

国产光抽运铯原子钟钟差预测算法分析*

杜洪强¹ 弓剑军¹ 吴 丹¹ 屈俐俐¹ 武文俊¹ 董绍武^{1,2†} 张首刚^{1,2}

(1 中国科学院时间基准及应用重点实验室 西安 710600)

(2 中国科学院大学天文与空间科学学院 北京 100049)

摘要 铯原子钟是现代原子守时的关键核心设备. 近年来国产光抽运铯原子钟TA1000在守时工作中获得广泛应用. 原子钟的钟差预测算法是影响守时性能的因素之一. 不同类型的原子钟呈现不同的噪声特性, 噪声会影响钟差预测的稳定度和精度. 为了探究适合于TA1000的钟差预测算法, 对经典的应用于铯钟的3种钟差预测算法进行分析, 包括一阶线性回归(Liner Regression, LR)模型、差分整合移动平均自回归(Autoregressive Integrated Moving Average model, ARIMA)模型以及卡尔曼(Kalman)模型. 通过利用不同取样时长的钟差序列进行建模, 并预报接下来的4个不同时长的钟差数据. 据此对3种模型的钟差预报效果进行分析和比较, 总结了各钟差预测模型应用于TA1000时的优点与不足. 实验表明, 3种模型中差分整合移动平均自回归模型更适用于TA1000短期钟差预测.

关键词 时间, 方法: 统计, 方法: 数据分析

中图分类号 P127; **文献标识码**: A

1 引言

时间频率信号广泛用于导航定位、武器系统、精确打击和协同作战等重大国防工程, 同时也服务于5G通信、金融、电网同步和地震监测等国计民生领域. 时间频率标准信号通常由守时系统产生和保持^[1-2]. 时频信号的质量很大程度上取决于守时系统的构成. 小铯钟是现代守时的核心设备之一, 它利用铯原子量子跃迁产生标准时间频率信号. 小铯钟具有优异的频率准确度和频率稳定度性能, 且体积小、重量轻, 是目前国际上数量最多、应用最广的守时原子钟.

很多国家建有独立自主的标准时间频率服务体系, 每个守时实验室需要利用多台原子钟组成钟组, 建立和保持一个时间基准. 中科院国家授时

中心(National Time Service Center, NTSC)建立了一套守时系统, 自主保持地方协调世界时(Coordinated Universal Time, UTC). 一直以来国际上各守时实验室采用的是美国的磁选态小铯钟5071A. 近年来国际局势紧张, 为满足国家标准时间的自主产生战略需求, 国产光抽运铯钟TA1000的数量不断增加, 正在逐步替代5071A.

守时的一项重要工作是钟差预测, 即通过原子钟的历史钟差数据来预测其未来表现. 钟差预测算法是综合原子时尺度算法^[3]和主钟频率驾驭算法的基础. 国际权度局在守时工作中已经采用了根据钟的可预测性对世界上各守时实验室的原子钟进行取权. 不同类型的原子钟具有不同的噪声特性^[4-5], 因此在国产光抽运铯钟逐步应用于守时工作的过程中, 需要研究适合于它的短期钟差

2024-09-29收到原稿, 2024-12-02收到修改稿

*国家自然科学基金项目(11703030)资助

†sdong@ntsc.ac.cn

预测算法, 但是目前仍缺乏相关研究. 为了确保 UTC(NTSC)连续、稳定、可靠, 选用在实际工作中已得到应用的钟差预测算法, 包括一元线性回归(Liner Regression, LR)模型^[6-7]、差分整合移动平均自回归(Autoregressive Integrated Moving Average model, ARIMA)模型^[8-10]以及卡尔曼(Kalman)模型^[11-12]等.

