

基于视触觉与深度学习的猕猴桃无损硬度检测方法

林家豪^{1,2} 张元泽³ 梁千月^{1,2} 陈耀晖^{1,2} 朱明^{1,2} 李善军^{1,2}

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 农业农村部长江中下游农业装备重点实验室, 武汉 430070;
3. 华中农业大学信息学院, 武汉 430070)

摘要: 硬度是确定猕猴桃成熟度的重要指标之一, 对其贮藏周期与销售节点均具有重要指导意义。针对现阶段缺乏使用简易、成本低且精度高的猕猴桃无损硬度检测方法的问题, 提出了一种基于视触觉与深度学习的猕猴桃硬度检测方法, 通过分析柔性触觉传感层与猕猴桃接触时的形变, 获取猕猴桃的动态触觉信息, 并据此推断其硬度。以树莓派开发板为机电控制平台, 制作了猕猴桃视触觉序列图像采集装置, 并对装置按压猕猴桃间隔 3 h 后接触面果肉与非接触面果肉的 CIELAB 颜色分量平均数进行差异显著性检验, 随后采集了猕猴桃视触觉序列图像数据集 600 组, 分别搭建了 CNN 网络、CNN-LSTM 迁移学习网络、CNN-LSTM 联合学习网络对视触觉序列图像进行分析及硬度预测。研究表明, 接触面果肉与非接触面果肉颜色 L^* 、 a^* 、 b^* 三通道分量下平均值无显著差异; 深度学习模型 LSTM 引入长时和短时信息可以动态关联 CNN 提取的单帧图像特征, 从而有效推断猕猴桃硬度, 其中 CNN-LSTM 联合学习模型预测效果最优, 其均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE)、决定系数 R^2 分别为 1.611 N、1.360 N、0.856, 优于现阶段光谱技术检测猕猴桃硬度的结果, 随后将模型嵌入树莓派中制作了猕猴桃硬度自动检测装置, 可实现短时间内猕猴桃硬度的较为准确检测。因此, 结合视触觉传感方法与联合学习模型可以实现对单个猕猴桃硬度的准确无损测量。

关键词: 猕猴桃; 硬度; 视触觉; 无损检测; 深度学习; 卷积神经网络-长短时记忆单元

中图分类号: S24 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)10-0390-09 OSID: 

Non-destructive Firmness Testing of Kiwifruit Based on Vision-based Tactile Sensor and Fusion Learning

LIN Jiahao^{1,2} ZHANG Yuanze³ LIANG Qian Yue^{1,2} CHEN Yaohui^{1,2} ZHU Ming^{1,2} LI Shan Jun^{1,2}

(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China
2. Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-lower Yangtze River, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Wuhan 430070, China
3. College of Informatics, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Abstract: Firmness is one of the vital indicators to confirm the maturity of kiwifruits, which is of most significance to its storage cycle and sales node. In view of lacking non-destructive testing methods with high precision, low cost and easy use for kiwifruits at the present stage, a non-destructive testing method for kiwifruits firmness was proposed based on vision-based tactile sensor and deep learning technology. The dynamic tactile information of kiwifruit were obtained by analyzing the deformation of the flexible tactile sensing layer when it contacted with the kiwifruit, which could infer its firmness accordingly. By using the Raspberry Pi development board as an electromechanical control platform, a non-destructive firmness testing device for kiwifruit was developed and significant difference tests were conducted on the average CIELAB color components of the contact and non-contact surfaces after pressing the kiwifruit for an interval of 3 h. Subsequently, totally 600 sets of visual tactile sequence image datasets of kiwifruits were collected. At the same time, by setting the CNN network, the CNN-LSTM migration learning

收稿日期: 2023-03-27 修回日期: 2023-05-08
基金项目: 国家柑橘产业技术体系项目 (CARS-Citrus)、国家重点研发计划项目 (2021YFD1400802-4、2020YFD1000101)、国家数字种植业(果园)创新分中心项目(农规发[2022]10号)和柑橘全程机械化科研基地建设项目(农计发[2017]19号)
作者简介: 林家豪(1997—),男,博士生,主要从事视触觉传感器和无损检测技术与装备研究,E-mail: linjiahao@webmail.hzau.edu.cn
通信作者: 李善军(1977—),男,教授,博士,主要从事水果生产机械化技术与智能装备研究,E-mail: shan junlee@mail.hzau.edu.cn

network and the CNN – LSTM joint learning network respectively, the firmness of visual tactile sequence images was analyzed and predicted. The research results showed that there was no significant difference between the average values of contact and non-contact surfaces under the three colors' components L^* , a^* , and b^* . By introducing long-term and short-term information, the deep learning model LSTM can dynamically correlate the features of a single frame image extracted by CNN, thereby effectively inferring the firmness of kiwifruit. Among them, the CNN – LSTM fusion learning model had the best prediction effect, with the root mean square error (RMSE), average absolute error (MAE), and determination coefficient (R)² values of 1.611 N, 1.360 N, and 0.856, respectively, which was superior to the results of current spectral technology in detecting the firmness of kiwifruit. Subsequently, the model was embedded into the Raspberry Pi to create an automatic kiwifruit firmness detection device, which can achieve testing kiwifruit firmness in a short time. Combining visual and tactile sensing methods with CNN – LSTM fusion learning model can achieve accurate and non-destructive measurement of the firmness of a single kiwifruit. As well, the research result can also provide technical reference for non-destructive testing of kiwifruit firmness.

