DOI:10.12441/spyswjs.20220623003 [文章编号] 1673-1689(2024)08-0103-09

基于多源信息融合技术的红茶发酵模式判别模型研究

戴振华[1] 李露青[3,4] 周巧仪[2] 宋飞虎[1] 凌彩金[2] 宋春芳[1*]

(1. 江南大学机械工程学院,江苏 无锡 214122; 2. 广东省农业科学院茶叶研究所,广东 广州 510640; 3. 安徽农业大学茶与食品科技学院,安徽 合肥 230036;4. 安徽农业大学茶树生物学与资源利用国家重点实验室,安徽 合肥 230036)

摘要:发酵是红茶加工中最关键的步骤,为解决传统加工依赖人工经验的问题,利用计算机视觉和电子鼻联合数据融合策略快速无损检测红茶的发酵质量。通过茶多酚质量分数将红茶发酵程度划分成不同等级,并与图像和气味信息建立关系;采用不同的数据融合策略结合随机森林(RF)、K 最近邻(KNN)和支持向量机(SVM)建立红茶发酵的定性判别模型,并与单一传感器模型进行比较。结果表明,数据融合策略结合了不同传感器的信息,获得了更全面的数据,其模型判别结果优于单一传感器;特征级融合策略提取了不同传感器的信息特征值,简化了模型数据,获得了比数据级融合策略更优的模型性能;其中基于特征级融合策略的 SVM 模型分类效果最好,训练集分类正确率为 100%,预测集分类正确率为 95.56%,实现了对红茶发酵程度的快速、准确判别。

关键词:计算机视觉;电子鼻;数据融合策略;红茶发酵

Discrimination Model Study of Black Tea Fermentation Patterns Based on Multi-Source Information Fusion Technology

DAI Zhenhua[1] *LI Luqing*[3,4] *ZHOU Qiaoyi*[2] *SONG Feihu*[1] *LING Caijin*[2] *SONG Chunfang*[1*]

(1. School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; 2. Tea Research Institute of Guangdong Academy of Agricultural Sciences, Guangzhou 510640, China; 3. School of Tea and Food Science & Technology, Anhui Agricultural University, Hefei 230036, China; 4. State Key Laboratory of Tea Plant Biology and Utilization, Anhui Agricultural University, Hefei 230036, China)

Abstract: Fermentation is the most critical step in black tea processing. To address the limitations of traditional methods that rely on manual experience, a rapid and non-destructive detection approach for assessing black tea fermentation quality was developed using a data fusion strategy that combines computer vision and electronic nose technologies. The fermentation degree of black tea was classified into different levels based on the mass fraction of tea polyphenols, and a correlation was established with image and odor information. Qualitative discriminant models for black tea fermentation were developed using different data fusion strategies in combination with random forests (RF), K-nearest neighbors (KNN), and support vector machine (SVM) models, and these were compared with the single sensor models. The results showed that data fusion strategies integrated

基金项目:广东省茶树资源创新利用重点实验室开放课题项目(2020KF02);安徽农业大学茶树生物学与资源利用国家重点实验室开放基金资助项目(SKLTOF20210117)。

通信作者:宋春芳(1974 年—),女,博士,教授,博士研究生导师,主要从事农产品无损检测与控制研究。E-mail:songcf@jiangnan.edu.cn

收稿日期:2022-06-23 **修回日期:**2023-01-03

information from different sensor, providing more comprehensive data, and their discrimination result was better than that of a single sensor. The feature-level data fusion strategies extracted the eigenvalues of different sensors information, simplifying the model data and achieving the superior performance compared to data-level fusion strategies. Among them, the SVM model based on feature-level data fusion achieved the best classification performance, with a classification accuracy rate of 100% in the training set and 95.56% in the prediction set, realizing the rapid and accurate identification of different fermentation degrees of black tea.

Keywords: computer vision; electronic nose; data fusion strategy; black tea fermentation

红茶是世界上最受欢迎的健康饮品之一，其加工过程一般包括萎凋、揉捻、发酵和干燥[1]。发酵是红茶加工中最关键的工序，直接决定成品茶的品质和风味特征[2]。在发酵过程中，液泡内的茶多酚和儿茶素等物质与多酚氧化酶充分接触，发生酶促氧化反应，生成一系列有色氧化产物如茶黄素、茶红素和茶褐素[3]。茶色素的生成与叶绿素的降解使茶叶颜色由绿色逐渐转变为红褐色[4]。类胡萝卜素、氨基酸等物质降解会生成醇类、酮类、酯类等物质，形成红茶独特的风味[5-7]。

传统加工中依靠制茶师傅的“一看二闻”来判断红茶的发酵程度，受主观和经验影响大。近年来，无损检测技术逐渐成熟，计算机视觉和电子鼻技术广泛用于肉类、水果和蔬菜[8-9]等食品的品质检测。刘鹏等[10]通过采集茶叶的颜色和纹理特征，利用 RF 算法实现对茶叶品质的快速评价。Zhu 等[11]利用径向基神经网络实现通过图像信息预测加工过程中绿茶的感官品质。Bakhshipour 等[12]开发了一个基于模糊决策树的计算机视觉系统，实现对伊朗常见茶叶的分类。Liu 等[13]将计算机视觉与深度学习结合，对中国菊花茶中不同花期的茶进行分类，结果表明其识别正确率达到 96%。Bhattacharyya 等[14-16]监测了红茶发酵过程中的挥发性物质，根据传感器的输出峰值检测最佳发酵时间。Chen 等[17]制备了气味成像传感器阵列，通过嗅觉可视化技术实现绿茶、红茶和乌龙茶的正确分类。

