

组合小波分析与神经网络的船舶缆绳载荷预测

郑剑 白响恩 肖英杰 张浩

(上海海事大学航运仿真技术教育部工程研究中心 上海 200135)

摘要 为实现船舶缆绳载荷短期高精度预测,提出一种将小波多尺度分解重构法与BP神经网络组合建模的预测算法。该组合算法利用小波多尺度分解重构法对非平稳的船舶缆绳载荷序列进行分解重构计算,将非平稳的原始缆绳载荷序列转化为多层较平稳缆绳载荷序列分量,再利用BP神经网络预测算法对各层分量建立预测模型,以实现短期预测计算。仿真结果表明:该组合算法实现了缆绳载荷的短期高精度预测,具有较强的细分与自学习能力,能够满足工程中对缆绳载荷预测精度的需要。

关键词 缆绳载荷,多尺度分解重构,BP神经网络,非平稳时间序列预测

中图分类号 TP319

文献标识码 A

Combination Prediction Model of Mooring Load Based on Wavelet Analysis Method and Neural Network

ZHENG Jian BAI Xiang-en XIAO Ying-jie ZHANG Hao

(Engineering Research Center of Simulation Technology, Ministry of Education, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135, China)

Abstract To achieve high-precision prediction for mooring load data, based on wavelet analysis method and BP neural network method, a forecast combination algorithm was proposed. Wavelet analysis method was used to make multi-scale decomposition and reconstruction calculations for original non-stationary mooring load series, and multi-layer steadier mooring load series was obtained. Then BP neural network method was used to build non-stationary prediction models for each layer, and realize forecast calculation. Simulation results show that the combination algorithm attains high-precision forecast results. The combination algorithm has respectively excellent subdivision and self-learning ability. The combination algorithm can meet requirements of short-term early-warning of mooring load.

Keywords Mooring load, Multi-scale decomposition and reconstruction, BP neural network, Non-stationary time series forecasting

1 引言

船舶缆绳载荷的短期预测是船舶缆绳载荷监测预警系统的核心,是港口生产作业安全监测预警的重要组成部分。从船舶缆绳载荷监测系统中获得实时缆绳载荷数据可以掌握缆绳所承载荷的现状,但较难判断未来缆绳载荷的变化情况,一旦发生船舶断缆等紧急情况时,将缺少进行应急处置的反应时间,这会对船舶和码头水工建筑带来巨大损失。那么,有效的船舶缆绳载荷短期预测,可提高船舶系泊安全预警的可靠性,为处置船舶系泊危险情况赢得宝贵的处置时间,以保证船舶和码头水工建筑的安全。

船舶缆绳载荷由于不仅受到风、流、浪等环境因素的影响,还受到船舶的船型、受风面积、吃水大小等因素的共同影响,因此具有较强的随机性和复杂性,是一种非平稳的时间序列。

目前,对非平稳时间序列的预测主要有神经网络、ARIMA、KALMAN滤波、支持向量机等单一方法^[1];小波分析与

ARIMA组合^[2,3]、小波分析与支持向量机组合^[4,5]、EMD法与神经网络组合^[6]的组合预测方法;还有将小波分析和神经网络直接融合的小波神经网络法^[7,8],即常规单隐层前馈神经网络的隐节点激活函数采用小波函数,相应的输入层到隐层的权值及隐层阈值分别由小波函数的伸缩与平移参数所代替。

本文针对短期船舶缆绳载荷序列随机性和复杂性较强的特点,利用小波多尺度分解法将缆绳载荷序列分解为低频逼近分解系数和N层高频细节分解系数,并分别将各层分解系数重构成逼近分量和多层细节分量,再对各层分量运用BP神经网络进行预测,然后将各层预测结果合成为所需预测值,这为船舶缆绳载荷短期预测提供了一种有效的组合预测方法。

