doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.09.005

基于机器视觉和工艺参数的针芽形绿茶外形品质评价

董春旺[1,2]　朱宏凯[2,3]　周小芬[2,4]　袁海波[2]　赵杰文[1]　陈全胜[1]

(1.江苏大学食品科学与食品工程学院,镇江 212013; 2.中国农业科学院茶叶研究所,杭州 310008;
3.哥本哈根大学食品科学系,菲特烈堡 999017; 4.武义县农业局,武义 321200)

摘要:外形是针芽形绿茶的关键感官评价指标,通常依据色泽、条形、嫩度和匀整度等表象特征进行人工评审,难以做到精准、客观和量化评价。本文以自动化生产线机制的针芽形绿茶为研究对象,基于茶叶品质、形成工艺和视觉形态等内外因素,构建了外形品质的智能感官评价方法。首先,在线采集在制品的 17 个机制工艺参数和成品茶的图像,进行图像特征提取,选取 9 个颜色特征和 6 个纹理特征。进而,通过与专家感官评分进行关联分析,明确了与感官品质显著相关的特征变量。为获取高效的评价模型,采用偏最小二乘法(PLS)、极限学习机(ELM)和强预测器集成算法(ELM - AdaBoost)3 种多元校正方法,分别建立了基于工艺或图像特征的针芽形绿茶外形感官的量化评价模型。建模结果表明,基于图像特征建立的 ELM - AdaBoost 模型(R_p = 0.892,RPD 大于 2),其预测性能优于其他模型,且具有更小的 RMSEP(0.874)、Bias(-0.148)、SEP(0.226)和 C_v(0.018)值。同时,非线性模型的预测性能均高于 PLS 线性模型,能更好地表征工艺参数、图像信息与感官评分之间的解析关系,且建模速度更快(0.014 ~ 0.281 s)。而 AdaBoost 法作为一种混合迭代算法,能进一步提升 ELM 模型的精度和泛化能力。结果表明,基于机器视觉和工艺评价针芽形绿茶外形品质是可行的,为拓展茶叶感官品质评价方法和专家工艺决策支持系统研制,提供理论依据和数据支撑。

关键词:针芽形绿茶;机器视觉;外形;感官品质;智能算法;非线性

中图分类号:TS272.4;TP183　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2017)09-0038-08

Quality Evaluation for Appearance of Needle Green Tea Based on Machine Vision and Process Parameters

DONG Chunwang[1,2]　ZHU Hongkai[2,3]　ZHOU Xiaofen[2,4]　YUAN Haibo[2]　ZHAO Jiewen[1]　CHEN Quansheng[1]

(1. *School of Food and Biological Engineering*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*
2. *Tea Research Institute*, *Chinese Academy of Agricultural Sciences*, *Hangzhou* 310008, *China*
3. *Department of Food Science*, *University of Copenhagen*, *Frederiksberg* 999017, *Denmark*
4. *Agricultural Bureau*, *Wuyi County*, *Wuyi* 321200, *China*)

Abstract: Green tea has the largest consumption in China, and needle-shaped green tea is a typical type of green tea. The appearance of green tea is the key sensory evaluation index of green tea. However, it is hard to realize an accurate, objective and quantitative evaluation of green tea through manual evaluation on the characteristics as the color, stripe, tenderness and uniformity, etc. Based on internal and external factors such as quality forming process and visual morphology of tea, an intelligent sensory evaluation method of the appearance quality of tea was established. Firstly, collecting the process parameters of tea products and image characteristics of made tea, totally 17 process parameters, nine color features and six texture features were selected, conducting correlation analysis with expert sensory evaluation, and screening out remarkably correlated characteristic variables. In order to obtain an efficient evaluation model, based on process parameters and image characteristic parameters respectively, multiple quantitative evaluation models were established for needle-shaped green tea appearance senses by using

收稿日期:2016-12-19　修回日期:2017-02-13

基金项目:国家自然科学基金项目(31271875)、浙江省自然科学基金项目(Y16C160009)和中央级公益性科研院所基本科研业务费专项(1610212016018)

作者简介:董春旺(1980—),男,博士生,中国农业科学院助理研究员,主要从事茶叶加工技术研究,E-mail:dongchunwang@tricaas.com

通信作者:陈全胜(1973—),男,教授,博士生导师,主要从事现代食品无损检测技术研究,E-mail:qschen@ujs.edu.cn

three multivariate correction methods such as partial least squares (PLS), extreme learning machine (ELM) and strong predictor integration algorithm (ELM - AdaBoost). The comparison of the results showed that the ELM - AdaBoost model based on image characteristics had the best performance (RPD was more than 2). Its predictive performance was superior to other models, with smaller RMSEP (0.874), Bias (-0.148), SEP (0.226), and C_V(0.018) values of the prediction set, respectively. Meanwhile, non-linear model had better predictive performance than linear model, which can better represent the analytic relationship between process parameters, image information and sensory scores, and modeling faster (0.014 ~ 0.281 s). AdaBoost method, which was a hybrid integrated algorithm, can further promote the accuracy and generalization capability of the model. The above conclusions indicated that it was feasible to evaluate the quality of appearance of needle green tea based on machine vision and process. This study provided an effective technical method and idea for developing tea sensory quality evaluation methods, and laid theoretical basis and data supports on the development of expert process strategy supporting systems of tea quality, which had a broad industry prospect in tea processing, trading and refined blend technology.

