

基于 LSTM 的船舶航迹预测

陈凯达, 朱永生, 闫柯, 蔡依青, 任智军, 高大为

(西安交通大学 现代设计及转子轴承系统教育部重点实验室, 西安 710049)

摘要: 提出一种基于长短期记忆网络的船舶航迹预测方法, 应用三次样条插值对船舶自动识别系统数据进行修复以保证其时间间隔相等, 以船舶经度、纬度、航速和航向作为模型的输入, 经度和纬度作为输出构建船舶航迹的实时预测模型。实验结果表明, 该方法可以突破对预测时间间隔相等的要求, 经纬度预测最大误差不超过 $5 \times 10^{-4}^\circ$, 能够比较准确地预测出船舶航迹。

关键词: 水运安全; 航迹预测; AIS 数据; 长短期记忆网络

中图分类号: U675.7

文献标志码: A

文章编号: 1671-7953(2019)06-0121-05

关于船舶航迹预测, 现有的方法有卡尔曼滤波算法、航迹插值方法、灰色模型、支持向量机、人工神经网络等。相关的研究涉及建立船舶航行轨迹拟合曲线^[1]; 根据船舶的航速、航向等信息采用卡尔曼滤波算法预测船舶的运动轨迹^[2-3]; 将灰色模型运用到航迹预测当中, 使用小波变换对轨迹数据降噪处理^[4], 该方法能够及时修正带有噪声的航迹数据; 提出组合预测模型, 进行粗预测之后, 用隐马尔可夫模型对预测结果进行微调, 取得了较高的预测精度^[5]; 提出支持向量机回归 (SVR) 航迹预测模型, 并用 AIS 数据进行验证, 不足的是无法对船舶运动进行实时在线预测^[6]; 使用 BP 神经网络对船舶行为进行预测, 取得了一定的预测效果^[7-8]。但是传统的 BP 神经网络在使用历史航迹数据训练时并未体现先后时序, 每次神经元权重的修正只是基于单个训练样本的局部调整, 而船舶航行数据是典型的随时间变化的量, 每个样本在时间轴上都有前后联系, 因此基于 BP 网络的预测模型面对船舶复杂的轨迹态势预测显得捉襟见肘。长短期记忆网络 (long short-term memory, LSTM) 在轨迹预测方面的研究已有成功安全^[9-10], 但该方法未考虑异常数据对预测精度的影响, 预测准确率仍有提升空间。基于此, 本文提出一种基于长短期记忆网络的船舶航迹预测方法, 运用插值的方法对航迹数据进行等时间

间隔插补, 综合考虑船舶航速、航向、经纬度特征, 实现船舶航迹的准确可靠的预测。

1 理论基础

1.1 循环神经网络 (RNN)

一个简单的 RNN 网络包含了输入层 x 、隐含层 h 、输出层 o 3 个部分。见式 (1), RNN 在任一时刻 t , 其隐含层输出 h_t 由该时刻的输入 x_t 和上一时刻隐含层的输出 h_{t-1} 共同决定, 体现出 RNN 将时序信息考虑在网络结构当中, 以达到对时间序列建模的目的。

$$h_t = f(U \cdot x_t + W \cdot h_{t-1}) \quad (1)$$

式中: f 为隐含层激活函数, U 、 V 和 W 分别代表输入层到隐含层、隐含层到输出层和隐含层之间的连接权值矩阵。

1.2 长短期记忆网络 (LSTM)

LSTM 网络是将 RNN 的隐含层单元替换为 LSTM 细胞, 使其能够避免梯度消失和梯度爆炸的问题, 且具有长期记忆的能力。LSTM 模型的隐含层结构见图 1。

LSTM 网络包含一组记忆模块, 取代了常规 RNN 中的隐含层单元。每个模块包含一个或多个具有内部状态的记忆细胞, 如图 1 最上方的水平线, 表示细胞状态, 可以看做是记忆链条, 细胞状态会沿着整个链条传送, 只在少数地方有一些线性交互, 因此使得 LSTM 可以记忆长期的信息。记忆模块还包含 3 个用于控制信息流入、流出的门。LSTM 计算过程如下。