Key words: kiwifruit; firmness; vision-based tactile sensor; non-destructive testing; deep learning; CNN – LSTM

0 引言

近年来,我国猕猴桃种植面积与产量均快速增加,但经济效益提高却不显著,这主要是由于现阶段售卖的猕猴桃多是成熟度较低的硬果,而消费者更加青睐具有一定成熟度、硬度适中的果实^[1]。猕猴桃在收获至成熟阶段,伴随着果实的呼吸作用,分泌乙烯增加,细胞壁、淀粉等物质开始分解,果实硬度逐渐降低。因此,开发猕猴桃的无损硬度检测装置来判断果实的成熟度,有助于确定果实的贮藏周期^[2]与销售节点^[3],对于提高其经济效益意义重大。

消费者通常使用手指对猕猴桃进行按压,由受力感知判断果实硬度。但是,这种方法的主观性较高,且压力过大时可能对猕猴桃果实造成损伤,影响其销售价值。实验室测量猕猴桃硬度时,使用 Magness – Taylor 穿刺法^[4-5]——削去猕猴桃赤道一层较薄果皮后,将圆形探针以恒定速度与压力插入果肉内部,通过相互作用力推断猕猴桃硬度。穿刺法可以精确地获得猕猴桃硬度,但其测量具有破坏性且较为费时,在高通量、无损的特定场景下并不适用。

由于猕猴桃内部果胶等物质含有 C—H、O—H 等化学键,高光谱与可见光/近红外光谱 (Vis/NIR) 技术具有对猕猴桃进行硬度检测的潜力^[6-7],相关研究在国内外也均有报道。LI 等^[8]使用可见光近红外光谱对贮藏期内商业猕猴桃进行贮藏期预测,短贮存性和长贮存性果实预测准确率分别达到了 54% 和 79%。YANG 等^[9]使用 9 个不同峰值波长的 LED 灯作为光源,采用光电二极管作为传感器来检测猕猴桃的反射光,并将猕猴桃分为未成熟、轻微

成熟、成熟、完全成熟 4 个硬度等级,对“徐香”品种猕猴桃和“华优”品种猕猴桃的硬度分类精度分别为 74% 和 91.5%。RAGNI 等^[10]结合高光谱成像技术与 PLS 模型对“海沃德”品种猕猴桃的硬度进行检测,在测试集上均方根误差为 11.9 N。但上述光谱技术预测猕猴桃硬度的研究中,光谱数据维度繁多,因此建模较为复杂,且成本较高^[11-12],限制了其进一步发展与推广。综上,现阶段仍然缺乏一种低成本、高精度的猕猴桃果实硬度无损检测方法。

近年来关于视触觉传感器的研究发展迅速,已经广泛应用于机器人感知技术中^[13-15]。这类传感器的触觉传感层大多使用带有标记物的可变形材料制作^[16],当触觉传感层与物体接触时,通过观测标记物位移和材料变形,可以预测物体的摩擦因数^[17]、受力^[18]、硬度^[19]和形状^[16,20]等信息。由于这类传感器本身具有较高的柔顺性,可以与物体安全互动^[21-22],因此具有无损检测水果指标及品质的潜力,但是相关研究尚未见报道。

同时,结合深度学习技术的视触觉传感信息分析方法得到了广泛关注^[23-24]。KAKANI 等^[25]通过采集视触觉传感器数据集,训练后神经网络可预测与物体的接触位置、面积与力分布,接触力判断误差仅为 0.022 N;崔永杰等^[26]使用卷积神经网络对 3D 视触觉传感器 TactTip 接触的视触觉图像进行分析,通过分析交互过程中动态视触觉信息,感知边缘信息进而判断接触轮廓。相关研究表明即使视触觉传感器接触情况复杂,神经网络优异的数据处理能力也能对交互信息进行准确判断。

本文提出一种结合视触觉传感器与深度学习技术的猕猴桃硬度检测方法。首先提出一种触觉传感层,与猕猴桃进行柔性安全接触,结合视觉制作猕猴

桃序列图像采集装置,用于采集视触觉传感器与猕猴桃交互时的视触觉序列图像。对交互 3 h 后接触部位果肉与非接触部位果肉的 CIELAB 颜色分量进行比较,检验平均值差异是否具有显著性,判断此种方法是否对果肉存在滞后性损伤,并通过试验验证最优深度学习预测模型性能,制作相关猕猴桃硬度自动检测装置。

1 视触觉检测原理与序列图像采集装置制作

1.1 视触觉检测猕猴桃硬度原理

触觉传感层主要由弹性膜和弹性膜下方的“突触”阵列组成,分别使用 Ecoflex - 0030 和 Dragon skin - 20 两种硅胶材料制作,其材料硬度分别为 00 - 30 和 20A。弹性膜尺寸为 154 mm × 114 mm,厚度为 2 mm,接触过程中能包覆猕猴桃最大截面;单个“突触”圆柱体直径为 3 mm、厚度为 2 mm,以 8 mm 为中心距均匀排列在弹性膜上,使用 Dragon skin - 20 制作时添加有黑色颜料。两者同时在模具中依次进行浇注,凝固成型即可完成触觉传感层的制作。

触觉传感层制作完成后,固定 4 条边,并在其形心正上方放置摄像头,在触觉传感层靠近猕猴桃时,摄像头也会产生相同速度的位移,即摄像头焦点与 4 条边的垂直距离保持为 L 。在与猕猴桃接触的过程中,由于制作触觉传感层的两种柔性材料硬度低于猕猴桃硬度,同时兼具刚度低、易变形的特点,触觉传感层下方多个“突触”将与猕猴桃表面进行交互,在受力下出现空间位置改变,同时弹性膜具有一定的透明度,使得摄像头可以在弹性膜正上方拍摄“突触”空间位置的投影变化,即实现视触觉序列图像拍摄,通过拍摄的图像序列中“突触”的空间投影位置信息推测该交互过程中的动态触觉信息,进而判断接触作用力的大小推测猕猴桃的硬度。整个接触过程与检测原理如图 1 所示。

