

文章编号 1004-924X(2015)03-0838-08

应用人工蜂群算法的动态波达方向跟踪

单泽彪^{1,2}, 石要武^{1,2}, 刘小松¹, 张志成^{1*}

(1. 吉林大学 通信工程学院, 吉林 长春 130022;

2. 吉林大学 工程仿生教育部重点实验室, 吉林 长春 130022)

摘要:针对目标信号源波达方向(DOA)的实时变化,将人工蜂群算法应用于最大似然函数的优化,实现了动态目标 DOA 的实时跟踪。首先,提出了一种可变遗忘因子的自适应样本协方差矩阵更新方法,该方法可根据目标信号源 DOA 变化的快慢自适应调整历史数据和当前采样数据在协方差矩阵中所占的权重,从而保证在获得较小稳态误差的同时又可获得较快的跟踪速度。然后,直接应用了性能优越的最大似然估计方法,避免了子空间跟踪类算法需要不断重复特征值或奇异值分解等问题。最后,采用人工蜂群仿生智能算法对似然函数的求解进行优化,从而极大地减少了算法的计算量,保证了算法的快速性和实时性。实验结果表明:在单快拍采样的情况下,信噪比为 0 dB 时,跟踪两个目标信号源的均方根误差为 0.9952° ,基本达到了阵列信号处理中目标跟踪方法的设计要求。

关键词:波达方向(DOA)跟踪;运动目标跟踪;可变遗忘因子;人工蜂群算法;最大似然估计

中图分类号:TN911;TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152303.0838

DOA tracking of moving targets by artificial bee colony algorithm

SHAN Ze-biao^{1,2}, SHI Yao-wu^{1,2}, LIU Xiao-song¹, ZHANG Zhi-cheng^{1*}

(1. College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130022, China;

2. Key Laboratory of Bionic Engineering of the Ministry of Education,
Jilin University, Changchun 130022, China)

* Corresponding author, E-mail: zhang_zc@jlu.edu.cn

Abstract: To track the real changes of dynamic target DOA (Direction of Arrival) quickly and accurately, the artificial bee colony theory and a corresponding algorithm are used to optimize the likelihood function and to implement the real time tracking of dynamic target DOA. First, an adaptive subspace updating algorithm with a variable forgetting factor is proposed, which could adjust adaptively the weights of current and historical data in a covariance matrix according to the DOA change speed and could obtain a smaller stable error while a better tracking speed. Then, by making use of the maximum likelihood algorithm with superior performance, this method avoids the repetitious feature values and singular value decomposition in the subspace tracking algorithms. Finally, the artificial bee colony algorithm is used to optimize the likelihood function and to reduce the computation of the algorithm. Experimental results on sampling in single snapshot indicate that the Root Mean Square Error (RMSE) of DOA estimation is 0.9952° under tracking estimation two signal

收稿日期:2014-11-05;修订日期:2014-12-05.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 51075175);吉林省科技发展计划资助项目(No. 20140101078JC)

1 引言

航天器自主导航是指不依靠地面外部设备,仅依赖航天器自身确定位置姿态。具有自主导航能力的航天器不仅可以在运行时减少对地面站的依赖,而且还能降低在轨运行成本^[1],同时,自主导航技术也是实现深空探测的关键。脉冲星导航是一种新兴的自主导航方式,2004年欧洲空间局(European Space Agency, ESA)论证了利用脉冲星时间信息实现航天器自主导航的可行性^[2]。同时,Sheikh博士详细分析了脉冲星导航的基本原理,初步建立了X射线脉冲星导航系统的理论框架^[3]。Emadzadeh阐述了基于惯性测量装置(Inertial Measurement Unit, IMU)和脉冲星的航天器相对导航方法,并预测其相对定位精度可达到10 cm^[4]。Sheikh提出了基于脉冲星信号相关方法的航天器相对导航方法,并利用RXTE(The Rossi X-ray Timing Explorer)卫星的实测数据进行了仿真验证^[5]。通过分析国内外脉冲星导航相关研究,文献[6]研究了基于单脉冲星的卫星自主导航系统中的可观问题,指出仅利用单颗脉冲星的观测量可以对预报的估计信息起到修正作用,但很难实现对卫星长期的自主轨道估计。针对这一问题,文献[7]分析了单星动力学定轨方法中各因素对定轨精度的影响,提出了单探测器轮流观测多颗脉冲星的准多星定轨方法。文献[8]提出基于系统可观测度最大的选星原则,实现了在每个观测时刻只观测使系统可观测度最大的一颗脉冲星。

在脉冲星导航系统中,通过求解脉冲星相位时间模型与脉冲到达时间转换模型所建立的方程来确定卫星轨道是比较困难的,方程的求解复杂且存在很大的误差,因此通常采用滤波估计实现定轨。首先采用滤波估计方法建立航天器的轨道力学模型,并将其作为滤波器的状态方程,从而得到一个估计的航天器的位置信息;然后利用脉冲星信号的到达时间对估计出的航天器位置进行修正,建立测量方程;最后结合航天器轨道力学模型通过卡尔曼滤波进行航天器轨道的确定。

本文考虑脉冲星可见性问题,根据观测到脉冲星的不同组合及数目,分析观测信息质量,设计适应观测信息变化的改进型卡尔曼滤波器,提高

脉冲星导航的精度及适应性,以实现航天器的自主导航。

2 轨道动力学模型

航天器在轨运行主要受到中心天体引力的影响,摄动加速值很小,仅为引力加速的千分之一量级。虽然摄动加速度不会对航天器的轨道特性产生本质上的影响,但是摄动加速度具有长期积累效应,是航天器轨道确定和轨道预报的主要误差来源^[9]。综合各摄动加速度对轨道的影响,考虑到定轨算法中状态方程的复杂程度,本文建立的航天器轨道摄动模型考虑了地球非中心引力摄动中的 J_2 项的影响。采用直角坐标形式的考威尔型摄动方程,便于数值法求解。因此,在地球质心坐标系下,考虑地球中心引力和非中心引力摄动 J_2 项,可得到具体的状态方程为:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = f(\mathbf{x}(t), t) = \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{r}} \\ \dot{\mathbf{v}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{v} \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \\ -\frac{\mu_e r_x}{r^3} \left[1 + \frac{3}{2} \cdot \frac{J_2 r_e^2}{r^2} \left(1 - \frac{5r_z^2}{r^2} \right) \right] \\ -\frac{\mu_e r_y}{r^3} \left[1 + \frac{3}{2} \cdot \frac{J_2 r_e^2}{r^2} \left(1 - \frac{5r_z^2}{r^2} \right) \right] \\ -\frac{\mu_e r_z}{r^3} \left[1 + \frac{3}{2} \cdot \frac{J_2 r_e^2}{r^2} \left(3 - \frac{5r_z^2}{r^2} \right) \right] \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: r_x, r_y, r_z 为航天器在直角坐标系中的位置坐标分量; v_x, v_y, v_z 为航天器在直角坐标系中的速度坐标分量。

3 脉冲星导航原理

在脉冲星导航系统中,最基本的观测量就是脉冲到达航天器的时间(Time-of-arrival, TOA)。通过时间转换方程,将观测到的TOA转换至太阳系质心上,累积测量脉冲轮廓,与在太阳系质心上建立的脉冲相位时间模型进行对比,可以实现航天器位置的确定。

3.1 脉冲相位时间模型

为了精确测量脉冲星信号的TOA,需要建立一个合适的惯性参考系,在该参考系中,脉冲星相

对于参考系没有加速度。由于多数脉冲星的观测主要是在地面通过射频脉冲源获得的,或是在卫星上通过 X 射线源获得的,其观测脉冲星信号的参考系均是运动的,因此必须首先将所观测的数据转换到惯性系中。脉冲星导航系统中,最常用的惯性系是太阳质心天球参考系(Barycentric Celestial Reference System,BCRS),其坐标原点是太阳系质心(Solar System Barycenter,SSB),与之对应的时间系统为质心坐标时(Barycentric Coordinate Time,TCB)。

脉冲星是高速自转的中子星,自转周期一般为 1.6 ms~8.5 s,具有良好的周期稳定性。毫秒脉冲星的自转周期变化率仅为 $10^{-19} \sim 10^{-21}$,被誉为宏观宇宙中最稳定的天然“好钟”^[10]。根据脉冲星脉冲周期稳定的性质,考虑选取某一时刻作为参考时间历元,并记录下此时刻的脉冲相位,在之后的任意时刻,可以确定该脉冲星的脉冲相位,由此建立脉冲星的相位时间模型。

脉冲星的相位时间模型表示如下:

$$\Phi(t) = \Phi(T_0) + f(t - T_0) + \sum_{i=1}^n \frac{f^{(i)}(t - T_0)^{i+1}}{(i+1)!}, \quad (2)$$

式中: t 为脉冲到达太阳系质心的时间; $\Phi(T_0)$ 为参考历元 T_0 时刻的脉冲相位; f 为脉冲星自转频率; $f^{(i)}$ 为 f 的 i 阶导数(一般取 $i=1,2,3$)。

为简化相位时间模型取 $i=2$,得到:

$$\Phi(t) = \Phi(T_0) + f(t - T_0) + \frac{\dot{f}}{2}(t - T_0)^2 + \frac{\ddot{f}}{6}(t - T_0)^3, \quad (3)$$

式中: f, \dot{f}, \ddot{f} 和 $\Phi(T_0)$ 为模型参数,分别是脉冲星自转的频率,频率的一阶导数及二阶导数,可以通过拟合脉冲到达时间的长期观测资料得到。

3.2 脉冲到达时间转换方程

对于太阳系内的观测事件,基本的参考框架为太阳系质心坐标框架,其原点为 SSB 点,而为获得高精度的脉冲星相位时间模型,当前大多数脉冲星计时数据的处理是在太阳系质心参考框架中进行的,因此脉冲相位时间模型的原点定义在 SSB 处。将由航天器测得的脉冲到达时间与估计到达 SSB 的时间进行比较,即可确定航天器的位置,但需要将航天器测量的脉冲到达时间转换为脉冲到达 SSB 的时间。图 1 为太阳系中脉冲星与航天器的位置示意图。

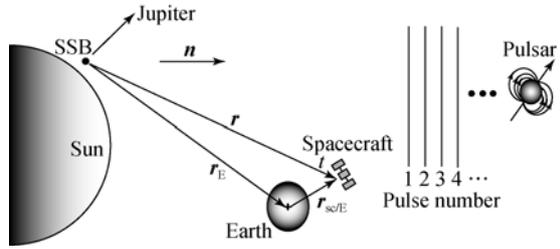


图 1 太阳系中脉冲星与航天器的位置

Fig. 1 Positions of spacecraft and pulsars in solar system

如图 1 所示,脉冲到达 SSB 原点和到达航天器的一阶时间偏差为:

$$\Delta t = t_{SSB} - t_{SC} = \frac{\mathbf{n} \cdot \mathbf{r}}{c}, \quad (4)$$

