

网络出版时间:2012-04-16 15:42  
网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1390.S.20120416.1542.037.html>

# 基于图像处理的烘烤过程中烟叶含水量检测

段史江,宋朝鹏,马力,史龙飞,王文超,官长荣

(河南农业大学 烟草学院,河南 郑州 450002)

**[摘要]** 【目的】量化烘烤过程中烟叶形态变化的数值特征指标,实现烘烤过程烟叶水分含量的无损检测。**【方法】**以密集烤房中不同烘烤阶段的烟叶为研究对象,先利用图像处理技术提取鲜烟叶及烘烤过程中烟叶图像的颜色特征(红分量(R)、绿分量(G)、蓝分量(B))及纹理特征(纹理能量、纹理熵、纹理惯性、相关度),以其为输入指标,分别建立烘烤过程中烟叶含水量的BP神经网络模型和基于遗传算法的最小二乘支持向量机预测模型。用建立的2个模型对烘烤过程中烟叶含水量进行预测,并比较其预测精度。**【结果】**烟叶图像颜色特征R、G、B分量表现出变黄期剧烈上升,定色前期缓慢上升并达到最大值,定色后期至烘烤结束逐渐下降的变化趋势;纹理能量和相关度呈现出变黄前期减小,变黄后期增大,定色及干筋期逐渐减小的趋势;纹理熵、纹理惯性表现出变黄前期增大,变黄后期减小,定色及干筋期逐渐增大的趋势。以烟叶颜色和纹理特征值作为输入变量,建立了烘烤过程中烟叶含水量的BP神经网络预测模型和基于遗传算法的最小二乘支持向量机预测模型,其预测平均绝对误差分别为0.0374和0.0170,预测误差标准差分别为0.0485和0.0200,前者预测精度略低于后者,但2个模型均可以满足烘烤过程中烟叶水分含量实时检测的需要。**【结论】**图像处理技术可以精确量化烘烤过程中烟叶的形态特征变化;利用建立的BP神经网络模型和基于遗传算法的最小二乘支持向量机模型可以实现对烟叶含水量的精确估测。

**[关键词]** 图像处理;烟叶烘烤;烟叶含水量;BP神经网络;最小二乘支持向量机

**[中图分类号]** TS41<sup>+1</sup>

**[文献标识码]** A

**[文章编号]** 1671-9387(2012)05-0074-07

## Prediction of tobacco leaf's water contents during bulk curing process based on image processing technique

DUAN Shi-jiang, SONG Zhao-peng, MA Li, SHI Long-fei,

WANG Wen-chao, GONG Chang-rong

(College of Tobacco Science, He'nan Agricultural University, Zhengzhou, He'nan 450002, China)

**Abstract:** 【Objective】The study was conducted to perform a quantitative research on the change of external morphologic features of tobacco leaves during curing, then realize the nondestructive testing of tobacco leaf's water contents. 【Method】In this experiment, tobacco leaves at different stages during bulk curing process and fresh leaves were used as experimental targets. Image processing technology was adopted to extract color characteristics parameters R, G, B and veins characteristics parameters energy, entropy, moment, correlation, then the color characteristics and veins characteristics were taken as the input indexes while BP neural networks, genetic algorithm and least squares support vector machines were used to predict the water contents during bulk curing process. 【Result】The color characteristics parameters R, G, B obviously increased in the period of yellowing, slowly increased and reached the maximum in the earlier stage of fixing-color, and then decreased from later stage of fixing-color to the end of flue-curing. The ener-

\* [收稿日期] 2011-10-11

[基金项目] 国家烟草专卖局资助项目“密集烤房烘烤工艺优化研究”(3300806156)

