基于动态最小偏度自适应加权无迹卡尔曼滤波算法的人机交互信息估计

刘文龙[1] 罗天洪[2*] 殷时蓉[1] 梁 爽[3] 马翔宇[3]
1.重庆交通大学机电与车辆工程学院,重庆,400074
2.重庆城市职业学院,重庆,402160
3.重庆文理学院智能制造工程学院,重庆,402160

摘要:针对传统无迹卡尔曼滤波计算复杂度高、实时性差、易影响估计精度并可能引发人体运动损伤的问题,提出了一种动态最小偏度自适应加权无迹卡尔曼滤波(DMS-AWUKF)算法。引入可调参数动态偏度控制优化Sigma点分布,降低计算复杂度的同时提高系统的实时性;结合马氏距离理论构建具有非线性响应特性的自适应权重函数对异常Sigma点进行多维度修正;引入基于指数衰减函数的动态加权因子对过程噪声矩阵和测量噪声矩阵进行独立调节,以提高系统的精度与抗干扰能力。仿真和实验结果表明,采用所提DMS-AWUKF算法时人机交互力与膝关节角度的平均绝对误差分别为0.689 N和0.599°;与DSCAKF-SLAM算法相比,所提算法的计算效率提高了85.5%;在复杂噪声环境下所提算法的人机交互信息估计精度、稳定性和实时性均优于DSACKF-SLAM和ARUKF算法。

关键词:最小偏度采样;马氏距离;自适应加权;无迹卡尔曼滤波;人机交互;感知系统
中图分类号:TP242.3
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.11.023 **开放科学(资源服务)标识码(OSID)**:

Human-computer Interaction Information Estimation Based on Dynamic Minimum Skewness Adaptive Weighted UKF Algorithm

LIU Wenlong[1] LUO Tianhong[2*] YIN Shirong[1] LIANG Shuang[3] MA Xiangyu[3]
1.School of Mechanical and Vehicle Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing, 400074
2.Chongqing City Vocational College, Chongqing, 402160
3.School of Intelligent Manufacturing Engineering, Chongqing University of Arts and Sciences, Chongqing, 402160

Abstract: Aiming at the problems of high computational complexity, poor real-time performance, degraded estimation accuracy and potential risk of human motion injuries existing in the traditional UKF, a dynamic minimum skewness adaptive weighted UKF (DMS-AWUKF) algorithm was proposed. An adjustable parameter-based dynamic skewness control was introduced to optimize Sigma point distribution, reducing the computational complexity and improving real-time performance. Additionally, an adaptive weighting function with nonlinear response characteristics was constructed by using Mahalanobis distance theory to correct abnormal Sigma points in multiple dimensions. Finally, based on an exponential decay function, a dynamic weighting factor was incorporated to independently adjust process and measurement noise matrices, enhancing the system precision and the anti-interference capability. Simulation and experimental results demonstrate that the mean absolute errors of human-machine interaction force and knee joint angle are as 0.689 N and 0.599° respectively when using the proposed DMS-AWUKF algorithm. Compared with the DSCAKF-SLAM algorithm, the proposed algorithm improves the computational efficiency by 85.5%. In complex noise environment, the human-computer interaction information estimation accuracy, stability and real-time performance of the proposed algorithm are all superior than those of the DSACKF-SLAM and ARUKF algorithms.

Key words: minimum skewness sampling; Mahalanobis distance; adaptive weighting; unscented Kalman filter(UKF); human-computer interaction; perceptual system

0 引言

据第七次全国人口普查和联合国《世界人口展望2022》数据预测,“十四五”时期末,我国60岁及以上老年人口将超过3亿,2050年前后,我国老

收稿日期:2025-05-11
基金项目:国家自然科学基金(52175215);重庆市自然科学基金(2024NSCQ-MSX3194);重庆文理学院塔基计划(R2023ZZ30);中国博士后科学基金第75批面上资助“地区专项支持计划”(2024MD754044)

年人口达5亿左右，占全国总人口30%以上和全球老年人口20%以上[1]。人口老龄化及交通事故等意外事故频发，导致脑卒中后遗症、肢体残疾、脑外伤和脊髓损伤患者增多，康复治疗需求持续攀升[2-3]。下肢康复机器人的一个关键技术是人机协同[4]，因此，为准确获得人机交互信息，对外骨骼进行研究是必要的[5]。常见的人机交互力采集方式各有其局限性：Hocoma研发的Lokomat跑台式康复训练机器人利用关节力矩传感器检测人机交互力，然而该关节力矩传感器存在体积庞大难以安装的缺点[6]；上海交通大学设计了基于表面肌电图（surface electromyography，sEMG）与交互力等多源信号融合的下肢康复外骨骼机器人[7]，但具有穿戴不便、价格昂贵的缺点。鉴于此，本文利用力敏电阻（force sensing resistor，FSR）传感器与姿态传感器设计人机交互信息采集装置。环境噪声与感知系统非线性抑制了有用的人机交互信息，外骨骼框架振动和接触面滑动加剧了非线性，使传统滤波难以兼顾实时性与精度，导致运动损伤风险增加。

对于非线性系统的滤波算法，卡尔曼滤波器（Kalman filter，KF）并不适用[8]，基于无迹变换的无迹卡尔曼滤波（unscented KF，UKF）算法是应用较为广泛的非线性卡尔曼滤波算法[9]。基于变分贝叶斯的双尺度自适应时变噪声容积卡尔曼滤波（dual-scale adaptive time-varying noise cubature KF，DSACKF）的同步定位与地图构建（simultaneous localization and mapping，SLAM）算法（DSACKF-SLAM算法）在每次迭代过程中需重复执行容积点生成、非线性函数评估和矩阵运算等操作，这导致算法计算量会显著增加[10]。通过将UKF与次优Sage-Husa噪声估计器相结合可以形成一种自适应无迹卡尔曼滤波（adaptive UKF，AUKF）算法，但其过程噪声和测量噪声的权重会相互干扰，从而导致估计精度降低[11]。自适应鲁棒无迹卡尔曼滤波（adaptive robust UKF，ARUKF）算法依托二次型衍生的鲁棒代价函数，对极端异常值的抑制效果有限[12]。

为满足康复训练机器人与患者实时交互以及人机交互力准确估计的要求，本文设计了一种动态最小偏度自适应加权无迹卡尔曼滤波（dynamic minimum skewness adaptive weighted UKF，DMS-AWUKF）算法。针对感知系统的非线性特性及存在复杂外部干扰引起的系统扰动问题，通过引入可调参数来实现动态偏度控制，以优化Sigma点分布，从而在降低计算复杂度的同时提高系统实时性；然后结合马氏距离理论构建具有非线性响应特性的自适应权重函数，以实现对异常Sigma点的多维度修正；最后，采用基于指数衰减函数的动态加权因子分别对过程噪声矩阵和测量噪声矩阵进行独立调节，有效提高了系统精度与抗干扰能力。本文通过仿真与实物实验验证了所提算法的可行性。