Key words: needle green tea; machine vision; appearance; sensory quality; intelligent algorithm; non-linearity

引言

茶叶是世界三大功能饮料之一，绿茶是中国消费量最大的茶类，针芽形绿茶是绿茶的典型代表（如雀舌茶、开化龙顶茶等）[1-2]。外形是评价绿茶品质的重要指标之一，尤其是在市场交易中，茶叶价格主要取决于外形特征。根据针芽形绿茶的制茶原理可知，鲜叶经过摊青、杀青、理条、干燥等工序逐步失水成型，加工中叶温和水分的组合变化直接影响了内质成分含量的变化[3]，并最终决定成品茶的外形品质和风味特征。目前，茶叶品质的评价仍以传统的人工感官审评方式为主[4]。

颜色是图像的一种重要视觉性质，是人识别图像的主要感知特征之一[5-6]。纹理是图像灰度和颜色随空间位置变化的视觉表现，可用来描述物体表面的粗糙度和方向性[7]。已有研究者利用机器视觉图像技术用于茶叶的种类、品质等级鉴别和产地溯源[6,8-10]，研究结果表明借助计算机视觉系统获取茶叶外形的可见光图像，将其颜色和纹理特征数字化提取，能实现茶叶外在品质特征的量化和准确评价[9]。此外，还有研究者采用近红外、高光谱成像技术和非线性建模方法，建立了不同茶类的判别模型、茶叶内部品质和感官品质的定量分析模型[11-14]。上述文献可为本文研究提供借鉴，但其研究对象多为红碎茶（如 CTC 茶）、不同发酵茶（乌龙茶、红茶和黑茶）、卷曲型绿茶（如碧螺春茶、炒青绿茶）和扁形绿茶（如龙井茶），且以成品茶、茶汤、发酵茶或加工过程样品为信息源，鲜有以针芽形绿茶为研究对象，特别是涉及机械制茶工艺参数的外形品质量化评价模型的研究[2,8,15]。

尤为值得关注的是，人工感官评审是一种专家行为，易受到光线、经验、心理和视觉生理等因素影响，相近的颜色和纹理人眼或许能够察觉出细微的差异，但较难明确具体的量化等级，人对颜色和纹理的描述是定性的，故难以实现对茶叶感官品质的精准、标准和客观评价[16]。不同的制茶工艺参数组合，对成品茶品质的形成存有一定的内在传递关系，并最终呈现出不同的外部形态和表象。因此，基于茶叶品质形成的内外两种因素，构建精准、客观和量化的外形品质评价方法，可弥补传统感官审评方法的不足，并为今后在规模化、智能化生产线中专家工艺决策支持系统和标准化加工技术的研发提供理论依据和数据支撑。

综上，本研究以自主研制的国内首条针芽形绿茶自动化生产线为载体，采集加工中关键工序的在制品温度、水分和时间等工艺参数信息，并利用机器视觉系统获取成品茶外形的可见光图像，提取其纹理和颜色特征，探讨工艺、图像信息和专家感官评分间的关联作用关系。进而联合线性的偏最小二乘法（PLS）和非线性的极限学习机神经网络（ELM），分别建立基于机器视觉和工艺参数的针芽形绿茶外形品质智能表征方法，并进行模型性能比较。

1　针芽形绿茶自动化生产线组成及实验

1.1　生产线结构原理

根据茶产业自动化生产的需要，研制了针芽形绿茶自动化生产线，实现产品紧、圆、直和匀的外形品质要求。针对单芽、一芽一叶的茶青原料，设计摊青叶处理能力为 100 ~ 200 kg/h，从摊青叶流入到成品茶流出的周期为 1.5 ~ 2.0 h，针芽形绿茶制作工艺分为 12 个步骤，各工序装备组成及工艺流程如图 1 所示。基于芽形茶的制茶学理论和做形工艺特

点,将整个生产线划分成 6 个功能模块:摊青、杀青、二次理条、二次干燥,每一个功能模块设有独立进、出料输送机构和功能主机,并单独构建成一个下位机系统。生产线集成了过程数据采集与监控系统(SCADA),具有现场控制、工序集中监控和管理服务 3 大功能。其中现场控制层 PLC、传感器(红外温度、湿度、称量、时间、行程、位置传感器等)、智能仪表(如变频器、温控仪等)和触屏交互机共同实现各模块的分布数据采集与控制功能。工序集中监控层以组态界面形式呈现现场的工况状态,并可通过上位机的 SCADA 操控执行机构、修改和记录工况参数。

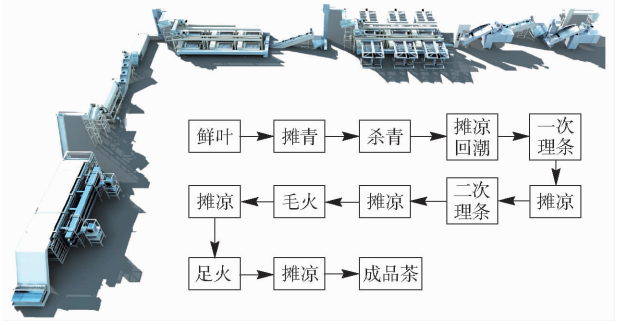


图 1 针芽形绿茶自动化生产线总体结构

Fig. 1 Overall structure for automatic production line of needle green tea

1.2 工艺实验与感官评审

实验在浙江省更香有机茶有限公司(浙江省武义县)和江苏鑫品茶业有限公司(江苏省金坛市)实施,针芽形绿茶加工的关键工序为:鲜叶摊放、摊叶杀青、一次理条、二次理条、毛火和足火。共收集针芽形绿茶 140 个茶样,其中 1 级品质茶样 40 个,2 级品质茶样 77 个,3 级品质茶样 23 个,每个样本 100 g。

