

茶叶包装过程实时称量系统设计与试验

翁海勇^{1,2} 黄德耀^{1,2} 张博昱^{1,2} 陆葛强^{1,2} 许少涵^{1,2} 王少峰³ 叶大鹏^{1,2}

(1. 福建农林大学机电工程学院, 福州 350002; 2. 福建省农业信息感知技术重点实验室, 福州 350002;

3. 漳州恒峰自动化科技有限公司, 漳州 363007)

摘要:为解决茶叶包装机称量过程中因多种干扰导致的称量精度低、效率欠佳问题,本文围绕称量信号降噪与控制算法优化展开研究,提出一种融合优化卡尔曼滤波算法、三段式-模糊 PD 与自适应迭代学习控制策略的综合性方法。在信号降噪方面,针对传统卡尔曼滤波在称量各阶段降噪效果不足的问题,提出分环节优化策略:动态给料环节采用指数预处理与卡尔曼滤波融合以抑制高频噪声;静态称量环节减小过程激励噪声协方差以增强滤波稳定性,并且根据状态协方差 P 的收敛程度对滤波值进行加权平均分配得到最终称量值;料斗开启环节通过调节卡尔曼增益至极值消除跟踪滞后;料斗关闭环节引入加权限制处理尖峰干扰。在控制算法方面,设计三段式-模糊 PD 控制策略,将动态给料过程分为粗给料、减速给料和精给料阶段,结合模糊理论实现 PD 参数在线自整定,通过动态调整参数平衡减速阶段以完成过渡。此外,针对振动盘停止后的超调问题,在精给料阶段引入自适应迭代学习算法,通过迭代修正振动盘的提前停止量,使实际称量值更快接近期望值。试验结果表明,碧螺春绿茶与龙井绿茶的实际称量结果相对目标质量的偏差能够控制在 ± 0.06 g 以内,而武夷岩茶则在 ± 0.12 g 以内。此外,3 种茶类均能在短时间内完成称量作业,且同一目标质量下的称量时间差异可控制在 ± 1 s 以内。该方法有效提升了茶叶自动称量系统的精度、效率与稳定性,为茶叶自动包装机的性能优化提供了可行方案。

关键词: 茶叶包装机; 动态称量; 卡尔曼滤波; 模糊 PD 控制; 迭代学习

中图分类号: S226.5; TP273

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)05-0303-11

OSID:



Design and Experiment of Real-time Weighing for Tea Packaging System

WENG Haiyong^{1,2} HUANG Deyao^{1,2} ZHANG Boyu^{1,2} LU Geqiang^{1,2} XU Shaohan^{1,2}

WANG Shaofeng³ YE Dapeng^{1,2}

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China

2. Fujian Key Laboratory of Agricultural Information Sensing Technology, Fuzhou 350002, China

3. Zhangzhou Hengfeng Automation Technology Co., Ltd., Zhangzhou 363007, China)

Abstract: Aiming to address the issues of low weighing accuracy and suboptimal efficiency caused by multiple disturbances during the weighing process of tea packaging machines, focusing on weighing signal denoising and controlling algorithm optimization, a comprehensive method integrating an optimizing Kalman filter algorithm with a three-stage fuzzy PD and adaptive iterative learning control strategy was proposed. Regarding signal denoising, addressing the insufficient noise reduction effectiveness of traditional Kalman filtering across weighing stages, a phased optimization strategy was proposed: during the dynamic feeding stage, exponential preprocessing was fused with Kalman filtering to suppress high-frequency noise; during static weighing, process disturbance noise covariance was reduced to enhance filtering stability, and final weight values were obtained through weighted averaging based on the convergence degree of the state covariance matrix. In the hopper opening phase, tracking lag was eliminated by adjusting the Kalman gain to its optimum value. During hopper closing, weighted limiting was introduced to mitigate spike disturbances. Regarding the control algorithm, a three-stage fuzzy PD control strategy was designed, dividing the dynamic feeding process into coarse feeding, deceleration feeding, and fine feeding stages. Combining fuzzy theory, PD parameters were tuned online to balance

收稿日期: 2025-09-15 修回日期: 2025-09-26

基金项目: 福建省自然科学基金项目(2025J01591)、福建省农业信息感知技术重点实验室建设项目(KJG22052A)和福建农林大学高EGCC茶苗快繁技术与推广项目(69914001004)

作者简介: 翁海勇(1989—),男,副教授,博士,主要从事农作物光学传感及装备研究,E-mail: hyweng@fafu.edu.cn

the deceleration stage through dynamic parameter adjustment, facilitating a smooth transition. Furthermore, to address overshoot after the vibrating feeder stops, an adaptive iterative learning algorithm was introduced during the fine feeding stage. By iteratively adjusting the advance stop amount of the vibrating feeder, the actual weighing value converged more rapidly toward the target value. Test results showed the actual weighing deviation for Biluochun and Longjing green teas was controlled within ± 0.06 g relative to the target mass, while Wuyi rock tea remained within ± 0.12 g. Moreover, all three tea types completed weighing operations within a short timeframe, with weighing time variations for identical target weights controlled within ± 1 s. In summary, this method effectively enhanced the precision, efficiency, and stability of the automatic tea weighing system, providing a viable solution for optimizing the performance of automatic tea packaging machines.

Key words: tea packaging machine; dynamic weighing; Kalman filtering; fuzzy PD control; iterative learning

0 引言

我国是全球规模最大的茶叶生产国与消费国,随着消费需求向便捷化、品质化升级,小包装茶叶因灵活、便携、美观的优势,已成为茶制品市场主流产品^[1-3]。茶叶包装机可自动化完成取袋、开袋、定量称量、茶叶填充、包装封口、袋底整形等多道工序,替代传统手工包装并显著提升效率。但定量称量作为核心环节,其精度与稳定性直接影响企业成本、质量及效益,当前主流设备仍存在精度波动、稳定性不足的问题,难以满足企业高效益、高品质生产需求^[4-6]。因此,研发基于嵌入式技术的自动称量系统以保障称量精度与速度,对推动小包装茶叶装备升级、提升茶叶产业加工水平具有重要现实意义。

自动称量系统是集成动态称量与給料控制于一体的自动化称量系统,主要应用于称量配料和自动化包装领域。在动态称量方面,称量信号易受环境干扰等因素影响,需通过信号处理技术去除或减弱噪声信号,增强系统抗干扰能力^[7-9]。王秦越等^[10]针对气力输送中粉料动态称量精度不足的问题,提出基于扩展卡尔曼滤波算法的动态称量方法,结合多传感器融合技术对称量数据进行降噪处理,有效滤除干扰信号对动态称量结果的影响;张丽珍等^[11]聚焦投饵船饵料动态称量过程中环境、系统自身因素导致的称量偏差,设计自适应强跟踪无迹卡尔曼滤波算法,提升复杂工况下剩余饵料称量的准确性;陈魏^[12]则构建卡尔曼滤波-PSO-GRU神经网络组合模型自适应滤波算法,实现对称量传感器自身振动、配料过程外部随机干扰等噪声信号的衰减与抑制;魏赫等^[13]针对道路交通场景下车辆动态称量的复杂性,采用粒子群寻优算法优化RBF神经网络,以车辆动态质量、车速、车体状况为输入向量开展模型训练,显著提高真实车重测量精度。

动态称量模块实时准确的称量结果反馈是实现

精准控制的基础,而如何根据实时反馈结果动态调整給料速度,是系统兼顾称量精度与效率的关键^[14-17]。陈锋^[18]针对传统控制系统在自动投料时存在的投料量与设定值偏差大、均匀度低等问题,引入PID算法设计公路施工混凝土搅拌站自动投料控制系统,优化投料过程的稳定性;高志龙^[19]将影响称量精度的因素归结为“落差”效应,基于迭代学习控制方法对“落差”质量进行预测,通过控制給料系统提前停止給料实现精确称量;MIEN^[20]提出基于PID控制与模糊逻辑的新型级联控制策略,应用于连续称量输送机的双回路控制结构,分别对内侧速度与外侧物料流量进行精准调控;方杰等^[21]则针对常规PID算法超调大、收敛慢及BP神经网络梯度下降易陷入局部最小化的缺陷,提出附加动量项的BP神经网络PID算法,有效降低称量误差。