1) 记忆模块中忘记门决定哪些信息需要从细胞中抛弃, 表达式为

收稿日期: 2019-05-05

修回日期: 2019-08-05

基金项目: 国家重点研发计划 (2017YFC0804904)

第一作者: 陈凯达 (1994—), 男, 硕士生

研究方向: 机器学习及数据挖掘

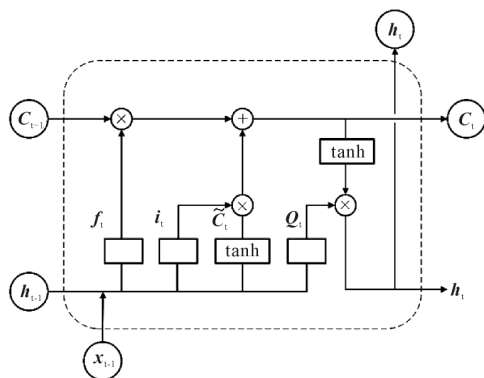


图 1 LSTM 网络结构示意图

$$f_t = \sigma(W_f \cdot h_{t-1} + U_f \cdot x_t + b_f) \quad (2)$$

式中: x_t 为该时刻的输入; h_{t-1} 为上一时刻隐含层的输出; f_t 为忘记门的输出; W_f, U_f, b_f 分别为忘记门的权值项和偏置项; σ 为 sigmoid 激活函数。

2) 输入门(input gate) 决定什么样的信息应该被存储, 这个过程主要分为两步, 第一步 sigmoid 层决定哪些值需要被更新。

$$i_t = \sigma(W_i \cdot h_{t-1} + U_i \cdot x_t + b_i) \quad (3)$$

式中: W_i, U_i, b_i 分别为输入门的权值项和偏置项; 第二步 tanh 层生产了一个候选向量 \tilde{C}_t , 将加入细胞状态中, 表达式为

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot h_{t-1} + U_c \cdot x_t + b_c) \quad (4)$$

式中: W_c, U_c, b_c 分别为权值项和偏置项, 为双曲正切激活函数。

3) 将忘记门和输入门输出的两个值结合起来并更新细胞状态 C_t 。

$$C_t = C_{t-1} \times f_t + \tilde{C}_t \times i_t \quad (5)$$

4) 最后输出门基于新的细胞状态确定输出的内容。

$$O_t = \sigma(W_o \cdot h_{t-1} + U_o \cdot x_t + b_o) \quad (6)$$

$$h_t = O_t \times \tanh(C_t) \quad (7)$$

式中: h_t 表示该时刻隐含层输出。

LSTM 网络训练采用基于时间的反向传播算法(back propagation through time, BPTT), 其基本原理与经典的误差反传算法(back propagation, BP) 相似, 均包含正向传播和反向传播的过程。

2 模型建立

2.1 模型结构

为了深入挖掘船舶历史航行数据, 以船舶航向、航速和经度、纬度作为 LSTM 网络的输入, 充分利用与船舶位置联系最紧密的航行信息, 构造

实时航迹预测模型, 模型结构见图 2。

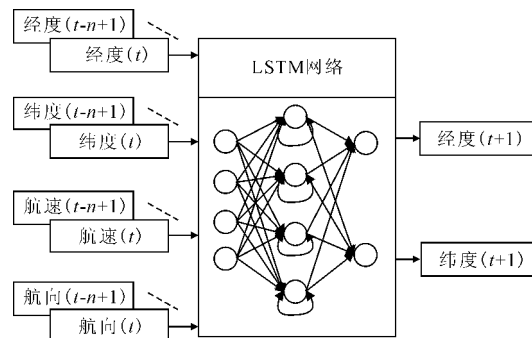


图 2 航迹预测模型结构示意图

对于目标船舶, 其在 t 时刻的航行状态特征可以表示为

$$S(t) = \{\lambda_t, \varphi_t, v_t, \alpha_t\} \quad (8)$$

式中: $\lambda_t, \varphi_t, v_t, \alpha_t$ 分别代表船舶在 t 时刻的经度、纬度、速度和航向。考虑到模型实时性要求, 保证网络的预测输出能够确定船舶位置即可, 不需要预测的船舶速度和航向信息, 以减少模型计算量。综上, 采用船舶的 t 时刻及其前 $n-1$ 个时刻的经度、纬度、航速、航向作为 LSTM 网络的输入, $t+1$ 时刻船舶的经纬度坐标作为输出, 建立 LSTM 航迹预测模型, 则 $t+1$ 时刻船舶位置可以表示为

