



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 118468024 B

(45) 授权公告日 2024. 11. 29

(21) 申请号 202410595401.X

G06N 3/044 (2023.01)

(22) 申请日 2024.05.14

G06N 3/084 (2023.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 118468024 A

(56) 对比文件

CN 112052623 A, 2020.12.08

CN 103926932 A, 2014.07.16

(43) 申请公布日 2024.08.09

审查员 刘梦佳

(73) 专利权人 哈尔滨工业大学

地址 150001 黑龙江省哈尔滨市南岗区西
大直街92号

(72) 发明人 高伟 王博雅 赵化川 高维峰

(74) 专利代理机构 哈尔滨市阳光惠远知识产权
代理有限公司 23211

专利代理师 刘志龙

(51) Int. Cl.

G06F 18/214 (2023.01)

G06F 18/21 (2023.01)

权利要求书3页 说明书9页 附图1页

(54) 发明名称

基于神经网络的船舶运动姿态预测装置

(57) 摘要

基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,属于航海电子设备技术领域,尤其涉及船舶运动姿态的预测;解决了现有技术所存在的选择并构建一个合适的网络模型的问题,以及在提高了船舶运动姿态预测精度的同时难以保证数据的时效性、神经网络的训练速度并不确定、无法保证预测实时性的问题;所述装置包括以下模块:所述EMD处理模块,用于对输入的船舶运动姿态时间序列数据进行EMD处理,将船舶运动姿态时间序列数据分解为多个IMF分量序列;所述GGNNs模块,用于采用最佳的GGNNs模型根据图结构,获得每个IMF分量序列的预测结果。所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,适用于船舶运动姿态的预测。



1. 基于神经网络的船舶运动姿态预测装置, 其特征在于, 所述装置包括以下模块:

数据预处理模块, 用于对采集的原始船舶运动姿态信息进行异常值处理和标准化操作, 获得船舶运动姿态时间序列数据;

结果预测模块, 用于将船舶运动姿态时间序列数据输入EMD-GGNNs组合预测模型中, 获得最终的预测结果; 其中, 所述EMD-GGNNs组合预测模型包括EMD处理模块、时间窗口划分模块、图结构构建模块、GGNNs模块以及重构模块;

所述EMD处理模块, 用于对输入的船舶运动姿态时间序列数据进行EMD处理, 将船舶运动姿态时间序列数据分解为多个IMF分量序列; 所述IMF分量序列为本征模态函数或余项分量;

所述时间窗口划分模块, 用于将每个IMF分量序列划分为多个时间窗口, 每个时间窗口包含相同数量的连续时间点;

所述图结构构建模块, 用于根据时间窗口划分后的结果, 构建每个IMF分量序列的图结构;

所述GGNNs模块, 用于采用最佳的GGNNs模型根据图结构, 获得每个IMF分量序列的预测结果;

所述重构模块, 用于将所有IMF分量序列的预测结果进行重构, 得到最终的预测结果;

所述最佳的GGNNs模型采用以下方法获得:

对GGNNs模型的超参数设置初始值; 初始超参数包括优化器、学习率、损失函数、批量大小以及迭代次数;

采用训练集, 根据反向传播算法对设置完成超参数初始值的GGNNs模型进行训练, 获得训练完成的GGNNs模型; 其中, 所述训练集从船舶运动姿态时间序列数据中划分获得;

采用验证集, 根据模型精度评价指标, 从训练完成的GGNNs模型中筛选出最佳的GGNNs模型; 其中, 所述验证集从船舶运动姿态时间序列数据中划分获得。

2. 根据权利要求1所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置, 其特征在于, 所述EMD处理模块, 采用以下方法对输入的船舶运动姿态时间序列数据进行EMD处理, 将船舶运动姿态时间序列数据分解为多个IMF分量序列:

采用外层迭代处理方法获得多个本征模态函数以及余项分量; 所述外层迭代处理方法的第i次外层迭代过程如下:

S1、将上一次外层迭代过程的剩余信号代入内层迭代处理方法, 获得第i项本征模态函数; 其中, 第1次外层迭代过程的上一次外层迭代过程的剩余信号为船舶运动姿态时间序列数据;

S2、采用上一次外层迭代过程中的剩余信号减去第i项本征模态函数, 获得第i次外层迭代过程的剩余信号;

S3、判断之前所有外层迭代过程中获得的所有本征模态函数是否达到给定的阈值, 以及判断第i次外层迭代过程的剩余信号是否能分解出一个本征模态函数:

若之前所有外层迭代过程中获得的所有本征模态函数达到了给定的阈值, 或者第i次外层迭代过程的剩余信号不能分解出一个本征模态函数, 则将第i次外层迭代过程的剩余信号作为余项分量, 所述外层迭代处理方法结束;

否则, 继续下一次外层迭代过程。

3. 根据权利要求2所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,其特征在于,所述第i次外层迭代过程中的内层迭代处理方法的第j次内层迭代过程如下:

SS1、对上一次内层迭代过程的原始信号进行极大值点和极小值点的搜索,并记录每个极大值点和极小值点的位置;第1次内层迭代过程中的上一次内层迭代过程的原始信号为第i-1次外层迭代过程的剩余信号;

SS2、根据搜索到的极大值点和极小值点,获得上一次内层迭代过程的原始信号的上包络线和下包络线;

SS3、采用上一次内层迭代过程的原始信号减去其上包络线和下包络线的平均值,获得第i项本征模态函数的第j个计算结果;

SS4、判断第i项本征模态函数的第j个计算结果是否满足IMF的定义:

若满足IMF的定义,则将第i项本征模态函数的第j个计算结果作为第i项本征模态函数,所述第i次外层迭代过程中的内层迭代处理方法结束;

否则,将第i项本征模态函数的第j个计算结果作为第j次内层迭代过程的原始信号,继续下一次内层迭代过程。

4. 根据权利要求1所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,其特征在于,所述图结构构建模块,用于采用以下方法根据时间窗口划分后的结果,构建每个IMF分量序列的图结构:

将每个IMF分量序列的每个时间窗口作为图结构的一个图节点;

将每个IMF分量序列的任意两个时间窗口之间的距离作为图结构的边权重;

根据图节点和边权重,构建完成每个IMF分量序列的图结构。

5. 根据权利要求1所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,其特征在于,采用训练集,根据反向传播算法对设置完成超参数初始值的GGNNs模型进行训练,获得训练完成的GGNNs模型包括:

步骤1:训练集包括输入值和与每一个输入值对应的真实标签值;

将训练集中的输入值输入设置完成超参数初始值的GGNNs模型中,通过前向传播算法获得标签预测值,计算标签预测值与训练集中的真实标签值之间的损失值;

步骤2:对于每个时间步长,使用误差反向传播算法计算该时间步长的误差信号,然后根据误差信号和当前时间步长的输入和输出计算梯度信息;

步骤3:对于每个时间步长,根据梯度下降算法更新该时间步长的参数;

步骤4:重复步骤1至3,直到训练集上的误差信号足够小或达到预设的训练次数,所述GGNNs模型的训练完成,获得训练完成的GGNNs模型。

6. 根据权利要求1所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,其特征在于,所述时间窗口的长度采用以下方法确定:

选择不同长度的时间窗口,基于船舶运动姿态时间序列数据,采用模型精度评价指标测试EMD-GGNNs组合预测模型的精度,选择精度最高的EMD-GGNNs组合预测模型所对应的时间窗口的长度作为确定的时间窗口的长度。

7. 根据权利要求1所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,其特征在于,所述装置还包括GUI交互模块;

所述GUI交互模块包括参数设置单元、数据读取单元、预处理单元、图像观察单元以及

预测结果输出单元；

所述参数设置单元,用于采用可视化的方式设置EMD-GGNNs组合预测模型的参数；

所述数据读取单元,用于读取船舶运动姿态时间序列数据；

所述预处理单元,用于采用可视化的方式展示对船舶运动姿态时间序列数据进行EMD处理的结果图像；

所述图像观察单元,用于采用可视化的方式展示船舶运动姿态最终的预测结果的图像；

所述预测结果输出单元,用于采用可视化的方式展示最终的预测结果的误差数值。

8.一种计算机程序产品,包括:一个或多个处理器和存储器,其特征在于,所述存储器用于存储一个或多个程序,其中,当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行时,使得所述一个或多个处理器控制权利要求1至7中任意一项所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置。

9.一种计算机存储介质,其特征在于,所述计算机可读存储介质中存储有计算机程序,其中,在所述计算机程序运行时控制所述计算机可读存储介质所在设备控制权利要求1至7中任意一项所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置。

基于神经网络的船舶运动姿态预测装置

技术领域

[0001] 本发明涉及航海电子设备技术领域,尤其涉及船舶运动姿态的预测。

背景技术

[0002] 船舶运动姿态预报(预测)是指利用某种理论和技术预测出舰船在未来一段时间内的运动姿态。对船舶在未来有效时间内的运动姿态进行预测,可以很大地提高船舶的适航性、安全性,而且能够提高军舰的战斗力的,放宽对舰载机的性能要求,具有显著的社会价值和军事价值。