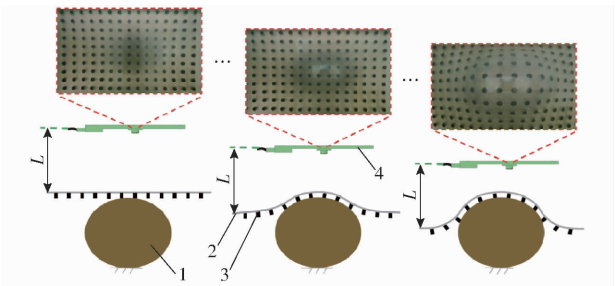


图 1 视触觉检测猕猴桃硬度原理图

Fig. 1 Principle of vision-based tactile sensor testing kiwifruit firmness

1. 猕猴桃 2. 弹性膜 3. “突触” 4. 摄像头

另一方面,制作触觉传感层的两种硅胶材料具

有高柔顺性,与猕猴桃接触时,交互力从整个接触面被分散到了制作材料中,防止对猕猴桃造成损伤,实现与猕猴桃的柔性安全接触。

1.2 视触觉序列图像采集装置

制作的猕猴桃视触觉序列图像采集装置如图 2 所示,检测台放置猕猴桃后,由树莓派运行驱动程序控制视触觉模块与猕猴桃进行接触与序列图像拍摄。

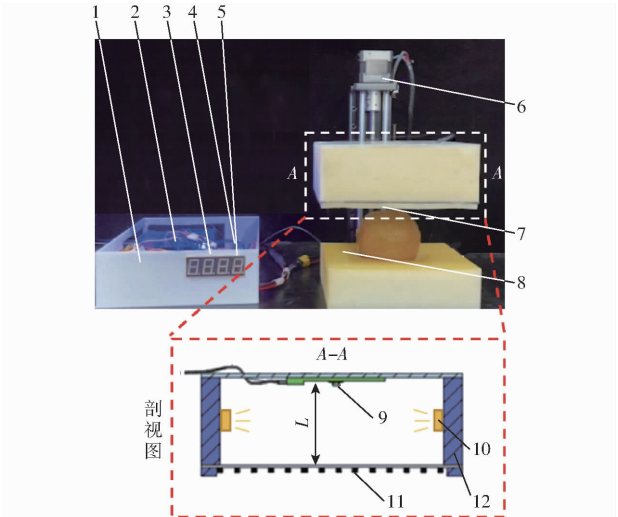


图 2 视触觉序列图像采集装置示意图

Fig. 2 Schematic of vision-based tactile device of collecting sequence image

1. 步进电机驱动器 2. 树莓派开发板 3. 数码管 4. 检测开关
5. 调试开关 6. 步进电机 7. 视触觉模块 8. 猕猴桃检测台
9. 摄像头 10. LED 光源 11. 触觉传感层 12. 外壳

视触觉模块主要由触觉传感层、摄像头、外壳和 LED 光源组成,固定在步进电机下方的丝杆滑台上。选用 LRCP10620 型摄像头,使用 USB 数据线连接到树莓派开发板上,镜头焦距为 2.8 mm,镜头视角为 110°,两侧有功率为 1 W 的漫反射 LED 光源照明,设置拍摄的灰度图像分辨率为 640 像素 × 480 像素,可以清晰拍摄到触觉传感层变化。模块的外壳使用光固化树脂激光打印制作,其底部覆盖有触觉传感层,后者与相机焦点间距 L 为 81 mm;正下方为猕猴桃检测台,中央开有凹槽,放置猕猴桃时,猕猴桃与摄像头焦点、触觉传感层形心在同一条垂直线上。

1.3 猕猴桃视触觉序列图像

使用视触觉序列图像采集装置采集猕猴桃接触序列图像时,将待检测猕猴桃水平放置于检测台凹槽中,按压调试开关使视触觉模块底部与猕猴桃顶部近似重合。随后运行检测程序,启动检测开关,视触觉模块在步进电机驱动下与猕猴桃进行接触。在接触开始以及视触觉模块每位移 6 mm 时,摄像头会拍摄一帧触觉图像,并在拍摄第 5 幅图像后触觉

模块停止移动并返回初始位置。针对单个猕猴桃样本采集到的视触觉序列图像如图 3 所示。

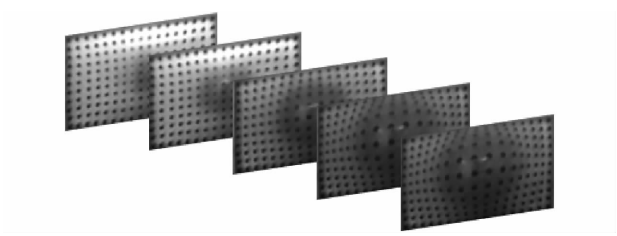


图 3 猕猴桃视触觉灰度序列图像

Fig.3 Vision-based tactile sequence gray pictures of kiwifruit

2 研究方法

2.1 猕猴桃样本获取

试验所用的猕猴桃于 2023 年 2 月在华中农业大学水果市场购买,品种为“徐香”,共计 650 个。随机选取其中 50 个用于视触觉检测的无损性研究,其余 600 个用于视触觉序列图像数据集获取。

2.1.1 视触觉检测无损性试验

由于该视触觉序列图像采集装置与猕猴桃交互时产生了接触,为了研究触觉传感层在这一过程中是否对猕猴桃果肉细胞造成了不可逆转破坏,造成其硬度变小产生误差,同时防止该损伤可能存在滞后性,选择在视触觉序列图像采集装置接触猕猴桃后,间隔 3 h 后测量接触部位与非接触部位果肉颜色,判断视触觉检测方法在接触的过程中是否存在对猕猴桃的损伤。非接触部位选择赤道上受按压部位和与之呈 90°的任一非接触面。

单个猕猴桃进行颜色测量时,削去赤道上接触部位与非接触部位 1~2 mm 厚的果皮、果肉组织,使用 AN-3033L 型便携式分光测色仪(安享纳电子科技有限公司)测量 L^* 、 a^* 、 b^* 三通道颜色分量,其值分别代表果肉颜色明暗度、红绿色、黄蓝色分量值,并对数据进行差异性检验,比较接触面果肉与非接触面果肉 L^* 、 a^* 、 b^* 分量下的平均数差异是否显著。

2.1.2 猕猴桃视触觉数据集获取

猕猴桃视触觉序列图像获取方法如 1.3 节所述,采集完成后取出猕猴桃,1 h 后使用质构仪进行果肉硬度穿刺测试,所用质构仪型号为 TA-XT Plus(SMS 公司,英国)。穿刺试验中,使用刨刀削去猕猴桃与触觉触感层接触位置 1~2 mm 厚果皮,质构仪安装的 5 mm 探针以恒定速度贯入果肉,与之连接的计算机会计该过程中的应力变化,取试验过程中应力峰值为猕猴桃实际硬度 γ ,单位为 N,即该硬度为视触觉检测装置采集到的猕猴桃样本视触觉序列图像(图 3)在深度学习训练时对应的实际硬