2 光抽运铯钟TA1000

小铯钟国内需求量较大, 但是基本依靠进口. 近年来国内相关单位陆续开展铯原子钟研究以避免卡脖子. 在关键技术攻关方面取得了较大进展, 生产了几款样机, 但受核心器件电子倍增器等制约, 距离工程化及量产还有较大距离. 随着激光技术的进步, 激光抽运铯束管完全避开了磁选态电子倍增器等难度极大的技术和工艺而逐渐显示出取代传统磁选态小铯钟的趋势. 采用光抽运方案加快了小铯钟的国产化, 目前TA1000已经实现量产化. 对比国外磁选态小铯钟, 光抽运铯钟基于激光进行原子态制备和跃迁探测, 原子利用率高. 理论计算表明, 光抽运小铯钟频率稳定度比传统的磁选态小铯钟高约一个量级.

图1展示了TA1000外形示意图. TA1000包括电路系统、光学系统和物理系统3部分. 激光系统单元负责原子束量子态的制备和检测. 铯束管单元作为铯钟的物理系统, 提供激光-微波-原子相互作用的真空场所, 产生铯原子束拉姆齐跃迁信号. 电路系统对原子钟跃迁信号进行处理, 产生锁定信号, 并最终输出高稳定度的时频参考信号.

3 钟差预测算法

一台好的原子钟应该是一台可预测的原子钟. 预测性好的原子钟的钟差预测值和实际测量值的偏差很小. 在钟差数据预处理过程中, 根据钟差预测算法可以对缺失数据进行填充, 或者及时发现异常数据. 保持一个连续、稳定、可靠的时间基准, 需要在原子钟发生异常后及时通过钟差数据检测出异常, 并根据异常情况合理调整原子钟的权重, 以尽可能减少异常对于时间基准的影响.



图 1 光抽运铯原子钟TA1000

Fig. 1 Optically-pumped cesium atomic clock TA1000

守时钟组系统内的子钟与参考钟通过时间间隔计数器进行相互比对即可得到钟差数据, 它是等间隔的相位测量值. 铯原子钟最大的优势是几乎没有漂移. 对TA1000钟差数据的变化趋势分析可知, 钟差数据一般呈现出线性趋势. 另外, 相关研究^[4]表明, 原子钟钟差的波动是由多种不同的噪声线性叠加而成的, 这些均为钟差预报提供了可行性. 通过对钟差数据进行数学建模分析, 可以提高原子钟钟差预报的准确度.

3.1 一元线性回归模型

线性回归^[6]是指给定一些数据, 使用机器学习到一种模式, 这个模式的回归系数要求线性, 然后用学到的模型预测新的数据. 一元线性回归模型^[6]只有一个自变量 x 和因变量 y , 不含有平方等非一次项. 表达式为

$$y = kx + b. \quad (1)$$

一元线性回归模型的目标是确定回归系数 k 和常数项 b , 使得模型预测值尽可能接近真实观测值. 一元线性回归模型允许预测值与真实值之间存在误差. 各个真实值可能在直线上方, 也可能在直线下方. 随着数据量的增多, 这些数据的误差平均值为0, 即残差服从期望为0的一个正态分布.

通过最小二乘法求得参数 k 和 b . 一元线性回归模型的优化目标是最小化均方误差, 表达式为

$$J(k, b) = \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i), \quad (2)$$

其中 $J(k, b)$ 为全部观测值与对应的回归估计值的离差平方总和, y_i 为观测值, $\hat{y}_i$ 为对应的回归估计值, m 为样本数量. 均方误差函数分别对 k 和 b 求偏导数, 令其等于零, 得到优化的解.

3.2 差分整合移动平均自回归模型

差分整合移动平均自回归模型^[8-10]是统计模型(statistic model)中最常见的一种用来进行时间序列预测的模型, 可以分为3部分: 自回归模型, 移动平均模型和差分法. ARIMA模型有3个参数, 可表示为ARIMA(p, d, q), 其中 p 为自回归项数, q 为滑动平均项数, d 为使之成为平稳序列所做的差分次数.