[作者简介] 段史江(1986—),男,河南荥阳人,在读硕士,主要从事烟草调制生理研究。E-mail:duanshijiang@126.com

[通信作者] 官长荣(1948—),男,河南荥阳人,教授,主要从事烟草调制生理研究。E-mail:gongchr009@126.com

gy and correlation decreased in the earlier stage of yellowing, increased in the later stage of yellowing, and then decreased from fixing-color stage to the end of flue-curing. The entropy and moment increased in the earlier stage of yellowing, decreased in the later stage, and then increased from fixing-color stage to the end of flue-curing. Then the color characteristics parameters and the veins characteristics parameters were used as the input to the BP neural network, genetic algorithm and least squares support vector machines with the output of water content. The mean absolute error and root mean square deviation between the measured data and predicted data from BP neural networks were 0.037 4, 0.048 5 respectively, and 0.017 0, 0.020 0 from LS-SVM.【Conclusion】The change of external morphologic features of tobacco leaves during curing can be precisely quantitative based on image processing technique, both methods based on BP neural network and genetic algorithm and least squares support vector machines can estimate the water content accurately.

**Key words:** image processing technique; tobacco leaf bulk curing; water contents of tobacco leaf; BP neural networks; least squares support vector machines(LS-SVM)

水分是烤烟烘烤过程中烟叶物质转化的基础,水分代谢直接影响烟叶的生理生化变化过程和形态结构,从而影响烟叶的品质与可用性<sup>[1]</sup>。烘烤过程中烟叶含水量的测算对指导烘烤操作、判断烟叶内部物质转化程度、监测各种酶活性变化等具有重要作用。目前,测算烘烤过程烟叶含水量的方法主要有杀青烘干法、烤房干燥称质量法、红外灯照射称质量法等<sup>[2-3]</sup>,但这些方法周期长、成本高,无法满足实际需要。随着我国密集烤房的迅速发展,已有研究将图像采集装置安装在密集烤房内,对烘烤过程烟叶状态的实时图像进行采集<sup>[4]</sup>,再利用图像处理技术实现烟叶水分含量的无损检测,这成为烤烟烘烤过程中烟叶含水量测定的发展方向。国内外学者在应用图像处理技术进行农产品水分含量检测方面开展了一些研究,Van Henten<sup>[5]</sup>利用图像处理技术研究了图像与植物干质量之间的关系,结果表明两者之间存在较好的线性关系;孙瑞东等<sup>[6]</sup>进行了基于图像处理技术的叶片含水量无损检测研究,利用拍摄的黄瓜叶片可以判断其缺水状态;吴艳兵<sup>[7]</sup>利用图像处理技术检测了黄瓜幼苗的土壤水分含量,并分析了叶片颜色特征 R 分量和 H 分量与土壤水分含量之间的关系。

在含水量预测模型方面,常规的含水量预测方法不能很好地分析和拟合高度非线性变化系统,具有解释力不足等缺陷<sup>[8]</sup>。BP 神经网络预测模型具有高度非线性、预测速度快、无需揭示模型内部映射关系等特点<sup>[9]</sup>。最小二乘支持向量机预测模型(LS-SVM 模型)基于结构风险最小原则,具有较好的拟合精度和适用性,同时利用遗传算法(GA)优化 LS-SVM 内部参数可以进一步提高模型预测精度<sup>[10]</sup>。

目前,图像处理技术在烤烟生产中的应用仅限于病害调查及烤后烟叶分级,如何利用图像处理技术量化烘烤过程烟叶形态特征变化并实现烟叶水分含量的无损检测还鲜见报道。本研究探索利用图像处理技术提取烟叶图像外观特征值,量化烘烤过程烟叶形态变化指标,然后运用 BP 神经网络和基于遗传算法的 LS-SVM 模型对烘烤过程中的烟叶含水量进行预测,以期为图像处理技术在烟叶含水量检测中的应用提供依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 材料

供试烤烟品种为“云烟 97”,烟苗 05-06 移栽,种植行距 120 cm,株距 50 cm,试验田土壤肥力中等。烟株田间管理按照优质烤烟栽培生产技术规范进行,大田烟株长势基本一致,在群体中选择株高一致、叶片数相等、叶色基本一致且无病、虫、药害的烟株,对其中部叶(11~12 位叶)进行挂牌标记,待其成熟后采摘,备用。供试烤房为装烟 3 层 2 路的密集烤房,装烟室 8 m×2.7 m,装烟量 4 000~4 300 kg。

