

基于注意力时间卷积网络的香蕉新鲜度识别与剩余货架期预测

李鑫 朱磊 张媛 杜艳平 邢晓

(北京印刷学院机电工程学院, 北京 102627)

摘要: [目的] 解决传统机器学习算法(BP、SVM)无法很好地挖掘时序数据特征导致模型识别和预测效果不佳的问题, 最大限度减少新鲜水果在流通过程中鲜度的损失。[方法] 以香蕉为研究对象, 使用时间卷积网络(TCN)结合有效通道注意力网络(ECA-NET)建立香蕉新鲜度识别模型(ECA-TCN), 并进行仿真测试。[结果] BP、SVM、TCN、ECA-TCN 的识别准确率分别为 84.89%、85.16%、97.83%、99.03%。[结论] 试验方法对香蕉的新鲜度识别具有更好的效果。

关键词: 香蕉; 新鲜度; 传感器阵列; 时间卷积网络(TCN); 注意力机制; 剩余货架期预测

Freshness recognition and remaining shelf life prediction of banana based on attention Temporal Convolutional Network

LI Xin ZHU Lei ZHANG Yuan DU Yanping XING Xiao

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Institute of Graphic Communication, Beijing 102627, China)

Abstract: [Objective] To address the issue of traditional machine learning algorithms (BP, SVM) struggling to effectively extract features from time series data, which leads to subpar model recognition and prediction performance, and aim to minimize the freshness loss of fresh fruits during the distribution process. [Methods] Taking bananas as the research subject, established a banana freshness recognition model (ECA-TCN) by combining Time Convolutional Networks (TCN) with Efficient Channel Attention Networks (ECA-NET) and conduct simulation tests. [Results] The recognition accuracies for BP, SVM, TCN, and ECA-TCN were 84.89%, 85.16%, 97.83%, and 99.03%, respectively. [Conclusion] The experimental method demonstrates superior performance in recognizing the freshness of bananas.

Keywords: bananas; freshness; sensor arrays; TCN; attention mechanism; remaining shelf-life forecasting

香蕉因其可口的味道、怡人的香味以及较高的营养价值而备受人们喜爱^[1]。作为一种呼吸跃变型水果, 香蕉在采摘后仍会进行呼吸作用, 一旦到达呼吸高峰其品质便会迅速下降。

传统的水果新鲜度预测方法主要是基于动力学模型, Zhang 等^[2]使用 Arrhenius、Eyring 和 Ball 模型对反应速率进行温度依赖性评价, 并对猕猴桃的保质期和品质变化进行了预测。Wang 等^[3]在改进 Gompertz 模型的基础上建立了微生物生长动力学模型来预测草莓在不同温度下的货架期。然而, 这些模型通常依赖于水果的物理化学指标, 较耗时, 且这些模型在建模过程中需要设置不同的温度水平, 操作繁琐。近年来, 随着物联网与人工智能技

术的兴起, 越来越多的学者研究了多源传感技术和机器学习算法的水果新鲜度预测方法, 气体传感器在采后新鲜农产品质量监测领域表现出了巨大的潜力^[4]。Huang 等^[5]通过采集蓝莓冷链微环境气体参数, 包括乙烯、氧气、二氧化碳等气体浓度, 使用 BP、SVM、RBF、ELM 等多种算法构建了不同温度下蓝莓新鲜度预测模型, 结果表明, 基于人工智能的蓝莓新鲜度预测模型精度要明显优于传统的 Arrhenius 模型。Qiao 等^[6]通过采集草莓贮藏环境中的氧气浓度、二氧化碳浓度以及环境温湿度, 构建了基于 BP 神经网络的草莓新鲜度预测模型。Altaf 等^[7]利用人工神经网络(ANN)建立了香蕉的新鲜度识别模型, 其识别准确率较高。Zhao 等^[8]提出了一种基于比色传感组合并

基金项目: 北京市自然科学基金项目(编号: KZ202210015020); 北京印刷学院校级重点教学改革项目(编号: 20240027)

通信作者: 张媛(1985—), 女, 北京印刷学院副教授, 硕士生导师, 博士。E-mail: zhangyuan@bigc.edu.cn

收稿日期: 2024-04-01 改回日期: 2024-09-27

利用深度卷积神经网络(DCNN)来捕获比色传感器图像数据用于香蕉新鲜度识别。Ni等^[9]利用GoogLeNet模型自动提取香蕉图像的特征用于检测香蕉的新鲜度,其准确率高达98.92%。然而基于图像的方法在香蕉流通场景中易受光线等因素影响,且操作复杂,存在较多的局限性。香蕉流通过程中的关键参数具有明显的时序性,上述机器学习方法不能很好地考虑数据的时序性,导致预测结果不够准确。