针对茶叶包装机称量信号受机械振动严重且需要快速响应的工作特性,本文根据称量全流程进行分环节拆解优化卡尔曼滤波算法,削弱各环节干扰信号影响,显著提升复杂工况下称量数据的稳定性与实时性。在給料控制过程中,针对茶叶物料颗粒不均匀的特性,以及振动盘給料过程中运动惯性叠加导致称量系统呈现的非线性、时变性与滞后性的问题,进一步提出三段式給料控制算法:粗給料阶段采用大流量快速給料;减速阶段引入模糊PD控制策略,通过动态调节控制量实现給料速度平滑过渡;精給料阶段融入提前量迭代学习策略,进一步提升称量精度。最终通过称量滤波优化与給料控制算法改进的协同整合,形成一套完全适配小包装茶叶生产场景的自动称量系统,实现包装机对物料的精确、稳定控制,提高制茶企业的经济效益。

1 包装机总体设计与控制方案

茶叶包装机的高效运转依赖于各功能器件的协同联动,而称量过程作为整个包装流程的核心,其定量称量的精确性与高效性直接关乎茶叶包装的品质

与效率,因此对该过程的优化研究至关重要。如图 1 所示,茶叶包装机采用双芯片控制策略,与触摸屏(TK8072IP 型,深圳威纶通科技有限公司)实现双向数据交互,实时显示并动态调节各模块参数。主控芯片(STM32F103ZET6 型,意法半导体公司,瑞士)承担设备运动控制的功能,所控制的部件包括压料棒、开袋漏斗、机械手、整形结构、封口装置等对应的步进电机,料斗、履带等对应的直流电机,以及气阀、气泵等气动元件。从机芯片(STM32F103C8T6 型,意法半导体公司,瑞士)则专注于温度和质量的闭环控制,分别实现对电磁振动盘和加热棒的精准调节。

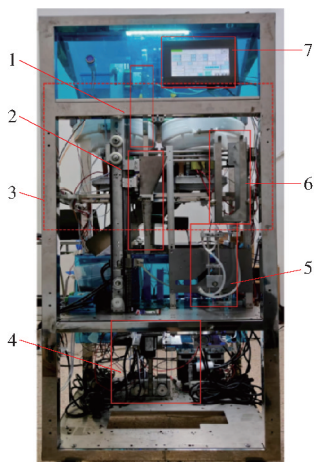


图 1 茶叶包装机实物图

Fig. 1 Physical diagram of tea packaging machine

- 1. 压料棒 2. 开袋漏斗 3. 称量模块 4. 整形及封口装置 5. 吸盘式机械手 6. 袋盒 7. 触摸屏

称量系统硬件构成如图 2 所示,主要由补料模块、调节模块、分拣模块以及上位机组成。从机芯片输出 50 Hz 固定周期、10.00% ~ 25.00% 可变占空比的 PWM 信号,通过 IRF320 场效应管实时调节电磁振动盘(ZD-24 型,漳州恒峰自动化科技有限公司)振幅^[22-24],从而实现控制物料的给料速度。其

中,10.00% 的最小占空比对应电磁振动盘的临界工作状态,此时振动幅度恰好能驱动物料顺利出料;而 25.00% 的最大占空比则是经系统测试验证的最优上限,该值综合考虑了电磁振动盘的安全运行阈值、物料精度需求、物料飞溅与卡滞等不稳定现象,可在保障稳定性的前提下实现最大给料效率。通过量程 3 000 g 的称量传感器(LAC-A2-B 型,厦门市诺盛测控技术有限公司)以 100 ms 的周期采集质量数据,经过高精度 AD 值采样模块(CS5530,凌云逻辑半导体公司,美国)转换后传给从机芯片,读取精度为 0.01 g。物料实际质量则由量程 500 g、精度 0.001 g 的电子天平(JA5003B 型,上海精密科学仪器有限公司)称取。料斗门的开启由直流电机(40B500-138S 型,福建闽翔机械科技有限公司)控制,实现定量完成后物料分拣与排出。同时,光电传感器(E3F-DS30C4 型,浙江沪工自动化科技有限公司)实时检测振动盘中物料状态从而控制料仓下方的履带直流电机(4632-370 型,深圳立盛电机有限公司)实现补料操作。

针对茶叶包装的高精度给料需求,设计如图 3 所示的基于质量闭环的控制系统,集成优化卡尔曼滤波、三段式-模糊 PD 控制、自适应迭代学习三大协同策略。首先,通过称量传感器实时采集质量信息,结合设备运行状态进行判断,选择适配的优化卡尔曼滤波器抑制噪声干扰;其次,动态给料环节采用三段式-模糊 PD 进行分阶段调控,粗给料阶段以最大占空比快速补料,减速阶段通过偏差信息模糊化、推理规则自调整 PD 参数实现动态适配输出 PWM 信号调控电磁振动盘幅度从而控制给料速度;接着,在精给料阶段切换最小占空比精细调节,当质量达到提前阈值时关停振动盘以抑制超调;最后,在静态称量环节获取最终质量,并进入提前量自适应迭代学习系统,预判下一轮称量的提前停止量。