红茶发酵是一个复杂的化学变化过程，伴随着颜色和气味的变化，单一传感器无法收集足够的信息，不能很好地表征发酵过程中色、香、味的变化。数据融合策略能够将不同传感器的特征信号融合，从而更全面地描述待测物质[18]。朱启兵等[19]采用特征融合技术对猪肉的新鲜度进行检测并且建立了挥发性盐基氮的预测模型。邹光宇等[20]将电子鼻与电子舌的响应数据进行融合，建立信阳毛尖茶的茶多酚、咖啡碱含量预测模型。Banerjee 等[21]从电子鼻和电子舌的响应数据中提取小波能量特征（wavelet energy feature，WEF），对不同等级的印度红茶进行分类，体现了结合多传感器数据融合的 WEF 提取法的优越性。Xu 等[22]利用电子鼻和计算机视觉系统联合检测茶叶香气和外观，提出了一种鉴别茶叶品质的快速检测方法，基于决策级数据融合策略的 SVM 模型能够对不同等级的茶叶进行分类。

作者采用计算机视觉系统和电子鼻分别模拟红茶发酵过程中制茶师傅的“看”和“闻”，使红茶生产不再受经验与主观因素的影响，比其他传感器更适合红茶生产的实际操作。气相色谱-质谱联用技术（gas chromatography-mass spectrometry，GC-MS）可以对茶叶发酵过程中的挥发性气味进行准确定性和定量分析，但实时性差。电子鼻可以快速检测发酵过程中气味的变化，但不能准确分析关键物质。因此，进一步将 GC-MS 数据与电子鼻传感器响应数据关联，探讨关键挥发性物质与电子鼻信号的关系。对比分析了基于单传感器信号与多传感器数据融合信号的红茶发酵程度定性模型的效果，从而选择最优模型，实现准确、快速、无损地判别红茶发酵程度。

1 材料与方法

1.1 材料与设备

‘英红九号’红茶：广东省英德市特产茶叶，属于云南大叶种，2021 年 10 月 9 日采集并加工；真空冷冻干燥机：Scientz-10N 型，宁波新芝生物科技股份有限公司；分光光度计：UV-1800 型，上海美谱达仪器有限公司；气相色谱-质谱联用分析仪：SCIONSQ-456-GC 型，美国布鲁克公司；工业相机：SKT-SL1200C-123A 型，深圳铖镒顺科技有限公司；

环形光源：HNW-LR90型，苏州汉诺维自动化科技有限公司；便携式电子鼻：PEN3型，德国Airsense公司。

1.2 方法

1.2.1 茶叶加工

采用重萎凋、重揉捻和重发酵的加工方式，鲜叶萎凋12 h后揉捻90 min，送入发酵室发酵。发酵参数：室内温度26~28 ℃，相对湿度90%，发酵叶厚度10~12 cm，发酵后茶叶的水分质量分数50%~55%。发酵过程中每隔0.5 h取一组样品，每组9个样品，为采集过度发酵的样品，将发酵时间延长至7 h，共15组135个样品。对样品编号并采集图像与气味信息，之后将样品进行液氮冷冻及冷冻干燥，将冷冻干燥后的样品磨成茶粉，过50目筛，密封后放入冰箱备用。

1.2.2 图像采集

图像采集系统主要包括工业相机、环形光源、暗箱和计算机。为保证光源稳定性，在开始图像采集前30 min开启光源。相机镜头距离样品25 cm，分辨率为3 840×2 800像素。发酵开始后每0.5 h从发酵框的不同部位采集9份样品，样品均匀铺满培养皿以采集图像信息。样品照片以JPG格式存储在计算机中用于后续图像处理，首先提取500×500的感兴趣区域（ROI），然后去除由于茶叶堆叠形成的阴影，最后从不同的色空间模型中提取颜色特征均值，即R、G、B、H、S、V、L^*、a^*和b^*的均值。

1.2.3 气味采集

试验开始前打开电子鼻预热30 min，图像采集完成后立刻取3 g样品放入采样瓶中采集气味信息。样品顶空30 s，连续采样90 s，清洗30 s至传感器恢复初始状态。所有采集均在25 ℃完成，气体流量600 mL/min。取传感器响应值稳定的57~60 s数据进行分析。

1.2.4 理化成分测定

1）茶多酚的测定：参照GB/T 8313—2018《茶叶中茶多酚和儿茶素类含量的检测方法》，用分光光度计测定茶多酚质量分数，每组样品重复测定3次，取平均值。

2）GC检测条件：每隔1 h精确称取1 g茶粉，分别装入40 mL样品瓶中，加入3 mL沸水，加盖密封，在60 ℃恒温水浴锅中平衡5 min后，通过顶空固相微萃取吸附30 min，采用DB-5MS弹性石英毛细管柱（30 m×0.25 mm×0.25 μm），前进样口温度250 ℃，载气为高纯N_2（纯度≥99.99%）和H_2（纯度≥99.99%），流量1.5 mL/min。起始柱温50 ℃，保持3 min，以3 ℃/min升至220 ℃，保持3 min，再以10 ℃/min升至250 ℃，分流比1∶1，解吸附3 min，溶剂延迟3 min。