式中: t_{SSB} 为脉冲到达 SSB 处的时间,为 BCRS 下的坐标时; t_{SC} 为航天器上观测到脉冲的到达时间,为 BCRS 下的坐标时; \mathbf{n} 为脉冲星相在 BCRS 中相对于 SSB 的单位方向矢量; \mathbf{r} 为航天器在 BCRS 中相对于 SSB 的位置矢量。

上式可以改写为:

$$t_{SSB} = t_{SC} + \frac{\mathbf{n} \cdot \mathbf{r}}{c}. \quad (5)$$

此式称为一阶时间转换方程。分析可知,若导航系统的位置误差精度为 300 km,则要求时间转换精度为 $1 \mu s$ 。高精度的时间转换方程可有效地提高脉冲星定轨的位置误差。考虑到宇宙是弯曲的黎曼空间,另外,考虑时间延时及相对论效应的影响,根据广义相对论理论对式(5)进行改进得到高精度的时间转换方程。转换方程的推导比较复杂,本文仅给出结论,完整的推导过程参看参考文献[11]。由于完整的到达时间转换方程计算过程复杂,工程上难以进行应用,本文给出一种简化的到达时间转换方程。

$$t_{SSB} = t_{SC} + \frac{\mathbf{n} \cdot \mathbf{r}}{c} + \frac{2\mu_s}{c^3} \ln \left| \frac{\mathbf{n} \cdot \mathbf{r} + r}{\mathbf{n} \cdot \mathbf{b} + b} + 1 \right| + \frac{1}{2cD_0} [(\mathbf{n} \cdot \mathbf{r})^2 - r^2 + 2(\mathbf{n} \cdot \mathbf{b})(\mathbf{n} \cdot \mathbf{r}) - 2(\mathbf{b} \cdot \mathbf{r})], \quad (6)$$

式中: \mathbf{b}, D_0 分别为太阳系质心,脉冲星在太阳质心坐标系下的位置矢量;右侧第二项为一阶 Doppler 延迟,代表两个位置之间简单的几何时间延迟;第三项是太阳 Shapiro 延迟效应,是由太阳引力场产生的光程弯曲所带来的附加时间延迟;最后一项是由视差效应引起的。第二项与第四项统称为 Roemer 延迟。计算式(6)需要精确

的太阳系星历表提供 SSB 位置和太阳引力参数。

3.3 脉冲星定轨原理

脉冲星的几何定轨原理不需要任何航天器的初始位置信息,通过原始的光子到达航天器时间这一观测量获得脉冲到达时间,结合建立在太阳系质心坐标系原点的脉冲相位时间模型式(3)与脉冲到达时间的转换方程式(6),同时观测到三颗或三颗以上脉冲星,即可求解出航天器在三维空间的位置矢量。

图 2 为位置增量估计定位法的简要说明。图中 SSB 是太阳系质心天球参考系 (BCRS) 的原点。假设某一时刻观测到脉冲星的某一脉冲,利用该脉冲星的相位时间模型可估计出该脉冲到达 SSB 处的时间,记作 t_{SSB} ;再结合位置估计值 $\tilde{\mathbf{r}}$,通过时间转换方程可求出脉冲到达 SSB 的时间,记作 \tilde{t}_{SSB} , $\delta t = t_{SSB} - \tilde{t}_{SSB}$,其反映了存在的位置估计误差 $\delta \mathbf{r} = c\delta t$,通过卡尔曼滤波器,可以获得航天器的空间位置偏差,用以修正位置的估计值实现定位。

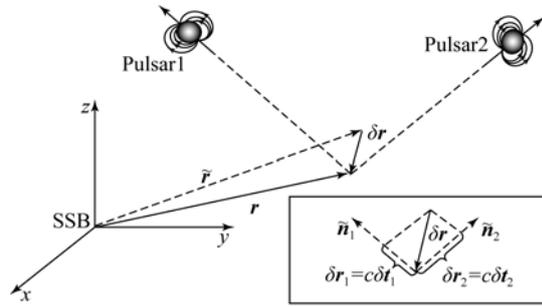


图 2 航天器相对两颗脉冲星的位置误差

Fig. 2 Position error of spacecraft relative to two pulsar signals

根据广义相对论原理,从距离太阳系几万光年的遥远的脉冲星辐射的光子的光路径是弯曲的,以致造成到达时间的延缓。考虑相对论效应等因素对位置估计精度的影响,结合 $\delta \mathbf{r} = \mathbf{r} - \tilde{\mathbf{r}}$,脉冲到达时间转换方程可写为:

$$c(t_{SSB} - t_{SC}) = \hat{\mathbf{n}} \cdot (\tilde{\mathbf{r}} + \delta \mathbf{r}) + \frac{1}{2D_0} \left[[\hat{\mathbf{n}} \cdot (\tilde{\mathbf{r}} + \delta \mathbf{r})]^2 + 2(\hat{\mathbf{n}} \cdot \mathbf{b}) [\hat{\mathbf{n}} \cdot (\tilde{\mathbf{r}} + \delta \mathbf{r})] - \|\tilde{\mathbf{r}} + \delta \mathbf{r}\|^2 - 2\mathbf{b} \cdot (\tilde{\mathbf{r}} + \delta \mathbf{r}) \right] \cdot \frac{2\mu_s}{c^2} \ln \left| \frac{[\hat{\mathbf{n}} \cdot (\tilde{\mathbf{r}} + \delta \mathbf{r})] + \|\tilde{\mathbf{r}} + \delta \mathbf{r}\|}{\hat{\mathbf{n}} \cdot \mathbf{b} + b} + 1 \right|. \quad (7)$$

对误差项进行线性化处理有:

$$\begin{aligned} [\hat{\mathbf{n}} \cdot (\tilde{\mathbf{r}} + \delta \mathbf{r})]^2 &= (\hat{\mathbf{n}} \cdot \tilde{\mathbf{r}})^2 + (\hat{\mathbf{n}} \cdot \delta \mathbf{r})^2 + 2(\hat{\mathbf{n}} \cdot \tilde{\mathbf{r}})(\hat{\mathbf{n}} \cdot \delta \mathbf{r}) \\ \|\tilde{\mathbf{r}} + \delta \mathbf{r}\|^2 &= (\tilde{\mathbf{r}} + \delta \mathbf{r}) \cdot (\tilde{\mathbf{r}} + \delta \mathbf{r}) = \tilde{\mathbf{r}} \cdot \tilde{\mathbf{r}} + 2\tilde{\mathbf{r}} \cdot \delta \mathbf{r} + \delta \mathbf{r} \cdot \delta \mathbf{r} \end{aligned}$$

$$\ln \left| \frac{[\hat{\mathbf{n}} \cdot (\tilde{\mathbf{r}} + \delta \mathbf{r})] + \|\tilde{\mathbf{r}} + \delta \mathbf{r}\|}{\hat{\mathbf{n}} \cdot \mathbf{b} + b} + 1 \right| = \ln \left| \frac{\hat{\mathbf{n}} \cdot \tilde{\mathbf{r}} + \tilde{\mathbf{r}}}{\hat{\mathbf{n}} \cdot \mathbf{b} + b} + 1 \right| + \frac{\hat{\mathbf{n}} \cdot \delta \mathbf{r} + \frac{\tilde{\mathbf{r}}}{r} \cdot \delta \mathbf{r}}{(\hat{\mathbf{n}} \cdot \tilde{\mathbf{r}} + \tilde{\mathbf{r}}) + (\hat{\mathbf{n}} \cdot \mathbf{b} + b)} + O(\delta \mathbf{r}^2).$$

忽略 $O(\delta \mathbf{r}^2)$ 及其高阶小量,方程可线性化为:

$$\begin{aligned} c(\delta t_{SSB} - \delta t_{SC}) &= \frac{1}{2D_0} \left[[(\hat{\mathbf{n}} \cdot \tilde{\mathbf{r}})(\hat{\mathbf{n}} \cdot \delta \mathbf{r})]^2 - \tilde{\mathbf{r}} \cdot \delta \mathbf{r} + 2(\hat{\mathbf{n}} \cdot \mathbf{b})(\hat{\mathbf{n}} \cdot \delta \mathbf{r}) - 2(\mathbf{b} \cdot \tilde{\mathbf{r}}) \right] + \\ &\quad \hat{\mathbf{n}} \cdot \delta \mathbf{r} + \frac{2\mu_s}{c^2} \left[\frac{\hat{\mathbf{n}} \cdot \delta \mathbf{r} + \frac{\tilde{\mathbf{r}}}{r} \cdot \delta \mathbf{r}}{(\hat{\mathbf{n}} \cdot \tilde{\mathbf{r}} + \tilde{\mathbf{r}}) + (\hat{\mathbf{n}} \cdot \mathbf{b} + b)} \right], \quad (8) \end{aligned}$$

式中: $\delta \mathbf{r}$ 为位置误差偏差矢量; $\tilde{\mathbf{r}}$ 为航天器到 SSB 的估计位置矢量; $\hat{\mathbf{n}}$ 为脉冲星相对于 SSB 的单位方向矢量; \mathbf{b} 为 SSB 相对于太阳质心的位置。观察上式可发现,式中右边是位置偏移 $\delta \mathbf{r}$ 的线性表达式。

4 自适应滤波器

对脉冲星导航系统,在某一时刻同时观测三颗或三颗以上脉冲星的导航精度要比只观测一颗

脉冲星的导航精度要高。但由于航天器及行星的运动,对于同一颗脉冲星,尽管其与星载探测器距离十分遥远,但在探测器与脉冲星之间的任意天体,都有可能对脉冲星射线造成遮挡,以致无法观测。在导航中需要根据实际情况,调整航天器姿态来观测不同的脉冲星。

脉冲星的可见性主要受到两方面因素的影响:第一是脉冲星与探测器所在平面的关系。探测器可探测的方向不是全向的,因此当脉冲星位

于探测器所在平面的下方,即脉冲星在探测器所在地平坐标系内的高度角为负时,便无法观测该脉冲星。第二是脉冲星是否受到太阳、月亮及太阳系行星等的遮挡。参考文献[12]讨论了可用于观测的50颗脉冲星受到第三体遮挡的问题,指出脉冲星的可见性不随高度变化;单点可见脉冲星数随时间呈周期性变化。就B1937+21脉冲星而言,一天内可观测的时间约为50.1%。因此,根据观测脉冲星数目及组合的变化,设计改进的卡尔曼滤波器,可以提高脉冲星导航的适应性,实现航天器的自主导航。

由于Kalman滤波只能应用于线性系统,而脉冲星导航中的状态方程与测量方程是非线性的,因此需将非线性系统线性化,然后根据测量信息的变化构造适应观测的观测矩阵,进行Kalman滤波。

考虑一般的非线性系统^[13]:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) + \mathbf{w}(t), \quad (9)$$

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) + \mathbf{v}(t), \quad (10)$$

