ISSN 1004-9037,CODEN SCYCE4
Journal of Data Acquisition and Processing Vol. 41,No. 1,Jan. 2026,pp. 89－108
DOI:10. 16337/j. 1004-9037. 2026. 01. 006

http://sjcj. nuaa. edu. cn
E-mail:sjcj@nuaa. edu. cn
Tel/Fax:＋86-025-84892742

通用航空集群的高精度时钟同步算法

陈　羽[1]，韩腾飞[1]，杨　朋[1]，熊泽辉[2]，曹先彬[1]

(1. 北京航空航天大学电子信息工程学院,北京 100081;2. 贝尔法斯特女王大学，贝尔法斯特 BT7 1NN)

摘　要：高精度时钟同步是通用航空集群协同运作的核心技术之一。当前往返时间(Round-trip time，RTT)同步技术中,机动状态下的非等应答时延影响常被忽略,易引发显著内部处理时延偏差。本文提出一种基于相对速度补偿的RTT时钟同步算法。该算法在解析应答航空节点内部处理环节的非均等应答时延(Unequal reply time，URT)原理的基础上,设计基于批量估计的时延建模与补偿策略,可有效降低同步误差。进一步,该算法设计卡尔曼滤波与反向传播(Back propagation,BP)神经网络级联的授时/守时策略,通过对时钟偏差与频率偏差的预测和修正,能够有效抑制机动状态下的观测噪声。仿真结果表明,所提出的时钟同步算法优于现有同步新算法,且实现了纳秒级同步精度。

关键词：通用航空集群;时钟同步;往返时间;非均等应答时延;卡尔曼滤波器;反向传播神经网络

中图分类号：V241.5;TN911.3　　**文献标志码：**A

引用格式：陈羽,韩腾飞,杨朋,等.通用航空集群的高精度时钟同步算法[J].数据采集与处理,2026,41(1):89-108. CHEN Yu,HAN Tengfei,YANG Peng,et al. High-precision clock synchronization algorithm for general aviation swarms[J].Journal of Data Acquisition and Processing,2026,41(1):89-108.

引　　言

随着通用航空集群在协同探测、编队控制、智能决策与任务级自主协作等领域的快速发展,集群内各飞行器之间的高精度时钟同步成为保障集群稳定运行的基础条件。无论是多飞行器无源定位、协同电子侦察,还是时间敏感型的数据融合与链路调度,时间误差都会直接影响任务的协同性能,甚至导致集群结构发生失稳。特别是对于分布式相参雷达(Distributed coherent radar，DCR)与协同电子对抗等高级战术应用,其要求各节点间的时钟同步误差需控制在载波周期的十分之一以内,如X波段雷达要求亚纳秒级同步。因此,在高动态、强不确定的空中无线环境下实现纳秒级甚至更高精度的时钟同步,已成为通用航空集群亟需突破的核心技术之一。

现有时钟同步方法大体可分为外同步与自同步两类。其中外同步方案主要依赖于全球导航卫星系统(Global navigation satellite system,GNSS)等卫星授时系统,其核心优势在于能提供绝对时间基准,且精度高、覆盖范围广、成本低[1-2]。例如,有研究利用GNSS载波相位精密单点定位和多星座多频接收机,对片级原子钟进行数字频率牵引,解决了小型原子钟长期频率/相位漂移大的问题,大幅提升了时钟同步精度[3-4]。然而,GNSS授时方案存在一些不足之处,如在信号强干扰、环境遮挡或战术对抗环境下易被干扰和阻断,导致同步系统瞬时失效[5]。此外,GNSS信号的测量噪声和飞行器高动态运动产生的多普勒效应残差,会使其难以在短期内维持严格的时间和频率稳定性,因而难以应用在高动态航空集群场景中[6]。

基金项目：中央高校基本科研业务费专项资金;国家自然科学基金(62471018)。
收稿日期：2025-11-13;**修订日期：**2026-01-03

相比之下，基于无线通信链路的双向测时机制因不依赖外部时间源而更具鲁棒性，逐渐成为航空集群自同步时钟同步的主要技术路线。目前广泛使用的时钟自同步解决方案有网络时间协议(Network time protocol，NTP)和精准时间协议(Precision time protocol，PTP)两种[7]。PTP能够提供硬件辅助的时间戳，从而大幅缩短了参考时钟物理接收/发送端口之间的延迟[8]，并且支持包括边界时钟和透明时钟等多种时钟类型，其网络中的所有从属节点都相互同步，可以有效消除NTP重新分配过程中可能产生的额外延迟[9]。以IEEE 1588 /PTP及其改进方法为代表的双向测时技术，已在固定网络中获得广泛应用，并被扩展至无线或移动网络环境。例如，文献[10]提出了一种基于现场可编程门阵列/随机存取存储器软硬件协同的PTP同步架构，并结合稳定快速横向递推最小二乘算法来抑制链路噪声和抖动，实现了分布式采集系统中的时间同步和采样同步，达到了纳秒级精度。然而，由于此类双向测时技术严重依赖于主从设备之间通信链路的准确测量和假设，其在高速相对运动、信道时变性显著的通用航空场景中应用时，同步精度会显著下降[11]。

除链路级双向测时外，集群/多跳网络的时钟同步还存在两类与网络组织密切相关的研究路线。一类是基于“时隙聚合”的同步机制，通过时分多址、超帧、时隙帧等统一时隙结构将同步与调度耦合，从而降低竞争接入带来的抖动并提升网络级确定性；典型工作包括面向传感网络的层次化建链与成对同步协议——传感器网络时间同步协议，以及面向多跳网络的洪泛型同步协议——洪泛时间同步协议与基于快速泛洪实现隐式同步的格洛西等。另一类是基于“拓扑聚合”的同步机制，通过分层或分布式一致性迭代降低同步信息在多跳传播中的误差扩散，并增强拓扑变化与链路丢包条件下的鲁棒性，例如Average TimeSync(ATS)等共识型协议[12]。

然而，上述“时隙聚合/拓扑聚合”方法通常依赖相对稳定的时隙结构或可维持的网络层级关系；在航空集群这类高速相对运动、链路快速时变与邻接关系频繁重构的场景中，严格的全网时隙一致性与稳定拓扑维护成本显著上升，且同步误差更易受到机动引发的传播非对称与节点内部处理时延不确定性的影响。基于此，本文选择从链路级双向测时精度入手，在不依赖全局固定时隙/稳定拓扑的前提下，重点解决高机动条件下由相对运动与非等应答时延(Unequal reply time，URT)引发的同步偏差问题，为集群级时间一致性提供高精度、可扩展的基础同步单元[13]。

为解决上述问题，近年来研究者开始通过传播时延建模、多普勒补偿及运动状态推断等策略提升无线双向测时的精度。例如，文献[14-15]通过引入相对速度估计以消除往返时间(Round-trip time，RTT)询问信号中的非对称传播时延，提高了高速场景下的时间戳可靠性；文献[16]提出了一种频率偏移信息辅助的动态拓扑最大似然估计器，通过结合双向消息交换中的时间戳和由相对运动引起的多普勒频移所含的频率偏移信息，可以在无外部辅助的高动态集群中实现高效、鲁棒的自定时同步；不过，该方案的同步精度较低，处于微秒级同步精度水平。文献[17-18]提出了通过移动最小二乘法(Moving least squares，MLS)原理来增强PTP同步的PTP-MLS算法，其精度达到了纳秒级；但是此类算法没有考虑到目标相对运动速度的影响，会引起较大误差。为了降低相对运动速度对时钟同步精度的影响，文献[19-21]设计了双向相对运动补偿时钟同步方案。例如，文献[19]提出了一种基于累积相位测量的新型双向无线时钟同步方法，其通过利用和压缩无线信号的载波相位，使同步精度达到了纳秒级。不过，在存在多径效应和多普勒频移的高机动场景中，该方法可能会因为快速的信道变化而出现“跳变”错误和载波相位估计失败等问题。针对高速运动可能带来信道跳变错误或相位估计失败的问题，文献[22-24]设计了时频联合处理的抗动态失配方案。例如，文献[22]提出了一种基于分段相关与频域处理的伪码捕获算法，其通过高精度信号到达时间(Time-of-arrival，TOA)与多普勒频偏估计消除相对运动引发的时钟同步误差。总之，上述方法在一定程度上改善了高速运动条件下的时钟同步性能，但如下3个关键问题尚未得到有效解决：

(1)航空应答节点处理过程中的URT缺乏显式数学建模。URT由硬件路径差异、操作系统调度、缓存与触发时序不一致等因素引起,具有随机性强、不可直接测量等特征,会直接以系统性偏差的形式注入时钟估计误差[25-26]。

(2)飞行器挂载的振荡器频率漂移随温度、振动与负载呈缓慢时变特性,仅依赖瞬时测量时难以抑制该类累积误差。

(3)飞行器运动状态、信道条件与TOA噪声存在显著非线性关系,传统基于线性模型或一次性补偿方式的同步方法难以在全动态范围内保持稳定精度。

针对上述问题,本文在RTT/PTP框架基础上,提出了一种面向航空集群的URT感知与动态补偿相结合的高精度时钟自同步算法。首先对非等应答时延进行数学建模,利用多周期测时数据提取URT的统计特征,批量补偿模型同步误差;其次,设计了一种动态补偿授时/守时同步策略,该策略在无需额外增加硬件装置的基础上,通过卡尔曼滤波器和反向传播(Back propagation, BP)神经网络的级联设计,有效缓解了噪声、估计残差和频率漂移等复杂因素造成的随机波动对同步估计精度的影响;最后,通过仿真验证了所提时钟同步算法的有效性。仿真结果表明,所提算法能够有效抑制URT、强噪声、多普勒和频漂累积等多源误差,实现了纳秒级强鲁棒时钟同步;且在高机动条件下,算法的同步精度优于PTP-MLS和多种运动补偿类算法。

1　高精度时钟自同步模型

1.1　时钟自同步原理

通用航空集群通常指由一定规模的同构或异构飞行器(如无人机、通航飞机等)组成的分布式空中自组织网络。在实际应用中,集群网络被建模为由飞行器节点集合及相对位置变化而动态建立的通信链路集合。集群在执行任务过程中,飞行状态在“平稳巡航”与“高动态机动”之间切换。虽然大部分时间节点处于相对速度较低的亚音速巡航状态,但在执行编队重构、紧急避障或战术协同任务时,节点间会产生高速相对运动及显著的姿态变化。为了维持全网的时间一致性,集群通常采用分层同步协议。在此架构下,全网的同步精度严格依赖于相邻节点对之间的链路同步质量[27]。