近年来,卷积神经网络被广泛应用,时间卷积网络(TCN)是在CNN基础上的改进网络,具有独特的膨胀因果卷积结构,能够解决深度卷积模型在时序数据任务中的长期依赖和性能下降等问题^[10]。研究拟使用时间卷积网络来挖掘香蕉流通过程中微环境参数与其品质之间的关系,结合自注意力机制,提出一种基于ECA-TCN的香蕉新鲜度检测识别系统;通过感官评价对香蕉新鲜度进行分级;利用传感器采集香蕉贮藏微环境的关键参数并将数据输入至香蕉新鲜度监测模型中,直接输出香蕉的新鲜度,从而实现端到端的香蕉新鲜度识别;使用Shapley Additive exPlanation(SHAP)方法对模型进行可解释性分析,获取模型的特征重要性。此外,使用ECA-TCN模型对香蕉的剩余货架期进行预测,以期帮助冷库管理人员通过调节香蕉贮藏微环境参数(温湿度等)及时地干预香蕉的新鲜度变化速率,有助于优化香蕉质量,减少香蕉损失。

1 材料与方 法

1.1 模型关键参数选取

环境参数与农产品理化指标参数有很强的相关性。农产品的质量既可以通过理化指标直接表示,也可以通过环境参数的变化间接表示^[11]。环境参数包括温度、湿度、气体参数(如O₂、CO₂、C₂H₄)等。果蔬在贮藏过程中会进行呼吸作用,贮藏微环境中的温湿度以及气体成分都会对其呼吸作用产生影响,从而影响果蔬品质变化的速度。相关研究^[12]表明,特定新鲜度的水果在到达货架期时,都会产生一定总量的CO₂。香蕉作为典型的呼吸跃变型果实,在成熟和腐败过程中会有不同的乙烯生产速率^[13],在香蕉成熟的整个过程中,乙烯气体是逐渐产生的,当香蕉的品种和初始成熟度确定时,乙烯的浓度取决于香蕉的贮藏时间和重量,因此乙烯的浓度一定程度上可以反映香蕉贮藏过程中的新鲜度变化。环境的温湿度会影响水果的重要代谢活动,特别是温度在水果的酶活性、呼吸强度、化学反应速率等方面起着至关重要的作用。综上,选择香蕉贮藏微环境中的C₂H₄、CO₂、温度以及湿度作为模型的输入特征。

1.2 传感器阵列

香蕉新鲜度监测模型的建立包括以下步骤:首先通过

传感器阵列获取香蕉贮藏微环境的关键参数,再利用蓝牙模块将数据上传至上位机中,并在上位机中对数据进行预处理,最后建立香蕉新鲜度监测模型。其中,香蕉贮藏微环境的关键参数由arduino uno r3开发板来控制传感器进行采集,使用5V外接电源通过usb线为硬件电路进行供电,硬件设备连接图如图1所示。传感器阵列由4种电化学传感器组成,包括CO₂传感器模块、C₂H₄传感器模块、温度传感器和湿度传感器模块,传感器信息见表1。电化学传感器作为一种典型的商用传感器,具有成本低、结构简单、易于小型化、选择性高、灵敏度高、稳定性好等优点,可以满足试验需求。在数据传输方面,使用HC-05蓝牙模块与PC蓝牙连接,通过无线通信实时上传数据至上位机中。

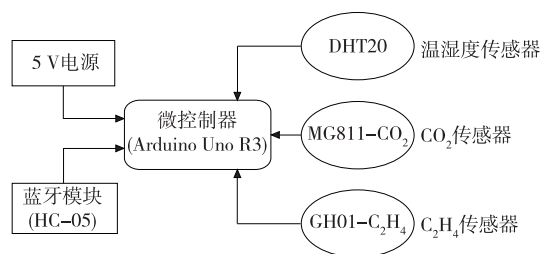


图1 传感器系统示意图

Figure 1 Schematic diagram and physical diagram of the sensor system

表1 传感器信息

Table 1 Sensor information

传感器	型号	量程	精度
CO ₂	MG811	0~18 g/m ³	1.8 mg/m ³
C ₂ H ₄	GH01-C ₂ H ₄	0~11.5 mg/m ³	0.115 mg/m ³
温度	DHT20	0~100 ℃	0.01 ℃
湿度	DHT20	0~100%	0.01%