拍摄灯箱,自制,规格 120 cm×90 cm×140 cm,箱体外围用黑色薄膜遮挡,顶部固定数码相机,照明光源为 4 支 30 W 日光灯管<sup>[11]</sup>,灯管长度与箱体相当,以保证箱体内光线均匀,底部放置厚度 6 mm 的玻璃载样台,载样台上铺盖大幅白纸作为烟叶背景<sup>[12]</sup>。

### 1.2 烟叶图像的采集与含水量的测定

鲜烟叶采摘后采集 1 次图像,然后将其装入密集烤房,按照三段式烘烤工艺烘烤。烘烤过程中分

别于变黄前期结束( $38^{\circ}\text{C}$  稳温结束)、变黄后期结束( $42^{\circ}\text{C}$  稳温结束)、定色前期结束( $46^{\circ}\text{C}$  稳温结束)、定色后期结束( $54^{\circ}\text{C}$  稳温结束)、干筋期结束( $68^{\circ}\text{C}$  稳温结束)时取样(每次取颜色变化均匀一致的烟叶 35 片,整个过程共取样 210 片),立即放在拍摄灯箱内采用最高分辨率为  $3264 \times 2448$  像素的索尼 DSC-N2 CCD 数码相机采集烟叶正面图像,随即采用杀青烘干法<sup>[3]</sup>逐片测定烟叶含水量。烟叶含水量(g/kg)=(烟叶鲜质量-烟叶干质量)/烟叶鲜质量。

### 1.3 烟叶图像的预处理

在获取图像的过程中,由于多种因素的影响,图像质量会有所变化,降质或退化的图像会使机器从中提取的信息减少甚至错误,因此必须对降质或退化图像进行改善。分别采用维纳滤波、Butterworth 低通滤波、中值滤波对采集图像进行去噪,结果发现使用 butterworth 低通滤波器能够提高烟叶图像的细节清晰度,处理后的图像在线性相位、衰减斜率和加载特性等方面具有特性均衡的优点(图 1)。图像分割是成功地进行图像分析和理解的关键,鉴于本研究烟叶叶片与白色背景灰度差别比较明显,使用基于灰度等级处理的最大类间方差法(Ostu)进行图像分割<sup>[13]</sup>,然后运用数学形态学算法消除孤立噪声和孔洞,去除冗余信息,同时平滑、闭合图像边缘。最后经合成运算得到从背景中分割出来的彩色烟叶图像<sup>[14]</sup>。

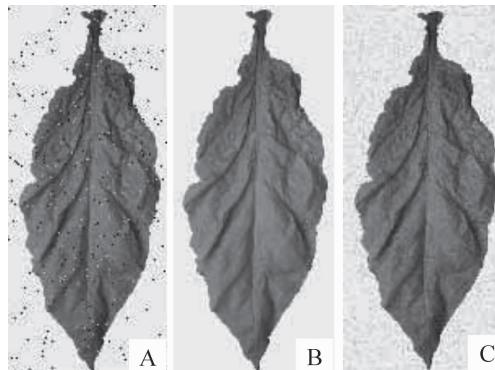


图 1 不同去噪处理后烟叶状态对比

A. 维纳滤波;B. Butterworth 低通滤波;C. 中值滤波

Fig. 1 Images by different methods of denoising

A. Wiener filter;B. Butterworth low-pass filter;

C. Median filter

### 1.4 烟叶图像特征值的选取

烤烟烘烤过程中烟叶外观形态特征的变化可以归纳为 3 类:颜色变化,叶片表面光滑、皱缩程度等方面的变化,烟叶形状特征的变化<sup>[15]</sup>。颜色变化是烟叶烘烤过程中最为显著的特征之一,也是判断烘