在通用航空集群的高精度时钟同步中,由于飞行器之间存在相对运动,传统的基于静态假设的时钟同步方法无法准确处理因相对运动导致的时钟偏差。尤其是在高速运动的航空集群中,飞行器之间的相对速度会引起多普勒效应,导致时钟同步误差的显著增加。因此,在传统的询问-应答时钟同步方法的基础上,需要对运动引起的同步误差进行修正,以实现纳秒级的同步精度。

文献[28]提出了一种基于询问-应答同步原理的高精度时钟同步模型以及基于忽略运动修正PTP-MLS的相对速度补偿高精度时钟自同步算法(RTT-Relative-velocity-compensated, RTT-RVC)。其描述的航空集群中相邻节点的同步过程如图1所示。节点A和节点B是待同步的两架飞行器,假设A节点和B节点处于静止状态时两个节点间的时钟同步误差为ε,需要在A节点和B节点之间建立时钟同步,其测量建立过程如下:

(1)RTT请求发送:节点A在其本地时隙起始时刻T_A向节点

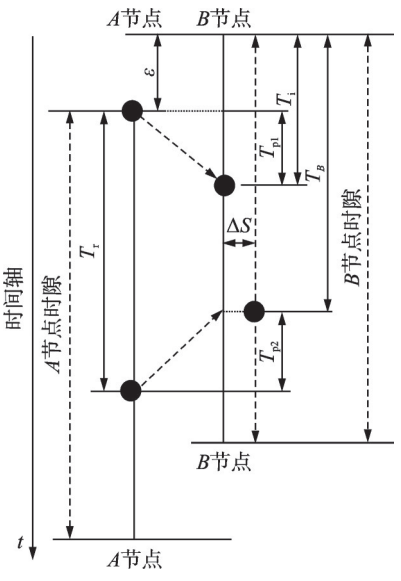

图1　相对运动条件下时钟自同步过程原理图

Fig.1　Schematic diagram of clock self synchronization process under relative motion conditions

B发送RTT询问信号。该信号的传播时延记为T_{p1}。

(2) B节点TOA测量:节点B接收到来自节点A的RTT询问信号后,在本地通过TOA估计算法得到该询问信号的到达时刻,记为T_i。

(3) RTT应答发送:节点B在其本地时钟时刻T_B向节点A发送RTT应答信号,同时将步骤(2)中测得的到达时刻T_i以及本次应答的发送时刻T_B一并封装进数据包回传给节点A。该应答信号的传播时延记为T_{p2}。

(4) A节点TOA测量:节点A接收到来自节点B的RTT应答信号后,在本地利用TOA估计算法测得应答信号的到达时刻,记为T_r。

通过以上测量过程,可在A节点得到3个时间测量值T_B、T_i、T_r。此外,可得时钟同步误差方程为

$$\varepsilon = (T_i - T_r + T_B)/2 \tag{1}$$

1.2 飞行器相对运动条件下时钟同步模型修正

上述模型在建立时假定两个节点相对静止,而当节点A和节点B处于相对运动状态时,对称传输距离条件将不再成立,模型将产生影响同步性能的较大误差。在构建系统模型之前,需要确立两个近似处理:(1)在高机动通信应用场景下,由于每次询问-应答的时间窗口极短,加速度带来的速度变化可忽略不计,节点间相对运动可近似视为匀速径向运动;(2)忽略非径向运动速度,只关注径向速度。由于研究背景中航空集群的相对运动速度和相对距离都很大,应答时间为毫秒级,假设A、B两个高机动平台距离为$S=1$ km,相对速度为$V=300$ m/s,应答间隔时间为10 ms,如图2所示。

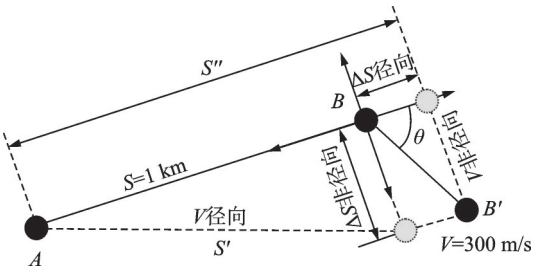

图2 节点相对运动示意图

Fig.2 Schematic diagram of node relative motion

以径向和非径向设立直角坐标系,将B的飞行速度在不同方向上进行投影,分别为

$$V_{radial} = V\cos\theta = 300\cos\theta \text{ m/s} \tag{2}$$

$$V_{non\text{-}radial} = V\sin\theta = 300\sin\theta \text{ m/s} \tag{3}$$

在应答时间内,当$\theta=90°$时,V_{radial}的值最大,即

$$V_{radial,\max} = 300 \text{ m/s} \tag{4}$$

在应答时,非径向运动位移为

$$S' = \sqrt{S^2 + (\Delta S_{non\text{-}radial})^2} \tag{5}$$

经过计算可以得出非径向运动位移所产生的位置误差仅为0.004 5%,因此在研究相对运动问题时可以只考虑径向运动速度。

假设A节点发送RTT询问消息时,A节点与B节点距离为S_1、节点A、B的相对径向速度为v,B节点发送RTT应答消息时A节点与B节点距离为S_2。当相对距离为S_1时,有RTT询问信号到达B节点的时间估计值为

$$T_i = \varepsilon + \frac{S_1}{c} + \delta_i \tag{6}$$

$$T_r = T_B - \varepsilon + \frac{S_2}{c} + \delta_r \tag{7}$$

式中:ε为时钟偏差;c为光速;δ_i为T_i的估计误差,δ_r为T_r的估计误差,二者主要由环境噪声引起,均服从高斯分布[29]。

由于节点之间的相对运动,传输过程中的距离变化量为$\Delta S=S_2-S_1$,从B节点收到询问到B节点发出应答的时间间隔为$T_{\mathrm{d}}-\varepsilon$。因为在这段较短的时间里可以认为飞行器是以径向速度v匀速运动,则位移量=速度×时间,故$\Delta S=S_2-S_1=v(T_{\mathrm{d}}-\varepsilon)$。此时,节点$B$发出的应答信号会导致传播时间$T_{\mathrm{p2}}$的变化,影响同步精度。因此,考虑到相对运动引起的误差,需要修正同步误差计算公式。

修正后的应答信号到达时间为

$$T_{\mathrm{r}}=T_B-\varepsilon+\frac{S_1}{c}+\frac{v(T_B-\varepsilon)}{c}+\delta_{\mathrm{r}} \tag{8}$$

联立可得修正后的时钟同步误差公式为

$$\varepsilon=\frac{c(T_{\mathrm{i}}-T_{\mathrm{r}}+T_B+\delta)+vT_{\mathrm{B}}}{2c+v} \tag{9}$$

式中$\delta=\delta_{\mathrm{r}}-\delta_{\mathrm{i}}$为测量误差差值,服从高斯分布。式(9)考虑了相对运动对同步精度的影响,并且能够降低相对运动引起的同步误差。

当不考虑相对运动带来的估计误差时,有

$$\varepsilon'=\frac{T_{\mathrm{i}}-T_{\mathrm{r}}+T_B+\delta}{2} \tag{10}$$

联立可得机动引起的时钟同步误差

$$\Delta\varepsilon=\frac{v(T_{\mathrm{i}}-T_{\mathrm{r}}+T_B+\delta)+vT_B}{2(2c+v)} \tag{11}$$

可以看出,在相对运动情况下,时钟误差与相对速度v密切相关,因此只要能够对相对速度进行有效估计,就可以降低由相对运动引起的同步误差。此外,估计后的相对运动速度为[28]

$$\hat{v}=(2f_\delta+2n_{\mathrm{i}}-2n_{\mathrm{r}})c/f_0 \tag{12}$$

式中:f_δ为收发端机的工作时钟偏移;n_{i}、n_{r}为载波频差的噪声误差,服从高期分布;f_0为信号射频频率。

2　高精度时钟同步算法

本节将介绍一种可以实现高精度时钟同步的算法。在通用航空集群相对高速运动时,现有RTT模型会由于存在收发路径不对称及多普勒效应的问题而出现较大的同步误差。第1节建模过程通过引入相对径向速度估计与时延补偿机制,可以有效消除修正后的RTT模型中由高速运动引起的相对径向运动距离偏差,为实现纳秒级同步奠定了基础。然而节点内部处理过程中存在由URT引起的内部处理时延偏差,噪声及其他因素引入的随机波动也会影响节点间的时钟同步精度。基于上述考虑,本节着重研究了一种基于批量估计的非等应答时延建模及补偿策略,并设计了一种可以大幅平滑噪声和预测补偿的动态补偿同步授时/守时策略。

2.1　基于批量估计的非等应答时延建模与补偿

URT具有随机性强、难以直接测量、与平台硬件特性高度相关等特点,若不进行独立建模与补偿,将成为限制同步精度进一步提升的关键瓶颈[30-31]。为解决该问题,将A节点信息处理时间记为$\Delta t_A=T_{\mathrm{i}}-T_{\mathrm{p1}}-T_{\mathrm{p2}}$,$B$节点信息处理时间记为$\Delta t_B=T_B-T_{\mathrm{i}}$。当在单个节点的回复时间固定或基本相等的条件下,$\Delta t_1$和$\Delta t_2$可以视为相等;然而当节点响应时间存在显著差异时,$\Delta t_1$和$\Delta t_2$相等的条件将不成立,进而导致测距误差的出现,若不消除该误差将难以实现纳秒级的时钟同步目标。

当延迟固定时,节点B发送信息到节点A的理想发送时刻为

$$t_{\mathrm{tx,ideal}}=t_{\mathrm{rx}}+\Delta t \tag{13}$$

式中:t_{rx}为节点A到节点B的信息到达时刻,Δt为固定应答返回的间隔时间。

由于应答端节点B从接收询问信号到发送应答信号的实际处理过程,存在“协议预设固定时延+等效可变时延”,故实际的节点B到节点A的信息发送时刻为

$$t_{\mathrm{tx,real}} = t_{\mathrm{tx,ideal}} + t_{\mathrm{p}}^{\mathrm{eff}} \tag{14}$$