式中: $\mathbf{f}(\cdot)$ 为 n 维向量函数,对其自变量而言是非线性的, $\mathbf{h}(\cdot)$ 为 m 维向量函数,对其自变量而言也是非线性的, $\mathbf{w}(t)$ 为 r 维随机系统动态噪声, $\mathbf{v}(t)$ 为 m 维测量系统噪声,其中 $\mathbf{w}(t)$ 和 $\mathbf{v}(t)$ 均是彼此不相关的零均值白噪声序列。

4.1 状态方程的雅可比矩阵

状态变量 \mathbf{x} 由状态估计量 $\tilde{\mathbf{x}}$ 和状态误差量 $\delta\mathbf{x}$ 组成,有:

$$\mathbf{x} = \tilde{\mathbf{x}} + \delta\mathbf{x}. \quad (11)$$

对式(9)在 \mathbf{x} 进行线性化,可得:

$$\delta\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{F}(t) \cdot \delta\mathbf{x} + \mathbf{w}(t), \quad (12)$$

式中: $\mathbf{F}(t) = \left. \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\tilde{\mathbf{x}}} \triangleq \frac{\partial \mathbf{f}(\tilde{\mathbf{x}})}{\partial \mathbf{x}}$ 为状态方程的雅可比矩阵。

考虑系统的状态方程为:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(t), t) = \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{r}} \\ \dot{\mathbf{v}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{v} \\ \mathbf{a} \end{bmatrix}. \quad (13)$$

$$\delta\mathbf{y}_i = \mathbf{H}_i(\mathbf{x}) \delta\mathbf{x} =$$

$$\left[\left[\hat{\mathbf{n}}_i + \frac{1}{D_{0,i}} \left[[(\hat{\mathbf{n}}_i \cdot \tilde{\mathbf{r}})(\hat{\mathbf{n}}_i)] - \tilde{\mathbf{r}} + (\hat{\mathbf{n}}_i \cdot \mathbf{b})(\hat{\mathbf{n}}_i) - \mathbf{b} \right] + \frac{2\mu_s}{c^2} \left[\frac{\hat{\mathbf{n}}_i + \frac{\tilde{\mathbf{r}}}{r}}{(\hat{\mathbf{n}}_i \cdot \tilde{\mathbf{r}} + \tilde{\mathbf{r}}) + (\hat{\mathbf{n}}_i \cdot \mathbf{b} + \mathbf{b})} \right] \right]^T \quad 0 \quad 0 \quad 0 \right] \delta\mathbf{x}. \quad (21)$$

式中下标 i 表示观测脉冲星的编号。

现将测量方程离散化有:

$$\delta\mathbf{y}_{k,i} = \mathbf{H}_{k,i} \delta\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_{k,i}. \quad (22)$$

即:

则具体的雅可比矩阵为:

$$\mathbf{F}(t) = \frac{\partial \mathbf{f}(\tilde{\mathbf{x}}(t))}{\partial \mathbf{x}} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} \begin{bmatrix} \mathbf{v} \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial \mathbf{r}} & \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial \mathbf{v}} \\ \frac{\partial \mathbf{a}}{\partial \mathbf{r}} & \frac{\partial \mathbf{a}}{\partial \mathbf{v}} \end{bmatrix}. \quad (14)$$

结合 \mathbf{r} 、 \mathbf{v} 的定义,上式中矩阵的第一行元素可直接得出^[14]:

$$\frac{\partial \mathbf{v}}{\partial \mathbf{r}} = \mathbf{0}_{3 \times 3} \quad \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial \mathbf{v}} = \mathbf{I}_{3 \times 3}. \quad (15)$$

考虑航天器在重力场中的加速度与速度无关,因此有:

$$\frac{\partial \mathbf{a}}{\partial \mathbf{v}} = \mathbf{0}_{3 \times 3}. \quad (16)$$

航天器加速的与航天器位置矢量存在着复杂的关系,因此:

$$\frac{\partial \mathbf{a}}{\partial \mathbf{r}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial a_x}{\partial r_x} & \frac{\partial a_x}{\partial r_y} & \frac{\partial a_x}{\partial r_z} \\ \frac{\partial a_y}{\partial r_x} & \frac{\partial a_y}{\partial r_y} & \frac{\partial a_y}{\partial r_z} \\ \frac{\partial a_z}{\partial r_x} & \frac{\partial a_z}{\partial r_y} & \frac{\partial a_z}{\partial r_z} \end{bmatrix}. \quad (17)$$

综上所述,状态方程的雅可比矩阵可简化为:

$$\mathbf{F}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \frac{\partial \mathbf{a}}{\partial \mathbf{r}} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix}. \quad (18)$$

状态转移矩阵为:

$$\Phi_{k+1/k} = e^{\mathbf{F}_k T_s} \approx \mathbf{I} + \mathbf{F}_k \cdot T_s + \dots. \quad (19)$$

式中: $\mathbf{F}_k = \mathbf{F}(\tilde{\mathbf{x}}_k)$, T_s 为滤波周期,为提高导航精度,滤波周期一般取1s。

最终得到以状态误差量 $\delta\mathbf{x}$ 为状态变量的离散线性状态方程:

$$\delta\mathbf{x}_{k+1} = \Phi_{k+1/k} \cdot \delta\mathbf{x}_k + \mathbf{W}_k. \quad (20)$$

4.2 改进型卡尔曼滤波的测量方程

根据脉冲星定轨原理,最终得到线性的测量方程式(8),无需计算测量方程的雅可比矩阵即可得到连续的线性测量方程:

$$\mathbf{z}_{k,i} = \mathbf{H}_{k,i}(\tilde{\mathbf{x}}_k) \delta \mathbf{x}_k = \left[\left[\hat{\mathbf{n}}_i + \frac{1}{D_{0,i}} [(\hat{\mathbf{n}}_i \cdot \tilde{\mathbf{r}}_k)(\hat{\mathbf{n}}_i)] - \tilde{\mathbf{r}}_k + (\hat{\mathbf{n}}_i \cdot \mathbf{b}_k)(\hat{\mathbf{n}}_i) - \mathbf{b}_k \right] + \frac{2\mu_s}{c^2} \left[\frac{\hat{\mathbf{n}}_i + \frac{\tilde{\mathbf{r}}_k}{r_k}}{(\hat{\mathbf{n}}_i \cdot \tilde{\mathbf{r}}_k + \tilde{\mathbf{r}}_k) + (\hat{\mathbf{n}}_i \cdot \mathbf{b}_k + \mathbf{b}_k)} \right] \right]^T \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \delta \mathbf{r}_k \\ \delta \mathbf{v}_k \end{bmatrix}. \quad (23)$$

由于不同时刻观测到的脉冲星数目不同,可知在导航滤波过程中,观测矩阵的维数是随着观测时间而变化的。故在滤波过程中,需分析观测信息质量,根据当前时刻观测到的脉冲星的情况,从脉冲星数据库中提取相应信息,从而获得当前时刻的观测矩阵。

4.3 观测脉冲星信息的质量分析

理论上观测三颗脉冲星即可实现定轨,结合滤波器可以完整地修正轨道的估计误差。因此当星载敏感器观测脉冲星的数目大于三颗时,即可考虑滤波算法的计算能力,在满足导航精度的前提下,根据观测信息的质量分析结果,提取出观测信息质量最好的三颗脉冲星来确定观测矩阵。但当观测信息不足时,即观测到的脉冲星数目少于三颗时,若不加判断地直接将观测信息注入到导航滤波器中,就会由于观测矩阵是亏秩的,观测信息质量差,而容易产生滤波发散,导致导航精度下降。此时同样需要分析观测信息质量并判断理论方差是否超差,以便决定是否进行量测更新。

所观测到的脉冲星信息的质量,一方面与所观测的脉冲星有关,即脉冲星信号源的质量有关。另一方面与宇宙中的 X 射线背景噪声以及探测器测量法线的指向性因素有关^[15]。

脉冲星信号源的质量可由品质因子定量评价。脉冲星的品质因子由脉冲周期、脉冲星信号辐射、脉冲宽度以及信噪比表示。在探测器有效面积、信号积分时间和 X 射线背景辐射流量给定的情况下,脉冲到达时间的测量精度取决于脉冲信号和脉冲轮廓形状^[16]。脉冲星的品质因子可表达为:

$$Q_x = \frac{F_x p_f^2}{W^2 \left[p_f + \frac{W}{P} (1 - p_f) \right]}, \quad (24)$$

式中: F_x 为脉冲星辐射的 X 射线光子流量; p_f 为脉冲流量比; P 为脉冲周期; W 为脉冲宽度。

脉冲星信号的信噪比也可以反映出观测脉冲星信号的质量,脉冲星信号的信噪比越高,脉冲的测距精度越高,可认为观测脉冲星的信息质量越好。用脉冲星光子计数的脉冲分量 N_p 与脉冲信

号测量标准差 σ_n 的比值表示脉冲信号的信噪比^[17]:

$$\text{SNR} = \frac{N_p}{\sigma_n}. \quad (25)$$

通过比较所观测到的脉冲星的品质因子及信噪比可以定量反映观测信息的质量,脉冲星品质因子是无量纲的值,将脉冲星信噪比归一化后,则观测脉冲星信息的质量可用下式表示:

$$PQ = a \times Q_x + (1 - a) \times \text{SNR}', \quad (26)$$

式中: PQ 为脉冲星信息质量; a 为品质因子对脉冲星信息质量影响的权重; SNR' 为归一化后的信噪比。

4.4 滤波过程

根据上述状态方程与测量方程的分析,下面介绍改进型 Kalman 滤波算法的滤波过程:

初始化滤波器参数:

$$\tilde{\mathbf{x}}_0 = E(\mathbf{x}_0), \quad (27)$$

$$\mathbf{P}_0 = E[(\mathbf{x}_0 - \tilde{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \tilde{\mathbf{x}}_0)^T]. \quad (28)$$

当 $k=1, 2, \dots$ 时,按下公式运行:

(1) 计算状态转移矩阵

$$\mathbf{F}_k = \frac{\partial f(\tilde{\mathbf{x}}_k)}{\partial \mathbf{x}}, \quad (29)$$

$$\Phi_{k+1/k} = e^{\mathbf{F}_k T_s} \approx \mathbf{I} + \mathbf{F}_k \cdot \mathbf{T}_s + \dots \quad (30)$$

(2) 预估误差的协方差及时间更新

$$\mathbf{P}_{k+1/k} = \Phi_{k+1/k} \mathbf{P}_k \Phi_{k+1/k}^T + \mathbf{Q}_k, \quad (31)$$

式中: \mathbf{Q}_k 为系统 k 时刻的过程噪声的协方差矩阵。

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k+1/k} = \tilde{\mathbf{x}}_k + f(\tilde{\mathbf{x}}_k, t_k) \cdot \mathbf{T}_s. \quad (32)$$

(3) 根据观测到的脉冲星的情况,分析观测信息质量,从脉冲星数据库中选取响应脉冲星属性信息,确定 i 的数值,从而确定观测矩阵维度,构造观测矩阵:

$$\delta \mathbf{y}_{k,i} = \mathbf{H}_{k,i} \delta \mathbf{x}_{k,i} + \mathbf{v}_{k,i}. \quad (33)$$