工艺实验参数设定:将茶鲜叶原料(含水率为 72.3% ~ 76.5%)自然摊放在萎凋室内(20 ~ 24℃),摊叶厚度为 1 ~ 2 cm,摊放周期为 6 ~ 12 h;电热杀青机筒壁温度为 180 ~ 200℃;一次理条机锅底温度为 180 ~ 200℃;二次理条机锅底温度为 145 ~ 160℃;毛火温度 110 ~ 130℃,足火温度 95 ~ 110℃。

在针芽形绿茶制作过程中,连续采集在制品在各工序的工艺技术参数,主要有:摊青工序后茶青含水率(x_1),杀青工序中投叶量(x_2)、杀青时间(x_3)、杀青温度(x_4)、杀青后含水率(x_5),一次理条工序中的理条时间(x_6)、理条温度(x_7)、理条后含水率(x_8)和二次理条工序中的理条时间(x_9)、理条温度(x_{10})、理条后含水率(x_{11}),毛火干燥工序中毛火时间(x_{12})、毛火温度(x_{13})、毛火后含水率(x_{14}),足火干燥工序中足火时间(x_{15})、足火温度(x_{16})、足火后含水率(x_{17})共 17 组参数。

在制品叶面温度(叶温)检测方法:每个工序完成时,保持红外测温仪与样品垂直距离 10 cm,快速测定样品温度,重复测定 3 次,取平均值。水分数据采集方法:在每个工序环节结束后,将样品自然冷却至室温,采用 5 点随机取样法取样,每次取样 3 g 测定含水率,连续测定 3 次,取平均值。

制成的成品茶样分别委托农业部茶叶质量监督检验测试中心、中国茶叶学会和浙江大学茶学系的 3 位感官专家进行外形审评,3 位评茶专家按照茶叶感官审评方法(GB/T 23776—2009),采用密码审评形式评定各茶样的外形品质,取平均得分作为最终评分值。

2 计算机图像采集及处理系统

2.1 图像采集系统组成

设计一套机器视觉采集系统,主要由图像传感器、样品池、均匀光源、GUI 软件处理系统组成,按图 2 所示技术路径实现图像的采集和数据分析。传感器选用单反相机(Canon DS60D, 日本,18MP),采

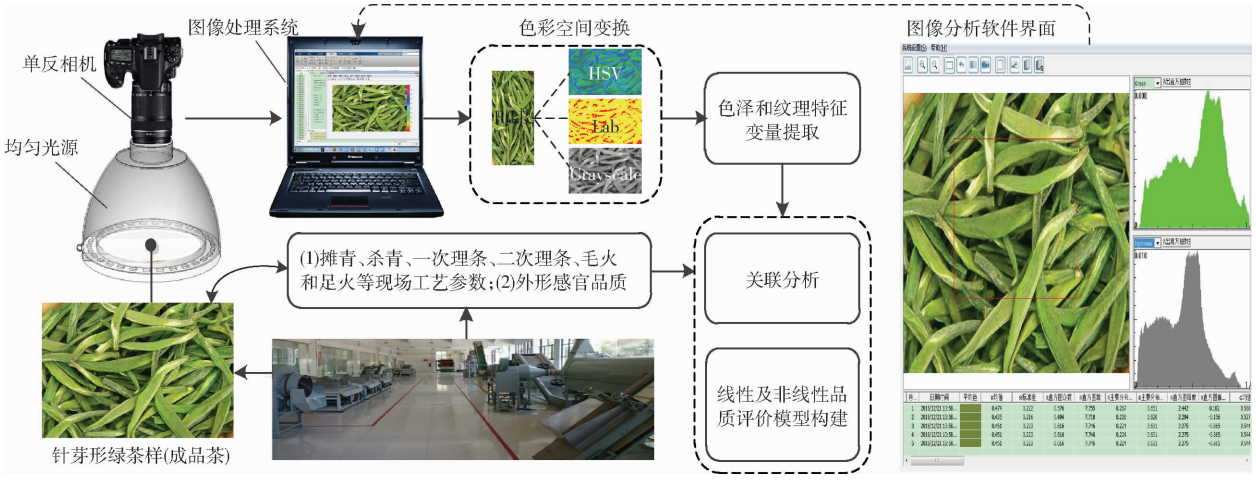


图 2 干茶图像采集与分析流程图

Fig. 2 Flow chart of image acquisition and analysis for dry tea

集参数设置如表 1 所示；光源选用 Sphere100 均匀光源（杭州晶飞科技有限公司），光源强度为100 lx；GUI 软件处理系统（软件著作权号：2013SR122179）用 Matlab 2012b 编写，软件可自动提取图像的色泽和纹理特征。

表 1　图像采集参数设置

Tab. 1　Parameters setting of image acquisition

参数	数值/类型
图像尺寸/（像素 × 像素）	3 456 × 2 304
变焦	无变焦
闪光	无闪光
感光度	ISO - 100
白平衡	白色荧光灯
操作模式	手动
光圈	f/4. 0
曝光时间/s	1/30
图像格式	JPEG
焦距/mm	24
分辨率/dpi	72