式中$t_{\mathrm{p}}^{\mathrm{eff}}$为等效非等应答时延。

URT时延为

$$t_{\mathrm{p}}^{\mathrm{eff}} = t_{\mathrm{tx,real}} - t_{\mathrm{rx}} - \Delta t = \varepsilon_{\mathrm{quant}} + \varepsilon_{\mathrm{sched}} + \varepsilon_{\mathrm{align}} \tag{15}$$

式中:$\varepsilon_{\mathrm{quant}}$为量化到本地时钟边界的误差,$\varepsilon_{\mathrm{sched}}$为由调度或中断的不确定性引发的误差,$\varepsilon_{\mathrm{align}}$为对齐或触发路径本身引发的提前或滞后误差。

添加等效URT后的应答信号到达时间为

$$T_{\mathrm{r}} = T_B - \varepsilon + \frac{S_2}{c} + t_{\mathrm{p}}^{\mathrm{eff}} + \delta_{\mathrm{r}} \tag{16}$$

等效URT在$\mathrm{TOA_r}$中造成的误差为

$$\Delta\hat{\varepsilon} = \alpha t_{\mathrm{p}}^{\mathrm{eff}} \tag{17}$$

式中α为时钟偏差对URT的灵敏度系数,表达式为

$$\alpha = \frac{\partial\varepsilon}{\partial t_{\mathrm{p}}^{\mathrm{eff}}} = -\frac{c}{2c+\hat{v}} \approx -\frac{1}{2} \tag{18}$$

式中$\hat{v}$为由多普勒频移反推得到的节点A与节点B之间的相对径向速度。由式(18)可知,每存在10 ns的$t_{\mathrm{p}}^{\mathrm{eff}}$,将导致时钟偏差估计引入约−5 ns的误差,这是在进行初步时钟同步后仍存在显著底噪的重要原因。

消除URT时钟误差的核心在于消除等效非等应答时延$t_{\mathrm{p}}^{\mathrm{eff}}$,考虑选取飞行器稳定飞行后的历史数据的平均值;由式(18)灵敏度反推出$t_{\mathrm{p}}^{\mathrm{eff}}$,进而,实现时钟同步的二次修正。采集最近$M$个连续同步周期内$S_1$输出的时钟偏差初步估计序列$\{\varepsilon_{AB,k} | k = 1, 2, \cdots, M\}$,其中$M$取值范围为50~200。首先计算批量序列的统计代表值(优先选取均值以抑制随机噪声,若存在异常值则选取中位数),即

$$\bar{\varepsilon} = \mathrm{mean}(\varepsilon_{AB,[1:M]}) \tag{19}$$

将噪声平均值$\bar{\varepsilon}$代回,即可得到URT等效估计值为

$$t_{\mathrm{p}}^{\mathrm{eff}} = \frac{\bar{\varepsilon}}{\alpha} \tag{20}$$

故补偿后的时钟偏差值为

$$\varepsilon_{\mathrm{corr},k} = \varepsilon_{AB,k} - \alpha \cdot t_{\mathrm{p}}^{\mathrm{eff}} \tag{21}$$

为应对长时间运行中URT随温度、负载变化的漂移特性,设置更新周期$T_{\mathrm{update}} = 10$ s,每间隔T_{update}重复执行“批量数据采集URT重新估计-补偿系数更新”流程,确保对URT的跟踪精度,避免内部处理时延偏差再次累积。

2.2 高精度同步授时与守时

在完成相对运动修正与URT补偿后,时钟同步误差中的主要内部处理时延偏差已得到初步抑制,但仍存在由TOA噪声、相对速度估计残差、频率漂移及链路扰动等因素引入的随机波动。此类波动引发的同步误差具有时变性与相关性,难以通过解析补偿方式进一步消除。为实现高动态场景下更高精度的同步,有必要引入能够对时变状态进行递推估计的卡尔曼滤波器。卡尔曼滤波器具备在噪声背景下融合观测信息、抑制瞬时偏差的能力,有助于提高时钟偏差与频率漂移的估计稳定性[32-33]。然而,卡尔曼滤波基于线性高斯假设,对于晶振频漂、温度变化和链路条件波动所引起的非线性、慢时变偏差难

以准确表征。因此,有必要进一步引入BP神经网络,借助其对非线性时间序列演变规律的高效学习能力,对时钟偏差的长期演化进行预测与修正[34-35],从而弥补卡尔曼滤波在建模复杂漂移特性方面的不足。二者结合可实现“短时递推和长期预测”的目标,为高动态环境下的纳秒级时钟同步提供稳健保障。同步授时/守时策略结构如图3所示。

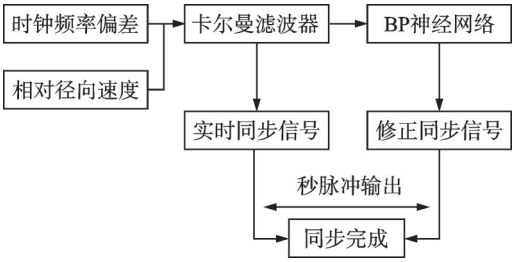

图3　同步授时/守时策略结构

Fig.3　Block diagram of synchronous timing and time keeping mechanism structure

2.2.1　卡尔曼滤波实现

卡尔曼滤波算法能通过递推来估计动态系统的理论值,即使在噪声环境下,也可以对系统的状态进行实时的更新和修正。该算法设立了状态预测和观测修正的循环过程,综合处理系统即时的观测结果以及历史输出,将状态变量进行最小均方误差意义下的最优估计。在所讨论的场景下,噪声环境即为随机噪声和高动态扰动,卡尔曼滤波算法通过对时钟偏差和频率偏差进行处理,能够有效抑制机动状态下的观测噪声[36]。

为有效抑制由噪声或多普勒效应引起的瞬时时钟误差,本文充分利用卡尔曼滤波器能够有效抑制机动状态下的观测噪声的优势,结合高机动航空集群误差特性,根据时钟系统建立状态空间方程如下

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}_{k+1}=\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_k+\boldsymbol{B}\boldsymbol{u}_k+\boldsymbol{w}_k \\ \boldsymbol{w}_k=[\,w_{\epsilon,k},w_{\dot{\epsilon},k},w_{v,k}\,]^{\mathrm{T}} \end{cases} \tag{22}$$

式中:$\boldsymbol{x}_k$、$\boldsymbol{x}_{k+1}$为k、$k+1$时刻的系统状态向量;$\boldsymbol{A}$为系统参数矩阵;$\boldsymbol{u}_k$为控制输入向量,表示外部控制量(如相对运动速度、不同时延条件等);$\boldsymbol{B}$为控制输入矩阵;$\boldsymbol{w}_k$为系统的过程噪声,其中$w_{\epsilon,k}$、$w_{\dot{\epsilon},k}$、$w_{v,k}$为标量,分别为相位噪声、频率漂移过程噪声和相对速度过程噪声。其中系统的状态向量为

$$\boldsymbol{x}_k=[\,\varepsilon_k\quad\dot{\varepsilon}_k\quad v_k\,]^{\mathrm{T}} \tag{23}$$

$$\varepsilon_{k+1}=\varepsilon_k+\dot{\varepsilon}_k\Delta t+w_{\epsilon,k} \tag{24}$$

$$\hat{\varepsilon}_0=\varepsilon_{\mathrm{corr},0} \tag{25}$$

式中:ε_k为时钟偏差;$\dot{\varepsilon}_k$为在卡尔曼滤波建模中引入的时钟频率偏差,用于描述时钟偏差的动态演化过程;v_k为相对径向速度。

在时钟同步系统中,描述时钟偏差由前一时刻与频率漂移累积而来

$$\varepsilon_{k+1}=\varepsilon_k+\dot{\varepsilon}_k\Delta t \tag{26}$$

由于在实际应用中,晶振受环境温度影响的温漂系数通常为10^{-7}数量级,在$T_{\mathrm{update}}=10$ s内其物理特性具有强相关性,故假设频率偏差在T_{update}更新周期内保持相对稳定,其动态特性可建模为受微小扰动驱动的随机游走过程,即

$$\dot{\varepsilon}_{k+1}=\dot{\varepsilon}_k+w_{\dot{\epsilon},k} \tag{27}$$

$$v_{k+1}=v_k+w_{v,k} \tag{28}$$

由式(24,27,28)可知系统的参数矩阵$\boldsymbol{A}$为

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix} 1 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{29}$$

式中Δt为相邻RTT周期的采样时间间隔,10 ms。参数矩阵$\boldsymbol{A}$可以体现时钟偏差由上一时刻偏差及频率漂移累积得到,而频率偏差与速度在一个周期内视为常值。

控制输入为速度项，控制矩阵$\boldsymbol{B}$为

$$\boldsymbol{B}=\begin{bmatrix}0\\0\\1\end{bmatrix} \tag{30}$$

系统的观测方程为

$$\boldsymbol{z}_k=\boldsymbol{H}\boldsymbol{x}_k+\boldsymbol{\eta}_k \tag{31}$$

式中：$\boldsymbol{z}_k$为系统的观测量，取值为2.1节中经URT批量补偿后的时钟偏差$\varepsilon_{\mathrm{corr},k}$；$\boldsymbol{H}$为观测矩阵；$\boldsymbol{\eta}_k$为系统的观测噪声，也为零均值的高斯白噪声。

结合式(9)，可以得到观测矩阵为$\begin{bmatrix}1 & 0 & \dfrac{T_B}{2c+v}\end{bmatrix}$，由观测矩阵可知观测值主要与时钟偏差$\varepsilon_k$直接相关，仅产生近似于0的极小修正项(数量级$10^{-15}$)，故可在应用中忽略$\dfrac{T_B}{2c+v}$，将观测矩阵记为

$$\boldsymbol{H}=[1\quad 0\quad 0] \tag{32}$$

系统在实际测量中无法直接获取频率偏差与径向运动速度，而是依赖动态递推估计。预测方程表示如下

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^{-}=\boldsymbol{A}\hat{\boldsymbol{x}}_k+\boldsymbol{B}\boldsymbol{u}_k \tag{33}$$

