

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106956

基于乘积季节模型的灯浮标漂移位置预测*

吴志政¹ 项鹭² 肖虹¹ 周世波¹

(1.集美大学航海学院 厦门 361021; 2.厦门航标处 厦门 361000)

摘要: 灯浮标是引导船舶航行的导助航标志,对保障船舶的航行安全有着重要作用。为预测灯浮标的漂移位置,为船舶航行安全提供准确的灯浮标位置信息,针对灯浮标位置数据具有的时间序列的特征,采用乘积季节模型建立灯浮标偏移预测的数学模型,以湄洲湾1号灯浮标为例,利用建立的模型预测该灯浮标的偏移位置,并与实际位置数据进行对比,结果表明:乘积季节模型对灯浮标位置具有良好的预测效果,方位角和移位距离的平均绝对百分比误差分别为1.79%和7.37%。这为灯浮标漂移位置的预测提供了一种新的思路。

关键词: 位置预测;灯浮标;乘积季节模型;大数据

中图分类号: U644 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 580.4020

Prediction the position of light buoy using multiplicative seasonal ARIMA model

Wu Zhizheng¹ Xiang Lu² Xiao Hong¹ Zhou Shibo¹

(1. Navigation Institute, Jimei University, Xiamen 361021, China; 2. Xiamen Aids to Navigation Department, Xiamen 361000, China)

Abstract: Light buoy is a navigation aid sign to guide the navigation of ships, which plays an important role in ensuring the navigation safety of vessels. In order to predict the light buoy's offset position, and provide accurate buoy's position for shipping, a mathematical model of light buoy's offset prediction is established using multiplicative seasonal ARIMA model based to the seasonal time series characteristics of buoy's position data. Taking the No. 1 light buoy in Meizhou Bay as an example, the model is used to predict the offset position of the light buoy and compare with the actual position data. The results show that the multiplicative seasonal ARIMA model performance well, and the average absolute percentage errors of azimuth and shift distance are 1.79% and 7.37% respectively. This provides a new idea for the prediction of light buoy offset position.

Keywords: location prediction; light buoy; multiplicative seasonal ARIMA model; big data

0 引言

灯浮标的主要作用是标示航道范围、指示浅滩或碍航物,也是引导船舶航行的人工标志^[1-2]。灯浮标的设计位置、抛设位置和航海者观测到的位置,这三者不相一致,如何做到航海者观测到的位置和设计位置尽可能一致,并根据灯浮标的历史位置数据预测灯浮标的漂移规律,是航标维护单位一直追求的目标和责任。

位置预测是指通过获得移动终端的位置数据,再运用相关的数学理论、转换公式等对现有数据加以分析与实验而建立起一套完整的模型,从而预测出未来位置数据^[3]。位置预测在智能交通、游戏开发、居民出行等领域有着广泛

的应用。乔少杰等^[4]通过运用高斯混合模型对移动对象位置不确定性轨迹进行较为精准的预测,其方法在智能交通控制领域、辅助驾驶领域、军事数字化领域都成功的应用。佟振明等^[5]将马尔可夫模型应用在游戏领域中,根据该模型预测游戏里的角色下一次将会登陆的地点,从而拉高玩家对游戏的体验。李帆等^[6]利用人工神经网络对民众出行的位置进行预测,分析人群的聚集地点。段炼等^[7]为预测可疑犯的社会活动的行驶踪迹,运用贝叶斯模型对可疑犯进行时空预测,其结果表明,贝叶斯模型能够很好的应对嫌疑犯位置数据较难捕捉的问题。

以上的相关研究,采用不同的方法对移动终端或者人员轨迹、位置进行预测,均取得了良好的应用效果,但也存

收稿日期:2021-06-16

* 基金项目:福建省自然科学基金(2020J01658)、船舶辅助导航技术国家地方联合工程研究中心开放课题基金(HHXY2020002)项目资助

在着些许不足。如高斯混合模型作为混合模型中运算速度最快的模型,但如果数据节点不足时,将会使得协方差变得难以估算,对数据的完整性要求较高。马尔可夫模型可以很好的对过程状态进行预测,但如果预测的时间跨度较长,那么就不适合应用此模型。人工神经网络可以构建非线性的具有复杂关系的模型,可以非常好的贴近日常生活中各种错综复杂的关系,但是也存在一些不足,如“黑盒子”性质、开发所需时间过于长、计算费用过高等问题。贝叶斯模型具有相对较为稳定的分类效率,并且对缺失的数据并不是非常的敏感,但贝叶斯模型需要提前知道先验的概率,并且在大多数情况下先验概率取自于假设,因此,在假设的先验模型的情况下容易导致预测的精度不佳,并且对输入数据的形式要求较高。综合以上因素,如何对初始数据进行准确处理,应对各种外界影响因素,并且能在长时间跨度情况下对目标做出准确预测,是位置预测的一个重要研究方向。乘积季节模型^[8,9]可以根据数据本身所具有的季节性、周期性、趋势性等因素对未来位置数据进行预测,可以预测的时间跨度较大,并且能够分析和应对外界的干扰因素,如季节周期、潮涨潮落、水流波浪等。所以根据乘积季节模型对移动终端或者人员未来位置做出预测,是一种非常实用的数学方法。

湄洲湾港位于台湾海峡西岸,是中国著名的天然深水良港,但是其船舶交通流量较大,航道水流等情况复杂,船舶在航行时对灯浮标位置的准确性要求较高。为向船舶提供准确的灯浮标位置信息,研究灯浮标漂移的规律,本文以湄洲湾1号灯浮标的遥测数据为基础,采用乘积季节模型预测该灯浮标漂移位置,并与实际的位置数据对比,分析预测结果的准确性,为将来的灯浮标位置预测提供科学的理论依据。