1 系统噪声及DMS-AWUKF滤波原理

利用FSR传感器测量人机腿部交互力[13]，噪声来源主要有以下两种：

1）FSR传感器本身的噪声。FSR的输出与施加压力之间的关系通常是非线性的，这可能导致在不同压力范围内会产生响应误差，尤其在低压力范围时更为明显；此外，FSR在长时间使用过程中可能会出现温漂效应，这会影响FSR的稳定性和准确性[14]。

2）机械噪声。在康复机器人系统中FSR的测量精度可能受到多种机械因素的干扰，如机械振动、传感器松动以及接触不良等问题均可能导致信号误差；此外，当传感器与不平整或不规则的表面接触时，其输出信号可能出现显著波动，进而影响测量的稳定性，此类噪声主要源于康复机器人自身的机械设备，属于典型的机械噪声[15]。

对于噪声均值非零的非线性系统，本文所提DMS-AWUKF算法的具体实现过程如下。

1.1 初始化

设定系统状态估计矩阵$\hat{\boldsymbol{X}}_{0|0}$和状态估计误差协方差矩阵$\boldsymbol{P}_{0|0}$[16]，其表达式如下：

$$\left.\begin{aligned}\hat{\boldsymbol{X}}_{0|0}&=E(\boldsymbol{X}_0)\\ \boldsymbol{P}_{0|0}&=E((\boldsymbol{X}_0-\hat{\boldsymbol{X}}_{0|0})(\boldsymbol{X}_0-\hat{\boldsymbol{X}}_{0|0})^{\mathrm{T}})\end{aligned}\right\}\tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{X}_0$为零时刻下的真实状态向量；$E(\cdot)$表示数学期望。

1.2 动态最小偏度采样、Sigma变换及加权处理

UKF的采样方式会影响其精度与计算效率[17]。本文感知系统对实时性有较高的要求，因此对系统状态向量$\boldsymbol{X}_{t-1}$中的元素及其均值$\overline{X}_{t|t-1}$和协方差$P_{t|t-1}$通过优化的最小偏度采样[18]生成包含$n+1$个Sigma采样点的集合$\{x_{t-1,i}\}$。可调参数$\omega_{n+1}^{(t)}$通过残差进行自适应调节，进而实现动态缩放采样点分布。相较于传统UKF算法需要$2n+1$个Sigma采样点数，本文采样方法所需的采样点数更少且实时性更高。本文采样方法的具体实现过程如下：

$$x_{t-1,i}=\begin{cases}-\rho\sqrt{\boldsymbol{P}_{t-1}}\,[1]_{n\times1}\omega_0^{-0.5}+\overline{X}_{t|t-1} & i=0\\ \sqrt{\boldsymbol{P}_{t-1}}\,\boldsymbol{C}(\sqrt{\boldsymbol{W}})^{-1}+\overline{X}_{t|t-1} & i=1,2,\cdots,n\end{cases}\tag{2}$$

$$\rho=\sqrt{\frac{1-\omega_{n+1}^{(t)}}{n}}\qquad 0<\omega_{n+1}^{(t)}<1 \tag{3}$$

$$\omega_{n+1}^{(t)}=\omega_{n+1}^{(t-1)}+\alpha\mathrm{tr}(\boldsymbol{P}_{ZZ}^{(t)}-\boldsymbol{P}_{ZZ}^{(t-1)}) \tag{4}$$

$$\boldsymbol{C}=\sqrt{\boldsymbol{I}_n-\rho^2[1]_{n\times n}+\lambda\boldsymbol{D}} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{W}=\mathrm{diag}(\omega_{c,1},\omega_{c,2},\cdots,\omega_{c,n}) \tag{6}$$

$$\omega_{c,i}=\omega_0\rho^2(\boldsymbol{C}^{-1}[1]_{n\times n}(\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}})^{-1})_i\qquad i=1,2,\cdots,n \tag{7}$$

式中：i为采样点序号；t为时刻；ρ为缩放因子；$\boldsymbol{P}_{t-1}$为$t-1$时刻下的状态估计误差协方差矩阵；ω_0为中心Sigma点对应的权重；$\omega_{n+1}^{(t)}$为可调参数；α为学习率；$\omega_{c,i}$为第i个采样点的协方差权重；$\boldsymbol{I}_n$为n维单位矩阵；λ为正则化系数；$\boldsymbol{P}_{ZZ}^{(t)}$、$\boldsymbol{P}_{ZZ}^{(t-1)}$分别为$t$时刻和$t-1$时刻下的新息协方差矩阵；$\boldsymbol{D}$为对角矩阵；$\boldsymbol{C}$为协方差修正矩阵；$\boldsymbol{W}$为动态权重矩阵。

完成采样后需对采集点进行变换操作。在完成$t-1$时刻下的最小偏度采样与马氏距离修正后，DMS-DAWUKF算法通过非线性状态转移函数将修正后的Sigma点集合$\{x_{t-1,i}\}(i=0,1,\cdots,n)$在控制量$u_t$的作用下转换为$t$时刻下的系统状态量$\boldsymbol{x}_{t,i}$，可表示为

$$\boldsymbol{x}_{t,i}=\boldsymbol{g}(u_t,x_{t-1,i})\qquad i=0,1,\cdots,n \tag{8}$$

对状态函数均值和方差进行加权处理，获得的均值矩阵和协方差矩阵分别为

$$\overline{\boldsymbol{X}}_t=\sum_{i=0}^{n}\omega_{c,i}\boldsymbol{x}_{t,i} \tag{9}$$

$$\tilde{\boldsymbol{P}}_t=\sum_{i=0}^{n}\omega_{c,i}(\boldsymbol{x}_{t,i}-\overline{\boldsymbol{X}}_t)(\boldsymbol{x}_{t,i}-\overline{\boldsymbol{X}}_t)^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}_t \tag{10}$$

式中：$\overline{\boldsymbol{X}}_t$为由加权均值组成的系统状态量均值矩阵；$\tilde{\boldsymbol{P}}_t$为系统状态量的协方差矩阵；$\boldsymbol{Q}_t$为过程噪声协方差矩阵。

1.3　马氏距离修正

最小偏度采样生成的Sigma点可能因噪声或模型误差导致部分采样偏离真实分布。马氏距离统计量主要用于衡量每个数据点与大部分数据样本中心的距离[19]，因此本文通过马氏距离修正来动态调整异常Sigma点的权重和位置。对于每个Sigma点$\boldsymbol{x}_{t-1,i}$，计算其当前状态均值向量$\overline{\boldsymbol{X}}_{t|t-1}$的马氏距离

$$D_{\mathrm{M}}^{(i)}=\sqrt{(\boldsymbol{x}_{t-1,i}-\overline{\boldsymbol{X}}_{t|t-1})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_{t-1}^{-1}(\boldsymbol{x}_{t-1,i}-\overline{\boldsymbol{X}}_{t|t-1})} \tag{11}$$

