基于粒子群的正交超平行空间滤波及其在SOC估计中的应用

王子赟, 季钢, 沈谦逸, 王艳, 纪志成

引用本文:
王子赟, 季钢, 沈谦逸, 等. 基于粒子群的正交超平行空间滤波及其在SOC估计中的应用[J]. 控制与决策, 2025, 40(2): 599-607.

在线阅读 View online: https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.0191

基于粒子群的正交超平行空间滤波及其在SOC估计中的应用

王子赟[1,2†], 季 钢[1,2], 沈谦逸[1,2], 王 艳[1,2], 纪志成[1,2]

(1. 江南大学 物联网技术应用教育部工程研究中心，江苏 无锡 214122；
2. 江南大学 物联网工程学院，江苏 无锡 214122)

摘 要: 针对未知但有界噪声下的系统状态估计问题,提出基于粒子群优化的正交超平行空间滤波算法. 首先,利用包裹系统状态可行集的超平行空间的顶点构建正交超平行空间,并将其作为粒子群迭代寻优的真实状态搜索空间;然后,利用系统的观测值构造适应度函数,判断粒子的优劣,驱动粒子在正交超平行空间移动,使得粒子分布在真实状态附近;最后,将粒子群所处的不规则高似然区域用最小的外包正交超平行空间包裹,通过线性规划求解该正交超平行空间的上下界,获得系统状态的紧致包裹. 通过搭建的锂离子电池运行状态分析平台,验证所提出算法的有效性和实用性.

关键词: 状态估计；正交超平行空间；粒子群；滤波；荷电状态

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0191

引用格式: 王子赟,季钢,沈谦逸,等. 基于粒子群的正交超平行空间滤波及其在SOC估计中的应用[J]. 控制与决策, 2025, 40(2): 599-607.

Particle swarm optimization based orthometric hyperparallel space filtering and its application in SOC estimation

WANG Zi-yun[1,2†], *JI Gang*[1,2], *SHEN Qian-yi*[1,2], *WANG Yan*[1,2], *JI Zhi-cheng*[1,2]

(1. Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications of Ministry of Education，Jiangnan University，Wuxi 214122，China；2. School of Internet of Things Engineering，Jiangnan University，Wuxi 214122，China)

Abstract: For the state estimation problem of linear systems with unknown but bounded noise, a particle swarm optimization based orthometric hyperparallel space filtering is proposed. Firstly, we construct the orthometric hyperparallel space by the vertices of the hyperparallel space, that wraps the feasible set of the system state. Then, the real-state search space for the particle swarm iteration optimization method is studied. Subsequently, we construct a fitness function using the system's observations to judge the performance of particles, by driving particles to move within the orthometric hyperparallel space, to make the particles distribute around the real state. The irregular high-likelihood region of the particle swarm with the smallest outer orthometric hyperparallel space is given to solve the upper and lower bounds of the orthometric hyperparallel space by linear programming, and a compact envelope of the system state is obtained. Finally, the effectiveness and practicality of the proposed algorithm are verified by a constructed lithium-ion battery operating state analysis platform.

Keywords: state estimation；orthometric hyperparallel space；particle swarm optimization；filtering；state of charge

0 引 言

系统的状态估计是一种通过对系统可观测的输入和输出数据中提取有效的数据进行分析和处理,进而实现精确估计系统状态的方法. 然而,在实际系统中观测得到的数据往往会受到各种各样的噪声影响,这些噪声往往没有显著的分布规律,导致系统状态估计的精确性降低[1].

目前,常用的系统状态估计方法主要分为两种:一种是要求噪声的概率分布满足某种先验性假设,这也是很多传统的状态估计方法的要求,如卡尔曼滤

收稿日期: 2024-02-26；**录用日期:** 2024-05-14.
基金项目: 江苏省自然科学基金面上项目(BK20221533)；国家自然科学基金项目(61973138).
责任编委: 张文安.
†通讯作者. E-mail: wangzy0601@163.com.

波[2-3];另一种是只要求噪声未知但是有界的集员滤波方法[4-5]. 然而,在许多情况下,由于实际生产过程中受到环境和传感器精度的影响,噪声的概率分布往往未知,或系统受到了不能满足假设条件的非高斯噪声的影响,这限制了基于噪声概率分布的状态估计方法适用性. 相比于卡尔曼滤波算法而言,集员滤波算法仅需要已知噪声的上下界,即要求噪声满足未知但是有界的条件,这一点在很多实际工程系统中是可以满足的. 目前,集员滤波算法在目标跟踪[6-7] 和故障诊断[8-10] 等领域中得到了广泛应用. 集员滤波算法主要利用空间结构,描述系统真实状态可行集,通过设计空间收缩策略,实现对系统状态的紧致包裹,在获得系统状态估计最优解的同时,也能够得到系统真值的可行集,具有较好的鲁棒性. 目前,用于包裹系统真值的空间结构主要包括椭球[11-12]、区间[13]、全对称多胞体[14-15]、超平行体[16-17] 等. 如文献[18]提出了一种基于椭球集员滤波与粒子滤波相结合的算法,通过椭球空间结合粒子进行状态估计,提高了算法的精确性;文献[19]提出了一种基于凸优化递归进行改进的椭球集员滤波算法,通过解决优化问题确定最优估计椭球用于系统的状态估计. 然而,椭球算法虽然计算较为简单,但是由于其具有较强的算法保守性,会导致空间冗余度较大. 同时,区间算法形状规则且计算简单,但是同样保守性较强;全对称多胞体算法的保守性虽然有了明显的降低,但是随着迭代次数增加,多胞体的空间维度也会增大,使得算法的计算复杂度过大. 相比而言,超平行体具备形状规则、计算复杂度小等优点,其保守性也可进一步降低. 文献[20]提出了一种体积最小正交超平行空间的集员滤波算法,通过体积最小原则构建正交超平行空间,降低了算法的保守性. 然而,基于椭球的估计算法虽然计算简单且可实现状态的估计,但是由于椭球空间进行迭代的过程中会造成较大的空间冗余度,导致状态估计值不够紧致;而正交超平行空间构造过程中产生的正交环节也不可避免地增加了空间的冗余度.

群智能算法是一类受自然界生物群体行为启发而设计的计算方法,如粒子群算法[21] 等. 这些算法通过模拟生物群体中的个体如何相互作用、合作和学习,从而解决复杂优化问题. 采用群智能算法优化滤波过程的关键,是需要给出尽量小的粒子搜索空间和目标,将粒子寻找的最优值定义为系统的真实状态[22-23].

本文旨在提出一种基于粒子群优化的正交超平行空间滤波算法,通过结合粒子群寻优算法来进一步降低集员算法的保守性. 首先,构造超平行空间用于包裹状态可行集;然后,为了便于粒子群的迭代寻优和减少计算量,通过超平行空间的顶点极值构建一个拥有相同上下界的正交超平行空间作为粒子群的搜索空间;接着,通过观测值构造适应度函数,判断生成的粒子的优劣,并通过更新公式驱动粒子移动,使得迭代结束时粒子能够分布在真实状态附近;最后,通过线性规划的方法,将粒子群所处的不规则高似然区域用最小的外包正交超平行空间包裹,作为当前时刻的状态估计可行解集.

1 相关定义和问题描述

1.1 相关定义

首先,定义本文涉及的带空间和超平行空间.