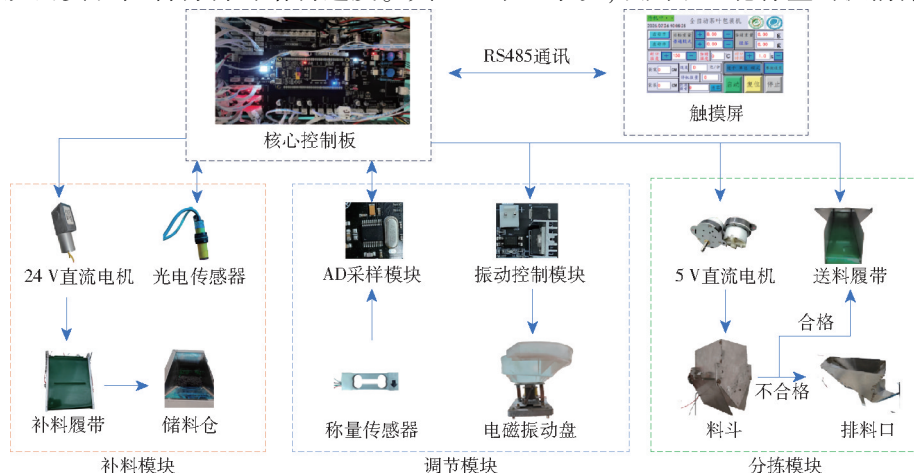


图 2 茶叶包装机称量系统硬件构成图

Fig. 2 Weighing system for tea packaging machine

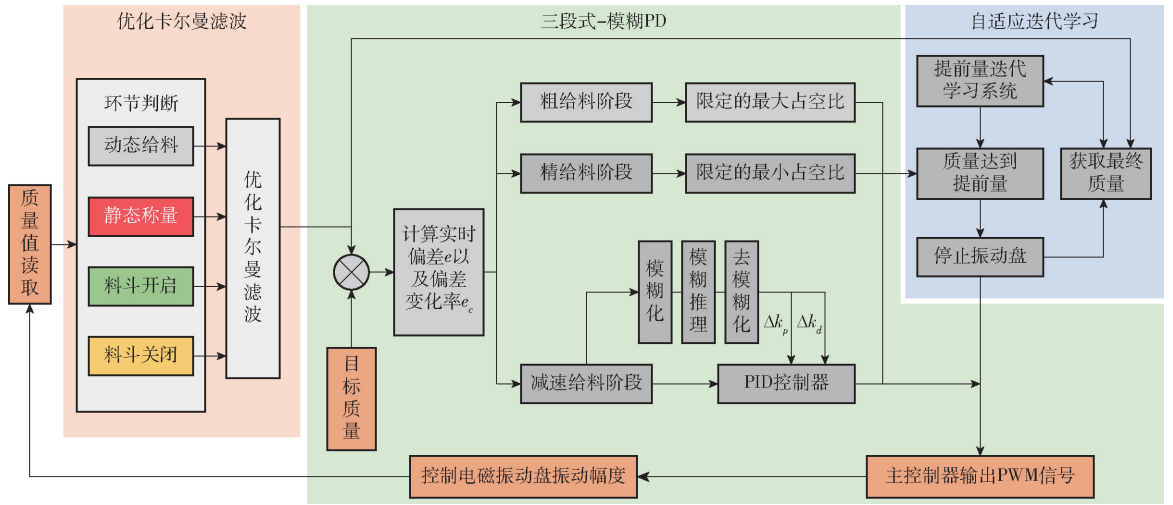


图3 称量算法架构图

Fig.3 Architecture diagram of weighing algorithm

2 称量算法设计

2.1 称量流程设计

在单次称量作业流程中,如图4所示,将系统划分为动态给料、静态称量、料斗开启及料斗关闭4个核心环节。具体操作如下:首先,需在系统中预设目标质量参数(M_{set})。随后,茶叶经振动盘振动输送至内置称量传感器的料斗,这一过程为动态给料环节。为在保障称量效率的同时提升精度,将动态给料环节细分为粗给料、减速给料与精给料3个递进式阶段。考虑到同一种类茶叶因包装规格差异存在不同目标称量值,为确保系统在全量程范围内均能保持称量的准确性、快速性与稳定性,设定以市场常见最大目标称量值(20 g)作为最大偏差。当实际称量值与目标值的偏差 e 大于最大偏差的 15% (即 $e > e_r$) 时,系统启动粗给料模式,以最大速率输送物料;当偏差减小至最大偏差的 2.5% (即 $e < e_f$) 时,切换为精给料模式,以最小速率输送物料;当偏差处于两个区间时,则进入过渡的减速给料阶段。当料斗内茶叶质量达到提前偏差值 e_a 时,振动盘停止给料,系统进入静态称量环节,维持稳定等待(持

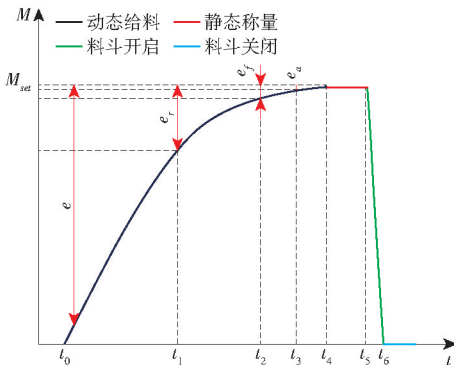


图4 称量阶段示意图

Fig.4 Schematic of weighing stage

续 2 s) 以消除动态误差。静态称量完成后,系统自动校验最终称量值与目标值的偏差是否在允许范围内;若偏差超出阈值,不合格料斗开启(持续 1 s)并关闭(持续 1 s),将物料送入排料口;若偏差符合要求,合格料斗开启(持续 1 s)并关闭(持续 1 s),茶叶经送料履带传送至开袋漏斗,最终精准注入包装袋内。

2.2 优化卡尔曼滤波

传统的卡尔曼滤波算法针对运行稳定的动态系统具有良好的滤波效果,且很大程度上依赖于传感器测得的观测数据^[25-26]。在实际茶叶称量过程中,由于物料冲击、电磁振动以及机械振动会影响其滤波效果。因此,本文针对茶叶完整称量流程的4个环节,利用按需适配的策略对卡尔曼滤波进行优化,具体的工作原理如图5所示。

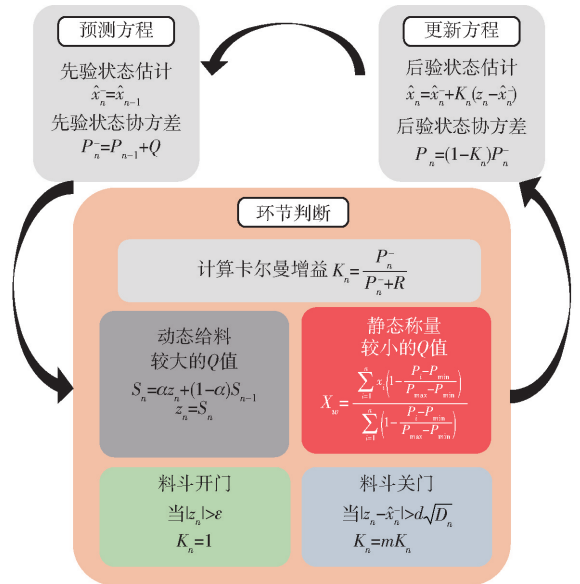


图5 优化卡尔曼工作原理图

Fig.5 Working principle of optimizing Kalman filter

传统卡尔曼滤波算法采用预测与更新的双阶段递归机制：在预测阶段，由于动态称量数据序列为一维质量数据，且观测变量为当前系统状态，因此将状态转移矩阵 F 初始化为 1 的单元素矩阵，称量过程中没有额外的控制量输入，控制向量 U_n 设为 0 且无控制增益矩阵 G ，则卡尔曼滤波预测方程可以简化为

$$\hat{x}_n^- = \hat{x}_{n-1} \quad (1)$$

$$P_n^- = P_{n-1} + Q \quad (2)$$

式中 \hat{x}_n^- ——预测结果，即先验估计值
 \hat{x}_{n-1} —— $n-1$ 时刻系统状态的最优结果，即
 后验估计值

P_n^- ——系统 n 时刻的先验状态协方差

P_{n-1} ——系统 $n-1$ 时刻的后验状态估计协
 方差

Q ——过程激励噪声协方差

在更新阶段，对于茶叶称量过程，通过传感器读取的包含噪声的观测值即是称量值的直接体现，所以观测矩阵 H 为 1，则卡尔曼滤波更新方程可以简化为

$$K_n = \frac{P_n^-}{P_n^- + R} \quad (3)$$

$$\hat{x}_n = \hat{x}_n^- + K_n(z_n - \hat{x}_n^-) \quad (4)$$

$$P_n = (1 - K_n)P_n^- \quad (5)$$

式中 K_n ——系统 n 时刻的卡尔曼增益

R ——观测噪声协方差

\hat{x}_n ——系统 n 时刻的最优结果，即滤波值

z_n ——系统 n 时刻的观测值

P_n ——系统 n 时刻的后验状态估计协方差

优化卡尔曼滤波算法则在预测阶段和更新阶段中间插入环节判断，其总共分为 4 个环节：①在动态给料环节，由于采用较大的过程激励噪声协方差，跟踪称量信号效果加强，机器运行产生的随机振动无法较好地滤除，指数预处理可及时响应新变化，捕捉动态趋势，与卡尔曼滤波进行融合，可以输出相对稳定的信号值，为此将该环节的观测值先经过指数预处理再输入到卡尔曼滤波器中。其表达式为

$$S_n = \alpha z_n + (1 - \alpha)S_{n-1} \quad (6)$$

式中 α ——平滑因子，取 0.6

S_n ——系统 n 时刻经过指数预处理的观测值

S_{n-1} ——系统 $n-1$ 时刻经过指数预处理的
 观测值

②在静态称量环节，由于卡尔曼滤波的效果和 R 与 Q 的比率有关，在 R 保持固定时，动态给料过程中设定较大的 Q 值，滤波结果减弱以跟踪称量信号的变化。而在静态称量过程中设定较小的 Q 值，滤波效

果增强，使称量信号保持稳定。当系统从动态环节向静态环节过渡时，过程激励噪声协方差 Q 由大变小的切换导致状态协方差 P 逐渐收敛，这一过程直接反映了滤波值的可信度变化。基于此特性，按照状态协方差 P 的收敛程度对静态称量环节的各时刻滤波值进行加权平均分配，从而获得最终称量值，即

$$X_w = \frac{\sum_{i=1}^n X_i \left(1 - \frac{P_i - P_{\min}}{P_{\max} - P_{\min}}\right)}{\sum_{i=1}^n \left(1 - \frac{P_i - P_{\min}}{P_{\max} - P_{\min}}\right)} \quad (7)$$