自回归移动平均模型是自回归模型与移动平均模型的结合, 包含了 p 个自回归项和 q 个移动平均项, 表达式为:

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^p \gamma_i y_{t-i} + \alpha_t + \sum_{i=1}^q \theta_i \alpha_{t-i}, \quad (3)$$

其中 y_t 表示第 t 个时刻的值, μ 是常数项, γ_i 是自回归系数, α_t 是第 t 个时刻白噪声误差项, θ_i 是移动平均系数.

自回归移动平均模型表示一个随机时间序列可以由其自身的历史值以及随机扰动项来组成. 如果该序列是平稳的, 即它的趋势不会随着时间的推移而变化, 那么可以通过该序列历史时刻的值来预测未来时刻.

差分整合移动平均自回归模型是自回归移动平均模型和差分法的结合, 其原理是将数据通过差分转化为平稳数据, 再将差分后的平稳数据仅对它的历史值以及随机误差项的现值和滞后值进行回归所建立的模型. 模型的优点是简单易训练, 只需要内生变量而不需要借助其他外生变量. 模型的缺点是要求时序数据是稳定的, 或者经过差分化之后是稳定的, 另外该模型只能捕捉线性关系, 不能捕捉非线性关系.

3.3 卡尔曼模型

卡尔曼滤波(Kalman Filtering, KF)^[11-12]是一种利用线性系统状态方程, 从一组包括系统噪声和干扰噪声的测量中, 对系统状态进行最优估计的算法. 卡尔曼滤波会根据各测量量在不同时刻下的值, 计算各时刻下的联合分布从而对未知因素进行估计, 因此会比只以单一测量量为基础的估计方式要准.

卡尔曼滤波算法通过上一时刻状态的估计值以及当前状态的观测值计算当前状态的估计值. 算法包括预测和更新两部分, 二者不断迭代得到最优估计. 在预测阶段, 使用上一状态的估计做出对当前状态的估计, 其中也包括不确定性估计. 在更新阶段, 通过对当前状态的观测值和预测阶段获得的预测值进行加权平均优化, 其中观测值含有某种误差, 如随机噪声. 确定性越高的量加权比重也越高, 从而获得一个更精确的新估计值.

卡尔曼滤波器的状态由如下变量表示, $\hat{\mathbf{X}}_{t|t}$ 表示第 t 个时刻的状态估计. $\hat{\mathbf{X}}_{t|t-1}$ 表示已知过去 $t-1$ 个时刻的状态, 对第 t 个时刻的状态做出的预测. $\hat{\mathbf{P}}_{t|t-1}$ 表示已知过去 $t-1$ 个时刻的误差协方差矩阵, 对第 t 个时刻的误差协方差矩阵做出的预测. $\hat{\mathbf{P}}_{t|t}$ 表示第 t 个时刻的后验估计误差协方差矩阵, 用以表示估计值的精确程度.

在预测阶段, 根据上一时刻的状态和控制量, 预测当前时刻的状态. 这个预测值由于没有考虑当前时刻的观测值, 因此是一个估计值. 预测值的误差协方差矩阵是通过上一时刻的误差协方差矩阵和系统噪声协方差矩阵计算得到的. 预测阶段的表达式如下:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{t|t-1} = \mathbf{F}_t \cdot \hat{\mathbf{X}}_{t-1|t-1} + \mathbf{B}_t \mathbf{u}_t \\ \hat{\mathbf{P}}_{t|t-1} = \mathbf{F}_t \cdot \hat{\mathbf{P}}_{t-1|t-1} \cdot \mathbf{F}_t^T + \mathbf{Q}_t \end{cases}, \quad (4)$$

其中 $\mathbf{F}_t$ 为状态转移矩阵, $\mathbf{F}_t^T$ 为状态转移矩阵的转置, $\mathbf{B}_t$ 为控制矩阵, $\mathbf{u}_t$ 为控制向量, $\mathbf{Q}_t$ 为过程噪声的协方差矩阵.