设定马氏距离阈值τ，对超出阈值的Sigma点进行动态权重调整，得到

$$\omega'_{c,i}=\begin{cases}\omega_{c,i}\exp\left(-\dfrac{(D_{\mathrm{M}}^{(i)})^2-\tau^2}{\sigma}\right) & D_{\mathrm{M}}^{(i)}>\tau\\ \omega_{c,i} & D_{\mathrm{M}}^{(i)}\leqslant\tau\end{cases} \tag{12}$$

其中，σ为软化因子（取$\sigma=\tau^2/3$），用于平滑权重衰减过程。根据修正后的权重$\omega'_{c,i}$得到更新后的协方差矩阵为

$$\boldsymbol{P}'_{t|t-1}=\sum_{i=0}^{n}\omega'_{c,i}(\boldsymbol{x}_{t-1,i}-\boldsymbol{X}_{t-1})(\boldsymbol{x}_{t-1,i}-\boldsymbol{X}_{t-1})^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}_t \tag{13}$$

对t时刻下的状态量$\boldsymbol{x}_{t,i}$进行变换，对获取的预测观测值$\boldsymbol{z}_{t,i}=h(\boldsymbol{x}_{t,i})$进行加权，得到系统预测观测量均值矩阵$\overline{\boldsymbol{Z}}_{t|t-1}$，其元素$\boldsymbol{z}_{t|t-1}=\sum_{i=0}^{n}\omega_{c,i}\boldsymbol{z}_{t,i}$。

1.4　自适应噪声权重调整

在DMS-DAWUKF中，创新值用于表征测量值与预测观测值之间的差异，可以表示为

$$\boldsymbol{y}(t)=\boldsymbol{Z}_t-\overline{\boldsymbol{Z}}_{t|t-1} \tag{14}$$

其中，$\boldsymbol{Z}_t$为测量值向量，$\boldsymbol{y}(t)$为创新值向量。自适应权重的计算公式为

$$W_{\mathrm{Q}}=\max(0.1,\exp(-\alpha_{\mathrm{Q}}|\boldsymbol{y}(t)|)) \tag{15}$$

$$W_{\mathrm{R}}=\max(0.15,\exp(-\alpha_{\mathrm{R}}|\boldsymbol{y}(t)|)) \tag{16}$$

式中：W_{Q}、W_{R}分别为过程噪声和测量噪声的权重；α_{Q}、α_{R}分别为过程噪声和测量噪声的灵敏度调节因子，用于动态控制噪声权重，以提高突变信号跟踪能力。

自适应过程噪声和测量噪声的更新公式为

$$\boldsymbol{Q}'_t=\beta\boldsymbol{Q}_t(t-1)+(1-\beta)(W_{\mathrm{Q}}\boldsymbol{K}_t\boldsymbol{y}(t)(\boldsymbol{y}(t))^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}_t^{\mathrm{T}}) \tag{17}$$

$$\boldsymbol{R}'_t=\gamma\boldsymbol{R}_t(t-1)+(1-\gamma)[W_{\mathrm{R}}\boldsymbol{K}_t(\boldsymbol{y}(t))^2] \tag{18}$$

式中：$\boldsymbol{Q}'_t$为更新后的过程噪声协方差矩阵；$\boldsymbol{R}_t$、$\boldsymbol{R}'_t$分别为更新前后的测量噪声协方差矩阵；β、γ分别为过程噪声和测量噪声的遗忘因子，用于控制噪声更新的平滑度；$\boldsymbol{K}_t$为卡尔曼增益矩阵。

1.5　状态更新

完成状态更新，获取状态量的估计均值矩阵与估计协方差矩阵，具体实现过程如下：

$$\boldsymbol{P}_{t|t-1}=\boldsymbol{P}'_{t|t-1}+\boldsymbol{Q}'_t \tag{19}$$

$$\boldsymbol{P}'_{ZZ,t}=\sum_{i=0}^{2n}\omega_{c,i}(\boldsymbol{z}_{t,i}-\overline{\boldsymbol{Z}}_{t|t-1})(\boldsymbol{z}_{t,i}-\overline{\boldsymbol{Z}}_{t|t-1})^{\mathrm{T}} \tag{20}$$

$$\boldsymbol{P}_{ZZ,t}=\boldsymbol{P}'_{ZZ,t}+\boldsymbol{R}'_t \tag{21}$$

$$\boldsymbol{P}_{XZ,t}=\sum_{i=0}^{2n}\omega_{c,i}(\boldsymbol{x}_{t,i}-\overline{\boldsymbol{X}}_{t|t-1})(\boldsymbol{z}_{t,i}-\overline{\boldsymbol{Z}}_{t|t-1})^{\mathrm{T}} \tag{22}$$

$$\left.\begin{aligned}&\overline{\boldsymbol{X}}_{t|t}=\overline{\boldsymbol{X}}_{t|t-1}+\boldsymbol{K}_t(\boldsymbol{Z}_t-\overline{\boldsymbol{Z}}_{t|t-1})\\&\boldsymbol{K}_t=\boldsymbol{P}_{XZ,t}/\boldsymbol{P}_{ZZ,t}\end{aligned}\right\} \tag{23}$$

$$\boldsymbol{P}_{t|t}=\boldsymbol{P}_{t|t-1}-\boldsymbol{K}_t\boldsymbol{P}_{ZZ,t}\boldsymbol{K}_t^{\mathrm{T}} \tag{24}$$

式中：$\boldsymbol{P}'_{ZZ,t}$为预测均值误差协方差矩阵；$\boldsymbol{P}_{ZZ,t}$为预测的协方差矩阵；$\boldsymbol{P}_{XZ,t}$为状态与观测的互协方差矩阵；$\overline{\boldsymbol{X}}_{t|t}$为最终输出的系统预测值均值矩阵；$\boldsymbol{P}_{t|t}$为最终输出的系统预测值协方差矩阵。

综上所述，DMS-AWUKF算法的简要流程图见图1。

2　仿真分析

为有效验证所提算法的性能，本研究构建了一个基于真实环境的人机交互力信号仿真模型。依据实际应用场景的需求，设定如下仿真参数：采样频率$f_s=100$ Hz，以满足奈奎斯特采样定理并充分捕捉人机交互力的动态特性[20]；正常人体步

