

吴文福教授主持“智慧粮食基础探索”特约专栏文章之十/“新系统”分栏文章之二

DOI: 10.16210/j.cnki.1007-7561.2023.02.010

王锐, 王桂英, 吴文福, 等. 基于仿生智能算法的高水分玉米收购定等系统研究[J]. 粮油食品科技, 2023, 31(2): 74-82.

WANG R, WANG G Y, WU W F, et al. Research on the purchase grading system of high moisture corn based on bionic intelligent algorithm[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2023, 31(2): 74-82.

基于仿生智能算法的高水分玉米收购定等系统研究

王 锐^{1,2}, 王桂英¹, 吴文福^{1,2}, 韩 峰^{1,2}, 刘 哲¹,
马昀钊¹, 徐 岩¹, 张亚秋¹✉

(1. 吉林大学 生物与农业工程学院, 吉林 长春 130022;
2. 吉林大学, 吉林大学威海仿生研究院, 山东 威海 264402)

摘 要: 人工智能技术在解决传统农业难题方面表现出了无可比拟的优势。目前, 粮食收购中对高水分玉米的水分含量和等级判定仍然以人工感官检测为主, 存在工作量大、效率低、重复性差、主观性强等问题, 影响企业效益和农民利益。针对玉米高水分快速检测的技术难题, 采用机器视觉技术在挖掘玉米图像丰富信息的基础上, 以互信息熵为耦合程度作为评价指标, 研究了高水分玉米图像快速无损检测新方法及智能收购定等系统, 并对系统进行了测试。结果表明, 在实现“机器看水”仿生智能算法的基础上, 进行高水分玉米收购定等是一条值得探索的技术路径。

关键词: 高水分玉米; 图像检测; 多因子耦合; 收购定等

中图分类号: S-03; TS205 文献标识码: A 文章编号: 1007-7561(2023)02-0074-09

网络首发时间: 2023-03-09 17:06:45

网络首发地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3863.TS.20230309.1055.018.html>

Research on the Purchase Grading System of High Moisture Corn Based on Bionic Intelligent Algorithm

WANG Rui^{1,2}, WANG Gui-ying¹, WU Wen-fu^{1,2}, HAN Feng^{1,2}, LIU Zhe¹,
MA Yun-zhao¹, XU Yan¹, ZHANG Ya-qiu¹✉

(1. College of Biological and Agricultural Engineering, Jilin University, Changchun, Jilin 130022, China;
2. Weihai Biomimetic Research Institute of Jilin University, Jilin University, Weihai, Shandong 264402, China)

Abstract: Artificial intelligence technology has shown incomparable advantages in solving traditional

收稿日期: 2022-12-18

基金项目: 吉林省科技发展计划项目(2019102003JH); 国家重点研发计划(2017YFD0401402-04)

Supported by: Jilin Provincial Science and Technology Development Plan Project (No. 2019102003JH); National Key Research and Development Project of China (No. 2017YFD0401402-04)

作者简介: 王锐, 男, 1991 年出生, 博士, 吉林大学食品科学与工程博士后, 研究方向为粮油品质检测技术及装备应用开发。E-mail: wrui91@126.com

通讯作者: 张亚秋, 女, 1975 出生, 博士, 副教授, 研究方向为现代粮食收获、干燥及储藏的理论、技术与装备研究。E-mail: yaqiu@jlu.edu.cn

agricultural problems. At present, the determination of moisture content and grade of high moisture corn in grain purchase is still mainly based on artificial sensory detection. There are many problems such as heavy workload, low efficiency, poor repeatability, and strong subjectivity, which will cause the loss of grain quantity and quality, and this problems even affect the benefits of enterprises and farmers. Aiming at the technical difficulties in rapid detection of high moisture maize, this study obtains enlightenment from the experience of front line personnel in visual measurement of moisture. Based on mining the rich information in corn kernel images, a new bionic image rapid nondestructive measurement method using the mutual information entropy as the coupling degree evaluation index, were studied then a intelligent purchase grading system of high moisture corn were developed and tested. The test results show that on the basis of realization of the bionic intelligent algorithm of 'watching moisture by machine', the purchase of high moisture corn is a technical path worth exploring.

Key words: high moisture corn; image detection; multi factor coupling; purchase grading

人工智能技术在传统农业生产的前中后各个阶段中广泛应用, 涉及种植业、畜牧业、渔业等农业领域, 部分或全部替代人力, 助力实现农业生产的智能管理和精确管控, 提高生产效率和产品品质, 减少环境污染, 以其独特的技术优势, 表现出了巨大的应用潜力^[1-4]。将机器视觉技术与机器学习、深度学习等智能算法相结合, 是目前农业人工智能中广泛使用的检测手段, 多用于农作物识别与检测^[5-9]、农作物病虫害诊断^[8-10]以及农作物生产精准管控^[11-13]等。

作为我国三大主粮作物之一的玉米, 收购中一般具有较高的水分, 物理和生化特性不稳定, 易受微生物和生物侵害而造成损失。实际收购中高水分玉米的快速检测技术尚不过关, 仍以人工感官检测为主, 存在工作量大、效率低、重复性差、主观性强等问题, 一方面造成粮食数量损失和质量下降, 另一方面会影响农民利益和企业效益。

机器视觉技术采用机器模拟人的视觉功能, 替代人眼进行识别并作出判断, 完成检测任务。相比于人工感官检测, 机器视觉技术能够从根本上避免由于检测人员身心疲劳或技能疏忽造成的检测效率低、重复性差、主观性强等问题, 具有广阔的应用前景, 为高水分玉米的快速、无损检测提供了新的技术手段与方法。