在更新阶段, 根据当前时刻的观测值和预测值, 计算出当前时刻的状态估计值. 这个估计值是一个更加准确的估计值, 因为当前时刻的观测值参与了计算. 状态估计值的误差协方差矩阵是通过预测步骤中计算得到的误差协方差矩阵、观测

噪声协方差矩阵和卡尔曼增益计算得到的. 更新阶段的表达式如下:

$$\begin{cases} \mathbf{K}_t = \mathbf{P}_{t|t-1} \mathbf{H}_t^T (\mathbf{H}_t \mathbf{P}_{t|t-1} \mathbf{H}_t^T + \mathbf{R}_t)^{-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_{t|t} = \hat{\mathbf{X}}_{t|t-1} + \mathbf{K}_t (\mathbf{Z}_t - \mathbf{H}_t \hat{\mathbf{X}}_{t|t-1}) \\ \mathbf{P}_{t|t} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t) \mathbf{P}_{t|t-1} \end{cases}, \quad (5)$$

其中, $\mathbf{Z}_t$ 为观测值, $\mathbf{R}_t$ 为观测值噪声的协方差矩阵, $\mathbf{H}_t$ 为映射矩阵, $\mathbf{H}_t^T$ 为映射矩阵的转置, $\mathbf{K}_t$ 为卡尔曼增益, $\mathbf{I}$ 为单位矩阵.

4 实验与结果分析

采用国家授时中心基准实验室的4台光抽运铯钟与我国时间基准UTC(NTSC)的相位比对钟差数据进行钟差预报与测试. 钟差预测模型包括一阶线性回归模型、差分整合移动平均自回归模型以及卡尔曼滤波模型. 原始钟差数据采样间隔为1 h, 预报钟差数据的时间间隔为1 h. 为探究适合于光抽运铯钟的短期钟差预测模型, 每一个预报模型分别利用1 d、10 d和30 d时长的钟差数据进行

建模, 然后预报接下来的12 h、1 d、2 d和5 d 4个时长的钟差数据(即每台钟的测试数据量分别为12、24、48和120), 并将预报结果与实测值进行比较, 测试模型的预报稳定性和精度.

采用均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)和极差(Range, R)两个性能指标分别评估预报结果的精度与稳定性^[13]. 均方根误差和极差的具体定义为:

$$\begin{cases} \varepsilon_t = \text{test}_t - \text{pred}_t \\ \text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varepsilon_t^2} \\ R = |\varepsilon_{\max} - \varepsilon_{\min}| \end{cases} \quad (6)$$

上述表达式中 ε_t 为第 t 个时刻期望输出 test_t 与预报值 pred_t 的残差, $\varepsilon_{\max}$ 和 $\varepsilon_{\min}$ 分别代表残差值序列中的最大值与最小值.

表1显示了4台TA1000相对于参考信号UTC(NTSC)在1 h、1 d和5 d的频率稳定度, 稳定度表现近似.

表 1 4台TA1000的频率稳定度
Table 1 The frequency stability of four TA1000

	Clock 1	Clock 2	Clock 3	Clock 4
1 h	1.03×10^{-13}	8.70×10^{-14}	9.79×10^{-14}	8.31×10^{-14}
1 d	2.47×10^{-14}	2.98×10^{-14}	2.54×10^{-14}	2.49×10^{-14}
5 d	1.44×10^{-14}	1.84×10^{-14}	1.67×10^{-14}	1.37×10^{-14}

表2和表3分别显示了4台TA1000采用1 d时长数据建模预测模型, 预报不同时长的均方根误差和极差的平均统计值. 3种模型的均方根误差和极差随着预报时长的增加而增大, 其中一阶线性回归模型整体优于ARIMA模型, 而卡尔曼模型的误差显著大于一阶线性回归模型和ARIMA模型, 这表明一阶线性回归模型和ARIMA模型只需要少量的建模数据就可以学习到钟差的趋势, 而Kalman模型因为建模数据量少导致钟差状态估计不准确.