1.3 香蕉新鲜度分级

新鲜度是决定香蕉等水果贮藏寿命和品质的最重要因素。果实新鲜度可以通过不同的属性来识别,其中果皮颜色是判断新鲜度最重要的指标^[14]。香蕉的果皮颜色是消费者最常用的观察香蕉质量的指标,用来判断香蕉的实际质量和消费质量。此外,香蕉的贮藏时间也可以作为香蕉新鲜度的评价指标之一^[9]。试验通过对香蕉的感官评价和贮藏时间相结合,将香蕉的新鲜度分为5个等级(表2),香蕉贮藏过程中的果皮颜色变化如图2所示。

1.4 试验步骤

试验香蕉为市售,品种为“天宝”。取628 g品质完好的香蕉放置在一个尺寸为30 cm×30 cm×20 cm的透明容器中,将传感器阵列放置于容器,使用PE保鲜膜进行



图2 香蕉贮藏过程中的果皮颜色变化

Figure 2 The color change of the peel of a banana during storage

表2 香蕉新鲜度等级

Table 2 Banana freshness grade

等级	感官评价	贮藏时间/d
青涩	果面光滑完好,无病斑,颜色呈青绿色	0~2.0
未熟	果面光滑完好,色泽新鲜,颜色呈青黄色	2.0~3.6
完全成熟	果皮颜色完全变黄	3.6~4.8
过熟	果皮出现部分黑色斑点	4.8~6.5
腐败	果皮颜色变为深黄色,且出现大面积黑斑	6.5~8.5

多层密封,保证容器的密闭性,传感器阵列每 20 s 采集一次环境参数。使用相机每 5 min 拍照一次,用于验证香蕉在不同时刻的新鲜度。图像采集过程如图 3 所示。

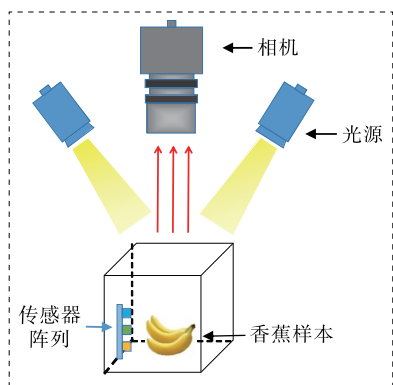


图3 香蕉图像采集过程

Figure 3 Banana image acquisition process

1.5 数据预处理

为消除不同输入特征中存在的量纲差异,采用最大最小归一化方法对数据进行处理,将各传感器的数据进行归一化处理。归一化公式为:

$$X_n = \frac{x_n - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \tag{1}$$

式中:

- X_n ——各传感器归一化的数据;
- x_n ——各传感器原始数据;
- x_{\max} ——各传感器数据中的最大值;
- x_{\min} ——各传感器数据中的最小值。

1.6 基于TCN模型的香蕉新鲜度识别模型

常见的模式识别算法包括支持向量机(SVM)、BP神

经网络等,该算法可以挖掘监测数据与水果新鲜度之间的非线性映射关系,但是通常忽视了数据的时序性,可能导致识别的效果不佳。

近年来,时间卷积网络(TCN)在处理时间特征回归和多元分类方面取得了显著成果^[15-16],在水果的无损检测方面,Qi等^[17]提出了一种新的深度回归模型MLP-CNN-TCN来预测冠梨的SSC,实现了较好的预测性能。TCN模型以CNN模型为基础并进行了改进,包括引入因果卷积、空洞卷积以及残差模块。传统卷积的输出依赖于未来某一时刻的输入,而因果卷积可以解决这一问题。因果卷积确保了模型的预测是基于当前时刻之前的信息,因此因果卷积严格遵守时间约束。因果卷积存在卷积核的大小限制了建模时间长度的缺点。为了捕获较长的相关性,许多层必须线性堆叠。因此,提出了膨胀卷积来解决该问题。膨胀卷积允许在卷积期间进行区间输入采样,采样率由图4中的 d 控制。当 $d=1$ 时,膨胀卷积是规则的因果卷积操作。一般情况下, d 的取值为1,2,4等。 d 的值随着网络结构层数的增加而增加。在网络训练过程中,加深网络结构的层数,增加卷积核的大小,增加膨胀因子 d ,可以有效地增加卷积网络的感受野。在感受野较大的网络中,神经元可以在该层的卷积运算中涉及更广泛的序列数据,这有助于提取更多的全局信息。膨胀卷积可以定义为:

$$(F * dX)(x_t) = \sum_{k=1}^K f_k x_{t-(k-d)}, \tag{2}$$

式中:

- $X = (x_1, x_2, \dots, x_t)$ ——膨胀卷积的输入序列;
- $F = (f_1, f_2, \dots, f_k)$ ——卷积核;
- $*$ ——卷积操作;
- d ——膨胀因子。

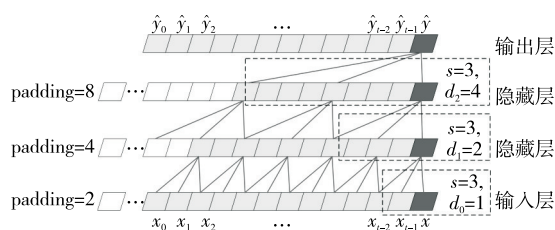


图4 膨胀因果卷积示意图

Figure 4 Schematic diagram of dilated causal convolution

为了降低出现模型退化的可能性,在 TCN 中建立残差连接结构。残差连接结构如图 5 所示,包括一系列变换和残差连接。变换包括膨胀因果卷积、权重归一化、Relu 函数、Dropout 等。权重归一化表示训练迭代过程中各网络层的权值参数归一化,加快了 TCN 的收敛速度。Dropout 定义为神经网络中一些神经元的随机失活,将在一定程度上缓解深度神经网络的过拟合^[18]。经一系列变换后,残差块的输入特征 X 通过残差连接。残差块提取新特征 O 。残差结构的数学表达式为:

$$O_i = f(h(x_i) + F(x_i)), \quad (3)$$

式中:

- x_i, O_i ——第 i 个单位的输入和输出;
- $h(x_i)$ —— x_i 的恒等映射(属于浅层特征);
- $F(x_i)$ ——经过网络变换的深层特征;
- f ——激活函数。

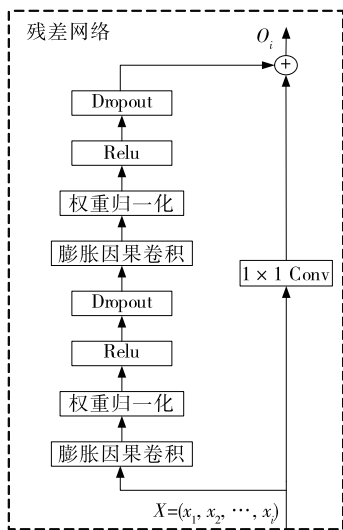


图 5 残差连接

Figure 5 Residual connections

TCN 网络的输入是香蕉贮藏微环境的关键参数,但在卷积池化过程中存在不同特征通道重要性损失的问题。为了解决传统卷积过程中出现的特征重要性损失问题,使用注意力机制。注意力机制可将不同位置的特征相互关联,并为特征分配权重,从而促进重要的特征,抑制无用的特征。一般来说,注意力机制可以分为时间注意力、通道注意力、自注意力等。其中挤压与激励网络(SENNet)可以自适应学习全局信息,并为各个通道分配不同的权重比,选择性关注重要特征^[19]。但 SENNet 通过全连接层对特征进行降维,对网络预测性能产生负面影响,同时不可避免地增加了模型复杂度和计算量。而 ECA-Net 在 SENNet 基础上进行改进,克服了模型性能与复杂度之间

的矛盾^[20]。ECA-Net 采用一维卷积和捕获局部跨通道交互方法,保证了在增加少量参数的条件下选择有效特征信息的效率。ECA-Net 模块结构如图 6 所示。

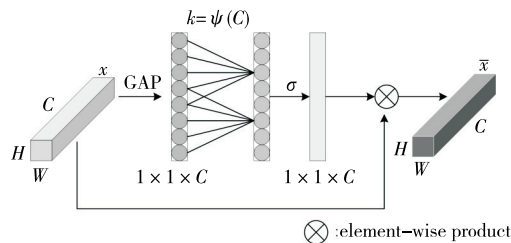


图 6 ECA-NET 模块

Figure 6 ECA-NET module

ECA 模块使用卷积进行局部邻域操作,关注每个通道及其相邻的 K 个邻居通道的信息。这种局部邻域操作有助于增强局部特征的代表能力,且可以捕捉不同通道之间的交互作用。其中,参数 K 为卷积核的大小,定义为:

$$K = \left\lfloor \frac{\log_2(C) + b}{\gamma} \right\rfloor_{\text{odd}}, \quad (4)$$

