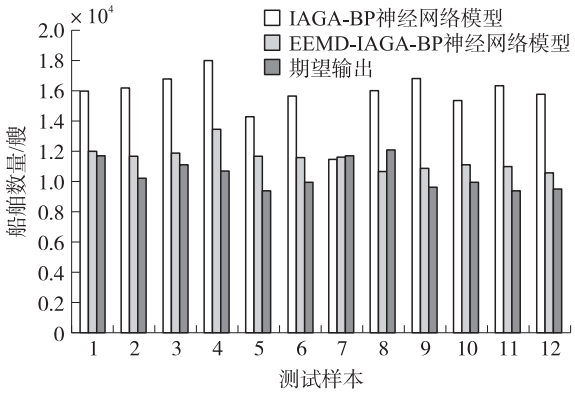


图 5 预测值与实际值对比

5 结论

为了较为精确的预测船舶交通流量,对某大桥船舶通过数量进行实测,将 EEMD 算法与 IAGA-BP 神经网络模型进行有机融合,研究表明,联合算法在船舶交通流量预测过程中具有较高的预测精度,较传统的 IAGA-BP 模型预测精度更高,提示本文所建联合模型能够较为精确的预测船舶交通流量,并且该算法也能够应用于其他领域的预测中,具有较好的普适性。

参考文献:

[1] 范庆波,江福才,马全党. 基于 PSO 的 BP 神经网络-Markov 船舶交通流量预测模型[J]. 上海海事大学学报,2018,159(2):25-30.

[2] Pennino M G,Arcangeli A,Vinícius Prado Fonseca,et al. A Spatially Explicit Risk Assessment Approach:Cetaceans and Marine Traffic in the Pelagos Sanctuary(Mediterranean Sea)[J]. Plos One,2017,12(6):e0179686.

[3] Hashemi R R,Blanc L A L,Rucks C T,et al. A Neural Network for Transportation Safety Modeling[J]. Expert Systems with Applications,1995,9(3):247-256.

[4] 刘光达,魏星,张尚. 基于改进遗传算法优化反向传播神经网络的癫痫发作检测方法分析[J]. 生物医学工程学杂志,2019,36(1):30-38.

[5] 墨蒙,赵龙章,龚媛雯. 基于遗传算法优化的 BP 神经网络研究应用[J]. 现代电子技术,2018,512(9):49-52.

[6] 张宗华,赵京湘,卢享. 基于遗传算法的 BP 神经网络在电力负载预测中的应用[J]. 计算机工程,2017,43(10):277-282.

[7] 彭继慎,吕东东,宋立业,等. 基于非线性 STUKF 滤波器和 ESN 算法的耦合预测模型[J]. 传感技术学报,2017,30(7):1029-1034.

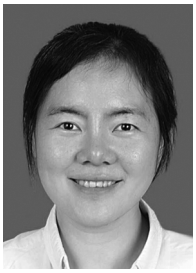
[8] Huang N E,Hu K,Yang A C C,et al. On Holo-Hilbert Spectral Analysis:A Full Informational Spectral Representation for Nonlinear and Non-Stationary Data[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society A:Mathematical,Physical and Engineering Sciences,2016,37(20):15-26.

[9] Zheng J,Cheng J,Yang Y. Partly Ensemble Empirical Mode Decomposition:An Improved Noise-Assisted Method for Eliminating Mode Mixing[J]. Signal Processing,2014(96):362-374.

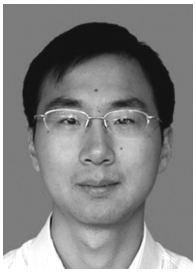
[10] 邹英华,冯勇,戴斌辉,等. 基于相遇位置预测的移动传感器网络能量补充方法研究[J]. 传感技术学报,2019,32(6):915-922.

[11] Yifan L,Jianxin L,Yan W. Railway Wheel Flat Detection Based on Improved Empirical Mode Decomposition[J]. Shock and Vibration,2016(1):1-14.

[12] He L,Ding J,Lin J,et al. A Complete Complementary Wavelet Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise[J]. Journal of Vibration & Shock,2017,36(4):232-242.



梅妍玭(1984-),女,汉族,江苏省扬州市人,扬州市职业大学电子工程学院,硕士,讲师,主要研究方向为神经网络算法、电子通信;



张得才(1982-),男,汉族,江苏省扬州市人,扬州海科电子科技有限公司,博士,高级工程师,主要研究方向为遗传算法、电磁场与微波技术;

傅　荣(1985-),男,汉族,江苏省扬州市人,中国船舶重工集团公司第七二三研究所,硕士,工程师,主要研究方向为船舶交通、电磁场与微波技术,izhj61@163.com。