1 乘积季节模型

时间序列分析是指处理带有时间序列^[10]数据的一种方法,该方法中的一个重要应用就是利用历史时间序列数据,建立与之相关的数学模型,对该时间序列未来的发展趋势进行预测。乘积季节模型一种常用的时序预测方法,用特定的数学模型描述与时间相关的一组随机变量之间的自相关性,以掌握预测对象的发展趋势,能综合考虑季节、趋势、随机干扰等成分,对时间序列预测效果较好^[11]。乘积季节模型从形式上来讲就是差分自回归移动平均模型 (autoregressive integrated moving average model, ARIMA) 和随机季节模型的乘积,即: ARIMA(p, d, q) × (P, D, Q)_s 模型,其中,参数 p, d, q, P, D, Q 和 s 分别表示非季节回归阶数、移动平均阶数、非季节移动平均阶数、季节自回归阶数、季节差分阶数、季节平均移动阶数和单位周期。

1.1 ARIMA 模型

ARIMA^[12]模型是由 Jenkins 和 Box 提出的一种时间

序列预测方法,主要用于研究既含有周期性又含有趋势性又含有季节性的时间序列。ARIMA(p, d, q) 模型包含两个部分,一是由自回归模型 AR(p),二是移动平均模型 MA(q),AR(p) 和 MA(q) 一般形式如式(1)所示。

$$\begin{cases} \text{AR}(p) = \phi(\beta)x_t = (1 - \varphi_1\beta^1 - \varphi_2\beta^2 - \dots - \varphi_p\beta^p)x_t \\ \text{MA}(q) = \Theta(\beta)\epsilon_t = (1 - \theta_1\beta^1 - \theta_2\beta^2 - \dots - \theta_q\beta^q)\epsilon_t \end{cases} \quad (1)$$

式中: β 为延迟算子; ϵ_t 为零均值白噪声序列 x_t 为时间序列; $\phi(\beta) = 1 - \varphi_1\beta^1 - \varphi_2\beta^2 - \dots - \varphi_p\beta^p$ 为自回归系数多项式; $\Theta(\beta) = 1 - \theta_1\beta^1 - \theta_2\beta^2 - \dots - \theta_q\beta^q$ 为移动平均系数多项式; $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ 分别表示为其相对应的系数。

AR(p) 和 MA(q) 整合后再对其趋势进行 d 阶差分后得到 ARIMA(p, d, q) 模型,如式(2)所示。

$$\phi(\beta)x_t \nabla^d = \Theta(\beta)\epsilon_t \quad (2)$$

式中: ∇ 为差分算子; ∇^d 为趋势性差分; $\nabla^d = (1 - \beta)^d$ 。

1.2 随机季节模型

随机季节模型 ARIMA(P, D, Q)_s 是由 AR(P) 季节性自回归模型和 MA(Q) 季节性移动平均模型经过季节性周期性差分整合之后得到用于研究仅含有周期性与季节性的时间序列,AR(P) 和 MA(Q) 的一般形式如式(3)所示。

$$\begin{cases} \text{AR}(P) = U(\beta^s)x_t = (1 - u_1\beta^s - u_2\beta^{2s} - \dots - u_P\beta^{Ps})x_t \\ \text{MA}(Q) = V(\beta^s)\epsilon_t = (1 - v_1\beta^s - v_2\beta^{2s} - \dots - v_Q\beta^{Qs})\epsilon_t \end{cases} \quad (3)$$

其中, $U(\beta^s) = 1 - u_1\beta^s - u_2\beta^{2s} - \dots - u_P\beta^{Ps}$ 为季节性自回归系数多项式; $V(\beta^s) = 1 - v_1\beta^s - v_2\beta^{2s} - \dots - v_Q\beta^{Qs}$ 为季节性移动平均系数多项式; $u_1, u_2, \dots, u_P, v_1, v_2, \dots, v_Q$ 分别表示为其所相对应的系数。

将 AR(P) 和 MA(Q) 整合之后对其季节性和周期性部分进行 S 和 D 阶差分处理后,得到 ARIMA(P, D, Q)_s 模型的一般表达式如式(4)所示。

$$\nabla_s \nabla^D U(\beta^s)x_t = V(\beta^s)\epsilon_t \quad (4)$$

其中, ∇^D 为周期性差分; ∇_s 为季节性差分。

1.3 乘积季节模型

乘积季节模型从形式上来讲就是差分自回归移动平均模型和随机季节模型的乘积,即: ARIMA(p, d, q) × (P, D, Q)_s 模型,根据式(1)~(4)得出乘积季节模型的一般表达式,如式(5)所示。

$$\nabla^d \nabla_s^D x_t = [V(\beta^s)\Theta(\beta)\epsilon_t] / [\phi(\beta)U(\beta^s)] \quad (5)$$

其中, $\nabla_s^D = (1 - \beta^s)^D$ 。

2 灯浮标遥测数据预处理

由于自然因素、人为因素和灯浮标遥测遥控系统稳定性的影响,灯浮标遥测数据经常会出现缺失和冗余的现象,所以采集到的灯浮标遥测数据需要进行预处理,使之数据之间呈连续性。本文选择湄洲湾1号灯浮标2018年8月

11 日~8 月 15 日的数据进行分析,提取该灯浮标遥测数据中的位置信息、移位距离和方位角数据进行处理。其中,8 月 11 日~8 月 14 日连续 96 h 的数据作为训练数据求取预测模型的相关参数,8 月 15 日数据作为验证数据。涪洲湾 1 号灯浮标的沉石位置为(119.046°E,24.915°N),对灯浮标遥测数据的处理主要包括冗余数据的删除、缺失位置数据、方位角、位移距离值的补充。

2.1 灯浮标缺失经纬度数据的补充

当只知道观测数据在一些节点的位置却不知道数据的具体表达式时,可以利用代数插值方法给出函数的近似形式。牛顿插值^[15]作为一种常用的数值拟合方法,因其方便进行大量插值点的计算,在实验分析中具有广泛的应用。灯浮标遥测数据点的时间间隔约为 1 h 的离散数据点,适合采用牛顿插值法进行缺失数据的补充。

2.2 灯浮标缺失方位角和移位距离值的补充

灯浮标方位角是自灯浮标沉石位置从正北开始顺时针方向到某个位置点之间的夹角,该参数表示灯浮标偏离沉石的方向,取值为 0°~360°。灯浮标的移位距离是灯浮标实际位置与沉石位置间的距离。对于方位角和位移距离的