烤过程的重要依据。有研究表明,通过透射烟叶图像颜色特征实现烟叶分组识别的识别率可达 84%<sup>[16]</sup>。叶片表面光滑、皱缩程度等方面的变化可以通过烟叶图像的纹理特征来反映,有研究表明,烟叶图像的纹理特征可以揭示烟叶组织结构褶皱、卷曲与皱缩等方面的形态变化<sup>[17]</sup>。由于烘烤过程中烟叶形状特征变化受品种、部位、装烟方式和装烟位置等因素的影响较大,故本研究选取颜色参数和纹理参数作为反映烟叶图像外观形态方面差异的特征值。

RGB 颜色模型是面向硬件设备的最常用模型,主要应用于监视器和图形显示等设备。鉴于监控设备在密集烤房内的应用现状,本研究选取 RGB 模型表征烟叶的颜色特征,RGB 颜色系统是采用 3 种原色(R(红色)、G(绿色)、B(蓝色))的色光,按照不同比例相加表示颜色的方法,即图像中每一个像素点均用 R、G、B 分量来表示<sup>[18]</sup>。本研究统一以叶片正面的 R、G、B 颜色分量均值来表示烟叶颜色特征的变化。常用的描述纹理特征的方法有灰度共生矩阵和 Gabor 小波等,灰度共生矩阵具有较好的鉴别和适应能力,能较好地描述亮度分布的统计特征和像素位置的分布特征,对于描述烘烤过程烟叶粗糙、皱缩程度、沟纹明显程度等方面的变化具有较强的适用性。因此,本研究选取基于灰度共生矩阵的以下 4 个常用纹理特征均值来描述烟叶图像的纹理特征<sup>[18]</sup>:

$$\text{纹理能量}(E): E = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (p_{ij})^2. \quad (1)$$

$$\text{纹理熵}(H'): H' = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p_{ij} \log p_{ij}. \quad (2)$$

$$\text{纹理惯性}(I'): I' = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (i-j)^2 p_{ij}. \quad (3)$$

$$\text{相关度}(C): C = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N i j p_{ij} - \mu_1 \mu_2}{\sigma_1 \sigma_2}. \quad (4)$$

式中:N 为图像灰度级数目;  $p_{ij}$  为归一化处理后的灰度共生矩阵元素,  $i, j = 0, 1, \dots, N-1$ ;  $\mu_1$ 、 $\sigma_1$  为  $p_1(i)$  的均值和均方差;  $\mu_2$ 、 $\sigma_2$  为  $p_2(j)$  的均值和均方差。

### 1.5 数据的统计分析

试验取样 6 次,共获取 210 个样本,将每次取样的 35 片烟叶随机抽取 28 片作为训练样本,其余作为测试样本,共得到训练样本 168 个,测试样本 42 个。本研究分别采用建立的 BP 神经网络预测模型和基于遗传算法的 LS-SVM 预测模型对烟叶含水量进行模拟,其中输入指标为 7 个,分别为 3 个颜色

特征值和 4 个纹理特征值,输出指标对应烟叶含水量。模型分析软件为 matlab 2008a。

**1.5.1 BP 神经网络预测模型的建立** BP 神经网络预测模型具有高度非线性关系映射的能力。对于 BP 神经网络拓扑结构的隐含层节点数,目前多根据经验确定。本研究根据 Kolmogorov 定理,经过反复训练,对比确定最佳隐含层节点数为 13<sup>[19]</sup>,所以本研究所建模型网络拓扑结构为 7-13-1。网络隐含层神经元传递函数采用 S 型正切函数 tansig,输出层采用线性传递函数 purelin,网络训练函数为 trainbr,这样可以有效提高网络的泛化能力。网络输入样本数据和输出样本数据需要通过标准化处理消除量纲影响,提高网络收敛性能<sup>[20]</sup>,本研究选取 premnmx 为归一化函数。设定训练误差目标为 0.01,终止训练步数为 5 000,对神经网络模型进行训练,直至总误差小于给定值,网络训练完毕。用 42 个测试样本预测烟叶含水量,当预测值与实测值的相关系数达到最大时(继续调整参数,相关系数无法再增大时)认为模型达到最优<sup>[21]</sup>。