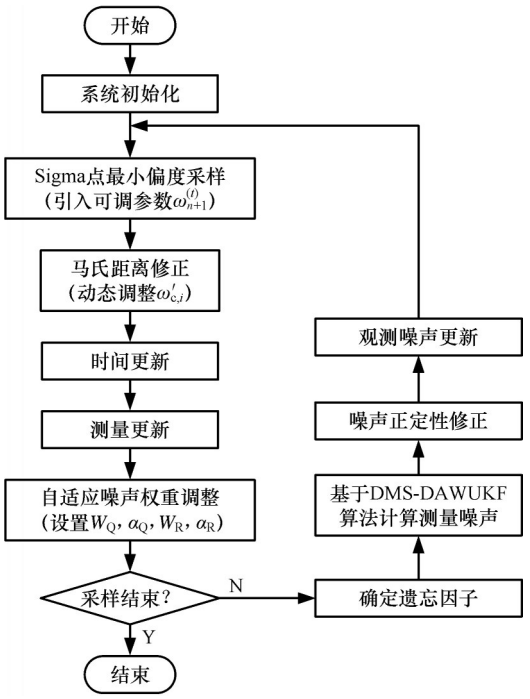


图1 DMS-AWUKF算法简要流程图

Fig.1 DMS-AWUKF algorithm brief flow chart

态周期为0.8～1.2 s，设置测量时长为5 s以获取4个步态周期的样本数据。通过引入正弦函数及三角函数来表征人机交互力与膝关节角度的动态变化特征。为进一步增强仿真信号的真实性，在模型中还嵌入了多种噪声(力)干扰，其具体参数如表1所示。

表1 仿真模型中的噪声参数

Tab.1 Noise parameters in the simulation model

名称	数值
高斯噪声标准差/N	10
温度漂移噪声幅度/℃$^{-1}$	0.05%FS
机械振动噪声幅度/N	10
传感器蠕变漂移	0.05%FS
脉冲噪声幅值/N	20

图2和图3分别展示了利用KF、AUKF、DSACKF-SLAM、ARUKF及DMS-AWUKF算法处理人机交互力信号和膝关节角度误差数据的结果，可以看出，KF算法的误差最大且波动显著；AUKF算法的误差虽有所减小，但波动幅度仍较为明显；ARUKF算法在误差和波动性方面均表现出明显改善；而DMS-AWUKF算法的误差最小且波动最为平缓。这表明DMS-AWUKF算法能够显著降低人机交互信号误差的波动性，展现出更强的抗干扰能力。

图4和图5分别给出了KF、AUKF、DSACKF-SLAM、ARUKF及DMS-AWUKF这5种算法针对人机交互力信号和膝关节角度信号去噪处理

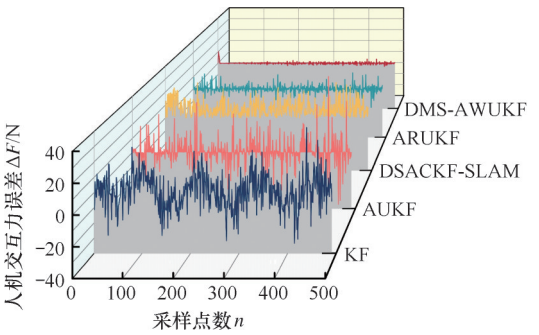


图2 人机交互力误差仿真示意图

Fig.2 Simulation schematic diagram of human-computer interaction force error

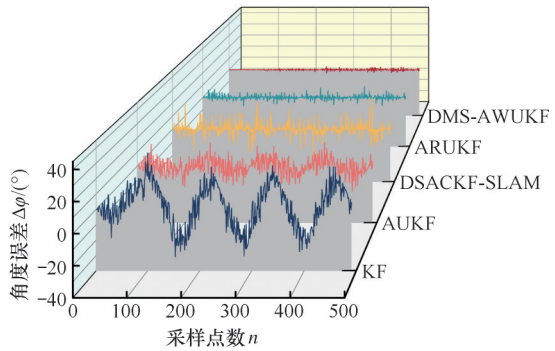


图3 膝关节角度误差仿真示意图

Fig.3 Simulation schematic diagram of knee joint angle error

后，所得监测信号的理想曲线与原始信号曲线，可以看出DMS-AWUKF算法拟合真实信号能力更强，波形更加平滑。

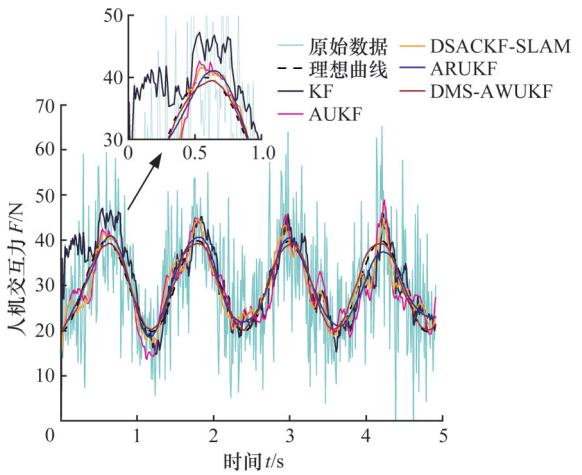


图4 人机交互力仿真滤波图

Fig.4 Simulation filtering diagram of human-computer interaction force

为更加客观地对比上述5种算法的去噪效果，引入平均绝对误差V_{MAE}(MAE)、最大绝对误差V_{MaxAE}(MaxAE)和均方根误差V_{RMSE}(RMSE)对结果进行评价，其表达式分别如下：

$$V_{MAE}=\frac{1}{o}\sum_{i=1}^{o}\left|x(i)-x'(i)\right| \tag{25}$$

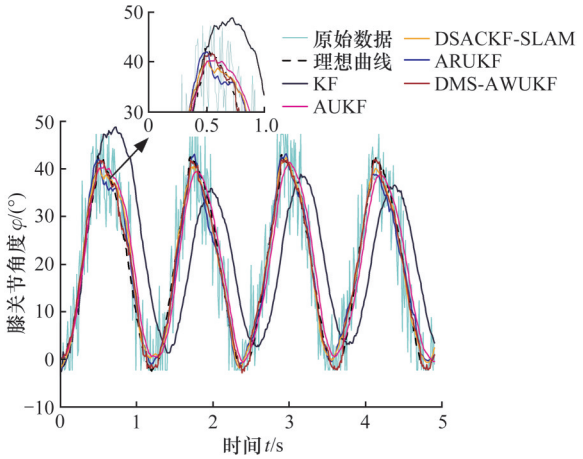


图5　膝关节角度仿真滤波图

Fig.5　Simulation filtering diagram of knee joint angle

$$V_{\mathrm{MaxAE}}=\max(|x(i)-x'(i)|) \tag{26}$$

$$V_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{o}\sum_{i=1}^{o}(x(i)-x'(i))^2} \tag{27}$$

式中：o为样本数量；$x(i)$、$x'(i)$分别为第i个样本的监测信号和有效信号。

如表2所示，处理相同的人机交互力信号时，与KF、AUKF、DSACKF-SLAM、ARUKF算法相比，DMS-AWUKF算法的人机交互力均方根误差分别减小了84.5%、77.5%、68.8%、43.9%，平均绝对误差分别减小了92.2%、88.0%、85.5%、65%，最大绝对误差分别减小了81.3%、78.5%、75.5%、56.0%。这表明受到噪声影响时，相较于KF、AUKF、DSACKF-SLAM、ARUKF算法，DMS-AWUKF算法的人机交互力信号估计误差更小，说明该算法具有更高的估计准确度。