由于不同品种玉米籽粒外观存在一定的差异, 传统的图像检测方法通常需要针对各品种单独建立水分预测模型, 从而在一定程度上限制了

图像检测法的应用。现有的玉米水分建模方法对影响水分的各因素缺乏系统的分析, 在水分预测过程中缺乏对输入和输出参数之间强耦合关系的分析, 难以解决多变量与水分强关联耦合时的水分预测问题。此外, 现有的玉米定等方法过程繁琐, 品质检测仪器、设备功能单一, 难以满足收购过程中玉米多参数快速检测及定等的需求。

为此, 本文采用模仿人工检测的方式利用图像处理技术研究高水分玉米的快速检测方法及智能定等系统。从多因子耦合的角度出发, 以互信息熵为耦合程度作为评价指标, 建立高水分玉米图像检测模型, 实现跨品种间高水分玉米的快速、无损检测, 并基于检测数值完成玉米的质量定等, 在以实现“机器看水”仿生智能算法的基础上, 为高水分玉米收购定等技术方法及系统的开发提供一种新的思路。

1 智能收购定等系统组成

按质定等是粮食收购中的必要环节。为满足实际收购中高水分玉米多参数快速检测及质量定等的需求, 本研究利用 LabVIEW 平台开发了一种基于“机器看水”的高水分玉米收购智能定等系统^[14]。

1.1 系统结构

系统的硬件结构如图 1 所示, 主要包括电脑、成像单元 (370×255×90 mm) 和电子秤 (ASC-A, 精度 1 g, 量程 6 000 g), 其中成像单元由扫描仪 (Epson V39)、3D 打印取样板 (290×210×10 mm)

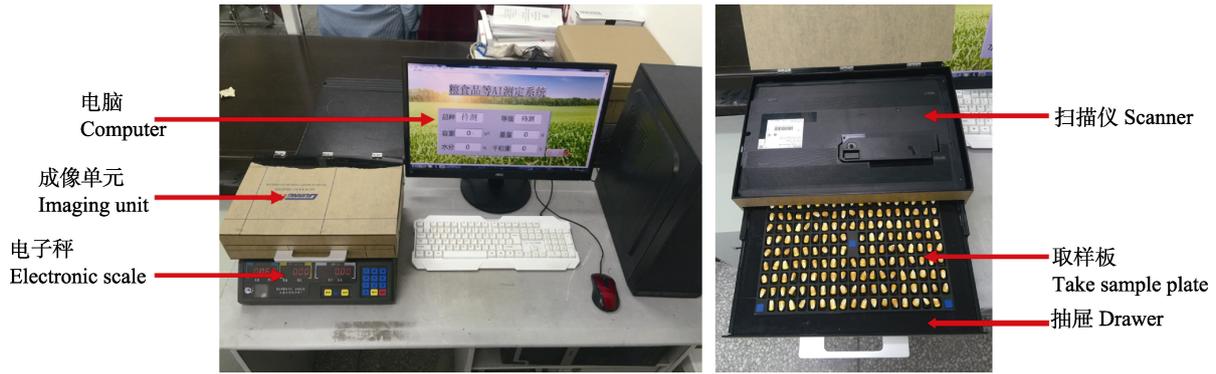


图 1 玉米图像采集系统
Fig.1 Corn image acquisition System

和黑色亚克力抽屉组成。成像单元（3 700 g）置于电子秤上，用以同时获取玉米籽粒的图像和重量。

1.2 系统工作原理

1.2.1 玉米图像采集流程

玉米图像采集流程如图 2 所示，包括：（1）取样，抓取足够数量的玉米籽粒放在取样板上，用尺子轻轻刮除多余的籽粒，确保取样板上每个型孔中仅含有一个籽粒；（2）放样，将装有玉米

籽粒的取样板放置在成像单元抽屉上并推入至扫描仪的扫描区域；（3）检测与显示，扫描仪和电子秤通过 USB 接口与电脑相连，可将玉米籽粒的图像和重量实时传输至电脑，用于进行后续分析。

1.2.2 玉米多参数仿生智能算法检测原理

玉米多参数检测原理如图 3 所示，包括以下流程：（1）对待测玉米籽粒进行图像采集与籽粒称重，并将采集到的籽粒图像进行预处理，用以进行后续图像品质检测；（2）对处理后的籽粒图

