

基于 IWHO - EKF 的高速免耕播种机播种深度监测系统研究

王 淞¹ 衣淑娟¹ 赵 斌^{1,2} 李衣菲^{1,3} 陶桂香¹ 毛 欣¹

(1. 黑龙江八一农垦大学工程学院, 大庆 163319; 2. 黑龙江省农机智能装备重点实验室, 大庆 163319;

3. 东北农业大学工程学院, 哈尔滨 150030)

摘要: 为解决免耕播种机高速 (12 ~ 16 km/h) 作业时因地势起伏造成机械振动与传感器测量误差导致的播种深度监测系统精度降低, 以及单一传感器监测可靠性较差的问题, 研究了一种基于改进野马算法 (Improved wild horse optimizer, IWHO) 优化扩展卡尔曼滤波器 (Extended Kalman filter, EKF) 中关键参数 Q_{sigma} 、 $R_{\text{sigma}1}$ 、 $R_{\text{sigma}2}$ 、 $R_{\text{sigma}3}$ 的多传感器数据融合算法 (IWHO - EKF) 的高速免耕播种机播种深度监测系统。首先, 建立以激光、超声波与角度传感器为多传感器监测单元的播种深度监测模型; 其次, 通过卡尔曼滤波算法对 3 个单一传感器分别滤波; 最后, 提出一种加入莱维飞行与高斯变异的 IWHO - EKF 算法, 将滤波后的 3 个单一传感器进行数据融合, 从而解决机械振动干扰与传感器测量误差降低的问题, 同时充分发挥多传感器融合信息, 确保免耕播种机高速作业时实现高精度、高可靠性播种深度实时监测。为验证其优越性, 通过 IWHO - EKF 算法与单一传感器监测、单一传感器滤波和 WHO - EKF 算法进行仿真对比试验与田间试验。仿真试验表明: 基于 IWHO - EKF 的高速免耕播种机播种深度监测算法平均绝对误差为 0.073 cm, 均方根误差为 0.090 cm, 相关系数为 0.983, 实现了高精度监测, 且精度相较于传感器原始监测值、滤波值与 WHO - EKF 算法均显著提升。田间试验结果表明: 基于 IWHO - EKF 算法的高速免耕播种机播种深度监测系统相较于 3 个单一传感器监测值, 平均绝对误差和平均均方根误差分别降低 0.063 cm 和 0.067 cm, 同时平均相关系数提升 0.027, 该系统能够提高播种深度监测系统的精确性和可靠性。

关键词: 高速免耕播种机; 播种深度监测系统; 改进野马算法; 扩展卡尔曼滤波器; 数据融合

中图分类号: S223.2

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298 (2024) 03-0075-10

OSID:



High-speed No-till Seeder Seeding Depth Monitoring System Based on IWHO - EKF

WANG Song¹ YI Shujuan¹ ZHAO Bin^{1,2} LI Yifei^{1,3} TAO Guixiang¹ MAO Xin¹

(1. College of Engineering, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing 163319, China

2. Heilongjiang Provincial Key Laboratory of Intelligent Agricultural Machinery Equipment, Daqing 163319, China

3. College of Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China)

Abstract: A high-speed no-tillage seeder seeding depth monitoring system based on the improved wild horse optimizer - extended Kalman filter (IWHO - EKF) was proposed. The system addressed the mechanical vibration issues caused by uneven terrain during operation, which led to a decrease in accuracy of the seeding depth monitoring. Additionally, it improved the poor reliability of a single monitoring sensor. Firstly, a mathematical model for monitoring seeding depth was established by using laser, ultrasonic, and angle sensors as the multi-sensor monitoring unit. Secondly, a Kalman filtering algorithm was implemented to filter the measurements from the three individual sensors separately. Lastly, the IWHO proposed the use of the Levy flight and Gaussian mutation algorithms to optimize the key parameters of the EKF for data fusion. Q_{sigma} , $R_{\text{sigma}1}$, $R_{\text{sigma}2}$, and $R_{\text{sigma}3}$ were the parameters that were optimized for the fusion of filtered measurements from the three sensors. Technical term abbreviations such as EKF were explained when first used. The aim was to reduce interference from

收稿日期: 2023-08-07 修回日期: 2023-12-25

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52275246)、黑龙江省重点研发计划重大项目 (2022ZX05B02) 和黑龙江省“百千万”工程科技重大专项 (2020ZX17B01-3)

作者简介: 王淞 (1998—), 男, 博士生, 主要从事农机装备智能化研究, E-mail: 2941904409@qq.com

通信作者: 衣淑娟 (1965—), 女, 教授, 博士生导师, 主要从事农机装备智能化研究, E-mail: yishujuan_2005@126.com

mechanical vibration, decrease sensor measurement errors and ensure accurate and reliable real-time seeding depth monitoring during high-speed operation of the no-till seeder. To ascertain the effectiveness of the proposed method, simulation experiments and field validation experiments were conducted, comparing the IWHO - EKF with original sensor measurements, filtered seeding depth values and the WHO - EKF. The results from simulation experiments demonstrated that the IWHO - EKF algorithm had a mean absolute error (MAE) and root mean squared error (RMSE) of 0.073 cm and 0.090 cm, respectively, with a high correlation coefficient (R) of 0.983. This suggested a high level of accuracy and significant improvements in precision compared with measurements from the original sensor and filtered values, as well as the WHO - EKF. Technical term abbreviations were explained when it was firstly used. Field validation tests confirmed that the IWHO - EKF for seeding depth monitoring system in high-speed no-till seeders reduced the average MAE and RMSE by 0.063 cm and 0.067 cm, respectively, when compared with data from the three sensors. Additionally, the average R was increased by 0.027. This system offered improved, accurate, and dependable monitoring values for seeding depth. The research result can provide lessons and references for high precision seeding depth monitoring during high-speed seeding.