$$L(t+1) = g(S(t), S(t-1), \dots, S(t-n+1)) \quad (9)$$

式中: $L(t+1) = (\lambda_{t+1}, \varphi_{t+1})$, g 表示所训练的模型。

2.2 数据分析

2.2.1 数据来源

船舶自动识别系统(automatic identification system, AIS) 数据中蕴含着丰富的船舶信息, 装有 AIS 的船舶能够将其自身的经纬度坐标、航速、航向等动态信息以及 MMSI、船长、船名等静态信息周期地向附近水域船舶及岸基广播^[11]。因此, 将船舶 AIS 信息作为数据来源。

2.2.2 AIS 数据修复

实际的 AIS 数据中包含大量的错误数据^[12], 此外, 航迹数据采样间隔一般不相等, 限制了模型的应用。本文所用到的 AIS 数据主要为动态信息, 因此要对船舶经纬度、航速、航向等数据进行修复。

1) 异常值剔除。使用分箱的方式, 将数据分到一系列等宽的“箱”中, 若一个数据点在某一属性上的值, 位于“箱”中所有数据点在这一属性上

统计平均值的 3 倍标准差之外,就认为这个点是异常值点,需要被剔除。

2) 时间对齐。针对 1) 中剔除的异常值需要用合理的值来替代以及 AIS 数据本身就存在的缺失值,使用三次样条插值的方法对其修复,以获得时间间隔相等的航迹数据。选取缺失数据点 t 前后相邻两点,提取他们的时间 t_i, t_{i+1} , 船舶位置为 $(\lambda_i, \varphi_i), (\lambda_{i+1}, \varphi_{i+1})$ 。对于在 t_i, t_{i+1} 之间的 t 时刻的船舶经度数据可以用式(10)计算。

$$\lambda(t) = M_i \frac{(t_{i+1} - t)^3}{6h_i} + M_{i+1} \frac{(t - t_i)^3}{6h_i} + (\lambda_i - M_i \frac{t_{i+1} - t}{h_i}) + (\lambda_{i+1} - M_{i+1} \frac{h_i^2}{6}) \frac{t - t_i}{h_i} \quad (10)$$

式中: $h_i = x_i - x_{i-1}$; M_i 为插值函数 $\lambda(t)$ 在节点 t_i 处的二阶导数值。同理可以计算出插值点 t 时的船舶纬度、速度、航向等数据。在真实航迹上人为添加一些异常值,并用所述方法修复,仿真航迹修复结果见图 3,可以看出,插值得到的数据点能够准确反映船舶航迹的真实情况。

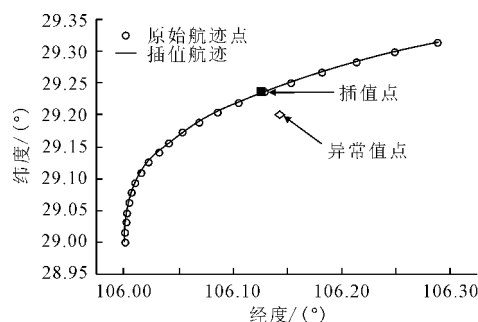


图 3 船舶航迹插值示意

3 实验分析

3.1 实验数据

选取渤海水域烟台到大连段某船真实航行的 AIS 数据作为原始样本,按照时间顺序将其前 4/5 划分为训练集,后 1/5 用于测试训练好的 LSTM 模型,原始数据经修复之后用于网络训练和测试。

3.2 模型训练与预测

航迹预测流程见图 4。

1) AIS 数据预处理。由于 AIS 数据在不同船速下传输时间间隔不等,使用前述方法对原始 AIS 数据进行修复之后,使用三次样条插值对船舶航行数据进行插值,获得时间间隔为 10 s 的等间隔数据。使用 min-max 标准化方法对数据进行