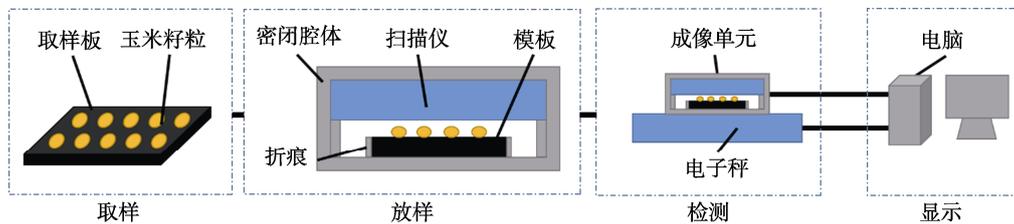


图 2 玉米图像采集流程
Fig.2 Corn image acquisition process

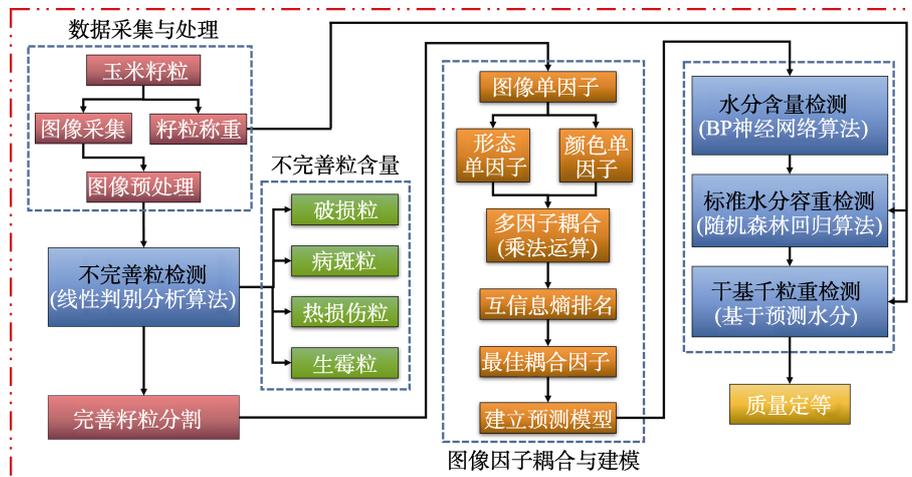


图 3 玉米多参数图像检测原理图
Fig.3 Schematic diagram of corn multi parameter image detection

像进行不完善粒检测(包括破损粒、病斑粒、热损伤粒和生霉粒),并计算图像中的不完善粒含量作为质量定等指标;(3)将图像中所检测的不完善粒进行分割,而后提取完善籽粒的图像因子;(4)利用图像因子进行多因子耦合,筛选出适用于玉米品质预测的最佳图像耦合因子,并建立品质预测模型;(5)根据籽粒图像中所检测的不完善粒含量、水分含量、标准水分容重和干基千粒重进行玉米质量定等。

2 系统性能测试

2.1 材料与方法

2.1.1 实验材料

本文以吉林省广泛种植的黄玉米(农大 86、农大 108、农大 4967 和先玉 335)为研究对象,

玉米样品如图 4 所示。所选取的 4 个品种玉米在颜色和粒型上存在较为明显的差异,且分别在不同的种植地进行采收,以增加玉米样品的多样性。采收的玉米穗通过密封袋保存并存放在 4 °C 恒温箱内,待使用时取出。

实验开始前,从恒温箱内将玉米穗取出,手工脱粒后置于室温(18 °C)下 30 min 使其恢复至室温。根据 GB/T10362—2008《玉米水分测定》^[15]中规定,使用二次烘干法测得玉米样品的初始水分分别为:30.6%(农大 86)、31.9%(农大 108)、25.7%(农大 4967)和 30.7%(先玉 335)。将各品种玉米籽粒平均分成 5~7 组(每组 3 kg),分别处理成湿基水分,在初始水分到 14%之间以 2%水分梯度近似均匀分布的样品。为确保样品的一致性,所有样品均使用干燥法进行降水处理。

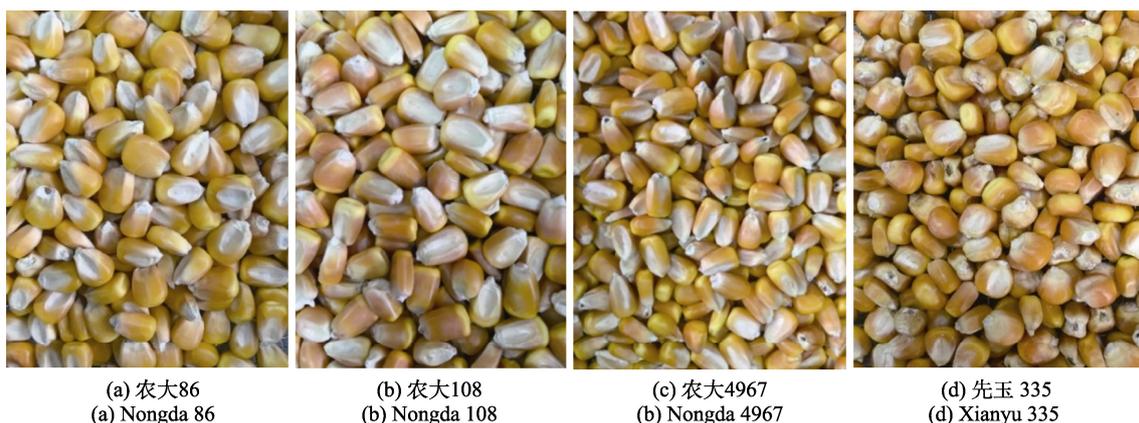


图 4 玉米样品

Fig. 4 Corn samples

2.1.2 实验方法

2.1.2.1 人工定值方法 容重按国家标准 GB/T 5498—2013《粮油检测 容重测定》^[16]测定,其中将各品种 14%水分时的容重作为标准水分容重。千粒重按国家标准 GB/T 5519—2018《谷物与豆类 千粒重的测定》^[17]测定。

2.1.2.2 玉米图像采集方法 各品种玉米的图像采集按水分梯度从高至低依次进行,在图像采集前将样品倒入玻璃罐中充分混合以确保样品水分均匀。图像采集在成像单元(图 1)内进行,以避免环境光线对成像的影响。每个水分的样品共采集 30 张图像,所有图像均以 300 dpi 分辨率进

行扫描,图像像素为 2 550×3 509。

2.1.2.3 玉米图像数据集划分方法 本文所用玉米图像数据集共包括 540 张图像,其中农大 86 样品 180 张,农大 108 样品 210 张,农大 4967 样品 150 张,先玉 335 样品 180 张。研究表明,模型训练样本的划分对于模型的预测性能影响较大^[18]。为了获得更好的玉米水分预测精度和稳定性,采用分层抽样法对玉米图像数据集进行划分。划分后的数据集如表 1 所示,具体划分过程如下:

- a) 取农大 86 图像数据集(共 6 个水分梯度),按水分梯度进行分层(共分 6 层),每层 30 张;
- b) 在各层图像中随机选择 70%(21 张)作