式中$\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^{-}$为预测的状态值。计算预测状态的误差协方差矩阵$\boldsymbol{P}_{k+1}^{-}$，可以得到

$$\boldsymbol{P}_{k+1}^{-}=\boldsymbol{A}\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q} \tag{34}$$

式中$\boldsymbol{Q}$为过程噪声协方差矩阵。根据测量值更新状态估计得到卡尔曼增益为

$$\begin{cases}\boldsymbol{K}_{k+1}=\boldsymbol{P}_{k+1}^{-}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\left(\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_{k+1}^{-}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}\right)^{-1}\\ Q=\mathrm{diag}\left(q_\epsilon,q_\epsilon,q_v\right)\\ q_\epsilon=\beta\boldsymbol{R}\end{cases} \tag{35}$$

式中：q_ϵ、$q_{\dot{\epsilon}}$和q_v表示分别表示时钟偏差、时钟频率偏差和相对径向速度的过程噪声方差；$\boldsymbol{R}$为观测噪声协方差矩阵，来源于TOA的测距误差，数值为η_k的方差σ_η^2；β对应缓慢变化的频率偏移，本文仿真中设定为10^{-3}。

更新后的状态估计计算公式为

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}=\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^{-}+\boldsymbol{K}_{k+1}\left(\boldsymbol{z}_{k+1}-\boldsymbol{H}\hat{\boldsymbol{x}}_{k+1}^{-}\right) \tag{36}$$

更新后的协方差矩阵计算公式为

$$\boldsymbol{P}_{k+1}=\left(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_{k+1}\boldsymbol{H}\right)\boldsymbol{P}_{k+1}^{-} \tag{37}$$

式中：$\boldsymbol{I}$为单位矩阵，$\boldsymbol{P}_{k+1}^{-}$为预测的协方差矩阵。

卡尔曼矩阵的状态估计迭代的第1阶段是基于k时刻的估计状态和控制输入，预测$k+1$时刻的状态；第2阶段为通过比较预测的状态和实际观测，计算卡尔曼增益，并根据观测数据更新状态估计，修正时钟同步误差、漂移和相对运动速度；第3阶段为更新预测协方差矩阵。这种迭代过程使得卡尔曼滤波器能够有效地结合动态模型和观测数据，不断提高状态估计的准确性，进而提高时钟同步的精度。

2.2.2 BP神经网络原理及其实现

BP神经网络是一种包含误差反向传播算法训练的多层前馈神经网络，多用于解决监督学习问题，并广泛应用于分类和回归任务中。BP神经网络主要由输入层、隐藏层和输出层构成，其中隐藏层可以为多个，可以更好地捕捉到数据中的复杂非线性关系，处理更加复杂的数据和任务[37]。在航空集群协同的真实场景下，由于距离较远，飞行器在运作后会失去统一的时间基准，此时将同步授时时钟算法切换为同步守时时钟算法，可以在失去同步时间基准后，由大量的样本数据，预测输出更准确的时钟同步

偏差变化。为进一步提升时钟同步性能,本文将BP神经网络与卡尔曼滤波器进行级联。将卡尔曼滤波过程中产生的预测残差向量及其历史信息作为BP神经网络的输入,通过网络训练学习预测残差统计特性与预测残差协方差矩阵之间的非线性映射关系,通过式(35)对系统协方差矩阵进行自适应计算。

BP神经网络的输入层没有激活函数,直接将卡尔曼滤波器输出的时钟同步误差、时钟漂移和相对运动速度作为输入;除此之外,还加入了信噪比SNR、T_{i}、T_{r}、初始距离S_0、初始速度v_0和等效非等应答时延$t_{\mathrm{p}}^{\mathrm{eff}}$,故输入层节点数为9。根据以往测试数据样本,本文设置了1个隐藏层。图4横向对比了隐藏层中神经元为[8, 24, 32, 48, 64]时的模型性能。在考虑模型复杂度的情况下,为使模型精度与稳定性达到相对最优,本文设置隐藏层中的神经元数为32。

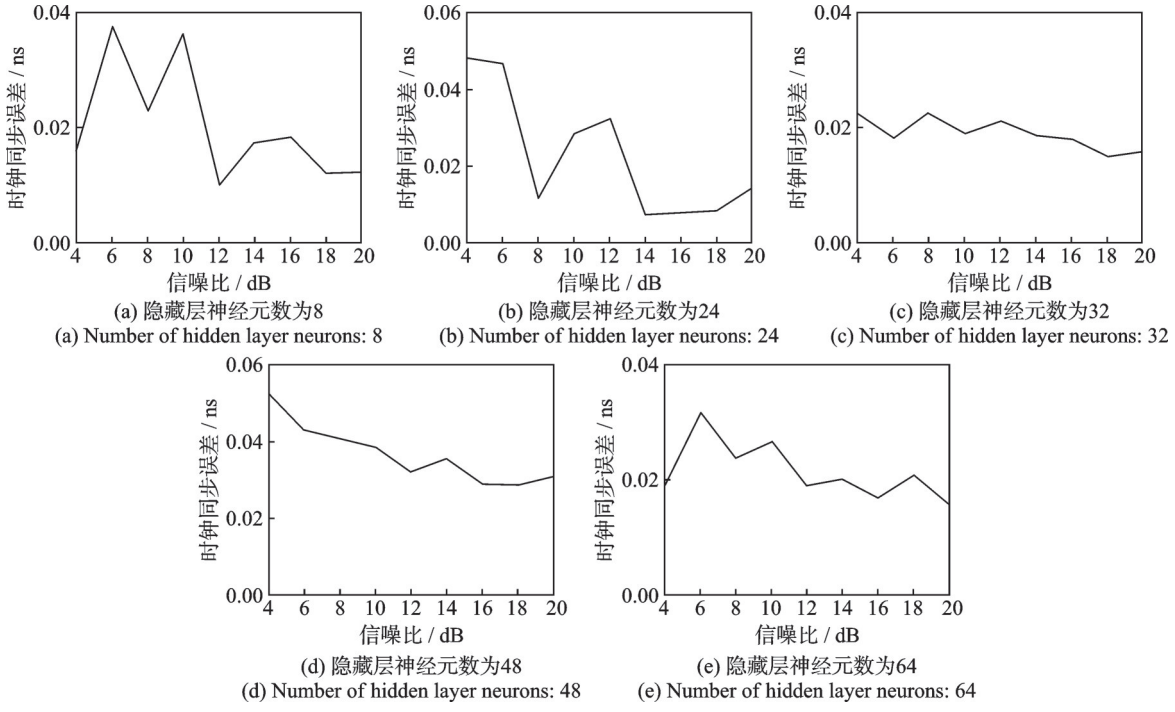

图4　不同隐藏层数下模型的时钟同步性能对比

Fig.4　Comparison of clock synchronization performance with varying numbers of hidden layers

利用BP神经网络特性可建立如下数字模型。输入向量为

$$\boldsymbol{X}_{\mathrm{in}}=\left[\varepsilon_{\mathrm{corr},k},\ \hat{\varepsilon}_k,\ v_k,\ \mathrm{SNR},\ T_{\mathrm{i}},\ T_{\mathrm{r}},\ S_0,\ v_0,\ t_{\mathrm{p}}^{\mathrm{eff}}\right]^{\mathrm{T}} \tag{38}$$

网络结构为9-32-1,则输入层到隐藏层的权重矩阵记为$\boldsymbol{W}_1\in\mathbf{R}^{32\times 9}$,隐藏层到输出层的权重矩阵记为$\boldsymbol{W}_2\in\mathbf{R}^{1\times 32}$。这两个权重矩阵在训练开始时由小的随机数初始化,在训练过程中通过误差反向传播算法不断更新,最终“学习”得到使损失函数最小的一组值。

(1)正向传播

设第l层共有m_l个神经元,第j个神经元的加权和为

$$z_{lj}^{(1)}=\sum_{i=1}^{m_{l-1}}w_{ji}^{(l-1,1)}a_i^{l-1}+b_j^l \tag{39}$$

式中:w_{ji}^{1}为第1层第j个神经元和$l-1$层第i个神经元之前的权重的权值,a_i^{l-1}为第$l-1$层第i个神经元的输出,b_j^{1}为第1层第j个神经元的偏置项。

由于输入层($l=1$)无激活函数,其输出为

$$a_i^1 = X_{\text{in}}[i] \quad i=1,2,\cdots,9 \tag{40}$$

选取激活函数为tanh函数,即

$$T^l(x^l)=\frac{e^{x^l}-e^{-x^l}}{e^{x^l}+e^{-x^l}} \tag{41}$$

则第l层第j个神经元的输出(激活值)为

$$a_j^l = T^l(x^l)(z_{lj}^l) \tag{42}$$

BP神经网络以逐层前馈的方式计算模型的输出,以输入层作为第1个隐藏层的输入,将第1个隐藏层的输出作为第2个隐藏层的输入,经过类推和逐层计算到最后的输出层。

设输出层为第L层,得到的网络输出为预测值记作

$$\hat{y}=a^{(l)} \tag{43}$$

(2)反向传播

损失函数为

$$L=\frac{1}{N}\sum(\hat{y}-y)^2+\lambda(\|\boldsymbol{W}_1\|^2+\|\boldsymbol{W}_2\|^2) \tag{44}$$

式中:y为目标值,N为批次大小,λ为正则化系数(人为设定)。

残差为预测值与目标值之差,即

$$r=\hat{y}-y \tag{45}$$

最终的同步误差的计算表达式为

$$\varepsilon_{\text{final}}=\varepsilon_{\text{KF,corr}}+r \tag{46}$$

式中$\varepsilon_{\text{KF,corr}}$为卡尔曼处理$\varepsilon_{\text{corr},k}$后的输出。

本文提出了基于卡尔曼滤波器与BP神经网络级联结构的高精度同步授时与守时策略,旨在解决航空集群在高动态、强噪声环境下时钟同步中存在的瞬时偏差与长期频率漂移累积问题。该策略首先利用卡尔曼滤波器建立包含时钟偏差(ε_k)、频率偏差($\dot{\varepsilon}_k$)和相对径向速度(v_k)的状态空间模型,并采用其在噪声背景下融合观测信息、抑制瞬时偏差的能力,对经过URT补偿后的时钟偏差进行实时递推跟踪与修正。在此基础上,引入BP神经网络,利用其对非线性时间序列规律的学习能力,将卡尔曼滤波器的预测残差及多项环境参数作为输入,用于学习晶振长期漂移等非线性、慢时变偏差的演化规律。通过设计"短时递推(卡尔曼)+长期预测(BP)"的级联互补机制,该策略能够有效应对机动状态下的观测噪声、模型非线性强和累计误差发散等挑战,最终实现对时钟偏差的精确估计和补偿。