补充,在通过牛顿插值求得缺失数据的位置数据后,再推算出缺失的移位距离和方位角的数据。方位角和移位距离的计算如式(6)~(8)所示。

$$L = 6371 \times \arccos[\sin(W_0 \times \frac{\pi}{180})\sin(W_1 \times \frac{\pi}{180}) + \cos(W_0 \times \frac{\pi}{180})\cos(W_1 \times \frac{\pi}{180})\cos((J_0 - J_1) \times \frac{\pi}{180})] \quad (6)$$

$$\theta = \frac{\arcsin[\cos(\frac{W_1}{180\pi})\sin((J_1 - J_0) \times \frac{1}{180\pi})] \times 180\pi}{(1 - [\sin(\frac{W_0}{180\pi})\sin(\frac{W_1}{180\pi}) - \cos(\frac{W_0}{180\pi})\cos(\frac{W_1}{180\pi})\cos((J_1 - J_0) \times \frac{1}{180\pi})]^2)^{\frac{1}{2}}} \quad (7)$$

$$F = \begin{cases} 0, & 0^\circ < \theta \leq 90^\circ \\ 180^\circ - \theta, & 90^\circ < \theta \leq 180^\circ \\ 180^\circ + \theta, & 180^\circ < \theta \leq 270^\circ \\ 360^\circ - \theta, & 270^\circ < \theta \leq 360^\circ \end{cases} \quad (8)$$

式中:(J_1, W_1)为灯浮标位置坐标(经纬度);(J_0, W_0)为灯浮标沉石位置坐标(经纬度); L 为移位距离; F 为方位角;6371为地球的平均半径; θ 为象限角度。

以涪洲湾 1 号灯浮标 24 h 的遥测数据为例,原始数据和经以上方法处理后数据如表 1 所示。

表 1 涪洲湾 1 号灯浮标遥测数据的预处理

时间	经度/E	纬度/N	方位角/(°)	移位距离/m	异常情况	备注
2018/08/11 01:08	119.045 283 33	24.915 350 000	322.142 391 76	49.343 462 74	正常	
2018/08/11 02:08	119.045 333 33	24.915 416 667	331.449 897 02	52.778 620 52	正常	
2018/08/11 03:08	119.045 333 33	24.915 416 667	331.449 897 02	52.778 620 52	正常	
2018/08/11 04:08	119.045 400 00	24.915 550 000	343.182 301 98	63.904 486 87	正常	
2018/08/11 05:08	119.045 466 67	24.915 616 667	350.266 979 80	69.577 454 89	正常	
2018/08/11 06:08	119.045 400 00	24.915 683 333	346.326 745 14	78.211 054 94	正常	
2018/08/11 07:08	119.045 400 00	24.915 650 000	345.653 896 00	74.615 685 81	正常	
2018/08/11 07:08	119.045 400 00	24.915 650 000	345.653 896 00	74.615 685 81	冗余	删除
2018/08/11 08:08	119.045 416 67	24.915 666 667	347.227 967 19	76.021 262 53	正常	
2018/08/11 09:08	119.045 366 67	24.915 566 667	340.878 242 55	66.710 206 19	正常	
2018/08/11 10:08	119.045 316 67	24.915 566 667	336.890 650 70	68.537 144 56	正常	
2018/08/11 11:08	119.045 266 67	24.915 450 000	327.456 589 09	59.405 115 95	正常	
2018/08/11 12:08	119.045 283 33	24.915 350 000	322.142 391 76	49.343 462 74	正常	
2018/08/11 13:08	119.045 300 00	24.915 416 667	328.340 563 93	54.473 269 88	正常	
2018/08/11 14:08	119.045 283 33	24.915 350 000	322.142 391 76	49.343 462 74	正常	
2018/08/11 15:08	119.045 350 00	24.915 450 000	334.817 425 28	55.320 505 96	正常	
2018/08/11 16:08	119.045 400 00	24.915 516 667	342.164 254 62	60.367 260 59	正常	
2018/08/11 17:08	119.045 466 67	24.915 650 000	350.757 222 05	73.232 643 52	正常	
2018/08/11 18:08	119.045 416 67	24.915 666 667	347.227 967 19	76.021 262 53	正常	
2018/08/11 19:08	119.045 383 33	24.915 666 667	344.781 729 81	76.838 908 26	正常	
2018/08/11 19:08	119.045 366 67	24.915 600 000	341.869 133 84	70.221 357 97	正常	
2018/08/11 20:08	119.045 416 67	24.915 600 000	345.862 995 13	68.811 918 47	正常	
2018/08/11 21:08					缺失	
2018/08/11 22:08	119.045 366 67	24.915 550 000	340.342 521 43	64.962 230 46		处理后数据
2018/08/11 23:08	119.045 316 67	24.915 500 000	334.190 228 52	61.790 403 17	正常	
2018/08/11 24:08	119.045 316 67	24.915 433 333	330.836 806 48	55.214 886 10	正常	

由表1可知,表中21:08处时间点的经纬度数据出现了数据丢失的情况,所以根据缺失节点数据两端的经纬度数据取3个有效节点得出三阶牛顿插值多项式,最后算出缺失的经纬度数据,冗余数据则对重复部分进行删除处理,再根据式(6)~(8)补全方位角和移位距离。

3 灯浮标遥测数据检验

为了满足对乘积季节模型预测的要求,需要对灯浮标遥测时间序列数据进行处理和变换,主要包括白噪声检验、平稳性检验与差分处理。白噪声检验主要是判断灯浮标数据的时间序列是否具有规律性,平稳性检查主要是判断灯浮标数据的时间序列是否满足乘积季节模型对平稳性的要求。

3.1 数据差分处理

乘积季节模型建模的一个前提条件是数据的时间序列平稳。湄洲湾1号灯浮标的方位角和移位距离数据的趋势图如图1、2所示,经由单位根检验得知,灯浮标的方位角和移位距离的时间序列具有非平稳性,单位根检验见3.2节分析,而由该时间序列每隔24h就出现两个峰值,可以得出该时间序列具有季节性。因此,为了消除灯浮标方位角和移位距离数据时间序列数据中所包含的随机性趋势,以令时间序列数据平稳,采用一阶差分对这两个时间序列进行处理,处理后的结果如图3、4所示。从图3、4可以看出,经一阶差分处理后,灯浮标的方位角和移位距离的时间序列具有平稳性,满足乘积季节模型对数据平稳性的要求。