3）MS检测条件：采用离子源EI，离子源温度200 ℃；电子能量70 eV；发射电流34 μA；四极杆温度150 ℃；转接口温度250 ℃；电子倍增器电压350 V；质荷比扫描范围30~400。

1.3 数据处理

使用MATLAB2018b软件对图像进行预处理并提取特征值。气味信息使用WinMuster软件采集。将采集到的图像与气味信息作为原始数据进行主成分分析（principal component analysis，PCA），分别以原始数据、PCA降维数据和融合数据作为自变量，建立不同的发酵程度判别模型并比较模型效果，PCA和模型建立均通过Python实现。

2 结果与讨论

2.1 活性成分分析

茶多酚是茶汤涩味的主要贡献物，具有降血脂和血糖、抗癌、防衰老等保健功能，其质量分数变化见图1。在0~2.0 h，由于多酚氧化酶活性较高，茶多酚被迅速氧化，质量分数快速下降，随后下降速度减缓；在4.5~5.0 h，茶多酚质量分数几乎保持不变；5.0 h后略有下降。这可能是由于多酚氧化酶活性随着发酵时间的增加而降低，这一变

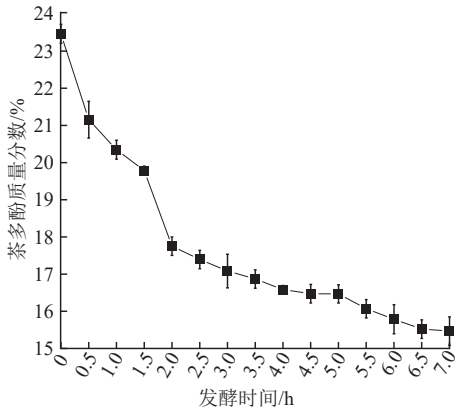


图1 红茶发酵过程中茶多酚质量分数变化

Fig. 1 Mass fraction changes of tea polyphenols during black tea fermentation

化趋势与前人研究结果相似[23-24]。茶多酚质量分数的减少有助于减轻茶汤中的涩味，提升口感，但茶多酚过少会降低茶叶的营养价值，因此认为4.5~5.0 h属于适度发酵阶段，0~4.0 h为发酵不足阶段，5.5~7.0 h为发酵过度阶段。