[0003] 采用神经网络对船舶运动姿态进行预测时,只需将一段历史信息输入到网络中,人工神经网络会自动学习,按照规则调节网络参数,找到其中的规律,这样就能得到关于输入信息的期望输出,即预测值。与其他预测方法相比,人工神经网络法不仅能够高效地处理和分析大规模的数据集,而且能够对非线性关系进行建模,适用于复杂系统和多变量问题。它不需要知道输入输出的具体关系,因此在船舶运动姿态预测领域具有很大的优势。

[0004] 但是现有采用神经网络的预测方法也存在一些问题:

[0005] 第一,神经网络模型种类繁多,如何选择并构建一个合适的网络模型是一个难题;

[0006] 第二,神经网络的训练速度并不确定,如何快速训练,保证数据的时效性也是一个亟待解决难题。

[0007] 因此,当前亟需一种能够同时提高预测精度和预测实时性的船舶运动姿态预测系统或方法。

发明内容

[0008] 本发明提出了基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,解决了现有技术所存在的选择并构建一个合适的网络模型的问题,以及在提高了船舶运动姿态预测精度的同时难以保证数据的时效性、神经网络的训练速度并不确定、无法保证预测实时性的问题。

[0009] 本发明所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,其技术方案如下:

[0010] 基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,所述装置包括以下模块:

[0011] 数据预处理模块,用于对采集的原始船舶运动姿态信息进行异常值处理和标准化操作,获得船舶运动姿态时间序列数据;

[0012] 结果预测模块,用于将船舶运动姿态时间序列数据输入EMD—GGNNs组合预测模型中,获得最终的预测结果;其中,所述EMD—GGNNs组合预测模型包括EMD处理模块、时间窗口划分模块、图结构构建模块、GGNNs模块以及重构模块;

[0013] 所述EMD处理模块,用于对输入的船舶运动姿态时间序列数据进行EMD处理,将船舶运动姿态时间序列数据分解为多个IMF分量序列;所述IMF分量序列为本征模态函数或余项分量;

[0014] 所述时间窗口划分模块,用于将每个IMF分量序列划分为多个时间窗口,每个时间窗口包含相同数量的连续时间点;

[0015] 所述图结构构建模块,用于根据时间窗口划分后的结果,构建每个IMF分量序列的图结构;

[0016] 所述GGNNs模块,用于采用最佳的GGNNs模型根据图结构,获得每个IMF分量序列的预测结果;

[0017] 所述重构模块,用于将所有IMF分量序列的预测结果进行重构,得到最终的预测结果。

[0018] 进一步的,提供一个优选实施方式,所述EMD处理模块,采用以下方法对输入的船舶运动姿态时间序列数据进行EMD处理,将船舶运动姿态时间序列数据分解为多个IMF分量序列:

[0019] 采用外层迭代处理方法获得多个本征模态函数以及余项分量;所述外层迭代处理方法的第*i*次外层迭代过程如下:

[0020] S1、将上一次外层迭代过程的剩余信号代入内层迭代处理方法,获得第*i*项本征模态函数;其中,第1次外层迭代过程的上一次外层迭代过程的剩余信号为船舶运动姿态时间序列数据;

[0021] S2、采用上一次外层迭代过程中的剩余信号减去第*i*项本征模态函数,获得第*i*次外层迭代过程的剩余信号;

[0022] S3、判断之前所有外层迭代过程中获得的所有本征模态函数是否达到给定的阈值,以及判断第*i*次外层迭代过程的剩余信号是否能分解出一个本征模态函数:

[0023] 若之前所有外层迭代过程中获得的所有本征模态函数达到了给定的阈值,或者第*i*次外层迭代过程的剩余信号不能分解出一个本征模态函数,则将第*i*次外层迭代过程的剩余信号作为余项分量,所述外层迭代处理方法结束;

[0024] 否则,继续下一次外层迭代过程。

[0025] 进一步的,提供一个优选实施方式,所述第*i*次外层迭代过程中的内层迭代处理方法的第*j*次内层迭代过程如下:

[0026] SS1、对上一次内层迭代过程的原始信号进行极大值点和极小值点的搜索,并记录每个极大值点和极小值点的位置;第1次内层迭代过程中的上一次内层迭代过程的原始信号为第*i*-1次外层迭代过程的剩余信号;

[0027] SS2、根据搜索到的极大值点和极小值点,获得上一次内层迭代过程的原始信号的上包络线和下包络线;

[0028] SS3、采用上一次内层迭代过程的原始信号减去其上包络线和下包络线的平均值,获得第*i*项本征模态函数的第*j*个计算结果;