**1.5.2 基于遗传算法的 LS-SVM 预测模型的建立**

遗传算法具有自主寻优、隐含并行性、算法稳定性强等优点。LS-SVM 预测模型中的  $\gamma$  正则化参数和核函数是影响 LS-SVM 模型精度的主要因素<sup>[10]</sup>。本研究应用遗传算法自动确定 LS-SVM 模型中的最优参数,以此来提高模型的精度和使用范围。

本研究采用 RBF 核参数,首先利用 matlab 编程确定 GA 遗传算子及相应参数,然后判断模型是

否达到终止进化条件,从而得到最优 LS-SVM 预测模型,最后运用最优 LS-SVM 模型对烘烤过程中的烟叶含水量进行模拟。模型的输入值、训练数据及测试数据分配与 BP 网络模型相同。

**1.5.3 模型的评价** 选取平均绝对误差、平均相对误差绝对值、预测误差方差和预测误差标准差为评价指标<sup>[21-22]</sup>,对模型进行评价。

## 2 结果与分析

### 2.1 烘烤过程中烟叶颜色特征的变化

提取到的不同烘烤阶段烟叶图像的 R、G、B 分量均值如表 1 所示。由表 1 可知,总体来看,烘烤过程中烟叶图像 3 个颜色分量的大小依次为红>绿>蓝;鲜烟叶的绿分量明显大于红、蓝分量,这是因为鲜烟叶的主体颜色是绿色。理论上,纯红色与纯绿色的加色为纯黄色,从变黄前期结束到干筋期结束烟叶的主体颜色为黄色,所以从变黄前期结束到最终烘烤结束烟叶红、绿分量远大于蓝分量。具体来看,烟叶图像红分量变化介于 89.35~159.56,且在变黄阶段剧烈上升,定色阶段烟叶红分量略有上升,干筋期略有下降;烟叶图像绿分量变化介于 115.78~141.90,且在变黄阶段和定色前期明显增大并在定色前期达到最大值,定色后期至烘烤结束逐渐减小;烟叶图像蓝分量变化介于 38.44~58.78,且在变黄阶段和定色前期逐渐增大,定色后期略有减小,干筋阶段剧烈下降。

表 1 烘烤过程中烟叶颜色特征值的变化

Table 1 Changes of tobacco leaves color features during curing

烘烤阶段 Process of curing	红 Red	绿 Green	蓝 Blue
鲜样 Fresh leaves	89.35±9.54	119.65±8.48	38.44±5.88
变黄前期 Earlier stage of yellowing	122.81±8.06	133.64±6.76	43.91±7.01
变黄后期 Later stage of yellowing	150.11±6.09	140.98±3.62	54.24±6.37
定色前期 Earlier stage of fixing-color	159.56±9.81	141.90±6.99	58.78±7.52
定色后期 Later stage of fixing-color	159.34±8.52	130.41±9.13	56.01±8.21
干筋期 Stem-drying stage	146.32±6.53	115.78±8.30	43.16±4.54

### 2.2 烘烤过程烟叶纹理特征的变化

烘烤过程烟叶图像 4 个纹理特征参数均值如表 2 所示。纹理能量可以反映烟叶图像的灰度分布均匀程度和纹理粗细程度,本试验烟叶在变黄阶段和定色前期叶片表面相对光滑,纹理较细,而定色后期至干筋期烟叶皱缩粗糙,所以烟叶烘烤前期纹理能量比后期大。纹理熵反映了图像纹理的复杂程度,是图像混乱度的度量,本试验烘烤后期烟叶纹理不规则,混乱度大,所以纹理熵值明显大于烘烤前期。

纹理惯性反映了图像沟纹的明显程度,在烘烤定色后期和干筋期 2 个阶段,烟叶卷曲与皱缩程度最大,所以这 2 个阶段的纹理惯性最大。相关度是用来衡量灰度共生矩阵的元素在行或列方向上的相似程度,从表 2 可以看出,不同烘烤阶段相关度差异明显。以上 4 个纹理特征数据从不同角度对烘烤过程中烟叶图像的纹理信息进行了描述,能较好地反映烟叶的纹理特征。