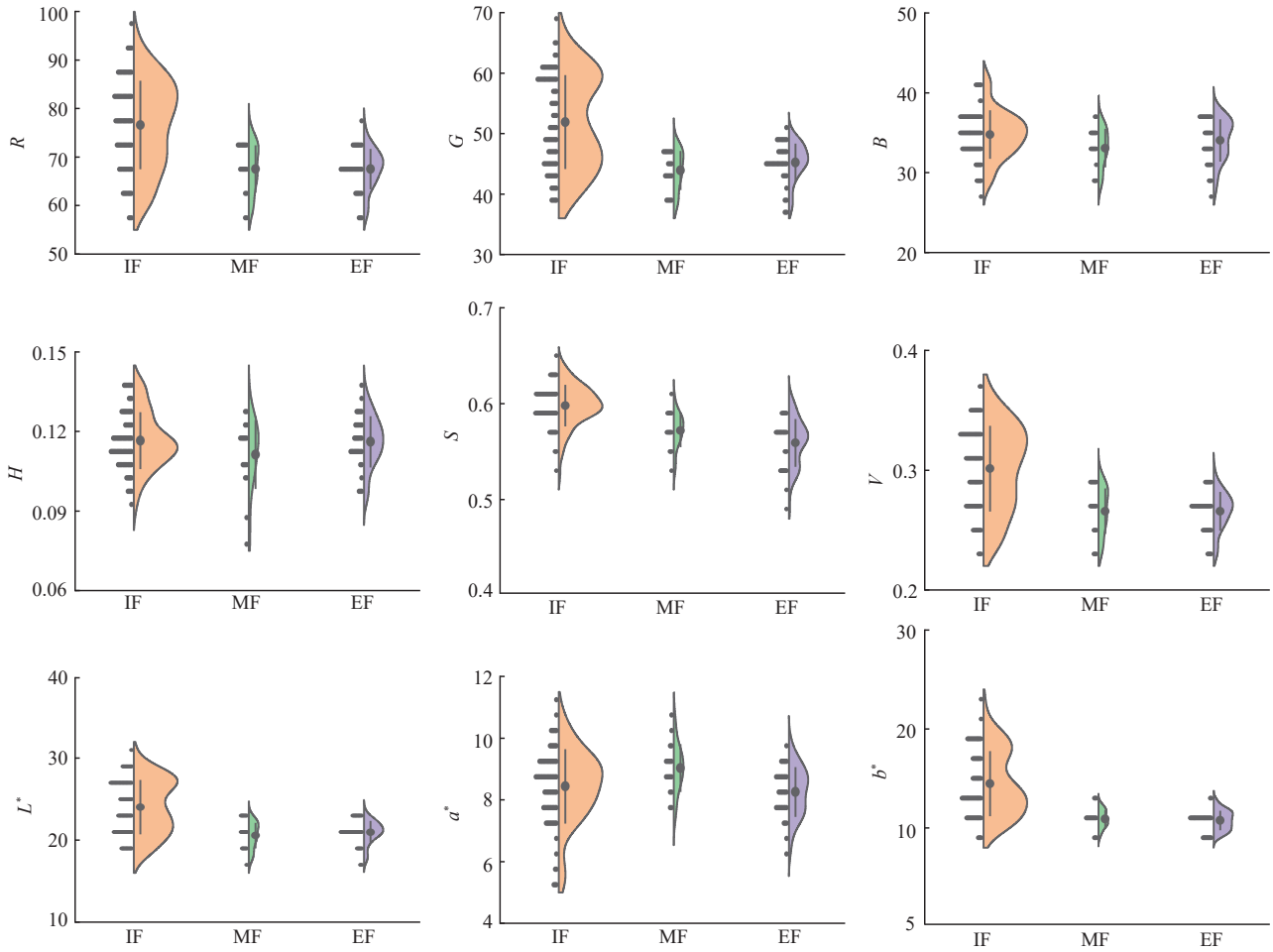
2.2 基于计算机视觉的红茶发酵程度判别与分析

图2为红茶发酵过程中各时间点采集的茶叶图像。由于叶绿素降解使茶叶由绿色向红褐色转变[25]，随后图像逐渐变暗，肉眼不能很好地区分。RGB色空间模型建立在笛卡尔坐标系中，以红、绿、蓝3种基本色为基础，是生活中最常见的一种颜色模型[26]。HSV模型是一种面向用户的色空间模型，通过色调（H）、饱和度（S）和明度（V）来描述物体的颜色[27]。Lab色空间模型能够提供超过人类视觉的视域，常在图像处理软件中运用[28]。运用RGB、HSV、Lab这3种色空间模型转化图像信息，分别提取其颜色特征均值进行分析与建模。图3为不同发酵阶段红茶颜色特征值的半小提琴图，随着发酵时间延长，R、G、S、V、L^*和b^*均降低，除S外，其他特征值主要在发酵不足和发酵适度阶段变化；a^*先升后降，在适度发酵阶段达到最高值；B和H无明显变化。



图2 红茶发酵过程图像

Fig. 2 Image of black tea fermentation process

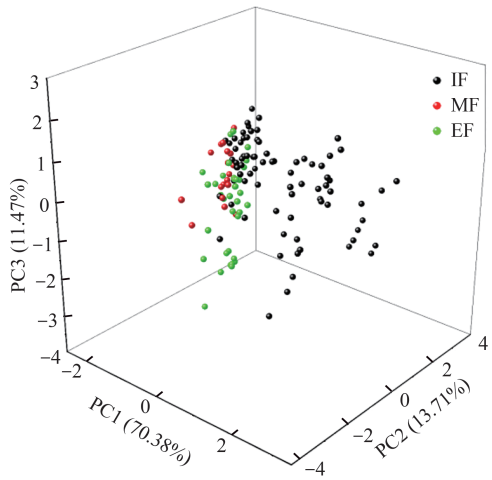


IF—发酵不足阶段（0~4.0 h）；MF—发酵适度阶段（4.5~5.0 h）；EF—发酵过度阶段（5.5~7.0 h）。

图3 红茶发酵颜色特征值的半小提琴图

Fig. 3 Semi-violin plot of color feature values during black tea fermentation

为进一步探求红茶颜色与发酵程度的关系，根据活性成分划出不同的发酵阶段，对颜色特征值进行主成分分析，结果见图4。第一主成分贡献率为70.38%，第二主成分贡献率为13.71%，第三主成分贡献率为11.47%，前3个主成分累计解释总方差的95.56%，说明前3个主成分代表了红茶发酵过程中的大部分颜色变化。然而，从3D载荷分布图中可以看出，存在部分发酵不足、发酵过度的样品与发酵适度的样品混合的情况，不能够得到良好区分，这可能是由于茶叶颜色变化主要集中在发酵的前5 h，随着发酵时间延长，颜色变化不显著。



IF—发酵不足阶段（0~4.0 h）；MF—发酵适度阶段（4.5~5.0 h）；EF—发酵过度阶段（5.5~7.0 h）。

图4　红茶发酵图像的主成分分析载荷图

Fig. 4　Principal component analysis loading plots of image during black tea fermentation

分别以图像颜色特征值的原始数据和前3个主成分为自变量，红茶发酵程度为因变量，将采集到的135个数据按2∶1划分成训练集和测试集，建立RF、KNN和SVM模型。模型经过调试后取得最优结果，模型参数与分类正确率见表1。原始数据所建模型的正确率基本略高于前3个主成分数据模型，原因可能在于PCA虽然可以降低数据维度，简化模型，但是它可能会在一定程度上丢失数据，从而降低模型准确性。所有模型的训练集分类正确率均在85%以上，但预测集分类正确率较低，约为80%，其中基于原始数据的SVM模型（CV-SVM）分类效果最好，训练集分类正确率为91.11%，预测集分类正确率为82.22%，这表明从图像的颜色特征值来判别红茶的发酵程度是可行的，但效果不太令人满意。