表4和表5分别显示了4台TA1000采用10 d数据建模, 预报不同时长的均方根误差和极差. 根据均方根误差和极差, 预报时长的增加依然会导致预报误差增大. 进一步对比表2和表3, 随着建模数

据量的增大, 卡尔曼模型由于能更准确预估钟差的状态参数, 均方根误差和极差整体在减少. 一阶线性回归模型则由于钟噪声的干扰导致均方误差增大, ARIMA模型先对观测数据进行差分处理, 消除非平稳项的干扰, 表现更加鲁棒.

表6和表7分别显示了4台TA1000采用30 d数据建模, 预报不同时长的均方根误差和极差平均统计值. 由于一元线性回归模型在长时间建模时, 受到铯钟稳定度等因素影响造成预报起始位置不在零点, 直接用RMSE计算存在较大偏差, 因此当用30 d数据时, 一元线性回归模型结合差分法进行建模. 随着建模数据量的进一步增大, 一阶线性回归模型由于结合了差分法进行建模, 均方根误差

对比利用10 d数据建模时显著减小, 这表明一阶线性回归模型在长时间建模时需要结合差分法. 而Kalman模型的均方根误差和极差则进一步降低, 这与Kalman模型对噪声的良好抑制能力相关, 同时也表明卡尔曼模型对建模的数据量有一定的要求. ARIMA模型的均方根误差和极差会因建模数据量的变化而呈现小幅度的波动, 表明ARIMA模型对钟差数据噪声也具备良好的抑制能力.

表 2 4台TA1000采用1 d数据建模, 预报不同时长的
平均RMSE统计值(单位: ns)

Table 2 Comparing the average RMSE statistical values for predicting different time periods under the condition that four TA1000 are modeled with 1 d of data (unit: ns)			
	LR	ARIMA	Kalman
Predict 12 h	1.25	1.63	2.89
Predict 1 d	1.80	2.04	4.57
Predict 2 d	2.17	2.60	7.93
predict 5 d	3.29	3.80	17.4
Average	2.13	2.52	8.2

表 3 4台TA1000采用1 d数据建模, 预报不同时长的
平均Range统计值(单位: ns)

Table 3 Comparing the average Range statistical values for predicting different time periods under the condition that four TA1000 are modeled with 1 d of data (unit: ns)			
	LR	ARIMA	Kalman
Predict 12 h	2.26	2.33	4.52
Predict 1 d	3.10	3.03	7.66
Predict 2 d	3.89	3.99	14.1
predict 5 d	6.50	7.52	30.2
Average	3.93	4.22	14.1

图2显示了4台铯原子钟利用30 d数据建模的模型拟合残差. 3种模型均不可避免地存在模型误差. ARIMA和Kalman模型的建模残差在0值附近波动, 而一元线性回归模型在长时间建模时受到

噪声等因素影响造成建模残差存在较大偏差.

表 4 4台TA1000采用10 d数据建模, 预报不同时长的
平均RMSE统计值(单位: ns)

Table 4 Comparing the average RMSE statistical values for predicting different time periods under the condition that four TA1000 are modeled with 10 d of data (unit: ns)			
	LR	ARIMA	Kalman
Predict 12 h	3.28	1.03	1.67
Predict 1 d	4.14	1.65	3.77
Predict 2 d	5.44	2.91	7.92
predict 5 d	9.53	8.48	22.3
Average	5.60	3.52	8.91

表 5 4台TA1000采用10 d数据建模, 预报不同时长的
平均Range统计值(单位: ns)