式中 X_w ——最终称量值

X_i ——静态称量各时刻滤波值

P_i ——静态称量各时刻状态协方差

P_{\min} 、 P_{\max} ——状态协方差最小和最大值

③在料斗开门环节，称量值因物料快速下落而呈现阶跃式变化。传统卡尔曼滤波受状态转移模型动态特性与观测噪声协方差的约束，其状态估计结果存在显著时间滞后。卡尔曼增益 K_n 作为观测值与先验估计值的权重分配因子，其取值决定了滤波系统对实时观测数据的信任程度。由于物料下落阶段的观测值能真实反映物料质量变化趋势，通过设 $K_n = 1$ ，使滤波结果完全由观测值主导，实现对阶跃信号的无延迟跟踪；当物料完全落入料斗后，称量系统回归静态称量场景，需将卡尔曼增益恢复至初始设定值，以利用滤波算法抑制环境噪声对测量结果的干扰。因此可根据当前时刻观测值是否在零值附近进行判断定义，零域判断条件为

$$K_n = \begin{cases} 1 & (|z_n| > \varepsilon) \\ \frac{P_n^-}{P_n^- + R} & (|z_n| \leq \varepsilon) \end{cases} \quad (8)$$

式中 ε ——零域阈值，取 0.1

④在料斗关门环节，观测值与先验估计值的差值 ($z_n - \hat{x}_n^-$) 是滤波中的隐含信息。由于称量传感器输出的观测值为时间相关的一维量，对其滤波时，隐含信息的方差 D_n 可简化为单值参数，用于识别当前观测值是否存在尖峰干扰，其判断表达式为

$$D_n = P_{n-1} + Q + R \quad (9)$$

料斗门碰撞会引发尖峰干扰，该干扰会扭曲隐含信息序列，进而使滤波效果变差。为此，通过加权限制隐含信息序列来动态调控卡尔曼增益 K_n 。当隐含信息的绝对值大于 d 倍 ($d=0.3$) 的标准差时，则判定观测值为尖峰干扰时，令 K_n 为原来的 m 倍 ($m=0.02$)，消除尖峰干扰在滤波迭代更新过程中的影响，反之 K_n 不变。

2.3 三段式-模糊 PD 算法

茶叶的密度、颗粒尺寸存在固有不均匀性,且称量过程中物料运动具有较大惯性,这些因素导致称量系统呈现非线性、时变性与滞后性特征,给茶叶定量称量带来较大困难。为此,提出三段式给料方法,其中减速给料阶段作为整个称量流程的缓冲阶段,是平衡称量精度与效率的关键。若在进入精给料阶段前提前切换至最小给料速度,会显著降低称量效率;反之,若系统已进入精给料阶段但给料速度未降至最小值,仍以较高速率进给,则无法保障称量精度。因此,本文对减速给料阶段的控制算法进行优化设计,去除传统 PID 中的积分环节以避免茶叶称量单周期非连续作业过程中积分累积效应导致的系统超调问题,同时设计两输入两输出的模糊控制器,经模糊化、模糊推理及解模糊化处理后输出 PD 参数的修正量 Δk_p 和 Δk_d ,实现 PD 参数的实时自适应调节,最终得到控制器输出量(即 PWM 占空比),以此对振动盘幅度进行控制。

针对茶叶称量是正向误差、负向变化率的不可逆单向过程,将变化率取反统一为正向,输入语言变量 e 和 e_c 模糊子集采取 7 档划分方式: {ZO, PSS, PS, PMS, PM, PMB, PB}, 分别表示 {零, 正极大, 正

小, 正中小, 正中, 正中大, 正大}, 输出语言变量相应划分为 7 档: {NB, NM, NS, ZO, PS, PM, PB}, 分别表示 {负大, 负中, 负小, 零, 正小, 正中, 正大}。各语言变量论域和量化因子如表 1 所示。

表 1 模糊 PD 算法参数设置

Tab. 1 Parameter setting of fuzzy PD algorithm

语言变量	基本论域	量化论域	量化因子
e	[0, 3]	[0, 6]	2.00
e_c	[0, 0.5]	[0, 6]	12.00
Δk_p	[-3.50, 3.50]	[-6, 6]	1.71
Δk_d	[-0.10, 0.10]	[-6, 6]	60.00

输入变量经过比例放缩至量化论域后,即可按照模糊子集建立的模糊规则进行模糊推理。结合茶叶称量中间过渡阶段工况,对模糊 PD 控制器参数调节逻辑针对性设计:①过渡初期,因系统误差与误差变化率大,需快速响应减速,配置大比例增益强化误差调控,小微分增益避免干扰降速。②中期,随误差与变化率减小,适配调节比例与微分增益,平衡降速效率与系统稳定性。③后期,为规避超调,采用小比例增益弱化误差响应,大微分增益增强趋势预判,保障平稳切入精送料。以此得到如表 2 所示的 Δk_p 和 Δk_d 的模糊控制规则表。

表 2 Δk_p 、 Δk_d 模糊控制规则

Tab. 2 Δk_p and Δk_d fuzzy control rules

e	e_c						
	ZO	PSS	PS	PMS	PM	PMB	PB
ZO	NB/PB	NM/PM	NM/PM	NS/PM	NS/PS	ZO/ZO	ZO/ZO
PSS	NM/PM	NM/PM	NS/PM	NS/PS	ZO/ZO	ZO/ZO	PS/NS
PS	NM/PM	NS/PM	NS/PS	ZO/ZO	ZO/ZO	PS/NS	PM/NS
PMS	NS/PS	ZO/ZO	ZO/ZO	PS/NS	PM/NS	PM/NM	PB/NM
PM	NS/PM	NS/PS	ZO/ZO	ZO/ZO	PS/NS	PM/NS	PM/NM
PMB	ZO/ZO	ZO/ZO	PS/NS	PM/NS	PM/NM	PB/NM	PB/NM
PB	ZO/ZO	PS/NS	PM/NS	PM/NM	PB/NM	PB/NM	PB/NM

考虑对茶叶称量系统需要高分辨率和灵敏度,选择运算量少的三角形隶属度函数^[27-28],计算当前偏差数据对应的隶属区间和隶属度,完成对偏差数据的模糊化。最后采用重心法^[29]进行解模糊操作得到 PD 参数的增量值,其具有响应速度快的特点,适用于实时性要求高的场合。

2.4 提前量迭代学习算法

振动盘出口与物料漏斗间存在一定高度,即使振动盘停止振动,茶叶在惯性作用下也会继续下落,导致质量超调。因此,设置合适的提前量是保证称量精度的关键。本研究采用迭代学习控制方法,实现对振动盘提前停止量的优化控制。根据迭代学习控制的思想,设置提前量的初始值 M_{T1} 和期望的质

量值 M_{set} ,在进行第 1 次称量的情况下,称量系统测得的质量值达到提前量 M_{T1} 时停止振动盘。当余料落入量斗后,就可以得到实际的茶叶量 M_{S1} ,则第 1 次的误差 ΔM_1 为

$$\Delta M_1 = M_{set} - M_{S1} \quad (10)$$

根据第 1 次的误差量,就可以确定第 2 次的提前量 M_{T2} 为

$$M_{T2} = M_{T1} + L\Delta M_1 \quad (11)$$

式中 L ——学习增益

对于茶叶称量系统,经过如上反复的迭代学习,实际的茶叶量越来越接近期望目标值。当经过一定的次数之后,误差就会到达称量精度要求,迭代学习原理如图 6 所示。同时,为实现快速收敛至理想范

