

基于机器视觉技术的玉米种子精选方法研究

韩小伟¹ 周江明¹ 高英波² 田雪慧¹ 李明军¹

郝延杰¹ 李伟¹ 李树兵¹ 刘树泽¹

(¹滨州市农业科学院, 256600, 山东滨州; ²山东省农业科学院玉米研究所/小麦玉米国家工程实验室/
农业农村部黄淮海北部玉米生物学与遗传育种重点实验室, 250100, 山东济南)

摘要 为进一步提高玉米种子发芽率, 探讨适宜的种子精选方法及参数, 以郑单 958 为材料, 通过种子形态自动化识别软件 (Seed Identification) 获取单粒玉米种子物理参数, 并进行单粒种子发芽试验, 研究玉米种子活力指标与其形态物理参数之间的相关性, 筛选最优精选指标, 同时采用单一指标分类法、二元逻辑回归模型和多层感知器神经网络模型预测种子发芽率, 确定最佳精选方法。结果表明, 幼苗芽长、根长、鲜重与种子物理参数 R、A、S、B3 呈显著相关。分别按 $170 \leq R \leq 190$ 、 $10 \leq A \leq 20$ 、 $16 \leq S \leq 24$ 、 $71 \leq B3 \leq 79$ 进行单一指标精选, 其发芽率由未筛选前的 66.0% 分别提升至 72.1%、73.7%、75.0%、73.6%, 获选率分别为 56.8%、63.6%、52.3% 和 50.8%; 二元逻辑回归模型方法使种子发芽率提高至 80.9%, 种子发芽获选率 88.4%, 模型稳定率 97.3%; 多层感知器神经网络模型方法下种子发芽率提高至 82.9%, 种子发芽获选率 89.5%, 模型稳定率 97.7%。综上, 物理指标 R、A、S 和 B3 值可作为玉米种子精选参数; 相比单一指标和二元逻辑回归模型, 多层感知器神经网络模型在预测种子发芽率、获选率和稳定性方面具有较强优势, 可确定为最佳精选方法。

关键词 玉米种子; 精选方法; 物理参数; 机器视觉技术; 多层感知器神经网络模型

玉米是世界上总产量位居首位的粮食作物, 其总产量基本维持在 10 亿 t 以上, 同时中国也是玉米种植面积最大、产量最高的国家之一, 仅次于美国, 是世界第二大玉米生产国^[1-2]。玉米在满足市场需求的前提下已成为保障国家粮食安全的主力军^[3]。种子是富有生命力的重要农业生产资料, 优质的种质资源是实现农作物高产、稳产、优质的基础^[4]。随着玉米产业不断蓬勃发展, “精播”理念已深入农业生产的各个方面, 对种子质量要求也越发严格, 鉴别并精选种子理化指标成为当今研究的热点和突破口^[5]。当前, 种子精选技术主要包括高光谱图像技术、介电技术、X 射线技术和近红外技术等, 但由于成本相对较高、作业效率低及对相关技术人员专业要求较高, 导致这些前沿技术无法被大规模推广^[6-9]。计算机技术和图像采集技术的迅猛发展使机器视觉技术在农业智能化领域占据重要的位置, 尤其在智能化种子质量精选及分级工序中被广泛应用, 研究人员利用此项技术实现了玉米^[10]、大豆^[11]、蚕豆^[12]等作物的种质资源分类筛选, 这对种子精选的智能化、精准化、高效率具有重要意义。

模型分类已广泛应用于现代农业生产中^[13-14], 其中神经网络模型在图像处理领域以出色的集体计算能力和鲁棒性广泛应用于农作物病虫害识别分类^[15]、作物产量预测^[16]及种子精选^[17-18]等方面。王润涛等^[19]基于机器视觉技术和神经网络模型分类法以豆粒物理性状作为变量参数对大豆种子进行精选, 预测正确率为 98.00%。吴尚智等^[20]采用双隐层 BP 神经网络模型和粗糙集对小麦种子精选分类, 预测准确率可达 95.24%。ElMasry 等^[21]采用高光谱成像技术和神经网络模型方法, 结合苹果物理指标 RGB 和 LAB 值检测其冻害情况。Kurtulmuş 等^[17]采用弹性反向传播训练法对 8 个不同辣椒品种进行分类, 确定当多层感知器隐藏层为 30 个神经元时分类最精确, 其准确率为 84.94%。前人研究主要集中于单一分类模型对作物表型的鉴别, 且作物种类相对局限, 而将机器视觉技术和多种分类模型应用于玉米种子发芽率预测的研究鲜有报道。因此, 本试验以郑单 958 为供试材料, 采用机器视觉技术、二元逻辑回归及多层感知器神经网络模型分类器等方法, 结合单粒发芽试验对玉米种