度(标签值)。

2.2 视触觉序列图像处理

处理视触觉序列图像的深度学习模型主要由卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)和长短时记忆单元(Long short-term memory, LSTM)组成, CNN 用于每幅视触觉图像的特征提取, LSTM 网络可引入长时和短时序信息并返回该视触觉序列图像对应的猕猴桃硬度。

2.2.1 卷积深度学习网络

卷积神经网络是一种广泛应用于图像识别领域的前馈深度学习网络计算模型^[26-28]。ResNet 网络最早由 HE 等^[29]于 2016 年提出,其独特的残差结构设计使得网络模型可以高效训练,且残差结果对数据波动敏感度高,因此可以捕捉“突触”微小的位移变化。由于每幅视触觉图像的内容相对简单,结构较浅的网络即可实现对图像特征的全面提取,同时运算更快、运算资源占用更小。因此,本文中选取 ResNet18 卷积神经网络用于视触觉序列图像的特征提取,将其最后一层全连接层(Fully connected layers, FC)作为卷积神经网络网络输出结果,单组视触觉序列图像输入后返回结果为 5 组 1 000 维度的特征数据。

2.2.2 长短时记忆单元

由于循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)在序列训练时可能会出现梯度消失或梯度爆炸的问题,HOCHREITER 等^[30]最早在 1997 年提出了长短时记忆单元, LSTM 是一种特殊的 RNN 网络,在时间序列数据的分类或预测的效果往往比普通 RNN 效果更好^[31-33]。

在本文中, CNN 网络可以提取视触觉序列图像中每幅图像的瞬时特征,但猕猴桃的硬度需要由触觉传感层与猕猴桃交互时的动态位移与变形来表征。在 CNN 网络后端连接 LSTM 网络,引入长时和短时信息进行动态特征信息分析,可以实现对猕猴桃硬度的推断。

3 深度学习网络与效果评价

3.1 深度学习网络搭建

本文基于 PyTorch 框架搭建深度学习网络,该框架可调用 ResNet18 网络与公开预训练权重对每幅视触觉图像进行特征提取,但是公开的预训练权重可能不是最优参数解。为了获得最适用于猕猴桃硬度无损检测的网络模型,本文共搭建如图 4 所示的 3 种网络进行比较:①CNN 网络:网络前半部分为无权重 ResNet18 结构, ResNet 网络的 5 组 1 000 维度特征信息依次连接输出尺寸为 256 维的全连接

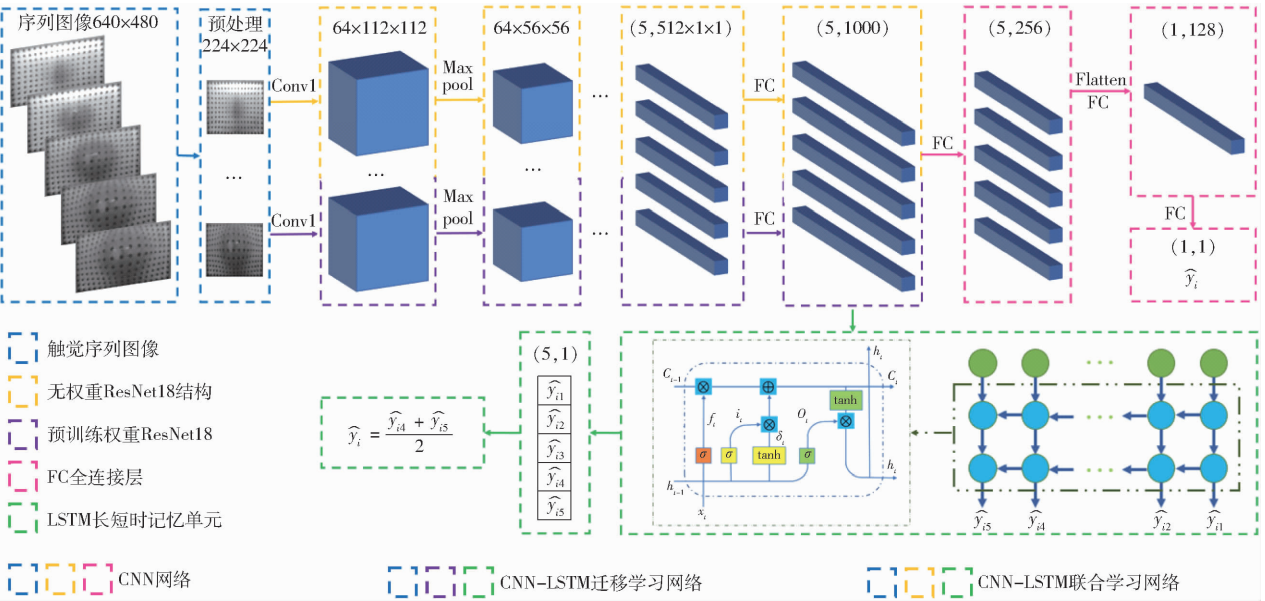


图 4 3 种深度学习网络结构图

Fig. 4 Structure diagram of three deep learning networks

层,经其下采样后展平为 128 维,激活函数选择 Leaky ReLU,之后再连接输出尺寸为 1 维度的全连接层,其输出值即为待检测猕猴桃的硬度。

②CNN -LSTM 迁移学习网络:CNN 特征提取网络为调用公开预训练权重的 ResNet18 网络结构,其网络内部参数为固定值,该特征提取网络输出的 5 组 1 000 维度特征信息经合并后输入到 LSTM 中,激活函数选择 Leaky ReLU。LSTM 网络输出结果为 5 组 1 维张量,依次代表每幅触觉序列图像对应的硬度预测值,取最后两个维度的平均值作为待检测猕猴桃的最终硬度预测值,该网络搭建较为简易,网络前半部分调用公开预训练权重参数,训练神经网络时,通过反向传播仅调整 LSTM 网络的内部参数。

③CNN -LSTM联合学习网络:激活函数与猕猴桃硬度预测方法与网络②相同,但 CNN 网络搭建时仅使用与网络②相同的结构,其内部参数不再调用公开值。在神经网络训练过程中,通过反向传播 CNN 与 LSTM 共同调整内部参数,即联合学习将公开预训练权重调整为待训练权重,进一步降低网络训练损失,使得网络达到比 CNN -LSTM 迁移学习网络拟合更优的效果。随后对比以上 3 种网络在测试集上的预测效果,找出拟合效果最优的深度学习网络作为视触觉图像序列计算模型。