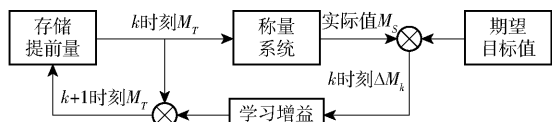


图6 迭代学习工作原理图

Fig.6 Working principle of iterative learning

围与强稳定性的协同优化,构建自适应学习增益模型,使学习增益根据误差动态调整,其表达式为

$$L = \frac{|\Delta M_k|}{|\Delta M_k| + A} \quad (12)$$

式中 A ——基础增益系数,取 0.15

ΔM_k ——第 k 次称量误差

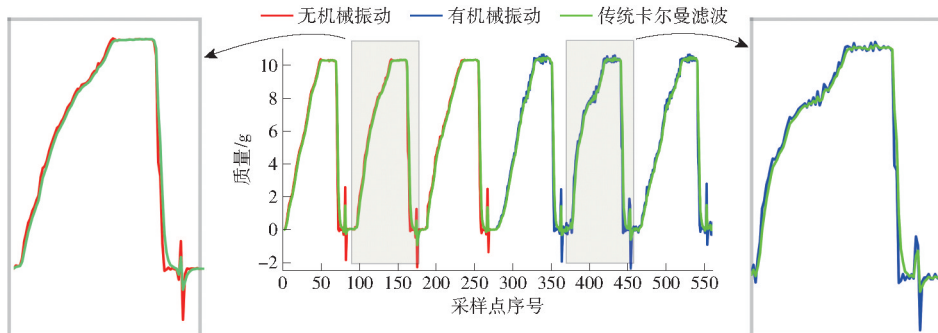


图7 传统卡尔曼滤波效果

Fig.7 Performance of traditional Kalman filter

而当包装机运动部件(如电机)开启工作后,机械振动的产生导致动态给料与静态称量过程中的质量数据出现剧烈波动,引起显著噪声。此外,料斗开关门动作还会造成阶跃干扰与尖峰干扰。利用传统卡尔曼滤波算法对原始数据进行处理后,当不存在机械振动时,算法对动态和静态称量环节的滤波效果较佳。当存在机械振动和料斗门开闭时,噪声滤除效果欠佳。因此,有必要进一步优化卡尔曼滤波算法。

经优化卡尔曼滤波算法降噪处理后,称量过程中存在机械振动不同阶段的降噪效果较传统卡尔曼滤波均有显著提升,如图8(注:图中方框代表各环节优化效果展示:黑色方框代表动态给料;红色方框代表静态称量;绿色方框代表料斗开启;蓝色方框代表料斗关闭)所示。在动态给料环节,不仅能够精准捕捉称量信号的动态变化趋势,还能有效抑制机械振动所引入的高频噪声干扰,输出的动态曲线更为平滑稳定。在静态称量环节,通过降低过程激励噪声协方差($Q=0.1$),算法对环境噪声的抑制能力得到显著增强,均方误差(MSE)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)及平均绝对百分比误差(MAPE)的平均降幅分别达到75.0%、50.40%、49.89%、50.08%。在料斗开启环节,针对落料引起的阶跃式信号,优化后的算法输出结果更

3 结果与分析

3.1 卡尔曼滤波效果分析

本试验均基于本团队开发的茶叶包装机(图1)展开,以碧螺春绿茶为试验对象,设定目标质量为10g,减速阶段采用固定占空比17.50%(最大与最小占空比中间值)以维持固定速度采集质量原始数据。根据多轮试验经验,设置系统的初始状态 $\hat{x}_0=0$,状态协方差 $P_0=1$,过程激励噪声协方差 $Q=5$ 以及观测噪声协方差 $R=5$ 。由图7可知,仅存在物料冲击和振动盘振动的情况下,产生的噪声较弱。

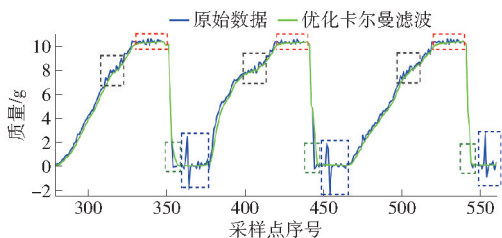


图8 机械振动下的优化卡尔曼滤波效果

Fig.8 Performance of optimized Kalman filter under mechanical vibration

贴合实际情况,且在零域附近提前2~4个时间采样序列实现收敛。在料斗关闭环节,经优化卡尔曼滤波处理后,上尖峰平均降幅约为96.15%,下尖峰平均降幅约为97.95%,尖峰信号能够较快回归至真实值附近。

进一步分析存在机械振动的静态称量环节的最终称量值,当优化卡尔曼滤波系统从动态给料环节向静态称量环节过渡时,过程激励噪声协方差减小,使得如图9a所示的状态协方差 P 随着采样点的推进由9.66快速下降,最终稳定收敛于1.1左右。依据式(7),按照 P 的收敛程度对静态称量环节的优化滤波值进行加权平均分配,从而得到如图9b所示的3组最终称量加权值。该结果与电子天平实测值的偏差控制在 ± 0.03 g范围内,与实际值精准贴合。

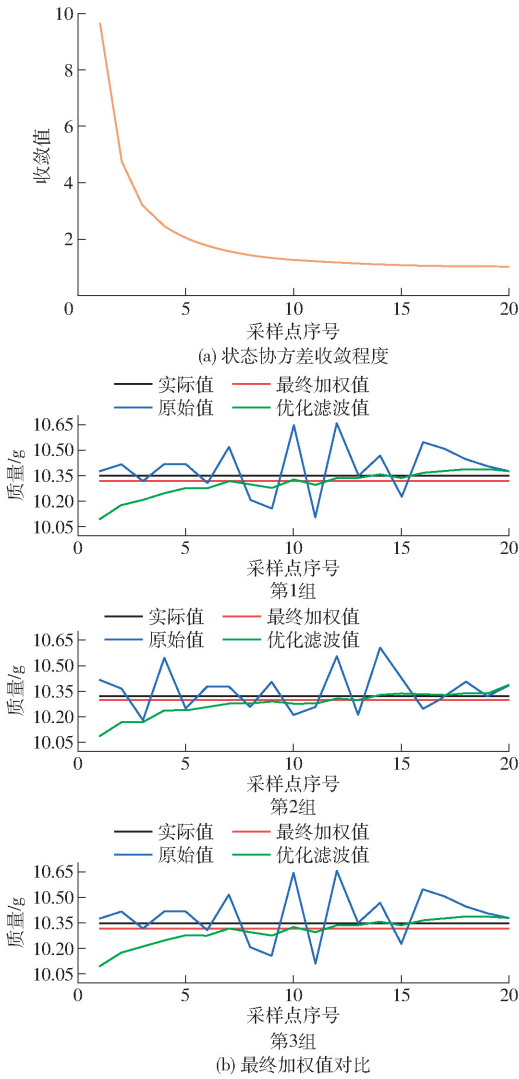


图9 机械振动下的静态称量最终结果

Fig.9 Final static weighing results under mechanical vibration

3.2 减速阶段不同算法对称量的影响

为验证所设计三段式-模糊PD控制算法的有效性,在保证各阶段控制参数一致性的前提下,针对减速给料阶段,分别采用固定速度(占空比17.50%)控制、传统PD控制和模糊PD控制3种策略开展定量称量试验,选择碧螺春绿茶作为试验物料,设定目标质量为10.00 g,每种方法分别重复10次。试验结果如图10所示,结果表明:固定速度控制时,虽可在4.2~4.9 s快速完成称量,但超调量为0.30~0.45 g,显著偏大,且波动范围大;传统PD控制能有效降低超调量(0.10~0.18 g),却因响应特性导致称量用时长达6.7~7.6 s,效率降低;而模糊PD控制通过动态调整控制参数,实现了控制性能的优化平衡,在保证称量时间为5.5~6.2 s的同时,超调量为0.20~0.29 g,兼顾了称量效率与精度需求具有明显的优势。