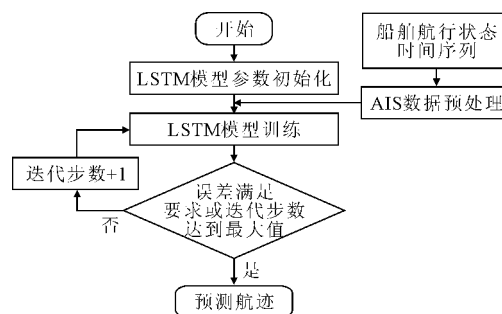


图 4 模型预测流程

归一化处理。

$$y_i = \frac{x_i - \min\{x_j\}}{\max\{x_j\} - \min\{x_j\}} \quad (11)$$

式中: $1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n, \max\{x_j\}$ 为样本数据的最大值, $\min\{x_j\}$ 为样本数据的最小值,转换后的数据均在 $[0, 1]$ 内,避免因输入数据间量级差别较大对 LSTM 网络模型影响。

2) 模型参数初始化。使用 Xavier 方法对网络权值初始化,使用网格搜索的方法对 LSTM 网络时间步、隐含层节点、学习率、批大小等参数进行寻优。网络参数选择如下: 输入层节点为 4, 隐含层节点为 100, 输出层节点为 2, 设置初始学习率为 0.001, 批大小为 20。

3) 模型训练。LSTM 网络的输入考虑了时间顺序,在考虑连续多个时刻的船舶信息时不再是将多个时刻的向量拼接成一个向量,而是增加了一阶时间步,输入数据的格式为矩阵形式。训练样本表示为

$$\{x_i: [S(t), S(t-1), \dots, S(t-n+1)], Y_i: L(t+1)\} \quad (12)$$

式中: n 为时间步长,使用 adam 优化算法对网络权值进行更新,根据设置的误差率确定网络最终的权值。

4) 模型预测。训练完成后,将测试样本输入到模型中进行预测,同时还要对预测的结果反归一化,使得预测得到的航迹数据具有真实的物理意义。

3.3 实验结果

为了验证方法的可行性与可靠性,选取船舶直行和转向两种情况下各 200 组连续数据进行实验,数据时间间隔为 10 s,前 4/5 数据用于网络训练,后 1/5 数据用于预测。

3.3.1 不同时间步长对实验结果的影响

时间步长即连续 n 个时刻的船舶航迹数据输

入,直接影响航迹预测的准确性,为了选择合适的时间步长,保证网络其他参数不变,改变时间步长,对比不同时间步长下的预测结果,见图 5。

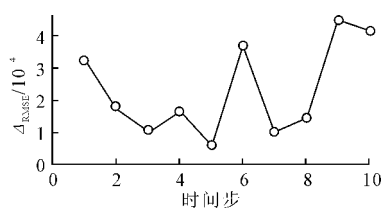


图 5 不同时间步预测误差结果

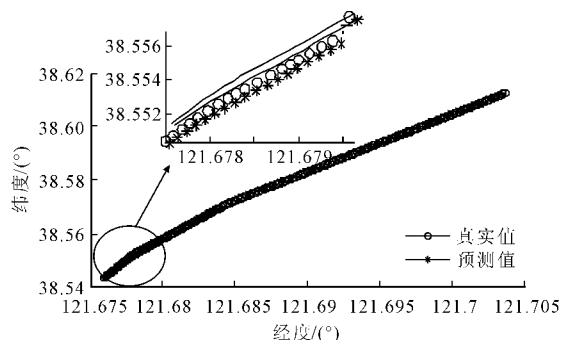
使用均方根误差 Δ_{RMSE} 作为误差评价指标,越低则表明误差越小,其数学表达式为

$$\Delta_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (13)$$

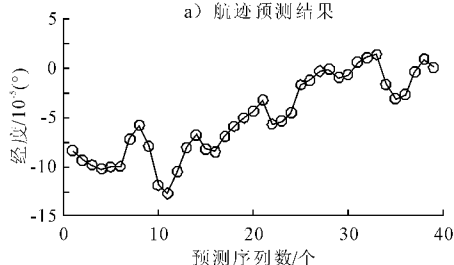
式中: m 表示样本数量。随着时间步长增大,网络预测误差逐渐呈下降趋势,当时间步过长时,输入的前后关联性减小造成网络的预测误差增加,并经实验验证在时间步等于 5 时的 Δ_{RMSE} 最小。