Table 5 Comparing the average Range statistical values for predicting different time periods under the condition that four TA1000 are modeled with 10 d of data (unit: ns)			
	LR	ARIMA	Kalman
Predict 12 h	2.12	2.00	2.76
Predict 1 d	4.01	3.79	6.69
Predict 2 d	5.91	5.94	13.9
predict 5 d	16.4	16.8	40.6
Average	7.11	7.13	16.0

表 6 4台TA1000采用30 d数据建模, 预报不同时长的平均
RMSE统计值(单位: ns)

Table 6 Comparing the average RMSE statistical values for predicting different time periods under the condition that four TA1000 are modeled with 30 d of data (unit: ns)			
	LR	ARIMA	Kalman
Predict 12 h	1.27	1.63	1.16
Predict 1 d	1.43	1.97	1.80
Predict 2 d	2.61	3.32	4.17
predict 5 d	8.00	4.49	7.77
Average	3.32	2.85	3.73

表 7 4台TA1000采用30 d数据建模, 预报不同时长的平均Range统计值(单位: ns)

	LR	ARIMA	Kalman
Predict 12 h	2.31	2.85	2.35
Predict 1 d	3.64	4.19	4.56
Predict 2 d	5.9	6.12	8.13
predict 5 d	17.7	8.24	14.5
Average	7.40	5.35	7.39

图3展示了4台TA1000原子钟利用30 d建模数据预测1 d时长时, 按照(6)式计算得到的预报残差.

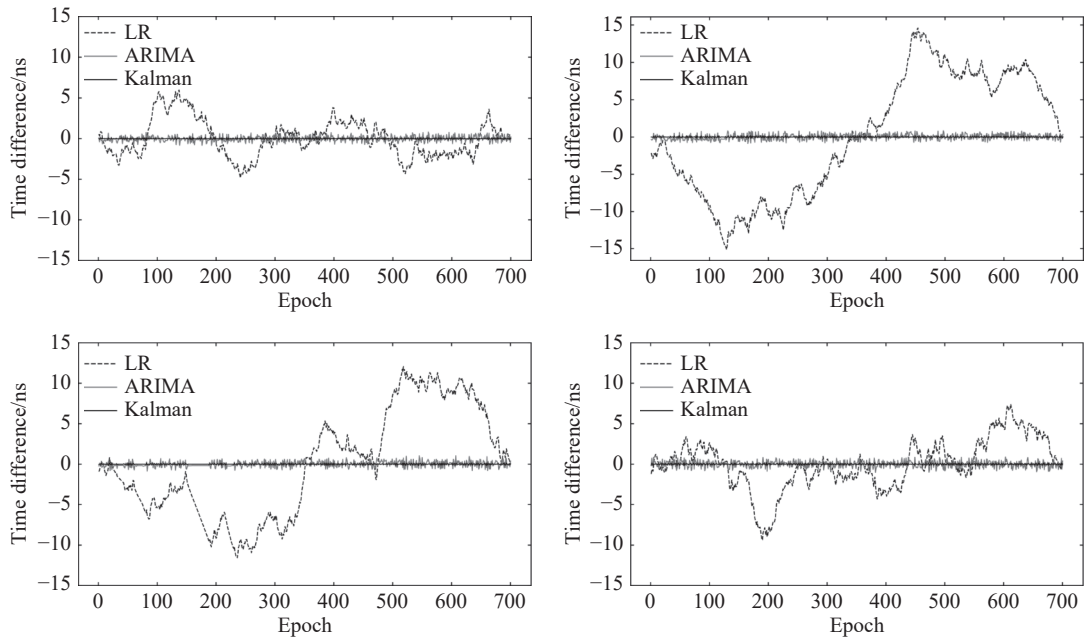


图 2 4台原子钟利用30 d数据建模的模型拟合残差

Fig. 2 The model fitting residuals of four atomic clocks trained with 30 d of data

5 结论

为使光抽运铯原子钟TA1000在守时钟组中更好发挥性能, 同时在原子钟国产化的过程中确保我国时间基准UTC(NTSC)连续、稳定和可靠, 对

一阶线性回归模型应用于4台原子钟时表现不尽相同. 第1台钟应用一阶线性回归模型表现较差, 剩余3台钟则适合于采用此模型. ARIMA和Kalman两个模型表现近似. 随着预测时长的增加, ARIMA整体波动较Kalman模型更平稳.