表1　基于计算机视觉的红茶发酵程度分类模型

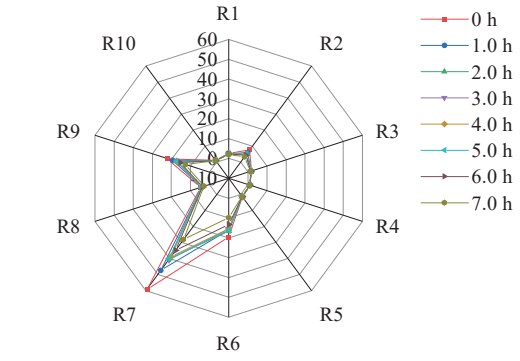
Table 1　Classification models of black tea fermentation degree based on computer vision

模型	参数	训练集分类正确率/%	预测集分类正确率/%
CV-RF	n=80	85.56	82.22
CV-PCA-RF	n=30	90.00	74.44
CV-KNN	k=7	86.67	78.89
CV-PCA-KNN	k=3	85.56	76.67
CV-SVM	c=36.23，g=0.01	91.11	82.22
CV-PCA-SVM	c=420.37，g=0.01	86.67	80.00

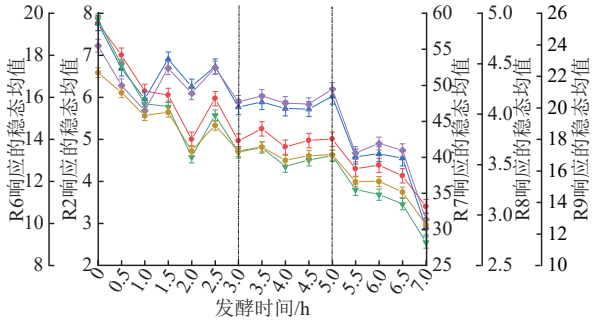
注：CV表示计算机视觉；RF、KNN、SVM表示基于原始数据建立的模型；PCA-RF、PCA-KNN、PCA-SVM表示基于主成分数据建立的模型。

2.3　基于电子鼻的红茶发酵程度判别及分析

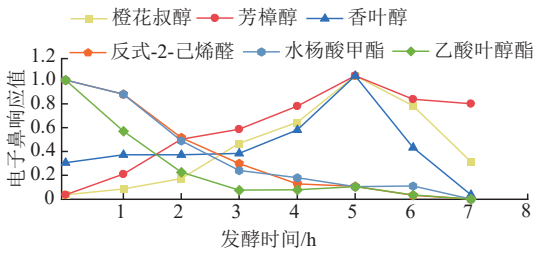
取电子鼻传感器阵列响应的稳态均值（即57~60 s的数据）进行分析。图5（a）为电子鼻响应值雷达图，响应值大于2的传感器有R2、R6、R7、R8和R9，其中R7传感器响应值最大，这可能是由于传感器R7对硫化物和萜烯类非常灵敏。在红茶发酵过程中茶叶的气味响应值总体呈下降趋势。茶叶发酵过程中主要的挥发性物质有醇类、醛类、酮类和烯烃类等[29-30]，这些物质与传感器R8密切相关。图5（b）为上述5个传感器响应的稳态均值在整个发酵过程中的变化情况。为进一步探究电子鼻信号与红茶发酵香气物质的具体关系，进行了GC-MS分析。分别选取花果香和青草味的代表性物质，归一化后各物质的变化趋势见图5（c）。结果表明，前3 h电子鼻响应值变化波动较大，总体呈下降趋势，可能是由于发酵前期（0~3.0 h）代表青草味的反式-2-己烯醛、水杨酸甲酯、乙酸叶醇酯等挥发性物质开始迅速降低，而代表红茶独特风味的挥发性物质（橙花叔醇、香叶醇、芳樟醇等）增加的速度小于代表青草味的物质消失的速度；到了发酵中期（3.5~5.0 h），代表青草味的物质消失的速度开始降低，逐渐与代表红茶独特风味的挥发性物质的生成速度持平，使传感器响应值基本保持不变；随着发酵不断进行，代表青草味的物质逐渐消失，代表红茶独特风味的挥发性物质也开始减少，传感器响应值在5 h处形成一个峰值，随后开始降低，标志着发酵已经过度。