Key words: high-speed no-till seeder; seeding depth monitoring; improved wild horse optimizer; extended Kalman filter; data fusion

0 引言

播种深度是指种子或植物幼苗放入土壤中的垂直距离,是影响农作物生长发育的重要因素之一。适宜的播种深度能够为种子提供适宜的水分、温度和氧气等生长环境,有利于种子萌发、发育和根系生长,进而促进农作物的生长和产量^[1-4]。因此,深入研究播种深度监测技术以及准确进行播种深度控制或根据播种深度进行水分补偿,能够实现精准农业和农作物增产提供重要理论依据和技术手段^[5]。而免耕播种机高速作业时因地势起伏造成机械振动、传感器测量误差导致监测系统精度较低以及单一传感器建立的监测系统可靠性较差,会影响播种深度监测系统的准确性和可靠性,因此需研究精确可靠的播种深度监测系统。许多学者将传感器技术应用于播种深度监测系统中,然而受多种干扰因素的影响,提高播种深度监测的精度和可靠性成为当前亟待解决的问题。

从播种深度监测机理来看主要分为两类:利用力学类传感器,通过试验标定及推导建立播种机对地下压力模型^[6],通过测得下压力变化从而监测播种深度变化^[7]。LI等^[8]研究了基于Flex传感器和Mamdani模糊模型的免耕播种机播种深度智能调节系统。其利用3个Flex传感器来监测播种机对地施加的下压力,并且随向下力增大输出电压峰值线性增加,用于监测播种深度。高原源等^[9]研究了精密播种机下压力和播种深度CAN总线监控与评价系统。采用角度传感器和轴销传感器作为播种深度测量装置,通过测量其对地作用力和开沟器位置可反映播种深度。另一种监测方法是通过测距传感

器,直接或间接测量播种深度,该方法无需建立庞杂的理论力学模型,且播种机在作业时种箱内种子与肥箱内肥料会随作业进程而减轻,这可能对力学模型有一定影响,且在高速作业时单体在遇到颠簸时会有弹跳现象,对此类播种深度监测系统的可靠度造成挑战。GALIBJON等^[10]提出了全站仪测量播种深度,利用不同电流激励磁流变阻尼器线圈,对不同组播种深度和标准误差进行分析,验证了播种监测装置的播种深度动态测量精度。WEN等^[11]提出了精量播种机播种深度自动控制系统,该系统利用超声波传感器实时采集位置信号输出目标深度,实现对播种深度的精确监测。NIELSEN等^[12]开发了可捕捉播种深度变化并实时调整以提高播种效率的监控系统,利用角度传感器监测开沟器角度变化从而得到播种深度变化。PASI等^[13]提出了基于ISO 11783标准的播种机深度控制系统,安装测量机械关节角度和直接测量距离的超声波传感器来监测播种深度变化。

针对传感器测量误差^[14-16]、田间大量噪声干扰传感器测量精度^[17]导致的播种深度监测系统精度降低以及单一传感器监测可靠性较差等问题^[18],研究一种基于IWHO - EKF的高速免耕播种机播种深度监测系统,通过采集激光、超声波与角度传感器的信号分别进行滤波,再对滤波后的信号数据融合,达到提高高速免耕播种机播种深度监测系统精确度和可靠性的目的。

1 播种深度监测模型建立

1.1 播种深度监测方法

免耕播种机在田间作业时,播种单体要依次进

行破茬、开沟、播种与覆土镇压 4 个环节^[19]。其中开沟环节即为播种深度产生的过程,在播种机自身重力以及限深机构调节的共同作用下,被置于播种单体底部的圆盘开沟器开出理论深度固定的种沟。但田间地形存在高低不平及高速作业下单体弹跳的情况,会导致播种深度不一致,此时需主动补偿,而播种深度监测值则为播种深度主动补偿系统的反馈,故监测播种深度可靠性直接影响主动补偿系统控制精度。研究选用的播种机为北京德邦大为公司生产的 1205 型高速免耕播种机。该播种机的圆盘开沟器与播种单体在同一播种深度挡位时其位置相对固定,但由于限深轮受到地面反作用力,会与圆盘开沟器形成高度差。故实际播种深度指限深轮底部与圆盘开沟器底部的高度落差。播种单体四连杆以机架前端固定横梁为轴摆动,上连杆和下连杆始终做平行运动。在作业时,四连杆仿形机构可使播种单体在田间工作时基本保持上下平动,从而确保播种深度一致性。为精确测量播种单体下陷深度变量,选用激光传感器、超声波传感器和角度传感器共同测量,播种深度监测传感器布置示意图如图 1 所示。

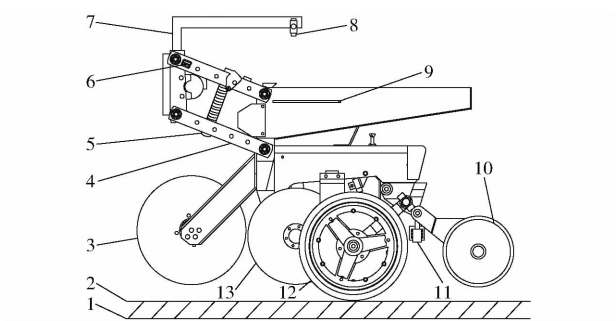


图 1 播种深度监测系统传感器布置示意图
Fig.1 Sensors layout diagram of seeding depth detection system

1. 种沟 2. 压实面 3. 破茬刀 4. 平行四连杆 5. 预紧力弹簧
6. 角度传感器 7. 传感器固定平台 8. 超声波传感器 9. 超声波反射板 10. 镇压轮 11. 激光传感器 12. 限深轮 13. 圆盘开沟器

选用广东省深圳市瑞兴嘉电子有限公司生产的 GJD-03 型激光传感器,工作电压为 5 ~ 24 V DC;浙

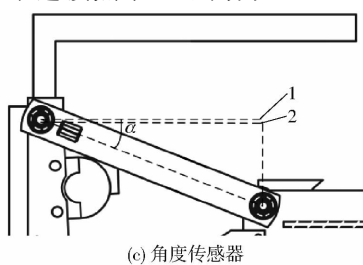
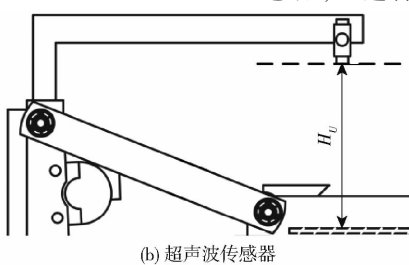
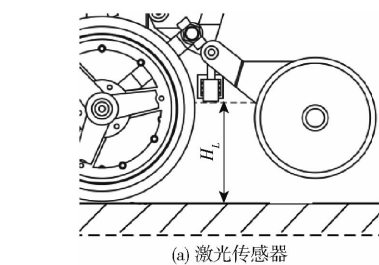


图 2 播种深度监测系统传感器监测原理图
Fig.2 Sensors detection principle diagrams of seeding depth detection system

1. 水平面 2. 初始高度

江省温州市佳美科技有限公司生产的 UB1000-18GM75 型超声波传感器,工作电压为 9 ~ 15 V DC;江苏省无锡市咏恒科技有限公司生产的 DYL626S 型角度传感器,工作电压为 10 ~ 30 V DC。以上传感器均为基于 RS485 通讯的 Modbus 传感器。传感器主要参数如表 1 所示。播种深度监测系统传感器监测原理图如图 2 所示。

表 1 传感器主要参数
Tab.1 Sensors main parameters

传感器类型	参数	数值
激光传感器	测量精度/mm	0.5
	测量范围/m	0.05 ~ 80
	光斑直径/mm	6
超声波传感器	波束角/(°)	10
	感应范围/cm	7 ~ 100
	测量盲区/cm	0 ~ 7
角度传感器	测量分辨率/(°)	0.01
	测量精度/(°)	0.05
	量程/(°)	-90° ~ 90°