(4) 判断理论方差是否超差

$$\mathbf{z}_{k+1} = \mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1} \tilde{\mathbf{x}}_{k+1/k}, \quad (34)$$

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1/k} \mathbf{H}_{k+1}^T (\mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1/k} \mathbf{H}_{k+1}^T + \mathbf{R}_{k+1}). \quad (35)$$

如果 $z_{k+1} \leq m \alpha_{k+1}$, 测量信息正常,进行量测更新,异常则不更新。其中 α_{k+1} 是一个确定的值,

理想情况下多次仿真取 z_{k+1} 的均值。 m 是给定的常数, m 的取值可表征超差判别的门限。

(5)量测更新及校正误差方差

$$\delta \mathbf{x}_{k+1} = \delta \mathbf{x}_{k+1/k} + \mathbf{K}_{k+1} (\delta \mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1} \delta \mathbf{x}_{k+1/k}), \quad (36)$$

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k+1} = \tilde{\mathbf{x}}_{k+1/k} + \delta \mathbf{x}_{k+1}, \quad (37)$$

$$\mathbf{P}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1/k} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1/k}. \quad (38)$$

5 仿真实验

5.1 仿真条件

为了验证改进的 Kalman 滤波算法的可行性与性能,利用 Matlab 与 STK(Satellite Tool Kit) 软件进行数值仿真。文中由 STK 软件的高精度轨道外推模型(High Precision Orbit Propagator, HPOP)给出标称轨道,由 DE421 星历给出仿真时间内太阳系各行星的星历。轨道参数如表 1 所示。仿真时间为 20 000 s。澳大利亚国家天文台(Australian Telescope National Facility, ANTF)建立了脉冲星数据库,并定义了脉冲星的属性,根据参考文献[18]及澳大利亚天文台网站,本文选取 5 颗脉冲星构造用于仿真的导航脉冲星数据库。表 2 给出了仿真数据库所需脉冲星的相关属性数据。

表 1 初始轨道参数

Tab. 1 Initial orbital parameters

轨道参数	数值
半长轴 a/km	17 182.240 344 79
偏心率 $e/(1)$	0.1
轨道倾角 $i/(\circ)$	30
升交点赤经 $\Omega/(\circ)$	30
近地点幅角 $\omega/(\circ)$	30
真近点角 $\theta/(\circ)$	260.7

滤波器初始参数如下:

滤波器周期: $T_s = 1 \text{ s}$;

初始状态误差: $\delta \mathbf{x}_0 = [1\ 000 \text{ m}, 1\ 000 \text{ m}, 1\ 000 \text{ m}, 2 \text{ m/s}, 2 \text{ m/s}, 2 \text{ m/s}]$

初始状态估计方差: $\mathbf{P}_0 = \text{diag}(\delta x_0^2)$

系统噪声方差:

$[0.5 \text{ m}, 0.5 \text{ m}, 0.5 \text{ m}, 0.000\ 5 \text{ m/s}, 0.000\ 5 \text{ m/s},$

$0.000\ 5 \text{ m/s}]$.

测量噪声方差:随着观测脉冲星的不同而变化,主要取决于脉冲星的测距精度,初始观测噪声方差为:

$$\text{diag}([109 \text{ m}, 325 \text{ m}, 344 \text{ m}]^2).$$

表 2 导航脉冲星数据库

Tab. 2 Database of navigation pulsars

Pulsar name	Period /ms	RA/ (\circ)	Dec/ (\circ)	Distance/kpc	Distance accuracy/m
B0531+21	33.08	83.633	22.014	2.0	109
B1821-24	3.054	276.55	-24.869	4.9	325
B1937+21	1.557	294.91	21.583	3.6	344
B1957+20	1.607	299.90	20.804	5.8	1 866
B0540-69	50.035	85.046	-69.331	49.4	3 007

5.2 基于观测信息质量的观测矩阵的构造

由观测信息质量的定义可知,当脉冲星确定后,品质因子即为固定的值,观测信息质量受 SNR 的影响较大。分析 SNR 对导航精度的影响,SNR 是信号与噪声的比例。在设定信号不变的情况下,改变噪声强度,分析导航精度的变化,以此反映 SNR 对导航精度的影响。仿真结果如表 3 所示。

表 3 测量噪声对导航精度的影响

Tab. 3 Effect of measurement noise on navigation accuracy

测量噪声/km	50	5	0.5	0.05
位置误差均值/m	2 816.56	1 079.92	110.708	16.135 9
位置误差方差/m	1 094.81	430.17	77.310 1	10.036 4
速度误差均值/ $(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	0.989 8	0.347	0.087 36	0.075 6
速度误差方差/ $(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	0.349 42	0.143	0.016 97	0.008 76

从仿真结果可以看出,测量噪声即 SNR 对定轨精度有直接的影响。位置速度精度随观测信息质量因子的增大而增大,随观测信息质量因子的减小而变差。当测量噪声达到 5 km 时,导航位置精度达 1 km,根据实际经验与导航精度要求,可确定出满足导航精度要求时,观测信息质量因

子 PQ 的临界值 PQ_L 。当 PQ 小于 PQ_L 时,认为该颗脉冲星不适用于导航,不会将其观测信息注入到滤波器中进行状态矫正。

由观测信息质量构造测量矩阵的过程如下:

(1) 设探测器同一时刻观测到的脉冲星数目为 m 。分别计算 m 颗脉冲星的信息质量因子,并记第 i 颗脉冲星的信息质量因子为 PQ_i 。

(2) 将 PQ_i 与 PQ_L 比较,筛选出 n 颗可用于该时刻导航的脉冲星,并将第 j 颗脉冲星的信息质量因子重新记为 PQ_j 。

(3) 若 $n \geq 3$,则说明该时刻观测到的可用于导航的脉冲星个数充足,考虑到滤波器计算量等问题,从中优选信息质量最好的三颗脉冲星来构造测量矩阵。若三颗脉冲星的编号分别为:1,2,3。则 k 时刻三颗脉冲星对应的测量方程为:

$$\begin{aligned} \delta y_{k,1} &= \mathbf{H}_{k,1} \delta \mathbf{x}_k + v_{k,1} \\ \delta y_{k,2} &= \mathbf{H}_{k,2} \delta \mathbf{x}_k + v_{k,2} \\ \delta y_{k,3} &= \mathbf{H}_{k,3} \delta \mathbf{x}_k + v_{k,3}. \end{aligned} \quad (39)$$

$\mathbf{H}_{k,j}$ 由相应的脉冲星 j 的属性信息及预估的状态 $\tilde{\mathbf{r}}_k$ 确定,具体的算法由公式(23)给出。

由此实时构造出测量矩阵:

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{k,1} \\ \mathbf{H}_{k,2} \\ \mathbf{H}_{k,3} \end{bmatrix}. \quad (40)$$

(4) 若 n 大于 0 且小于 3,则说明该时刻观测到的可用于导航的脉冲星信息不足。构造的测量矩阵为:

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{k,1} \\ \mathbf{H}_{k,2} \end{bmatrix} \text{ 或 } \mathbf{H}_k = \mathbf{H}_{k,1}. \quad (41)$$

(5) 若筛选后 $n=0$,则表明此时没有可用于导航的脉冲星,则测量方程为:

$$\mathbf{H}_k = \mathbf{0}. \quad (42)$$

5.3 仿真结果

运用四阶龙格库塔方法对状态方程进行线性离散化,在不同时刻改变观测脉冲星组合及数目,得到观测脉冲星变化时的导航估计误差。

图 3 和图 4 给出了仿真时间内观测脉冲星三次组合的导航位置速度精度。为获得较好的导航精度,可观测三颗或三颗以上脉冲星对初始状态误差进行校正,当初始误差消除后,一段时间内可通过观测两颗或一颗脉冲星校正系统的状态误差进行自主导航。对稳定后的滤波轨迹进行统计分析,得到位置速度误差标量的均值方差,计算结果

表明,位置误差均值为 66.037 8 m,方差为 40.311 3 m;速度误差均值为 0.042 691 m/s,方差为 0.019 095 m/s。与一般的 Kalman 滤波方法相比,改进的 Kalman 滤波方法可以处理观测脉冲星信息变化的情况。这表明改进的 Kalman 滤波算法提高了脉冲星导航的适应能力。由于改进的 Kalman 滤波算法基于观测脉冲星信息质量,在同时观测多颗脉冲星时,可优选出观测信息质量好的进行导航,因此也可提高导航精度。

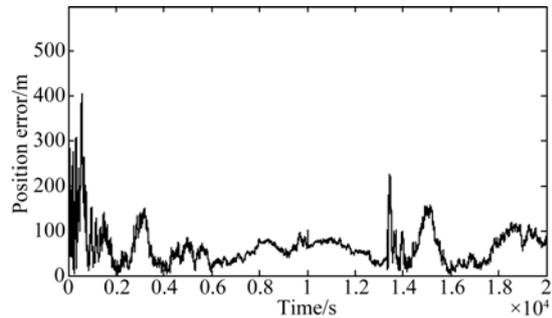


图 3 位置估计误差

Fig. 3 Position estimation error

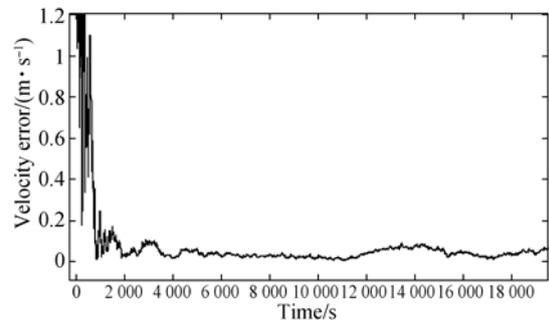


图 4 速度估计误差

Fig. 4 Velocity estimation error

5.4 对比分析

(1) 观测单双脉冲星校正初始偏差的可行性分析

仿真结果表明,若存在初始偏差,只观测单颗脉冲星,导航滤波容易发散,因此只观测单颗脉冲星很难对初始偏差进行校正,如图 5 所示。观测两颗脉冲星可以对初始偏差进行校正,导航滤波没有发散,与观测三颗脉冲星的情况进行比较,校正初始偏差时间变长,且出现很大波动。这是由于观测两颗脉冲星求解航天器的三维空间位置时,观测矩阵是亏秩的。统计校正初始偏差后的

导航精度,观测两颗脉冲星信息质量高时,导航位置精度为 157 m,速度精度为 0.21 m/s;观测两颗脉冲星信息质量低时,导航位置精度为 229 m,速度精度为 0.44 m/s。与观测三颗脉冲星的情况相比,导航精度下降。