式中:

- C ——输入张量的通道数;
- b, γ ——常数;
- $\lfloor \cdot \rfloor_{\text{odd}}$ ——取最近的奇数。

然后,使用卷积核大小为 k 的 1D 卷积实现共享权值的局部跨通道交互。1D 卷积式为:

$$\omega = \sigma(C_1 D_k(y)), \quad (5)$$

式中:

- ω ——通道权重;
- σ ——Sigmoid 函数;
- $C_1 D$ ——1D 卷积;
- y ——全局平均池化后的结果;
- k ——卷积核大小。

最后,将原始输入特征与通道权重进行点积运算获得具有通道注意力的特征。

改进后的 TCN 模型如图 7 所示,模型首先采用 TCN 挖掘时间序列数据中的时间相关性和长期依赖性,然后将提取的特征输入到 ECA 模块中,最后使用 Softmax 层作为分类器实现香蕉新鲜度识别。

1.7 参数设置

经多次试验,TCN 中因果卷积残差模块层数为 2,各层卷积核数量为 32,64,卷积核大小为 3,膨胀因子为 $2n$,使用交叉熵(cross entropy)作为损失函数,选择 Adam 算法进行梯度训练,初始学习速率为 0.002,最大训练轮数为 1 000。

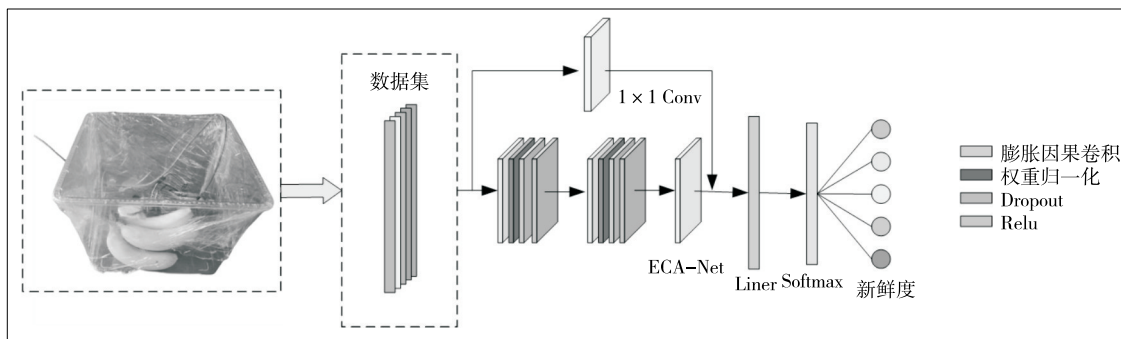


图7 ECA-TCN模型进行香蕉新鲜度识别的总体框架

Figure 7 The overall framework of the ECA-TCN model for banana freshness identification

2 结果与分析

2.1 基于ECA-TCN的香蕉新鲜度识别分类结果

将采集到的香蕉贮藏微环境关键参数分成 36 456 个样本,为每个样本设置对应的标签,并按照 8:2 划分为训练集和测试集,以 C₂H₄浓度、CO₂浓度和温湿度作为 ECA-TCN 模型的输入,香蕉的新鲜度作为模型的输出。用于深度学习的计算硬件为 PC 端,采用 NVIDIA GeForce RTX 4060 Laptop GPU 处理器,内存为 8 GB,程序在 PyTorch2.0.1 底层框架下的 pycharm 软件中运行。

Python3.9 为编程语言,模型参数量为 0.266 M,计算量为 1.04 MFLOPs。使用模型的准确率(accuracy)来对网络模型的识别效果进行评价,并按式(6)计算准确率。

$$Accuracy = \frac{\sum_{i=1}^5 T_{P,i}}{\sum_{i=1}^5 T_{P,i} + F_{P,i}}, \quad (6)$$

式中:

T_{P,i}——真实的类被分类正确的样本数量;