2.2　图像采集及特征提取

分别从每个茶样中称取（30 ± 0. 5）g 干茶，均匀平铺在规格为 Φ70 mm 的样品池中，并将样品池嵌入均匀光源下进行图像采集。软件系统（图 2）以图像中坐标点（1 728，1 152）为中心点，自动分割出 1 000 像素 × 1 000 像素区域，提取该兴趣区域的色泽和纹理特征。通过 RGB、HSV 和 Lab 间的颜色模型变换，分别提取红色通道均值（R）、绿色通道均值（G）、蓝色通道均值（B）、色调均值（H）、亮度均值（V）、饱和度均值（S）、明度分量均值（L^*）、红绿分量均值（a^*）和黄蓝分量均值（b^*）共 9 个色泽指标[16]。基于灰度直方图的统计属性计算 6 个纹理特征，即平均灰度值（m）、标准差（δ）、平滑度（r）、三阶矩（μ）、一致性（U）和熵（e）[16-17]，共计得到 15 个图像特性（色泽和纹理）变量。

3　芽形茶感官评价方法建立与结果分析

3.1　实验数据处理方法

分别采用偏最小二乘法（Partial least squares method，PLS）、极限学习机（Extreme learning machine，ELM）进行线性和非线性定量建模。Zscore 法用于原始数据的预处理，通过主成分分析法（Principal component analysis，PCA）从原始数据中提取特征变量，作为模型的输入自变量。

参照文献[14 - 16]中应用的参数：相关系数（R_c、R_p）、相对分析误差（RPD）、均方根误差（RMSEC/RMSEP）、偏差（Bias）、标准偏差（SEP）、变异系数（C_V）作为模型性能的评价指标[18-19]。通常 RMSEP、SEP、C_V 和 Bias 越小，R_p 和 RPD 值越高，模型的精度和泛化性越高[20]。所有的数据处理在 Matlab 2014b 和 Microsoft Windows 7（64 位）平台完成。

3.2　外形感官审评结果分析

140 个针芽形绿茶的外形感官评分范围为 79. 5 ~ 92. 5，所有茶样感官评分的平均值为 88. 13，标准偏差为 2. 33，方差为 5. 44。对 3 位评茶专家的评分进行相关分析可知（表 2），评分之间存在显著相关性（$P < 0.01$），各评茶师的评分与评分均值之间也存在显著相关性（$P < 0.01$），说明各评茶专家的评分具有较好的一致性，外形评分的真实性和准确性较高。

表 2　各组间外形评分的相关性分析

Tab. 2　Correlation analysis among shape score

评茶专家	1	2	3
1	1		
2	0. 84**	1	
3	0. 81**	0. 86**	1
评分均值	0. 89**	0. 92**	0. 95**

注：** 表示 $P < 0.01$。

3.3　工艺参数、视觉特征与外形感官关联分析

对实验样本的外形感官评分、工艺参数和视觉特征变量进行相关性分析，然后采用 Cytoscape 3. 4 对显著相关的数据作可视化处理，获得反映三者交互规律的网络关系（图 3）。由图 3 可知，工艺参数、图像特征与外形品质间存在着复杂的、直接或间接的传递和关联关系。直接影响外形品质的工序参数有：杀青时间（x_3）、理条时间（x_6）、理条温度（x_7）和理条后含水率（x_{11}）、毛火时间（x_{12}）、毛火后含水率（x_{14}）和足火后含水率（x_{17}），说明温度、水分和时间是针芽形绿茶加工中影响感官品质的最重要工艺指标。各工序阶段的含水率均与外形品质呈正相关，温度与时间呈负相关，表明高温或长时间加工会造成含水率过低，易引起焦边和高火味，进而影响外形品质。x_1、x_{10}、x_{13}、x_{15} 和 x_{16} 等参数则通过间接影响在制品的色泽和纹理特征，将作用传递至感官品质。

图像特征中除 R、G、V、L^*、m 和 U 值以外，所有图像特征参数均与外形评分显著相关，其中绿茶的感官评分分别与 B、H、a^*、δ、r 和 e 值呈极显著正相关（$P < 0.01$），与 S、b^* 和 μ 值呈极显著负相关（$P < 0.01$），并与 b^* 值的相关系数最高（相关系数为 - 0. 740）。综合分析可知，外形感官得分并非叶面色泽越绿越好或越黄越好，也并非越浓郁越好，而是色泽呈现出黄绿色或嫩绿时评分最高，这与绿茶感官审评标准相符[21-22]。

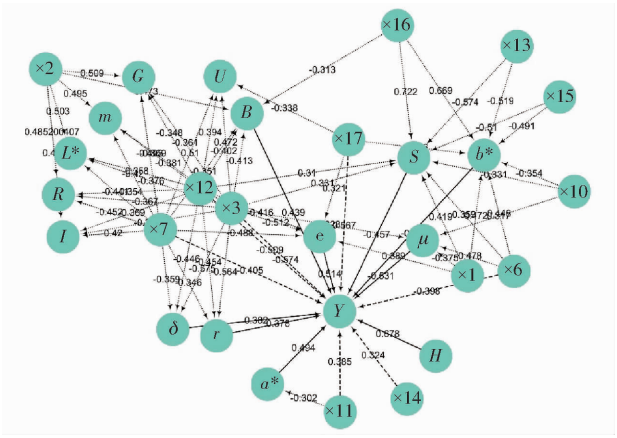


图 3 感官评分、图像特征和工艺参数间的网络关系图

Fig. 3 Network relationships diagram for sensory score, image characteristics and process parameters

3.4 样品集划分分析

140 个茶样的外形感官评分值作为本研究模型建立的参考值，采用基于马氏距离的 Kennard－Stone（K－S）法[23]，有效选出 95 个作为校正集，用于建立校正模型，余下的 45 个作为预测集，用来评价模型性能。经 K－S 法划分后的外形感官评分分布如表 3 所示，可以看出校正集中评分范围大于预测集的范围，这样有利于建立普适性的模型，保证预测性能的泛化性及稳健性。