2 船舶缆绳载荷序列的小波分解

小波空间分解是将原频率空间分解为一系列反映细节的高频子空间和一个反映概貌的低频子空间,进而进行分析。

到稿日期:2012-09-20 返修日期:2012-12-27 本文受国家自然科学基金项目(51149001),上海市教育委员会科研创新项目(11CX49)资助。

郑剑(1987—),男,博士生,主要研究方向为船舶载荷监测预警,E-mail: zhengjian0366@163.com;白响恩(1984—),女,博士生,讲师,主要研究方向为船舶运行品质及载荷检测;肖英杰(1959—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为船舶运行品质。

船舶缆绳载荷序列是一组时间序列,其小波分解的基本步骤如下:

设 $\psi(t)$ 为一平方可积函数,即 $\psi(t) \in L^2(R)$,若其 Fourier 变换满足容许条件:

$$C_\psi = \int_R \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (1)$$

则称 $\psi(t)$ 为一个基本小波。将基本小波 $\psi(t)$ 伸缩平移后,可得到一个小波序列为:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

式中, a 称为伸缩因子, b 称为平移因子。对一平方可积函数 $f(t) \in L^2(R)$ 的连续小波变换为:

$$Wf(t) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_R f(t) \psi^*\left(\frac{x-b}{a}\right) dt \quad (3)$$

式中, $\langle f, \psi_{a,b} \rangle$ 为 $f(t)$ 与 $\psi_{a,b}(t)$ 的内积, $\psi^*\left(\frac{x-b}{a}\right)$ 为 $\psi\left(\frac{x-b}{a}\right)$ 的共轭函数。

由小波级数的 Mallat 算法可知,序列 $f(t)$ 的分层分解可表示为:

$$\begin{aligned} f(t) &= A_1 f + D_1 f = A_2 f + D_1 f + D_2 f = \dots \\ &= A_n f + D_1 f + \dots + D_n f \end{aligned} \quad (4)$$

多分辨分析条件下,根据式(4),船舶缆绳载荷序列可分解为:

$$\begin{aligned} v(t) &= a^1(k) + d^1(k) = a^2(k) + d^1(k) + d^2(k) = \dots \\ &= a^N(k) + \sum_{j=1}^N d^j(k) \end{aligned} \quad (5)$$

式中, $a^N(k)$ 为第 N 层的低频缆绳载荷序列分解系数; $d^j(k)$ ($j=1,2,\dots,N$) 为第 1 层到第 N 层的高频缆绳载荷序列分解系数,分解过程如图 1 所示。

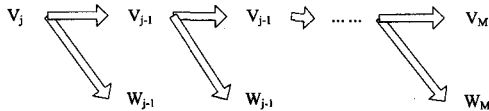


图1 小波分解过程

根据小波分解的第 N 层的低频系数和 $1-N$ 层的高频系数进行缆绳载荷各层分量的小波重构,即可得到较平稳的第 N 层的逼近分量 $V^N(t)$ 和 $1-N$ 层的高频细节分量 $W^j(t+1)$ ($j=1,2,\dots,N$)。

3 小波分解和神经网络组合预测模型

根据以上的小波分解与重构计算,可以将缆绳载荷序列一层一层分解到不同的频率通道上。由于分解后的各层分量在频率成分上比原始序列单一,且小波分解对序列作了平滑,因此分解后的缆绳载荷序列的平稳性比原始序列好^[9]。这样,小波分解与重构后的各层分量可以当作平稳序列来利用 BP 神经网络进行预测。

组合预测模型的计算步骤如下:

1) 缆绳载荷序列多尺度分解

选择合适的小波基函数并确定小波分解的层次 N ,然后对原始缆绳载荷序列 $v(t)$ (代表缆绳载荷监测系统采集到的原始序列)进行 N 层多尺度小波分解。经多尺度分解后的分