[0029] SS4、判断第*i*项本征模态函数的第*j*个计算结果是否满足IMF的定义:

[0030] 若满足IMF的定义,则将第*i*项本征模态函数的第*j*个计算结果作为第*i*项本征模态函数,所述第*i*次外层迭代过程中的内层迭代处理方法结束;

[0031] 否则,将第*i*项本征模态函数的第*j*个计算结果作为第*j*次内层迭代过程的原始信号,继续下一次内层迭代过程。

[0032] 进一步的,提供一个优选实施方式,所述图结构构建模块,用于采用以下方法根据时间窗口划分后的结果,构建每个IMF分量序列的图结构:

[0033] 将每个IMF分量序列的每个时间窗口作为图结构的一个图节点;

- [0034] 将每个IMF分量序列的任意两个时间窗口之间的距离作为图结构的边权重；
- [0035] 根据图节点和边权重,构建完成每个IMF分量序列的图结构。
- [0036] 进一步的,提供一个优选实施方式,所述最佳的GGNNs模型采用以下方法获得：
- [0037] 对GGNNs模型的超参数设置初始值；所述初始超参数包括优化器、学习率、损失函数、批量大小以及迭代次数；
- [0038] 采用训练集,根据反向传播算法对设置完成超参数初始值的GGNNs模型进行训练,获得训练完成的GGNNs模型；其中,所述训练集从船舶运动姿态时间序列数据中划分获得；
- [0039] 采用验证集,根据模型精度评价指标,从训练完成的GGNNs模型中筛选出最佳的GGNNs模型；其中,所述验证集从船舶运动姿态时间序列数据中划分获得。
- [0040] 进一步的,提供一个优选实施方式,采用训练集,根据反向传播算法对设置完成超参数初始值的GGNNs模型进行训练,获得训练完成的GGNNs模型包括：
- [0041] 步骤1:训练集包括输入值和与每一个输入值对应的真实标签值；
- [0042] 将训练集中的输入值输入设置完成超参数初始值的GGNNs模型中,通过前向传播算法获得标签预测值,计算标签预测值与训练集中的真实标签值之间的损失值；
- [0043] 步骤2:对于每个时间步长,使用误差反向传播算法计算该时间步长的误差信号,然后根据误差信号和当前时间步长的输入和输出计算梯度信息；
- [0044] 步骤3:对于每个时间步长,根据梯度下降算法更新该时间步长的参数；
- [0045] 步骤4:重复步骤1至3,直到训练集上的误差信号足够小或达到预设的训练次数,所述GGNNs模型的训练完成,获得训练完成的GGNNs模型。
- [0046] 进一步的,提供一个优选实施方式,所述时间窗口的长度采用以下方法确定：
- [0047] 选择不同长度的时间窗口,基于船舶运动姿态时间序列数据,采用模型精度评价指标测试EMD—GGNNs组合预测模型的精度,选择精度最高的EMD—GGNNs组合预测模型所对应的时间窗口的长度作为确定的时间窗口的长度。
- [0048] 进一步的,提供一个优选实施方式,所述装置还包括GUI交互模块；
- [0049] 所述GUI交互模块包括参数设置单元、数据读取单元、预处理单元、图像观察单元以及预测结果输出单元；
- [0050] 所述参数设置单元,用于采用可视化的方式设置EMD—GGNNs组合预测模型的参数；
- [0051] 所述数据读取单元,用于读取船舶运动姿态时间序列数据；
- [0052] 所述预处理单元,用于采用可视化的方式展示对船舶运动姿态时间序列数据进行EMD处理的结果图像；
- [0053] 所述图像观察单元,用于采用可视化的方式展示船舶运动姿态最终的预测结果的图像；
- [0054] 所述预测结果输出单元,用于采用可视化的方式展示最终的预测结果的误差数值。
- [0055] 本发明还提出了一种计算机程序产品,其技术方案如下：
- [0056] 一种计算机程序产品,包括:一个或多个处理器和存储器,所述存储器用于存储一个或多个程序,其中,当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行时,使得所述一个或多个处理器控制上述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置。

[0057] 本发明还提出了一种计算机存储介质,其技术方案如下:

[0058] 一种计算机存储介质,所述计算机可读存储介质中存储有计算机程序,其中,在所述计算机程序运行时控制所述计算机可读存储介质所在设备控制上述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置。

[0059] 本发明有以下有益效果:

[0060] 1.本发明所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,通过经验模态分解算法,将船舶运动姿态时间序列数据分解为多个本征模态函数,再分别预测后重构得到最终预测结果,可以提高模型的预测精度。