综上所述,本文提出的时钟同步算法的伪代码汇总如下。

输入:SNR, v, S_0, T_B, N(数据点总数)

输出:rmse_bp(最终均方根误差)

(1) 阶段1: 生成测量序列

(2) ($\hat{\varepsilon}_{\text{init}}$, v_hat) ← SIMULATE_URT_MEASUREMENTS(SNR, v, S_0, T_B, N)//符号

(3) $\hat{\varepsilon}_{\text{init}}$表示在原始文本中的$\varepsilon_{AB,k}$

(4) 输出: $\hat{\varepsilon}_{\text{init}}$初始时钟偏差估计值(包含URT误差)

(5) 阶段2: 批量估计URT并补偿

(6) ($t_{\text{p}}^{\text{eff}}$, alpha)←BATCH_ESTIMATE_URT($\hat{\varepsilon}_{\text{init}}$, v)

(7) for k ← 1 to N do

(8) $\varepsilon_{\text{corr}}[k] \leftarrow \hat{\varepsilon}_{\text{init}}[k]-\alpha\cdot t_{\text{p}}^{\text{eff}}$

(9) end for

(10) 输出: ε_{corr} 经URT补偿后的序列
(11) 阶段3: 卡尔曼滤波递归滤波
(12)　$\boldsymbol{R} \leftarrow$ VAR(epsilon_corr)+1e−24//测量噪声协方差
(13)　q_phase ＜−1e−3 * $\boldsymbol{R}$//时钟偏差噪声
　　q_freq ＜−1e−10//频率漂移噪声
　　q_vel ＜−1e−2//相对速度噪声
　　$\boldsymbol{Q}$ ＜−DIAGONAL_MATRIX(q_phase, q_freq, q_vel)//构建过程噪声协方差矩阵 $\boldsymbol{Q}$
(14)　$\varepsilon_{KF} \leftarrow$ KF_RECURSIVE_FILTER(ε_{corr}, $\boldsymbol{Q}$,$\boldsymbol{R}$)//传入卡尔曼滤波
　　epsilon_KF ＜− KF_RECURSIVE_FILTER(epsilon_corr, Q, R)
(15) 阶段4: BP神经网络在线残差修正
(16)　r_ns ← (−,ε_{KF})•1e9 //目标残差
(17)　$\boldsymbol{X}_{in} \leftarrow$ CONSTRUCT_INPUT_VECTOR(ε_{KF}, SNR, t_p^{eff}, …) //构造BP输入向量
(18)　n_tr ← MAX(20, FLOOR(0.6•N)) //设定系统热身阈值
(19)　BP ← INIT_NETWORK(in＝9, hidden＝32, out＝1)//BP神经网络结构
(20)　TRAIN(BP, X_{in}[1...n_tr], r_ns[1...n_tr]) //累积数据后完成首次训练
(21) 最终修正和RMSE计算
(22)　for $k \leftarrow$ 1 to N do
(23)　　if k ＜＝ n_tr then
(24)　　$\varepsilon_{final}[k] \leftarrow \varepsilon_{KF}[k]$//热身阶段:数据不足,维持纯KF模式
(25)　　else
(26)　　r hat＜−PREDICT(BP,25:,$X_{in}[k]$)//在线阶段:BP介入预测残差
(27)　　$\delta \leftarrow$CLIP(r hat,−5.0,5.0)×1e−9//预测残差限幅
(28)　$\varepsilon_{final}[k] \leftarrow \varepsilon_{KF}[k]+\delta$//KF+BP级联模式:执行高精度补偿
(29)　　end if
(30)　end for
(31)　rmse_bp ← SQRT(MEAN(ε_{final}^2))•1e9//计算最终RMSE(单位为ns)
(32)　return rmse_bp

3　模型与算法有效性评估

3.1　模型假设适用边界讨论

本文为了简化高动态情况下的同步模型,在相对运动建模中假设加速度影响可忽略,并且仅考虑径向运动。这些假设在大多数常见的航空集群任务中,如平稳巡航或低速机动条件下,能够有效降低模型的复杂度,并确保较高的计算效率。然而,随着飞行器执行紧急规避、紧密编队机动等高动态操作时,飞行器的加速度和角度变化将不再忽略,这可能导致径向运动假设的失效,从而影响同步精度。

在极高加速度场景下(如急剧规避动作或极限机动),加速度会显著影响节点间的相对运动,导致时钟同步误差增加。因此,仅考虑恒定的径向速度可能会导致较大的同步误差。为了解决这一问题,未来的研究可以考虑通过非线性模型来引入加速度效应,或者通过采用实时估计加速度来进行动态补偿。并且,在某些复杂机动任务中,飞行器可能会经历非径向运动,例如侧向机动或复杂的三维轨迹变化。此时,径向速度的假设将无法准确描述飞行器之间的实际相对运动,进而影响同步误差的精度。因此在这些高动态场景下,考虑全三维运动模型和实时测量非径向速度将更能适应实际需求。

基于上述讨论，本文所提出的算法适用于大部分亚音速巡航或相对平稳的机动条件，并且在高动态环境下仍具备较好的鲁棒性。然而，在超高动态或极端机动条件下，模型假设的有效性会受到一定限制。在实际应用中，需结合飞行器的运动状态实时调整模型假设，例如通过引入实时加速度估计或更为复杂的运动模型来处理非径向运动或高加速度带来的影响。

3.2 算法复杂度分析

为了评估算法在资源受限机载平台上的适用性，本文对核心模块的计算复杂度进行了量化分析。本文算法由卡尔曼滤波器与BP神经网络级联构成。其中，卡尔曼滤波器状态向量维度为$n=3$，单次递推涉及矩阵运算量约为$O(n^3)$，计算量极小。BP神经网络采用9-32-1的轻量化拓扑结构，单次前向传播包含输入层到隐藏层的288次乘加运算（Multiply-accumulate operations，MACs）及隐藏层到输出层的32次MACs。加上激活函数计算，单次同步校正的总浮点运算量（Floating point operations，FLOPs）约为400次。网络权重参数及卡尔曼状态矩阵仅需占用不到1 KB的内存空间。

基于上述分析，结合通用航空集群典型的硬件配置，单次同步算法执行耗时仅为1～2 μs。这一计算延迟相对于通常设定为10 ms或1 s的同步周期而言，CPU占用率极低，可以较好地满足实时性要求。故本文提出的算法可以以微秒级计算时间代价换取0.1纳秒级的时间同步精度。此外，在满足分布式协同探测等高端战术需求的同时，无需升级昂贵的硬件时钟设备，具备显著的工程应用优势和极高的效费比。

3.3 消融实验对比分析

相同的数据集下，本节对不同非等应答时延条件下的时钟同步性能进行仿真，对比验证了算法各部分对减少时钟同步偏差的有效性，实验性能对比结果如图5所示。图5(a、b)为现有同步算法，图5

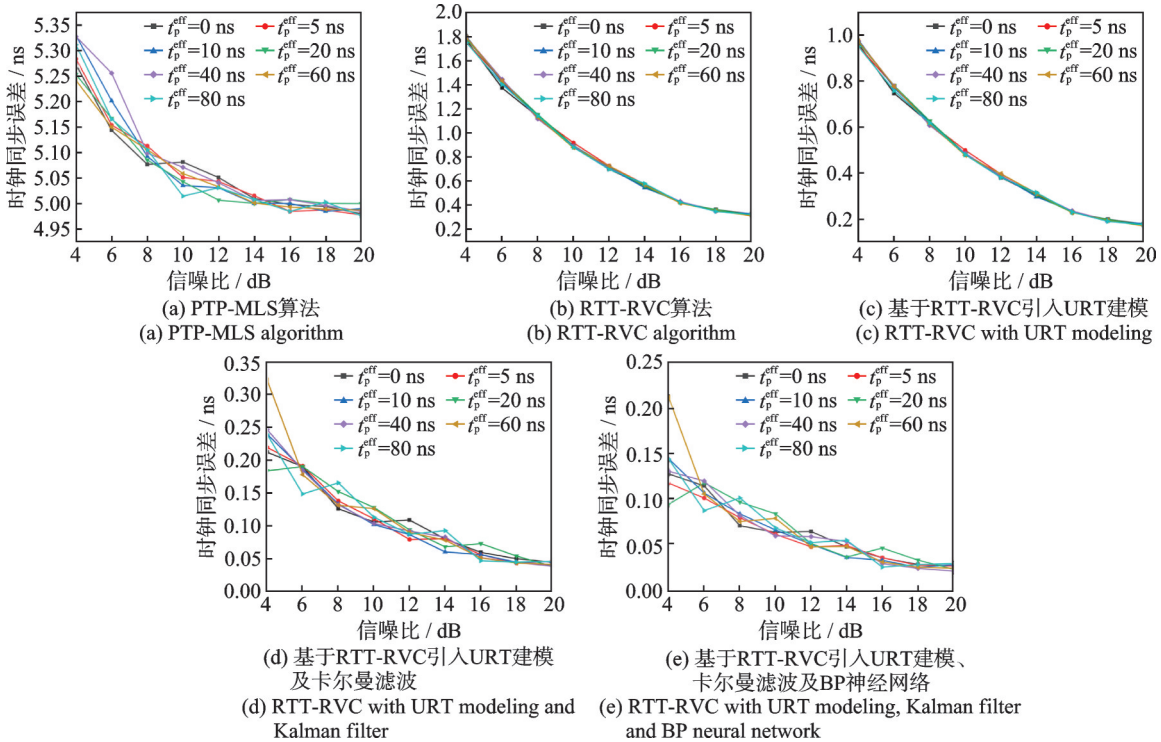

图5 本文算法消融实验性能对比

Fig.5 Performance comparison of ablation experiments for the proposed algorithm

(c～e)为本文对RTT-RVC进行URT建模补偿后的仿真结果。实验结果显示经过URT建模后的时钟同步精度提升了44.44%;添加卡尔曼滤波后的时钟同步精度相较于只进行URT建模提升了82%;此外,加入BP神经网络后,系统在全信噪比范围内的RMS同步误差平均降低了35%～50%。实验数据充分证明本文所提算法可以有效去除由URT、非线性噪声、频率漂移等因素造成的偏差,显著提升了通用航空集群间的时钟同步精度。