3.5 PLS 线性关联模型

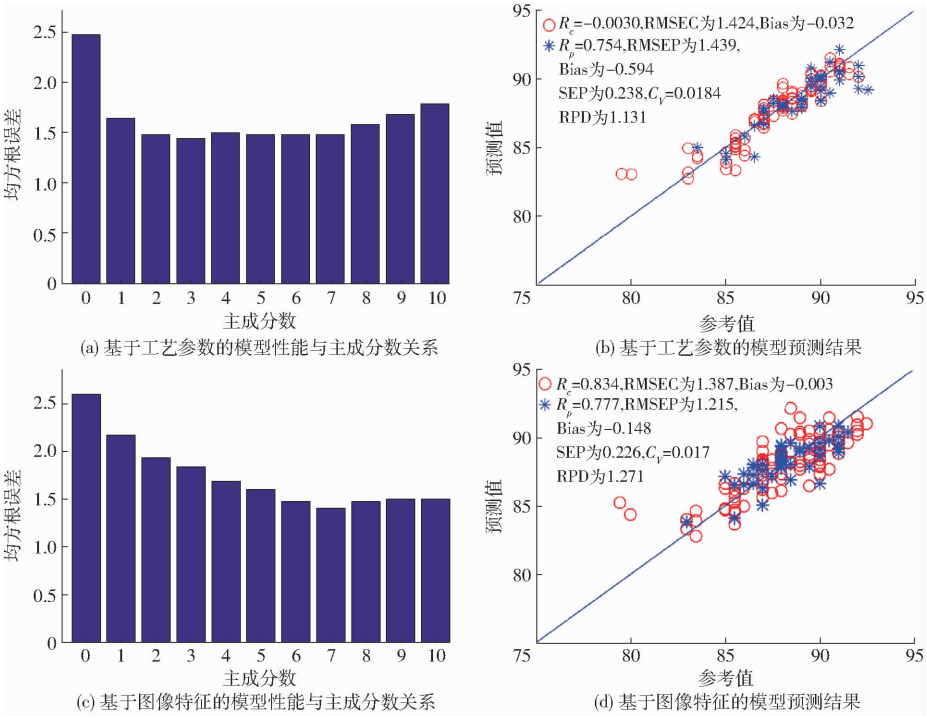
本文拟分别建立针芽形绿茶工艺参数、图像特征与感官评分间的关联模型，以实现对外形品质的监控和快速无损评价。在PLS模型建立过程中，由于提取的工艺参数和茶样图像特征变量为多元高维数组，各变量的量纲和数量级不同，故先在 Matlab 环境里调用 Zscore 算法对数据进行标准化变换处理[22]，以消除量纲和数量级限制。同时，各样本的工艺参数和图像特征变量之间存在一定的相关性，即这些变量之间的信息有一定的重叠，使变量间产生冗余信息；这些冗余信息参与模型建立，会降低模型性能。因此，在建立预测模型前，对特征变量数组进行主成分分析，以消除各特征变量间的共线性，取 10 组独立的主成分得分作为模型输入变量。

表 3 各样品集合中感官评分的分布情况

Tab. 3 Reference values for sensory score in calibration and prediction set

指标	样品集	范围	均值	方差	标准差
外形感官评分	训练集	79.5～92.5	88.22	7.40	2.72
	预测集	80.0～90.0	88.08	4.57	2.13

图 4a 和图 4c 分别为基于工艺参数和图像特征建模时，不同主成分因子数（PCs）所建 PLS 线性模型对应的 RMSEC（横坐标中“0”表示基于原始数据所建模型结果，即未采用主成分因子为输入的对照模型）。图 4a 中，当主成分数为 3 时，RMSEC 最小（1.424），其预测集 R_p 和 RPD 分别为 0.754 和 1.131，其 RMSEP、Bias、SEP、C_V 分别为 1.439、－0.594、0.238 和 0.018 4。由图 4c 可看出，当主成分数为 7 时，RMSEC 最小（1.387），其预测集 R_p 和 RPD 分别为 0.777 和 1.271，其 RMSEP、Bias、SEP、C_V 分别为 1.215、－0.148、0.226 和 0.017。预测值和



(a) 基于工艺参数的模型性能与主成分数关系 (b) 基于工艺参数的模型预测结果

(c) 基于图像特征的模型性能与主成分数关系 (d) 基于图像特征的模型预测结果

图 4 不同方法所建 PLS 模型的最优主成分数和预测集实际值、预测值散点图

Fig. 4 Optimum PCs and scatter plots of actual and predicted values of sensory scoring of PLS models

实测值之间的关系如图 4b、4d 所示，感官评分最优和最差的样品，其预测点距 45°线较远，表明 2 种方法的 PLS 模型预测精度均不高。

3.6　ELM－AdaBoost 非线性关联模型

极限学习机（Extreme learning machine，ELM）是种新型的单隐层前馈神经网络（SLFN）算法[24]，其运算速度和鲁棒性好于经典的 BP 神经网络（Backpropagation neuronal network，BP－ANN）[25－26]。AdaBoost（Adaptive boosting）作为有效的迭代学习集成算法，其原理是将多个“弱”学习算法组合为一个“强”学习算法，从而提高辨识率[27]。为达到此效果，AdaBoost 算法首先对原始样本空间赋予相同的权值，然后根据每个弱学习算法的误差率提高预测失败样本的权重，通过反复迭代，最终结果由弱预测函数加权得到。本研究中以 ELM 作为弱预测器构成 ELM－AdaBoost 强预测器[28]，以主成分作为 ELM－AdaBoost 强预测器的输入项，从而构成 ELM－AdaBoost 混合建模方法，其结构原理如图 5 所示。