3.3 提前量对称量的影响

针对超调过大的问题,本文进一步提出自适应

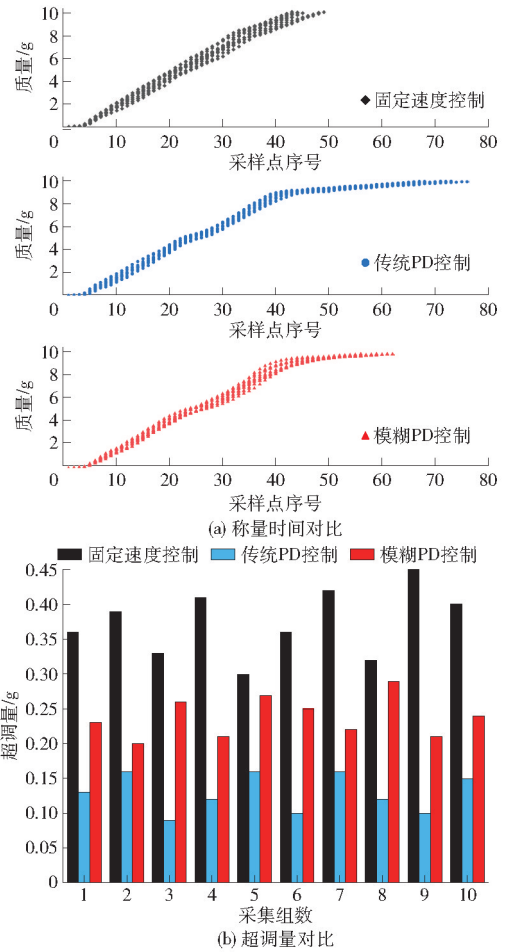


图10 减速阶段不同算法对比图

Fig.10 Comparison diagrams of different algorithms in deceleration stage

提前量迭代学习算法,并探究不同学习增益对称量系统提前量判定的影响机制。试验物料为碧螺春绿茶,设定期望目标量为10.00 g,首次提前量同设为10.00 g,选取学习增益为0.1、0.4、0.8的3种工况对比分析。如图11所示,当 $L=0.8$ (增益较大)时,系统收敛速度快,第1轮输出即逼近理想范围,但在9.91~10.13 g区间存在较大波动,稳定性欠佳;当 $L=0.1$ (增益较小)时,收敛进程放缓,第10轮才接近理想值,不过进入理想范围后波动幅度小,稳定在9.94~10.05 g区间。为实现快速收敛至理想范围与强稳定性的协同优化,提出学习增益自适应动态调整策略,在第3轮即可进入理想值范围,且波动控制在9.94~10.06 g区间,兼顾收敛效率与稳定性。

3.4 茶叶类型对称量的影响

为验证本文所提出的动态称量算法与系统在称量精度与速度方面的性能,进一步选择了3种形态差异显著的茶叶作为研究对象^[30-32],分别为碧螺春绿茶、龙井绿茶及武夷岩茶。如图12所示,碧螺春绿茶呈螺旋卷曲形,武夷岩茶为紧结扭曲条形,龙井绿茶则呈扁平直形。结合市场主流的茶叶小克重包

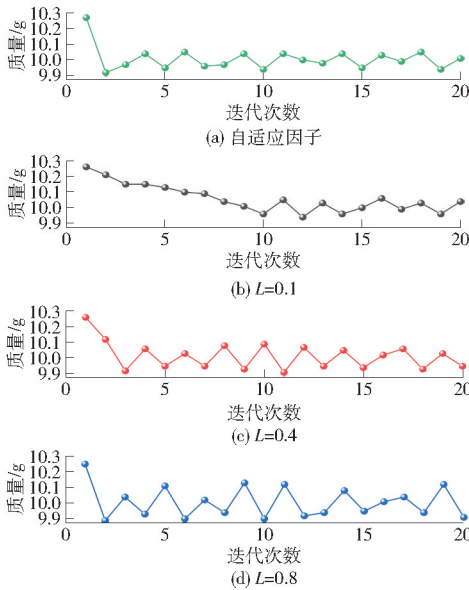


图 11 不同学习因子的迭代算法对比图

Fig. 11 Comparison diagram of iterative algorithms with different learning factors

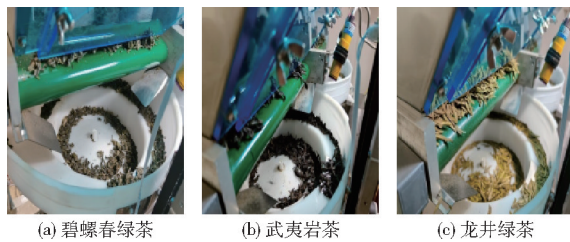


图 12 不同茶叶类型

Fig. 12 Different tea types

装需求,其单袋装填量通常为 8~20 g,因此,本试验将目标质量分别设定为 8、10、12、14、16、18、20 g 进行称量测试。试验过程中,确保称量系统的各项参数保持一致,且提前量迭代学习系统已进入稳定波动状态。其中,碧螺春绿茶、武夷岩茶与龙井绿茶 3 种茶叶的实际质量和静态称量环节得到的最终称量值之间的误差均处于较低水平(见表 3):均方误差 MSE 低于 0.001 g^2 ,平均绝对误差 MAE 和均方根误差 RMSE 均低于 0.04 g ,平均绝对百分比误差 MAPE 则稳定在 0.15% 左右。

表 3 不同茶叶类型预测质量与实际质量的误差

Tab. 3 Error of predicted weights and actual weights for different tea types

茶叶种类	MSE/ g^2	RMSE/g	MAE/g	MAPE/%
碧螺春绿茶	0.000 4	0.020 7	0.017 2	0.13
武夷岩茶	0.000 9	0.030 0	0.030 0	0.17
龙井绿茶	0.000 5	0.022 8	0.018 4	0.14

在称量精度方面,如图 13 所示,碧螺春绿茶与龙井绿茶的实际称量结果相对目标质量的偏差能够控制在 $\pm 0.06 \text{ g}$ 以内,而武夷岩茶的误差范围则在

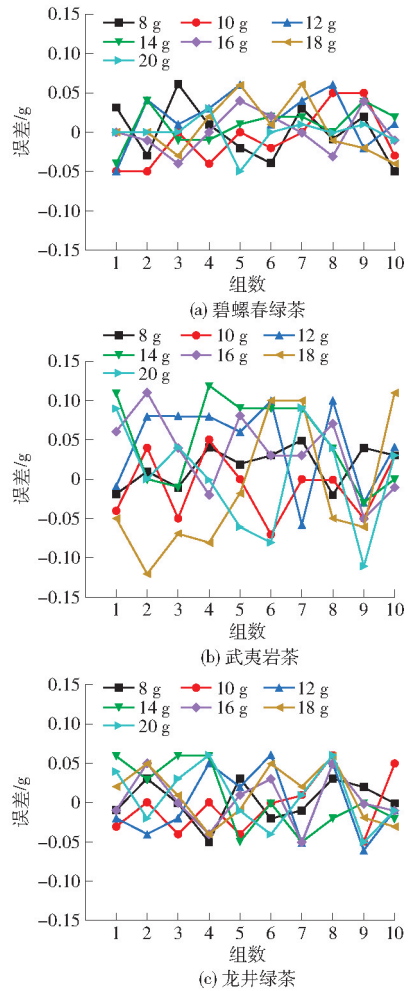


图 13 不同茶叶类型在不同目标质量下的称量误差变化曲线

Fig. 13 Weighing errors for different tea types under different target weights

$\pm 0.12 \text{ g}$ 以内。这一现象主要与茶叶的单颗粒质量相关:碧螺春绿茶和龙井绿茶的单个颗粒质量较小,其最大质量通常不超过 0.03 g ;武夷岩茶的单个颗粒质量较大,最大质量一般不超过 0.06 g 。在称量时间方面,如图 14 所示,3 种茶叶的称量时间整体均随着目标称量值的增加而延长。由于武夷岩茶(条形)与碧螺春绿茶(卷曲形)具有一定体积,流动性较好,且武夷岩茶因单体较大,称量时间更短,碧