4　算法性能仿真验证

4.1　仿真条件

本文所提算法不仅适用于解决通航集群的时钟同步问题,而且适用于空天高机动集群。为了赋予算法在连续参数空间内的泛化能力,本文构建了包含10^5组样本的大规模合成数据集,通过采用全域随机采样策略生成:将相对速度在[0,2 000 m/s]连续区间内均匀分布,信噪比则在[4 dB, 20 dB]范围内随机取值,以此保证网络能够充分学习非线性误差在多维度边界条件下的演化规律。数据集按6:2:2的比例划分为训练集、验证集与测试集,分别用于模型训练、参数优化与性能评估。

为了验证本文提出的算法在不同的动态条件下的性能,本实验采用Monte Carlo仿真的方式来提升结果的可信性,并基于不同的仿真条件,涵盖不同的通信噪声、节点运动速度、距离、时延等因素,设计了多种仿真实验。在算法性能测试与对比分析阶段,为严格控制变量,直观呈现算法性能随目标参数的变化趋势,本文仿真的具体参数设置如表1所示。如前文所述,该模型可以忽略非径向运动速度,仅关注径向速度,故节点运动方向变化及具体运动轨迹无需额外考虑。基于此,在每个仿真场景中分别设计了高动态节点运动场景、不同通信时延场景和不同等效非等应答时延场景。对于每个场景,本文对比了所提出的算法与PTP-MLS[15-16]、RTT-RVC[25]算法。算法性能的主要评价指标包括:同步精度、收敛速度、鲁棒性以及通信开销。

表1　仿真参数设置

Table 1　Simulation parameter settings

参数名称	数值
N	2 000
SNR/dB	[4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18, 20]
TOA估计误差δ/ns	[2.5, 2.0, 1.6, 1.25, 1.0, 0.8, 0.6, 0.5, 0.45]
URT抖动/ns	2
n_i, n_r/Hz	[190, 152, 121, 96, 76, 61, 48, 36, 30]

具体地,在仿真实验中为了衡量时钟同步算法的精度,本文采用同步误差均方根(Root mean square error, RMSE)来具体衡量时钟同步误差的预测值与实际值之间的差异,表达式为

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\left(\varepsilon_k-\varepsilon_k^{\mathrm{true}}\right)^2} \tag{47}$$

式中$\varepsilon_k^{\mathrm{true}}$表述时钟同步误差的实际值。

同步误差首次达到指定阈值所需的RTT周期数则可由收敛时间衡量,表达式为

$$K^*=\min\{k:\mathrm{RMSE}_k\leqslant\tau\} \tag{48}$$

式中τ为同步误差的指定阈值。

发生扰动后,扰动下的稳态误差增量与恢复时间可共同衡量系统的鲁棒性,表达式为

$$\Delta\mathrm{RMSE}=\mathrm{RMSE}_{\mathrm{stress}}-\mathrm{RMSE}_{\mathrm{nominal}} \tag{49}$$

$$T_{\mathrm{rec}}=\min\{k:\mathrm{RMSE}_k\leqslant\tau\} \tag{50}$$

式中:$\mathrm{RMSE}_{\mathrm{stress}}$为在扰动下的RMSE,$\mathrm{RMSE}_{\mathrm{nominal}}$为在正常场景下的RMSE。

通信开销则用于衡量单位时间内的消息数与总比特数,计算公式为

$$C=\frac{M}{T_{\mathrm{sim}}} \tag{51}$$

式中：M为单位时间内发送的消息数，T_{sim}为仿真时长。

4.2 不同相对运动速度条件下的时钟同步性能仿真

相对径向速度v会引起收、发路径的不对称和多普勒频移，相对运动速度越大，询问/应答两次传输之间的距离变化越大，多普勒频偏也越明显，导致显著的同步误差。为对比不同算法在相对运动速度条件下的性能，将场景中的初始距离固定为80 km；应答时延固定为4 ms；非等应答时延固定为20 ns。相对径向速度分别设置为200、400、800、1 200、1 600、2 000 m/s。

图6为不同相对运动速度条件下PTP-MLS算法、RTT-RVC算法与本文提出算法的时钟同步误差对比。图6(a)为采用PTP-MLS算法的仿真结果，其主要误差来源于相对运动速度，且相对运动速度越大，时钟同步误差越大，主要原因为该算法没有考虑到相对运动条件。当相对运动速度为2 000 m/s时，其时钟同步误差接近13 ns。图6(b)为考虑相对运动速度后的RTT-RVC算法，当相对运动速度为2 000 m/s时，其时钟同步误差接近1.8 ns，相较PTP-MLS算法可以有效消除由相对运动速度带来的误差。图6(c)为本文算法，在消除URT误差并经由级联算法的修正和预测后，可以看到时钟同步误差大幅降低至0.3 ns以下，精度相较RTT-RVC算法提升6倍以上。

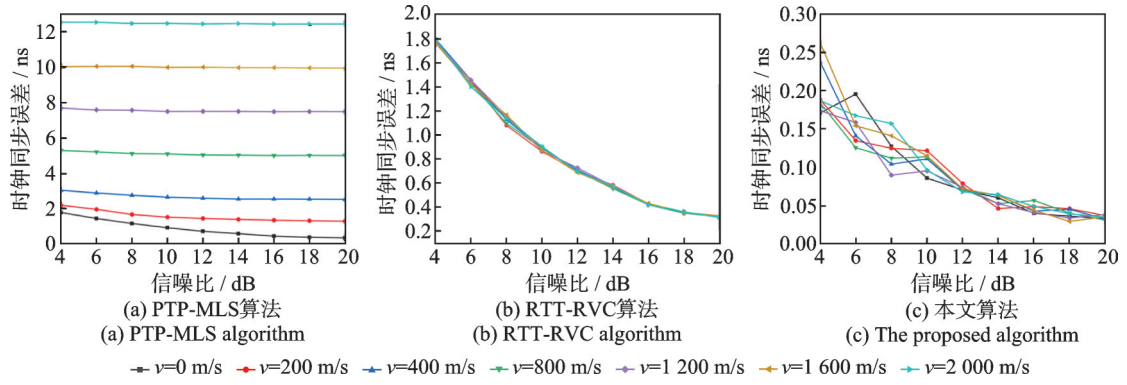

图6 不同相对速度条件下两种原有算法及本文算法同步性能对比

Fig.6 Comparison of synchronization performance among two traditional algorithms and the proposed algorithm under different relative velocity conditions

4.3 不同初始距离条件下的时钟同步性能仿真

初始距离决定了基本传播时延和在固定应答时延下的路径差敏感度：距离越远，在相同应答时延下，TOA与应答时刻的相对关系会变化，从而改变时钟同步偏差。为对比不同算法在不同初始距离条件下的性能，将场景中的相对径向速度固定为800 m/s；应答时延固定为4 ms；非等应答时延固定为20 ns。初始距离分别设置为0、20、40、80、120、200 m。

图7为不同初始距离条件下PTP-MLS算法、RTT-RVC算法与本文提出算法的时钟同步误差对比。图7(a)为采用PTP-MLS算法的仿真结果，其主要误差与初始距离密切相关，且初始距离越大，时钟同步误差越大，主要原因为初始距离影响了收发点之间的距离差。图7(b)为考虑相对运动速度后的RTT-RVC算法，其通过对TOA进行估计减少了收发距离的不对称。图7(c)为本文算法，在消除URT误差并经由级联算法的修正和预测后，可以看到时钟同步误差大幅降低至0.2 ns以下，精度相较RTT-RVC算法提升9倍以上

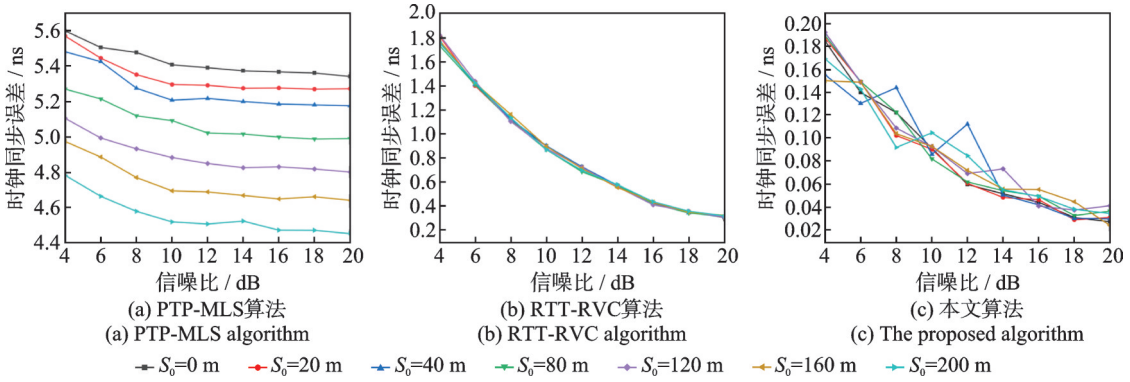

图7　不同初始距离条件下两种原有算法及本文算法同步性能对比

Fig.7　Comparison of synchronization performance among two traditional algorithms and the proposed algorithm under different initial distance conditions

4.4　不同应答时延条件下的时钟同步性能仿真

在基于询问-应答机制进行时钟同步时,应答时延从接收到询问消息的时刻到其内部完成处理并开始发送应答消息的时刻之间的时间间隔是同步链路中的一个关键系统延迟。延迟越大会导致两次收发之间的距离ΔS变大,从而进一步影响时钟同步误差。当集群节点之间存在相对运动时,这种应答时延对同步精度的影响会被显著放大,且应答时延T_B越大会导致两次收发之间的距离ΔS变大,从而进一步影响时钟同步误差。为对比不同算法在不同应答时延条件下的性能,将场景中的相对径向速度固定为800 m/s;初始距离固定为80 km;非等应答时延固定为20 ns。应答时延分别设置为1、2、3、4、5、6、8 ms。