表2　人机交互力信号误差仿真数据

Tab.2　Simulation data of human-computer interaction force signal errors　N

算法	平均绝对误差	最大绝对误差	均方根误差
KF	9.527	36.988	11.811
AUKF	6.193	32.166	8.135
DSACKF-SLAM	5.127	28.306	5.855
ARUKF	2.108	15.612	3.255
DMS-AWUKF	0.741	6.913	1.827

如表3所示，处理相同的膝关节角度数据时，与KF、AUKF、DSACKF-SLAM、ARUKF算法相比，DMS-AWUKF算法的膝关节角度均方根误差分别减小了93.5%、94.6%、85.1%、60.6%，平均绝对误差分别减小了93.0%、88.6%、81.5%、58.5%，最大绝对误差分别减小了78.9%、71.0%、67.5%、38.2%。这再次表明，受到噪声影响时DMS-DAWUKF算法具有更高的估计准确度。

表3　膝关节角度误差仿真数据

Tab.3　Simulation data of knee joint angle errors　(°)

算法	平均绝对误差	最大绝对误差	均方根误差
KF	7.710	38.575	11.547
AUKF	4.542	28.127	8.696
DSCAKF-SLAM	2.772	25.109	4.991
ARUKF	1.236	13.200	1.877
DMS-AWUKF	0.514	8.162	0.740

源信号与估计信号之间的相关系数随信噪比V_{SNR}(SNR)变化的曲线见图6。在低信噪比(V_{SNR}=−15 dB)条件下，KF、AUKF、DSACKF-SLAM、ARUKF及DMS-AWUKF算法的相关系数分别为0.14、0.36、0.50、0.57和0.73；在高信噪比(V_{SNR}=15 dB)条件下，KF、AUKF、DSACKF-SLAM、ARUKF及DMS-AWUKF算法的相关系数最高能达到0.60、0.68、0.75、0.86、0.96。这表明DMS-AWUKF算法在各种信噪比条件下均具有显著的优势，特别是在高信噪比条件下几乎能完全恢复信号，有效地提高了感知系统的稳定性和精度。

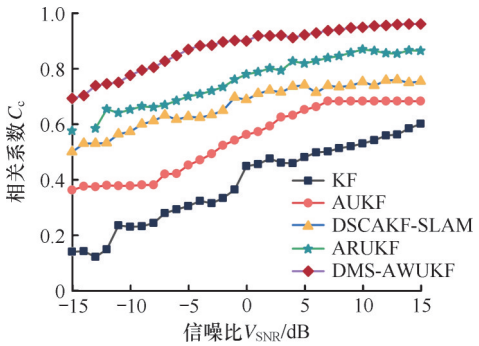


图6　相关系数随信噪比变化的仿真曲线

Fig.6　Simulation curve of correlation coefficient changing with signal-to-noise ratio

如图7所示，当信噪比为−15 dB时，相较于KF、AUKF、DSACKF-SLAM、ARUKF算法，DMS-AWUKF算法的力平均估计误差分别减小了85.0%、82.6%、76.9%和62.9%。这表明DMS-

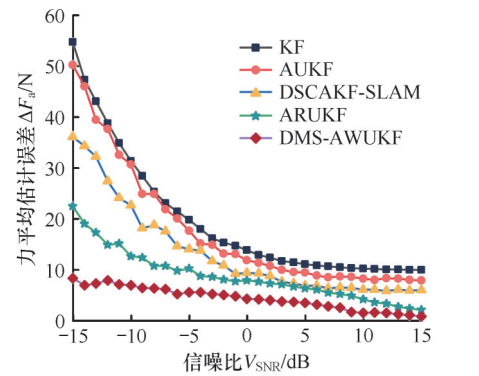


图7　力平均估计误差随信噪比变化的仿真曲线

Fig.7　Simulation curve of force average estimation error changing with signal-to-noise ratio

AWUKF算法更适合于复杂、非线性和噪声变化较大的系统。

此外，本文还比较了所提滤波算法与其他滤波算法的每步迭代计算时间，为保证实验环境的一致性，KF、AUKF、DSACKF-SLAM、ARUKF和DMS-AWUKF这5种算法均在同一台设备上运行。该设备的硬件配置为：Intel Core i5-9300H CPU @ 2.40 GHz，运行内存为8.0 GB。通过统一硬件平台可以有效排除设备性能差异对算法运行效率和结果的影响，从而保证实验结果的可靠性和可比性。由表4可以看出，噪声影响增加了算法的计算负荷，导致滤波算法运行时间增加，与KF、AUKF、DSACKF-SLAM、ARUKF算法相比，DMS-AWUKF算法的计算效率分别提高了61.9%、72.5%、85.5%和47.1%。这说明本文所提的滤波算法具有更加优异的实时性。

表4 各算法单次运行时间

Tab.4 Single run time for each algorithm s

算法	时间
KF	0.291
AUKF	0.403
DSACKF-SLAM	0.767
ARUKF	0.210
DMS-AWUKF	0.111

3 实验验证

由于仿真信号通常基于理想化的假设，这种理想化信号难以完全反映复杂多变的人机交互特性，因此为弥补仿真模型的不足，本研究进一步通过实验来验证所提算法的性能。康复训练实验现场如图8所示。健康实验者穿戴装有人机交互信息感知系统的康复训练机器人来完成主动康复模式训练，同时获取人机交互力信号数据以及膝关节角度数据。

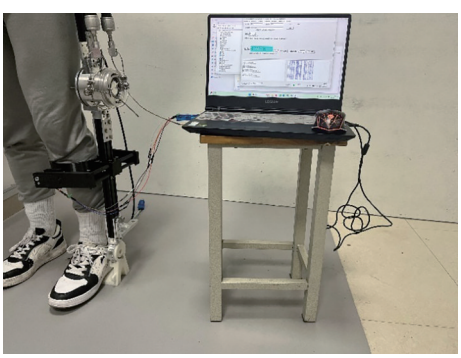


图8 康复训练实验现场图

Fig.8 Rehabilitation training experiment site map

如图9和图10所示，本文利用KF、AUKF、DSACKF-SLAM、ARUKF和DMS-AWUKF这5种算法处理实验获得的人机交互力与膝关节角度数据时，由于感知系统是非线性的，KF算法的误差数据在图中呈现出较大的波动范围，误差没有明显收敛趋势，这表明该算法在处理过程中对动态噪声的适应能力较弱；与KF和AUKF算法相比，DSACKF-SLAM算法的误差波动范围有所减小，但它对噪声的适应能力依然有限；与KF、AUKF和DSACKF-SLAM算法相比，ARUKF算法的适应能力更强，其误差波动范围在−17～17 N之间；DMS-AWUKF算法的误差控制效果明显更好，误差曲线表现非常稳定，说明该算法能更好地适应系统的动态变化和复杂噪声。