Ada－ELM 非线性模型中弱分类器数 T 设为 10，隐含层节点数设为 15。因预测误差阈值（Φ）和主成分因子数（PCs）对模型的预测精度影响较大，故在选取范围内将参数 Φ 和 PCs 一起进行进一步寻优处理。分别选取 20 个 Φ 值（0.01～1，步长为 0.05）和 10 个 PCs 数（1～10，步长为 1），以模型的 RMSEC 来优选参数，优化结果如图 6a、6c 所示。

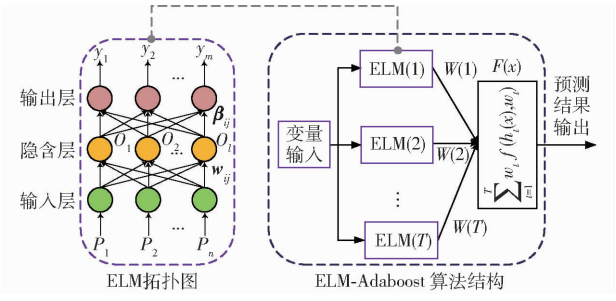


图 5　ELM－AdaBoost 算法原理图

Fig. 5　Principle diagram of ELM－AdaBoost algorithm

由图 6a 可看出，基于工艺参数的 ELM－AdaBoost 模型，当 PCs 为 3，Φ 为 0.21 时，RMSEC 最小（0.865），其预测集 R_p 和 RPD 分别为 0.932 和 1.647，其 RMSEP、Bias、SEP、C_V 分别为 1.053、－0.308、0.254 和 0.019。基于图像特征的 ELM－AdaBoost 模型（图 6c），当 PCs 为 6，Φ 为 0.061 时，模型的 RMSEC 最小（0.547），其预测集的 R_p、RMSEP、Bias、SEP、C_V 和 RPD 分别为 0.892、0.874、－0.148、0.226、0.018 和 2.014。预测值和实测值之间的关系如图 6b、6d 所示，各样品的预测点距 45°线较近，表明 2 种方法的 ELM－AdaBoost 模型预测精度较高，尤其是基于图像特征的非线性模型，散点的收敛性明显高于其他 3 种方法。

3.7　模型对比和讨论

对 PLS 线性模型和非线性模型（ELM、ELM－AdaBoost）性能进行对比（表 4）。结果表明，非线性模型预测集的 R_c、RMSEP 和 Bias 均明显优于线性

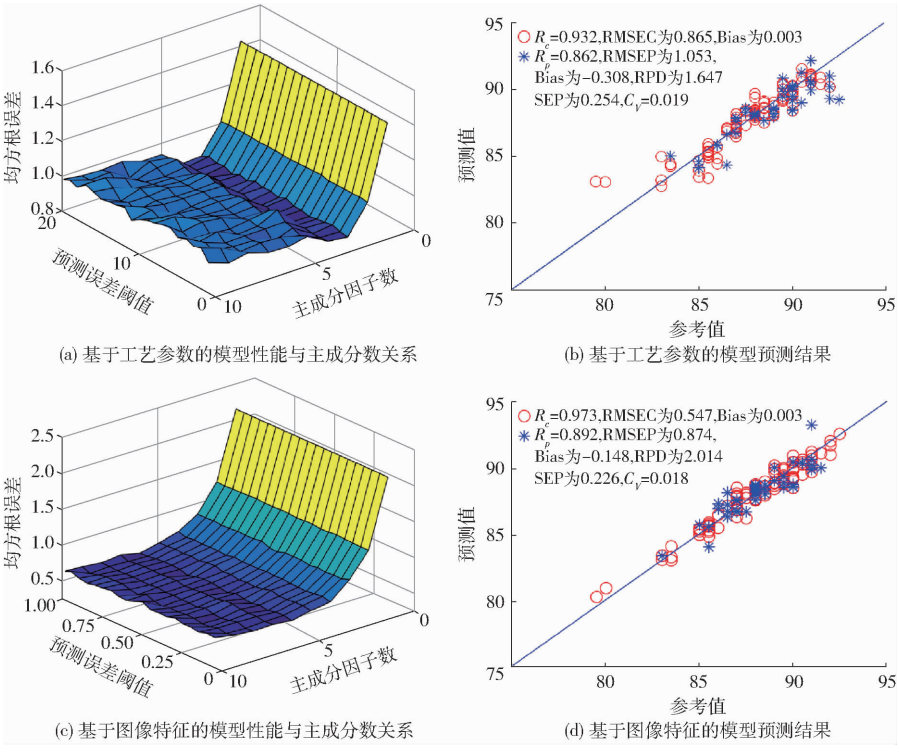


图 6　不同方法所建 ELM－AdaBoost 模型的参数优选和预测集实际值、预测值散点图

Fig. 6　Parameters preferred and scatter plots of actual values as well as predicted values of ELM－AdaBoost models in different methods

模型,且建模速度更快(0.014 ~ 0.281 s),适用于生产实际中对品质的实时监控。基于图像特征的 ELM - AdaBoost 模型的预测性能最佳,其 RPD 大于 2,说明模型具有良好的预测效果,可用于定量分析。较小的 SEP、C_V 表明样本偏差、离散变异程度小,模型具有较好的精度和预测能力[29]。同时,AdaBoost 法作为一种混合迭代算法[30],能进一步提升 ELM 模型的预测精度,更好地逼近非线性连续函数,提高了模型的预测能力与泛化能力。