(a) 电子鼻响应值雷达图



(b) 电子鼻响应值变化趋势



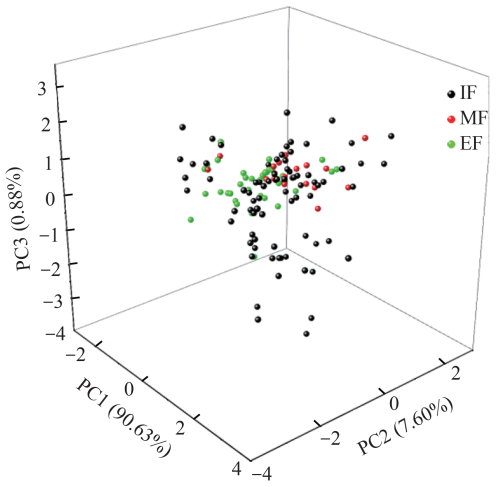
(c) 典型挥发性物质的变化趋势

图 5　红茶发酵过程中的气味信息

Fig. 5　Odor information during black tea fermentation

图 6 为基于电子鼻的红茶发酵气味主成分分析 3D 载荷图，可以看出第一主成分贡献率为 90.63%，第二主成分贡献率为 7.60%，第三主成分贡献率为 0.88%，前 3 个主成分累计解释总方差的 99% 以上，说明前 3 个主成分几乎代表了红茶发酵过程中的所有气味变化。然而，不同发酵阶段的样品并没有得到很好地区分，这可能是由于电子鼻采集数据时间稍长，同一时间段采集了多个数据，使得其与相邻时间段样本的数据有较强的相似性。

分别以电子鼻传感器阵列响应的稳态均值和 PCA 的前 3 个主成分为自变量，红茶的发酵程度为因变量，建立 RF、KNN 和 SVM 模型。模型经过调试后取得最优结果，参数与分类正确率见表 2。经过 PCA 分析后所建模型的分类正确率有所提高，这可能是因为原始数据之间存在一定关联，信息冗余。EN-PCA-KNN 模型效果最好，训练集分类正确率为 88.89%，测试集分类正确率为 86.67%，虽然一定程度上可以对不同发酵程度的红茶进行分类，但效果有待提升。



IF—发酵不足阶段（0~4.0 h）；MF—发酵适度阶段（4.5~5.0 h）；EF—发酵过度阶段（5.5~7.0 h）。

图 6　红茶发酵气味的主成分分析载荷图

Fig. 6　Principal component analysis loading plots of odor during black tea fermentation

表 2　基于电子鼻的红茶发酵程度分类模型

Table 2　Classification models of black tea fermentation degree based on an electronic nose

模型	参数	训练集分类正确率/%	预测集分类正确率/%
EN-RF	n=30	87.78	72.22
EN-PCA-RF	n=100	90.00	82.22
EN-KNN	k=3	85.56	76.67
EN-PCA-KNN	k=5	88.89	86.67
EN-SVM	c=640.32，g=0.35	88.89	80.00
EN-PCA-SVM	c=45.81，g=0.02	90.00	80.00

注：EN 表示电子鼻；RF、KNN、SVM 表示基于原始数据建立的模型；PCA-RF、PCA-KNN、PCA-SVM 表示基于主成分数据建立的模型。

2.4　基于数据融合策略的红茶发酵程度判别分析

由 2.2 和 2.3 可知，由单一传感器数据所建的分类模型效果一般，这可能是因为红茶发酵在宏观上体现在色、香、味等各个方面，而在微观方面包含了一系列复杂的化学变化。单一的传感器往往只能采集到一方面的数据，而忽略了其他重要的特征。数据融合策略已被广泛用于工业和农业等领域[31-32]。根据一定的准则将不同传感器的信

息融合，从而获得更加全面的信息。数据融合策略可以分为3类：数据级、特征级和策略级。特征级融合策略既能最大程度上保留数据的原始信息，又能实现对信息的压缩，提高效率，是最常用的一种方法。策略级融合策略又称高级融合策略，该方法是将每个传感器的数据分别进行分析和局部决策，生成参数，再通过一定的算法将各个参数进行融合得到最终的决策结果。但其可能会损失较多的原始数据，导致精度降低且耗时[33-34]。

采用数据级和特征级融合策略对计算机视觉和电子鼻的数据进行融合，建立RF、KNN和SVM分类模型，并对模型效果进行比较。其中在特征级融合策略中，采用主成分分析对原始数据进行降维，选取累计贡献率达99%的主成分，既能去除冗余数据，又能最大程度保留原始信息，因此，图像数据选取前4个主成分，气味数据选取前3个主成分。表3列出了各模型的最优参数和结果，可以看出基于数据级融合策略的模型分类正确率较单一传感器模型均有上升，训练集分类正确率均为100%，预测集正确率均在85%以上。特征级融合策略通过特征提取降低了数据噪音，减少了冗余信息，表现出比数据级融合策略更好的模型性能，基于特征级融合策略的支持向量机模型（FL-SVM）效果最好，训练集分类正确率为100%，测试集分类正确率为95.56%。对比3种方式的最优模型可知，训练集和预测集分类正确率均提升了约10%。

表3 基于数据级和特征级融合策略的红茶发酵程度分类模型

Table 3 Classification model of black tea fermentation degree based on data-level and feature-level fusion strategies

模型	参数	训练集分类正确率/%	预测集分类正确率/%
DL-RF	n=100	100	85.56
FL-RF	n=20	100	88.89
DL-KNN	k=7	100	87.78
FL-KNN	k=5	100	91.11
DL-SVM	c=106.32，g=0.02	100	93.33
FL-SVM	c=86.59，g=0.51	100	95.56