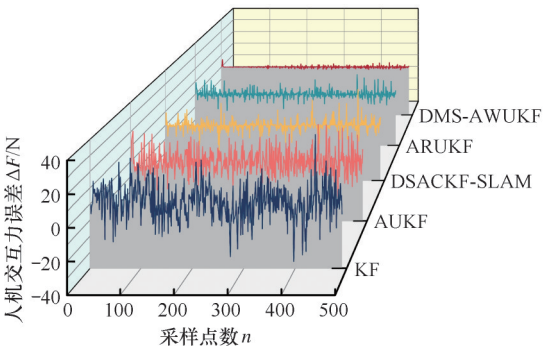


图9 人机交互力误差实验数据图

Fig.9 Experimental data plot of human-computer interaction force error

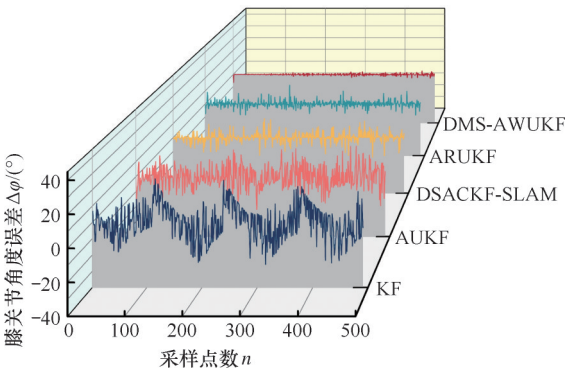


图10 膝关节角度误差实验数据图

Fig.10 Experimental data plot of of knee joint angle error

当实际应用康复机器人进行训练时，外骨骼框架的机械振动以及患者腿部与绑腿结构之间的相对滑动等因素可能产生复杂的高频噪声。此外，感知系统受限于非线性特性，有效的人机交互力信号易被噪声淹没，导致原始数据中有用信号的幅值显著降低，难以准确地提取波形特征。KF、AUKF、DSACKF-SLAM、ARUKF和DMS-AWUKF算法滤波后结果如图11和图12所示，可以看出，DMS-AWUKF算法拟合真实信号能力最佳、抗噪性能最强。

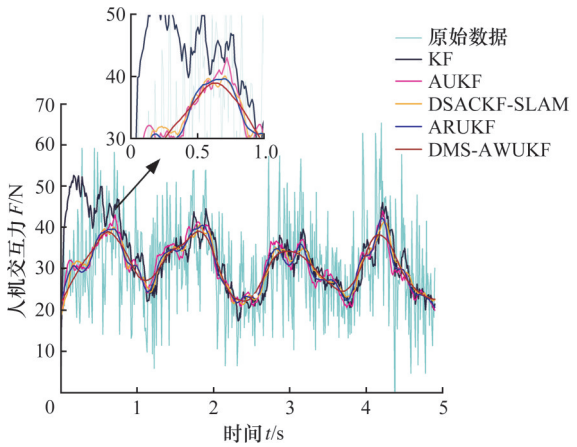


图 11　人机交互力实验滤波图

Fig.11　Experimental filtering diagram of human-computer interaction force

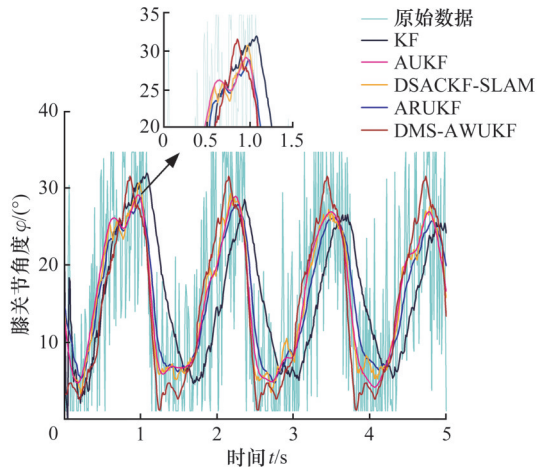


图 12　膝关节角度滤波实验图

Fig.12　Experimental filtering diagram of knee joint angle

如表 5 和表 6 所示，在所有误差类型中 KF、AUKF 和 DSACKF-SLAM 算法的表现较为接近，它们的误差较大，ARUKF 算法的表现相对次优，而 DMS-AWUKF 算法在所有误差类型中均表现得最为优秀，其误差值最小，验证了 DMS-AWUKF 算法在信号估计中具有最优的精确度和适应性。

表 5　人机交互力信号误差实验数据

Tab.5　Experimental data of human-computer interaction force signal errors　　N

算法	平均绝对误差	最大绝对误差	均方根误差
KF	8.280	34.302	10.362
AUKF	4.660	23.702	6.101
DSACKF-SLAM	2.150	13.321	3.562
ARUKF	1.352	10.612	2.135
DMS-AWUKF	0.689	6.486	1.216

如图 13 所示，当信噪比较大（即 V_{SNR}=−15 dB）时，与 KF、AUKF、DSACKF-SLAM 和 ARUKF 算法相比，DMS-AWUKF 算法的相关系数分别增大了 78.3%、57.6%、31.1% 和 14.2%。这表明 DMS-AWUKF 算法更适合于处理复杂的噪声系统。

表 6　膝关节角度误差实验数据

Tab.6　Experimental data of knee joint angle errors　　(°)

算法	平均绝对误差	最大绝对误差	均方根误差
KF	13.181	31.302	12.362
AUKF	4.838	22.116	8.893
DSACKF-SLAM	3.158	15.530	4.268
ARUKF	1.032	9.816	1.764
DMS-AWUKF	0.599	6.333	1.182

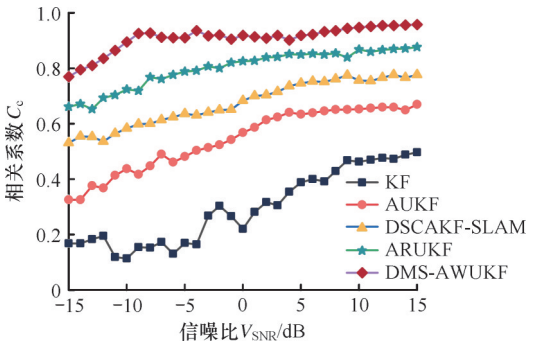


图 13　相关系数随信噪比变化的实验曲线

Fig.13　Experimental curve of correlation coefficient changing with signal-to-noise ratio

从图 14 和图 15 中的实验结果可以看出，在低信噪比（V_{SNR}=−15 dB）条件下，各滤波算法的人机交互力与膝关节角度平均估计误差存在显著差异。其中，KF 算法的平均估计误差分别为 54.71 N 和 48.42°，DSACKF-SLAM 算法的平均估计误差分别为 36.1 N 和 30.7°，ARUKF 算法的平均估计误差分别为 22.4 N 和 19.15°，而 DMS-AWUKF 算法表现出了最优性能，其交互力与角度平均估计误差仅为 8.33 N 和 12.36°。随着信噪比的增大，各算法的估计误差均呈现减小趋势，但 DMS-AWUKF 算法始终保持着明显的性能优势。实