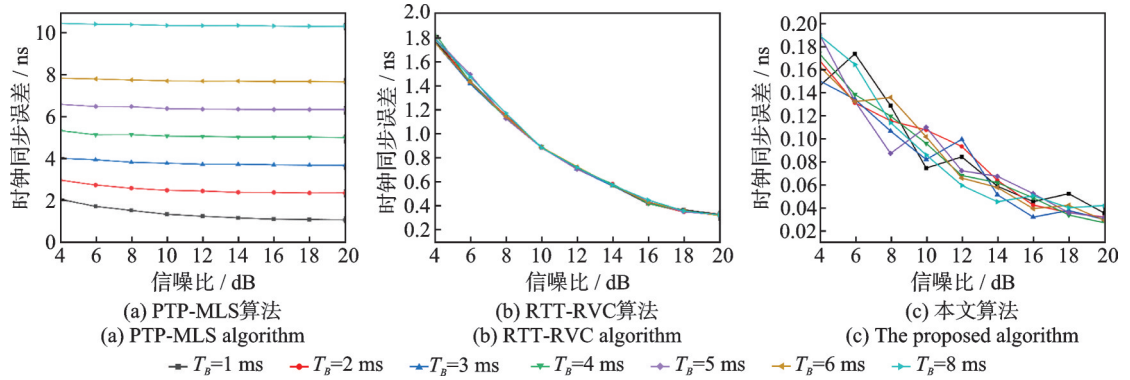

图8　不同应答时延条件下两种原有算法及本文算法同步性能对比

Fig.8　Comparison of synchronization performance among two traditional algorithms and the proposed algorithm under different response delay conditions

图8为不同应答时延条件下PTP-MLS算法、RTT-RVC算法与本文提出算法的时钟同步误差对比。图8(a)为采用PTP-MLS算法的仿真结果,其主要误差与初始距离密切相关,且初始距离越大,时钟同步误差越大,主要原因为初始距离影响了收发点之间的距离差。图8(b)为考虑相对运动速度后的RTT-RVC算法,其通过对TOA进行估计减少了收发距离的不对称。图8(c)为本文算法,在消除URT误差并经由级联算法的修正和预测后,可以看到时钟同步误差大幅降低至0.2 ns以下,精度相较RTT-RVC算法提升9倍以上。

4.5 不同非等应答时延条件下的时钟同步性能仿真

URT源于节点硬件路径差异、操作系统调度不确定性及缓存与触发时序不一致等复杂因素，其随机时变特性会导致系统延迟不对称。在航空集群节点存在高速相对运动的场景下，由于应答节点从接收询问信号到发送应答信号的时间窗口内，节点间径向距离始终随相对速度匀速变化，非等应答时延越大，该时间窗口的持续时长就越长，使得询问信号与应答信号传输路径的距离差异 ΔS 同步增大，从而进一步加剧时钟同步偏差的累积。为对比不同算法在不同非等应答时延条件下的性能，将场景中的相对径向速度固定为800 m/s；初始距离固定为80 km；应答时延固定为4 ms。非等应答时延分别设置为0、5、10、20、40、60、80 ns。

如图9(a,b)所示，PTP-MLS与RTT-RVC算法的同步误差均随 t_p^{eff} 的增大呈现显著的线性上升趋势。这是因为两者在机理上均严格依赖收发路径对称或节点处理时延对等的假设，RTT-RVC虽然修正了运动多普勒误差，但无法辨识由硬件或系统调度引入的非对称时延，导致 t_p^{eff} 被错误地计入传播时间，直接引发内部处理时延偏差。图9(c)展示了本文算法在抗不对称时延方面的卓越性能。当 t_p^{eff} 从0 ns增至80 ns时，本文算法的同步误差曲线依然保持平坦，始终稳定在0.25 ns以下。实验结果证明，本文算法成功解决了应答时延不对称性对时钟偏差的影响，在强URT干扰下仍能实现纳秒级的高精度同步。

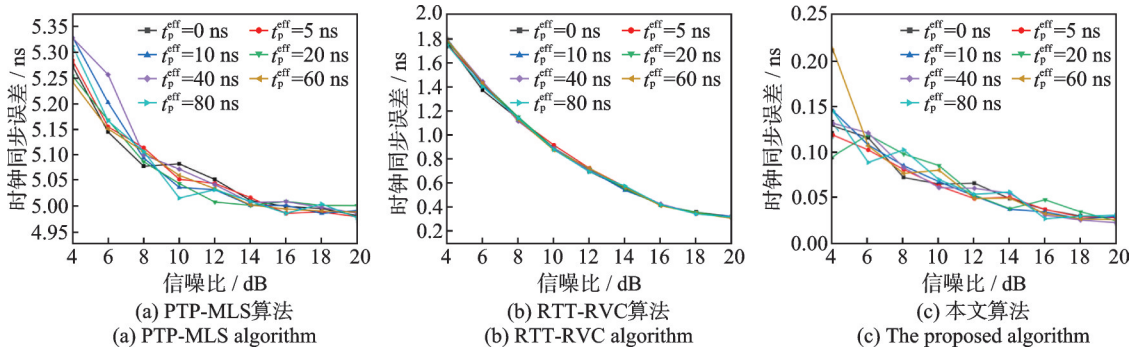

图9 不同非等应答时延条件下两种原有算法及本文算法同步性能对比

Fig. 9 Comparison of synchronization performance among two traditional algorithms and the proposed algorithm under different unequal response delay conditions

4.6 本文算法与LSTM方法仿真性能对比

为了进一步验证本文算法在处理非线性残差和复杂频率漂移方面的优越性，除PTP-MLS和RTT-RVC算法外，本文实验还增加了一类代表性的前沿数据驱动方法——长短期记忆网络(Long short-term memory, LSTM)作为对比基线。为对比本文算法与LSTM方法的性能，实验选取不同非等应答时延条件为变量，将场景中的相对径向速度固定为800 m/s；初始距离固定为80 km；应答时延固定为4 ms。非等应答时延分别设置为0、5、10、20、40、60、80 ns。

如图10所示，当信噪比为4 dB时，LSTM算法的时钟同步误差高达1.8 ns，而本文算法在相同条件下的误差显著更低，性能差距接近10倍。实验结果证明，相较于LSTM算法，本文算法可以更好地实现高精度时钟同步性能。

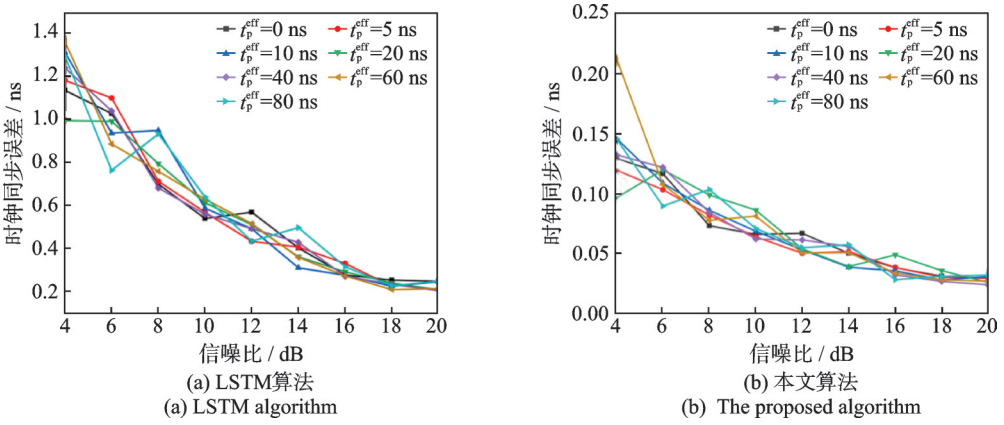

图10　LSTM算法与本文算法同步性能对比

Fig.10　Comparison of synchronization performance between the LSTM algorithm and the proposed algorithm

5　结束语

在解决通用航空集群时钟同步问题时,传统往返时延同步方法由于忽略了非等应答时延,并且难以有效应对非线性噪声与频率漂移,精度往往不足。本文提出了一种结合URT建模补偿与卡尔曼滤波级联BP神经网络的方案,显著提升了时钟同步的精度。本文首先对URT进行了统计建模与动态补偿,接着提出了一种融合了卡尔曼滤波器和BP神经网络的动态补偿授时/守时同步策略,并对不同参数的影响进行了仿真分析。仿真结果表明,所提出的时钟同步算法优于现有同步算法。下一步将在现场可编程门阵列和Raspberry Pi上测试本文算法的有效性。

参考文献:

[1] HASAN K F, FENG Y, TIAN Y C. Precise GNSS time synchronization with experimental validation in vehicular networks [J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2023, 20(3): 3289-3301.

[2] MINETTO A, RAT B, PINI M, et al. Nanosecond-level resilient GNSS-based time synchronization in telecommunication networks through WR-PTP HA[J]. IEEE Systems Journal, 2024, 18(1): 327-338.

[3] GENG X, WANG J, YANG B, et al. An optimized diffuse Kalman filter for frequency and phase synchronization in distributed radar networks[J]. Remote Sensing, 2025, 17(3): 497.

[4] KUNZI F, MONTENBRUCK O. Precise disciplining of a chip-scale atomic clock using PPP with broadcast ephemerides[J]. GPS Solutions, 2023, 27(4): 165.

[5] MENG Y, WENG D, YANG C, et al. Chip-scale atomic clock (CSAC) aided GNSS in urban canyons[J]. GPS Solutions, 2024, 28(4): 195.

[6] HUANG Z, MOU W, WANG R, et al. A survey of GNSS receiver autonomous integrity monitoring: Research status and opportunities[J]. Frontiers in Physics, 2025, 13: 1567301.

[7] CAO H, SHEN J, YAN R, et al. More robust high precision time synchronization system[C]//Proceedings of 2024 IEEE International Symposium on Precision Clock Synchronization for Measurement, Control, and Communication (ISPCS). Tokyo, Japan: IEEE, 2024: 1-6.