表 2 烘烤过程中烟叶纹理特征值的变化

Table 2 Changes of tobacco leaves texture features during curing

烘烤阶段 Process of curing	纹理能量 Energy	纹理熵 Entropy	纹理惯性 Moment	相关度 Correlation
鲜样 Fresh leaves	0.270±0.094	1.115±0.170	0.105±0.017	3.066±0.708
变黄前期 Earlier stage of yellowing	0.221±0.052	1.933±0.252	0.153±0.025	0.829±0.339
变黄后期 Later stage of yellowing	0.320±0.056	1.510±0.197	0.121±0.023	1.491±0.531
定色前期 Earlier stage of fixing-color	0.295±0.059	1.620±0.235	0.153±0.027	1.457±0.505
定色后期 Later stage of fixing-color	0.181±0.069	2.175±0.393	0.213±0.050	0.703±0.434
干筋期 Stem-drying stage	0.150±0.043	2.332±0.232	0.259±0.059	0.576±0.183

### 2.3 烟叶含水量预测模型预测结果的比较

BP 神经网络预测模型和基于遗传算法的 LS-SVM 预测模型对烘烤过程中烟叶含水量的预测结果如图 2 所示,2 种模型预测精度的比较结果见表 3。由图 2 可知,2 种预测模型预测结果与实测结果的符合程度均较高。由表 3 可知,相比之下,基于遗传算法的 LS-SVM 预测模型较 BP 神经网络预测模型的预测精度更高。BP 神经网络预测模型和基于遗传算法的 LS-SVM 预测模型预测结果与实测值的相关系数分别为 0.984 和 0.998,其预测值相对误差绝对值小于 10% 的样本分别占 80% 和 95%,

最大相对误差绝对值分别为 28.01% 和 10.98%,最小相对误差绝对值分别为 0.36% 和 0.27%。从图 2 可以看出,当烟叶含水量实测值为 700~800 g/kg 时,2 种模型的预测误差均较大。根据水分含量实测值得知,预测误差较大的阶段处于烟叶烘烤过程的变黄末期与定色前期<sup>[23]</sup>,这可能与取样规则有关,本研究在烘烤定色前期以前共取样 4 次,占样本总量 66.67%,且此阶段烟叶含水量较大,造成样本数据分布不均,因此导致变黄末期与定色前期含水量预测值高于实测值。

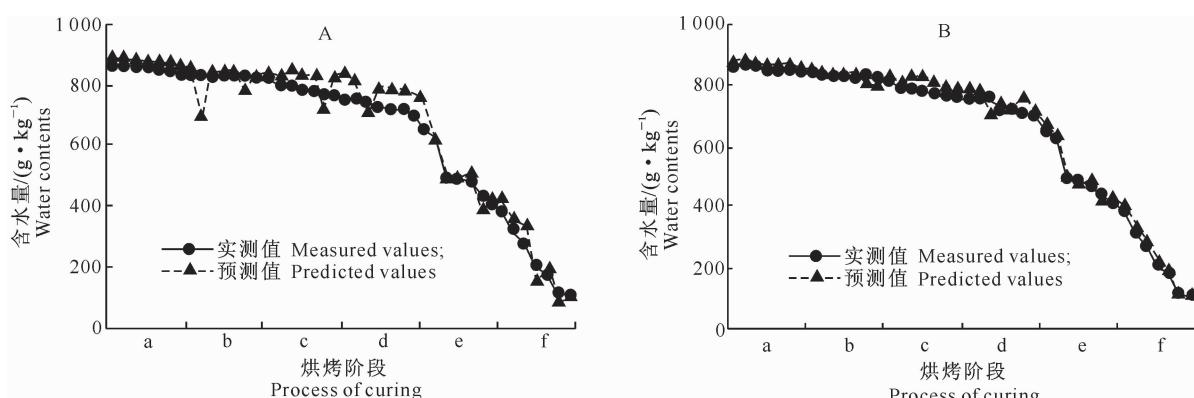


图 2 BP 神经网络模型(A)和基于遗传算法的 LS-SVM 模型(B)对烘烤过程烟叶含水量的预测结果  
a、b、c、d、e、f 分别为鲜烟叶、变黄前期、变黄后期、定色前期、定色后期、干筋期