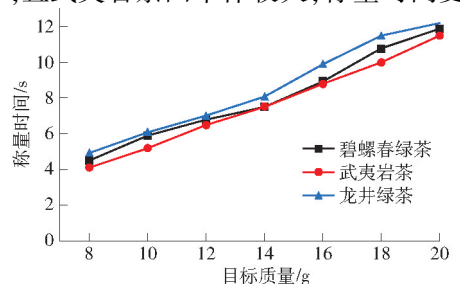


图 14 不同茶叶类型在不同目标质量下的称量时间变化曲线

Fig. 14 Weighing time of different tea types under different target weights

螺春绿茶次之;而龙井绿茶呈扁平形,流动性较差,导致其称量时间最长。不过,在同一目标质量下,不同茶叶的称量时间差异均在 ± 1 s以内,满足实际生产的需求。

4 结论

(1)针对茶叶称量全流程的干扰特性差异,通过优化卡尔曼滤波策略实现精准降噪:在动态给料环节,有效抑制机械振动高频噪声;在静态称量环节,使多个误差指标较传统卡尔曼滤波平均降幅超49.89%,最终静态称量值与电子天平实测值偏差控制在 ± 0.03 g内。同时,在料斗开启时消除阶跃信号跟踪滞后,在关闭时实现干扰抑制,上、下尖峰平均降幅分别达96.15%、97.95%。

(2)针对茶叶物料非线性、时变性特性,将动态

给料环节分为3个阶段,并重点优化减速阶段控制逻辑,引入模糊控制实现PD参数在线自整定动态修正 Δk_p 与 Δk_d ,兼顾了小包装茶叶生产对效率与精度的双重需求。此外,针对振动盘停振后物料惯性下落导致的超调问题,设计基于误差反馈的自适应学习增益模型,动态修正振动盘提前停止量,实现快速收敛与低波动的协同优化。

(3)选取碧螺春绿茶、龙井绿茶、武夷岩茶3种形态差异显著的茶叶,在目标质量8~20 g范围内开展验证试验。结果表明:碧螺春绿茶与龙井绿茶的称量偏差控制在 ± 0.06 g内,武夷岩茶因单颗粒质量较大偏差为 ± 0.12 g,3种茶叶同一目标质量下的称量时间差异小于等于 ± 1 s,满足企业对于小包装茶叶行业精度标准。同时,该称量系统也可为其他物料的高精度定量称量场景提供技术参考。

参 考 文 献

- [1] 宁梅,程峥,毛凯韵,等.茶叶包装研究现状及发展趋势[J].仲恺农业工程学院学报,2026,39(1):42-52.
NING Mei, CHENG Zheng, MAO Kaiyun, et al. The research status and development trend of tea package[J]. Journal of Zhongkai University of Agriculture and Engineering, 2026,39(1): 42-52. (in Chinese)
- [2] 张铭铭,范起业,李文萃,等.扁形绿茶标准化加工生产线的设计与应用[J].现代食品科技,2021,37(6):217-221.
ZHANG Mingming, FAN Qiye, LI Wencui, et al. Design and application of flat green tea standardized processing line[J]. Modern Food Science & Technology, 2021, 37(6): 217-221. (in Chinese)
- [3] 庄欣,赵瑞彬.食品包装机发展现状[J].科技资讯,2022,20(12):52-55.
ZHUANG Xin, ZHAO Ruibin. Development status of food packaging machine[J]. Science & Technology Information, 2022, 20(12): 52-55. (in Chinese)
- [4] 任少伟,杨传民,孟祥飞.基于PLC的全自动给袋式包装机称量控制系统研究[J].包装工程,2019,40(3):162-168.
REN Shaowei, YANG Chuanmin, MENG Xiangfei. Weighing control system of fully automatic bag-delivering packaging machine based on PLC[J]. Packaging Engineering, 2019, 40(3): 162-168. (in Chinese)
- [5] 丰会萍,胡亚南,闫琛钰,等.基于TIA Portal的多功能茶叶包装机控制系统设计[J].食品与机械,2017,33(7):85-88.
FENG Huiping, HU Ya'nan, YAN Chenyu, et al. Design of control system for multi-functional tea packaging machine based on TIA Portal[J]. Food and Machinery, 2017, 33(7): 85-88. (in Chinese)
- [6] 丰会萍,卫前伟,胡亚南,等.基于粒子群模糊PID的茶叶包装机定量称量控制[J].制造业自动化,2020,42(7):62-67.
FENG Huiping, Wei Qianwei, HU Ya'nan, et al. Quantitative weighing control of tea packaging machine based on particle swarm fuzzy PID[J]. Manufacturing Automation, 2020, 42(7): 62-67. (in Chinese)
- [7] 董祥辰,李冰莹,李永新,等.皮带秤动态称量用神经网络算法设计[J].计量学报,2020,41(5):573-577.
DONG Xiangchen, LI Bingying, LI Yongxin, et al. Design of neural network algorithm for dynamic weighing of belt weigher[J]. Acta Metrologica Sinica, 2020, 41(5): 573-577. (in Chinese)
- [8] REHMAN T, TAHIR W, LIM W. Kalman filtering for precise mass flow estimation on a conveyor belt weigh system[M]. Cham: Springer International Publishing, 2016: 329-338.
- [9] ZHOU C, BUTALA M D, XU Y, et al. FE-based bridge weigh-in-motion based on an adaptive augmented Kalman filter[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 218: 111530.
- [10] 王秦越,钱振华,贺关丽,等.基于扩展卡尔曼滤波的气力输送动态称量系统[J].计量学报,2022,43(5):624-628.
WANG Qinyue, QIAN Zhenhua, HE Guanli, et al. Dynamic weighing system of pneumatic conveying based on extended Kalman filter algorithm[J]. Acta Metrologica Sinica, 2022, 43(5): 624-628. (in Chinese)
- [11] 张丽珍,李旗明,吴迪,等.基于改进强跟踪无迹卡尔曼滤波的饵料动态称量算法[J].上海海洋大学学报,2023,32(5):967-977.
ZHANG Lizhen, LI Qiming, WU Di, et al. Dynamic weighing algorithm of bait based on improved strong tracking unscented