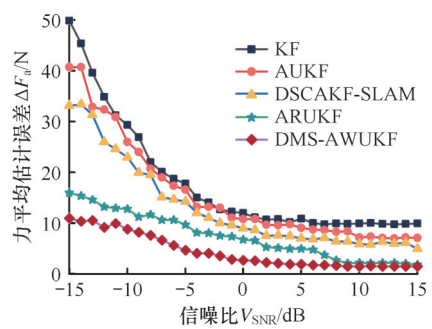


图 14　力平均估计误差随信噪比变化实验曲线

Fig.14　Experimental curve of force average estimation error changing with signal-to-noise ratio

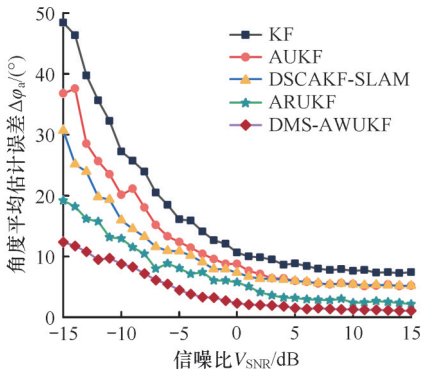


图15 角度平均估计误差随信噪比变化实验曲线

Fig.15 Experimental curve of angle average estimation error changing with signal-to-noise ratio

验结果表明，DMS-AWUKF算法在估计精度和环境适应性等方面均优于传统KF、AUKF、DSACKF-SLAM和ARUKF算法。

4 结论

本文基于人机接触力采集原理设计了一种基于力敏电阻(FSR)传感器的人机交互信息感知系统，提出了一种动态最小偏度自适应加权无迹卡尔曼滤波(DMS-AWUKF)算法。该算法通过引入可调参数来优化传统最小偏度采样策略，以减少算法运算量。利用马氏距离对异常Sigma点进行动态多维度修正，并引入基于指数衰减函数的动态加权因子对过程噪声矩阵和观测噪声矩阵进行独立调节，从而显著提高了无迹卡尔曼滤波(UKF)的实时性、抗干扰能力与估计精度。

实验结果表明，与传统的卡尔曼滤波算法(KF)、自适应无迹卡尔曼滤波算法(AUKF)、基于变分贝叶斯双尺度自适应时变噪声容积卡尔曼滤波的同步定位与地图构建算法(DSACKF-SLAM)及一种基于动态残差的自适应鲁棒无迹卡尔曼滤波器定位算法(ARUKF)相比，所提DMS-AWUKF算法的人机交互力平均绝对误差分别减小了91.7%、85.2%、68.0%和49.0%，膝关节角度平均绝对误差分别减小了95.5%、87.6%、81.0%和42.0%，计算效率分别提高了61.9%、72.5%、85.5%和47.1%。在复杂噪声环境下，所提DMS-AWUKF算法能够有效滤除噪声，同时能够准确拟合真实人机交互力信号与膝关节角度信号，具有更加优异的估计精度、稳定性和实时性。

参考文献：

[1] 杜鹏，李龙. 新时代中国人口老龄化长期趋势预测[J]. 中国人民大学学报，2021，35(1)：96-109.
DU Peng，LI Long. Long-term Trends Projection of China's Population Aging in the New Era[J]. Journal of Renmin University of China，2021，35(1)：96-109.

[2] IWAMOTO Y，IMURA T，SUZUKAWA T，et al. Combination of Exoskeletal Upper Limb Robot and Occupational Therapy Improve Activities of Daily Living Function in Acute Stroke Patients[J]. Journal of Stroke and Cerebrovascular Diseases，2019，28(7)：2018-2025.

[3] 邱卓英. 国际社会有关残疾发展的重要文件——世界卫生组织、世界银行共同发布首份《世界残疾报告》[J]. 中国康复理论与实践，2011，17(6)：508-511.
QIU Zhuoying. Editorial for World Report on Disability[J]. Chinese Journal of Rehabilitation Theory and Practice，2011，17(6)：508-511.

[4] 郑悦，景晓蓓，李光林. 人机智能协同在医疗康复机器人领域的应用[J]. 仪器仪表学报，2017，38(10)：2373-2380.
ZHENG Yue，JING Xiaobei，LI Guanglin. Application of Human-machine Intelligence Synergy in the Field of Medical and Rehabilitation Robot[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument，2017，38(10)：2373-2380.

[5] 彭亮，侯增广，王晨，等. 康复辅助机器人及其物理人机交互方法[J]. 自动化学报，2018，44(11)：2000-2010.
PENG Liang，HOU Zengguang，WANG Chen，et al. Physical Interaction Methods for Rehabilitation and Assistive Robots[J]. Acta Automatica Sinica，2018，44(11)：2000-2010.

[6] MAYETIN U，KUCUK S. A Low Cost 3-DOF Force Sensing Unit Design for Wrist Rehabilitation Robots[J]. Mechatronics，2021，78：102623.

[7] 范渊杰. 基于sEMG与交互力等多源信号融合的下肢外骨骼康复机器人及其临床实验研究[D]. 上海：上海交通大学，2014.
FAN Yuanjie. Study on Lower Limb Exoskeleton for Rehabilitation Based on Multi-source Information Fusion Including sEMG&Interactive Force and Its Clinical Trail[D]. Shanghai：Shanghai Jiao Tong University，2014.

[8] SIMON D. Kalman Filtering with State Constraints：a Survey of Linear and Nonlinear Algorithms[J]. IET Control Theory & Applications，2010，4(8)：1303-1318.

[9] CHEN X，SUN R，WANG F，et al. Two-stage Unscented Kalman Filter Algorithm for Fault Estimation in Spacecraft Attitude Control System[J]. IET Control Theory & Applications，2018，12(13)：1781-1791.

[10] 李帅永，谢现乐，毛文平，等. 基于变分贝叶斯双尺度自适应时变噪声容积卡尔曼滤波的同步定位与建图算法[J]. 电子与信息学报，2023，45(3)：1006-1014.
LI Shuaiyong，XIE Xianle，MAO Wenping，et al. Simultaneous Localization and Mapping Based on Variational Bayses Double-scale Adaptive Time-varying Noise Cubature Kalman Filter[J]. Journal of Electronics & Information Technology，2023，45(3)：1006-1014.

[11] 朱明强，侯建军，刘颖，等. 基于自适应比例修正无迹卡尔曼滤波的目标定位估计算法[J]. 兵工学报，2013，34(5)：561-566.
ZHU Mingqiang，HOU Jianjun，LIU Ying，et al. Target Locating Estimation Algorithm Based on Adaptive Scaled Unscented Kalman Filter[J]. Acta Armamentarii，2013，34(5)：561-566.

[12] 于昊铜，王晓佳，王健，等. 基于FFRLS-ARUKF算法的锂离子电池SOC估算[J]. 机械设计与制造，2025，(10)：77-82.
YU Haotong，WANG Xiaojia，WANG Jian，et al. SOC Estimation of Lithium-ion Batteries Based on FFRLS-ARUKF Algorithm[J]. Machinery Design & Manufacture，2025，(10)：77-82.