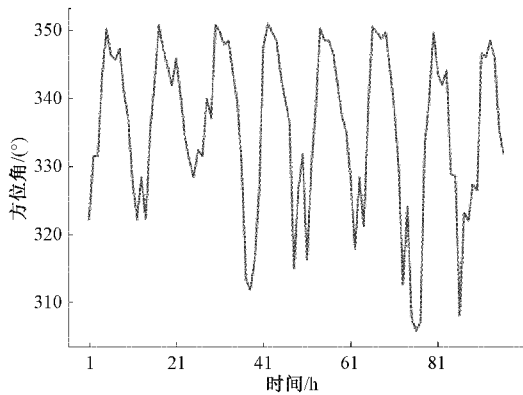


图1 灯浮标方位角数据趋势图

3.2 单位根检验

由图3、4看出,经过差分处理后,灯浮标的方位角数据和移位距离数据的时间序列已经没有了明显的趋势性,但为了实验结果的准确性,需对其进行平稳性与白噪声检验,单位根检验^[14](augmented dickey-fuller test statistic, ADF)是检测一个时间序列是否为平稳序列与白噪声序列的有效方法。ADF指的是检验所求时间序列中是否存在单位根,存在单位根的时间序列表示为不平稳的时间序列,则需对数据进行进一步差分处理。当概率 $P < 0.05$ 时,认为在t统计量的概率小于显著水平的5%,则认定该

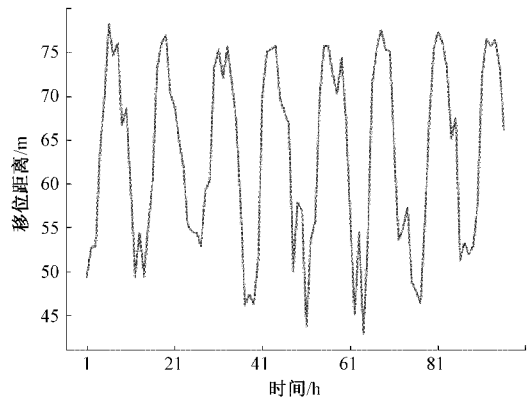


图2 灯浮标移位距离角数据趋势图

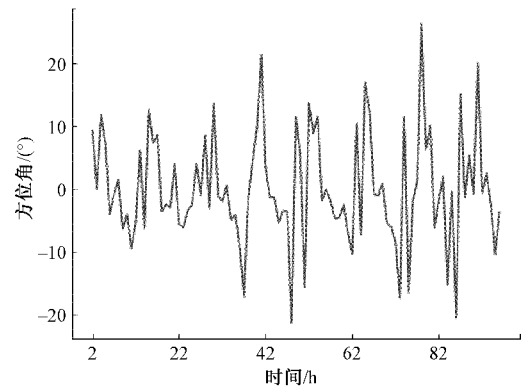


图3 灯浮标方位角一阶差分处理结果

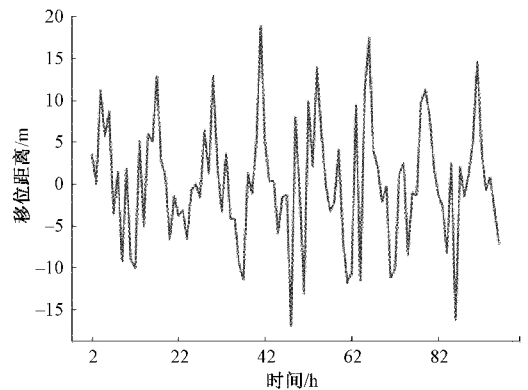


图4 灯浮标移位距离一阶差分处理结果

序列为非白噪声序列,如若为白噪声序列,则该时间序列数据无法做出预测。根据单根检验方法,对灯浮标方位角和位移数据进行检验,其检验结果如表2、3所示。

表2 灯浮标方位角 ADF 结果

	t统计量	概率
单位根检验	-4.162 088 06	0.000 763
临界值	1%水平	-3.512 738 06
	5%水平	-2.897 489 87
	10%水平	-2.585 948 73

表 3 灯浮标移位距离 ADF 结果

	t-统计量	概率
单位根检验	-8.329 861 2	3.39×10^{-13}
1%水平	-3.511 712 3	
5%水平	-2.897 047 5	
10%水平	-2.585 712 6	

由表 2 和 3 的计算可以看出,灯浮标方位角和移位距离数据的 ADF 检验统计量均小于相应检验水平为 1%、5%、10%的临界值,并且概率 $P < 0.05$,达到检验观测值的要求,因此灯浮标方位角和位移距离的时间序列为平稳序列,并且为非白噪声序列。

4 基于乘积季节模型的灯浮标偏移位置预测

4.1 参数选择

在乘积季节模型中,参数 p, d, q, P, D, Q 和 s 需要确定。根据湄洲湾 1 号灯浮标 2018 年 8 月 11 日~8 月 14 日连续 96 h 的遥测数据来确定参数的最优取值。

在对已经确定时间序列进行一阶差分后其趋势性消失的条件下可以确定参数 $d=1$,而在对时间序列进行一阶差分后,其季节性消失可以确定参数 $D=1$ 。

为了选择最佳模型,须综合自相关函数 (autocorrelation function, ACF) 和偏自相关函数 (partial autocorrelation function, PACF)^[15] 与经过预处理的灯浮标方位角和移位数据确定参数 p 和参数 q 的值,乘积季节模型中参数 p 和 q 的一般的取值范围为 $[0, 2]$ 。灯浮标方位角和位移距离的 ACF 和 PACF 分析如图 5~8 所示。