F_{P,i}——真实的类被错误分类的样本数量。

模型训练过程中的损失函数和正确率变化如图 8 所示。

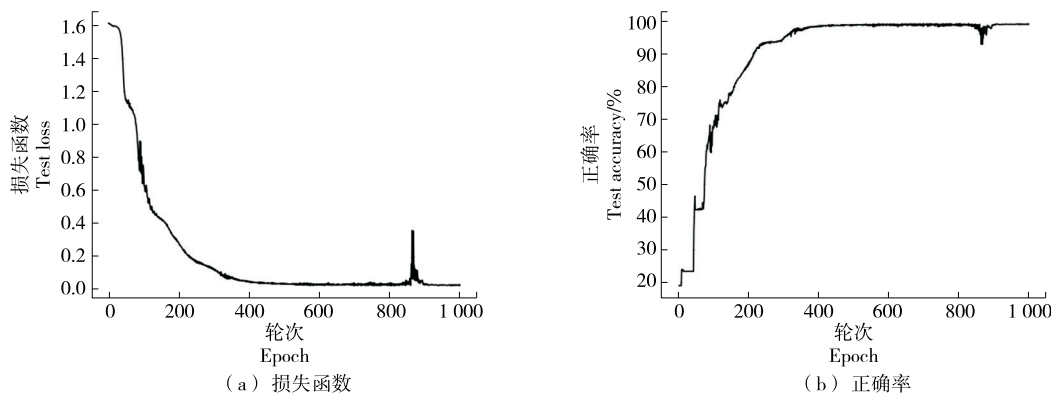


图8 测试集的损失函数与正确率

Figure 8 The loss function and the accuracy of the test set

利用训练好的 ECA-TCN 模型进行测试,识别准确率为 99.03%,模型识别结果的混淆矩阵如图 9 所示。

2.2 多种识别模型对比

为了验证试验所提模型性能的优越性,将 ECA-TCN 模型与 TCN、BP、SVM 的识别效果进行对比,在相同条件下对香蕉的新鲜度进行识别。相对于 ECA-TCN 的 99.03% 识别准确率,TCN、BP、SVM 的识别准确率分别为 97.83%, 84.89%, 85.16%。说明试验提出的 ECA-TCN 模型的识别效果明显优于其他模型。

2.3 基于 SHAP 的香蕉新鲜度分类模型可解释性分析

试验所提的 ECA-TCN 模型属于一种黑箱模型,对香蕉新鲜度进行分类时具有较好的精度,但无法给出输入与输出之间的数学解析式,也无法解释影响模型决策结果的因素,使得所建立的模型可解释性不足。因此,采用 Shapley Additive exPlanation (SHAP)^[21] 方法对 ECA-TCN 模型进行分析,获取不同输入特征对香蕉新鲜度的影响。SHAP 是一种基于博弈论计算 Shapley 值的方法,将每个输入特征视为一个贡献者,计算每个特征的贡献值,将每个特征的贡献值相加得到模型的最终预测值。每个特征

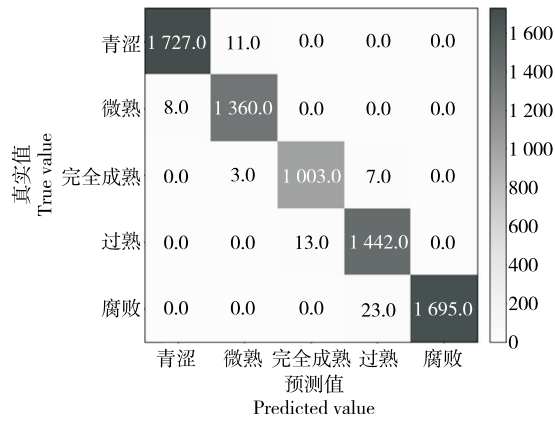


图 9 香蕉新鲜度识别结果的混淆矩阵

Figure 9 Confusion matrix for banana freshness recognition results

都有一组 Shapley 值,用于计算局部可解释性。

如图 10 所示,类别 0~4 分别对应香蕉青涩、未熟、完全成熟、过熟、腐败 5 个阶段,对于类别 0、2、4 的识别,湿度和乙烯的特征重要性较高,而 C₂H₄和 CO₂在类别 1 和类别 3 中的重要性较高。C₂H₄作为影响香蕉成熟过程的关键性气体,对于模型识别香蕉所处新鲜度的各个阶段都具有重要作用。