作者简介: 韩小伟, 主要从事玉米栽培生理研究, E-mail: 506376089@qq.com

刘树泽为通信作者, 主要从事作物栽培生理研究, E-mail: 18366833521@163.com

基金项目: 山东省科技特派员行动计划项目 (2020KJTPY057); 滨州市农社领域科技创新政策引导计划项目 (2023KTPY005)

收稿日期: 2023-07-11; 修回日期: 2023-10-17; 网络出版日期: 2024-04-22

分别放入保鲜袋中。采用滤纸卷直立发芽法,将发芽床置于 25℃光照培养箱(LRH-250-H)中进行种子萌发。种子萌发 7 d 后测其芽长、根长和鲜重等指标,以胚根突破种皮 2 mm 为发芽标准。原始种子发芽率为 66.0%。根据已测数据计算出玉米种子简易活力指数,简易活力指数=芽鲜重×发芽率。

1.4 数据处理

1.4.1 数据录入及软件分析 采用 Microsoft Excel 2019 进行数据录入,用 SPSS 23.0 软件进行相关性分析、二元逻辑回归建模和多层感知器神经网络建模。

1.4.2 二元逻辑回归模型 二元逻辑回归是通过 Sigmoid 函数将输入数据拟合到逻辑曲线中来预测事件发生概率。

RGB 值、LAB 值、HSB 值、灰度、宽度、长度和投影面积作为自变量,发芽数(1)和未发芽数(0)作为因变量。随机选取 67.5%的玉米种子建立模型,剩余部分用作验证模型正确率。

采用二元逻辑回归模型揭示玉米种子物理指标与种子发芽率间关系,计算公式^[22]如下, $P_i = 1/[1 + e^{-(a_0 + a_1X_{i1} + a_2X_{i2} + \dots + a_jX_{ij})}]$ 。

式中, P_i 为第 i 种情况下种子发芽概率; X_{ij} 为第 i 种情况下的第 j 个变量; a_j 为第 j 个变量的系数。 P 值为 0 和 1 分别表示种子未发芽和种子发芽。在模型中 P 为因变量, 13 个物理特征为因变量;采用标准分数 z-score 对输入数据进行标准化处理;回归系数通过迭代最大似然法进行计算;通过生成的分类表以评估该模型对玉米种子发芽鉴定方面的可行性。

1.4.3 多层感知器神经网络模型 多层感知器(MLP)是一种前馈神经网络,由输入层、隐藏层和输出层构成,其将多个数据集映射到单一输出的数据集上;数据流方向是以第二层神经元为起点,每层神经元均可接受上层输出,并传递给下层的单向传递(图 4)。

本研究选择具有一个隐藏层的 MLP 网络,隐藏层单元使用双曲正切激活函数,输出层单元使用归一化指数 softmax 激活函数。为避免过度拟合,选择 70%数据作为训练集,30%数据作为测试集;输入层变量为 RGB 值、LAB 值、HSB 值、灰度、宽度、长度和投影面积;采用 z-score 对输入数据进行标准化处理;输出层由两类节点组成:发芽种