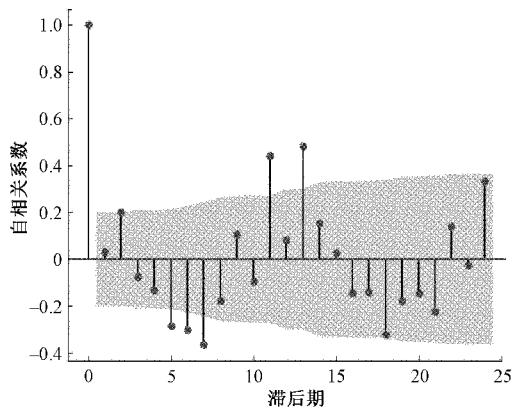


图 5 灯浮标方位角 ACF 分析

从方位角和移位距离的自相关函数图和偏自相关函数图可以看出,并没有出现非常明显的拖尾或截尾情况,所以无法根据自相关图和偏自相关函数图选出对应参数。因此对灯浮标方位角和位移距离的时间序列进行分离处理,分别将其分为季节性趋势,随机波动趋势,成长趋势如图 9、10 所示,再通过分析各个趋势得出相应的参数从而建立 ARIMA 乘积季节模型。

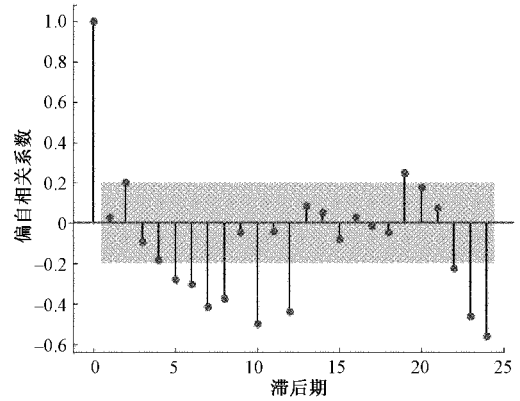


图 6 灯浮标方位角 PACF 分析

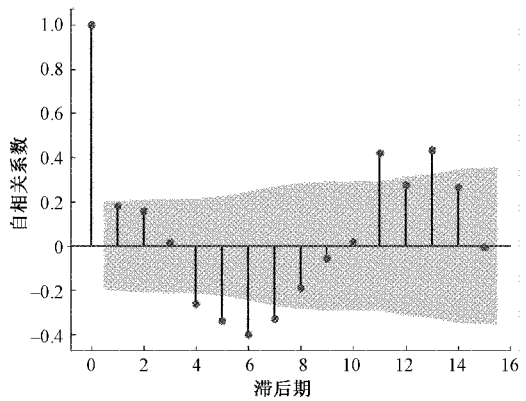


图 7 灯浮标移位距离 ACF 分析

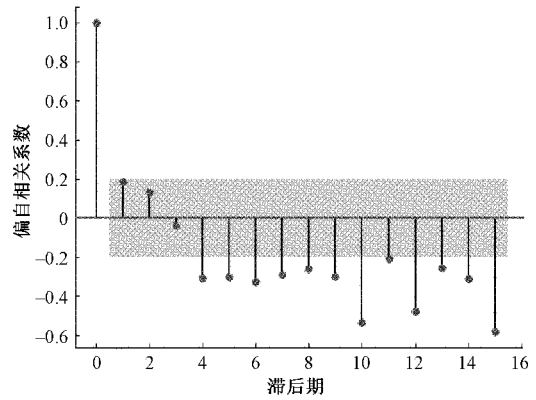


图 8 灯浮标移位距离 PACF 分析

从图 9、10 可以看出,灯浮标方位角和移位距离的时间序列明显受到周期性和季节性的影响,由此可以明确的确定该时间序列的周期为 $s=24$,而随机波动趋势与成长趋势并无明显规律。再依据灯浮标的方位角数据和移位数据的时间序列在一阶差分过后已经达到了平稳性的要求,所以 $d=1, D=1$ 。为建立最优的乘积季节模型,需对各种的参数进行最优化组合,并根据 AIC 最小信息准则^[16-17]法来选择最优参数,一般来说,AIC 所得的值越小,则模型越优。灯浮标的方位角数据和移位数据的 AIC 计算结果如图 11、12 所示。