定义1 [20] 给定一个实常数c和任意非0向量$\boldsymbol{p}$,一个n维带空间可表示为

$$S(\boldsymbol{p},c)=\{\boldsymbol{\theta}:|\boldsymbol{p}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\theta}-c|\leqslant 1\},\ \boldsymbol{p}\in\mathbb{R}^n. \tag{1}$$

定义2 [20] 由n个非平行的n维带空间相交得到的非空集合,包裹该非空集合的超平行空间可描述为

$$\mathcal{P}=\bigcap_{i=1}^{n}S(\boldsymbol{p}_i,c_i)=\{\boldsymbol{\theta}:\|\boldsymbol{P}(\boldsymbol{\theta}-\boldsymbol{\theta}_c)\|_\infty\leqslant 1\}. \tag{2}$$

其中:$\boldsymbol{P}=[\boldsymbol{p}_1,\boldsymbol{p}_2,\ldots,\boldsymbol{p}_n]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^{n\times n}$为超平行空间$\mathcal{P}$的形状矩阵,且$\boldsymbol{P}$为可逆矩阵;$\boldsymbol{\theta}_c=\boldsymbol{P}^{-1}[c_1,c_2,\ldots,c_n]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^n$为超平行空间$\mathcal{P}$的中心.

令$\boldsymbol{T}=\boldsymbol{P}^{-1}$,可得到超平行空间的另外一种表达形式,即

$$\mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}_c,\boldsymbol{T})=\{\boldsymbol{\theta}:\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\theta}_c+\boldsymbol{T}\boldsymbol{\alpha},\|\boldsymbol{\alpha}\|_\infty\leqslant 1\}, \tag{3}$$

其中$\boldsymbol{T}=[\boldsymbol{t}_1,\boldsymbol{t}_2,\ldots,\boldsymbol{t}_n]\in\mathbb{R}^{n\times n}$为超平行空间$\mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}_c,\boldsymbol{T})$的生成矩阵.

1.2 问题描述

考虑如下线性离散状态空间系统:

$$\begin{cases}\boldsymbol{x}_{k+1}=A\boldsymbol{x}_k+B\boldsymbol{u}_k+\boldsymbol{w}_k,\\ \boldsymbol{y}_k=C\boldsymbol{x}_k+\boldsymbol{v}_k.\end{cases} \tag{4}$$

其中:$\boldsymbol{x}_k\in\mathbb{R}^{n_x}$、$\boldsymbol{u}_k\in\mathbb{R}^{n_u}$、$\boldsymbol{y}_k\in\mathbb{R}^{n_y}$分别为系统在$k$时刻的状态、输入和输出向量,$A$、$B$、$C$均为已知的参数矩阵,$\boldsymbol{w}_k=[w_{k,1},w_{k,2},\ldots,w_{k,n_x}]\in\mathbb{R}^{n_x}$为过程干扰,$\boldsymbol{v}_k=[v_{k,1},v_{k,2},\ldots,v_{k,n_y}]\in\mathbb{R}^{n_y}$为测量噪声. 假设过程干扰和测量噪声均为未知但是有界的,即

$$|w_{k,i}|\leqslant r_{w,i},\ i=1,2,\ldots,n_x; \tag{5}$$

$$|v_{k,j}|\leqslant r_{v,j},\ j=1,2,\ldots,n_y, \tag{6}$$

这里$r_{w,i}$和$r_{v,j}$分别为过程干扰和测量噪声的最大幅值. 由此可得到$\boldsymbol{w}_k$和$\boldsymbol{v}_k$分别满足

$$\boldsymbol{w}_k\in\mathcal{P}(0,\boldsymbol{W}), \tag{7}$$

$$\boldsymbol{v}_k\in\mathcal{P}(0,\boldsymbol{V}). \tag{8}$$

其中: 生成矩阵 $\boldsymbol{W}$、$\boldsymbol{V}$ 分别为

$$\boldsymbol{W} = \mathrm{diag}\{r_{w,1}, r_{w,2}, \ldots, r_{w,n_x}\} \in \mathbb{R}^{n_x \times n_x},$$

$$\boldsymbol{V} = \mathrm{diag}\{r_{v,1}, r_{v,2}, \ldots, r_{v,n_y}\} \in \mathbb{R}^{n_y \times n_y}.$$

本文的目的在于, 在噪声未知但是有界的条件下, 针对系统(4)的状态估计问题, 设计一种基于粒子群优化的正交超平行空间滤波算法, 在提高系统状态估计精确性的同时, 降低算法的保守性.

2　粒子群算法

粒子群算法的基本思想如下: 用搜索空间表示鸟群觅食的森林, 搜索空间中的粒子模拟自然界中的鸟类个体, 将粒子在搜索空间内进行搜索和寻优的过程模拟为鸟群借助集体的信息共享来寻找森林中食物最多位置的过程[24].

粒子群算法具体可表述如下: 首先在 m 维的搜索空间内随机初始化一个数量为 n 的粒子群. 其中: 第 i 个粒子的速度 $V_i = [v_{i1}, v_{i2}, \ldots, v_{im}]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^m$ 为该粒子在下一次迭代中进行移动的方向和距离, 位置 $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \ldots, x_{im}]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^m$ 则表示所求问题的一个解. 每次迭代过程中, 粒子群会产生两个重要参数: 个体最优解和群体最优解. 个体最优解代表个体粒子从开始到当前的迭代中搜索到的最优位置, 表示为 $P_i = [p_{i1}, p_{i2}, \ldots, p_{im}]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^m$, 群体最优解代表种群搜索到的最优位置, 表示为 $G = [g_1, g_2, \ldots, g_m]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^m$. 在得到这两个参数后, 可更新粒子的速度和位置, 有

$$V_i = \omega V_i + c_1 r_1 (P_i - X_i) + c_2 r_2 (G - X_i), \tag{9}$$

$$X_i = X_i + V_i. \tag{10}$$

其中: w 为惯性权重, w 的大小与算法的全局搜索能力成正比; c_1 和 c_2 为学习因子, 粒子群算法的学习因子一般取 $c_1 = c_2 = 2$; r_1 和 r_2 则取区间 $[0, 1]$ 中的随机数.

3　基于粒子群优化的正交超平行空间滤波

3.1　正交超平行粒子搜索空间建立

在超平行空间滤波的预测步中, 基于包含 k 时刻状态真值的超平行空间 $\mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}_{c,k}, \boldsymbol{T}_k)$, 可快速得到 $k+1$ 时刻的预测超平行空间 $\mathcal{P}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}, \hat{\boldsymbol{T}}_{k+1})$, 即

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1} = A\boldsymbol{\theta}_{c,k} + B\boldsymbol{u}_k, \tag{11}$$

$$\hat{\boldsymbol{T}}_{k+1} = A\boldsymbol{T}_k. \tag{12}$$

在更新步中, 首先根据 $k+1$ 时刻的观测方程可得到测量集 S_{k+1} 为

$$S_{k+1} = \{\boldsymbol{\theta} : |\boldsymbol{y}_{k+1} - C\boldsymbol{\theta}| \leqslant \boldsymbol{V}\}, \tag{13}$$

其中 $\boldsymbol{V}$ 为式(8)中由测量噪声最大幅值组成的对角阵. 式(13)可表示为 n_y 条独立带空间的交集, 有

$$\begin{aligned}\bigcap_{a=1}^{n_y} S_{k+1,a} &= \bigcap_{a=1}^{n_y} \{\boldsymbol{\theta} : |C_a\boldsymbol{\theta} - y_{k+1,a}| \leqslant r_{v,a}\} = \\ &\bigcap_{a=1}^{n_y} \{\boldsymbol{\theta} : |\boldsymbol{p}_{k+1,a}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\theta} - c_{k+1,a}| \leqslant 1\} = \\ &\bigcap_{a=1}^{n_y} S(\boldsymbol{p}_{k+1,a}, c_{k+1,a}).\end{aligned} \tag{14}$$