[0061] 2.本发明所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,通过门控图神经网络模型,对船舶运动姿态数据进行递归预测,可以有效缩短预测所用时间,保证数据的实时性。

[0062] 3.本发明所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,由于船舶运动姿态时间序列数据包含着非常丰富的特征信息,表现出较强的非线性和非平稳性特征,采用传统方法较难提取其内在特征;通过经验模态分解的方法,能将船舶运动姿态时间序列数据中的内在特征提取出来;同时,通过经验模态分解,还能降低预测模型的构建难度,而且有望提高预测精度,延长预测时间。

[0063] 4.本发明所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,能够实现船舶运动姿态的实时预测,用于辅助船舶操控。

[0064] 本发明所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,适用于船舶运动姿态的预测。

附图说明

[0065] 为了更清楚地说明本发明实施方式中的技术方案,下面将对实施方式中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施方式,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其它的附图。

[0066] 图1为本发明的一个实施方式中,EMD—GGNNs组合预测模型的结构示意图。

具体实施方式

[0067] 为使本发明的技术方案及优点表述更清楚,下面将结合附图对本发明的具体实施方式作进一步地详细、完整地描述。下述所描述的各个实施方式仅是本发明一部分优选方案,而不是全部的实施方案;下面描述的各个实施方式旨在用于解释本发明,而不能理解为对本发明的限制;本发明中各个实施方式所限定的技术特征的合理组合,以及基于本发明中的实施方式,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施方式,都属于本发明保护的范围。

[0068] 实施方式一、结合图1说明本实施方式,本实施方式提供基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,具体实施内容如下:

[0069] 基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,所述装置包括以下模块:

[0070] 数据预处理模块,用于对采集的原始船舶运动姿态信息进行异常值处理和标准化操作,获得船舶运动姿态时间序列数据;

[0071] 结果预测模块,用于将船舶运动姿态时间序列数据输入EMD—GGNNs组合预测模型中,获得最终的预测结果;其中,所述EMD—GGNNs组合预测模型包括EMD处理模块、时间窗口划分模块、图结构构建模块、GGNNs模块以及重构模块;

[0072] 所述EMD处理模块,用于对输入的船舶运动姿态时间序列数据进行EMD处理,将船舶运动姿态时间序列数据分解为多个IMF分量序列;所述IMF分量序列为本征模态函数或余项分量;

[0073] 所述时间窗口划分模块,用于将每个IMF分量序列划分为多个时间窗口,每个时间窗口包含相同数量的连续时间点;

[0074] 所述图结构构建模块,用于根据时间窗口划分后的结果,构建每个IMF分量序列的图结构;

[0075] 所述GGNNs模块,用于采用最佳的GGNNs模型根据图结构,获得每个IMF分量序列的预测结果;

[0076] 所述重构模块,用于将所有IMF分量序列的预测结果进行重构,得到最终的预测结果。

[0077] 本实施方式中,GGNNs即门控图神经网络模型。GGNNs核心思想是在图神经网络(GNN)中使用门控单元(GRU),对固定的传播步数T进行迭代,实现对每个节点隐藏状态的更新。

[0078] 本实施方式中,所述基于神经网络的船舶运动姿态预测装置,能够实现船舶运动姿态的实时预测,用于辅助船舶操控。

[0079] 本实施方式中,在英语中,所述IMF是本征模态函数的简写。

[0080] 本实施方式中,所述EMD即经验模态分解(算法)。EMD处理即采用经验模态分解算法进行处理。

[0081] 本实施方式中,通过经验模态分解算法,将船舶运动姿态时间序列数据分解为多个本征模态函数,再分别预测后重构得到最终预测结果,可以提高模型的预测精度。

[0082] 本实施方式中,通过门控图神经网络模型(即GGNNs模型),对船舶运动姿态数据进行递归预测,可以有效缩短预测所用时间,保证数据的实时性。

[0083] 本实施方式中,所述每个时间窗口包含相同数量的连续时间点的含义:

[0084] 所述船舶运动姿态时间序列数据是按照采样时间点的顺序排列的数据;同样,所述IMF分量序列也是按照采样时间点的顺序排列的数据。

[0085] 此处,所述采样时间点简称时间点。每个时间窗口包含相同数量的连续时间点,即每个时间窗口包含相同数量的连续采样时间点的数据。

[0086] 本实施方式中,异常值处理,就是对数据的缺失值或明显出现变异的值进行剔除或平均值插值处理。

[0087] 本实施方式中,标准化操作,是将原始数据按照一定的比例缩放到某个特定的区间内,通常情况下是将数据转换到[0,1]或[-1,1]区间内。

[0088] 本实施方式中,重构模块,就是经验模态分解算法的结尾数据处理操作,采用重构算法将分量重构为一条数据。

[0089] 实施方式二、结合图1说明本实施方式,本实施方式是对实施方式一所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置的进一步限定,具体实施内容如下:

[0090] 所述EMD处理模块,采用以下方法对输入的船舶运动姿态时间序列数据进行EMD处理,将船舶运动姿态时间序列数据分解为多个IMF分量序列:

[0091] 采用外层迭代处理方法获得多个本征模态函数以及余项分量;所述外层迭代处理方法的第*i*次外层迭代过程如下:

[0092] S1、将上一次外层迭代过程的剩余信号代入内层迭代处理方法,获得第*i*项本征模态函数;其中,第1次外层迭代过程的上一次外层迭代过程的剩余信号为船舶运动姿态时间序列数据;

[0093] S2、采用上一次外层迭代过程中的剩余信号减去第*i*项本征模态函数,获得第*i*次外层迭代过程的剩余信号;

[0094] S3、判断之前所有外层迭代过程中获得的所有本征模态函数是否达到给定的阈值,以及判断第*i*次外层迭代过程的剩余信号是否能分解出一个本征模态函数:

[0095] 若之前所有外层迭代过程中获得的所有本征模态函数达到了给定的阈值,或者第*i*次外层迭代过程的剩余信号不能分解出一个本征模态函数,则将第*i*次外层迭代过程的剩余信号作为余项分量,所述外层迭代处理方法结束;

[0096] 否则,继续下一次外层迭代过程。

[0097] 本实施方式中,由于船舶运动姿态时间序列数据包含着非常丰富的特征信息,表现出较强的非线性和非平稳性特征,采用传统方法较难提取其内在特征。通过经验模态分解的方法,能将船舶运动姿态时间序列数据中的内在特征提取出来;同时,通过经验模态分解,还能降低预测模型的构建难度,而且有望提高预测精度,延长预测时间。

[0098] 实施方式三、结合图1说明本实施方式,本实施方式是对实施方式二所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置的进一步限定,具体实施内容如下:

[0099] 所述第*i*次外层迭代过程中的内层迭代处理方法的第*j*次内层迭代过程如下:

[0100] SS1、对上一次内层迭代过程的原始信号进行极大值点和极小值点的搜索,并记录每个极大值点和极小值点的位置;第1次内层迭代过程中的上一次内层迭代过程的原始信号为第*i*-1次外层迭代过程的剩余信号;

[0101] SS2、根据搜索到的极大值点和极小值点,获得上一次内层迭代过程的原始信号的上包络线和下包络线;

[0102] SS3、采用上一次内层迭代过程的原始信号减去其上包络线和下包络线的平均值,获得第*i*项本征模态函数的第*j*个计算结果;

[0103] SS4、判断第*i*项本征模态函数的第*j*个计算结果是否满足IMF的定义:

[0104] 若满足IMF的定义,则将第*i*项本征模态函数的第*j*个计算结果作为第*i*项本征模态函数,所述第*i*次外层迭代过程中的内层迭代处理方法结束;

[0105] 否则,将第*i*项本征模态函数的第*j*个计算结果作为第*j*次内层迭代过程的原始信号,继续下一次内层迭代过程。

[0106] 本实施方式中,对上一次内层迭代过程的原始信号进行极大值点和极小值点的搜索,并记录每个极大值点和极小值点的位置,如下:

[0107] 从上一次内层迭代过程的原始信号的第二个采样时间点开始,判断每个采样时间点的数数据是否是局部极值点;

[0108] 若当前采样时间点的数数据是局部极值点,再判断当前采样时间点的数数据是极大值

点还是极小值点：

[0109] 若当前采样时间点的数据是极大值点，则标记当前采样时间点的数据极大值点并记录其位置；

[0110] 若当前采样时间点的数据是极小值点，则标记当前采样时间点的数据极小值点并记录其位置。

[0111] 本实施方式中，根据搜索到的极大值点和极小值点，获得上一次内层迭代过程的原始信号的上包络线和下包络线，如下：

[0112] 根据极大值点和极小值点之间的中间值，构建上一次内层迭代过程的原始信号的上包络线和下包络线。具体方法是对极大值点和极小值点之间的数据进行线性插值，得到上一次内层迭代过程的原始信号的上包络线和下包络线。

[0113] 本实施方式中，IMF的定义为：极值点（即极大值点和极小值点）和零点相等或相差不超过一个，或整体平均值不为零。

[0114] 实施方式四、结合图1说明本实施方式，本实施方式是对实施方式一所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置的进一步限定，具体实施内容如下：