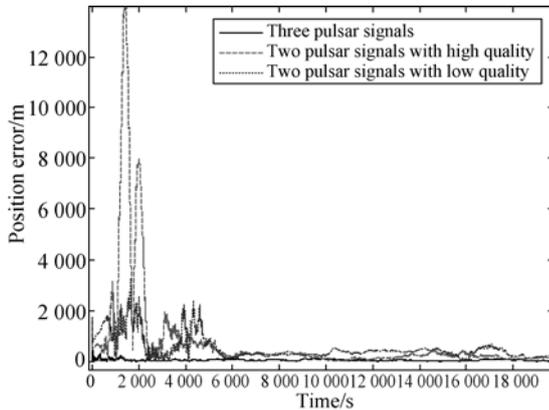


图 5 观测不同数量的脉冲星时校正初始偏差位置误差对比
Fig. 5 Position error comparison of initial deviation corrected by different number of pulsars

(2) 观测单双颗脉冲星对导航精度的影响分析

由图 6 可看出,总仿真时间为 20 000 s,在前 5 000 s 内观测三颗脉冲星用于校正初始偏差,之后 10 000 s 内观测一颗脉冲星,此时导航误差主要由观测信息不足引起的。由图还可看出,一段时间内只观测一颗脉冲星仍可进行自主导航,同时采用观测信息质量高的脉冲星比观测信息质量低的脉冲星导航精度高。

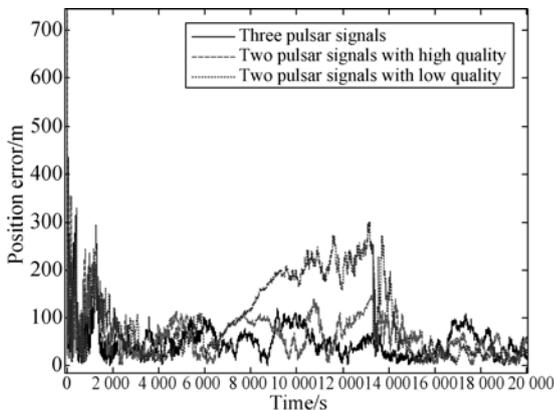


图 6 观测单颗脉冲星位置误差对比
Fig. 6 Position error comparison with one pulsar

如图 7 所示,长时间观测单或两颗脉冲星进

行导航,导航精度随时间增长而降低,逐渐震荡发散。观测单颗高测距精度脉冲星与观测两颗低测距精度脉冲星在长时间内导航精度接近。观测单颗低测距精度的脉冲星,导航误差呈指数增长。

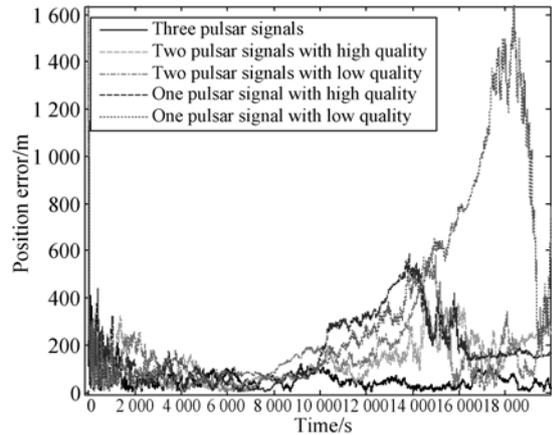


图 7 长时间观测单双脉冲星位置误差对比
Fig. 7 Position error comparison with one/two pulsars for long time

6 结 论

针对脉冲星导航过程中观测脉冲星的可见性问题,本文采用自适应滤波算法来适应观测信息的变化。该方法根据观测信息的变化,分析观测信息质量,确定观测矩阵维数,实时生成观测矩阵,应用改进型 Kalman 滤波算法增强了脉冲星导航的适应性。将定量反映脉冲星信号源质量的品质因子与反映探测信号质量的信噪比相结合,设定合理权重系数,将观测信息质量定义为品质因子与归一化的信噪比两因素的加权平均值,从而实现对信息质量的评价。通过仿真实验,验证了改进型 Kalman 滤波算法的可行性。实验显示:在 20 000 s 的仿真时间内,校正初始偏差后 10 000 s 的时间只观测两颗或一颗脉冲星,最终得到的导航位置精度为 40 m,速度精度为 0.019 m/s。通过对比分析,验证了利用两颗脉冲星校正初始偏差的可行性:对于稳定的轨道,长时间观测一颗脉冲星导航,滤波易发散,但由于遮挡信号变弱,短时间内观测一颗脉冲星对导航精度的影响较小;长时间观测单颗高测距精度的脉冲星与观测两颗脉冲星导航精度接近,且不易发散。仿真结论可为脉冲星导航算法中选择观测脉冲星组合策略提供参考。

参考文献:

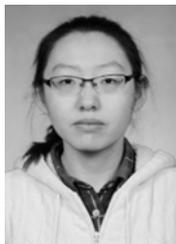
- [1] 徐国栋, 李鹏飞, 董立珉, 等. 利用恒星与地磁场确定卫星自主轨道[J]. 光学精密工程, 2014, 22(5): 1280-1288.
XU G D, LI P F, DONG L M, *et al.*. Determination of satellite autonomous orbit based on star light and geomagnetic field [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(5): 1280-1288. (in Chinese)
- [2] SALA J, URRUELA A, VILLARCS X. Feasibility study for a spacecraft navigation system relying on pulsar timing information [R]. Spain: ESA, 2004.
- [3] SHEIKH S I. *The Use of Variable Celestial X-Ray Sources for Spacecraft Navigation* [D]. Maryland: University of Maryland, 2005.
- [4] EMADZADEH A A, SPEYER J L, HADAEGH F Y. A parametric study of relative navigation using pulsars [C]. *ION 63rd Annual Meeting, Cambridge, Massachusetts*, 2007.
- [5] SHIKH S, RAY P S, WEINER K, *et al.*. Relative navigation of spacecraft utilizing bright aperiodic celestial sources [C]. *ION 63rd Annual Meeting, Cambridge, Massachusetts*, 2007.
- [6] 郑广楼, 刘建业, 乔黎, 等. 单脉冲星自主导航系统可观测性分析[J]. 应用科学学报, 2008, 26(5): 506-510.
ZHENG G L, LIU J Y, QIAO L, *et al.*. Observability analysis of satellite autonomous navigation system using single pulsar [J]. *Journal of Applied Sciences*, 2008, 26(5): 506-510. (in Chinese)
- [7] 毛悦, 陈建鹏, 宋小勇. X射线脉冲星单星动力学定轨[J]. 测绘科学技术学报, 2010, 27(4): 251-254.
MAO Y, CHEN J P, SONG X Y. Single X-ray pulsar dynamic orbit determination[J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2010, 27(4): 251-254. (in Chinese)
- [8] 李茂登, 王大轶, 黄翔宇, 等. 基于可观性分析的脉冲星导航方法研究[J]. 中国宇航学会深空探测技术专业委员会第十届学术年会论文集, 2013.
LI M D, WANG D Y, HUANG X Y, *et al.*. Reach on the method of pulsar navigation based on observability analysis [J]. *The Symposium of the Tenth China Astronautical Society, Deep Space Exploration Technology Professional Committee*, 2013. (in Chinese)
- [9] 帅平, 李明, 陈绍龙, 等. X射线脉冲星导航系统原理与方法[M]. 北京: 中国宇航出版社, 2009: 310.
SHUAI P, LI M, CHEN SH L, *et al.*. *X Ray Pulse Principle and Method of Satellite Navigation System* [M]. Beijing: China Astronautic Press, 2009: 310. (in Chinese)
- [10] TAYLOR JR J H. Millisecond pulsars: Nature's most stable clocks [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1991, 79(7): 1054-1062.
- [11] SHEIKH S I, PINES D J. Recursive estimation of spacecraft position using X-ray pulsar time of arrival measurements [C]. *ION 61st Annual Meeting*, 2005: 464-475.
- [12] 毛悦, 宋小勇, 冯来平. X射线脉冲星导航可见性分析[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2009, 34(2): 222-225.
MAO Y, SONG X Y, FENG L P. Visibility analysis of X-ray pulsar navigation [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(2): 222-225. (in Chinese)
- [13] SIMON D. *Optimal State Estimation: Kalman, H Infinity, and Nonlinear Approaches* [M]. John Wiley & Sons, 2006.
- [14] CHIARADIA A P M, KUGA H K, PRADO A F B A. Comparison between two methods to calculate the transition matrix of orbit motion [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2012.
- [15] 李鹏飞, 徐国栋, 董立珉, 等. X射线脉冲星信号延时的实时估计方法[J]. 航空学报, 2014, 35(7): 1966-1976.
LI P F, XU G D, DONG L M, *et al.*. A real time estimation method of time-delay for X-ray pulsar signal [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2014, 35(7): 1966-1976. (in Chinese)
- [16] SALA J, URRUELA A, VILLARES X, *et al.*. Pulsar navigation [J]. *Acta Futura*, 2008, 3(12): 94-101.
- [17] SALA J, URRUELA A, VILLARES X, *et al.*. Feasibility study for a spacecraft navigation system relying on pulsar timing information [J]. *ARIAD-*

NA study, 2004, 3(4202.2003): 6.

- [18] 兰盛昌, 叶东, 林杰, 等. X脉冲星矢量多平面观测的姿态测量[J]. 光学精密工程, 2010, 18(2): 397-405.

LAN SH CH, YE D, LIN J, *et al.*. Attitude measurement based on multiple plane X-ray pulsar vector observation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(2): 397-405. (in Chinese)

作者简介:



宋佳凝(1991—),女,黑龙江哈尔滨人,硕士研究生,2014年于哈尔滨工业大学获得学士学位,主要从事脉冲星导航方法的研究。E-mail: hitsjn@163.com

导师简介:



徐国栋(1961—),男,黑龙江铁力人,研究员,博士生导师,1986年于哈尔滨工业大学获得硕士学位,主要从事卫星总体设计研究。E-mail: xuguodong@163.com

(版权所有 未经许可 不得转载)

文章编号 1004-924X(2015)03-0838-08

应用人工蜂群算法的动态波达方向跟踪

单泽彪^{1,2}, 石要武^{1,2}, 刘小松¹, 张志成^{1*}

(1. 吉林大学 通信工程学院, 吉林 长春 130022;

2. 吉林大学 工程仿生教育部重点实验室, 吉林 长春 130022)

摘要:针对目标信号源波达方向(DOA)的实时变化,将人工蜂群算法应用于最大似然函数的优化,实现了动态目标 DOA 的实时跟踪。首先,提出了一种可变遗忘因子的自适应样本协方差矩阵更新方法,该方法可根据目标信号源 DOA 变化的快慢自适应调整历史数据和当前采样数据在协方差矩阵中所占的权重,从而保证在获得较小稳态误差的同时又可获得较快的跟踪速度。然后,直接应用了性能优越的最大似然估计方法,避免了子空间跟踪类算法需要不断重复特征值或奇异值分解等问题。最后,采用人工蜂群仿生智能算法对似然函数的求解进行优化,从而极大地减少了算法的计算量,保证了算法的快速性和实时性。实验结果表明:在单快拍采样的情况下,信噪比为 0 dB 时,跟踪两个目标信号源的均方根误差为 0.9952° ,基本达到了阵列信号处理中目标跟踪方法的设计要求。

关键词:波达方向(DOA)跟踪;运动目标跟踪;可变遗忘因子;人工蜂群算法;最大似然估计

中图分类号:TN911;TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152303.0838

DOA tracking of moving targets by artificial bee colony algorithm

SHAN Ze-biao^{1,2}, SHI Yao-wu^{1,2}, LIU Xiao-song¹, ZHANG Zhi-cheng^{1*}

(1. College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130022, China;

2. Key Laboratory of Bionic Engineering of the Ministry of Education,
Jilin University, Changchun 130022, China)

* Corresponding author, E-mail: zhang_zc@jlu.edu.cn

Abstract: To track the real changes of dynamic target DOA (Direction of Arrival) quickly and accurately, the artificial bee colony theory and a corresponding algorithm are used to optimize the likelihood function and to implement the real time tracking of dynamic target DOA. First, an adaptive subspace updating algorithm with a variable forgetting factor is proposed, which could adjust adaptively the weights of current and historical data in a covariance matrix according to the DOA change speed and could obtain a smaller stable error while a better tracking speed. Then, by making use of the maximum likelihood algorithm with superior performance, this method avoids the repetitious feature values and singular value decomposition in the subspace tracking algorithms. Finally, the artificial bee colony algorithm is used to optimize the likelihood function and to reduce the computation of the algorithm. Experimental results on sampling in single snapshot indicate that the Root Mean Square Error (RMSE) of DOA estimation is 0.9952° under tracking estimation two signal

收稿日期:2014-11-05;修订日期:2014-12-05.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 51075175);吉林省科技发展计划资助项目(No. 20140101078JC)

sources with a SNR of 0 dB. It satisfies the requirements of design for target tracking method in an array signal processing.