[8] BALAKRISHNAN K, DHANALAKSHMI R, SINHA B B, et al. Clock synchronization in industrial internet of things and potential works in precision time protocol: Review, challenges and future directions[J]. International Journal of Cognitive Computing in Engineering, 2023, 4: 205-219.

[9] LI Y, ESTEBSARI A, HOPTROFF R, et al. Advancing power system time synchronization: A PTP-based solution with hardware-in-the-loop[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2025. DOI:10.1109/TIA.2025.3601106.

[10] TANG Z, TANG Z, YAN G, et al. Research on enhancing the time synchronization accuracy of IEEE 1588 based on asymmetric delay prediction[C]//Proceedings of the 2025 2nd International Conference on Computer Network and Cloud Computing. Nanchang, China: ACM, 2025: 52-56.

[11] MA W, ZHANG Y, SHENG H, et al. A high-precision and soft-hardware coordinated clock synchronization architecture for distributed acquisition systems[J]. Measurement, 2025, 256: 117970.

[12] BAI K, WU J, WU H. High-precision time synchronization algorithm for unmanned aerial vehicle ad hoc networks based on bidirectional pseudo-range measurements[J]. Ad Hoc Networks, 2024, 152: 103326.

[13] HUANG P H, DESAI M, QIU X, et al. On the multihop performance of synchronization mechanisms in high propagation delay networks[J]. IEEE Transactions on Computers, 2008, 58(5): 577-590.

[14] JIN X, KE S, AN J, et al. A novel consensus-based distributed time synchronization algorithm in high-dynamic multi-UAV networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(12): 18916-18928.

[15] TAN S, WANG Q, WAN Z, et al. CRT-based clock synchronization for millimeter-wave communication with asymmetric propagation delays[J]. Electronics, 2024, 13(13): 2441.

[16] JIN X, AN J, DU C, et al. Frequency-offset information aided self time synchronization scheme for high-dynamic multi-UAV networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(1): 607-620.

[17] PÉREZ-SOLANO J J, SORIANO-ASENSI A, FELICI-CASTELL S, et al. Improving the precision of time synchronization protocols in ultra-wideband networks estimating the time of flight of the radio signal[J]. Computer Communications, 2024, 223: 44-54.

[18] WANG Z, LYU D, ZHOU P, et al. Robust high-precision time synchronization for distributed sensor systems in challenging environments[J]. Remote Sensing, 2025, 17(22): 3715.

[19] WANG G, DENG Z. APM: A novel two-way wireless clock synchronization method based on accumulative phase measurements[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 5505814.

[20] SUN D, OUYANG Y, HAN Y. DC-Sync: A doppler-compensation time-synchronization scheme for complex mobile underwater sensor networks[J]. IEEE Access, 2024, 12: 94643-94653.

[21] XU Y, DONG T, YIN J, et al. A fast time synchronization method for large scale LEO satellite networks based on a bionic algorithm[J]. Photonics, 2024, 11(5): 475.

[22] SHANG Y, ZHANG D, WANG L, et al. A high-precision time synchronization algorithm for aviation swarm task cooperation [C]// Proceedings of 2022 IEEE 2nd International Conference on Electronic Technology, Communication and Information (ICETCI). Changchun, China: IEEE, 2022: 779-784.

[23] GENG X, CHEN Z, YANG H, et al. Timing synchronization based on Radon-Wigner transform of chirp signals for OTFS systems[J]. Physical Communication, 2023, 60: 102161.

[24] LIU S, ZHANG H, LI L, et al. Super-resolution delay-Doppler estimation for OTFS-based automotive radar[J]. Signal Processing, 2024, 224: 109596.

[25] LEE J X, LIN Z, SHIN F C P. Symmetric double side two way ranging with unequal reply time[C]// Proceedings of 2007 IEEE 66th Vehicular Technology Conference. Baltimore, MD, USA: IEEE, 2007: 1980-1983.

[26] KIRMAZ A, ŞAHIN T, MICHALOPOULOS D S, et al. TOA and TDOA estimation using artificial neural networks for high-accuracy ranging[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(12): 3816-3830.

[27] SHANDI N, MERLO J M, NANZER J A. Wireless picosecond time synchronization for distributed antenna arrays with dynamic connectivity[EB/OL]. (2024-10-22). https://arxiv.org/abs/2410.17356.

[28] 尚耀波, 林晋福, 任宝祥, 等. 一种航空集群机间协同高精度时钟自同步方法[J]. 空军工程大学学报, 2025, 26(4): 19-29.
SHANG Yaobo, LIN Jinfu, REN Baoxiang, et al. A high precision clock self synchronization method for inter aircraft cooperation of aviation swarm[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2025, 26(4): 19-29.

[29] LI Z, LEE P H, HUNG T H M, et al. Intelligent environment-adaptive GNSS/INS integrated positioning with factor graph optimization[J]. Remote Sensing, 2023, 16(1): 181.

[30] SANG C L, ADAMS M, HÖRMANN T, et al. Numerical and experimental evaluation of error estimation for two-way ranging methods[J]. Sensors, 2019, 19(3): 616.

[31] SRINIVAS S, WELKER S, HERSCHFELT A, et al. Cramér-Rao lower bounds on 3D position and orientation estimation in distributed ranging systems[J]. Applied Sciences, 2023, 13(3): 2008.

[32] KRUSE T, GRIEBEL T, GRAICHEN K. Adaptive Kalman filtering: Measurement and process noise covariance estimation using Kalman smoothing[J]. IEEE Access, 2025, 13: 11863-11875.

[33] GHASEMI R, FENSKE P, KOEGEL T, et al. Ultrahigh-performance radio frequency system-on-chip implementation of a Kalman filter-based high-precision time and frequency synchronization for networked integrated sensing and communication systems[J]. IEEE Open Journal of Instrumentation and Measurement, 2025, 4: 5500215.

[34] LV Y, MENG Z, WANG G, et al. Review of research on satellite clock bias prediction models in GNSS[J]. Remote Sensing, 2025, 17(18): 3177.

[35] BAI H, CAO Q, AN S. Mind evolutionary algorithm optimization in the prediction of satellite clock bias using the back propagation neural network[J]. Scientific Reports, 2023, 13: 2095.

[36] LI Q, GUO J, LIU W, et al. An enhanced time synchronization method for a network based on Kalman filtering[J]. Scientific Reports, 2024, 14: 21271.

[37] CHEN X, WONG C U I, ZHANG H, et al. Enhanced backpropagation neural network accuracy through an improved genetic algorithm for tourist flow prediction in an ecological village[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 36087.

作者简介:

陈羽(2002-),女,硕士研究生,研究方向:临近空间信息网络、人工智能、无人机通信,E-mail: yu_chen@buaa.edu.cn。

韩腾飞(2003-),男,硕士研究生,研究方向:临近空间信息网络、人工智能、无人机通信。

杨朋(1988-),**通信作者**,男,副教授,研究方向:临近空间信息网络、人工智能、无人机通信。E-mail: peng_yang@buaa.edu.cn。

熊泽辉(1994-),男,教授,研究方向:临近空间信息网络、人工智能、无人机通信。

曹先彬(1969-),男,教授,研究方向:临近空间信息网络、人工智能、无人机通信。

(编辑:张黄群)

High-Precision Clock Synchronization Algorithm for General Aviation Swarms

CHEN Yu[1], HAN Tengfei[1], YANG Peng[1*], XIONG Zehui[2], CAO Xianbin[1]

(1. School of Electronic and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100081, China; 2. Queen's University Belfast, Belfast BT7 1NN, United Kingdom)

Abstract: High-precision clock synchronization is a fundamental technology enabling collaborative functions such as distributed sensing, formation control, and data fusion in general aviation swarms. However, in high-dynamic maneuvering scenarios, traditional round-trip time (RTT) synchronization methods suffer from significant accuracy degradation due to the coupling effects of relative motion-induced Doppler shifts and stochastic unequal reply time (URT) delays within airborne nodes. To address these challenges, this paper proposes a novel RTT clock synchronization algorithm that integrates relative-velocity compensation with a hybrid data-driven error correction mechanism. First, a kinematic model considering radial relative velocity is established to explicitly correct propagation delays caused by node mobility. Building on this, a batch-estimation-based delay modeling strategy is introduced. By extracting statistical features from multi-cycle timing data, this method calculates the equivalent processing delay sensitivity to eliminate systematic URT deviations. Furthermore, to address non-linear clock frequency drifts and complex environmental noise that traditional linear filters cannot resolve, a cascaded time-keeping architecture is developed. This architecture combines a Kalman filter (KF) for real-time state recursion with a Back-Propagation (BP) neural network for residual prediction. The BP network utilizes a lightweight topology to learn and compensate for non-linear errors based on inputs such as signal-to-noise ratio (SNR) and historical residuals. Extensive Monte Carlo simulations are conducted across continuous parameter spaces, including relative velocities up to 2 000 m/s and SNRs ranging from 4 dB to 20 dB. The numerical results demonstrate that the proposed algorithm achieves superior robustness and accuracy. Specifically, under strong URT interference (80 ns), the synchronization error remains stable below 0.25 ns. In low-SNR environments (4 dB), the root mean square error (RMSE) is controlled at approximately 0.2 ns, which represents a nearly tenfold improvement compared to the baseline.

Highlights:

1. A batch-estimation-based URT modeling and compensation strategy is proposed to effectively identify and eliminate systematic internal processing latency deviations in airborne nodes.
2. A cascaded time-synchronization framework integrating Kalman filtering and BP neural networks is designed to suppress non-linear clock drift and observation noise under high-dynamic maneuvering conditions.
3. The algorithm achieves sub-nanosecond synchronization accuracy (approx. 0.2 ns) even under harsh conditions (2 000 m/s relative velocity and 4 dB SNR), outperforming PTP-MLS, RTT-RVC, and LSTM methods significantly.

Key words: general aviation swarms; clock synchronization; round-trip time (RTT); unequal reply time (URT); Kalman filter; back-propagation (BP) neural network

Foundation items: Fundamental Research Funds for the Central Universities; National Natural Science Foundation of China (No. 62471018).

Received: 2025-11-13; **Revised:** 2026-01-03

***Corresponding author**, **E-mail:** peng_yang@buaa.edu.cn.