Fig. 2 Prediction of tobacco leaf's water contents during bulk curing process based on BP neural networks(A) and least square support vector machines(B)  
a,b,c,d,e,f. Fresh tobacco leaves,earlier stage of yellowing,later stage of yellowing,  
earlier stage of fixing-color,later stage of fixing-color,stem-drying stage,respectively

表 3 烟叶含水量预测模型的预测精度

Table 3 Evaluation of model predicting results

预测模型 Model	平均绝对误差 Mean absolute difference	平均相对误差绝对值 Mean relative error	预测误差方差 Mean squared prediction error	预测误差标准差 Mean square deviation
BP 神经网络模型 BP neural networks	0.037 4	0.067 5	0.002 4	0.048 5
基于遗传算法的 LS-SVM 模型 Least squares support vector machines	0.017 0	0.033 7	0.000 4	0.020 0

### 3 讨论与结论

烘烤过程中烟叶外观形态特征的变化是判断烘

烤过程、决定烘烤操作的重要依据,目前在烟叶生产中对烘烤过程的判断主要以定性描述为主,存在较强的主观性和随意性。图像处理技术是利用机器代

替人眼来定量表征烟叶烘烤过程中形态特征方面的变化,可以实现烟叶外观特征的量化。本研究烘烤过程中烟叶颜色特征值变化结果表明,随着烘烤的进行,烟叶R、G、B分量均在变黄阶段剧烈上升,其原因主要是烟叶在变黄阶段颜色由绿色向黄色转变,在变黄阶段结束时,烟叶R分量与G分量数值比较接近,这与R分量与G分量的加色为黄色相符合;在定色前期烟叶进一步变黄,46℃稳温结束后黄色基本固定,在此阶段烤烟叶片失水较少,叶面较为光滑,黄色较为鲜亮,因此在定色前期烟叶R、G、B分量继续增大并分别达到最大值;定色后期烟叶失水较多,叶片逐渐变干,叶表面出现不同程度的皱缩,使得烟叶黄色较为暗淡,因此烟叶R、G、B分量均有所减小;进入干筋期后烟叶主脉进一步失水,叶片全干,烟叶皱缩最为严重,叶片颜色进一步变暗,所以干筋期烟叶R、G、B分量均逐渐减小;整个烘烤过程烟叶B分量变化介于38.44~58.78,远小于R分量和G分量,是因为烘烤过程烟叶主体色为绿色和黄色,B分量在这2种颜色中所占的比例较小。

烘烤过程中烟叶纹理特征值变化结果表明,纹理能量与相关度在烘烤过程中表现出相似的变化规律。纹理能量和相关度分别反映了图像灰度的均匀程度和一致性,在变黄前期烟叶逐渐开始变黄,变黄前期结束后烟叶颜色为绿色和黄色相间,图像灰度均匀程度和一致性较低;变黄后期烟叶继续变黄,并最终达到或接近全黄,此时烟叶灰度均匀程度和一致性较高;进入定色期后,烟叶开始大量失水,叶片卷曲皱缩,图像灰度均匀程度和一致性持续降低。因此,烘烤过程中烟叶纹理能量与相关度表现出变黄前期减小,变黄后期增大,定色及干筋阶段又逐渐减小的趋势。烘烤过程中烟叶纹理熵、纹理惯性与纹理能量、相关度表现出相反的变化趋势,纹理熵和纹理惯性分别反映了图像的复杂程度和沟纹明显程度,变黄前期烟叶颜色为黄绿相间,图像混乱度较高,沟纹明显;变黄后期烟叶基本全黄,图像较为光滑一致;进入定色期后烟叶失水皱缩卷曲,图像纹理复杂,沟纹逐渐明显。因此,烟叶图像纹理熵、纹理惯性表现出变黄前期增大,变黄后期减小,定色及干筋期又逐渐增大的趋势。