注：DL表示数据级融合策略；FL表示特征级融合策略；RF、KNN、SVM表示基于原始数据建立的模型。

3 结论

针对传统红茶发酵程度评判依赖人工经验的弊端，利用机器视觉和电子鼻分别模拟制茶师傅的“看”和“闻”，提出了一种基于数据融合策略的红茶发酵程度检测方法，弥补单一传感器获取信息不全面、模型精度低的问题。结果表明，数据融合策略能够更全面地表征红茶发酵过程中的色、香、味变化，展现出比单一传感器模型更优的模型性能；特征级融合策略对不同传感器进行了特征筛选，去除噪声信息，简化数据，提高了模型的准确性和鲁棒性，性能优于数据级融合策略；最优模型为基于特征级融合策略的SVM模型（FL-SVM），其训练集和预测集分类正确率分别为100%和95.56%，较单一传感器模型性能提升约10%。

参考文献

[1] 汤善麟. 浅谈工夫红茶制作工艺技术要点[J]. 福建农业，2013(7)：14-15.
TANG S L. Discussion on the key points of the production technology of Kung Fu black tea[J]. Fujian Agriculture，2013(7)：14-15.(in Chinese)

[2] 赵和涛. 红茶发酵时主要化学变化及不同发酵方法对工夫红茶品质的影响[J]. 蚕桑茶叶通讯，1989(2)：10-13.
ZHAO H T. Main chemical changes during black tea fermentation and the effects of different fermentation methods on the quality of Kung Fu black tea[J]. Newsletter of Sericulture and Tea，1989(2)：10-13.(in Chinese)

[3] 陈国宝，邵静娜，吴全聪，等. 工夫红茶发酵过程影响品质因子分析研究[J]. 中国茶叶，2014，36(5)：16-18.
CHEN G B，SHAO J N，WU Q C，et al. Analysis of factors affecting the quality of Kung Fu black tea during fermentation[J]. China Tea，2014，36(5)：16-18.(in Chinese)

[4] 夏长杙，冉乾松，李芮，等. 红茶发酵过程中品质评价技术研究进展[J]. 食品与机械，2023，39(3)：233-240.
XIA C Y，RAN Q S，LI R，et al. Research progress of quality evaluation technology in black tea fermentation process[J]. Food & Machinery，2023，39(3)：233-240.(in Chinese)

[5] 张娅楠，欧伊伶，覃丽，等. 红茶中香气物质的形成及工艺对其影响的研究进展[J]. 食品工业科技，2019，40(11)：351-357.
ZHANG Y N，OU Y L，QIN L，et al. Research progress on the formation of aroma substances and its influence of processes in black tea[J]. Science and Technology of Food Industry，2019，40(11)：351-357.(in Chinese)

[6] 李琛，岳翠男，杨普香，等. 工夫红茶特征香气研究进展[J]. 食品安全质量检测学报，2021，12(22)：8834-8842.

LI C，YUE C N，YANG P X，et al. Research progress on characteristic aroma of Kung Fu black tea[J]. Journal of Food Safety & Quality，2021，12（22）：8834-8842.（in Chinese）

[7] 范捷，王秋霜，秦丹丹，等. 红茶品质及其相关生化因子研究进展[J]. 食品科学，2020，41（3）：246-253.
FAN J，WANG Q S，QIN D D，et al. Recent progress in black tea quality and related biochemical factors[J]. Food Science，2020，41（3）：246-253.（in Chinese）

[8] 崔宏春，张建勇，赵芸，等. 发酵条件对红茶茶色素形成的影响研究进展[J]. 食品与机械，2022，38（8）：227-233.
CUI H C，ZHANG J Y，ZHAO Y，et al. Research progress on the influence of black tea fermentation conditions on the tea pigment formation[J]. Food & Machinery，2022，38（8）：227-233.（in Chinese）

[9] 杨杰锴，郭志强，黄远. 高光谱成像在蔬菜性状无损检测中的研究进展[J]. 激光与光电子学进展，2022，59（10）：1000002.
YANG J K，GUO Z Q，HUANG Y. Research progress of hyperspectral imaging in nondestructive testing of vegetable traits[J]. Laser & Optoelectronics Progress，2022，59（10）：1000002.（in Chinese）

[10] 刘鹏，吴瑞梅，杨普香，等. 基于计算机视觉技术的茶叶品质随机森林感官评价方法研究[J]. 光谱学与光谱分析，2019，39（1）：193-198.
LIU P，WU R M，YANG P X，et al. Study of sensory quality evaluation of tea using computer vision technology and forest random method[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis，2019，39（1）：193-198.（in Chinese）

[11] ZHU H K，YE Y，HE H F，et al. Evaluation of green tea sensory quality *via* process characteristics and image information[J]. Food and Bioproducts Processing，2017，102：116-122.

[12] BAKHSHIPOUR A，ZAREIFOROUSH H，BAGHERI I. Application of decision trees and fuzzy inference system for quality classification and modeling of black and green tea based on visual features[J]. Journal of Food Measurement and Characterization，2020，14（3）：1402-1416.

[13] LIU C L，LU W Y，GAO B Y，et al. Rapid identification of chrysanthemum teas by computer vision and deep learning[J]. Food Science & Nutrition，2020，8（4）：1968-1977.

[14] BHATTACHARYYA N，BANDYOPADHYAY R，BHUYAN M，et al. Electronic nose for black tea classification and correlation of measurements with "tea taster" marks[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement，2008，57（7）：1313-1321.