解系数有反映缆绳载荷本质变化趋势的 $a^N(k)$ 和 $d^j(k)$ 。

2) 各层分量的多尺度重构

基于分解所选用的小波基函数分别对缆绳载荷序列第 N 层的低频系数和第 1 层到第 N 层的高频系数进行多尺度重构,各层分解系数经小波算法重构到原尺度上,即得到缆绳载荷分量 $V^N(t)$ 和 $W^j(t+1)$ 。

3) BP 神经网络序列预测

利用 BP 神经网络预测模型对 $V^N(t)$ 和 $W^j(t+1)$ 分别进行预测。BP 神经网络预测模型是一种多层前馈神经网络,该网络的主要特点是序列前向传递,误差反向传播。用于缆绳载荷预测的 BP 神经网络为三层多输入单输出网络结构,网络由输入层、隐含层、输出层构成,其拓扑结构如图 2 所示。网络输入 x_k 为小波分解与重构后的 $V^N(t)$ 或 $W^j(t)$,从输入层经隐含层逐层处理,直至输出层输出各层分量预测值 $\hat{V}^N(t+1)$ 或 $\hat{W}^j(t+1)$ ($j=1,2,\dots,N$)。每一层的神经元状态只影响下一层神经元状态。若输出层得不到期望输出,则转入反向传播,根据预测误差调整网络权值 ω_{ij} 、 ω_{jk} 和阈值,从而使 BP 神经网络预测输出不断逼近期望输出。

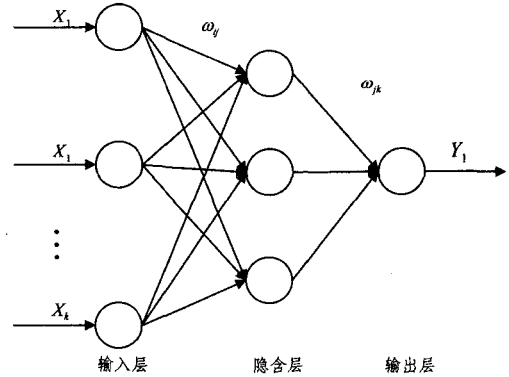


图2 BP神经网络拓扑结构图

4) 最终预测序列合成

将上述 $\hat{V}^N(t+1)$ 和 $\hat{W}^j(t+1)$ 序列预测结果由式(6)合成后得到 $v(t)$ 的预测值 $\hat{v}(t)$,即获得对应于原始缆绳载荷的预测结果。

$$\hat{v}(t+1) = \hat{W}^1(t+1) + \hat{W}^2(t+1) + \dots + \hat{W}^N(t+1) + \hat{V}^N(t+1) \quad (6)$$

根据上述思想和计算步骤构造的组合小波分解与神经网络的组合预测模型的结构框架如图 3 所示。

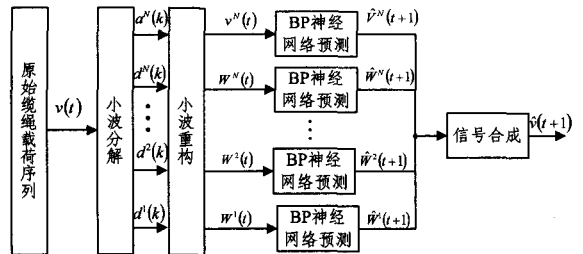


图3 组合预测模型的结构框架图

4 实验分析

运用本文提出的组合预测算法对船舶缆绳载荷监测系统

采集的原始缆绳载荷序列进行建模与预测。利用缆绳载荷监测系统对实验采集的 120 个时间序列数据(时间间隔为 30 秒)(见图 4)进行实验验证,选取前 100 个数据作为初始样本,对后 20 个数据进行预测。