3.2 损失函数

猕猴桃视触觉序列图像输入 CNN 网络后,连接两层全连接层下采样后输出结果为 1 维张量,该张量表示猕猴桃预测硬度 $\hat{y}$;输入 CNN -LSTM 迁移学习网络和联合学习网络后,输出结果为 5 维张量,分别表征序列图像每一帧硬度,取张量最后两个维度

结果平均值作为猕猴桃的预测硬度 $\hat{y}$;质构仪穿刺试验测得的猕猴桃硬度为实际硬度 y ,该任务为回归类监督学习任务,选择均方误差 (Mean squared error loss, MSELoss)^[34] 为损失函数计算深度学习网络损失值, $\hat{y}$ 越近似于 y ,即两者差的绝对值越小,证明深度学习网络拟合效果越好,该损失函数计算结果为 $\hat{y}$ 与 y 的欧氏距离。

3.3 评价指标

在测试集中采用均方根误差 (Root mean square error, RMSE)、平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE)、决定系数 R^2 评价模型效果。

3.4 模型训练

为了加快深度学习模型训练迭代速度,本文选取处理器为 AMD Ryzen 5 - 3600、运行内存为 16 GB 的 Linux 操作系统计算机进行模型训练,并基于 PyTorch 深度学习框架,使用 Python 语言编写,在 GPU 处理器上进行模型训练与迭代。

本文试验在 600 组猕猴桃触觉序列图像中随机挑选 400 组作为训练集调试深度学习模型及参数,100 组作为验证集验证模型训练效果,其余 100 组作为测试集评估深度学习模型泛化与拟合效果。

在网络训练过程中,训练集触觉序列图像以概率 50% 随机上下翻转进行数据增强,扩增后的训练集样本数量为 602 个,训练优化器选择 Adam (Adaptive moment estimation) 算法,批量大小 (Batch size) 为 4,初始学习率 (Learning rate) 为 0.000 1;带有 LSTM 网络的模型隐藏层大小 (Hidden size) 为 1,堆叠层数为 2,遗忘概率 (Drop out) 为 0.25。3 组训练遍历 1 500 个循环 (epoch),损失函数为

MSELoss,平均绝对误差最小阈值设置为 3.5 N,当某一循环测试集平均绝对误差 e 低于阈值时保存模型,同时最低阈值更新为 e ,迭代至训练结束。图 5、6 分别为训练过程中损失值与平均绝对误差变化趋势图。

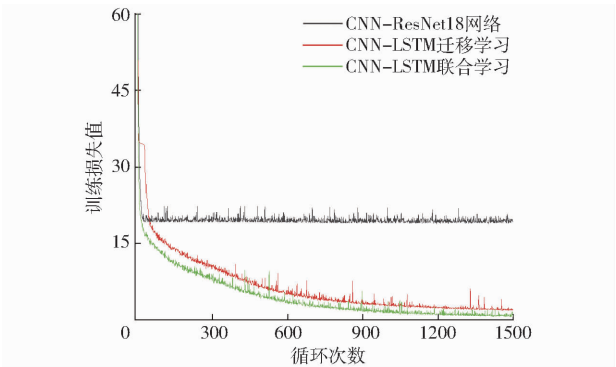


图 5 训练损失值变化趋势

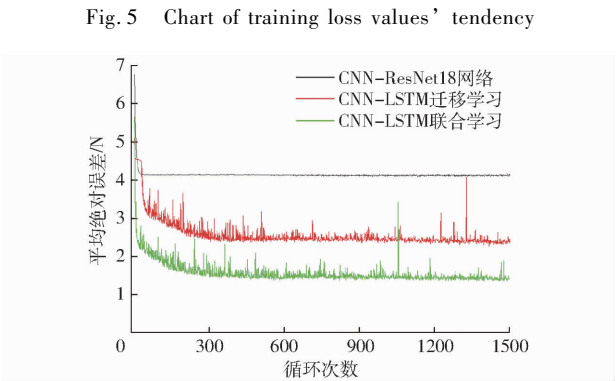


图 6 平均绝对误差变化趋势

Fig. 5 Chart of training loss values' tendency

Fig. 6 Chart of MAE tendency

4 结果与分析

4.1 视触觉检测无损性评价

在该试验中,同一猕猴桃接触面与非接触面果肉颜色较为配对对照,同时服从正态分布,在 α 取 0.05 检验水平下,编写 Python 程序计算得出检验统计量 t ,并比较平均数的方差是否存在显著性差异,绘制接触面与非接触面 L^* 、 a^* 、 b^* 颜色分量柱状图如图 7 所示。

计算得 L^* 、 a^* 、 b^* 颜色分量 t 值分别为 0.721、0.184、1.342,均小于 $\frac{\alpha}{2}$ 水平下 t 单尾临界值 1.711。可得出结论:视触觉序列图像采集装置在与猕猴桃进行 30 mm 按压接触 3 h 后,接触面与非接触面的颜色在 L^* 、 a^* 、 b^* 三通道颜色分量下平均数不存在显著性差异,可以认为该方法为无损测量方法^[35]。

4.2 深度学习模型对比

如图 5、6 所示,网络训练过程中,在 620 次左右的迭代中,平均绝对误差稳定在最优值附近振荡,虽

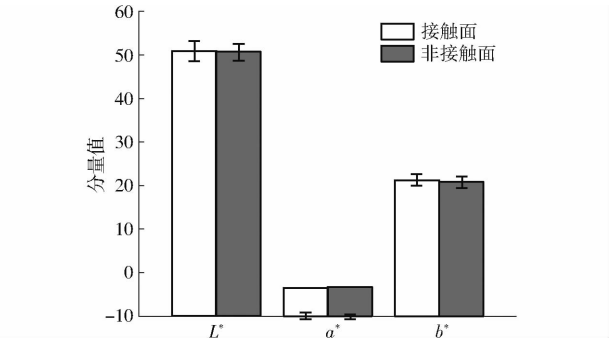


图 7 接触面与非接触面 L^* 、 a^* 、 b^* 颜色分量值

Fig. 7 Histogram of L^* , a^* and b^* color components of contact and non-contact surfaces