子(1)和未发芽种子(0)。

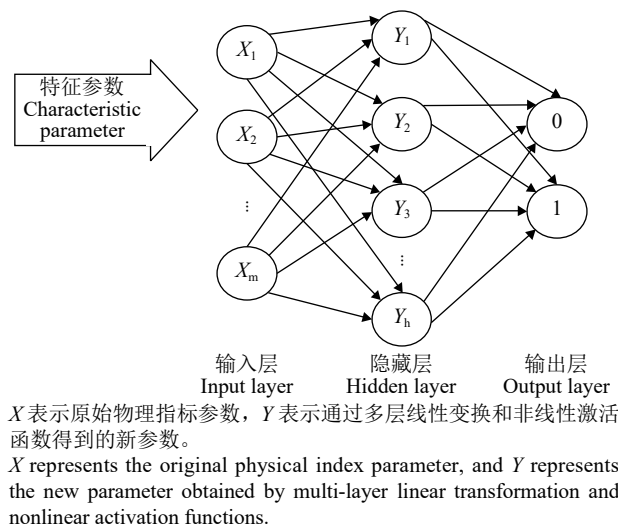


图 4 多层感知器网络拓扑结构

Fig.4 Multi-layer perceptron network topology

2 结果与分析

2.1 玉米种子活力与物理参数间的相关性分析

由表 1 相关性分析可知,幼苗根长、芽长、鲜重与种子 R、S、B3 分别呈极显著正相关关系,与 A 呈显著性正相关关系;R 和 S 与根长、芽长及鲜重为强相关关系,B3 和 A 与各指标为中等相关关系。R、A、S 和 B3 变异系数分别为 0.06、1.08、0.29 和 0.07,变异系数越大,采用该指标进行筛选的可行性越高。综合考虑显著性、相关性及变异系数等指标,确定 R、A、S 及 B3 可作为玉米种子精选参数,进一步分析明确 S 为最优筛选指标。

2.2 单一指标分级参数区间筛选

基于表 1 结果,将 R、A、S 和 B3 值作为玉米种子精选指标,每个指标分为 5 组。由表 2 可得,按 $170 \leq R \leq 190$ 、 $10 \leq A \leq 20$ 、 $16 \leq S \leq 24$ 、 $71 \leq B3 \leq 79$ 对玉米种子进行精选,发芽率由对照 66.0% 分别提高到 72.1%、73.7%、75.0% 和 73.6%,获选率分别为 56.8%、63.6%、52.3% 和 50.8%,简易活力指数由对照 0.178 分别提高到 0.306、0.323、0.350 和 0.299。

2.3 单一指标精选参数验证

在同一批次玉米种子中,采用 Seed Identification 软件分别按 $170 \leq R \leq 190$ 、 $10 \leq A \leq 20$ 、 $16 \leq S \leq 24$ 和 $71 \leq B3 \leq 79$ 对玉米种子进行精选和分组发芽试验,每项指标选取 150 粒种子,玉米种子特征参数提取及发芽试验方法同上文。由表 3 可得,经 R、

表 1 玉米种子芽长、根长及鲜重与其物理指标间相关性分析						
Table 1 Correlation analysis between bud length, root length and fresh weight of maize seeds and their physical indicators						
物理指标 Physical indicator	极小值 Minimal value	极大值 Maximum value	芽长 Bud length	根长 Root length	鲜重 Fresh weight	变异系数 Coefficient of variation
R	148.8	189.6	0.624**	0.599**	0.624**	0.06
G	132.7	199.1	-0.037	-0.085	-0.055	0.11
B	138.5	179.0	-0.140	-0.171	-0.134	0.06
L	57.2	76.7	0.081	0.030	0.064	0.08
A	-18.1	16.9	0.312*	0.347*	0.331*	1.08
B2	-8.6	20.6	0.233	0.203	0.209	-29.42
H	63.6	351.5	0.147	0.135	0.142	0.35
S	6.3	24.0	0.632**	0.607**	0.608**	0.29
B3	59.2	78.1	0.418**	0.369**	0.401**	0.07
灰度 Gray scale	138.8	183.4	0.105	0.055	0.090	0.07
宽度 Width (mm)	7.2	9.6	0.118	0.058	0.104	0.08
长度 Length (mm)	9.0	11.7	0.011	-0.052	-0.008	0.07
投影面积 Projection area (px)	4892.6	7504.0	0.095	0.028	0.077	0.13

“*” 和 “**” 分别表示在 0.05 和 0.01 水平上显著相关。
“*” and “**” indicate significant correlation at the 0.05 and 0.01 levels, respectively.