在圆盘开沟器与镇压轮之间安装一个激光传感器,该传感器的激光发射点与圆盘开沟器最低点平行安装,确保其可以测量到种沟最深处,将卸下圆盘开沟器的播种单体放置在土壤中时,经激光传感器测量的激光发射探头与压实面的距离为 10.42 cm。假设在免耕播种机入土作业时,激光传感器测量值为 H_L ,则播种深度 H 计算公式为

$$H = H_L - 10.42 \tag{1}$$

在播种单体的机架前端安装一个传感器固定平台,该平台的超声波传感器探头安装位置与地面相平行,在播种单体的侧面安装一个与地面水平的超声波反射板,将卸下圆盘开沟器的播种单体放置在土壤中时,该反射板距离传感器超声发射端 20.43 cm。假设在免耕播种机入土作业时,超声波传感器测量值为 H_U ,则播种深度 H 计算公式为

$$H = H_U - 20.43 \tag{2}$$

在播种单体平行四连杆上平行安装一个角度传感器,四连杆两个连接点中心距离为 31.5 cm,将卸

下圆盘开沟器的播种单体放置在土壤中时,四连杆机构与实际水平面有轻微高度落差,其实际高度应当减去该高度落差,经传感器测量可知落差有 0.25 cm,假设在免耕播种机入土作业时,作业摆动角为 α ,则播种深度 H 计算公式为

$$H=31.5\sin\alpha-0.25$$

(3)

一般来说,激光传感器采集信号包含的噪声干扰,是由激光束的反射和散射造成的^[20];超声波传感器采集信号包含的噪声干扰,是由于超声波传感器收到声波进行回波测量时可能受到环境噪声和声波干扰^[20]。角度传感器采集信号包含的噪声干扰,是受包括机械振动和电源线及高频设备的电磁干扰^[21],从而使测量精度降低。总之,激光、超声波和角度传感器易受到播种机高速作业下机械干扰、环境噪声及测量误差的影响,从而导致监测精度降低。为解决上述问题,多传感器融合算法被广泛应用于此类多传感器强干扰监测系统,以减少误差和噪声对传感器测量结果的影响,提高测量精度。扩展卡尔曼算法(EKF)具有实时性好、鲁棒性强、精度高和可处理大量数据等优点,在传感器监测等领域已有广泛应用^[22-23]。

1.2 播种深度原始数据采集

播种深度原始数据于 2023 年 5 月 31 日至 6 月 2 日,在黑龙江省大庆市黑龙江八一农垦大学东南侧试验田(125°16′06″~125°16′08″E、46°58′01″~46°58′04″N)进行采集试验。该试验田为未翻动表土的免耕地块,试验前利用山东省青岛市聚创环保集团生产的 JC-JSD-01 型土壤紧实度仪测定预试验地块的 300 个等间距 2 m 的 5 cm 深处土壤紧实度,平均紧实度为 6.6 kg/cm²。试验采用麦赛弗格森 1204 型拖拉机牵引德邦大为 1205 型免耕播种机,在平均作业速度 12~16 km/h 条件下,人工采集 300 个采集点的播种深度数据作为理论播种深度值以及仿真试验待滤波、融合播种深度的原始数据。由于受地块长度限制,需重复 10 次试验,从每次作业起始点处开始,以 2 m 等间距测量播种深度,在播种机地轮上布置霍尔传感器,当地轮开始转动时 3 个单一传感器开启同步采集,每行驶 2 m 3 个单一传感器同步采集一次。利用天目 XG-150 型高精度数显式测深尺测量每次试验后系统输出的采集点数,10 次试验中首尾 5 个点的播种深度作为拖拉机的加速段与减速段,采用 10 次试验中间段共 300 个有效采集点作为仿真试验人工测量值的原始数据,同时对 3 个单一传感器每次试验采集的播种深度数据进行相同操作。在比较 3 个单一传感器实际监测效果时,研究选取 3 个关键性能评估指标:平均绝对

误差、均方根误差和相关系数。平均绝对误差与均方根误差可以评估传感器监测值的精准性,相关系数可以评估传感器监测值的可靠性,以验证这种多传感器测量播种深度方法的可信度。传感器测量值与真实值的性能评估指标对比如表 2 所示,3 个单一传感器测量值与人工测量值对比如图 3 所示。

表 2 传感器测量值与真实值性能评估指标对比

Tab.2 Comparison of performance evaluation indicators between measured value and sensors real value

数据来源	平均绝对 误差/cm	均方根误差/ cm	相关系数
激光传感器	0.146	0.170	0.946
超声波传感器	0.145	0.166	0.945
角度传感器	0.115	0.132	0.967

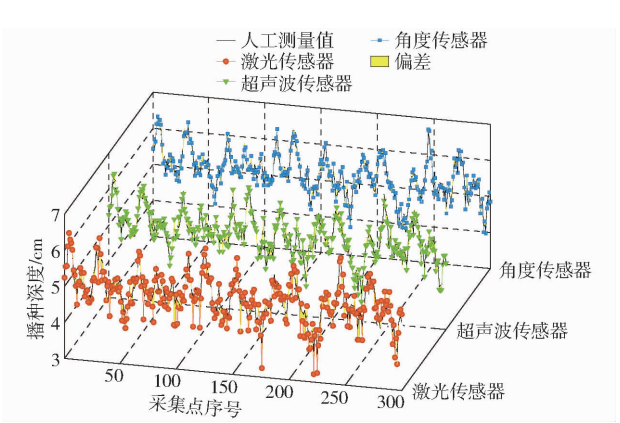


图 3 单一传感器测量值与人工测量值对比

Fig.3 Comparison between measured values of three sensors and those measured manually

根据表 2 与图 3 可知,3 种传感器在关键性能指标上表现较良好。这表示三者测量结果与真实值之间差异较小,具有较高一致性和稳定性;故可认为 3 种传感器的测量值是可靠的,并且适用于后续的滤波与数据融合操作。

2 IWHO-EKF 播种深度监测算法

2.1 EKF 多传感器融合算法

卡尔曼滤波通过反馈机制降低噪声和误差对数据的影响,但其性能受到系统和噪声线性性质的影响。系统或测量模型如果存在非线性部分,卡尔曼滤波器可能无法处理该问题。然而,EKF 是一种基于非线性系统的卡尔曼滤波算法^[24],可通过线性化将系统的非线性部分转化为线性系统,并对观测方程和状态转换方程更新。在数据融合中,可将多个传感器的卡尔曼滤波结果融合,利用各自度量模型对系统状态进行估计,得到更准确、可靠的播种深度。