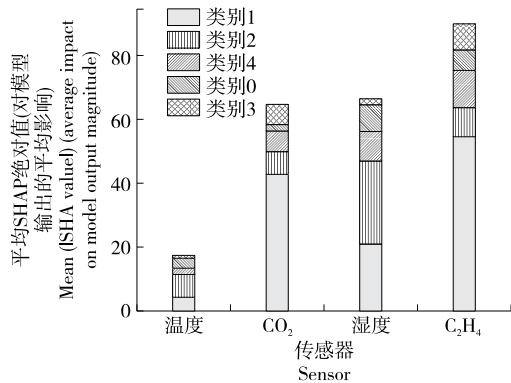


图 10 香蕉新鲜度识别的 4 个特征重要性排序

Figure 10 Ranking of 4 feature importances for banana freshness recognition

2.4 香蕉剩余货架期预测

水果的剩余货架期预测对于水果供应链各个节点具有重要的意义^[22],减少流通环节的浪费,帮助农产品流通提质增效。试验在使用 ECA-TCN 模型对香蕉新鲜度进行识别的基础上,进一步对香蕉的剩余货架期进行预测,香蕉的剩余货架期可以定义为香蕉当前时刻距离香蕉到达腐败阶段的时间差,当香蕉处于腐败阶段时,消费者通常会拒绝购买。为了降低设备在实际使用过程中的功耗,将数据的采样频率降低为 1 min。使用平均绝对百分

比误差(MAPE)、均方根误差(RMSE)和决定系数(R²)来评判模型的预测效果,并分别按式(7)~式(9)进行计算。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}, \quad (7)$$

$$MAPE = 100\% \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right|, \quad (8)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{y}_i - y_i)^2} \quad (9)$$

使用均方误差(MSE)作为 ECA-TCN 模型的损失函数,TCN 中因果卷积残差模块层数为 4,各层卷积核数量分别为 32,64,128,32,其他超参数不变,模型的预测结果如图 11 所示。

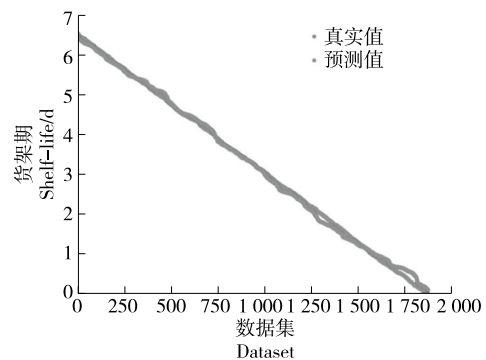


图 11 剩余货架期预测结果

Figure 11 Results of remaining shelf life prediction

由图 11 可知,模型的 RMSE 为 0.135 6,MAPE 为 0.314 3,测量值与真实值之间的误差较小,决定系数为 0.994 8,拟合效果良好,模型的最大预测误差为 0.261 6 d,大多数预测值落在实际值上,表明模型可以有效预测香蕉的剩余货架期。

3 结论

结合时间卷积网络和注意力机制,提出了一种基于注意力时间卷积算法的香蕉新鲜度识别模型和香蕉剩余货架期预测模型。结果表明,反馈神经网络、支持向量机、时间卷积网络以及 ECA-TCN 的识别准确率分别为 84.89%,85.16%,97.83%,99.03%。时间卷积网络在时间序列分类任务中更具有优势,在时间卷积网络中加入有效通道注意力机制,可以强化关键通道,弱化无关通道,实现跨通道交互,提高模型的识别准确率。采用 ECA-TCN 模型对香蕉的剩余货架期进行预测,模型的均方根误差为 0.078 8,平均绝对百分比误差为 6.83%,决定系数为 0.998 2,拟合效果良好,最大预测误差为 0.261 6 d,说明该模型具有较高的预测精度,能够满足香蕉剩余货架期预测的要求。

后续可收集香蕉在不同贮藏环境下的关键环境参

数,使用试验模型对不同贮藏环境下的香蕉新鲜度进行识别并对其新鲜度进行预测,也可在香蕉的多个品种上进行训练和测试,验证其在香蕉多个品种的适用性,并与其他模型或方法进行性能上的比较。