为训练样本，其余 30%（9 张）作为测试样本；

c) 将 6 层中所有的训练样本作为训练集（共 21×6=126 张），所有的测试样本作为测试集（共 9×6=54 张），完成农大 86 数据集的划分；

d) 对农大 108、农大 4967 和先玉 335 分别重复 a~c 步骤，完成玉米图像数据集的划分，划分后的数据及如表 1 所示。

表 1 玉米图像数据集划分
Table 1 Division sheet of corn image dataset

玉米品种	数据集	训练集	测试集
农大 86	180	126	54
农大 108	210	147	63
农大 4967	150	105	45
先玉 335	180	126	54

2.1.2.4 玉米多参数检测方法 为了测试玉米智能定等系统的多参数检测方法的精度和稳定性，在取样时人为添加 20 个不完善粒并随机摆放(病斑粒、破碎粒、热损伤粒和发霉粒各 5 粒)，则每张玉米图像中共包含 20 个不完善粒和 164 个完善籽粒。在图像采集前，使用电子秤（精度 0.01 g）

对图像中的 20 个不完善粒进行称重,用以计算图像中不完善粒的真实含量 ω_1 (%)，计算方法如下：

$$\omega_1 = \frac{m_1}{m} \times 100 \quad (1)$$

式中， m_1 为 20 个不完善籽粒的总重量 (g)， m 为 184 个籽粒的总重量 (g)。

2.1.2.5 玉米品质评估指标 系统测试结果采用均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 和平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 进行评估，计算方式如下：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (3)$$

式中， \hat{y}_i 为模型预测值， y_i 为真实测量值， \bar{y} 为 y_i 的平均值， n 为样本数量。

2.2 结果与分析

2.2.1 不完善粒含量检测结果

系统不完善粒含量检测结果误差如图 5 所示，由于玉米品种识别方法准确率为 100%，因

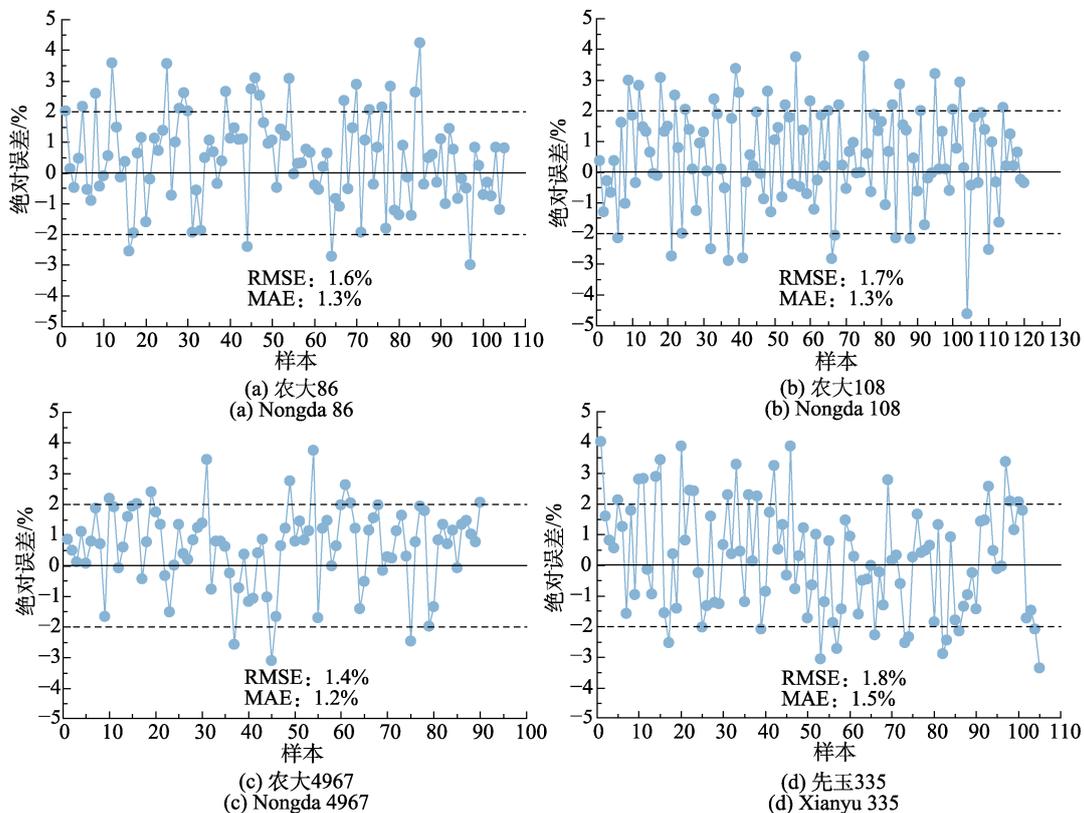


图 5 系统不完善粒含量检测误差
Fig.5 Detection error of system particle content

此不在结果中讨论。从图 5 中可以看出,玉米不完善粒含量检测的 RMSE 为 1.4%~1.8%, MAE 为 1.2%~1.5%, 其中大部分样本的绝对误差范围在 $\pm 2\%$ 内, 表明本系统具有较好的玉米不完善粒检测精度, 可用于农大 86、农大 108、农大 4967 和先玉 335 四个品种高水分玉米的不完善粒检测。

2.2.2 水分含量检测结果

系统水分含量检测误差如图 6 所示。从图 6 中可以看出, 玉米水分含量预测的 RMSE 为 0.9%~1.3%, MAE 为 0.8%~1.1%, 其中大部分样本的绝对误差范围在 $\pm 1.5\%$ 内, 表明本系统具有较好的玉米水分含量检测结果, 可用于高水分农大 86、农大 108、农大 4967 和先玉 335 跨品种间水分含量的检测。