针对播种作业这种复杂的场景,需要进行高效

的滤波和算法融合,以消除噪声干扰,提高目标状态的估计精度和跟踪能力。通过卡尔曼滤波对激光、超声波和角度传感器的采集信号进行处理,再利用 EKF 将滤波后的数据融合,以获得更准确和可靠的播种深度。EKF 应用于此环境下的播种深度测量系统时有更高的精度;可处理大量数据问题,具有可伸缩性,对于复杂传感器数据处理,EKF 可提高传感器跟踪能力。

状态方程和测量方程是用来描述 EKF 动态系统和观测过程的数学方程。状态量为播种深度估计值,观测量为多个传感器读取的播种深度测量值。将状态量 x 定义为播种深度估计值,状态转移函数根据物理模型和系统动态进行定义。对于状态转移方程,可考虑将播种深度视为一阶滞后系统,其状态方程为

$$x_k = x_{k-1} + w_k \quad (w_k \sim N(0, Q)) \quad (4)$$

式中 x_k —— k 时刻的播种深度状态向量

x_{k-1} —— $k-1$ 时刻的播种深度状态向量

w_k —— k 时刻的系统过程噪声,其服从均值为 0、协方差为 Q 的高斯噪声

根据之前的 3 个单一传感器测量值的播种深度测量公式,得到 EKF 测量方程

$$z_k = \begin{bmatrix} H_u \\ \alpha \\ H_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k + 10.42 \\ \arcsin \frac{x_k + 0.25}{31.5} \\ x_k + 20.43 \end{bmatrix} + v_k \quad (v_k \sim N(0, R)) \quad (5)$$

式中 z_k —— k 时刻观测向量

v_k —— k 时刻测量噪声,其服从均值为 0、协方差为 R 的高斯噪声分布

进而可以得到基于 EKF 的播种深度监测公式

$$\hat{x}_{k|k-1} = \hat{x}_{k-1|k-1} \quad (6)$$

$$\hat{P}_{k|k-1} = \hat{P}_{k-1|k-1} + Q_k \quad (7)$$

式中 $\hat{x}_{k|k-1}$ —— k 时刻播种深度先验估计值, cm

$\hat{x}_{k-1|k-1}$ —— $k-1$ 时刻播种深度后验估计值, cm

$P_{k|k-1}$ —— k 时刻先验协方差矩阵

$\hat{P}_{k-1|k-1}$ —— $k-1$ 时刻后验协方差矩阵

Q_k ——监测状态高斯噪声 k 时刻协方差矩阵

其中角度传感器的监测模型是非线性的,要对其监测模型进行线性化处理,故 EKF 量测方程线性化、量测监测方程为

$$H_k = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \sqrt{31.5^2 - (\hat{x}_{k|k-1} + 0.25)^2} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\hat{z}_{k|k-1} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{k|k-1} + 10.42 \\ \arcsin \frac{\hat{x}_{k|k-1} + 0.25}{31.5} \\ \hat{x}_{k|k-1} + 20.43 \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中 H_k ——测量矩阵,将状态量 x 映射到测量值所在的向量空间 $\hat{z}_{k|k-1}$

$\hat{z}_{k|k-1}$ —— k 时刻传感器观测变量,即 3 个单一传感器的测量结果

EKF 的更新可以使融合过程中监测的播种深度数据与系统模型进行融合,从而得到更准确的估计状态,EKF 更新公式为

$$K = \hat{P}_{k-1|k-1} H_k^T (H_k \hat{P}_{k-1|k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \quad (10)$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K(z_k - \hat{z}_{k|k-1}) \quad (11)$$

$$\hat{P}_{k|k} = (1 - KH_k) \hat{P}_{k|k-1} \quad (12)$$

式中 K ——卡尔曼增益

R_k ——测量值高斯噪声 k 时刻协方差矩阵,代表传感器测量误差

EKF 利用以上操作即可以对播种深度进行估计,在确定 Q 和 R 值时,需根据具体应用场景和系统特点进行权衡调整。一般而言,系统噪声协方差矩阵 Q 反映播种深度测量系统模型中存在的确定性,测量噪声协方差矩阵 R 反映 3 个传感器测量不确定性。当 Q 选择过大时,会导致滤波器过度依赖模型,从而对测量值变化不敏感,可能导致滤波器响应较慢。反之,当 Q 选择过小时,滤波器则会过度依赖测量值,可能会受测量噪声干扰,导致结果不稳定。因此,在选择 Q 时,需要平衡模型和测量之间的关系。因此,在选择 R 与 Q 时,需要根据实际测量误差的情况进行合理整定。

2.2 改进野马算法

EKF 的矩阵 R 与矩阵 Q 参数整定实际上是参数寻优问题,而智能群优化算法是解决参数寻优问题的一种高效手段;野马优化算法(WHO)是新型群智能优化算法,通过模拟野马群体行为策略搜索优化问题的解空间,模拟野马种群生活行为进行寻优^[25]。相较其他算法,在优化 EKF 问题上,WHO 通过个体之间的移动和通信来增加搜索的多样性,从而进行全局搜索并避免陷入局部最优。其次,WHO 具有并行性和分布计算能力,可同时搜索矩阵 R 与矩阵 Q 中多个候选解。WHO 还具有自适应性和鲁棒性,能更好适应不同优化问题。此外,WHO 具有可拓展性,适用于参数、函数和组合优化等多种优化情景。播种深度监测系统多传感器数据融合原理如图 4 所示。

虽然 WHO 在 EKF 滤波器矩阵 R 与矩阵 Q 的参数整定问题上有诸多技术优势,但野马优化算法

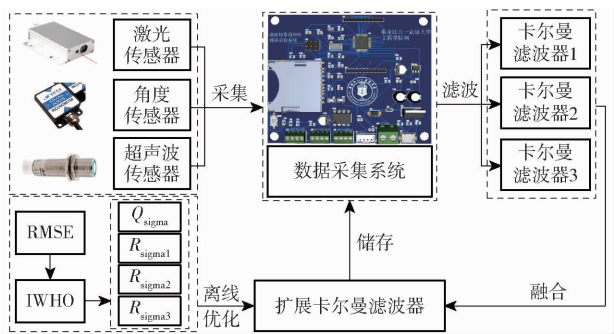


图4 播种深度监测系统多传感器数据融合原理图
Fig.4 Principle diagram of multi-sensor data fusion of seeding depth detection system