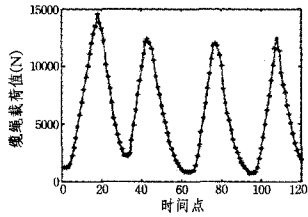


图 4 原始缆绳载荷序列图

4.1 缆绳载荷序列多尺度分解与重构

利用 Mallat 塔式算法选用 Daubechies3 小波对原始缆绳载荷序列进行 3 层小波分解,并对分解后的各层系数在不同尺度上进行重构。记第 1—3 层高频分量序列为 d^1 、 d^2 、 d^3 ,第 3 层低频分量序列记为 a^3 (见图 5)。

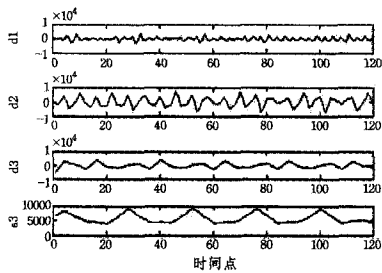


图 5 3 层小波分解重构后的各层分量

4.2 各层缆绳载荷分量预测及结果合成

采用多输入、单输出的神经网络结构分别对各层缆绳载荷分量进行预测,其中输入层用 5 个神经元,即输入 5 个采样点的数据,隐含层采用 6 个神经元,输出层为 1 个神经元,网络的初始权值由随机函数给出。使用小波分解重构后各层分量的前 100 个数据分别对各自的神经网络进行训练。

通过所建立的 BP 神经网络预测模型,分别对 d^1 、 d^2 、 d^3 和 a^3 分量的后 20 个数据进行预测,并与实际值进行比较。从图 6 可以看出其对各层分量的预测取得了较好的效果。

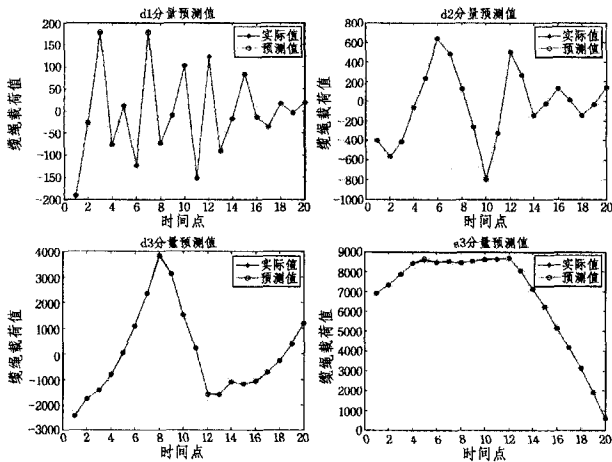


图 6 各层分量预测结果

在完成各层分量的预测后,将预测结果根据式(7)合成为原始缆绳载荷的预测序列 $\hat{v}(t+1)$,如图 7 所示。

$$\hat{v}(t+1)=\hat{d}^1+\hat{d}^2+\hat{d}^3+\hat{a}^3 \tag{7}$$

4.3 预测结果误差分析

采用平均相对误差、最大绝对相对误差和均方根误差等误差指标对预测结果进行评价,指标计算如下。

平均相对误差:

$$RME=\frac{1}{n}\sum_{t=1}^n\left|\frac{\hat{v}(t)-v(t)}{v(t)}\right| \tag{8}$$

最大绝对相对误差:

$$MRME=\max\left|\frac{\hat{v}(t)-v(t)}{v(t)}\right| \tag{9}$$

均方根误差:

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{t=1}^N[v(t)-\hat{v}(t)]^2} \tag{10}$$

选取 BP 神经网络和小波神经网络模型对原始缆绳载荷序列进行预测,将预测结果与本文提出的组合预测模型进行对比分析,对比结果见图 7、表 1。通过误差分析可以看出,本文提出的组合预测的平均误差与 BP 神经网络预测法和小波神经网络预测法相比分别下降了 75.8%和 32%,其他的评价指标均优于上述两种方法。