表 2 玉米种子 R、A、S、B3 指标筛选								
Table 2 Maize seed screening by R, A, S and B3 indicators								
精选指标 Selection indicator	区间 Interval	总数 Total	发芽数 Number of germination	未发芽数 Number of ungerminated	发芽率 Germination rate (%)	获选率 Selection rate (%)	平均鲜重 Average fresh weight (g)	简易活力指数 Simple vitality index
原始对照 Original control	—	200	132	68	66.0	1.0	0.269	0.178
R	140≤R<150	9	5	4	55.6	3.8	0.025	0.014
	150≤R<160	27	16	11	59.3	12.1	0.058	0.034
	160≤R<170	60	36	24	60.0	27.3	0.132	0.079
	170≤R<180	56	38	18	67.9	28.8	0.342	0.232
	180≤R≤190	48	37	11	77.1	28.0	0.520	0.400
	170≤R≤190 (s)	104	75	29	72.1	56.8	0.424	0.306
A	A<0	13	8	5	61.5	6.1	0.143	0.088
	0≤A<5	22	8	14	36.4	6.1	0.016	0.006
	5≤A<10	51	32	19	62.7	24.2	0.032	0.020
	10≤A<15	65	43	22	66.2	32.6	0.357	0.236
	15≤A≤20	49	41	8	83.7	31.1	0.546	0.457
	10≤A≤20 (s)	114	84	30	73.7	63.6	0.438	0.323
S	4≤S<8	13	7	6	53.8	5.3	0.024	0.013
	8≤S<12	44	22	22	50.0	16.7	0.036	0.018
	12≤S<16	51	34	17	66.7	25.8	0.176	0.117
	16≤S<20	65	46	19	70.8	34.8	0.436	0.309
	20≤S≤24	27	23	4	85.2	17.4	0.540	0.460
	16≤S≤24 (s)	92	69	23	75.0	52.3	0.467	0.350
B3	59≤B3<63	24	15	9	62.5	11.4	0.031	0.019
	63≤B3<67	36	21	15	58.3	15.9	0.032	0.019
	67≤B3<71	49	29	20	59.2	22.0	0.306	0.181
	71≤B3<75	42	30	12	71.4	22.7	0.364	0.260
	75≤B3≤79	49	37	12	75.5	28.0	0.441	0.333
	71≤B3≤79 (s)	91	67	24	73.6	50.8	0.405	0.299

s: 精选区间。
s: selection.

A、S、B3 等参数优选后发芽率、鲜重和简易活力指数较原始对照均有不同程度提高，其中发芽率由对照的 66.0%分别提升至 72.7%、74.6%、75.3%和 70.0%。简易活力指数由对照的 0.178 分别提升至

表 3 玉米种子精选指标验证结果
Table 3 Maize seed selection index validation results

精选指标 Selection indicator	参数 Parameter	发芽数 Number of germination	未发芽数 Number of ungerminated	发芽率 Germination rate (%)	平均鲜重 Average fresh weight (g)	简易活力指数 Simple vitality index
原始对照 Original control	—	132	68	66.0	0.269	0.178
R	170≤R≤190	109	41	72.7	0.432	0.314
A	10≤A≤20	112	38	74.6	0.433	0.323
S	16≤S≤24	113	37	75.3	0.461	0.347
B3	71≤B3≤79	105	45	70.0	0.401	0.281

0.314、0.323、0.347 和 0.281。例作为分析对象，43 粒发芽种子和 22 粒未发芽种子中分别有 38 粒和 13 粒被分类正确，正确率为 78.5%。种子发芽率提高至 80.9%，预测发芽种子

2.4 二元逻辑回归模型精选

由表 4 所示，由于模型过度拟合选定未选定案

表 4 二元逻辑回归模型分类
Table 4 Binary logistic regression model classification

实测 Actual test	选定案例预测 Selected case projection			未选定案例预测 No selected case projection		
	0	1	正确百分比 Correct percentage (%)	0	1	正确百分比 Correct percentage (%)
0	29	17	63.0	13	9	59.1
1	9	80	89.9	5	38	88.4
总体百分比 Overall percentage (%)			80.7			78.5

“0”表示未发芽种子；“1”表示发芽种子。下同。
“0” indicates ungerminated seeds; “1” indicates germinated seeds. The same below.

选择率为 88.4%。模型稳定率为 97.3%。

2.5 多层感知器神经网络模型精选

根据表 5 所示，在测试集玉米种子中，38 粒发芽种子和 22 粒未发芽种子中分别有 15 粒和 34 粒被多层网络感知器分类正确，正确率为 81.7%。种子发芽率提高至 82.9%，预测发芽种子选择率为 89.5%。模型稳定率为 97.7%。

2.6 不同精选方法比较

根据表 6 所示，相比未精选的玉米种子发芽率 66.0%，经单一指标精选、二元逻辑回归模型和多层感知器神经网络模型精选后发芽率均有不同程度提高，其中基于多层感知器神经网络模型发芽率

表 5 多层感知器神经网络模型分类
Table 5 Classification for multi-layer
perceptron neural network model