也存在一些缺陷,如初始化参数设置、交叉选择分配问题等。故本研究对 WHO 进行改进,引入莱维飞行算法^[26]对 WHO 的初始化过程加以调整。初始化公式的含义是,在每个维度上,通过在种马位置上添加一个服从莱维分布的随机偏移量,来确定个体的初始位置。莱维分布是一种具有长尾分布特性的概率分布,使用蒙特卡洛方法进行模拟,通过随机抽样来获取服从莱维分布的随机数。 λ 和 μ 是莱维分布的两个参数,用于产生初始位置的偏移量,分别用于控制分布的形状和尺度。

$$x_0^j = S_j + e\text{Levy}(\lambda, \mu) \tag{13}$$

式中 S_j ——种马位置

x_0^j ——第 j 个维度上个体初始位置

e ——调节初始位置与种马位置的系数

$\text{Levy}(\lambda, \mu)$ ——服从莱维分布的随机数

同时,采用高斯变异算法^[27]优化交叉选择分配。高斯变异通过施加一个小幅高斯随机扰动来改变位置的,从而增加搜索空间的探索度。通过施加高斯随机变异,可以根据种群的位置生成一个随机扰动项,并将其加到原位置上。故可以获得一个在原位置周围随机分布的新位置,增加搜索空间的多样性,从而提高优化效果。在交叉过程中引入的高斯变异公式为

$$X_{G,K}^p = X_{G,i}^q + X_{G,j}^z + N(0, \sigma) \tag{14}$$

式中 $X_{G,K}^p$ ——马驹 p 在种群 K 中的位置

$X_{G,i}^q$ ——马驹 q 在种群 i 中的位置

$X_{G,j}^z$ ——马驹 z 在种群 j 中的位置

$N(0, \sigma)$ ——均值为 0、标准差为 σ 的高斯分布

2.3 IWHO - EKF 算法

研究选取 RMSE 作为算法优化的适应度函数,选取均方根误差作为适应度函数可以帮助 IWHO 在优化 EKF 问题中寻找更期望的解,以提高模型对于播种深度监测的准确性和可靠性。

$$f = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (s_i - w_i)^2} \tag{15}$$

式中 f ——适应度函数

s_i ——实际播种深度, cm

w_i ——估计播种深度, cm

n ——采样次数

根据 2.1 节中的分析, IWHO 优化 EKF 中矩阵 Q 和矩阵 R 的参数,其中过程噪声的协方差矩阵 Q 为一维矩阵,测量噪声的协方差矩阵 R 为三维矩阵,故选择优化矩阵 Q 中的 Q_{sigma} 和矩阵 R 中的 R_{sigma1} 、 R_{sigma2} 、 R_{sigma3} 共 4 个参数。IWHO - EKF 算法的运算步骤包括初始化优化环境、放牧行为、交配行为、领导行为、更新种群、终止条件与输出结果 7 个步骤,通过这些步骤,可实现 IWHO 对 EKF 中矩阵 Q 和矩阵 R 参数的优化,提高模型监测准确性和可靠性。IWHO 优化 EKF 的流程图如图 5 所示。

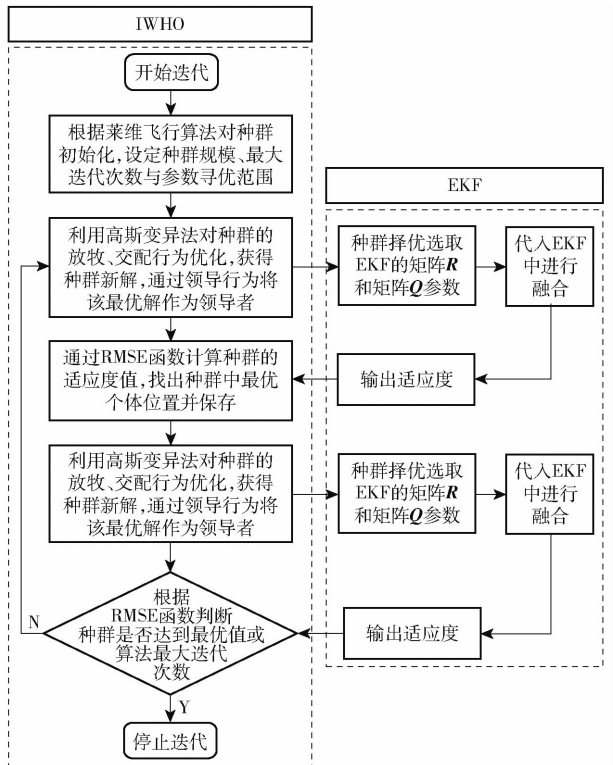


图5 IWHO 优化 EKF 流程图

Fig.5 Flowchart of IWHO - EKF

2.4 仿真试验

基于 IWHO - EKF 的高速免耕播种机播种深度监测系统的仿真对比试验环境为: Intel (R) Core (TM) i5 - 9300H CPU@ 2.40 GHz, 内存 8 GB, 操作系统 64 位 Windows 11, Matlab 2020b, 仿真试验将 3 个单一传感器采集值卡尔曼滤波后的播种深度与两种智能优化算法融合后的播种深度相比较。根据既往经验, 卡尔曼滤波器过程噪声方差 Q_k 设置为 0.5, 观测噪声方差 R_k 设置为 0.1; 将上述 5 个播种

深度依然以平均绝对误差、均方根误差和相关系数关键性能评估指标进行比较,来验证 IWHO - EKF 算法的优越性。因仿真试验有 4 个优化参数,为避免运算时间过长,应缩小参数优化范围,节省优化时间,在仿真对比试验开始前,根据之前对 EKF 的调参经验对 4 个关键参数设定参数优化范围。其中 $Q_{\text{sigma}} \in [0,1\ 000]$, $R_{\text{sigma}1} \in [0,500]$, $R_{\text{sigma}2} \in [0,10]$, $R_{\text{sigma}3} \in [0,500]$;WHO 与 IWHO 的种群规模为 50,最大迭代次数为 100。5 种滤波算法关键指标对比结果如表 3 所示。5 种滤波算法与人工测量值对比如图 6 所示。8 种监测方法绝对误差对比如图 7 所示。

表 3 5 种监测算法关键指标对比

Tab.3 Key indicators comparison results of five monitoring algorithms

算法	平均绝对 误差/cm	均方根误 差/cm	相关系数
激光传感器 + KF	0.135	0.163	0.949
超声波传感器 + KF	0.124	0.158	0.947
角度传感器 + KF	0.109	0.127	0.969
WHO - EKF	0.094	0.114	0.973
IWHO - EKF	0.073	0.090	0.983