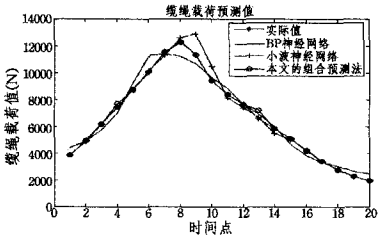


图 7 各方法预测结果对比图

表 1 各预测方法误差分析表

评价方法	评价指标	RME	MRME	RMSE
本文的组合预测法		1.87%	0.09	151.1
小波神经网络法		2.75%	0.13	438.6
BP 神经网络法		7.72%	0.28	517.6

实验结果表明,该组合算法实现了缆绳载荷的短期高精度预测,具有较强的细分与自学习能力,较 BP 神经网络和小波神经网络更适合于船舶缆绳载荷的预测,并满足工程中对预测精度的需要。

结束语 由于受到较多因素的综合影响,船舶缆绳载荷序列具有较强的随机性和复杂性,针对此特点提出一种组合小波分析和 BP 神经网络组合建模的预测方法。实验结果表明,本方法的预测精度高于小波神经网络法和传统的神经网络法,且能满足工程需要,可以应用于港口船舶缆绳载荷的短期预警系统中。

参考文献

[1] 贺国光,马寿峰,李宇.基于小波分解与重构的间序列预测法[J].自动化学报,2002,28(6):1012-1014

[2] 刘辉,田红旗,李燕飞.基于小波分析法与滚动式时间序列法的风电场风速短期预测优化算法[J].中南大学学报:自然科学版,2010,41(1):370-375

[3] 窦慧丽,刘好德,吴志周,等.基于小波分析和 ARIMA 模型的交

通流预测方法[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2009, 37(4): 486-489

[4] 吴芳,王卫东,张永志,等. 基于小波分析和最小二乘支持向量机的中国大陆地震震级预测研究[J]. 地震, 2010, 30(2): 54-59

[5] 梁坚,何通能. 基于小波变换和支持向量机的水质预测[J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(2): 83-86

[6] 王曦,毕贵红,唐京瑞. 基于 EMD 的太阳黑子时间序列组合预测模型[J]. 计算机工程, 2011, 37(24): 176-179

[7] 吕淑萍,赵咏梅. 基于小波神经网络的时间序列预报方法及应用[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2004, 25(2): 180-182

[8] 纪冬梅,胡毓仁. 基于小波神经网络和疲劳曲线的结构疲劳寿命及可靠性预测[J]. 船舶力学, 2006, 10(5): 84-89

[9] 丁恒,郑小燕,刘燕,等. 基于小波分析的随机交通流组合预测方法研究[J]. 系统仿真学报, 2012, 24(2): 377-381

[10] 冯金巧,杨兆升,孙占全,等. 基于小波分析的交通参数组合预测方法[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2010, 40(5): 1220-1224

(上接第 238 页)

组合成其他解的机会,从而加速算法的收敛。

3.5 增加邻域搜索

在蚁群算法中,为了提高解的质量,我们考虑将传统的用于解决 TSP 问题的局部搜索算法如 2-交换、3-交换等算法进行改进,以适用于 Job shop 问题。在此,可以考虑与邻域搜索算法相结合的方式。

我们通常情况下使用的邻域结构:

第一,交换式。对位置 i 以及 $i+1$ 进行交换操作($i=1, 2, \dots, n-1$)。

第二,互换式。把 i 以及 j 的操作进行互换处理,其中: $i \neq j$ 。

第三,插入式。删除 i 的操作,之后把这个操作插入位置 j 处。

插入式邻域结构是建立在解 π 插入移动集基础上的,在解 π 的插入移动定义为:令 $v=(i, j)$ 为解 π 的一对位置序号,插入移动集新解 π' ,新解从中抽出位于位置 i 的作业 $v(i)$ 并将其插入位置 j 而获取。若 $i < j$,那么: $\pi'=(\pi(1), \dots, \pi(i-1), \pi(i+1), \dots, \pi(j), \pi(i), \pi(j+1), \dots, \pi(n))$; 如果 $i > j$, 则有: $\pi'=(\pi(1), \dots, \pi(j-1), \pi(i), \pi(j), \dots, \pi(i-1), \pi(i+1), \dots, \pi(n))$ 。邻域当中总的有 $(n-1)^2$ 个解(n 系作业的数量),其能够满足连通性质,也就是对于任何一个初始的解,在其有限次迭代后是必定能够搜到最优解的。