这里: $\boldsymbol{p}_{k+1,a} = ({r_{v,a}}^{-1}C_a)^{\mathrm{T}}$; $c_{k+1,a} = {r_{v,a}}^{-1}y_{k+1,a}$; C_a 和 $y_{k+1,a}$ 分别为 C 和 $\boldsymbol{y}_{k+1}$ 的第 a 个分量; $r_{v,a}$ 为对应测量噪声的最大幅值, $a = 1, 2, \ldots, n_y$. 由此, 可将更新后的可行集表示为预测超平行空间和带的交集, 即

$$\mathcal{P}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}, \hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}) \bigcap (\bigcap_{a=1}^{n_y} S(\boldsymbol{p}_{k+1,a}, c_{k+1,a})), \tag{15}$$

并定义 $\hat{\boldsymbol{t}}_{k+1,i_p}$ 为超平行空间的生成矩阵 $\hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}$ 的第 i_p 个列向量 $(i_p = 1, 2, \ldots, n_x)$. 然而, 由于测量集 S_{k+1} 通常为一个不规则的多面体, 式(15)的交集的迭代形式是难以直接得到的. 下文引理1给出了一种递归最小体积外定界超平行空间算法, 可解决这一问题.

引理1[16]　当测量带 $S(\boldsymbol{p}_{k+1,a}, c_{k+1,a})$ 与预测超平行空间 $\mathcal{P}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}, \hat{\boldsymbol{T}}_{k+1})$ 相交时, 若 $\boldsymbol{p}_{k+1,a}^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{t}}_{k+1,i_p} < 0$, 则令 $\hat{\boldsymbol{t}}_{k+1,i_p} = -\hat{\boldsymbol{t}}_{k+1,i_p}$, 可得到包裹交集区域的最小体积超平行空间 $\mathcal{P}(\bar{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}, \bar{\boldsymbol{T}}_{k+1})$ 为

$$\mathcal{P}(\bar{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}, \bar{\boldsymbol{T}}_{k+1}) = \begin{cases} \mathcal{P}(\tilde{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}, \tilde{\boldsymbol{T}}_{k+1}),\ i^* = 0; \\ \mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}^*_{c,k+1}, \boldsymbol{T}^*_{k+1}),\ i^* \neq 0. \end{cases} \tag{16}$$

其中

$$i^* = \arg \max_{b=0,1,\ldots,n_x} \tilde{\boldsymbol{p}}_{k+1,a}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{t}}_{k+1,b}. \tag{17}$$

$$\tilde{\boldsymbol{t}}_{k+1,0} = \tilde{\boldsymbol{p}}_{k+1,a}/|\tilde{\boldsymbol{p}}_{k+1,a}|^2. \tag{18}$$

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{\theta}^*_{c,k+1} = \\ &\tilde{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1} + \frac{1}{\tilde{\boldsymbol{p}}_{k+1,a}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{t}}_{k+1,i^*}}\tilde{\boldsymbol{t}}_{k+1,i^*}(\tilde{c}_{k+1,a} - \tilde{\boldsymbol{p}}_{k+1,a}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\theta}}_c).\end{aligned} \tag{19}$$

$$\boldsymbol{t}^*_{k+1,i_p} = \begin{cases} \tilde{\boldsymbol{t}}_{k+1,i_p} - \dfrac{\tilde{\boldsymbol{p}}_{k+1,a}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{t}}_{k+1,i_p}}{\tilde{\boldsymbol{p}}_{k+1,a}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{t}}_{k+1,i^*}},\ i_p \neq i^*; \\ \dfrac{1}{\tilde{\boldsymbol{p}}_{k+1,a}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{t}}_{k+1,i^*}}\tilde{\boldsymbol{t}}_{k+1,i^*},\ i_p = i^*. \end{cases} \tag{20}$$

$$\tilde{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1} + \sum_{i_p=1}^{n_x} \frac{r_{i_p}^+ - r_{i_p}^-}{2}\hat{\boldsymbol{t}}_{k+1,i_p}. \tag{21}$$

$$\tilde{\boldsymbol{t}}_{k+1,i_p} = \frac{r_{i_p}^+ + r_{i_p}^-}{2}\hat{\boldsymbol{t}}_{k+1,i_p}. \tag{22}$$

在式(19)～(22)中, 有

$$\tilde{\boldsymbol{p}}_{k+1,a} = \frac{2}{r_0^+ + r_0^-}\boldsymbol{p}_{k+1,a}. \tag{23}$$

$$\tilde{c}_{k+1,a} = \frac{2}{r_0^+ + r_0^-}\Big(c_{k+1,a} + \frac{r_0^+ - r_0^-}{2}\Big). \tag{24}$$

$$r_{i_p}^{\pm} =$$

$$\begin{cases}\min\Big(1,\dfrac{1\mp\epsilon_0^{\mp}}{\boldsymbol{p}_{k+1,a}^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{t}}_{k+1,i_p}}-1\Big),\ \boldsymbol{p}_{k+1,a}^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{t}}_{k+1,i_p}\neq 0;\\ 1,\ \boldsymbol{p}_{k+1,a}^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{t}}_{k+1,i_p}=0.\end{cases} \tag{25}$$

这里: $r_0^+=\min(1,\epsilon_0^+)$, $r_0^-=\min(1,-\epsilon_0^-)$, ϵ_0^+ 和 ϵ_0^- 分别为

$$\begin{cases}\epsilon_0^+=(\boldsymbol{p}_{k+1,a}^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}-c_{k+1,a})+\displaystyle\sum_{i=1}^{n_x}\boldsymbol{p}_{k+1,a}^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{t}}_{k,i_p},\\ \epsilon_0^-=(\boldsymbol{p}_{k+1,a}^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}-c_{k+1,a})-\displaystyle\sum_{i=1}^{n_x}\boldsymbol{p}_{k+1,a}^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{t}}_{k,i_p}.\end{cases} \tag{26}$$

由引理1,可将式(15)的计算转换为n_y次带空间与超平行空间的交集,每次迭代后得到的超平行空间再次与下一条带空间求交集,迭代n_y次后,最终包含$k+1$时刻状态真值的最小体积超平行空间记为$\mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}_{c,k+1},\boldsymbol{T}_{k+1})$.

考虑到粒子群需要在超平行空间内进行随机初始化,但是粒子在超平行空间内的坐标取值范围往往难以确定,这便导致直接得到的超平行空间$\mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}_{c,k+1},\boldsymbol{T}_{k+1})$不能直接作为粒子群的搜索空间. 一个可行的方法是,构造与该搜索空间具有相同上下界的正交超平行空间,利用该空间的正交性确定粒子的坐标取值范围.