2.2.3 标准水分容重检测结果

系统标准水分容重检测误差如图 7 所示。从图 7 中可以看出, 玉米标准水分容重预测的 RMSE 为 6.3~7.3 g/L, MAE 为 5.2~6.1 g/L, 其中大部分样本的绝对误差范围在 ± 10 g/L 内, 表明本系统具有较好的玉米标准水分容重检测结果, 可

用于农大 86、农大 108、农大 4967 和先玉 335 四个品种高水分玉米的标准水分容重检测。

2.2.4 干基千粒重检测结果

系统干基千粒重检测误差如图 8 所示。从图 8 中可以看出, 玉米干基千粒重的 RMSE 为 4.5~6.9 g, MAE 为 3.8~5.7 g, 其中大部分样本的绝对误差范围在 ± 7.5 g 内, 表明本系统具有较好的玉米干基千粒重检测结果, 可用于农大 86、农大 108、农大 4967 和先玉 335 四个品种高水分玉米的干基千粒重检测。

2.2.5 质量定等检测结果

系统质量定等结果如图 9 所示。图 9 (a) 为根据系统检测的标准水分 (14%) 容重进行质量定等的结果, 其中玉米的标准水分容重检测结果大于或等于 720 g/L 时判定为 1 等玉米。结果表明, 4 个品种玉米的标准水分检测容重预测值均超过 720 g/L 满足 1 等玉米要求, 但 4 个品种玉米的标准水分容重预测值相互重叠, 无法进一步区分玉米的质量差异。图 9 (b) 为根据系统检测的干基千粒重进行玉米质量定等的结果, 其中干