3.3.2 船舶实时航迹预测结果对比

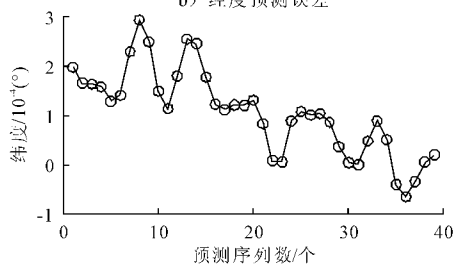
航行预测结果及误差分析见图 6、7。



a) 航迹预测结果

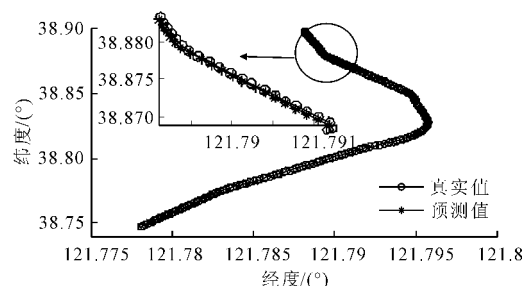


b) 经度预测误差

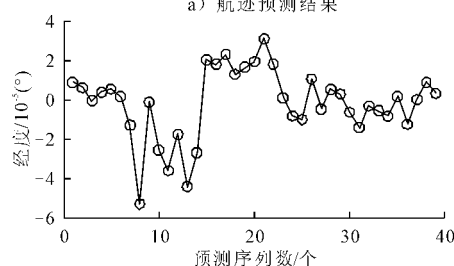


c) 纬度预测误差

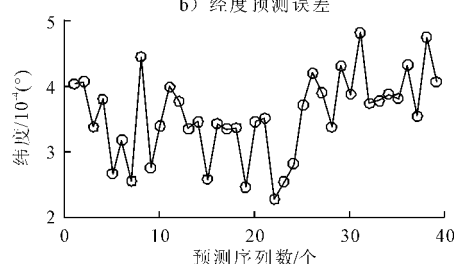
图 6 直行预测结果



a) 航迹预测结果



b) 经度预测误差



c) 纬度预测误差

图 7 转向预测结果

图 6a) 和 7a) 中空坐标点为真实航迹,实心点为预测数据,可以看出预测的航迹可以较好地反映出训练集船舶的航行趋势,且预测航迹与真实航迹吻合较好。

由图 6b)、c) 和 7b)、c) 可以看出,两种情况下的经纬度预测最大误差不超过 5×10^{-4} ,表明该模型具有一定的预测精度,可以满足监控中心对船舶进行监控和管理的需求。

3.3.3 输入对模型预测精度的影响

为了分析航速 v 、航向 α 作为输入对预测精度的影响,将网络的输入改为仅包含船舶的经纬度坐标,使用转向情况下的航迹数据进行验证,实验结果见表 1。

表 1 输入对预测精度的影响对比

模型输入	最大偏差 / (°)	
	经度	纬度
$\lambda, \varphi, v, \alpha$	1.48×10^{-4}	4.76×10^{-4}
v, α	4.72×10^{-4}	6.62×10^{-4}

可以看出,含航速、航向的预测模型相对于仅有经纬度输入的情况,对船舶的航迹的预测误差大大减小,预测精度也相对提高。

3.3.4 不同模型预测精度对比

选择灰色预测 GM(1,1) 模型和 BP 神经网络与所提方法进行对比实验。其中 GM(1,1) 模型灰发展系数取 0.5, 单一使用经度和纬度进行训练和预测; BP 网络的层数设置为四层, 输入层、隐含层 1、隐含层 2、输出层维数分别为 4、50、10、2, 同样使用经度、纬度、航速和航向作为网络输入, 经纬度作为输出, 实验结果见图 8。可以看出本文方法相较于灰色预测模型和 BP 网络有着更高的预测精度。