定理1 与超平行空间$\mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}_{c,k+1},\boldsymbol{T}_{k+1})$具有相同上下界的正交超平行空间$\mathcal{P}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^o,\hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}^o)$可描述为

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^o=\begin{bmatrix}(\mu_{1,k+1}^{\max}+\mu_{1,k+1}^{\min})/2\\(\mu_{2,k+1}^{\max}+\mu_{2,k+1}^{\min})/2\\ \vdots\\(\mu_{n_x,k+1}^{\max}+\mu_{n_x,k+1}^{\min})/2\end{bmatrix}, \tag{27}$$

$$\hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}^o=\mathrm{diag}\Big\{\frac{\mu_{1,k+1}^{\max}-\mu_{1,k+1}^{\min}}{2},\frac{\mu_{2,k+1}^{\max}-\mu_{2,k+1}^{\min}}{2},\ldots,\frac{\mu_{n_x,k+1}^{\max}-\mu_{n_x,k+1}^{\min}}{2}\Big\}. \tag{28}$$

其中: $\mu_{d,k+1}^{\max}$ 和 $\mu_{d,k+1}^{\min}$ 分别为$\mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}_{c,k+1},\boldsymbol{T}_{k+1})$在第$d$维度的上下界, $d=1,2,\ldots,n_x$.

证明 由定义2,可得到$k+1$时刻包含系统状态真值的超平行空间$\mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}_{c,k+1},\boldsymbol{T}_{k+1})$的生成矩阵表示形式,即

$$\mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}_{c,k+1},\boldsymbol{T}_{k+1})=\{\boldsymbol{\theta}:\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\theta}_{c,k+1}+\boldsymbol{T}_{k+1}\boldsymbol{\alpha},\|\boldsymbol{\alpha}\|_\infty\leqslant 1\}. \tag{29}$$

定义$\boldsymbol{t}_{i_p}$为超平行空间的生成矩阵$\boldsymbol{T}_{k+1}$的第i_p个列向量,其中$i_p=1,2,\ldots,n_x$. 此时,式(28)中的生成矩阵$\boldsymbol{T}_{k+1}$可表示为

$$\boldsymbol{T}_{k+1}=[\boldsymbol{t}_1,\boldsymbol{t}_2,\ldots,\boldsymbol{t}_{n_x}]\in\mathbb{R}^{n_x\times n_x}, \tag{30}$$

从而可得到超平行空间的顶点$\boldsymbol{z}_{i_z}$为

$$\boldsymbol{z}_{i_z}=\boldsymbol{\theta}_c+\sum_{i_p=1}^{n_x}\boldsymbol{t}_{i_p}\alpha_{i_p}\in\mathbb{R}^{n_x}. \tag{31}$$

其中: $i_z=1,2,\ldots,2^{n_x}$, $\alpha_{i_p}\in\{-1,1\}$. 将$k+1$时刻所有超平行空间的顶点组成一个矩阵,有

$$\boldsymbol{Z}_{k+1}=[\boldsymbol{z}_{1,k+1},\boldsymbol{z}_{2,k+1},\ldots,\boldsymbol{z}_{2^{n_x},k+1}]\in\mathbb{R}^{n_x\times 2^{n_x}}. \tag{32}$$

进而求出顶点矩阵$\boldsymbol{Z}_{k+1}$的第d行元素中的最大值和最小值,即$\mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}_{c,k+1},\boldsymbol{T}_{k+1})$在第$d$维度的上下界为

$$\begin{cases}\mu_{d,k+1}^{\max}=\max(\boldsymbol{Z}_{k+1}(d,i_z)),\\ \mu_{d,k+1}^{\min}=\min(\boldsymbol{Z}_{k+1}(d,i_z)),\end{cases} \tag{33}$$

这里$\boldsymbol{Z}_{k+1}(d,i_z)$为顶点矩阵$\boldsymbol{Z}_{k+1}$第$d$行的第$i_z$个元素($d=1,2,\ldots,n_x$). 由式(33)所求解得到的行元素最大值和最小值,可得到构成正交超平行空间$\mathcal{P}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^o,\hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}^o)$的中心点$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^o$和生成矩阵$\hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}^o$,即

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^o=\begin{bmatrix}(\mu_{1,k+1}^{\max}+\mu_{1,k+1}^{\min})/2\\(\mu_{2,k+1}^{\max}+\mu_{2,k+1}^{\min})/2\\ \vdots\\(\mu_{n_x,k+1}^{\max}+\mu_{n_x,k+1}^{\min})/2\end{bmatrix},$$

$$\hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}^o=\mathrm{diag}\Big\{\frac{\mu_{1,k+1}^{\max}-\mu_{1,k+1}^{\min}}{2},\frac{\mu_{2,k+1}^{\max}-\mu_{2,k+1}^{\min}}{2},\ldots,\frac{\mu_{n_x,k+1}^{\max}-\mu_{n_x,k+1}^{\min}}{2}\Big\}.$$

此时,正交超平行空间$\mathcal{P}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^o,\hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}^o)$的顶点$\boldsymbol{z}_{i_z}^o$可表示为

$$\boldsymbol{z}_{i_z}^o=\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^o+\sum_{i_p=1}^{n_x}\boldsymbol{t}_{i_p}^o\alpha_{i_p}=$$

$$\begin{bmatrix}(\mu_{1,k+1}^{\max}+\mu_{1,k+1}^{\min})/2\\(\mu_{2,k+1}^{\max}+\mu_{2,k+1}^{\min})/2\\ \vdots\\(\mu_{n_x,k+1}^{\max}+\mu_{n_x,k+1}^{\min})/2\end{bmatrix}+$$

$$\begin{bmatrix}(\mu_{1,k+1}^{\max}-\mu_{1,k+1}^{\min})/2\\0\\ \vdots\\0\end{bmatrix}\alpha_{i_p}+$$

$$\begin{bmatrix}0\\(\mu_{2,k+1}^{\max}-\mu_{2,k+1}^{\min})/2\\ \vdots\\0\end{bmatrix}\alpha_{i_p}+\ldots+$$

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ (\mu_{n_x,k+1}^{\max} - \mu_{n_x,k+1}^{\min})/2 \end{bmatrix} \alpha_{i_p}, \tag{34}$$

其中 $\boldsymbol{t}_{i_p}^o$ 为 $\hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}^o$ 的第 i_p 个列向量. 此时, 可求得 $\mathcal{P}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^o, \hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}^o)$ 的上下界为

$$\begin{cases} \boldsymbol{z}_{i_z}^{o,\max} = \begin{bmatrix} \mu_{1,k+1}^{\max} \\ \mu_{2,k+1}^{\max} \\ \vdots \\ \mu_{n_x,k+1}^{\max} \end{bmatrix}, \ \alpha_{i_p} = 1; \\ \boldsymbol{z}_{i_z}^{o,\min} = \begin{bmatrix} \mu_{1,k+1}^{\min} \\ \mu_{2,k+1}^{\min} \\ \vdots \\ \mu_{n_x,k+1}^{\min} \end{bmatrix}, \ \alpha_{i_p} = -1. \end{cases} \tag{35}$$

由式 (33) 和 (35) 可知, 新构造的正交超平行空间 $\mathcal{P}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^o, \hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}^o)$ 与超平行空间 $\mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}_{c,k+1}, \boldsymbol{T}_{k+1})$ 在各维度上拥有相同的上下界. □

由定理1可知,本文粒子群搜索空间正交超平行空间 $\mathcal{P}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^o, \hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}^o)$ 拥有与 $\mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}_{c,k+1}, \boldsymbol{T}_{k+1})$ 相同的上下界,而正交超平行空间在各维度上的范围可视为一个区间,此时粒子群中每个粒子在随机初始化和进行之后的迭代寻优过程中,所处空间内的位置坐标 X_i 中各元素的取值范围可描述为

$$\mu_{d,k+1}^{\min} \leqslant x_{i,d} \leqslant \mu_{d,k+1}^{\max}, \tag{36}$$

其中 $x_{i,d}$ 为粒子 X_i 在第 d 维的元素.