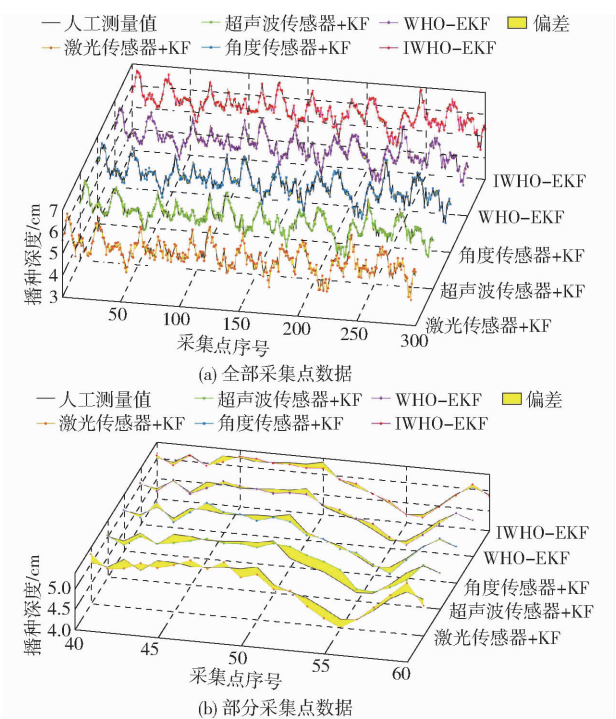


图 6 5 种滤波算法与人工测量值对比

Fig.6 Comparison of five filtering algorithms and manual measurements

由表 3、图 6 和图 7 可知,对 3 个单一传感器进行卡尔曼滤波,均使监测结果精确度及可信度略微提高,但并无极显著提升,相较于 3 个单一传感器监测结果的平均平均绝对误差降低 0.012 cm,平均均

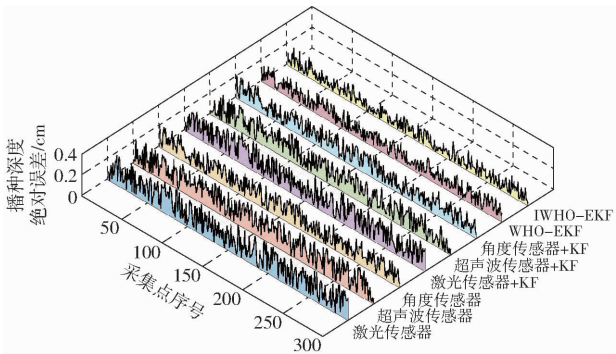


图 7 8 种监测方法绝对误差对比

Fig.7 Absolute error comparison diagram of eight monitoring methods

方根误差降低 0.007 cm,平均相关系数提升 0.002。两种智能融合算法相较于单一传感器的监测结果均有极大程度的提升,两种智能融合算法相较于 3 个单一传感器播种深度监测结果的平均平均绝对误差降低 0.051 cm,平均均方根误差降低 0.054 cm,平均相关系数提升 0.025。两种智能融合算法相较于单一传感器滤波均有较大程度的提升,两种智能融合算法相较于 3 个单一传感器滤波后播种深度监测结果的平均平均绝对误差降低 0.039 cm,平均均方根误差降低 0.047 cm,平均相关系数提升 0.023。基于 WHO - EKF 算法播种深度数据的平均绝对误差为 0.094 cm,均方根误差为 0.114 cm,相关系数为 0.973;基于 IWHO - EKF 算法播种深度数据的平均绝对误差为 0.073 cm,均方根误差为 0.090 cm,相关系数为 0.983;即 IWHO - EKF 算法相较于 WHO - EKF 算法平均绝对误差降低 0.021 cm,均方根误差降低了 0.024 cm,相关系数提升 0.010。故提出的 IWHO - EKF 算法能够在免耕播种机高速播种作业环境下准确地监测出播种深度,同时相较于 3 个单一传感器的监测结果,滤波后的播种深度与 WHO - EKF 无论是在精准度和可信度上均有极显著提升。为比较 IWHO 算法相较于 WHO 算法的性能提升情况,比较了 2 种优化算法的优化能力。2 种优化算法优化结果对比如表 4 所示。2 种算法适应度变化曲线如图 8 所示。WHO 算法优化 EKF 的关键参数迭代曲线如图 9 所示。IWHO 算法优化 EKF 的关键参数迭代曲线如图 10 所示。

表 4 2 种优化算法优化结果对比

Tab.4 Comparison of optimization results of two optimization algorithms

优化算法	Q_{sigma}	$R_{\text{sigma}1}$	$R_{\text{sigma}2}$	$R_{\text{sigma}3}$	迭代次数	适应度
WHO	900.00	398.95	4.02	432.89	12	0.114
IWHO	349.24	62.73	0.03	87.35	49	0.090

由表 4、图 8 ~ 10 可知,IWHO 算法在初始种群

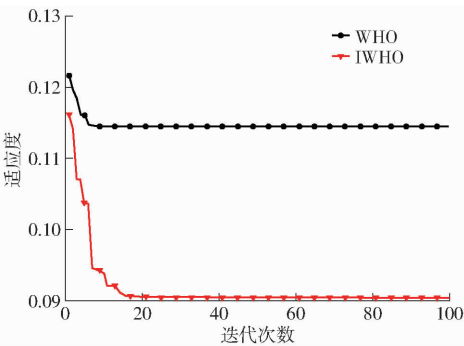


图 8 2 种优化算法的适应度变化曲线
Fig. 8 Variations of fitness of two algorithms

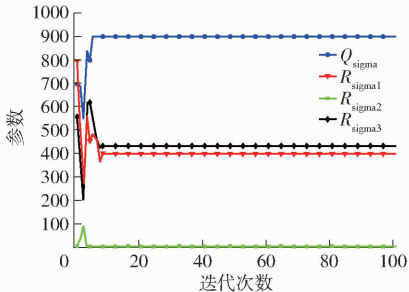


图 9 WHO 算法优化 EKF 的关键参数变化曲线
Fig. 9 Iterative curves of key parameter optimization for WHO-EKF

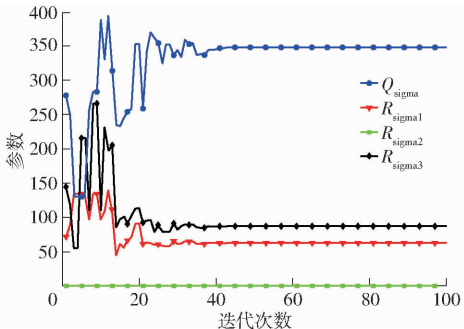


图 10 IWHO 算法优化 EKF 的关键参数变化曲线
Fig. 10 Iterative curves of key parameter optimization for IWHO-EKF

优化方面的表现远优于 WHO 算法,这说明加入莱维飞行算法的 WHO 算法生成的初始解优于 WHO 算法自身初始化行为。在优化能力方面,IWHO 算法在优化程度和最优适应度上优于 WHO 算法。这表明高斯变异算法在交叉变异环节上优于 WHO 算法自身的变异行为。