Key words: Direction of Arrival(DOA) tracking; moving target tracking; variable forgetting factor; artificial bee colony algorithm; maximum likelihood estimation

1 引言

波达方向(Direction of Arrival, DOA)估计作为阵列信号处理中一项重要的研究内容,近年来得到了广泛的关注,并取得了一系列的研究成果^[1-3]。在雷达、声纳等领域的工程实际应用中,由于目标信号源通常是移动的,因此需要对运动目标的 DOA 进行准确的跟踪估计。但如果直接利用静态 DOA 估计方法,则需要不断重复地对信号协方差矩阵进行特征值分解或奇异值分解,运算量过大。子空间跟踪技术^[4-6]可以很好地解决这一问题,故得到了广泛研究,并且已有多种算法被相继提出。其中,比较著名的有 YANG B 提出的近似投影子空间跟踪(Projection Approximation Subspace Tracking, PAST)算法^[7]和紧缩近似投影子空间跟踪(Projection Approximation Subspace Tracking deflation, PASTd)算法^[8],PAST 和 PASTd 算法由于收敛速度快而得到广泛应用,但是它们得出的子空间的正交性不强;随后 Meraim 等提出了正交近似投影子空间跟踪(Orthonormal Projection Approximation Subspace Tracking, OPAST)算法^[9]。由于以上算法均未考虑到遗忘因子的可变性和目标源信号的相干性等问题,致使算法的应用范围受到了限制。

遗忘因子的大小决定着历史数据和当前采样数据在信号协方差矩阵中所占的权重,进而影响着跟踪速度和稳态误差。胡茂兵等人在前人的研究基础上分析了遗忘因子的可变性等问题^[10],但其只是定性地把目标源信号分为快变和慢变两种,进而确定遗忘因子的两种可能性选择,这显然无法满足情况复杂多变的实际应用需求。针对此问题,本文提出了一种可变遗忘因子的自适应样本协方差矩阵更新方法,该方法根据目标信号源 DOA 变化的快慢自适应调节遗忘因子的大小,进而调整当前数据和历史数据在协方差矩阵中所占的权重,从而在保证获得较小稳态误差的同时又

有较快的跟踪速度。

针对目标源信号相干的场合,在更新子空间后,KIRLIN R L 等人首先运用空间平滑等解相干技术对协方差矩阵进行预处理;然后再利用多重信号分类算法或信号参数估计的旋转不变技术进行进一步计算;最终实现了目标信号源的 DOA 跟踪^[11]。但该算法在低信噪比或小快拍情况下估计性能欠佳。ZHOU Y F 等人直接利用性能优越的最大似然估计方法,无需运用空间平滑等解相干技术,也避免了不断重复地进行特征值或奇异值分解等运算,在低信噪比或小快拍情况下获得了较高的跟踪估计精度^[12-13]。但是最大似然函数的求解是一个非线性多维求解过程,计算量过大,所以在目标信号源 DOA 变化较快时其无法保证动态跟踪的实时要求。刁鸣等人把粒子群算法应用于似然函数的求解^[14-15],在一定程度上加快了寻优的过程,提高了跟踪的速度,但是粒子群算法易陷入“早熟”,且往往需要较多的种群数量和迭代步数。针对以上问题,本文把具有更佳优化性能的人工蜂群(Artificial Bee Colony, ABC)算法^[16-18]应用于似然函数的求解。与粒子群等仿生智能算法相比,ABC 算法具有控制参数少、收敛速度快、计算简便快捷等优点,并且 ABC 算法在每次迭代过程中都进行局部和全局搜索,极大地提高了全局最优的概率。文中最后给出了应用该算法与采用遗传算法和粒子群算法的仿真对比实验。

2 阵列信号数学模型

2.1 接收数据模型

假设有一个由 M 个阵元构成的线列阵,其阵元间距为 $(0, d_1, \dots, d_{M-1})$ 。同时假设具有相同载频的各信源 DOA 角分别为 $(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N)$ 的远场窄带运动目标信号源的数量为 N 个,并且 $M > N$,则在 t 时刻第 m 个阵元所接收到的信号可表示为:

$$x_m(t) = \sum_{i=1}^N \mathbf{a}_m(\theta_i) s_i(t) + v_m(t), \quad (1)$$

式中: $s_i(t)$ 为投射到阵列的第 i 个源信号; $v_m(t)$ 表示该阵元上的量测噪声, 假设为高斯白噪声; θ_i 为第 i 个信号源的到达角度; $\mathbf{a}(\theta_i)$ 表示 θ_i 的方向矢量, 可表示为:

$$\mathbf{a}(\theta_i) = [1, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}d_1 \sin\theta_i}, \dots, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}d_{M-1} \sin\theta_i}]^T, \quad (2)$$

式中: λ 为信号中心频率处的载频波长。

记

$$\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T,$$

$$\mathbf{V}(t) = [v_1(t), v_2(t), \dots, v_M(t)]^T,$$

则式(1)可以写成如下矩阵形式:

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) + \mathbf{V}(t), \quad (3)$$

其中:

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1), \mathbf{a}(\theta_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_N)],$$

$$\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)]^T.$$

2.2 协方差矩阵的动态更新

阵列接收向量 $\mathbf{X}(t)$ 的二阶统计量用其外积的统计平均值表示, 称之为阵列协方差矩阵, 表示为:

$$\mathbf{R} = \mathbf{E}(\mathbf{X}(t)\mathbf{X}(t)^H). \quad (4)$$

在静态目标条件下, 考虑到实际接收的数据矩阵是有限长的, 因此数据协方差矩阵是用其最大似然估计——采样协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}$ 来代替的, 即:

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{X}(l)\mathbf{X}(l)^H. \quad (5)$$

但在实际应用中, 目标信号源的 DOA 通常是随着目标本身的运动而变化的, 所以对其进行采样后所得到的包含目标角度信息的数据矩阵 $\mathbf{X}(l)$ 是变化的, 因此在实际应用过程中需要不断通过阵列采样数据来更新数据矩阵, 从而得到新的协方差矩阵。

在进行动态 DOA 跟踪估计时, 比较典型的子空间跟踪类算法有 PAST 算法及其改进的 OPAST 算法, 在该类算法中阵列信号协方差矩阵通常用式(6)进行更新估计:

$$\hat{\mathbf{R}}(k) = \alpha \hat{\mathbf{R}}(k-1) + (1-\alpha) \mathbf{X}(k)\mathbf{X}(k)^H, \quad (6)$$

式中: α 称为遗忘因子, 满足 $0 \leq \alpha \leq 1$, 其反映的是历史数据及当前采样数据在 $\hat{\mathbf{R}}(k)$ 更新过程中所占的权重。当 α 取值较小时, 历史数据保留较少, 当前数据所占权重增加, 这样协方差矩阵更新速度加快, 但是数据量不足, 致使协方差矩阵的估计容易遭受噪声干扰, 估计误差较大; 与之相反, 当

α 取值较大时, 当前采样数据所占权重便会下降, 从而影响协方差矩阵的更新速度, 会导致明显的跟踪延迟现象。因此, 针对具有恒定遗忘因子的类 PAST 算法无法解决同时获得较小跟踪误差和较快收敛速度这一对矛盾问题, 本文提出了一种可变遗忘因子的自适应协方差矩阵动态更新方法, 即:

$$\hat{\mathbf{R}}(k) = \frac{\alpha_k(\theta) \hat{\mathbf{R}}(k-1) + \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{X}(k)\mathbf{X}(k)^H}{1 + \alpha_k(\theta)}, \quad (7)$$

式中: $\alpha_k(\theta) = \cos(\theta_{k-1} - \theta_{k-2})$ 为可变遗忘因子, 且 $-\frac{\pi}{2} \leq \theta_{k-1} - \theta_{k-2} \leq \frac{\pi}{2}$, 其中 $\theta_{k-1}, \theta_{k-2}$ 为前两时刻所估计的 DOA 角; L 为当前时刻内采样快拍数。这样在对移动信号源进行实时跟踪时, 遗忘因子可以根据信号 DOA 变化的快慢合理调整历史数据及当前采样数据在 $\hat{\mathbf{R}}(k)$ 更新过程中所占的权重, 从而保证在获得较小稳态误差的同时又可获得较快的跟踪速度。

2.3 最大似然估计

最大似然估计是基于统计理论估计方法中的一种最优估计, 在阵列信号处理中, 因其优越的估计性能和良好的解相干能力, 一直被广泛应用于 DOA 等参数的估计问题中。因此本文用其来实现动态目标的 DOA 跟踪估计。

如式(3)所示, 噪声分量是均值为零、协方差为 $\sigma^2 \mathbf{I}$ 的各态遍历复高斯过程, 其观测矢量 L 次快拍联合概率密度函数可表示为:

$$f(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_L) = \prod_{i=1}^L \frac{\exp\left[-\frac{1}{\sigma^2} |\mathbf{x}_i - \mathbf{A}(\theta) \mathbf{s}_i|^2\right]}{\det(\pi \sigma^2 \mathbf{I})}. \quad (8)$$

对式(8)两边同时取负对数, 得到对数似然函数:

$$-\ln f = L \ln \pi + ML \ln \sigma^2 + \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^L |\mathbf{x}_i - \mathbf{A}(\theta) \mathbf{s}_i|^2. \quad (9)$$