芽形绿茶加工中温度、含水率和时间直接影响着内质生化成分和外形的变化,进而决定成品茶的最终感官品质,感官与工艺技术参数间存在线性和非线性的传递、交互关系。而感官评审是人靠肉眼先观察茶样的色泽、匀整度、条索的粗细、含杂情况、整齐度和嫩度等特征,进而通过复杂的人脑神经网络系统,对视觉信息进行整合和作出综合评价,较工艺参数传递至品质的信息更为直接和客观,故基于图像特征的预测模型其性能较优。

正是感官品质与工艺参数组合、色泽和形状间非线性关系的存在,PLS 方法只处理变量与结果间的线性关系,忽略了存在的非线性关系,而 ELM 作为一种非线性的人工神经网络建模方法,具有更强的自适应和一定的推广、概括能力,因此相对于 PLS 模型能得到更好的预测精度。

表 4 不同方法所建模型的性能比较

Tab. 4 Performance comparison of different models

建模方法		主成分数	训练集				预测集					
			R_c	RMSEC	Bias	T/s	R_p	RMSEP	Bias	SEP	C_V	RPD
工艺法	PLS	3	0.806	1.424	-0.032	1.019	0.754	1.439	-0.594	0.238	0.018	1.131
	ELM	3	0.886	1.151	0.003	0.025	0.844	1.157	-0.367	0.249	0.019	1.511
	ELM - AdaBoost	3	0.932	0.865	0.003	0.281	0.862	1.053	-0.308	0.254	0.019	1.647
图像法	PLS	7	0.834	1.387	-0.003	1.011	0.777	1.215	-0.148	0.226	0.018	1.271
	ELM	6	0.889	1.147	0.003	0.014	0.861	1.032	-0.326	0.246	0.019	1.625
	ELM - AdaBoost	6	0.973	0.576	-0.003	0.232	0.892	0.874	-0.148	0.226	0.018	2.014

4 结论

(1)提出一种针芽形绿茶自动化生产线,并以该生产线的针芽形绿茶为研究对象,在线采集了在制品的 17 个机制工艺参数和成品茶的 15 个图像特征(颜色和纹理),通过关联网络分析,明确了工艺参数、图像特征与外形感官品质间的关联关系,为智能感官评价模型提供了有效信息源。结果表明,杀青时间(x_3)、理条时间(x_6)、理条温度(x_7)和理条后含水率(x_{11})、毛火时间(x_{12})、毛火后含水率(x_{14})和足火后含水率(x_{17})是影响感官品质的重要工艺指标,图像特征 b^*($R = -0.740$)是对外形感官最为敏感的特征参数。

(2)基于茶叶品质形成工艺和视觉形态等内外因素,采用偏最小二乘法(PLS)、极限学习机(ELM)和强预测器集成优化算法(ELM - AdaBoost)3 种多元校正建模方法,构建了外形感官品质的定量评价模型,并对 ELM - AdaBoost 模型的 2 个重要参数进行了优化。结果表明,2 种方法的 ELM - AdaBoost 模型预测精度(RPD 值分别为 1.647 和 2.014),均高于 ELM 和 PLS 模型。尤其是基于图像特征的非线性模型($R_p = 0.892$,RPD 大于 2),具有最小的 RMSEP(0.874)、Bias(-0.148)、SEP(0.226)和 C_V(0.018)值,说明 AdaBoost 法作为一种混合集成算法,能进一步提升模型的精度和泛化能力。

(3)非线性模型的预测性能均高于线性模型,表明 ELM 和 ELM - AdaBoost 等非线性机器学习算法能更好表征工艺、图像与感官之间的潜在影响和非线性映射关系,且建模速度更快(0.014 ~ 0.281 s),适用于规模化生产中对品质的实时监控。

(4)本研究对拓展茶叶感官品质评价方法,提供了一种有效的技术途径和思路,为今后在智能化生产中专家工艺决策支持系统和标准化加工技术的研发,提供理论依据和数据支撑,并在茶叶加工、贸易和精制拼配技术上具有较大的产业前景。

参 考 文 献

1 KHAN N, MUKHTAR H. Tea and health: studies in humans [J]. Current Pharmaceutical Design, 2013, 19(34): 6141 - 6147.

2 ZHU H, DONG C, ZHANG J, et al. Optimization of the rotary continuous fixation parameters of needle-type premium green tea processing [J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2014, 30(18): 308 - 314.

3 朱宏凯, 董春旺, 张坚强, 等. 叶温、含水率对针芽绿茶感官品质的影响 [J]. 中国食品学报, 2016, 16(4): 224 - 236.
ZHU Hongkai, DONG Chunwang, ZHANG Jianqiang, et al. Effect of evin and moisture content on sensory quality of needlebud