3 田间试验

基于 IWHO-EKF 的高速免耕播种机播种深度监测系统的田间验证试验于 2023 年 7 月 15—17 日在黑龙江省大庆市黑龙江八一农垦大学试验田 ($125^{\circ}16'06'' \sim 125^{\circ}16'08''\text{E}$ 、 $46^{\circ}58'01'' \sim 46^{\circ}58'04''\text{N}$) 进行。试验前同样利用 JC-JSD-01 型土壤紧实度仪测定预试验地块的 300 个等间距 2 m 的 5 cm 深

处土壤紧实度,平均紧实度为 5.9 kg/cm^2 ;同时也测定预试验地块的 300 个等间距 2 m 的 10 cm 深处土壤紧实度,平均紧实度为 9.8 kg/cm^2 。试验利用麦赛弗格森 1204 型拖拉机牵引德邦大为 1205 型免耕播种机,在拖拉机平均作业速度 $12 \sim 16 \text{ km/h}$ 条件下,重复 10 次试验,从每个作业起始点处,以 2 m 等间距测量播种深度,利用天目 XG-150 型高精度数显式测深尺测量每次试验后系统输出采集点数量,10 次试验中首尾 5 个点播种深度作为拖拉机的加速段与减速段去掉,采用 10 次试验中间段共 300 个有效采集点,同时也对 3 个单一传感器每次试验采集到的播种深度数据进行相同处理。为验证算法在不同作业深度下的系统通用性,试验除验证挡位播种深度 5 cm 时监测系统的监测精度,同时也验证挡位播种深度 10 cm 时监测系统的监测精度,2 个组别分别采集 300 个播种深度点。田间试验如图 11 所示。田间试验结果如表 5 所示。



图 11 田间试验
Fig. 11 Field test

表 5 田间试验结果
Tab. 5 Field test results

理论播种深度/cm	数据来源	平均绝对误差/cm	均方根误差/cm	相关系数
5	激光传感器	0.142	0.165	0.946
	超声波传感器	0.135	0.154	0.953
	角度传感器	0.119	0.139	0.963
	IWHO-EKF	0.072	0.089	0.984
10	激光传感器	0.149	0.174	0.958
	超声波传感器	0.143	0.164	0.962
	角度传感器	0.129	0.148	0.969
	IWHO-EKF	0.073	0.091	0.987

根据表 5 可知,在不同理论播种深度作业条件下,IWHO-EKF 算法的平均平均绝对误差相较于 3 个单一传感器整体降低 0.063 cm ;IWHO-EKF 算法的平均均方根误差相较于 3 个单一传感器整体降低 0.067 cm ;IWHO-EKF 算法的平均相关系数相较于 3 个单一传感器整体提升 0.027 。即使将 3 个单一传感器的数据取平均值,其误差指标仍然高于

IWHO - EKF 算法。这再次说明了 IWHO - EKF 算法通过融合多个传感器信息,具有更高的播种深度监测精度。单一传感器在播种深度监测中存在较大误差。3 个单一传感器的数据误差较高,且可靠性较低,说明单一传感器监测精度有限。而 IWHO - EKF 算法通过挖掘和融合多个传感器信息,显著提高了播种深度监测精度。IWHO - EKF 算法的平均绝对误差和均方根误差明显低于单一传感器,而相关系数却更高,说明其监测效果显著优于单一传感器。单一传感器采用平均处理也难以补偿其个体误差。IWHO - EKF 算法的误差指标仍然远低于 3 个单一传感器平均值,说明单一传感器数据平均处理无法提高其整体监测效果。相较于单一传感器,IWHO - EKF 算法能更充分发挥多传感器信息价值,显著提高播种深度监测精度和可靠性,是由于 IWHO - EKF 算法可识别和挖掘单一传感器隐藏的数据模式,并高效融合多源播种深度信息。因此,IWHO - EKF 算法是高精度的播种深度监测方法,可提高播种深度监测系统精确性和可靠性。根据 NY/T 1143—2006《播种机质量评价技术规范》,当播种深度大于 30 mm 时,播种深度在 ± 10 mm 范围内为合格,本研究可以将测量误差范围从 1.2 ~ 1.5 mm 缩小至 0.7 mm 左右,误差幅度大幅减小,可提升主动仿形装置的控制精度。

4 结论

(1)通过激光传感器、超声波传感器与角度传感器构建多传感器播种深度监测系统,并建立该监

测单元的播种深度监测数学模型;通过卡尔曼滤波算法对 3 个单一传感器分别滤波;提出一种通过加入莱维飞行算法与高斯变异算法的 IWHO 优化 EKF 中关键参数 Q_{σ} 、 $R_{\sigma1}$ 、 $R_{\sigma2}$ 、 $R_{\sigma3}$ 的多传感器数据融合算法,将滤波后的 3 个传感器数据进行融合。最终解决了免耕播种机高速作业时因地势起伏造成机械振动与传感器测量误差导致的播种深度监测系统精度降低以及单一传感器监测可靠性较差的问题。

(2)仿真试验结果表明:基于 IWHO - EKF 的高速免耕播种机播种深度监测算法相较于人工测量数据的平均绝对误差为 0.073 cm,均方根误差为 0.090 cm,相关系数为 0.983,实现了高精度监测。进行数据融合后的播种深度精度相较于传感器原始监测值与滤波后的监测值均得到显著提升。IWHO 算法在初始种群的寻优能力上优于 WHO 算法,而 IWHO 算法在优化能力上优于 WHO 算法。结果也验证了加入莱维飞行和高斯变异算法对 WHO 算法的优化效果。

(3)田间试验结果表明:基于 IWHO - EKF 的高速免耕播种机播种深度监测算法相较于 3 个单一传感器的监测值,在平均平均绝对误差和平均均方根误差方面分别降低 0.063 cm 和 0.067 cm,同时平均相关系数提升 0.027。相较于单一传感器,IWHO - EKF 算法能更充分地发挥多传感器信息价值,显著提高播种深度监测的精度和可靠性。这得益于 IWHO - EKF 算法可识别和挖掘单一传感器隐藏的数据模式,并高效地融合多源信息。因此,IWHO - EKF 是一种高精度播种深度监测方法。

参 考 文 献

[1] 闫锦涛,冯利平,李扬,等. 播期和播深对冬小麦越冬前生长性状的影响[J]. 农业机械学报,2022,53(2):327 - 335.
YAN Jintao,FENG Liping,LI Yang,et al. Effects of sowing date and sowing depth on winter wheat growth before overwintering [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(2):327 - 335. (in Chinese)

[2] 向伟,吴明亮,官春云,等. 机播深度对油菜生长特性、收获性状的影响[J]. 中国农学通报,2015,31(21):102 - 106.
XIANG Wei,WU Mingliang,GUAN Chunyun,et al. Effect of the depth of mechanical direct seeding rape on growth characteristics, harvesting characters and yield [J]. Chinese Agricultural Science Bulletin,2015,31(21):102 - 106. (in Chinese)

[3] 曹慧英,王丁波,史建国,等. 播深对夏玉米幼苗性状和根系特性的影响[J]. 应用生态学报,2015,26(8):2397 - 2404.
CAO Huiying,WANG Dingbo,SHI Jianguo,et al. Effects of sowing depth on seedling traits and root characteristics of summer maize[J]. Chinese Journal of Applied Ecology,2015,26(8):2397 - 2404. (in Chinese)

[4] NEMERGUT K,THOMISON P,CARTER P,et al. Planting depth affects corn emergence, growth and development, and yield [J]. Agronomy Journal, 2021, 113(4): 3351 - 3360.