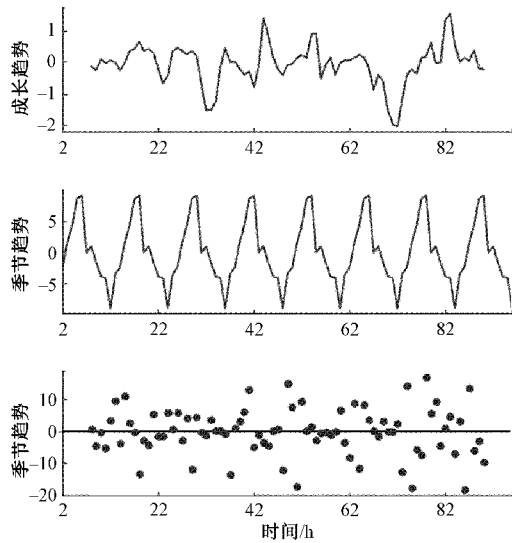


图 9 灯浮标方位角趋势分析图

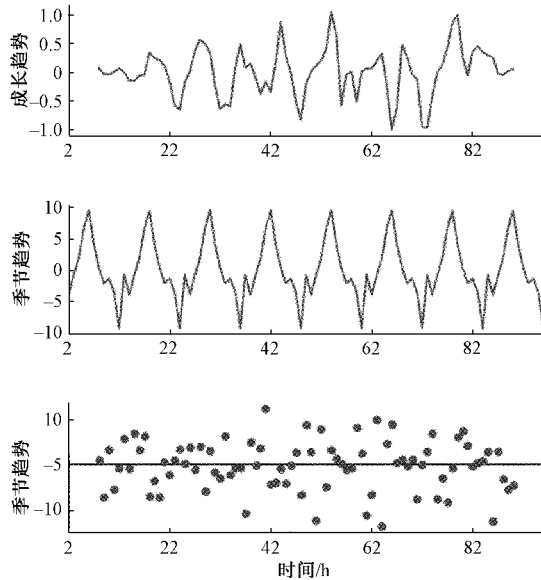


图 10 灯浮标移位距离趋势分析

ARIMA(0,1,0)× (0,1,0,24)	AIC:570.04
ARIMA(0,1,0)× (0,1,1,24)	AIC:360.00
ARIMA(0,1,0)× (1,1,0,24)	AIC:371.57
ARIMA(0,1,0)× (1,1,1,24)	AIC:365.49
ARIMA(0,1,1)× (0,1,0,24)	AIC:505.78
ARIMA(0,1,1)× (0,1,1,24)	AIC:320.37
ARIMA(0,1,1)× (1,1,0,24)	AIC:338.86
ARIMA(0,1,1)× (1,1,1,24)	AIC:324.48
ARIMA(1,1,0)× (0,1,0,24)	AIC:548.06
ARIMA(1,1,0)× (0,1,1,24)	AIC:346.20
ARIMA(1,1,0)× (1,1,0,24)	AIC:348.26
ARIMA(1,1,0)× (1,1,1,24)	AIC:350.24
ARIMA(1,1,1)× (0,1,0,24)	AIC:503.45
ARIMA(1,1,1)× (0,1,1,24)	AIC:321.42
ARIMA(1,1,1)× (1,1,0,24)	AIC:331.35
ARIMA(1,1,1)× (1,1,1,24)	AIC:325.29

图 11 灯浮标方位角 AIC 计算结果

ARIMA(0,1,0)× (0,1,0,24)	AIC:532.17
ARIMA(0,1,0)× (0,1,1,24)	AIC:329.45
ARIMA(0,1,0)× (1,1,0,24)	AIC:344.67
ARIMA(0,1,0)× (1,1,1,24)	AIC:338.06
ARIMA(0,1,1)× (0,1,0,24)	AIC:467.86
ARIMA(0,1,1)× (0,1,1,24)	AIC:299.24
ARIMA(0,1,1)× (1,1,0,24)	AIC:318.07
ARIMA(0,1,1)× (1,1,1,24)	AIC:305.10
ARIMA(1,1,0)× (0,1,0,24)	AIC:510.44
ARIMA(1,1,0)× (0,1,1,24)	AIC:324.85
ARIMA(1,1,0)× (1,1,0,24)	AIC:330.63
ARIMA(1,1,0)× (1,1,1,24)	AIC:331.37
ARIMA(1,1,1)× (0,1,0,24)	AIC:465.20
ARIMA(1,1,1)× (0,1,1,24)	AIC:301.17
ARIMA(1,1,1)× (1,1,0,24)	AIC:312.63
ARIMA(1,1,1)× (1,1,1,24)	AIC:307.10

图 12 灯浮标移位距离 AIC 计算结果

由图 11、12 可知,方位角最小 AIC 值为 320.38,移位距离最小 AIC 值为 299.25,因此,可以确定方位角的参数 $p=0, q=1, P=0, Q=1$ 。而移位距离的参数 $p=0, q=1, P=0, Q=1$,所以方位角和移位距离应选择 $ARIMA(0,1,1) \times (0,1,1)_{24}$,来作为最优的 ARIMA 乘积季节预测模型。

4.2 灯浮标位置预测

根据 4.1 节确定的乘积季节模型的相关参数,利用该模型对灯浮标位置数据进行预测,首先得对方位角和移位距离进行预测,将方位角和移位距离的参数带入式(5)得式(9),其结果如表 4 所示。

$$\begin{cases} \nabla^{d_1} \nabla_{s_1}^{D_1} F_t = [V_1(\beta_1^{s_1})\Theta_1(\beta_1)\epsilon_{1t}]/[\phi_1(\beta_1)U_1(\beta_1^{s_1})] \\ \nabla^{d_2} \nabla_{s_2}^{D_2} L_t = [V_2(\beta_2^{s_2})\Theta_2(\beta_2)\epsilon_{2t}]/[\phi_2(\beta_2)U_2(\beta_2^{s_2})] \end{cases} \quad (9)$$

其中, F_t 为方位角的时间序列; L_t 为移位距离的时间序列。

在求出方位角和移位距离的预测值后,根据灯浮标沉石的坐标和预测所得到的灯浮标的方位角和移位距离,求得各个时间点预测的坐标值,其公式如式(10)和(11)所示。在得出各个时间点灯浮标位置的预测值后,将实际值与预测值进行比较并得出误差,其结果如表 5 所示。

$$\begin{cases} x_m = x_0 + L_t \times \sin(F_t), \\ y_m = y_0 + L_t \times \cos(F_t) & 0 < F_t \leq 90^\circ; \\ x_m = x_0 + L_t \times \sin(180^\circ - F_t), \\ y_m = y_0 - L_t \times \cos(180^\circ - F_t) & 90^\circ < F_t \leq 180^\circ \\ x_m = x_0 - L_t \times \sin(270^\circ - F_t), \\ y_m = y_0 + L_t \times \cos(270^\circ - F_t) & 180^\circ < F_t \leq 270^\circ \\ x_m = x_0 - L_t \times \sin(360^\circ - F_t), \\ y_m = y_0 - L_t \times \cos(360^\circ - F_t) & 270^\circ < F_t \leq 360^\circ \end{cases} \quad (10)$$