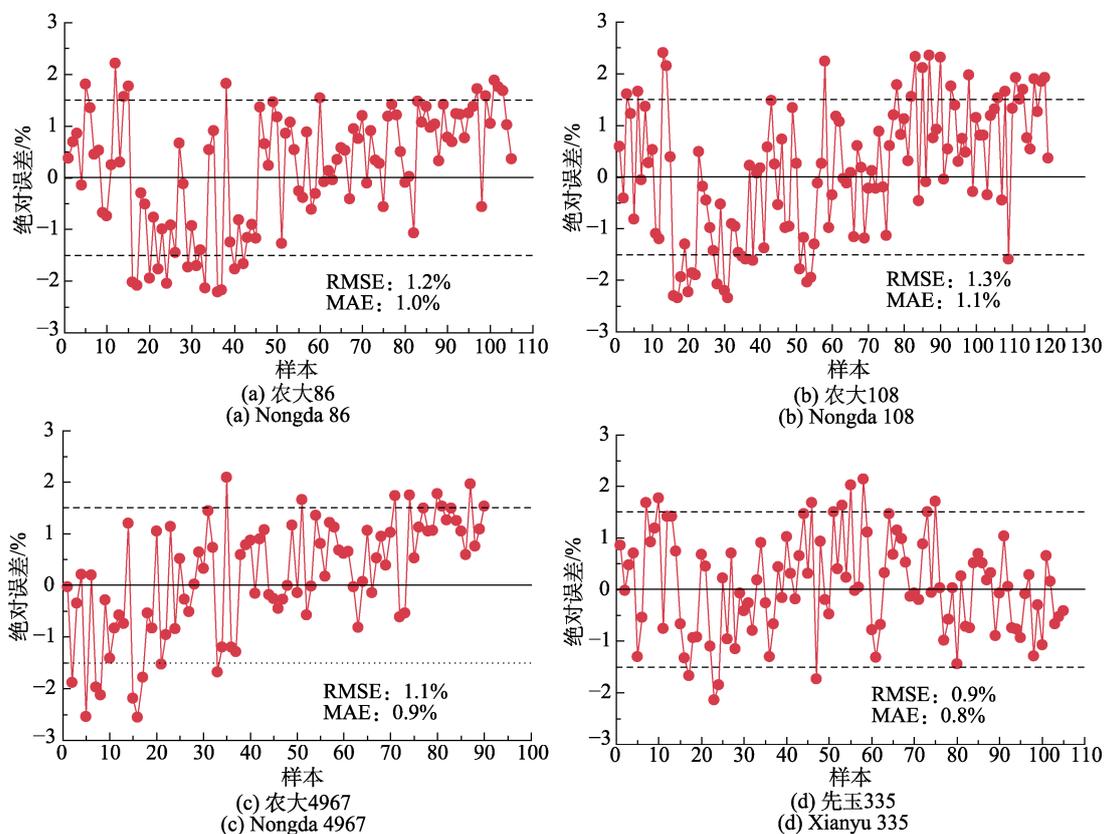


图 6 系统水分含量检测误差

Fig.6 Detection error of system moisture content

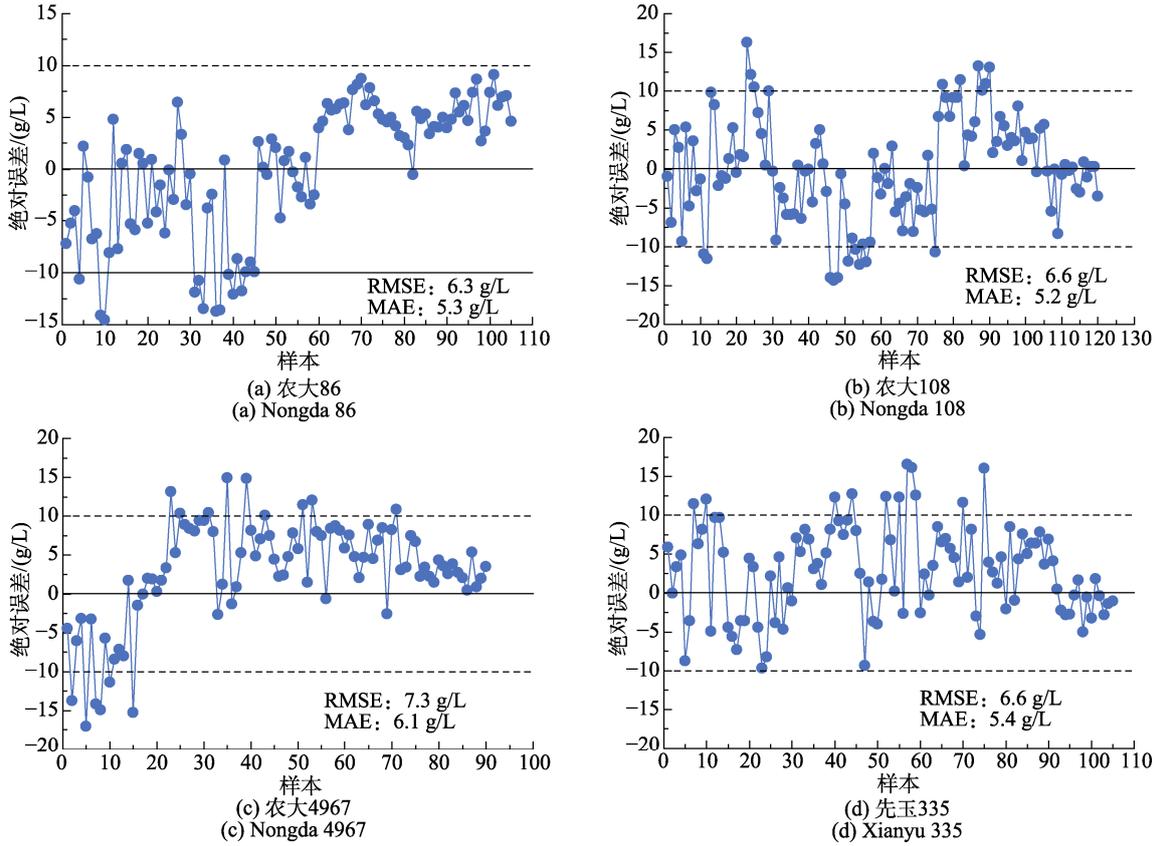


图 7 系统标准水分容重检测误差

Fig. 7 Measurement error of standard moisture unit weight of the system

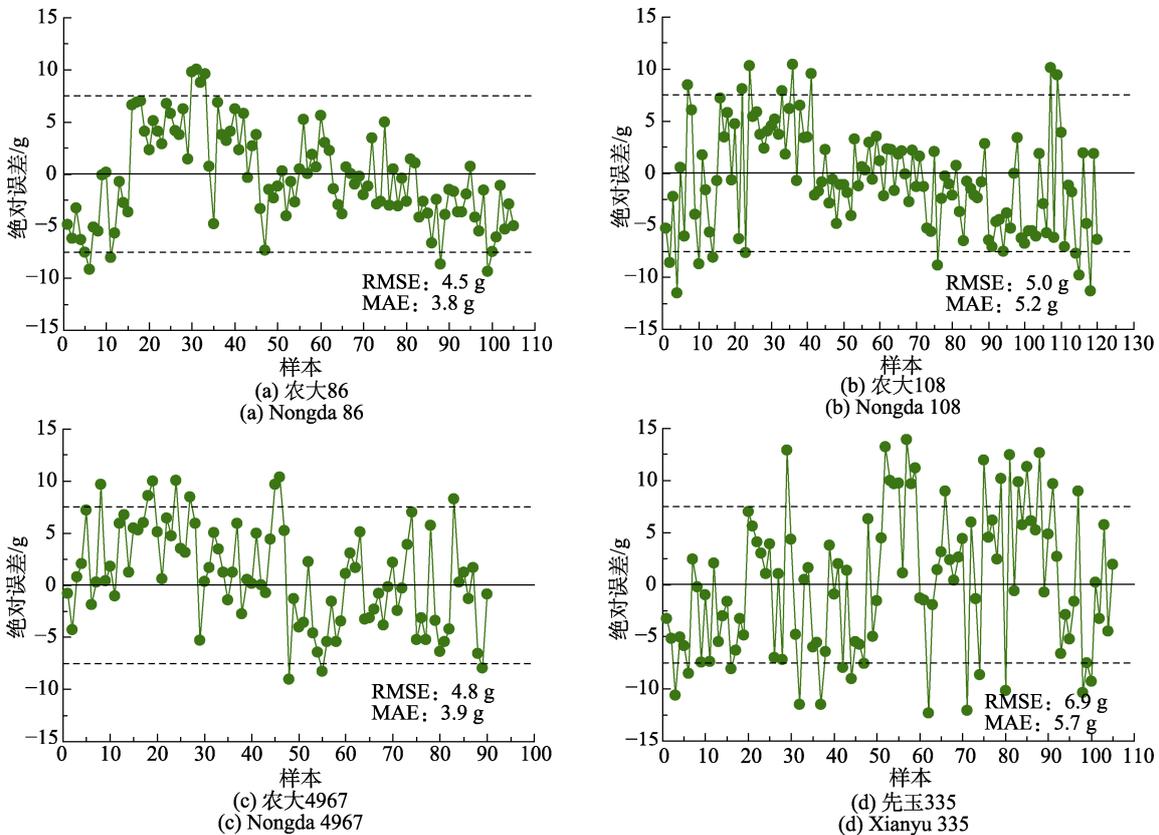


图 8 系统干基千粒重检测误差

Fig.8 Detection error of system 1 000 grain weight on dry basis

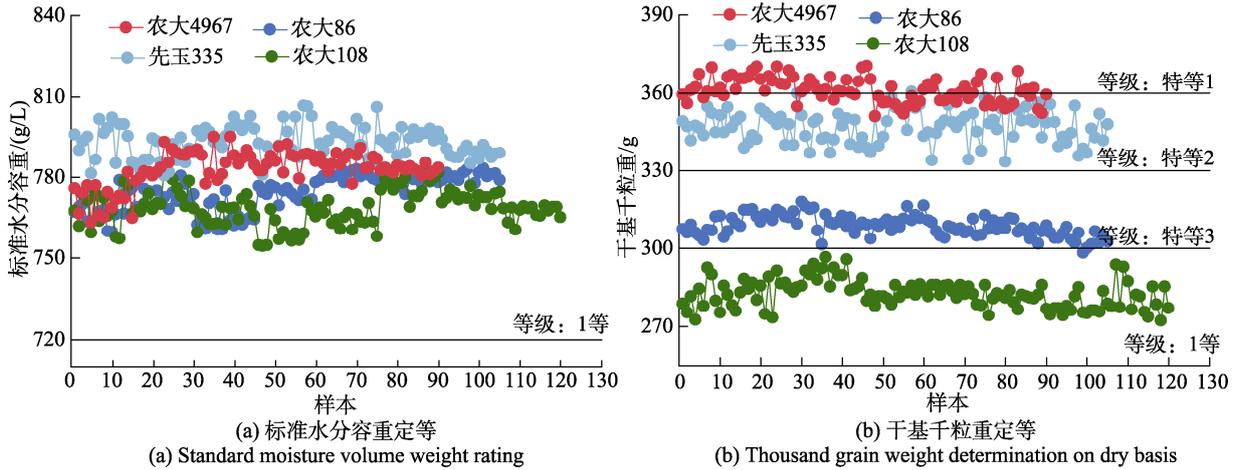


图 9 系统质量定等结果

Fig.9 Rating results of system quality

基千粒重检测结果小于 300 g 时判定为 1 等玉米，在 300~330 g 范围内时判定为特等 3，在 330~360 g 范围内时判定为特等 2，超过 360 g 时判定为特等 1。结果表明，以干基千粒重为定等指标在满足 1 等玉米要求的基础上，可实现 4 个品种玉米质量等级的进一步划分，其中农大 4967 为特等 1，先玉 335 为特等 2，农大 86 为特等 3，农大 108 为 1 等，该结果验证了所提出基于干基千粒重的玉米质量等级优化方法的可行性。综上结果表明，玉米收购智能定等系统可满足实际收购应用的需求。

2.2.6 系统检测效率

系统多参数检测效率如图 10 所示，主要包括玉米取样时间和系统检测时间。玉米取样时间与其水分含量相关，以农大 86 玉米样品为例，当水分含量超过 22% 时，籽粒表面湿软，与取样板间的摩擦力较大，采用本研究中的取样方法（抓取