3.2　基于正交超平行空间的粒子群优化更新

在得到正交超平行空间 $\mathcal{P}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^o, \hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}^o)$ 并将其作为粒子搜索空间后,需要构建新的适应度函数来对粒子的优劣进行评判. 同时,由于粒子群算法最终会构成一个不规则空间,不能直接作为新的状态空间参与迭代计算. 下面求解在滤波迭代过程中更新后的正交超平行空间.

定理2　已知 $k+1$ 时刻随机初始化生成的粒子 $\{X_{i,0}^{k+1}\}_{i=1}^n$ 均散落在包含真实状态的正交超平行空间 $\mathcal{P}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^o, \hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}^o)$ 内,在进行迭代寻优后,包含粒子群 $\{X_i^{k+1}\}_{i=1}^n$ 的正交超平行空间可表示为

$$\{X_i^{k+1}\}_{i=1}^n \in \mathcal{P}(\bar{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^o, \bar{\boldsymbol{T}}_{k+1}^o) =$$
$$\{\boldsymbol{\theta} : \boldsymbol{\theta} = \bar{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^o + \mathrm{diag}(\bar{\boldsymbol{T}}_{k+1}^o)\boldsymbol{\alpha}, \|\boldsymbol{\alpha}\|_\infty \leqslant 1\}. \tag{37}$$

其中

$$\bar{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^{o,d} = \frac{\max\ e_d^{\mathrm{T}} X + \min\ e_d^{\mathrm{T}} X}{2},$$
$$\text{s.t. } X \in \{X_{i,k+1}\}_{i=1}^n; \tag{38}$$

$$\bar{\boldsymbol{T}}_{k+1}^{o,d} = \frac{\max\ e_d^{\mathrm{T}} X - \min\ e_d^{\mathrm{T}} X}{2},$$
$$\text{s.t. } X \in \{X_{i,k+1}\}_{i=1}^n. \tag{39}$$

式 (38) 和 (39) 中: e_d 为单位矩阵 I_{n_x} 的第 d 列, $d = 1, 2, \dots, n_x$.

证明　为了使得粒子最终能够散落在真实状态的附近,需要选取一个适应度函数,获取用于更新粒子位置的个体和全局最优值. 此时,第 l 次迭代中每个粒子的位置均为当前时刻可能的一个状态估计值,可得到每个粒子对应的预测测量值为

$$\hat{\boldsymbol{y}}_{k+1}^{i,l} = CX_{i,k+1}^l + \hat{\boldsymbol{v}}_k, \tag{40}$$

其中选取超平行空间 $\mathcal{P}(0, \boldsymbol{V})$ 内任意的随机量作为系统的随机噪声估计值 $\hat{\boldsymbol{v}}_k$. 由于真实状态未知,不能直接用于粒子的择优,而观测值则是包含真实状态的已知量,本文引入 $k+1$ 时刻的观测值,建立如下适应度函数:

$$\text{fitness}(k+1) = \exp[-(\boldsymbol{y}_{k+1} - \hat{\boldsymbol{y}}_{k+1}^{i,l})^2]. \tag{41}$$

这里: $\boldsymbol{y}_{k+1}$ 为 $k+1$ 时刻的测量值, $\hat{\boldsymbol{y}}_{k+1}^{i,l}$ 为第 i 个粒子的预测测量值. 然后,对第 l 次到第 $l+1$ 次迭代的粒子的速度和位置进行更新,有

$$V_{i,k+1}^{l+1} = \omega V_{i,k+1}^l + c_1 r_1 (\text{Pbest}_{k+1}^l - X_{i,k+1}^l) +$$
$$c_2 r_2 (\text{Gbest}_{k+1}^l - X_{i,k+1}^l), \tag{42}$$

$$X_{i,k+1}^{l+1} = X_{i,k+1}^l + V_{i,k+1}^l. \tag{43}$$

当第 i 个粒子在搜索过程中第 d 维的位置超出搜索空间的范围时,即

$$X_{i,k+1}^{l+1} \notin \mathcal{P}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^o, \hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}^o), \tag{44}$$

需要对超出搜索空间范围的粒子进行如下更新:

1) 当 $x_{i,k+1}^{d,l+1} > \mu_{d,k+1}^{\max}$ 时

$$x_{i,k+1,\text{new}}^{d,l+1} = x_{i,k+1}^{d,l} + (\mu_{d,k+1}^{\max} - x_{i,k+1}^{d,l}) \times \text{rand};$$

2) 当 $x_{i,k+1}^{d,l+1} < \mu_{d,k+1}^{\min}$ 时

$$x_{i,k+1,\text{new}}^{d,l+1} = x_{i,k+1}^{d,l} + (\mu_{d,k+1}^{\min} - x_{i,k+1}^{d,l}) \times \text{rand}.$$

其中: $x_{i,k+1}^{d,l+1}$ 为粒子 $X_{i,k+1}^{l+1}$ 在第 d 维度的元素, $x_{i,k+1,\text{new}}^{d,l+1}$ 为超出搜索空间范围的粒子 $X_{i,k+1}^{l+1}$ 在第 d 维新生成的元素, $\mu_{d,k+1}^{\max}$ 和 $\mu_{d,k+1}^{\min}$ 分别为搜索空间在 d 维的上下界, $d = 1, 2, \dots, n_x$, rand 为区间 $[0, 1]$ 中的随机数.

在确保粒子在 $\mathcal{P}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^o, \hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}^o)$ 中完成更新后,需要再次计算新生成的粒子的适应度值, 并对个体最优值和全局最优值进行更新,使其靠近最优粒子,直至粒子群的最优值符合迭代终止阈值 δ 时,表示最终得到的粒子群已经分布于真实状态的附近,记为

$$A(k+1)=\{X_{1,k+1},X_{2,k+1},\ldots,X_{n,k+1}\}. \tag{45}$$

然而,此时散落粒子所在的高似然区域是一个不规则的空间,传统的超平行空间往往很难能够包含全部粒子. 下面通过线性规划的方法构建一个包含全部粒子的正交超平行空间,即通过求解$2n_x$个线性规划方程,获得正交超平行空间的上下界,有

$$\beta_{k+1}^{d}=\max\ e_d^{\mathrm{T}}X,\ \text{s.t. } X\in A(k+1); \tag{46}$$

$$\beta_{k+1}^{d+n_x}=\min\ e_d^{\mathrm{T}}X,\ \text{s.t. } X\in A(k+1). \tag{47}$$

其中: β_{k+1}^{d}和$\beta_{k+1}^{d+n_x}$分别为第d个参数估计的上界和下界, e_d为单位矩阵的第d列. 此时,包含所有粒子的正交超平行空间$\mathcal{P}(\bar{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^{o},\bar{\boldsymbol{T}}_{k+1}^{o})$可表示为

$$\mathcal{P}(\bar{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^{o},\bar{\boldsymbol{T}}_{k+1}^{o})=$$
$$\{\boldsymbol{\theta}:\boldsymbol{\theta}=\bar{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^{o}+\mathrm{diag}(\bar{\boldsymbol{T}}_{k+1}^{o})\boldsymbol{\alpha},\|\boldsymbol{\alpha}\|_\infty\leqslant 1\}. \tag{48}$$

这里

$$\bar{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^{o,d}=\frac{\beta_{k+1}^{d}+\beta_{k+1}^{d+n_x}}{2}, \tag{49}$$

$$\bar{\boldsymbol{T}}_{k+1}^{o,d}=\frac{\beta_{k+1}^{d}-\beta_{k+1}^{d+n_x}}{2}. \tag{50}$$

定理2得证. □

以二维空间为例,图1为$k+1$时刻粒子群优化更新正交超平行空间的过程. 在正交超平行空间$\mathcal{P}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^{o},\hat{\boldsymbol{T}}_{k+1}^{o})$中,随机初始化粒子群后,根据适应度函数fitness选择个体和群体最优值,并驱动粒子向最优粒子靠近,使得结束迭代的粒子群分布于真实状态附近,并根据此时粒子群的分布空间得到更新后的正交超平行空间$\mathcal{P}(\bar{\boldsymbol{\theta}}_{c,k+1}^{o},\bar{\boldsymbol{T}}_{k+1}^{o})$.