表8和表9分别对比了3种建模数据量下3种模型的平均RMSE和Range统计值. 根据极差统计值, 一阶线性回归模型和ARIMA模型的预测稳定性表现近似, 二者均显著优于卡尔曼模型. 根据均方根误差, ARIMA模型预报的精度显然更优异. ARIMA模型具有消除非平稳项的作用, 因此建模数据量的变化对该模型预报的精度影响不大, 未出现预报精度随预报时长的增加迅速变差的现象. 同时利用较少的建模数据量可以保障钟差预报的精度.

应用于铯钟的3种经典钟差预测算法进行了分析, 包括一阶线性回归模型、差分整合移动平均自回归模型以及卡尔曼模型. 通过对比3种模型的预测稳定性和精度, 分析得到3种模型应用于TA1000时的钟差预报优缺点如下:

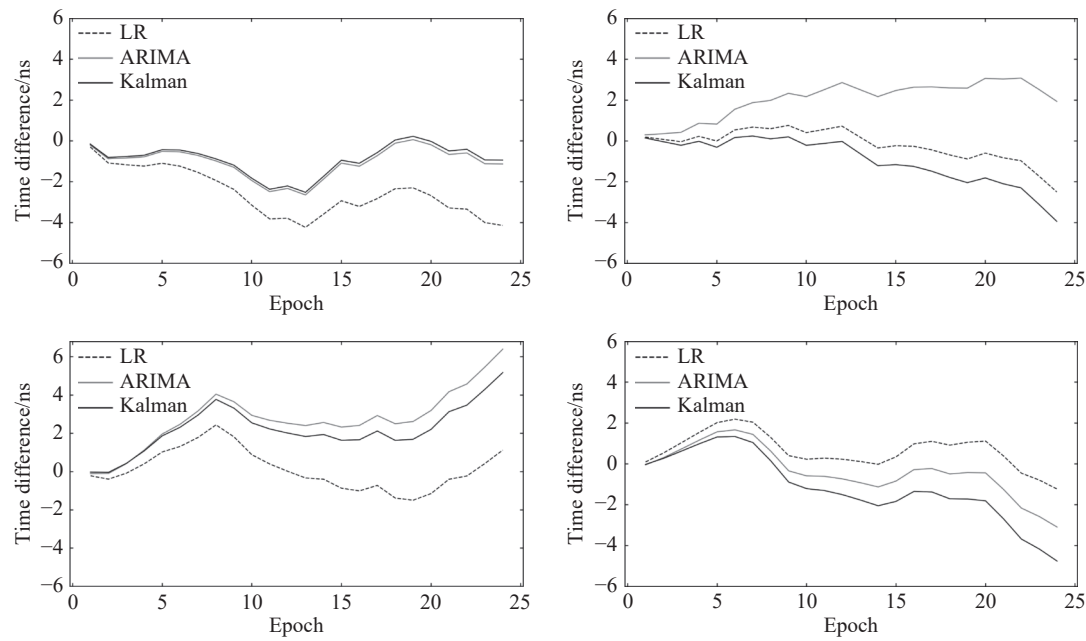


图 3 4台原子钟利用30 d建模数据预测1 d的预报残差

Fig. 3 The 1 d prediction residuals of four atomic clocks trained with 30 d of training data

表 8 对比3种建模数据量下预报4种时长的平均RMSE统计值(单位: ns)

Table 8 Comparing the average RMSE statistical values for predicting four different durations under three different modeling data (unit: ns)