[0115] 所述图结构构建模块，用于采用以下方法根据时间窗口划分后的结果，构建每个IMF分量序列的图结构：

[0116] 将每个IMF分量序列的每个时间窗口作为图结构的一个图节点；

[0117] 将每个IMF分量序列的任意两个时间窗口之间的距离作为图结构的边权重；

[0118] 根据图节点和边权重，构建完成每个IMF分量序列的图结构。

[0119] 实施方式五、结合图1说明本实施方式，本实施方式是对实施方式一所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置的进一步限定，具体实施内容如下：

[0120] 所述最佳的GGNNs模型采用以下方法获得：

[0121] 对GGNNs模型的超参数设置初始值；所述初始超参数包括优化器、学习率、损失函数、批量大小以及迭代次数；

[0122] 采用训练集，根据反向传播算法对设置完成超参数初始值的GGNNs模型进行训练，获得训练完成的GGNNs模型；其中，所述训练集从船舶运动姿态时间序列数据中划分获得；

[0123] 采用验证集，根据模型精度评价指标，从训练完成的GGNNs模型中筛选出最佳的GGNNs模型；其中，所述验证集从船舶运动姿态时间序列数据中划分获得。

[0124] 本实施方式中，选择RMSE作为模型精度评价指标。

[0125] 本实施方式中，采用验证集，根据模型精度评价指标，从训练完成的GGNNs模型中筛选出最佳的GGNNs模型，如下：

[0126] 采用迭代方法筛选最佳的GGNNs模型；设迭代方法开始前的训练完成的GGNNs模型为当前最优的GGNNs模型，则每次迭代过程如下：

[0127] 将验证集输入本次迭代过程的训练完成的GGNNs模型，获得本次迭代过程输出的预测结果；

[0128] 根据验证集和本次迭代过程输出的预测结果，获得与本次迭代过程输出的预测结果对应的模型精度评价指标值；

[0129] 判断与本次迭代过程输出的预测结果对应的模型精度评价指标值（如RMSE）是否是当前最小值；

- [0130] 若是当前最小值,则本次迭代过程的训练完成的GGNNs模型为当前最优的GGNNs模型;
- [0131] 否则,当前最优的GGNNs模型不变;
- [0132] 调整本次迭代过程的训练完成的GGNNs模型的超参数,获得下一次迭代过程的训练完成的GGNNs模型,开始下一次迭代过程;
- [0133] 直到迭代次数达到给定的阈值,迭代方法结束,则最后一次迭代过程中的当前最优的GGNNs模型为最佳的GGNNs模型。
- [0134] 本实施方式中,反向传播算法的基本思路是通过链式法则将误差信号从输出端传递回网络中的每个时间步长,并根据误差信号更新模型参数。
- [0135] 本实施方式中,优化器,指用于训练模型的优化算法,例如Adam、SGD等。
- [0136] 本实施方式中,学习率,指用于控制权重更新步长的参数,影响模型的训练速度和精度。
- [0137] 本实施方式中,损失函数,用于评估模型预测结果与真实值之间的差距,例如均方误差(MSE)、平均绝对误差(MAE)等。
- [0138] 本实施方式中,批量大小,指在每次迭代中输入模型的样本数量,影响模型的训练速度和泛化能力。
- [0139] 本实施方式中,迭代次数,指训练模型的轮数,影响模型的拟合能力和泛化能力。
- [0140] 本实施方式中,所述GGNNs模型选择Adam作为优化器,MSE作为损失函数,并添加dropout层,用于防止过拟合现象。
- [0141] 实施方式六、结合图1说明本实施方式,本实施方式是对实施方式五所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置的进一步限定,具体实施内容如下:
- [0142] 采用训练集,根据反向传播算法对设置完成超参数初始值的GGNNs模型进行训练,获得训练完成的GGNNs模型包括:
- [0143] 步骤1:训练集包括输入值和与每一个输入值对应的真实标签值;
- [0144] 将训练集中的输入值输入设置完成超参数初始值的GGNNs模型中,通过前向传播算法获得标签预测值,计算标签预测值与训练集中的真实标签值之间的损失值;
- [0145] 步骤2:对于每个时间步长,使用误差反向传播算法计算该时间步长的误差信号,然后根据误差信号和当前时间步长的输入和输出计算梯度信息;
- [0146] 步骤3:对于每个时间步长,根据梯度下降算法更新该时间步长的参数;
- [0147] 步骤4:重复步骤1至3,直到训练集上的误差信号足够小或达到预设的训练次数,所述GGNNs模型的训练完成,获得训练完成的GGNNs模型。
- [0148] 本实施方式中,训练集包括输入值和真实标签值属于常规技术手段。
- [0149] 在神经网络的训练中,标签(即此处的真实标签值)是指为数据集(即此处的训练集)中的每个样本或数据点(即此处的输入值)分配的标识符。在监督学习任务中,标签为训练数据提供了正确的目标输出,帮助模型学习输入与输出之间的关系。
- [0150] 实施方式七、结合图1说明本实施方式,本实施方式是对实施方式一所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置的进一步限定,具体实施内容如下:
- [0151] 所述时间窗口的长度采用以下方法确定:
- [0152] 选择不同长度的时间窗口,基于船舶运动姿态时间序列数据,采用模型精度评价