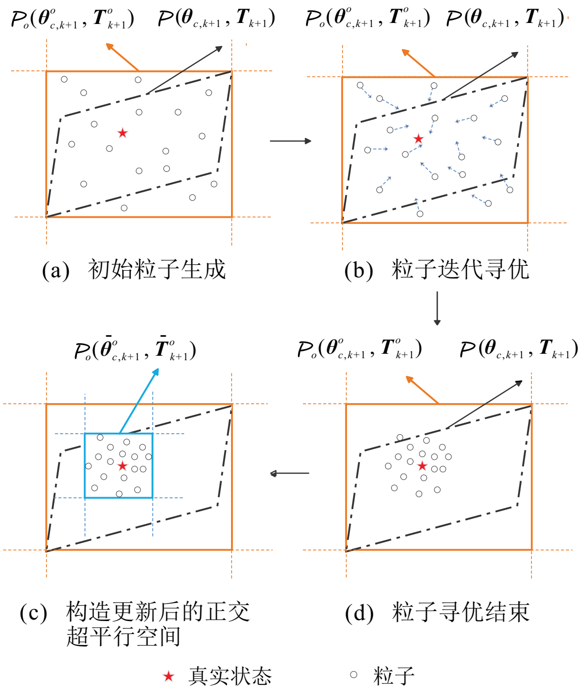

图1 粒子群更新正交超平行空间的过程

综上,所提出基于粒子群优化的正交超平行空间滤波(particle swarm optimization based orthometric hyperparallel space filtering, PSO-OHSF)算法的运行步骤如下.

step 1: 令$k=1$,设定初始超平行空间$\mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}_{c,1},\boldsymbol{T}_1)$和总采样时间$K$.

step 2: 利用式(16)计算预测超平行空间和带的交集,得到包含真实状态的超平行空间$\mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}_{c,k},\boldsymbol{T}_k)$.

step 3: 利用式(27)和(28)计算与$\mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}_{c,k},\boldsymbol{T}_k)$有相同上下界的正交超平行空间$\mathcal{P}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k}^{o},\hat{\boldsymbol{T}}_k^{o})$,并将其作为粒子群初始化和寻优的搜索空间.

step 4: 在$\mathcal{P}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{c,k}^{o},\hat{\boldsymbol{T}}_k^{o})$内初始化数量为$n$的粒子群,利用式(41)求得粒子的适应度值,选取粒子个体和群体最优值,然后利用式(42)和(43)更新粒子的速度和位置,得到分布在真实状态附近的粒子群$\{X_i^k\}_{i=1}^n$.

step 5: 利用式(46)和(47)对$\{X_i^k\}_{i=1}^n$进行线性规划,再利用式(49)和(50)计算能够包含所有粒子的正交超平行空间$\mathcal{P}(\bar{\boldsymbol{\theta}}_{c,k}^{o},\bar{\boldsymbol{T}}_k^{o})$.

step 6: 令$k=k+1$,返回至step 2; 当$k=K$时,算法结束,输出正交超平行空间的上下界和中心值,作为系统状态估计结果.

4 算法验证

为了验证所提出状态估计方法的有效性,本节通过自主搭建的锂离子电池的荷电状态(state of charge, SOC)分析实验平台进行算法验证. 如图2所示的实验平台主要包括18650型锂离子电池、恒流充放电控制器、电压电流显示屏、电源模块以及上位机等部件.

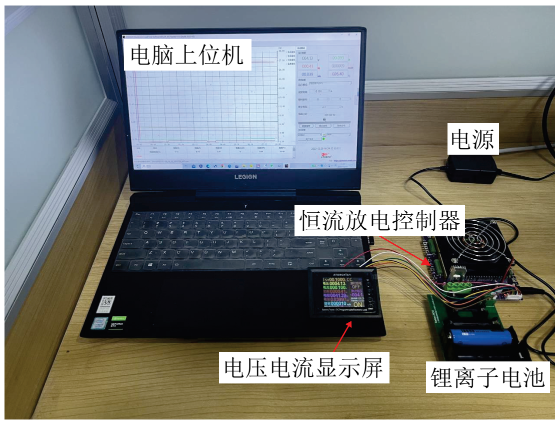

图2 锂离子电池SOC分析实验平台

实验的第1步,是需要通过实验平台测得电池开路电压(open cirvuit voltage, OCV)与SOC的关系,求解电池模型的相关参数. 在25°C环境下,通过对满电的锂电池进行一定倍率的恒流放电实验,其电压随着放电时间的变化如图3所示.

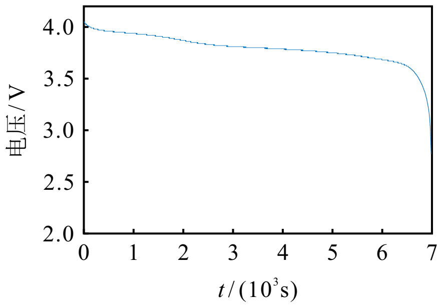

图 3　恒流放电实验电压变化

在实验过程中,每放电至10%时,静置并记录当前电池的OCV,直至放电到截止电压,得到的OCV-SOC数据对应关系如表1所示. 由表1可见,SOC在10%～90%间OCV的变化比较稳定. 本文借助Matlab的polyfit工具对OCV和SOC数据进行线性拟合,得到

$$\mathrm{OCV}=f(\mathrm{SOC})=0.5293\times\mathrm{SOC}+3.5821. \tag{51}$$

然后,根据Thevenin模型构建电池的SOC状态估计模型,以k时刻电池的极化电压$U_{p,k}$和荷电状态SOC_k作为状态量,以电池的端电压U_k作为观测值,得到系统的状态空间方程为

$$\begin{bmatrix}U_{p,k+1}\\ \mathrm{SOC}_{k+1}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\mathrm{e}^{\frac{-\Delta t}{\tau_p}} & 0\\ 0 & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}U_{p,k}\\ \mathrm{SOC}_k\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}(1-\mathrm{e}^{\frac{-\Delta t}{\tau_p}})R_p\\ -\dfrac{\eta\Delta t}{Q}\end{bmatrix}\times I_k+\boldsymbol{w}_k, \tag{52}$$

$$U_k=0.5293\times\mathrm{SOC}+3.5821-U_{p,k}-I_k\times R_0+v_k. \tag{53}$$

其中: $R_0=0.0415\,\Omega$; $R_p=0.3068\,\Omega$; $\tau_p=R_pC_p$为电池极化时间常数, $C_p=2372.2\,\mathrm{F}$; $\Delta t=5\,\mathrm{s}$为系统采样的时间; $Q=1.5\,\mathrm{Ah}$为电池的额定容量; $\boldsymbol{w}_k$和v_k分别为扰动误差和测量误差, $\boldsymbol{w}_{k,i}\in[-0.001,0.001](i=1,2)$, $v_k\in[-0.001,0.001]$. 设定系统初始的状态集合$\mathcal{P}(\boldsymbol{\theta}_{c,0},\boldsymbol{T}_0)$. 这里: $\boldsymbol{\theta}_{c,0}=[5,1]^{\mathrm{T}}$, $\boldsymbol{T}_0=\mathrm{diag}\{0.1,0.1\}$.