足够数量的玉米籽粒放在取样板上，用尺子轻轻刮除多余的籽粒，确保取样板上每个型孔中仅含有一个籽粒）进行取样时，进行 1 次取样需花费 2~5 min 时间；而当水分含量小于 22% 时，籽粒表面干硬，用尺子或手轻轻刮除即可实现玉米籽粒的快速取样，进行 1 次取样仅需约 1 min 时间。系统多参数检测时间主要为扫描仪采集图像的时间，与电脑处理器性能相关，本研究中扫描仪进行 1 次图像采集的时间小于 1 min；系统进行图像处理与品质检测可在几秒内完成。

3 结论

本文对高水分收购玉米的不完善粒含量、标准水分容重预测、干基千粒重检测及质量定等优化方法进行了研究，利用 LabVIEW 平台开发了一套玉米收购智能定等系统，并进行了系统多参数检测及质量定等测试。主要结论如下：

(1) 提出了玉米多参数图像检测方法，以仿生智能算法为基础，从多因子耦合的角度出发，建立玉米品质预测模型，实现了高水分收购玉米的不完善粒含量、标准水分容重预测、干基千粒重多品质指标快速、无损检测及质量定等。

(2) 开发了玉米收购智能定等系统，在仿生智能算法的基础上实现了高水分收购玉米的“机器看水”，操作简单，成本较低。相比于人工感官检测，可有效避免由于检测人员身心疲劳或技能疏忽造成的检测效率低、重复性差、主观性强等问题。

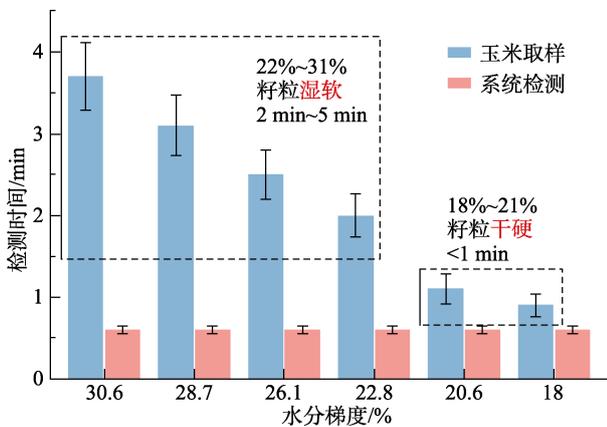


图 10 系统多参数检测效率 (农大 86)

Fig.10 Multi parameter detection efficiency of the system (Nongda 86)

(3) 以农大 86、农大 108、农大 4967 和先玉 335 四个品种玉米为研究对象, 对玉米收购智能定等系统进行了测试。测试结果表明, 系统具有较好的稳定性和自适应性, 为高水分玉米收购定等技术方法及系统的开发提供一种新的思路。