参考文献

- [1] 冉静凤, 陈小爱, 易翠平, 等. 5种香蕉果肉多酚的抗氧化活性和抑制 α -葡萄糖苷酶活性[J]. 食品与机械, 2023, 39(12): 153-161.
RAN J F, CHEN X A, YI C P, et al. Antioxidant activity and α -glucosidase inhibitory activity of five banana pulp polyphenols [J]. Food & Machinery, 2023, 39(12): 153-161.
- [2] ZHANG W, LUO Z W, WANG A C, et al. Kinetic models applied to quality change and shelf life prediction of kiwifruits [J]. LWT, 2021, 138: 110610.
- [3] WANG W, HU W, DING T, et al. Shelf-life prediction of strawberry at different temperatures during storage using kinetic analysis and model development[J]. Journal of Food Processing and Preservation, 2018, 42(8): e13693.
- [4] ALI A, MANSOL A S, KHAN A A, et al. Electronic nose as a tool for early detection of diseases and quality monitoring in fresh postharvest produce: a comprehensive review[J]. Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety, 2023, 22(3): 2 408-2 432.
- [5] HUANG W T, WANG X, ZHANG J, et al. Improvement of blueberry freshness prediction based on machine learning and multi-source sensing in the cold chain logistics[J]. Food Control, 2023, 145: 109496.
- [6] QIAO J, GUO M, WU Y, et al. Research on strawberry cold chain transportation quality perception method based on BP neural network[J]. Applied Sciences, 2022, 12(17): 8 872.
- [7] ALTAF S, AHMAD S, ZAINDIN M, et al. Xbee-based WSN architecture for monitoring of banana ripening process using knowledge-level artificial intelligent technique[J]. Sensors, 2020, 20(14): 4 033.
- [8] ZHAO M, YOU Z, CHEN H, et al. Integrated fruit ripeness assessment system based on an artificial olfactory sensor and deep learning[J]. Foods, 2024, 13(5): 793.
- [9] NI J, GAO J, DENG L, et al. Monitoring the change process of banana freshness by GoogLeNet[J]. IEEE Access, 2020, 8: 228369.
- [10] BAI S, KOLTER J Z, KOLTUN V. An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling[J/OL]. arXiv preprint arXiv:1803.01271, 2018. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1803.01271>.
- [11] HUANG W, WANG X, XIA J, et al. Flexible sensing enabled agri-food cold chain quality control: a review of mechanism analysis, emerging applications, and system integration[J]. Trends in Food Science & Technology, 2023, 133: 189-204.
- [12] JALALI A, LINKE M, GEYER M, et al. Shelf life prediction model for strawberry based on respiration and transpiration processes[J]. Food Packaging and Shelf Life, 2020, 25: 100525.
- [13] 胡花丽, 叶小平, 李鹏霞, 等. 乙烯和CO₂气体吸收剂对采后小包装丰水梨货架期品质的影响[J]. 江苏农业学报, 2017, 33(1): 191-196.
HU H L, YE X P, LI P X, et al. Effects of gas absorbing agent of ethylene and CO₂ on the shelf quality of little packaged Hosui pear[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2017, 33(1): 191-196.
- [14] 李天昊, 位绍文, 毛伟健, 等. 三种酶前处理对香蕉酵素理化性质、生物活性及感官的影响[J]. 食品工业科技, 2024, 45(7): 86-92.
LI T H, WEI S W, MAO W J, et al. Effects of three enzyme pretreatments on physicochemical properties, biological activity and sensory effects of banana enzymes[J]. Science and Technology for the Food Industry, 2024, 45(7): 86-92.
- [15] 魏嘉雪, 高冠东, 滕桂法. 改进TCN算法在人体跌倒检测中的应用[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(9): 2 859-2 866.
WEI J X, GAO G D, TENG G F. To improve the application of TCN algorithm in human fall detection[J]. Computer Engineering and Design, 2023, 44(9): 2 859-2 866.
- [16] 柳村, 冯秀芳. 基于无线信号和改进TCN的手势识别方法[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(8): 2 317-2 324.
LIU C, FENG X F. Gesture recognition method based on wireless signal and improved TCN[J]. Computer Engineering and Design, 2022, 43(8): 2 317-2 324.
- [17] QI H, SHEN C, CHEN G, et al. Rapid and non-destructive determination of soluble solid content of crown pear by visible/near-infrared spectroscopy with deep learning regression[J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2023, 123: 105585.
- [18] SRIVASTAVA N, HINTON G, KRIZHEVSKY A, et al. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1): 1 929-1 958.
- [19] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018: 7 132-7 141.
- [20] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE, 2020: 11 534-11 542.
- [21] LUNDBERG S M, LEE S I. A unified approach to interpreting model predictions[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30: 4 765-4 774.
- [22] ZHANG J, CHENG D, WANG B, et al. Ethylene control technologies in extending postharvest shelf life of climacteric fruit[J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2017, 65(34): 7 308-7 319.