指标测试EMD—GGNNs组合预测模型的精度,选择精度最高的EMD—GGNNs组合预测模型所对应的时间窗口的长度作为确定的时间窗口的长度。

[0153] 本实施方式中,同样,可以选择RMSE作为模型精度评价指标。

[0154] 实施方式八、结合图1说明本实施方式,本实施方式是对实施方式一所述的基于神经网络的船舶运动姿态预测装置的进一步限定,具体实施内容如下:

[0155] 所述装置还包括GUI交互模块;

[0156] 所述GUI交互模块包括参数设置单元、数据读取单元、预处理单元、图像观察单元以及预测结果输出单元;

[0157] 所述参数设置单元,用于采用可视化的方式设置EMD—GGNNs组合预测模型的参数;

[0158] 所述数据读取单元,用于读取船舶运动姿态时间序列数据;

[0159] 所述预处理单元,用于采用可视化的方式展示对船舶运动姿态时间序列数据进行EMD处理的结果图像;

[0160] 所述图像观察单元,用于采用可视化的方式展示船舶运动姿态最终的预测结果的图像;

[0161] 所述预测结果输出单元,用于采用可视化的方式展示最终的预测结果的误差数值。

[0162] 本实施方式中,可视化的方式,如图文显示页面。

[0163] 本实施方式中,EMD—GGNNs组合预测模型的参数包括GGNNs模型的超参数。

[0164] 以上通过几个具体实施方式对本发明提供的技术方案进行进一步详细地描述,是为了突出本发明提供的技术方案的优点和有益之处,不过以上所述的几个具体实施方式并不用于作为对本发明的限制,任何基于本发明的精神和原则范围内的,对本发明的合理更改和改进、实施方式的合理组合和等同替换等,均应当包含在本发明的保护范围之内。

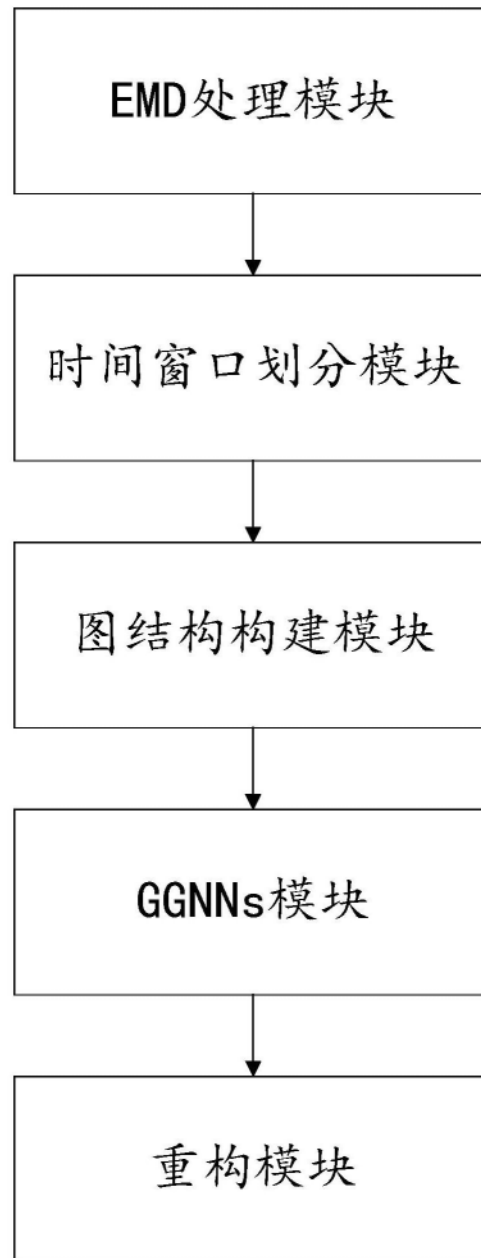


图1