4 仿真测试及分析

为了评估本算法的性能,在 Windows XP 视窗之下应用 Visual C 6.0 软件进行仿真试验,其所进行的模拟程序分别以本文的算法以及基本的蚁群算法对 Job-shop 调度问题之中的经典问题 FT 类以及 LA 类部分问题开展计算。

选取 FT 类问题中 6 个工件、6 台机器的 FT06 问题为模拟对象。算法实现部分的关键参数设置如表 1 所列。

表 1 算法关键参数设置

参数	值	参数	值
优胜子群体数目	1	信息素残留系数	0.9
临时子群体数目	4	轨迹强度	100
子群体中个体数目	30	信息素重要程度	1
全局公告板中优胜者数目	10	启发信息重要程度	4
子群体成熟代数	10	进化终止代数	50

对问题随机运行 20 次,通过模拟得到 FT06 问题的最优解为 55,统计结果对比如表 2 所列。

表 2 FT06 问题仿真统计结果比较

算法	最优解	最差解	平均解
ACA 算法	73	85	78.8
ME-ACA 算法	55	58	56.2

由以上数据可以看出,对于 FT06 问题,基于思维进化的蚁群算法(ME-ACA)求得了理论最优解,在最优解、最差解和平均解 3 个指标上都优于基本蚁群算法,体现出了较好的性能。

结束语 Job shop 问题是企业在生产经营的具体过程中最为常见的一种调度问题,在企业进行调度的过程中,必须充分考虑工件的加工工艺对企业的影响问题,同时还必须考虑人员的配置情况、加工的机器的数量以及质量等企业在加工资源方面的具体实际情形,所以,寻求最优解是一件比较困难的事情。论文以基于思维进化的蚁群算法对典型的 Job shop 问题进行求解,获得了良好的求解效果,为我们今后进一步深入研究更为复杂的 Job shop 问题打下了良好的基础。

参考文献

[1] Graves S. A review of production scheduling[J]. Operations Research, 1981, 29: 646-675

[2] Johnson S M. Optimal two-and-three-stage production scheduling with set-up times included[J]. Navel Research Logistics Quarterly, 1954, 1: 64-68

[3] 王万良,吴启迪. 基于 Hopfield 神经网络求解作业车间调度问题的新方法[J]. 计算机集成制造系统-CIMS, 2001, 7(12): 7-12

[4] 黎群. 流水车间作业排序中的改进 NEH 算法[J]. 系统工程理论方法应用, 1999, 8(4): 68-71

[5] 柳毅,叶春明,沈运红. 应用改进微粒群算法求解 Job shop 调度问题[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(4): 602-606

[6] 周泓,蔡缪峰,冯允成. 求解流水车间作业排序问题的一种遗传算法[J]. 北京航空航天大学学报, 1997, 23(4): 440-446

[7] 陈雄,杨凤霞,吴启迪. Flow-shop 调度问题的自适应模拟退火算法[J]. 控制理论与应用, 2003, 20(3): 445-450

[8] 谭志扬. 人工免疫算法在 Flow shop 问题中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2002(14): 98-99

[9] 梁旭,刘玉霞,黄明. 模糊交货期下置换 Flow shop 调度的禁忌搜索算法[J]. 大连铁道学院学报, 2005, 26(2): 68-71

[10] 牛新征,余莹,路纲,等. 蚁群算法研究的新进展和展望[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(4): 12-15

[11] 刘伯红,赵浚尧. 一种改进的基于环境的蚁群优化算法[J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2012, 24(6): 712-715