式(9)是一个关于未知参量 θ, σ^2 和 \mathbf{s} 的函数, 其中 σ^2 和 \mathbf{s} 的最大似然估计为:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{M} \text{tr}\{\mathbf{P}_A^+ \hat{\mathbf{R}}(k)\}, \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{A}^+ \mathbf{x}, \quad (11)$$

式中: $\text{tr}[\cdot]$ 表示对矩阵求迹; $\mathbf{P}_A^+ = \mathbf{I} - \mathbf{P}_A$, $\mathbf{P}_A =$

$\mathbf{A}(\theta)(\mathbf{A}^H(\theta)\mathbf{A}(\theta))^{-1}\mathbf{A}^H(\theta)$ 为将向量投影到 $\mathbf{A}(\theta)$ 的列向量所张成的空间, \mathbf{A}^+ 为矩阵 \mathbf{A} 的伪逆; $\hat{\mathbf{R}}(k)$ 表示在第 k 时刻更新后的样本协方差矩阵。

把式(10)和式(11)代入式(9),同时忽略常数项,则得到波达方向 θ 的最大似然估计:

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} \{ \text{tr}[\mathbf{P}_{\mathbf{A}(\theta)} \hat{\mathbf{R}}(k)] \}. \quad (12)$$

因此 DOA 估计就转化为函数求极值问题,式(12)的求解需要非线性多维搜索实现。为了保证算法的快速性和实时性,本文采用人工蜂群仿生智能算法对其进行优化求解。

3 似然函数的优化

3.1 ABC 算法

ABC 算法是一种基于群体智能的启发式搜索算法,其主要特点是在每次迭代过程中都进行局部和全局搜索,极大地提高了全局最优概率,并且具有控制参数少,收敛速度快和易于实现等优点。

ABC 算法将整个蜂群分为待工蜂与采蜜蜂两部分,其中待工蜂又分为跟随蜂和侦察蜂两种类型。对于函数优化问题,其实现流程可简述如下:

Step1: 初始化蜜蜂种群,同时派出侦察蜂(此时全部蜜蜂)随机搜索新蜜源;

Step2: 按照蜜源收益度大小,将蜂群分为两种类型:采蜜蜂和跟随蜂;

Step3: 采蜜蜂在蜜源邻域内搜索;

Step4: 跟随蜂根据蜜源收益进行邻域搜索;

Step5: 如果达到最大搜索次数,且没有找到更好的蜜源,则放弃原蜜源,随之采蜜蜂变成侦察蜂,重新随机搜索新的蜜源;

Step6: 记录下蜜源最好的位置,然后重复进行 Step2,直到满足结束条件。

在 ABC 算法中,3 种不同类型蜜蜂分工协作,通过各自不同的角色扮演实现各自不同的工作任务,最终实现了寻找全局最优这一目标。

3.2 基于 ABC 算法的似然函数优化

根据上一节所述步骤,实现似然函数的全局优化。设整个蜂群总数为 Q_s ,其中采蜜蜂数量为 Q_E 、跟随蜂数量为 Q_O (一般令 $Q_E = Q_O$),搜索维度等于信号源的数量,即为 N ,搜索范围为 $[X_{\min}, X_{\max}]$,其中 $X_{\min} = -90^\circ$, $X_{\max} = 90^\circ$ 。每一

个解 $\mathbf{X}_i^N (i=1,2,\dots,L_E)$ 都为 N 维向量。首先,在初始时刻由下式随机生成 Q_s 个可行解 $\mathbf{X}_i^N (i=1,2,\dots,L_E)$ 。

$$\mathbf{X}_i^j = \mathbf{X}_{\min}^j + \text{rand}(0,1)(\mathbf{X}_{\max}^j - \mathbf{X}_{\min}^j), \quad (13)$$

式中: $i=1,2,\dots,Q_E, j=1,2,\dots,N$; $\text{rand}(0,1)$ 表示在 $(0,1)$ 范围内的随机数。

其次,侦察蜂完成初始化搜索转变为采蜜蜂后,在当前向量位置附近进行邻域搜索,搜索公式如式(14)所示:

$$\mathbf{W}_i^j = \mathbf{X}_i^j + \varphi_i^j(\mathbf{X}_a^j - \mathbf{X}_b^j), \quad (14)$$

式中: $i=1,2,\dots,Q_E; j=1,2,\dots,N$; \mathbf{W}_i^j 为邻域解; φ_i^j 为 $(-1,1)$ 内的随机数; \mathbf{X}_a^j 、 \mathbf{X}_b^j 是在原有解集中随机生成的,且 $a \neq b$ 。选取最大似然函数为邻域搜索的适应度函数,即:

$$\text{fit}(\mathbf{X}_i^N) = \text{tr}[\mathbf{P}_{\mathbf{A}(\theta)} \hat{\mathbf{R}}(k)], \quad (15)$$

式中: $i=1,2,\dots,Q_E$ 。每次邻域搜索完成后,为了保证蜂群总能保持最优的解,需将现有解 \mathbf{X}_i^N 与邻域搜索解 \mathbf{W}_i^N 进行对比分析,以便找出适应度更高的解。因为适应度低的解不能吸引到跟随蜂或只能吸引到少量的跟随蜂;相反,适应度高的解将会吸引到更多的跟随蜂。跟随蜂根据式(16)概率选择函数得出的概率选择某个解进行邻域搜索:

$$f(\mathbf{X}_i^N) = c_a \frac{\text{fit}(\mathbf{X}_i^N)}{\max_i \text{fit}(\mathbf{X}_i^N)} + c_b, \quad (16)$$

式中: $i=1,2,\dots,Q_E; 0 \leq c_a, c_b \leq 1$ 。其中,跟随蜂变化为采蜜蜂的概率由 c_a, c_b 这两个概率系数决定。

为了增强蜜蜂种群的多样性,有效避免种群陷入局部最优,在经过一定的邻域搜索而无法提高适应度函数时,相关采蜜蜂将会变成侦察蜂进行下一个新的解的搜索。这也是 ABC 算法优于其他仿生智能优化算法的一个重要方面。

最后,经过以上算法的迭代求解,将会得到一个适应度最高的解,该解就是使似然函数达到最大值时所求 DOA 的估计值。

3.3 计算复杂度及参数选取

在对动态 DOA 进行跟踪时,对实时性有较高的要求,而算法的计算复杂度是表征实时性好坏的一项重要指标。求解对数似然函数是一个计算量较大的多维非线性求解问题,需要通过多维网格搜索予以实现,其计算复杂度可用下式表示:

$$O\{[(\theta_{\max} - \theta_{\min})/\Delta\theta]^N\}, \quad (17)$$

式中: N 表示信号源数量; $(\theta_{\max} - \theta_{\min})$ 表示角度搜索范围; Δ_0 表示搜索步长。采用 ABC 算法对其进行优化求解的计算复杂度约为 $O(NQ_s I_N + Q_s)$, 其中, Q_s 为蜂群的总数量, I_N 为迭代总次数。

表 1 给出了在不同信号源数下两种方法的计算复杂度的比较结果。其中, 蜂群总数量选取为 100, 迭代次数选取为 200, 角度搜索范围选取为 $(-90^\circ, 90^\circ)$, 搜索步长选取为 0.5。

表 1 计算复杂度比较

Tab. 1 Comparison of computational complexity

不同方法	信号源数		
	2	3	4
网格搜索	$O(1.29 \times 10^5)$	$O(4.67 \times 10^7)$	$O(1.68 \times 10^{10})$
ABC 算法	$O(4.01 \times 10^4)$	$O(6 \times 10^4)$	$O(8 \times 10^4)$

从表 1 中可以看出, 相同信号源数目情况下, ABC 算法的计算量远小于网格搜索方法, 并且随着信号源数目的增加, ABC 算法的优势愈加明显。

从上述分析可以得知, 种群规模及迭代次数是影响 ABC 算法计算量的主要因素, 另外, 它们对算法的收敛速度、稳定性及精度也有着较大的影响。图 1 给出了不同信噪比时, 3 种不同种群规模下算法收敛到全局最优(100 次)仿真结果的平均迭代次数。从图 1 可以看出, 算法对种群规模不敏感, 而对迭代步数有着较高的要求。综合以上分析, 应用 ABC 算法对 DOA 估计似然函数进行优化求解时, 种群规模可以设置为 30~80、迭代次数应 ≥ 60 。

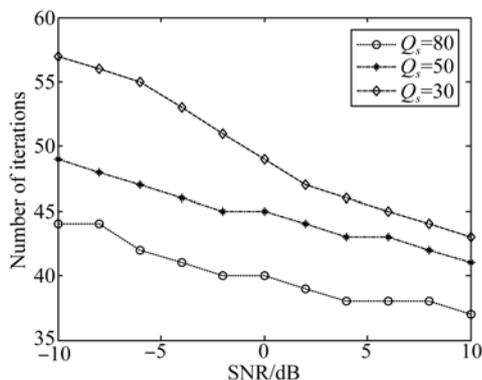


图 1 3 种种群规模的平均迭代次数

Fig. 1 Number of iterations of three population sizes

4 实验验证与比较

4.1 非相关信号源 DOA 的跟踪对比实验

为了验证上述方法的有效性, 对算法进行了 100 次独立蒙特卡罗跟踪实验, 其中每次跟踪时长均为 500 个采样时刻。设有两个非相干运动信号源目标, 初始 DOA 角分别为 20° 和 -5° , 并且分别按照 $15\sin(0.01 \times t)$ 和 $15\cos(0.01 \times t)$ 进行变化。实验中噪声为高斯白噪声, 阵列天线采用阵元数 $M=10$ 、阵元间隔为半波长的均匀线阵列。以式(18)所示均方根误差(RMSE)作为算法性能指标测试的依据。

$$\text{RMSE}_\theta = \sqrt{\frac{1}{NN_t N_{\text{run}}} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{N_t} \sum_{j=1}^{N_{\text{run}}} [\hat{\theta}_{ij}(k) - \theta_{ij}(k)]^2}, \quad (18)$$

式中: N 为目标信号源数目; N_t 为总的采样时刻; N_{run} 为实验次数; $\theta_{ij}(k)$ 表示第 j 次实验、第 i 个信号源在第 k 时刻的 DOA 实际值; $\hat{\theta}_{ij}(k)$ 表示第 k 次实验所得到的 DOA 估计值。

实验 1 不同采样快拍数的跟踪精度对比实验。每一时刻采样快拍数取值分别为 $L=1$, $L=8$ 和 $L=16$, 不同信噪比时, 其均方根误差如图 2 所示。从图 2 可知, 在低信噪比且小快拍甚至单快拍情况下, 本文方法都具有较高的跟踪精度。