表 4 灯浮标移位距离和方位角预测结果

时间	实际移位距离/ m	预测移位距离/ m	误差/ m	实际方位角/ (°)	预测方位角/ (°)	误差/ (°)
2018/08/15 01:08	59.405 115 95	63.122 558 78	3.717 443	327.456 589 09	323.320 5	4.136 137
2018/08/15 02:08	67.534 615 54	61.383 570 29	6.151 045	334.960 322 06	331.870 5	3.089 797
2018/08/15 03:08	56.057 363 82	50.667 181 43	5.390 182	329.335 132 65	318.475 7	10.859 480
2018/08/15 04:08	48.633 831 38	51.580 783 88	2.946 952	313.385 821 39	322.676 7	9.290 841
2018/08/15 05:08	48.633 831 38	50.657 643 15	2.023 812	313.385 821 39	325.714 1	12.328 270
2018/08/15 06:08	57.422 248 17	61.066 282 90	3.644 035	339.432 520 08	344.852 3	5.419 780
2018/08/15 07:08	64.436 539 22	70.013 009 21	5.576 470	347.957 028 19	347.793 3	0.163 687
2018/08/15 08:08	70.227 591 36	75.328 280 46	5.100 689	347.562 031 75	353.472 6	5.910 587
2018/08/15 09:08	75.345 918 67	75.932 359 12	0.586 440	349.721 704 48	349.158 8	0.562 933
2018/08/15 10:08	76.021 262 53	74.313 200 02	1.708 063	347.227 967 19	346.239 0	0.988 948
2018/08/15 11:08	75.523 561 90	72.723 352 43	2.800 209	343.182 115 66	345.179 2	1.997 058
2018/08/15 12:08	66.175 298 61	64.632 400 42	1.542 898	337.598 976 60	334.534 8	3.064 131
2018/08/15 13:08	57.390 498 83	63.206 822 09	5.816 323	327.167 840 74	331.021 0	3.853 134
2018/08/15 14:08	51.131 555 22	49.605 824 11	1.525 731	313.602 449 04	316.266 1	2.663 655
2018/08/15 15:08	49.923 472 80	53.089 987 65	3.166 515	314.934 181 82	328.877 9	13.943 680
2018/08/15 16:08	56.937 296 80	50.076 080 29	6.861 217	327.878 714 93	328.016 7	0.137 948
2018/08/15 17:08	56.060 141 75	54.728 692 24	1.331 450	333.261 511 92	338.333 5	5.071 954
2018/08/15 18:08	50.818 227 53	62.257 196 78	11.438 970	323.426 323 65	341.145 7	17.719 400
2018/08/15 19:08	60.128 003 88	73.281 442 52	13.153 440	333.420 755 55	352.052 1	18.631 380
2018/08/15 20:08	71.144 980 61	76.377 390 57	5.232 410	351.853 054 81	351.138 3	0.714 755
2018/08/15 21:08	78.627 625 57	74.977 300 27	3.650 325	345.136 147 44	352.439 6	7.303 465
2018/08/15 22:08	77.481 488 04	75.235 740 05	2.245 748	348.742 797 62	348.949 8	0.206 986
2018/08/15 23:08	74.214 887 26	70.513 955 81	3.700 931	346.911 555 39	340.722 0	6.189 536
2018/08/15 24:08	70.765 364 39	62.115 579 82	8.649 785	340.575 094 56	333.836 0	6.739 046

表 5 灯浮标各个时刻点位置预测值

时间	实际经度/E	预测经度/E	实际纬度/N	预测纬度/N
2018/08/15 01:08	119.045 266 67	119.045 244 61	24.915 450 00	24.915 412 43
2018/08/15 02:08	119.045 300 00	119.045 323 31	24.915 550 00	24.915 441 03
2018/08/15 03:08	119.045 300 00	119.045 281 54	24.915 433 33	24.915 309 05
2018/08/15 04:08	119.045 233 33	119.045 302 38	24.915 300 00	24.915 334 18
2018/08/15 05:08	119.045 233 33	119.045 326 99	24.915 300 00	24.915 341 00
2018/08/15 06:08	119.045 383 33	119.045 440 00	24.915 483 33	24.915 480 22
2018/08/15 07:08	119.045 450 00	119.045 450 33	24.915 566 67	24.915 557 51
2018/08/15 08:08	119.045 433 33	119.045 506 38	24.915 616 67	24.915 609 73
2018/08/15 09:08	119.045 450 00	119.045 455 00	24.915 666 67	24.915 607 59
2018/08/15 10:08	119.045 416 67	119.045 424 55	24.915 666 67	24.915 588 06
2018/08/15 11:08	119.045 366 67	119.045 416 19	24.915 650 00	24.915 572 78
2018/08/15 12:08	119.045 333 33	119.045 333 64	24.915 550 00	24.915 475 41
2018/08/15 13:08	119.045 275 00	119.045 308 22	24.915 433 33	24.915 450 48
2018/08/15 14:08	119.045 216 67	119.045 275 25	24.915 316 67	24.915 292 02
2018/08/15 15:08	119.045 233 33	119.045 336 78	24.915 316 67	24.915 370 27
2018/08/15 16:08	119.045 283 33	119.045 345 05	24.915 433 33	24.915 346 05
2018/08/15 17:08	119.045 333 33	119.045 401 82	24.915 450 00	24.915 414 38
2018/08/15 18:08	119.045 283 33	119.045 402 54	24.915 366 67	24.915 480 00
2018/08/15 19:08	119.045 316 67	119.045 492 28	24.915 483 33	24.915 591 29
2018/08/15 20:08	119.045 483 33	119.045 477 64	24.915 633 33	24.915 614 83
2018/08/15 21:08	119.045 383 33	119.045 494 71	24.915 683 33	24.915 605 53
2018/08/15 22:08	119.045 433 33	119.045 453 74	24.915 683 33	24.915 601 59
2018/08/15 23:08	119.045 416 67	119.045 374 15	24.915 650 00	24.915 542 27
2018/08/15 24:08	119.045 350 00	119.045 337 23	24.915 600 00	24.915 454 21

$$\begin{cases} x_w = \frac{x_m}{20\ 037\ 508.34} \times 180^\circ \\ y_{w_1} = \frac{y_m}{20\ 037\ 508.34} \times 180^\circ \\ y_w = \frac{180^\circ}{\pi} \times [2 \times \arctan(e^{y_{w_1} \times \frac{\pi}{180^\circ}}) - \frac{\pi}{2}] \end{cases} \quad (11)$$

其中, (x_m, y_m) 为预测的灯浮标位置墨卡托投影坐标; (x_o, y_o) 为灯浮标沉石位置坐标; (x_w, y_w) 为预测点的经纬度坐标。

4.3 灯浮标位置预测结果准确性检验

本文 4.1 节以涪洲湾 1 号灯浮标 2018 年 8 月 11 日~8 月 14 日连续 96 h 的遥测数据为基础, 采用乘积季节模型预测该灯浮标在 8 月 15 日漂移位置, 为判断该模型预测结果的准确性, 采用平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE)^[18] 进行评估, 平均绝对百分比误差的计算公式如式(12)所示。

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x - x^*}{x} \right| \times 100\% \quad (12)$$