green tea[J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2016, 16(4): 224 – 236. (in Chinese)
4 陈根生, 袁海波, 许勇泉, 等. 针芽形绿茶连续化生产线设计与工艺参数优化 [J]. 茶叶科学, 2016, 36(2): 139 – 148.
CHEN Gensheng, YUAN Haibo, XU Yongquan, et al. Design and process optimization of a continuous production lineon needle-type premium green tea [J]. Journal of Tea Science, 2016, 36(2): 139 – 148. (in Chinese)
5 YAHAYA O K M, MATJAFRI M Z, AZIZ A A, et al. Non-destructive quality evaluation of fruit by color based on RGB LEDs system[C]// Proceedings of the International Conference on Electronic Design, 2015:230 – 233.
6 XIE C, LI X, SHAO Y, et al. Color measurement of tea leaves at different drying periods using hyperspectral imaging technique [J]. Plos One, 2013, 9(12): e113422.
7 CHEN Q, ZHANG D, PAN W, et al. Recent developments of green analytical techniques in analysis of tea's quality and nutrition [J]. Trends in Food Sci Technol, 2015, 43(1): 63 – 82.
8 ZHU D S, ZHANG H L, HE Y, et al. Classification of Chinese famous tea base on visible and near infrared hyperspectra imaging [C]// Proceedings of the International Conference on Intelligent Systems Design & Engineering Applications, 2013:208 – 211.
9 CHEN Q, ZHAO J, CAI J. Identification of tea varieties using computer vision [J]. Transactions of the ASABE, 2008, 51(2): 623 – 628.
10 JIANG H, CHEN Q. Chemometric models for the quantitative descriptive sensory properties of green tea (*Camellia sinensis* L.) using fourier transform near infrared (FT – NIR) spectroscopy [J]. Food Analytical Methods, 2015, 8(4): 954 – 962.
11 李晓丽,何勇.基于多光谱图像及组合特征分析的茶叶等级区[J].农业机械学报,2009,40(增刊):113 – 118.
LI Xiaoli, HE Yong. Classification of tea grades by multi-spectral image and combined features [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery , 2009, 40(Supp.): 113 – 118. (in Chinese)
12 LI X, NIE P, QIU Z J, et al. Using wavelet transform and multi-class least square support vector machine in multi-spectral imaging classification of Chinese famous tea [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(9): 11149 – 11159.
13 吴瑞梅, 岳鹏翔, 赵杰文,等. 特征变量筛选在近红外光谱测定绿茶汤中茶多酚的应用[J].农业机械学报,2011, 42(12): 154 – 157.
WU Ruimei, YUE Pengxiang, ZHAO Jiewen, et al. Application of characteristic variables selection in determination of polyphenols content green tea infusion by near-infrared spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery , 2011, 42(12): 154 – 157. (in Chinese)
14 刘洪林. 基于近红外光谱技术(NIRS)对工夫红茶审评品质客观评价研究 [J]. 食品工业科技, 2016, 37(5):311 – 314.
LIU Honglin. Research of evalution the quality of congou black tea by near infrared spectroscopy[J]. Science and Technology of Food Industry, 2016, 37(5):311 – 314. (in Chinese)
15 ZHOU X, YE Y, ZHOU Z, et al. Study on quality evaluation of Dafo Longjing tea based on near infrared spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(11): 2971 – 2975.
16 SANAEIFAR A, BAKHSHIPOUR A, DE L G M. Prediction of banana quality indices from color features using support vector regression [J]. Talanta, 2016, 148:54 – 61.
17 LIN H, ZHAO J, CHEN Q, et al. Nondestructive measurement of total volatile basic nitrogen (TVB – N) in pork meat by integrating near infrared spectroscopy, computer vision and electronic nose techniques [J]. Food Chemistry, 2014, 145(7): 228 – 236.
18 COPPA M, REVELLO-CHION A, GIACCONE D, et al. Comparison of near and medium infrared spectroscopy to predict fatty acid composition on fresh and thawed milk [J]. Food Chemistry, 2014, 150: 49 – 57.
19 SZIGEDI T, FODOR M, PEREZMARIN D, et al. Fourier transform near-infrared spectroscopy to predict the gross energy content of food grade legumes [J]. Food Analytical Methods, 2013, 6(4): 1205 – 1211.
20 LI J, HUANG W, CHEN L, et al. Variable selection in visible and near-infrared spectral analysis for noninvasive determination of soluble solids content of 'Ya' pear [J]. Food Analytical Methods, 2014, 7(9): 1891 – 1902.
21 KRASZEWSKI B. Determination of the impact of RGB points cloud attribute quality on color-based segmentation process [J]. Biuletyn Wojskowej Akademii Technicznej,2015,64(2):111 – 121.
22 SAAD A G, IBRAHIM A, EL-BIALEE N. Internal quality assessment of tomato fruits using image color analysis [J]. Agricultural Engineering International CIGR Journal, 2016, 18(1):339 – 352.
23 MIR-MARQUES A, ELVIRA-SAEZ C, CERVERA M L, et al. Authentication of protected designation of origin artichokes by spectroscopy methods[J]. Food Control, 2016, 59: 74 – 81.
24 MATIAS T, SOUZA F, RUI A, et al. Learning of a single-hidden layer feedforward neural network using an optimized extreme learning machine[J]. Neurocomputing, 2014, 129:428 – 436.
25 HUANG G B, ZHOU H, DING X, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2012, 42(2): 513 – 529.
26 HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: theory and applications [J]. Neurocomputing, 2006, 70(1): 489 – 501.
27 OUYANG Q, ZHAO J, CHEN Q. Measurement of non-sugar solids content in Chinese rice wine using near infrared spectroscopy combined with an efficient characteristic variables selection algorithm [J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2015, 151:280 – 285.
28 TIAN H X, MAO Z Z. An ensemble ELM based on modified AdaBoost. RT algorithm for predicting the temperature of molten steel in ladle furnace [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2010, 7(1): 73 – 80.
29 KHULAL U, ZHAO J, HU W, et al. Nondestructive quantifying total volatile basic nitrogen (TVB – N) content in chicken using hyperspectral imaging (HSI) technique combined with different data dimension reduction algorithms [J]. Food Chemistry, 2016, 197:1191 – 1199.
30 HE Y, LI X, DENG X. Discrimination of varieties of tea using near infrared spectroscopy by principal component analysis and BP model [J]. Journal of Food Engineering, 2007, 79(4): 1238 – 1242.