	LR	ARIMA	Kalman
1 d	2.13	2.52	8.20
10 d	5.60	3.52	8.92
30 d	3.32	2.85	3.73
Average	3.68	2.96	6.95

表 9 对比3种建模数据量下预报4种时长的平均Range统计值(单位: ns)

Table 9 Comparing the average Range statistical values for predicting four different durations under three different modeling data (unit: ns)

	LR	ARIMA	Kalman
1 d	3.93	4.22	14.1
10 d	7.11	7.13	16.0
30 d	7.40	5.35	7.39
Average	6.14	5.57	12.5

(1)在同样建模数据量的条件下, 同一个预测模型预报误差会随着预测时长的增加而增大.

(2)对于预测短期时长的钟差, 一阶线性回归

模型仅在少量钟差建模数据的条件下预报结果最好, 长时间建模需要进一步研究. 卡尔曼模型则需要充足的钟差数据. 差分整合移动平均模型的预

报效果在不同的建模数据量下, 表现更为鲁棒.

(3)根据预报模型的稳定性和精度, 差分整合移动平均模型更适合于光抽运铯钟TA1000的短期钟差预报.

参 考 文 献

- [1] 董绍武, 王燕平, 武文俊, 等. 时间频率学报, 2018, 41: 73
- [2] 杨玉婷, 刘晨帆, 蔺玉亭, 等. 自动化仪表, 2021, 93: 97
- [3] 姜萌. 天文学报, 2024, 65: 10
- [4] 李树洲, 王茂磊, 肖胜红. 现代导航, 2017, 118: 121
- [5] 伍贻威, 杨斌, 肖胜红, 等. 武汉大学学报, 2019, 1226: 1232
- [6] 陈倩, 陈俊平, 于超, 等. 天文学报, 2020, 61: 16
- [7] Chen Q, Chen J P, Yu C, et al. ChA&A, 2020, 44: 258
- [8] 姜诗奇, 李博峰. 导航定位学报, 2019, 118: 124
- [9] 梁愈高, 田克纯. 遥测遥控, 2014, 42: 46
- [10] 范旭亮, 王晓红, 张显云, 等. 遥测遥控, 2015, 104: 106
- [11] 孙启松, 王宇谱. 测绘与空间地理信息, 2016, 93: 95
- [12] 杨旭, 王潜心, 吕伟才, 等. 导航定位学报, 2022, 59: 68
- [13] 王旭, 柴洪洲, 王昶. 测绘学报, 2020, 580: 587

Analysis of Clock Difference Prediction Algorithm for Domestic Optically-pumped Cesium Atomic Clock

DU Hong-qiang¹ GONG Jian-jun¹ WU Dan¹ QU Li-li¹ WU Wen-jun¹
DONG Shao-wu^{1,2} ZHANG Shou-gang^{1,2}

(1 Key Laboratory of Time Reference and Applications, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710600)

(2 School of Astronomy and Space Science, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

ABSTRACT The cesium atomic clock is a crucial component of modern atomic precision timekeeping. In recent years, the domestic optically-pumped cesium atomic clock, TA1000, has been widely utilized in time-sensitive applications. The clock difference prediction algorithm for atomic clocks significantly influences the performance of timekeeping systems. Different types of atomic clocks exhibit varying noise characteristics, which can impact the stability and accuracy of clock difference predictions. To identify a suitable clock difference prediction algorithm for the TA1000, a comparative analysis of three classical algorithms for clock prediction used in caesium clock was conducted: the first-order linear regression model, the autoregressive integrated moving average (ARIMA) model, and the Kalman filter model. By utilizing varying amounts of data for modeling, the study predicts clock differences over the next 12 h, 1 d, 2 d, and 5 d. The effectiveness of the clock difference predictions from the three models is analyzed and compared, highlighting the advantages and disadvantages of each model when applied to the TA1000. Experimental results suggest that the ARIMA model is favored for clock differences prediction of TA1000.

Key words time, methods: statistical, methods: data analysis