样本 Sample	实测 Actual test	预测 Projection		
		0	1	正确百分比 Correct percentage (%)
训练 Train	0	29	17	63.0
	1	6	88	93.6
	总体百分比 (%)	25.0	75.0	83.6
测试 Test	0	15	7	68.2
	1	4	34	89.5
	总体百分比 (%)	31.7	68.3	81.7

和获选率均最高，分别为 82.9%和 89.5%，该模型通过以 13 个物理指标作为变量进行双隐藏层、训

表 6 3 种玉米种子精选方法对比
Table 6 Comparison of three maize seed selection methods %

方法 Method	物理指标 Physical indicator	发芽率 Germination rate	获选率 Selection rate	稳定性 Stability
单一指标精选 Selection single indicator	170≤R≤190	72.1	56.8	—
	10≤A≤20	73.7	63.6	—
	16≤S≤24	75.0	52.3	—
	71≤B3≤79	73.6	50.8	—
二元逻辑回归模型 Binary logistic regression model	—	80.9	88.4	97.3
多层感知器神经网络模型 Multi-layer perceptron neural network model	—	82.9	89.5	97.7

练集:测试集 7:3 进行建模，精选效果最佳。

3 讨论

种子作为农业“芯片”，是保障国家粮食安全

的基石。优良种子遗传性状是提高作物产量的内在因素，而种子物理性状作为可控因素对其生长发育同样具有显著影响，通过筛选籽粒饱满，剔除虫蛀、霉变及异物种子等措施来达到精选种子的目的，提

高种子发芽率、发芽势和活力指数等指标^[11,23]。为实现高质量、高标准筛选需选择适宜的精选方法，机器视觉技术结合模型分类器以高效率和高准确率等优点被广泛应用^[11,24-25]。

种子物理性状包括颜色、大小、容重及千粒重等指标，主要受遗传因素影响，同时其生长环境、后期管理和储存等方面对种子物理性状具有不同程度的影响^[26]，种子投影面积、宽度和长度与种子出苗率、简易活力指数、幼苗鲜重及产量具有相关关系^[27-28]。在相同品种下，随种子千粒重提高、尺寸加大、颜色加深其植株成熟度和活力指数呈现上升趋势^[29-30]。本试验结果表明，芽长、根长及鲜重与种子 R、A、S、B3 值呈显著相关性，且 R 和 S 为极显著关系，说明种子色度值和种子活力存在一定影响，可作为其精选指标。按 $170 \leq R \leq 190$ 、 $10 \leq A \leq 20$ 、 $16 \leq S \leq 24$ 、 $71 \leq B3 \leq 79$ 进行精选，其发芽率由未筛选前的 66.0% 分别提升至 72.1%、73.7%、75.0%、73.6%，简易活力指数由未筛选前的 0.178 分别提升至 0.306、0.323、0.350、0.299，获选率分别为 56.8%、63.6%、52.3% 和 50.8%，由此发现，当 R、A、S 和 B3 值分类区间最大时发芽率和简易活力指数最高，但获选率均相对较低。郝奇慧^[28]研究发现 R 值、B3 值与种子出苗率无显著性差异，A 值、S 值与种子出苗率呈显著正相关关系。本文与前人^[28]研究存在差异，本试验中随 R 区间增大，发芽率和简易活力指数增大；随 A 区间增大，发芽率和简易活力指数先减小后增大，谷值区间为 $0 \leq A < 5$ ；随 s 区间增大，发芽率和简易活力指数先减小后增大，谷值区间为 $8 \leq s < 12$ ；随 B3 区间值增大，发芽率和简易活力指数先减小后增大，谷值为 $63 \leq B3 < 67$ ，产生差异原因可能是因为不同品种间种子发芽率与理化性质指标相关性存在差异。

为确定最佳精选方法，本研究采用二元逻辑回归和多层感知器神经网络分类方法进行建模，预测玉米发芽率和获选率。Tu 等^[22]在辣椒品种精选中得出，相比单一指标分类，多层感知器神经网络模型和二元逻辑模型在预测种子发芽概率中具有较好优势，多层感知器神经网络模型为最佳精选分类方法，发芽率从未经筛选的 59.3% 提高至 79.1%，获选率为 90%，模型稳定性为 99.4%。与前人^[22]研究结果一致，本试验中多层感知器神经网络模型发芽率、获选率和模型稳定性均最高，