[13] 张瑞红，金德闻，张济川，等. 不同路况下正常步态特征研究[J]. 清华大学学报(自然科学版)，2000，40(8)：77-80.

ZHANG Ruihong, JIN Dewen, ZHANG Jichuan, et al. Normal Gait Patterns on Different Terrain[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2000, 40(8): 77-80.

[14] 郭明威，朱家海. 压阻式压力传感器温度误差的数字补偿技术[J]. 仪表技术与传感器，2008(5)：76-77.
GUO Mingwei, ZHU Jiahai. Digital Compensation Technology for Thermal Errors of Piezoresistive Pressure Sensor[J]. Instrument Technique and Sensor, 2008(5): 76-77.

[15] 梁胜杰，张志华，崔立林. 主成分分析法与核主成分分析法在机械噪声数据降维中的应用比较[J]. 中国机械工程，2011，22(1)：80-83.
LIANG Shengjie, ZHANG Zhihua, CUI Lilin. Comparison between PCA and KPCA Method in Dimensional Reduction of Mechanical Noise Data[J]. China Mechanical Engineering, 2011, 22(1): 80-83.

[16] 叶泽浩，晏凯，宋亚伟，等. 一种改进的强跟踪UKF及其在目标跟踪中的应用[J]. 空天预警研究学报，2022，36(2)：85-90.
YE Zehao, YAN Kai, SONG Yawei, et al. An Improved Strong Tracking UKF and Its Application in Target Tracking[J]. Journal of Air & Space Early Warning Research, 2022, 36(2): 85-90.

[17] 许万，程兆，夏瑞东，等. 一种基于动态残差的自适应鲁棒无迹卡尔曼滤波器定位算法[J]. 中国机械工程，2023，34(21)：2607-2614.
XU Wan, CHENG Zhao, XIA Ruidong, et al. An Adaptive Robust Unscented Kalman Filter Localization Algorithm Based on Dynamic Residual[J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(21): 2607-2614.

[18] 刘贵喜，马涛，陈石磊. 应用最小偏度采样的UPF算法[J]. 光学 精密工程，2008，16(4)：746-751.
LIU Guixi, MA Tao, CHEN Shilei. Unscented Particle Filtering Algorithm Using Minimal Skew Sampling[J]. Optics and Precision Engineering, 2008, 16(4): 746-751.

[19] 姜颖颖，潘树国，孟骞，等. 基于鲁棒马氏距离统计量的多源融合抗差估计方法[J]. 仪器仪表学报，2024，45(2)：252-262.
JIANG Yingying, PAN Shuguo, MENG Qian, et al. Robust Mahalanobis Distance Statistic-based Multi-sensor Integration Robust Estimation Method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(2): 252-262.

[20] 王玉兰，刘娅，李孝辉. 基于欠采样的频率测量方法[J]. 电子测量与仪器学报，2010，24(1)：45-49.
WANG Yulan, LIU Ya, LI Xiaohui. A Method of Frequency Measurement Based on Sub-nyquist Sampling[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2010, 24(1):45-49.

（编辑　胡佳慧）

作者简介：刘文龙，男，2000年生，硕士研究生。研究方向为智能机器人。E-mail：1251963992@qq.com。罗天洪*（通信作者），男，1975年生，教授。研究方向为机器人与智能装备。E-mail：63077600@qq.com。

本文引用格式：
刘文龙，罗天洪，殷时蓉，等. 基于动态最小偏度自适应加权无迹卡尔曼滤波算法的人机交互信息估计[J]. 中国机械工程，2026，37(11)：2909-2917.
LIU Wenlong, LUO Tianhong, YIN Shirong, et al. Human-computer Interaction Information Estimation Based on Dynamic Minimum Skewness Adaptive Weighted UKF Algorithm[J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(11): 2909-2917.

（上接第2896页）

[15] LISNIANSKI A, FRENKEL I, KHVATSKIN L. On Birnbaum Importance Assessment for Aging Multi-state System under Minimal Repair by Using the Lz-transform Method[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2015, 142(C): 258-266.

[16] 张嘉为，郑桂环，张珣. 基于状态转移模型的条件期望与方差——从2状态到N状态的推广[J]. 系统科学与数学，2008，28(11)：1398-1406.
ZHANG Jiawei, ZHENG Guihuan, ZHANG Xun. The Conditional Means and Variances Based on Regime-switching Model—Generalization from Two-state to N-state[J]. Journal of Systems Science and Mathematical Sciences, 2008, 28(11): 1398-1406.

[17] 韦正现，宋敏，童鹏鹏，等. 一种基于信息熵的体系流程脆弱性分析方法[J]. 科技导报，2019，37(13)：40-46.
WEI Zhengxian, SONG Min, TONG Pengpeng, et al. A Method for SoS Flow Vulnerability Analysis Based on Information Entropy[J]. Science & Technology Review, 2019, 37(13): 40-46.

[18] 赖英旭，刘静，刘增辉，等. 工业控制系统脆弱性分析及漏洞挖掘技术研究综述[J]. 北京工业大学学报，2020，46(6)：571-582.
LAI Yingxu, LIU Jing, LIU Zenghui, et al. Review on Vulnerability Analysis and Vulnerability Mining Technology of Industrial Control System[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2020, 46(6): 571-582.

[19] YIN G G, ZHANG Qing. Discrete-time Markov Chains: Two-time-scale Methods and Applications[M]. New York: Springer, 2005.

[20] LISNIANSKI A. Lz-transform for a Discrete-state Continuous-time Markov Process and Its Applications to Multi-state System Reliability[M]//Recent Advances in System Reliability. London: Springer, 2011: 79-95.

[21] AZIMI M, DELKHOSH H, KAZEM SHEIKH-EL-ESLAMI M. An Extended Vulnerability Assessment Method for Interdependent Cyber - physical Power System: Fast and Precise Solution[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2025, 16(1): 445-448.

[22] 叶伦，欧阳旭，姚建刚，等. 考虑多重不确定性因素的可靠性指标计算与备用容量优化[J]. 上海交通大学学报，2024，58(1)：30-39.
YE Lun, OUYANG Xu, YAO Jiangang, et al. Reliability Index Calculation and Reserve Capacity Optimization Considering Multiple Uncertainties[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2024, 58(1): 30-39.

（编辑　陈　勇）

作者简介：罗忠诚，男，1973年生，讲师。研究方向为制造系统建模、仿真优化、精益生产。高贵兵*（通信作者），男，1974年生，副教授、博士。研究方向为复杂系统脆弱性分析、可靠性建模、制造系统仿真优化、制造设备健康预测等，发表论文40余篇。

本文引用格式：
罗忠诚，高贵兵. 多状态系统脆弱性动态演化分析方法[J]. 中国机械工程，2026，37(11)：2887-2896.
LUO Zhongchen, GAO Guibing. A Dynamic Evolution Analysis Method for Vulnerability in Multi-state Systems[J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(11): 2887-2896.