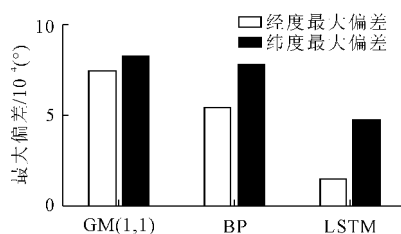


图 8 不同模型预测结果对比

4 结论

相较于传统方法, 基于 LSTM 网络的航迹预测模型具有更高的精度; 利用三次样条插值可以将不等间隔的航迹数据处理成整周期采样, 可有效避免不等间隔数据对模型的限制, 能够快速准确地预测船舶航迹。未来的研究应考虑模型的在线更新和实时预测, 以进一步提高模型的航迹预测能力。

参考文献

- [1] 阮群生, 李豫颖, 龚子强. 一种基于最小二乘法的船舶碰撞计算方法[J]. 计算机工程, 2012, 38(15): 254-257.
- [2] 赵帅兵, 唐诚, 梁山, 等. 基于改进卡尔曼滤波的控制河段船舶航迹预测[J]. 计算机应用, 2012, 32(11): 3247-3250.
- [3] 徐铁, 蔡奉君, 胡勤友, 等. 基于卡尔曼滤波算法船舶 AIS 轨迹估计研究[J]. 现代电子技术, 2014, 37(5): 97-100, 104.
- [4] 刘锡铃, 阮群生, 龚子强. 船舶航行 GPS 定位轨迹的新预测模型[J]. 江南大学学报(自然科学版), 2014, 13(6): 686-692.
- [5] TONG X, CHEN X, SANG L, et al. Vessel trajectory prediction in curving channel of inland river[C]. International Conference on Transportation Information and Safety. IEEE, 2015: 706-714.
- [6] KAWAN B, WANG H, LI G, et al. Data-driven Modeling of Ship Motion Prediction Based on Support Vector Regression[C]. Conference on Simulation & Modelling, 2017.
- [7] 徐婷婷, 柳晓鸣, 杨鑫. 基于 BP 神经网络的船舶航迹实时预测[J]. 大连海事大学学报, 2012, 38(1): 9-11.
- [8] 甄荣, 金永兴, 胡勤友, 等. 基于 AIS 信息和 BP 神经网络的船舶航行行为预测[J]. 中国航海, 2017, 40(2): 6-10.
- [9] ALAHIA, GOEL K, RAMANATHAN V, et al. Social LSTM: Human Trajectory Prediction in Crowded Spaces[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2016: 961-971.
- [10] 权波, 杨博辰, 胡可奇, 等. 基于 LSTM 的船舶航迹预测模型[J]. 计算机科学, 2018, 45(S2): 126-131.
- [11] 高宗江, 张英俊, 刘渐道, 等. AIS 异常信息的判断及分析[J]. 航海工程, 2017, 46(4): 220-222, 227.
- [12] 刘兴龙, 初秀民, 马枫, 等. AIS 报文异常动态信息甄别方法[J]. 交通运输工程学报, 2016, 16(5): 142-150.

The Ship Track Prediction Method Based on Long Short-term Memory Network

CHEN Kai-da, ZHU Yong-sheng, YAN-Ke, CAI Yi-qing, REN Zhi-jun, GAO Da-wei

(Key Laboratory of Education Ministry for Modern Design and Rotor-Bearing System,
Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A trajectory prediction method was proposed based on long short-term memory network, in which the data of automatic identification system (AIS) was repaired by cubic spline interpolation to ensure equal time interval of data, to establish the real-time prediction model of trajectory by taking ship longitude, latitude, speed and course as input and longitude and latitude as output. The experimental results demonstrated that the method can break through the requirements of the prediction time interval, and the maximum error of latitude and longitude prediction is below $5 \times 10^{-4}^\circ$, so as to predict ship's trajectory accurately.

Key words: water transport safety; trajectory prediction; AIS data; long short-term memory network