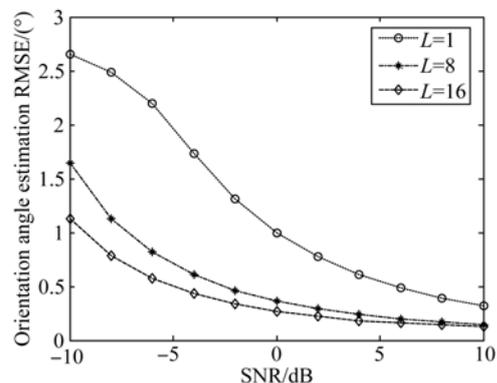


图 2 3 种采样快拍数的均方根误差

Fig. 2 DOA tracking RMSEs of three snapshots

实验 2 不同优化算法之间的跟踪性能对比实验。除了本文所应用的 ABC 算法之外还采用了两种比较典型的仿生优化算法: 粒子群

(Particle Swarm Optimization, PSO)算法和遗传算法(Genetic Algorithm, GA))对似然函数进行优化求解。为了保证跟踪时的实时性,要求以上优化算法的计算量大致相等,故在此取相同的迭代次数及种群数量进行对比验证,其中迭代次数选取为 100,种群数量选取为 50。图 3 给出了不同优化算法在采样快拍数 $L=1$ 的情况下对 DOA 跟踪的均方根误差变化曲线。从图中可以看出,由于种群数量和迭代次数的限制,PSO 算法和 GA 算法不能保证每次都能搜索到全局最优;与它们相比,ABC 算法具有更好的跟踪估计精度,基本每次都可以找到全局最优解,鲁棒性较好。由此可见,ABC 算法可以用较小的计算量实现对似然函数的优化求解,保证了目标跟踪的快速性和实时性。

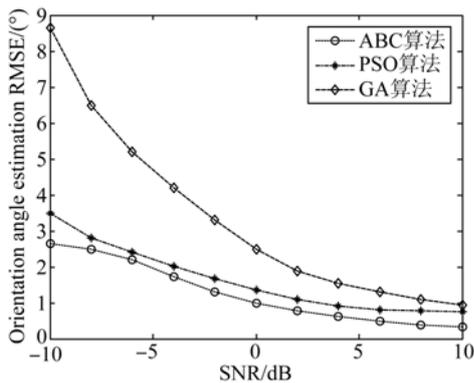


图 3 3 种优化算法的均方根误差

Fig. 3 DOA tracking RMSEs of three optimization methods

实验 3 不同跟踪算法之间性能对比实验。为了与本文所提算法进行比较,选取了两个比较典型的子空间类跟踪算法:幂迭代 (Power Iteration, PI)子空间跟踪算法与 PAST 算法。由于 PI 算法与 PAST 算法本身无法对相干信号源目标进行跟踪,故仍采用非相干信号源目标进行算法对比实验。图 4 给出了 3 种不同跟踪算法在采样快拍数 $L=1$ 的情况下对 DOA 跟踪的均方根误差变化曲线。从图 4 可知,与 PI 及 PAST 两种算法相比,本文所提算法具有更高的跟踪估计精度。这主要有以下两方面原因:一是本文所提算法中采用的最大似然估计是一种渐进无偏估计;二是本文算法中应用的是可变遗忘因子的自

适应协方差矩阵更新方法。故通过自适应调整历史数据及当前采样数据在协方差矩阵更新过程中所占的权重,可以获得更小的稳态误差。

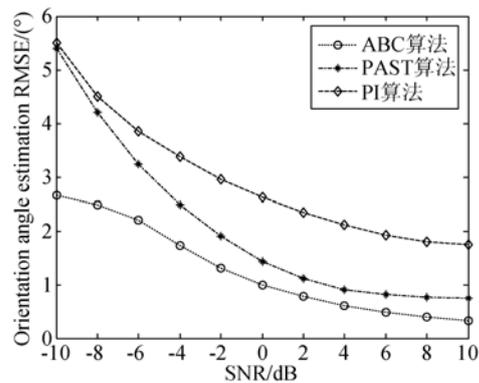


图 4 3 种跟踪算法的均方根误差

Fig. 4 DOA tracking RMSEs of three tracking methods

4.2 相干信号源 DOA 跟踪实验

设有两个相干正弦信号源目标,它们的归一化频率均为 0.7,初始 DOA 角分别为 20° 和 -5° ,并分别按照每采样时刻 0.013° 正弦式变化,在信噪比 $SNR=5$ dB、每时刻采样快拍数取 $L=1$ 情况下其跟踪估计曲线如图 5 所示。从图 5 中可以看出,本文算法在对相干信号源进行跟踪时同样具有较好的跟踪性能。

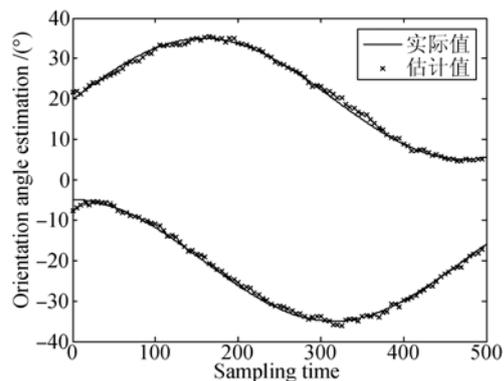


图 5 相干信号源实时跟踪曲线

Fig. 5 Tracking curves of coherent signals

5 结 论

针对目标信号源 DOA 实时变化的情况,提出了一种可变遗忘因子的自适应样本协方差矩阵更新方法,其遗忘因子可根据目标信号源 DOA

变化的快慢自适应调节大小,合理地调整历史数据及当前采样数据在协方差矩阵更新过程中所占的权重,从而在保证算法有较快跟踪速度的同时还获得了较小的稳态误差。在此基础上,本文将 ABC 仿生智能算法应用于对似然函数的优化求解,极大地减少了算法的计算量,保证了算法的快

速性和实时性。实验结果显示,与其他方法相比,本文方法具有估计精度高、控制参数少,鲁棒性好并且可以解相干等特点。在信噪比为 0 dB 且为单快拍采样情况下,跟踪两个目标信号源的均方根误差仅为 0.9952° ,基本达到了动态 DOA 跟踪方法的设计要求。

参考文献:

- [1] REDDY V V, NG B P, KHONG A W H. Derivative-constrained frequency-domain wideband DOA estimation [J]. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 2014, 25(1): 211-233.
- [2] 李新波,李晓青,刘国君,等.用于声矢量阵列波达方向估计的四元数最小范数法[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(7): 1959-1975.
- LI X B, LI X Q, LIU G J, *et al.*. Quaternion min-norm algorithm for DOA estimation with acoustic vector sensor array [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(7): 1969-1975. (in Chinese)
- [3] 张志成,温炎,石要武.利用隔离小生境混合蛙跳方法联合估计波达方向和多普勒频率[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(9): 2565-2571.
- ZHANG ZH CH, WEN Y, SHI Y W. Joint estimation of DOAs and Doppler frequency using isolation niche shuffled frog leaping algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(9): 2565-2571. (in Chinese)
- [4] BADEAUR. Fast approximated power iteration subspace tracking [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(8): 2931-2941.
- [5] PERRY P O, WOLFE P J. Minimax rank estimation for subspace tracking [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 4(3): 504-513.
- [6] KAJIMURA Y, KIKUMA N, HIRAYAMA H, *et al.*. DOA estimation using subspace tracking method for coherent waves[C]. *Proceeding of 2012 International Symposium on Antennas and Propagation, Nagoya, Japan: ISAP*, 2012: 1148-1151.
- [7] 李辉,王珏,于红梅.逼近幂迭代子空间跟踪算法在多用户系统中的应用研究[J]. *电子学报*, 2007, 35(12): 2363-2366.
- LI H, WANG J, YU H M. Accelerated subspace tracking method and its application to multiuser system [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2007, 35(12): 2363-2366. (in Chinese)
- [8] YANG B. Projection approximation subspace tracking [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1995, 43(1): 95-107.
- [9] ABED-MERAIM K, CHKEIF A, HUA Y. Fast orthonormal PAST algorithm [J]. *IEEE Signal Processing*, 2000, 7(3): 60-62.
- [10] 胡茂兵,汤炜,蔡灿辉.一种新的子空间更新算法在 DOA 估计中的应用[J]. *华侨大学学报:自然科学版*, 2012, 33(4): 375-379.
- HU M B, TANG W, CAI C H. Application of a new subspace updating algorithm in DOA estimation [J]. *Journal of Huaqiao University: Natural Science*, 2012, 33(4): 375-379. (in Chinese)
- [11] WEI X D, KIRLIN R L. Improved spatial smoothing techniques for DOA estimation of coherent signals [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1991, 39(5): 1208-1210.
- [12] RAO C R. Tracking the direction of arrival of multiple moving targets [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1994, 42(5): 1133-1144.
- [13] ZHOU Y F. Tracking the direction-of-arrival of multiple moving targets by passive arrays algorithm [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, 47(10): 2655-2666.
- [14] 刁鸣,袁焘,高洪元,等.一种新的基于粒子群算法的 DOA 跟踪方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2009, 31(9): 2046-2049.
- DIAO M, YUAN X, GAO H Y, *et al.*. New method of estimating direction-of-arrival of moving sources based on particle swarm algorithm [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2009, 31(9): 2046-2049. (in Chinese)
- [15] 赵大勇,刁鸣,杨丽丽,等.冲击噪声背景下的动态 DOA 跟踪[J]. *山东大学学报:工学版*, 2010, 40(1): 133-138.
- ZHAO D Y, DIAO M, YANG L L, *et al.*. Dynamic DOA estimation in the presence of impulsive noise [J]. *Journal of Shandong University: Engineering Science*, 2010, 40(1): 133-138. (in Chinese)
- [16] 罗钧,王强,付丽.改进蜂群算法在平面度误差评

定中的应用[J]. 光学精密工程, 2012, 20(2): 422-430.

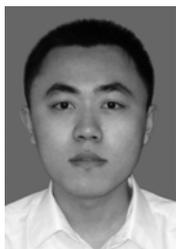
LUO J, WANG Q, FU L. Application of modified artificial bee colony algorithm to flatness error evaluation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(2): 422-430. (in Chinese)

- [17] 张志成, 林君, 石要武, 等. 基于人工蜂群算法的波达方向和多普勒频率联合估计[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2013, 43(4): 1104-1109.

ZHANG ZH CH, LIN J, SHI Y W, *et al.*. Joint direction-of-arrival and Doppler frequency estimation based on artificial bee colony algorithm [J]. *Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition*, 2013, 43(4): 1104-1109. (in Chinese)

- [18] ZHANG Z H, LIN J, SHI Y W. Application of artificial bee colony algorithm to maximum likelihood DOA estimation [J]. *Journal of Bionic Engineering*, 2013, 10(1):100-109.

作者简介:



单泽彪(1986—),男,河北邢台人,博士研究生,2010年于吉林化工学院获得学士学位,2013年于吉林大学作为硕博连读生直接攻读博士学位,主要从事阵列信号处理及目标跟踪,信号检测与自动控制方面的研究。E-mail: zbshan@126.com

导师简介:



石要武(1954—),男,吉林长春人,教授,博士生导师,1996年于吉林工业大学获得博士学位,主要从事生产过程自动检测与综合控制、信号检测理论与应用、阵列信号处理理论与应用等方面的研究。E-mail: shiyw@jlu.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)