- Kalman filtering[J]. Journal of Shanghai Ocean University, 2023, 32(5): 967–977. (in Chinese)
- [12] 陈魏. 配料秤控制系统及其高精度动态称量技术研究[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2023.
CHEN Wei. Research on control system of batching scale and its high precision dynamic weighing technology[D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2023. (in Chinese)
- [13] 魏赫, 陈新. 基于改进的RBF神经网络车辆动态称量研究[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(9): 219–224.
WEI He, CHEN Xin. Research on vehicle weigh-in-motion by improved RBF neural network[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2021, 42(9): 219–224. (in Chinese)
- [14] 王嘉恩, 聂晓根. 食盐及其类形物的高精度定量包装设备研究[J]. 计量学报, 2022, 43(4): 494–500.
WANG Jiaen, NIE Xiaogen. Research on high precision quantitative packing equipment for salt and its kinds[J]. Acta Metrologica Sinica, 2022, 43(4): 494–500. (in Chinese)
- [15] 李丽, 李虹飞. 食品包装高精度计量控制方法[J]. 包装工程, 2021, 42(15): 253–257.
LI Li, LI Hongfei. High precision measurement control method of food packaging[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(15): 253–257. (in Chinese)
- [16] 索小娟, 卫前伟. 改进模糊PID的称量式包装机智能控制[J]. 包装与食品机械, 2020, 38(1): 55–60.
SUO Xiaojuan, WEI Qianwei. Intelligent control of weighing packaging machine based on improved fuzzy PID[J]. Packaging and Food Machinery, 2020, 38(1): 55–60. (in Chinese)
- [17] 孙春虎, 方愿捷. 一种改进型高精度定量称量系统的设计[J]. 包装与食品机械, 2023, 41(1): 86–90, 96.
SUN Chunhu, FANG Yuanjie. Design of an improved high precision quantitative weighing system[J]. Packaging and Food Machinery, 2023, 41(1): 86–90, 96. (in Chinese)
- [18] 陈锋. 基于PID算法的混凝土搅拌站自动投料控制系统研究[J]. 交通世界, 2024(30): 178–180.
CHEN Feng. Research on automatic feeding control system of concrete mixing plant based on PID algorithm[J]. TranspoWorld, 2024(30): 178–180. (in Chinese)
- [19] 高志龙. 混凝土搅拌站配料称量精度研究[D]. 郑州: 华北水利水电大学, 2020.
GAO Zhilong. Research on weighing accuracy of batching in concrete mixing plant[D]. Zhengzhou: North China University of Water Resources and Electric Power, 2020. (in Chinese)
- [20] MIEN T L. A fuzzy PID-based cascade control for continuous material weighing conveyor[J]. Advances in Science, Technology and Engineering Systems, 2019, 4(2): 112–118.
- [21] 方杰, 张杰, 马娟, 等. 基于神经网络PID算法的优化饲料配制系统[J]. 新疆农业科学, 2023, 60(4): 1003–1010.
FANG Jie, ZHANG Jie, MA Juan, et al. Research and optimization of feed preparation system based on neural network PID algorithm[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2023, 60(4): 1003–1010. (in Chinese)
- [22] 周百冬. 电磁振动式马铃薯排种器设计及试验研究[D]. 重庆: 西南大学, 2024.
ZHOU Baidong. Design and experimental research of electromagnetic vibration potato seed metering device[D]. Chongqing: Southwest University, 2024. (in Chinese)
- [23] 闫俏. 基于Workbench电磁振动盘给料机设计与仿真分析[D]. 马鞍山: 安徽工业大学, 2022.
YAN Qiao. Design and simulation analysis of Workbench vibrating plate feeding machine[D]. Ma'anshan: Anhui University of Technology, 2022. (in Chinese)
- [24] 邢洁洁, 徐丽明, 史丽娜, 等. 圆周电磁振动下单粒玉米种子运动特性分析[J]. 农业工程学报, 2016, 32(23): 21–28.
XING Jiejie, XU Liming, SHI Lina, et al. Analysis of movement characteristics of single corn seed under circular electromagnetic vibration[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(23): 21–28. (in Chinese)
- [25] 李冰莹. 电子皮带秤动态称量误差机理和补偿方法研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2022.
LING Bingying. The research on mechanism and compensation method of the dynamic weighing error of electronic belt weighers[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2022. (in Chinese)
- [26] 徐世伟, 胡德平, 鲍久圣, 等. 基于优化卡尔曼与TSO-BP神经网络的露天矿卡智能车载称重方法[J]. 煤炭学报, 2025, 50(增刊1): 668–684.
XU Shiwei, HU Deping, BAO Jiusheng, et al. Intelligent vehicle weighing method for open pit mine truck based on optimized Kalman and TSO-BP neural network[J]. Journal of China Coal Society, 2025, 50(Supp. 1): 668–684. (in Chinese)
- [27] 王梦瑶. 智能割草机路径跟随系统关键技术研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2023.
WANG Mengyao. Research on key technologies of intelligent mowers roadbed planning system[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2023. (in Chinese)
- [28] 姚颖飞, 陈学庚, 纪超, 等. 基于模糊PID控制的玉米精量播种机单体驱动器设计与试验[J]. 农业工程学报, 2022, 38(6): 12–21.
YAO Yingfei, CHEN Xuegeng, JI Chao, et al. Design and experiments of the single driver for maize precision seeders based on fuzzy PID control[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(6): 12–21. (in Chinese)

- antisense (+)- δ -cadinene synthase[J]. *Phytochemistry*, 2003, 62(1): 31–38.
- [21] WILSON F D, SMITH J N. Some genetic relationships between gland density and gossypol content in *Gossypium hirsutum* L. [J]. *Crop Science*, 1976, 16(6): 830–832.
- [22] SHE L, WANG N, XU Y, et al. Detection and counting of pigment glands in cotton leaves using improved U-Net[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2023, 13: 1075051.
- [23] XU Y, WANG G, SHAO L, et al. GlandSegNet: semantic segmentation model and area detection method for cotton leaf pigment glands[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 212: 108130.
- [24] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[J]. *arXiv Preprint*, arXiv:1505.04597, 2015.
- [25] ZHAO H, SHI J, QI X, et al. Pyramid scene parsing network[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2017: 6230–6239.
- [26] CHEN L, ZHU Y, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[C]//Computer Vision-ECCV 2018. Springer, 2018: 833–851.
- [27] ZHU S, MA W, LU J, et al. A novel approach for apple leaf disease image segmentation in complex scenes based on two-stage DeepLabv3+ with adaptive loss[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 204: 107539.
- [28] DIAO Z, GUO P, ZHANG B, et al. Maize crop row recognition algorithm based on improved UNet network[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 210: 107940.
- [29] XIE Z, KE Z, CHEN K, et al. A lightweight deep learning semantic segmentation model for optical-image-based post-harvest fruit ripeness analysis of sugar apples (*Annona squamosa*) [J]. *Agriculture*, 2024, 14(4): 591.
- [30] RAHMAN R, INDRIS C, ZHANG T, et al. On the real-time semantic segmentation of aphid clusters in the wild [C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE, 2023: 6299–6306.
- [31] CHAUDHURY A, WARD C, TALASAZ A, et al. Machine vision system for 3D plant phenotyping [C]//IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics. IEEE, 2019: 2009–2022.
- [32] 王纪章, 顾容榕, 孙力, 等. 基于 Kinect 相机的穴盘苗生长过程无损监测方法[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(2): 227–235.
- WANG Jizhang, GU Rongrong, SUN Li, et al. Non-destructive monitoring of plug seedling growth process based on Kinect camera[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(2): 227–235. (in Chinese)
- [33] FERDI Y. Data augmentation through background removal for apple leaf disease classification using the MobileNetV2 model [J]. *arXiv Preprint*, arXiv:2412.01854, 2024.
- [34] PAN H, HONG Y, SUN W, et al. Deep dual-resolution networks for real-time and accurate semantic segmentation of traffic scenes[C]//IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. IEEE, 2023: 3448–3460.
- [35] SUN K, ZHAO Y, JIANG B, et al. High-resolution representations for labeling pixels and regions[J]. *arXiv Preprint*, arXiv:1904.04514, 2019.
- [36] YU C, GAO C, WANG J, et al. BiSeNet V2: bilateral network with guided aggregation for real-time semantic segmentation [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2021, 129(11): 3051–3068.
- [37] WOO S, PARK J, LEE J, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]//Computer Vision-ECCV 2018. Springer, 2018: 3–19.
- [38] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2021: 13708–13717.
- [39] CHEN L, PAPANDREOU G, SCHROFF F, et al. Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation[J]. *arXiv Preprint*, arXiv:1706.05587, 2017.

(上接第 313 页)

- [29] 胡永光, 靳筱天, 张志, 等. 基于 AW-CPSO-Fuzzy-PID 的茶鲜叶分级输送速度控制器研究[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(4): 275–283.
- HU Yongguang, JIN Xiaotian, ZHANG Zhi, et al. Research on controller of fresh tea leaves grading transport speed based on AW-CPSO-Fuzzy-PID[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2025, 56(4): 275–283. (in Chinese)
- [30] 许继业, 彭佳堃, 蒯志远, 等. 代表性黄白化品种扁形绿茶化学品质特征解析[J]. *食品安全质量检测学报*, 2023, 14(6): 240–246.
- XU Jiye, PENG Jiakun, LIAN Zhiyuan, et al. Chemical quality characteristics of flat green tea made by representative etiolation and albino[J]. *Journal of Food Safety & Quality*, 2023, 14(6): 240–246. (in Chinese)
- [31] 朱河承, 王伟伟. 武夷岩茶的品质及加工技术研究进展[J]. *中国茶叶*, 2024, 46(9): 28–33.
- ZHU Hecheng, WANG Weiwei. Research progress on the quality and processing technology of Wuyi rock tea[J]. *China Tea*, 2024, 46(9): 28–33. (in Chinese)
- [32] 沈逸君. 苏州洞庭山碧螺春的制作工艺与要点[J]. *中国茶叶加工*, 2022(4): 47–50.
- SHEN Yijun. Process and key points of producing Biluochun in Suzhou Dongting mountain[J]. *China Tea Processing*, 2022(4): 47–50. (in Chinese)