然损失值逐渐下降,但对预测效果已无明显提高,模型已近似达到最优拟合效果。因此,训练循环中平均绝对误差取得最小值时保存深度学习模型,该次循环训练的 RMSE、MAE、 R^2 3 个评价指标如表 1 所示。

表 1 模型评价指标对比

Tab.1 Comparison of deep learning models' evaluation indicators

评价指标	CNN 网络	CNN - LSTM 迁移学习网络	CNN - LSTM 联合学习网络
RMSE/N	4.959	2.767	1.611
MAE/N	4.012	2.256	1.360
R^2	0.122	0.593	0.856

表 1 为 3 种深度学习模型在测试集上的最优效果比较结果,CNN 提取视触觉序列图像特征后输入 LSTM 网络进行迁移学习和联合学习后,效果均得到提高,优于仅采用 CNN 网络;同时 CNN - LSTM 联合学习网络获得了最佳预测精度,其 RMSE、MAE、 R^2 分别为 1.611 N、1.360 N、0.856,且 R^2 优于现阶段光谱成像技术($R^2 = 0.82$)^[36]。

CNN 网络、CNN - LSTM 迁移学习网络、CNN - LSTM 联合学习网络在损失函数取得最小值时,猕猴桃预测硬度与实际硬度相关性分析如图 8 所示。

从图 8a 可以看出,CNN 网络分析视触觉序列图像预测猕猴桃硬度效果不佳,离散程度高,模型决定系数仅为 0.122,CNN 网络对触觉图像序列处理计算结果差,因此无法满足预测猕猴桃硬度的要求。

引入 LSTM 网络分析长时与短序列特征后,数据拟合度得到了明显提高,证明在 CNN 网络后端连接 LSTM 网络,引入长时和短时信息进行动态特征信息关联与分析,进而推断猕猴桃硬度的方法具有可行性。但 CNN - LSTM 迁移学习视触觉序列图像预测结果并不理想,因此单一调整 LSTM

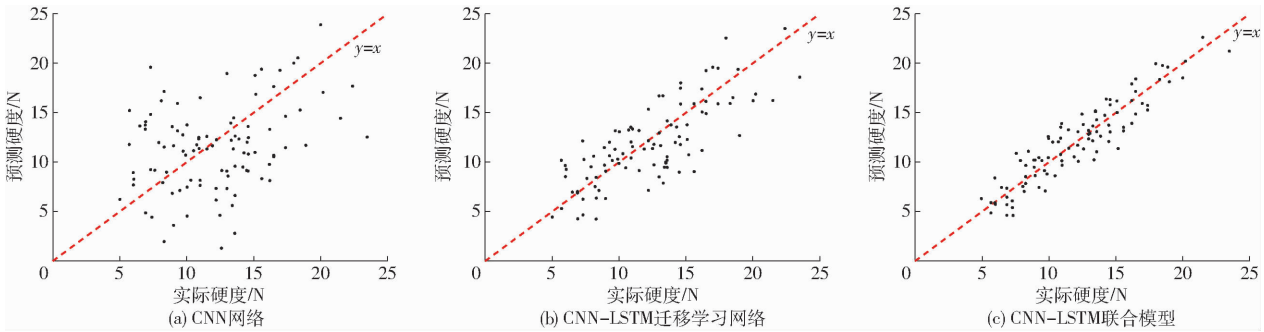


图 8 预测值与实际值相关性

Fig.8 Correlation between predicted value and measured value

内部参数拟合效果较为有限。相比迁移学习网络,联合学习网络在训练参数时随着损失值变化反向传播时可进行参数调整,ResNet 网络获得了模型的更优参数解,鲁棒性得到了增强,相关性得到了进一步提高,因此,CNN - LSTM 迁移学习得到了最优预测效果。

5 猕猴桃硬度自动检测装置

模型训练完成后,将 CNN - LSTM 联合学习模型嵌入树莓派开发板中,并完善相关控制算法与检测程序,制作了猕猴桃硬度自动检测装置与装置系统流程分别如图 9、10 所示。

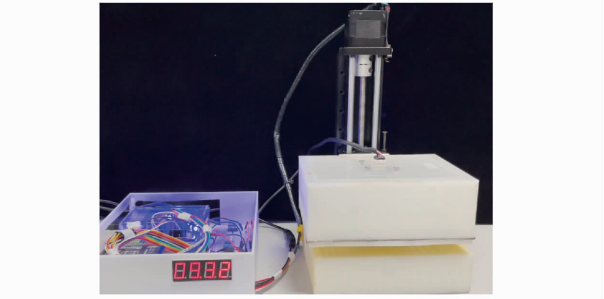


图 9 猕猴桃硬度自动检测装置

Fig.9 Automatic testing device for kiwifruits firmness

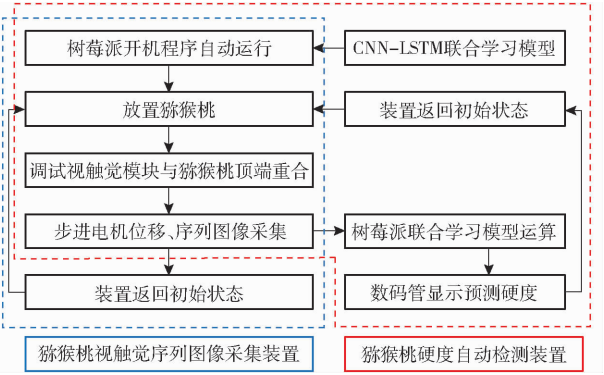


图 10 猕猴桃硬度检测流程图

Fig.10 Flow chat for kiwifruits firmness testing

随后,另随机购买 20 个猕猴桃进行预测效果检测,该组猕猴桃最小硬度 7.5 N,最大硬度 18.2 N,硬度检测方法如 2.1.2 节所述。装置预测最大绝对误差 2.23 N,预测平均绝对误差为 1.42 N,平均检测时间为 8.6 s。结果显示,相同的数据采集方法下,硬度检测装置与深度学习预测集效果接近。该装置可实现自动化下猕猴桃硬度的较好检测。