[5] 杨丽,张瑞,刘全威,等. 防堵和播深控制机构提高玉米免耕精量播种性能(英文)[J]. 农业工程学报,2016,32(17):18 - 23.
YANG Li,ZHANG Rui,LIU Quanwei,et al. Row cleaner and depth control unit improving sowing performance of maize no-till precision planter[J]. Transactions of the CSAE,2016,32(17):18 - 23. (in Chinese)

[6] 高原源,翟长远,杨硕,等. 播种单体对地下压力测量方法和数学模型[J]. 农业工程学报,2020,36(5):1 - 9.
GAO Yuanyuan,ZHAI Changyuan,YANG Shuo,et al. Measurement method and mathematical model for the seeding downforce of planter row unit[J]. Transactions of the CSAE,2020,36(5):1 - 9. (in Chinese)

[7] 高原源,王秀,杨硕,等. 基于 CAN 总线的播种深度监测评价系统研究[J]. 农业机械学报,2019,50(12):23 - 32.
GAO Yuanyuan,WANG Xiu,YANG Shuo,et al. Development of CAN-based sowing depth monitoring and evaluation system[J].

- Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12): 23–32. (in Chinese)
- [8] LI Mingwei, XIA Xiaomeng, ZHU Longtu, et al. Intelligent sowing depth regulation system based on Flex sensor and Mamdani fuzzy model for a no-till planter[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2021, 14(6): 145–152.
- [9] 高原源, 翟长远, 杨硕, 等. 精密播种机下压力和播深 CAN 总线监控与评价系统研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(6): 15–28.
- GAO Yuanyuan, ZHAI Changyuan, YANG Shuo, et al. Development of CAN-based downforce and sowing depth monitoring and evaluation system for precision planter[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 15–28. (in Chinese)
- [10] GALIBJON M, DIMITRIS S, HANS W. Implementation of a magnetorheological damper on a no-till seeding assembly for optimising seeding depth[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 150: 465–475.
- [11] WEN Liping, FAN Xiongfei, LIU Zhao, et al. The design and development of the precision planter sowing depth control system[J]. Sensors & Transducers, 2014, 162(1): 53–58.
- [12] NIELSEN S, NORREMARK M, GREEN O. Sensor and control for consistent seed drill coulter depth[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 127: 690–698.
- [13] PASI S, TIMO O. Automatic working depth control for seed drill using ISO 11783 remote control messages[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 116: 30–35.
- [14] 刘宇, 付乐乐, 邹新海, 等. 基于 RBF 神经网络的 MEMS 惯性传感器误差补偿方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2021, 35(1): 197–202.
- LIU Yu, FU Lele, ZOU Xinhai, et al. Error compensation method for MEMS inertial sensor based on RBF neural networks[J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science), 2021, 35(1): 197–202. (in Chinese)
- [15] BRUIJN F, GILL E. Influence of sensor and actuator errors on impulsive satellite formation control methods[J]. Acta Astronautica, 2014, 94(2): 608–618.
- [16] 杨季三, 徐贵力, 董文德, 等. 微波叶尖间隙传感器信号校准研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(10): 193–201.
- YANG Jisan, XU Guili, DONG Wende, et al. Study on the signal calibration of microwave blade tip clearance sensor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(10): 193–201. (in Chinese)
- [17] 翟长远, 杨硕, 王秀, 等. 农机装备智能测控技术研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2022, 53(4): 1–20.
- ZHAI Changyuan, YANG Shuo, WANG Xiu, et al. Status and prospect of intelligent measurement and control technology for agricultural equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(4): 1–20. (in Chinese)
- [18] 丁永前, 刘卓, 陈冲, 等. 基于动态称量原理的泛函式播种施肥量检测方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(10): 146–154.
- DING Yongqian, LIU Zhuo, CHEN Chong, et al. Functional detection method of application rate based on principle of dynamic weighing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(10): 146–154. (in Chinese)
- [19] 王庆杰, 曹鑫鹏, 王超, 等. 东北黑土地玉米免少耕播种技术与机具研究进展[J]. 农业机械学报, 2021, 52(10): 1–15.
- WANG Qingjie, CAO Xinpeng, WANG Chao, et al. Research progress of no/minimum tillage corn seeding technology and machine in northeast black land of China[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(10): 1–15. (in Chinese)
- [20] 付根平, 杨尘宇, 张世昂, 等. 香蕉园机器人导航的激光与超声波组合测距方法研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(5): 159–168.
- FU Genping, YANG Chenyu, ZHANG Shiang, et al. Research on laser and ultrasonic combined ranging method for robot navigation at banana plantation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5): 159–168. (in Chinese)
- [21] 夏俊芳, 李栋, 刘国阳, 等. 基于角度检测的拖拉机悬挂耕深电液监控系统研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8): 386–395.
- XIA Junfang, LI Dong, LIU Guoyang, et al. Design and test of electro-hydraulic monitoring device for hitch tillage depth based on measurement of tractor pitch angle[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 386–395. (in Chinese)
- [22] YANG Zhenyu, YAN Zhidan, LU Yunfeng, et al. Double DOF strategy for continuous-wave pulse generator based on extended Kalman filter and adaptive linear active disturbance rejection control[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2022, 37(2): 1382–1393.
- [23] OEHLER F, NUMBERGER K, STURM J, et al. Embedded real-time state observer implementation for lithium-ion cells using an electrochemical model and extended Kalman filter[J]. Journal of Power Sources, 2022, 525: 231018.
- [24] HOSHIYA M, SAITO E. Structural identification by extended Kalman filter[J]. Journal of Engineering Mechanics, 1984, 110(12): 1757–1770.
- [25] NARUEI I, KEYNIA F. Wild horse optimizer: a new meta-heuristic algorithm for solving engineering optimization problems[J]. Engineering with Computers, 2021, 38(Supp. 4): 3025–3056.
- [26] PRASHAR P, JAIN N, MAHNA S. Image optimization using cuckoo search and levy flight algorithms[J]. International Journal of Computer Applications, 2017, 178(4): 31–36.
- [27] LIU Jing, CHEN Qixing, ZHANG Yihua, et al. An animation model generation method based on Gaussian mutation genetic algorithm to optimize neural network[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022, 2022: 5106942.