[15] BHATTACHARYYA N，SETH S，TUDU B P，et al. Monitoring of black tea fermentation process using electronic nose[J]. Journal of Food Engineering，2007，80（4）：1146-1156.

[16] BHATTACHARYYA N，SETH S，TUDU B P，et al. Detection of optimum fermentation time for black tea manufacturing using electronic nose[J]. Sensors and Actuators B：Chemical，2007，122（2）：627-634.

[17] CHEN Q S，LIU A P，ZHAO J W，et al. Classification of tea category using a portable electronic nose based on an odor imaging sensor array[J]. Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis，2013，84：77-83.

[18] 周鹏. 多传感器数据融合技术研究与展望[J]. 物联网技术，2015，5（5）：23-25.
ZHOU P. Research and prospect of multi-sensor data fusion technology[J]. Internet of Things Technologies，2015，5（5）：23-25.（in Chinese）

[19] 朱启兵，肖盼，黄敏，等. 基于特征融合的猪肉新鲜度高光谱图像检测[J]. 食品与生物技术学报，2015，34（3）：246-252.
ZHU Q B，XIAO P，HUANG M，et al. Feature fusion for detection of pork freshness based on hyperspectral imaging technology[J]. Journal of Food Science and Biotechnology，2015，34（3）：246-252.（in Chinese）

[20] 邹光宇，王万章，王淼森，等. 电子鼻/舌融合技术的信阳毛尖茶品质检测[J]. 食品科学，2019，40（10）：279-284.
ZOU G Y，WANG W Z，WANG M S，et al. Quality detection of Xinyang Maojian tea using electronic nose and electronic tongue[J]. Food Science，2019，40（10）：279-284.（in Chinese）

[21] BANERJEE M B，ROY R B，TUDU B P，et al. Black tea classification employing feature fusion of e-nose and e-tongue responses[J]. Journal of Food Engineering，2019，244：55-63.

[22] XU M，WANG J，GU S. Rapid identification of tea quality by e-nose and computer vision combining with a synergetic data fusion strategy[J]. Journal of Food Engineering，2019，241：10-17.

[23] JIN G，WANG Y J，LI L Q，et al. Intelligent evaluation of black tea fermentation degree by FT-NIR and computer vision based on data fusion strategy[J]. LWT-Food Science and Technology，2020，125：109216.

[24] YANG C S，ZHAO Y，AN T，et al. Quantitative prediction and visualization of key physical and chemical components in black tea fermentation using hyperspectral imaging[J]. LWT-Food Science and Technology，2021，141：110975.

[25] GILL G S，KUMAR A，AGARWAL R. Monitoring and

grading of tea by computer vision：a review[J]. Journal of Food Engineering，2011，106(1)：13-19.

[26] 黄国祥. RGB颜色空间及其应用研究[D]. 长沙：中南大学，2002.

[27] 王俊平，徐刚. 机器视觉和电子鼻融合的番茄成熟度检测方法[J]. 食品与机械，2022，38(2)：148-152.
WANG J P，XU G. Research on tomato maturity detection method based on machine vision and electronic nose fusion[J]. Food & Machinery，2022，38(2)：148-152.(in Chinese)

[28] 吴俊雄. 基于Lab颜色空间的分类器研究与设计[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版)，2021，36(1)：93-96.
WU J X. Research and design of classifier based on Lab color space[J]. Journal of Beijing Information Science & Technology University，2021，36（1）：93-96.（in Chinese）

[29] LIU H C，XU Y J，WU J J，et al. GC-IMS and olfactometry analysis on the tea aroma of Yingde black teas harvested in different seasons[J]. Food Research International，2021，150(Pt A)：110784.

[30] ZHANG W J，CAO J X，LI Z G，et al. HS-SPME and GC/MS volatile component analysis of 'Yinghong No. 9' dark tea during the pile fermentation process[J]. Food Chemistry，2021，357：129654.

[31] 王兴，邵艳明，杨波，等. 基于激光雷达与红外数据融合的跟踪算法[J]. 红外技术，2019，41(10)：947-955.
WANG X，SHAO Y M，YANG B，et al. Target tracking method based on infrared and laser lidar image fusion[J]. Infrared Technology，2019，41(10)：947-955.(in Chinese)

[32] 李文平，袁强，陈璐，等. 基于雷达与图像数据融合的人体目标检测方法[J]. 数据采集与处理，2021，36(2)：324-333.
LI W P，YUAN Q，CHEN L，et al. Human target detection method based on fusion of radar and image data[J]. Journal of Data Acquisition and Processing，2021，36(2)：324-333.(in Chinese)

[33] 潘泉，于昕，程咏梅，等. 信息融合理论的基本方法与进展[J]. 自动化学报，2003，29(4)：599-615.
PAN Q，YU X，CHENG Y M，et al. Essential methods and progress of information fusion theory[J]. Acta Automatica Sinica，2003，29(4)：599-615.(in Chinese)

[34] 王耀南，李树涛. 多传感器信息融合及其应用综述[J]. 控制与决策，2001，16(5)：518-522.
WANG Y N，LI S T. Multisensor information fusion and its application：a survey[J]. Control and Decision，2001，16(5)：518-522.(in Chinese)

（责任编辑：史润东东）