表 1　OCV-SOC对应数据

SOC/%	OCV/V	SOC/%	OCV/V
0	2.78	60	3.87
10	3.63	70	3.94
20	3.71	80	4.01
30	3.76	90	4.09
40	3.79	100	4.19
50	3.83		

为了验证所提出PSO-OHSF算法的优越性,对比文献[19]中的椭球集员算法(ellipsoidal set membership filter, ESMF)与文献[20]中的正交超平行空间算法(orthometric hyperparallel space set membership filter, OHSSMF),对比结果如图4～图6所示.

在图4中: 黑色为ESMF算法中用椭球空间所包裹状态可行集的区域,蓝色为OHSSMF算法中使用的正交超平行空间包裹状态可行集的区域,红色为所提出PSO-OHSF算法使用正交超平行空间包裹状态

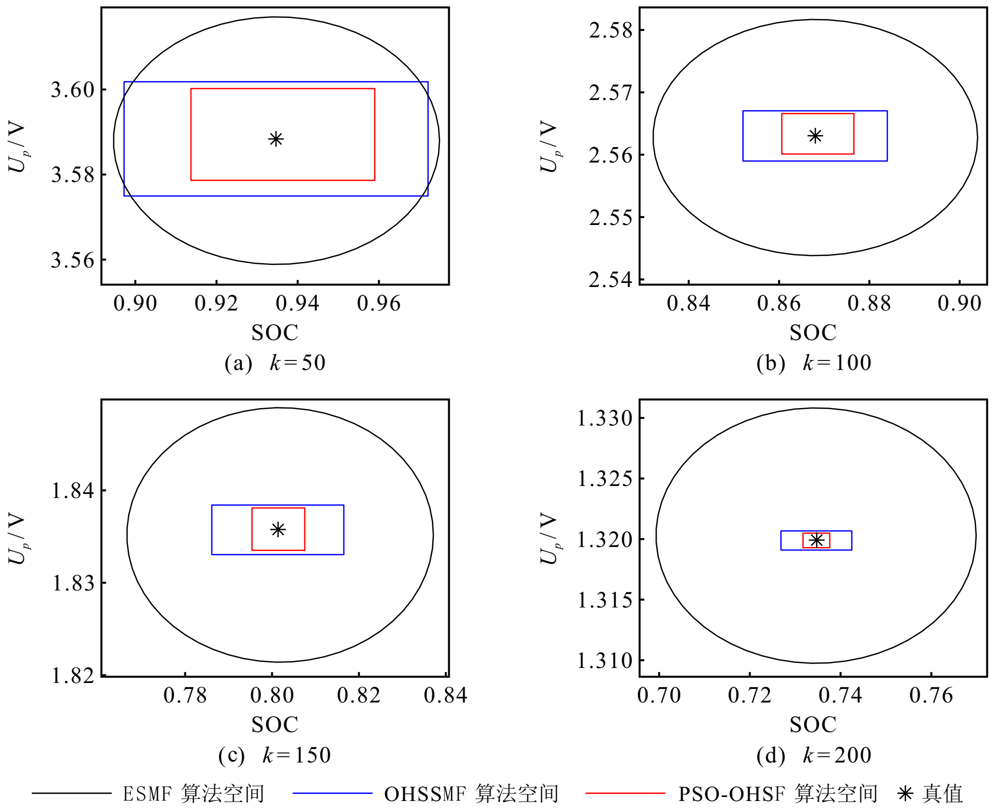

图 4　3种算法在不同时刻得到的可行集空间对比

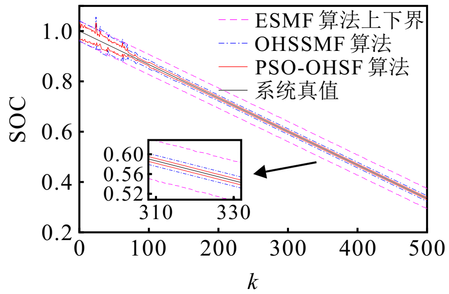

图 5 SOC状态估计对比

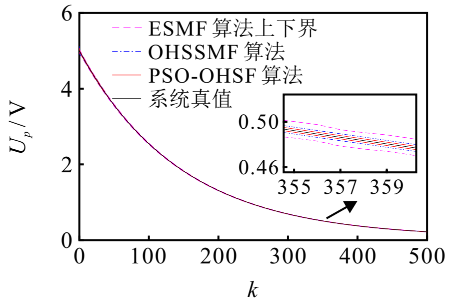

图 6 U_P 状态估计对比

可行集的区域,中间的黑色星点为当前时刻真实的状态值. 由图4可见,ESMF算法、OHSSMF算法和所提出算法均能够包含真实状态,并随着真实状态变化而不断收缩. 相比而言,ESMF算法的椭球空间空间冗余度最大,OHSSMF算法的正交超平行空间在运行的初始一段时间内不太稳定. 相较于ESMF算法与OHSSMF算法,所提出PSO-OHSF算法能够更加紧致地包裹系统的真实状态,体现了PSO-OHSF算法的保守性更好,空间冗余度更低.

图5和图6分别为电池的SOC和U_p状态估计值随时间的变化曲线以及通过3种算法求得的状态估计值的上下界. 由图5和图6可见:所提出PSO-OHSF算法能够在未知但是有界的噪声下,能够更快速准确地实现电池极化电压和荷电状态估计;由玫红色虚线可见,由于ESMF算法采用的椭球空间的保守性较大,导致ESMF算法估计得到的电池运行状态上下界较大,且算法精确度较低;蓝色虚线表示的OHSSMF算法相较于ESMF算法,在一定时间迭代后才能有较好的保守性;所提出PSO-OHSF算法通过在超平行空间内引入粒子群算法,构建搜索空间寻优,得到新的正交超平行空间具有更小的保守性,能够用更加紧致的上下界包裹真实状态,距离系统真值更近,体现了所提出PSO-OHSF算法具有更好的精确度.

5 结 论

本文提出了一种基于粒子群优化的正交超平行空间滤波算法,用于解决在未知但是有界不确定噪声干扰下的线性系统状态估计问题. 首先,利用超平行空间包裹状态可行集;然后,为了便于粒子在搜索空间内的生成和迭代,基于超平行空间的顶点构建与其拥有相同上下界的正交超平行空间,并作为粒子的搜索空间;接着,根据观测值选取适应度函数对粒子进行优劣判断,通过粒子更新步骤驱动粒子在正交超平行空间移动,使得粒子群分布更加靠近系统真实状态;最后,通过线性规划的方法构建更新后的正交超平行空间. 所提出基于粒子群优化的正交超平行空间滤波算法,在保证状态估计准确性的同时,降低了状态估计算法的保守性. 所提出方法可拓展应用于化工过程故障诊断[25]、发电机故障检测[26]等实际工程的状态监测和分析问题.

参考文献(References)

[1] 张霄, 丁锋. 双线性状态空间系统的状态观测器设计[J]. 控制与决策, 2023, 38(1): 274-280.
(Zhang X, Ding F. State observers for bilinear state-space systems[J]. Control and Decision, 2023, 38(1): 274-280.)