参考文献:

- [1] 吴文福, 王雨佳, 李姝晓, 等. 粮仓哲学—对储粮科技走向智慧化的哲学思考[J]. 粮油食品科技, 2023, 31(2): 1-10.
WU W F, WANG Y J, LI S Y, et al. Granary philosophy - philosophical thinking on the intelligence of grain storage science and technology[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2023, 31(2): 1-10.
- [2] 吴文福, 乌云山丹, 陈凯, 等. 机理/数据联合驱动储备粮数字监管智能方法[J]. 粮油食品科技, 2023, 31(2): 11-17.
WU W F, WU Y S D, CHEN K, et al. The digital intelligence method for stored grain supervision based on mechanism and data[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2023, 31(2): 11-17.
- [3] 刘哲, 陈凯, 吴文福, 等. 多功能储粮安全现场快速检测分析仪的研究[J]. 粮油食品科技, 2023, 31(2): 56-65.
LIU Z, CHEN K, WU W F, et al. Study on multifunctional analyzer for rapid detection of grain storage safety[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2023, 31(2): 56-65.
- [4] 兰玉彬, 王天伟, 陈盛德, 等. 农业人工智能技术: 现代农业科技的翅膀[J]. 华南农业大学学报, 2020, 41(6): 1-13.
LAN Y B, WANG T W, CHEN S D, et al. Agricultural artificial intelligence technology: wings of modern agricultural science and technology[J]. Journal of South China Agricultural University, 2020, 41 (6): 1-13.
- [5] 张乐, 金秀, 傅雷扬, 等. 基于 Faster R-CNN 深度网络的油菜田间杂草识别方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(2): 304-312.
ZHANG L, JIN X, FU L Y, et al. Rape field weed identification method based on Faster R-CNN depth network[J]. Progress in Laser and Optoelectronics, 2020, 57 (2): 304-312.
- [6] CAMPBELL T, FEARN S P. Simple remote sensing detection of *Corymbia calophylla* flowers using common 3 -band imaging sensors[J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2018, 11: 51-63.
- [7] 王书志, 宋广虎, 冯全. 基于深度卷积神经网络的葡萄新梢图像分割[J]. 沈阳农业大学学报, 2019, 50(4): 454-462.
WANG S Z, SONG G H, FENG Q. Grape shoot image segmentation based on depth convolution neural network[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2019, 50(4): 454-462.
- [8] 邓朋飞, 官铮, 王宇阳, 等. 基于迁移学习和模型压缩的玉米病害识别方法[J]. 计算机科学, 2022, 49(S2): 444-449.
DENG P F, GUAN Z, WANG Y Y, et al. Corn disease identification method based on migration learning and model compression[J]. Computer Science, 2022, 49 (S2): 444-449.
- [9] 冯晓, 李丹丹, 王文君, 等. 基于轻量级卷积神经网络和迁移学习的小麦叶部病害图像识别[J]. 河南农业科学, 2021, 50(4): 174-180.
FENG X, LI D D, WANG W J, et al. Wheat leaf disease image recognition based on lightweight convolution neural network and transfer learning[J]. Henan Agricultural Sciences, 2021, 50 (4): 174-180.
- [10] 许景辉, 邵明辉, 王一琛, 等. 基于迁移学习的卷积神经网络玉米病害图像识别[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 230-236+253.
XU J H, SHAO M Y, WANG Y C, et al. Corn disease image recognition based on convolution neural network of transfer learning[J]. Journal of Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 230-236+253.
- [11] ZHOU C, YE H, HU J. Automated counting of rice panicle by applying deep learning model to images from unmanned aerial vehicle platform[J]. Sensors, 2019, 19(14): 3016.
- [12] JIANG H, HU H, ZHONG R, et al. A deep learning approach to conflating heterogeneous geospatial data for corn yield estimation: A case study of the US Corn Belt at the county level[J]. Global Change Biology, 2020, 26(3): 1754-1766.
- [13] 袁帅, 宗立波, 熊慧君, 等. 一种智慧果园系统的设计与实现[J]. 农业工程, 2019, 9(4): 20-25.
YUAN S, ZONG L B, XIONG H J, et al. Design and implementation of a smart orchard system[J]. Agricultural Engineering, 2019, 9 (4): 20-25.
- [14] WANG R, HAN F, JIN Y, et al. Correlation between moisture content and machine vision image characteristics of corn kernels[J]. International Journal of Food Properties, 2020, 23(1): 319-328.
- [15] 国家粮食局. 粮油检测 玉米水分测定: GB/T 10362—2008[S]. 北京: 中国标准出版社, 2009.
State Administration of Grain. Cereals and oils determination of corn moisture: GB/T 10362—2008[S]. Beijing: China Standards Press, 2009.
- [16] 国家粮食局. 粮油检验 容重测定: GB/T 5498—2013[S]. 北京: 中国标准出版社, 2014.
State Administration of Grain. Inspection of cereals and oils determination of unit weight: GB/T 5498—2013[S]. Beijing: China Standards Press, 2014.
- [17] 国家粮食局. 谷物与豆类 千粒重的测定: GB/T 5519—2018[S]. 北京: 中国标准出版社, 2018.
State Administration of Grain. Determination of 1000 grain weight of cereals and beans: GB/T 5519—2018[S]. Beijing: China Standards Press, 2018.
- [18] 王启阳. 基于机器学习的储粮品质预测方法及应用研究[D]. 吉林大学, 2021.
WANG Q Y. Research on the prediction method and application of stored grain quality based on machine learning [D]. Jilin University, 2021. 完

备注: 本文的彩色图表可从本刊官网 (<http://lyspkj.ijournal.cn>)、中国知网、万方、维普、超星等数据库下载获取。