相比未精选玉米种子发芽率 66.0% 提高至 82.9%，获选率为 89.5%，模型稳定性为 97.7%，但此分类模型每次运行结果存在小范围波动，需经多次运行取平均值。

4 结论

芽长、根长及鲜重与种子 R、A、S、B3 值呈显著相关性，可作为玉米种子精选参数。相比单一指标和二元逻辑回归模型，采用 13 个物理特征作为协变量的多层感知器神经网络模型在预测种子发芽率、获选率和稳定性方面具有较强优势，与未精选玉米种子相比，发芽率从 66.0% 提高至 82.9%，获选率为 89.5%，模型稳定性为 97.7%。

参考文献

- [1] 赵久然, 王帅, 李明, 等. 玉米育种行业创新现状与发展趋势. 植物遗传资源学报, 2018, 19(3): 435-446.
- [2] 赵晴月, 许世杰, 张务帅, 等. 中国玉米主产区土壤养分的空间变异及影响因素分析. 中国农业科学, 2020, 53(15): 3120-3133.
- [3] 徐田军, 吕天放, 陈传永, 等. 种植密度和植物生长调节剂对玉米茎秆性状的影响及调控. 中国农业科学, 2019, 52(4): 629-638.
- [4] 高婷婷, 李洋, 王秀芬, 等. 基于冷浸法测定玉米种子活力的研究. 分子植物育种, 2020, 18(23): 7879-7884.
- [5] 崔敏嘉. 玉米种子理化性状与种子活力关系的研究. 沈阳: 沈阳农业大学, 2016.
- [6] 徐江, 谭敏, 张春庆, 等. 电晕场与介电分选提高水稻种子活力. 农业工程学报, 2013, 29(23): 233-240.
- [7] 杨冬凤. 基于软 X-射线造影和机器智能的玉米种子活力检测方法研究. 作物杂志, 2013(3): 136-140.
- [8] 展慧, 李小昱, 周竹, 等. 基于近红外光谱和机器视觉融合技术的板栗缺陷检测. 农业工程学报, 2011, 27(2): 345-349.
- [9] 柴玉华, 毕文佳, 谭克竹, 等. 基于高光谱图像技术的大豆品种无损鉴别. 东北农业大学学报, 2016, 47(3): 86-93.
- [10] 郝建平, 杨锦忠, 杜天庆, 等. 基于图像处理的玉米品种的种子形态分析及其分类研究. 中国农业科学, 2008, 41(4): 994-1002.
- [11] 朱荣胜, 闫学慧, 陈庆山. 基于图像识别和卷积神经网络的大豆优良籽粒筛选研究. 大豆科学, 2020, 39(2): 189-197.
- [12] Kara M, Sayinci B, Elkoca E, et al. Seed size and shape analysis of registered common bean (*Phaseolus vulgaris* L.) cultivars in Turkey using digital photography. Tarim Bilimleri Dergisi, 2013, 19(3): 219-234.
- [13] Chen X, Xun Y, Wei L, et al. Combining discriminant analysis and neural networks for corn variety identification. Computers & Electronics in Agriculture, 2010, 71(S1): 48-53.
- [14] Torkashvand A M, Ahmadipour A, Khaneghah A M. Estimation of kiwifruit yield by leaf nutrients concentration and artificial neural network. The Journal of Agricultural Science, 2020, 158(3): 185-193.
- [15] 龙满生, 欧阳春娟, 刘欢, 等. 基于卷积神经网络与迁移学习的油茶病害图像识别. 农业工程学报, 2018, 34(18): 194-201.
- [16] 周亮, 慕号伟, 马海蛟, 等. 基于卷积神经网络的中国北方冬