[2] 李可非, 马晓川, 刘宇, 等. 基于转换量测容积卡尔曼滤波器带多普勒量测的目标跟踪算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(6): 1425-1434.
(Li K F, Ma X C, Liu Y, et al. Converted measurement cubature Kalman filter for Doppler-assisted target tracking[J]. Control and Decision, 2021, 36(6): 1425-1434.)

[3] 高哲, 黄晓敏, 陈小姣. 含有分数阶有色关联噪声的分数阶系统的卡尔曼滤波器设计[J]. 控制与决策, 2021, 36(7): 1672-1678.
(Gao Z, Huang X M, Chen X J. Design of Kalman filter for fractional-order systems with correlated fractional-order colored noises[J]. Control and Decision, 2021, 36(7): 1672-1678.)

[4] Casini M, Garulli A, Vicino A. Set membership state estimation for discrete-time linear systems with binary sensor measurements[J]. Automatica, 2024, 159: 111396.

[5] Pan Z C, Zhao S Y, Huang B, et al. Confidence set-membership FIR filter for discrete time-variant systems[J]. Automatica, 2023, 157: 111231.

[6] 周波, 钱堃, 马旭东, 等. 移动机器人滑动参数定界及鲁棒镇定控制[J]. 控制理论与应用, 2013, 30(5): 611-617.
(Zhou B, Qian K, Ma X D, et al. Slipping parameters bounding and robust stabilization control for mobile robots[J]. Control Theory & Applications, 2013, 30(5): 611-617.)

[7] Bai X Z, Wang Z D, Zou L, et al. Target tracking for wireless localization systems using set-membership filtering: A component-based event-triggered mechanism[J]. Automatica, 2021, 132: 109795.

[8] 王子赟, 占雅聪, 陈宇乾, 等. 基于多胞空间可行集滤波的噪声不确定切换系统故障诊断[J]. 控制与决策, 2023, 38(7): 1909-1917.

(Wang Z Y, Zhan Y C, Chen Y Q, et al. Polyhedron spatial feasible set filtering based fault diagnosis for switched system with unknown noise term[J]. Control and Decision, 2023, 38(7): 1909-1917.)

[9] 王振华, 张文瀚, 崔骞, 等. 集员卡尔曼滤波器在电机故障诊断中的应用[J]. 控制理论与应用, 2023, 40(10): 1721-1729.
(Wang Z H, Zhang W H, Cui Q, et al. Application of set-membership Kalman filter in motor fault diagnosis[J]. Control Theory & Applications, 2023, 40(10): 1721-1729.)

[10] Li Q, Zhi Y F, Tan H L, et al. Protocol-based zonotopic state and fault estimation for communication-constrained industrial cyber-physical systems[J]. Information Sciences, 2023, 634: 730-743.

[11] Xia N, Yang F W, Han Q L. Distributed networked set-membership filtering with ellipsoidal state estimations[J]. Information Sciences, 2018, 432: 52-62.

[12] Liu S, Wang Z D, Wang L C, et al. Recursive set-membership state estimation over a FlexRay network[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 52(6): 3591-3601.

[13] 李进, 姜顺, 潘丰. 隐蔽式攻击下网络化控制系统状态与故障的联合区间估计[J]. 控制与决策, 2023, 38(12): 3418-3426.
(Li J, Jiang S, Pan F. Joint interval estimation of state and fault for networked control systems under stealthy attacks[J]. Control and Decision, 2023, 38(12): 3418-3426.)

[14] Zhang Y C, Chen B, Yu L. Distributed zonotopic estimation for interconnected systems: A fusing overlapping states strategy[J]. Automatica, 2023, 155: 111144.

[15] Tan H L, Shen B, Li Q, et al. Zonotopic set-membership estimation for time-varying systems subject to dynamical biases and quantization effects[J]. Information Sciences, 2024, 654: 119869.

[16] Valero C E, Paulen R. Effective recursive set-membership state estimation for robust linear MPC[J]. IFAC-PapersOnLine, 2019, 52(1): 486-491.

[17] Qu D Y, Huang Z, Zhao Y W, et al. Nonlinear state estimation by extended parallelotope set-membership filter[J]. ISA Transactions, 2022, 128(Pt B): 414-423.

[18] Li Q H, Tulsyan A, Zhao Z G, et al. Robust particle filter for state estimation in presence of bounded but uncertain parameters based on ellipsoidal set membership approach[J]. Journal of Process Control, 2023, 123: 96-107.

[19] 林爽, 张依恋, 丁宗贺, 等. 基于改进集员滤波的港口自动跨运车状态估计方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(1): 129-136.
(Lin S, Zhang Y L, Ding Z H, et al. State estimation of automated straddle carriers via improved setmembership filtering approach[J]. Control and Decision, 2024, 39(1): 129-136.)

[20] 王子赟, 程林, 王艳, 等. 基于正交超平形空间定向扩展的滤波故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2022, 37(12): 3223-3232.
(Wang Z Y, Cheng L, Wang Y, et al. Orthometric hyperparallel spatial directional expansion flltering based fault diagnosis method[J]. Control and Decision, 2022, 37(12): 3223-3232.)

[21] 张霓, 曾乐襄, 何熊熊, 等. 基于滚动时域粒子群优化的视频去雾算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(9): 2218-2224.
(Zhang N, Zeng L X, He X X, et al. Receding horizon particle swarm optimization based video defogging algorithm[J]. Control and Decision, 2021, 36(9): 2218-2224.)

[22] Hou Y, Hao G S, Zhang Y, et al. A multi-objective discrete particle swarm optimization method for particle routing in distributed particle filters[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 240: 108068.

[23] Zhang Z R, Huang C Q, Ding D L, et al. Hummingbirds optimization algorithm-based particle filter for maneuvering target tracking[J]. Nonlinear Dynamics, 2019, 97: 1227-1243.

[24] 孙一凡, 张纪会. 基于模拟退火机制的自适应粘性粒子群算法[J]. 控制与决策, 2023, 38(10): 2764-2772.
(Sun Y F, Zhang J H. Adaptive stickiness particle swarm optimization algorithm based on simulated annealing mechanism[J]. Control and Decision, 2023, 38(10): 2764-2772.)

[25] Ziaei-Halimejani H, Zarghami R, Mansouri S S, et al. Data-driven fault diagnosis of chemical processes based on recurrence plots[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2021, 60(7): 3038-3055.

[26] 沈艳霞, 尹天骄. 一种基于凸多面体的集员滤波故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2018, 33(1): 150-156.
(Shen Y X, Yin T J. A fault diagnosis method of set membership filter based on convex ploytope[J]. Control and Decision, 2018, 33(1): 150-156.)

作者简介

王子赟 (1989−), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为不确定系统的集员滤波算法、复杂非线性系统建模, E-mail: wangzy0601@163.com;

季钢 (2000−), 男, 硕士生, 主要研究方向为基于群智能的滤波优化算法及其应用, E-mail: gangji20@163.com;

沈谦逸 (2003−), 男, 本科生, 主要研究方向为滤波器设计与应用, E-mail: q_y_shen@126.com;

王艳 (1978−), 女, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为生产过程建模与工业系统控制、基于滤波的系统状态估计, E-mail: wangyan@jiangnan.edu.cn;

纪志成 (1959−), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为复杂系统建模与状态估计、智能滤波算法设计, E-mail: zcji@jiangnan.edu.cn.