6 结论

(1)提出一种基于视触觉技术与 CNN - LSTM 联合学习网络模型的猕猴桃硬度检测方法,主要通过分析触觉传感层接触猕猴桃过程中动态信息判断交互力大小推断猕猴桃硬度。通过试验证明了猕猴桃序列图像采集装置与猕猴桃接触 3 h 后接触面与非接触面的果肉颜色 CIELAB 颜色分量均值无显著差异,即可实现与猕猴桃的柔性安全交互,满足无损检测要求。

(2)收集猕猴桃视触觉序列图像后,可使用 LSTM 网络引入长时和短时信息动态分析 CNN 提取视触觉序列图像特征信息。构建的深度学习网络在测试集上 RMSE、MAE、 R^2 指标值与相关性分析结果显示,CNN - LSTM 联合学习网络通过训练调整 CNN 与 LSTM 内部参数,反向传播时 CNN 与 LSTM 共同调整内部参数,即联合学习将公开预训练权重调整为待训练权重,进一步降低损失值,使得网络达到比 CNN - LSTM 迁移学习网络预测更好的效果,其决定系数 R^2 优于现阶段光谱技术研究结果,且不需要复杂建模过程,可以作为视触觉序列图像检测推断猕猴桃硬度的运算模型。随后将 CNN - LSTM 联合学习模型嵌入树莓派端,制作了猕猴桃硬度自动检测装置,可实现短时间内猕猴桃硬度的较为准确检测。

参 考 文 献

[1] 谢学军,金东艳,何鹏,等. 猕猴桃产业发展情况调研报告[J]. 中国农村科技,2021(8):56 - 59.

- XIE Xuejun, JIN Dongyan, HE Peng, et al. Investigation report on the development of kiwi industry[J]. China Rural Science and Technology, 2021(8):56–59. (in Chinese)
- [2] 陈志伟, 戢小梅, 李秀丽, 等. 猕猴桃贮藏及加工研究进展[J]. 农业与技术, 2019, 39(24):38–45.
CHEN Zhiwei, JI Xiaomei, LI Xiuli, et al. Research progress on storage and processing of kiwifruit[J]. Agriculture and Technology, 2019, 39(24):38–45. (in Chinese)
- [3] 张承, 王秋萍, 冉飞, 等. 猕猴桃适宜采摘期确定及其贮藏性能[J]. 农业工程学报, 2018, 34(17):266–275.
ZHANG Cheng, WANG Qiuping, RAN Fei, et al. Determination of suitable harvest period of kiwifruit and its storage performance[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(17):266–275. (in Chinese)
- [4] LI H, PIDAKALA P, BILLING D, et al. Kiwifruit firmness: measurement by penetrometer and non-destructive devices[J]. Postharvest Biology and Technology, 2016, 120:127–137.
- [5] XIAO X, LI M. Fusion of data-driven model and mechanistic model for kiwifruit flesh firmness prediction[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: 106651.
- [6] MA T, ZHAO J, INAGAKI T, et al. Rapid and nondestructive prediction of firmness, soluble solids content, and pH in kiwifruit using Vis-NIR spatially resolved spectroscopy[J]. Postharvest Biology and Technology, 2022, 186: 111841.
- [7] 迟茜, 王转卫, 杨婷婷, 等. 基于近红外高光谱成像的猕猴桃早期隐性损伤识别[J]. 农业机械学报, 2015, 46(3):235–241.
CHI Qian, WANG Zhuanwei, YANG Tingting, et al. Recognition of early hidden bruises on kiwifruits based on near-infrared hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3):235–241. (in Chinese)
- [8] LI M, PULLANAGARI R, YULE I, et al. Segregation of ‘Hayward’ kiwifruit for storage potential using Vis-NIR spectroscopy[J]. Postharvest Biology and Technology, 2022, 189: 111893.
- [9] YANG B, GUO W, HUANG X, et al. A portable, low-cost and sensor-based detector on sweetness and firmness grades of kiwifruit[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 179: 105831.
- [10] RAGNI L, CEVOLI C, BERARDINELLI A, et al. Non-destructive internal quality assessment of “Hayward” kiwifruit by waveguide spectroscopy[J]. Journal of Food Engineering, 2012, 109(1): 32–37.
- [11] MALVANDI A, KAPOOR R, FENG H, et al. Non-destructive measurement and real-time monitoring of apple firmness during ultrasonic contact drying via portable NIR spectroscopy and machine learning[J]. Infrared Physics & Technology, 2022, 122: 104077.
- [12] CLARK C J, MCGLONE V A, SILVA H, et al. Prediction of storage disorders of kiwifruit (*Actinidia chinensis*) based on visible-NIR spectral characteristics at harvest[J]. Postharvest Biology & Technology, 2004, 32(2):147–158.
- [13] 陈学深, 黄柱健, 马旭, 等. 基于触觉感知的水稻行弯度测量装置设计与试验[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2):45–53.
CHEN Xueshen, HUANG Zhujian, MA Xu, et al. Design and experiment of tactile sensing device for measuring rice curvature[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2):45–53. (in Chinese)
- [14] 倪涛, 朱厚文, 张红彦, 等. 基于手控器触觉共享控制的主从遥操作[J]. 农业机械学报, 2016, 47(12):367–372, 423.
NI Tao, ZHU Houwen, ZHANG Hongyan, et al. Master-slave teleoperation based on haptic device tactile shared control[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(12):367–372, 423. (in Chinese)
- [15] 朱银龙, 赵虎, 苏海军, 等. 四指软体机械手机械特性分析与抓取试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(9):434–442.
ZHU Yinlong, ZHAO Hu, SU Haijun, et al. Mechanical performance analysis and grasping experiment for four-finger soft manipulator[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9):434–442. (in Chinese)
- [16] DONLON E, DONG S, LIU M, et al. Gelslim: a high-resolution, compact, robust, and calibrated tactile-sensing finger[C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018: 1927–1934.
- [17] RIBEIRO P, CARDOSO S, BERNARDINO A, et al. Fruit quality control by surface analysis using a bio-inspired soft tactile sensor[C]//2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2020: 8875–8881.
- [18] 陶镛汀, 周俊, 孟一猛, 等. 果蔬表面粗糙度特性检测触觉传感器设计与试验[J]. 农业机械学报, 2015, 46(11):16–21, 42.
TAO Yongting, ZHOU Jun, MENG Yimeng, et al. Design and experiment of tactile sensors for testing surface roughness of fruits and vegetables[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(11):16–21, 42. (in Chinese)
- [19] ZHANG Y, KAN Z, YANG Y, et al. Effective estimation of contact force and torque for vision-based tactile sensors with helmholtz-hodge decomposition[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(4): 4094–4101.
- [20] YUAN W, ZHU C, OWENS A, et al. Shape-independent firmness estimation using deep learning and a gelsight tactile sensor[C]//2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2017: 951–958.
- [21] LAZARENKO M M, ALEKSEEV S A, HNATIUK K I, et al. The impact of the silica gel structure and surface chemistry on the melting of aliphatic nanocrystals: thermodynamic model and experiment[J]. Journal of Physics and Chemistry of Solids, 2022, 161: 110426.
- [22] BARROSO-LAGUNA A, RIBA E, PONSA D, et al. Key.net: keypoint detection by handcrafted and learned cnn filters[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 5836–5844.
- [23] YUAN W, MO Y, WANG S, et al. Active clothing material perception using tactile sensing and deep learning[C]//2018

IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2018: 4842 – 4849.

[24] YANG J, LIU S, MENG Y, et al. Self-powered tactile sensor for gesture recognition using deep learning algorithms[J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2022, 14(22): 25629 – 25637.

[25] KAKANI V, CUI X, MA M, et al. Vision-based tactile sensor mechanism for the estimation of contact position and force distribution using deep learning[J]. Sensors, 2021, 21(5):1920.

[26] 崔永杰,高宗斌,刘浩洲,等. 基于卷积层特征可视化的猕猴桃树干特征提取[J]. 农业机械学报,2020,51(4):181 – 190.
CUI Yongjie, GAO Zongbin, LIU Haozhou, et al. Feature extraction of kiwi trunk based on convolution layer feature visualization[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(4):181 – 190. (in Chinese)

[27] 张宇卓,王德成,方宪法,等. 基于 CNN 的玉米种子内部裂纹图像检测系统[J]. 农业机械学报,2022,53(5):309 – 315.
ZHANG Yuzhuo, WANG Decheng, FANG Xianfa, et al. Image detection system of corn seed internal crack based on CNN [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(5):309 – 315. (in Chinese)

[28] 李善军,胡定一,高淑敏,等. 基于改进 SSD 的柑橘实时分类检测[J]. 农业工程学报,2019,35(24):307 – 313.
LI Shanjun, HU Dingyi, GAO Shumin, et al. Real-time classification and detection of citrus based on improved single short multibox detector[J]. Transactions of the CSAE, 2019,35(24):307 – 313. (in Chinese)

[29] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770 – 778.

[30] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural computation, 1997, 9(8): 1735 – 1780.

[31] 解毅,张永清,荀兰,等. 基于多源遥感数据融合和 LSTM 算法的作物分类研究[J]. 农业工程学报,2019,35(15):129 – 137.
XIE Yi, ZHANG Yongqing, XUN Lan, et al. Crop classification based on multi-source remote sensing data fusion and LSTM algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2019,35(15):129 – 137. (in Chinese)

[32] 李莉,李文军,马德新,等. 基于 LSTM 的温室番茄蒸腾量预测模型研究[J]. 农业机械学报,2021,52(10):369 – 376.
LI Li, LI Wenjun, MA Dexin, et al. Prediction model of transpiration of greenhouse tomato based on LSTM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(10):369 – 376. (in Chinese)

[33] 贺志将,李前,王彦超,等. 基于 VMD – LSTM 的奶牛动态称量算法[J]. 农业机械学报,2022,53(增刊 2):234 – 240.
HE Zhijiang, LI Qian, WANG Yanchao, et al. Cow dynamic weighing algorithm based on VMD – LSTM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(Supp. 2):234 – 240. (in Chinese)

[34] HAN X Y, PAPYAN V, DONOHO D L. Neural collapse under mse loss: proximity to and dynamics on the central path[J]. arXiv preprint arXiv:2106.02073, 2021.

[35] 李云雁,胡传荣. 试验设计与数据处理[M]. 北京:化学工业出版社, 2008.

[36] BENELLI A, CEVOLI C, FABBRI A, et al. Ripeness evaluation of kiwifruit by hyperspectral imaging[J]. Biosystems Engineering, 2022, 223: 42 – 52.

(上接第 380 页)

[32] 刘梦,张顺亮,臧明伍,等. 牛肉干法成熟过程挥发性风味物质的变化规律[J]. 食品科学, 2022, 43(16): 279 – 284.
LIU Meng, ZHANG Shunliang, ZANG Mingwu, et al. Dynamic changes of volatile compounds of beef during the dry-aging process[J]. Food Science, 2022, 43(16): 279 – 284. (in Chinese)

[33] 沙坤,钱聪,张泽俊,等. 发酵牦牛肉成熟过程中挥发性香气成分的变化[J]. 食品工业科技, 2015, 36(24): 76 – 81.
SHA Kun, QIAN Cong, ZHANG Zejun, et al. Changes in volatile aroma compounds during ripening of fermented yak meat[J]. Science and Technology of Food Industry, 2015, 36(24): 76 – 81. (in Chinese)

[34] MARTY E, BUCHS J, EUGSTER-MEIER E, et al. Identification of staphylococci and dominant lactic acid bacteria in spontaneously fermented Swiss meat products using PCR – RFLP[J]. Food Microbiology, 2012, 29(2): 157 – 166.

[35] CHEN Q, KONG B, HAN Q, et al. The role of bacterial fermentation in lipolysis and lipid oxidation in Harbin dry sausages and its flavour development[J]. LWT – Food Science and Technology, 2017, 77: 389 – 396.

[36] BRUNA J M, HIERRO E M, HOZ L D L. The contribution of *Penicillium aurantiogriseum* to the volatile composition and sensory quality of dry fermented sausages[J]. Meat Science, 2001, 59(1): 97 – 107.