- 小麦遥感估产. 农业工程学报, 2019, 35(15): 119-128.
- [17] Kurtulmuş F, Aliba L, Kavdir I. Classification of pepper seeds using machine vision based on neural network. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2016(1): 9.
- [18] 叶凤林, 李琳, 杨丽明, 等. 基于机器视觉的黄芩种子精选技术研究. 种子, 2016, 35(11): 100-104.
- [19] 王润涛, 张长利, 房俊龙, 等. 基于机器视觉的大豆籽粒精选技术. 农业工程学报, 2011, 27(8): 355-359.
- [20] 吴尚智, 周运, 王欢欢, 等. 利用粗糙集和双隐层 BP 神经网络的小麦籽粒品种分类. 沈阳农业大学学报, 2020, 51(5): 576-585.
- [21] ElMasry G, Wang N, Vigneault C. Detecting chilling injury in red delicious apple using hyperspectral imaging and neural networks. Postharvest Biology and Technology, 2009, 52(1): 1-8.
- [22] Tu K L, Li L J, Yang L M, et al. Selection for high quality pepper seeds by machine vision and classifiers. Journal of Integrative Agriculture, 2018, 17(9): 1999-2006.
- [23] 赵晓东, 吴依榕, 毛瑞琳, 等. 低温干燥贮藏包衣和非包衣玉米种子活力及生理差异性研究. 玉米科学, 2020, 28(3): 105-110.
- [24] Vilar W T S, Aranha R M, Medeiros E P, et al. Classification of individual castor seeds using digital imaging and multivariate analysis. Journal of the Brazilian Chemical Society, 2014, 26(1): 102-109.
- [25] 杨红云, 黄琼, 孙爱珍, 等. 基于卷积神经网络和支持向量机的水稻种子图像分类识别. 中国粮油学报, 2021, 36(12): 144-150.
- [26] Bishaw Z, Struik P C, Van Gastel A J G. Farmers' seed sources and seed quality: 1. Physical and physiological quality. Journal of Crop Improvement, 2012, 26(5): 655-692.
- [27] 贾佳, 王建华, 谢宗铭, 等. 计算机图像识别技术在小麦种子精选中的应用. 中国农业大学学报, 2014, 19(5): 180-186.
- [28] 郝奇慧. 玉米种子理化性状与种子活力的关系研究. 沈阳: 沈阳农业大学, 2018.
- [29] Gupta P K, Rustgi S, Kumar N. Genetic and molecular basis of grain size and grain number and its relevance to grain productivity in higher plants. Genome, 2006, 49(6): 565-571.
- [30] 刘旭欢, 得拉·努尔兰, 贾永红, 等. 籽粒成熟度与穗部位置对春小麦种子活力的影响. 西北农业学报, 2014, 23(10): 71-75.

Research on Refined Selection Method for Maize Seeds Based on Machine Vision Technology

Han Xiaowei¹, Zhou Jiangming¹, Gao Yingbo², Tian Xuehui¹,
Li Mingjun¹, Hao Yanjie¹, Li Wei¹, Li Shubing¹, Liu Shuze¹

(¹Binzhou Academy of Agricultural Sciences, Binzhou 256600, Shandong, China; ²Maize Research Institute, Shandong Academy of Agricultural Sciences / National Engineering Laboratory of Wheat and Maize / Key Laboratory of Biology and Genetic Improvement of Maize in Northern Huang-Huai-Hai Plain, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Jinan 250100, Shandong, China)

Abstract In order to further improve the germination rate of maize seeds, the more suitable selection methods and parameters were discussed. Based on this, Zhengdan 958 was used as the test material in this experiment. The physical parameters of single maize seed were obtained by Seed Identification software, and the single seed germination test was carried out to study the correlation between maize seed vigor index and its morphological and physical parameters, so as to screen the optimal selection index; At the same time, the single index classification method, binary logistic regression model and multi-layer perceptron neural network model were used to predict the seed germination rate to determine the best selection method. The bud length, root length and fresh weight of seedlings were significantly correlated with the physical parameters of R, A, S and B3. According to the single index of $170 \leq R \leq 190$, $10 \leq A \leq 20$, $16 \leq S \leq 24$, $71 \leq B3 \leq 79$, the germination rate increased from 66.0% to 72.1%, 73.7%, 75.0% and 73.6% respectively, and the selection rate was 56.8%, 63.6%, 52.3% and 50.8%, respectively; The seed germination rate of the binary logistic regression model method was increased to 80.9%, the seed germination selection rate was 88.4%, and the model stability rate was 97.3%; The seed germination rate of the multi-layer perceptron neural network model method was increased to 82.9%, the seed germination selection rate was 89.5%, and the model stability rate was 97.7%. In conclusion, the physical indexes R, A, S and B3 values can be used as the selection parameters of maize seeds; Compared with single index and binary logistic regression model, the multi-layer perceptron neural network model has strong advantages in predicting seed germination rate, selection rate and stability, and can be determined as the best selection method.

Key words Maize seed; Refined selection method; Physical parameters; Machine vision technology; Multi-layer perceptron neural network model