其中, x 为实际值; x^* 为预测值。

MAPE 即考虑了预测值与真实值间的误差, 又顾及到了误差所占真实值的比例, 是评估模型预测结果准确性的常用指标之一。MAPE 的取值范围为 $MAPE \geq 0$, 其值越小, 说明模型越好, 若 $MAPE \geq 1$, 则表明该模型误差大, 预测错误。根据式(12)及表 5 中的实际值及预测值, 可得移位距离的 MAPE 为 7.37%, 方位角的 MAPE 为 1.79%。灯浮标方位角和移位距离的 MAPE 均较小, 这说明采用基于乘积季节模型对灯浮标的位置预测结果较好。涪洲湾 1 号灯浮标 2018 年 8 月 15 日遥测数据的移位距离和方位角实际值及预测值对比效果如图 13 和 14 所示。

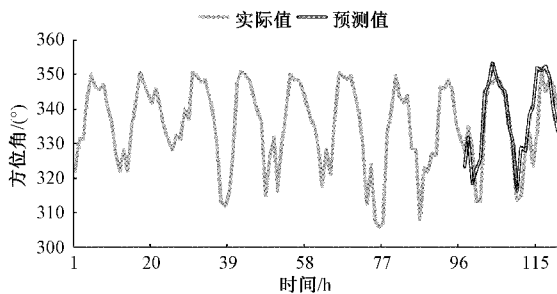


图 13 灯浮标方位角实际值与预测值对比图

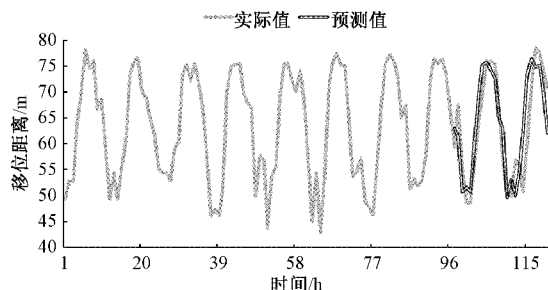


图 14 灯浮标移位距离实际值与预测值对比图

5 结 论

为预测灯浮标偏移的偏移位置, 采用乘积季节模型建立灯浮标偏移预测的数学模型, 以涪洲湾 1 号灯浮标为例, 采用 2018 年 8 月 11 日~8 月 14 日连续 96 h 的遥测数据为确定乘积季节模型的相关参数, 并据此预测该灯浮标的 8 月 15 日的偏移位置, 预测结果表明, 该方法预测精度较高, 方位角和移位距离的平均绝对百分比误差分别为 1.79% 和 7.37%, 基本满足航海实践的需要, 这为灯浮标偏移位置的预测和预警提供了新思路。后续将进一步研究乘积季节模型的优化方法, 以进一步提高移位距离与方位角的预测精度, 为灯浮标位置的监控提供更准确的预测位置。

参考文献

- [1] 李树兵, 黄永军, 段晶, 等. 船舶航行安全信息可视化关键技术研究[J]. 海洋测绘, 2020, 40(5): 73-77.
- [2] 朱兵, 翁爽, 孙和峰, 等. 航行安全入级符号在超大型矿砂船上的应用[J]. 船舶工程, 2020, 42(S1): 101-103.
- [3] 桑凌志, 洪四雄. 南海海区航标遥测遥控系统完善与优化[J]. 中国航海, 2020, 43(2): 35-40.
- [4] 乔少杰, 金琨, 韩楠, 等. 一种基于高斯混合模型的轨迹预测算法[J]. 软件学报, 2015, 26(5): 1048-1063.
- [5] 佟振明, 刘志鹏. 大型多人在线角色扮演游戏的下一地点预测[J]. 计算机科学, 2018, 45(11A): 453-457.
- [6] 李帆, 夏吉喆, 黄赵, 等. 顾及停留位置特征提取的个人位置预测方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(12): 1970-1980.
- [7] 段炼, 胡涛, 朱欣焰, 等. 顾及时空语义的疑犯位置时空预测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(5): 765-770.
- [8] 白玲, 郭晓伟, 马莉. 基于 ARIMA 乘积季节模型的科室级常规耗材需求量预测研究[J]. 中国医疗设备, 2021, 36(1): 123-126.
- [9] ISMAIL E. Forecasting the number of Arab and foreign tourists in Egypt using ARIMA models[J]. International Journal of System Assurance Engineering and Management, 2020, 2(18): 450-454.
- [10] 王昊, 刘震. 基于信息感知权重和误差预测的时间序列在线预测方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 31-41.
- [11] 张丽, 米白冰, 相晓妹, 等. 自回归求和移动平均乘积季节模型在西安地区出生缺陷预测中的应用[J]. 西安交通大学学报: 医学版, 2017, 3(5): 371-374.
- [12] 何鑫, 郭敬滨, 吴建宾, 等. 基于时间序列的蒸发波导高度短期预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(1): 103-110.

- [13] 徐佳文. 基于 python 仿真的插值方法分析与实验[J]. 电子世界, 2020, 598(16): 31-32.
- [14] 马强, 张琛婕, 陈雪平, 等. 基于乘积季节模型的社会消费品零售总额分析[J]. 数学的实践与认识, 2021, 6(51): 87-94.
- [15] 姜向荣. 时间序列分析与预测[M]. 北京: 科学出版社, 2020: 42-43.
- [16] 崔玉泉, 李培培, 李琳琳. 基于时序模型的股指序列分析[J]. 山东大学学报(理学版), 2013, 48(8): 68-77.
- [17] 刘彦卿, 郗志红, 韩伟濛. 基于 AIC 准则的击实试验曲线拟合模型优选[J]. 河北农业大学学报, 2017, 40(5): 120-124.
- [18] 刘文彪, 段礼祥, 耿帆, 等. 基于 CNN-BLSTM 网络的轴承性能退化预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2): 80-86.

作者简介

吴志政, 硕士研究生, 主要研究方向为航海保障技术。

E-mail: 15397916603@163.com

肖虹(通信作者), 工学硕士, 讲师, 主要研究方向为交通运输安全研究。

E-mail: xiaohong0598@jmu.edu.cn