烘烤过程中烟叶颜色、纹理特征的变化不仅是指导烘烤操作的重要依据,同时也是衡量烟叶水分散失程度的重要指标<sup>[17]</sup>。国内外学者研究表明,用常规的线性分析方法无法准确建立植物图像信息与叶片含水量之间的关系<sup>[5-6,17]</sup>。本研究利用图像处

理技术提取烟叶颜色和纹理特征,以其值作为输入变量,分别采用BP神经网络模型和基于遗传算法的LS-SVM模型对烘烤过程中烟叶的含水量进行模拟,其预测相对误差分别为6.75%和3.37%,预测精度均高于甘露萍<sup>[17]</sup>对鲜烟叶含水量的预测结果。本研究结果表明,基于遗传算法的LS-SVM模型能较好地拟合烟叶含水量与各影响因子间的高度非线性关系,与BP神经网络模型相比,预测效果更好。其原因在于,BP神经网络模型虽然具有一定的拟合精度,但其参数确定较难,且运行不稳定,容易出现过拟合现象;而基于遗传算法的LS-SVM模型解算速度较快,且不需要指定逼近精度,降低了模型参数确定难度,进一步提高了模型的拟合精度。本研究虽采集了大量样本,但不同品种、不同部位的烟叶含水量差异较大,因此基于图像处理的烘烤过程中烟叶含水量检测研究还需要进一步扩大样本,并配合多种非线性模型,以进一步检验及完善该方法。

本研究表明,图像处理技术能有效地量化烘烤过程中烟叶颜色及表面皱缩、卷曲、光滑程度等物理形态特征的变化,对于判断烘烤过程、指导烘烤操作具有实际意义。利用BP神经网络模型和基于遗传算法的LS-SVM模型能较好地拟合烘烤过程中烟叶含水量的变化;基于图像处理的烘烤过程中烟叶含水量实时检测可以满足实际生产的需要。

## 〔参考文献〕

- [1] 李富强,宋朝鹏,宫长荣,等.烤烟烘烤环境条件对烟叶品质影响研究进展[J].中国烟草学报,2007,13(4):70-74.  
Li F Q, Song Z P, Gong C R, et al. Research advances in improving flue-cured tobacco quality by changing curing conditions [J]. Acta Tabacaria Sinica, 2007, 13(4): 70-74. (in Chinese)
- [2] 孟可爱,聂荣帮,肖春生,等.密集烘烤过程中烟叶水分和色素含量的动态变化[J].湖南农业大学学报:自然科学版,2006,32(2):144-148.  
Meng K A, Nie R B, Xiao C S, et al. Changes of pingment and moisture content in cured tobacco leaves during bulk curing process [J]. Journal of Hunan Agricultural University: Natural Sciences Edition, 2006, 32(2): 144-148. (in Chinese)
- [3] 张志良.植物生理学实验指导[M].北京:高等教育出版社,1990:1-10.  
Zhang Z L. Experimental guide of plant physiology [M]. Beijing: Higher Education Press, 1990: 1-10. (in Chinese)
- [4] 中国烟草总公司郑州烟草研究院.密集烤房烘烤过程烟叶状态的图像采集装置:中国,200820220980[P].2009-09-30.  
Zhengzhou Tobacco Research Institute of China National Tobacco Corporation. Image acquisition equipment for tobacco leaves during bulk curing process: China, 200820220980 [P].

- 2009-09-30. (in Chinese)
- [5] Van Henten E J. Non-destructive crop measurement by image processing for crop growth control [J]. *J of Agricultural Engineering Research*, 1995, 61: 97-105.
- [6] 孙瑞东,于海业,于常乐,等.基于图像处理的黄瓜叶片含水量无损检测研究 [J].*农机化研究*,2008,7(7):87-89.  
Sun R D, Yu H Y, Yu C L, et al. Research on non-destructive detecting of cucumber leave water content based on image procession [J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2008, 7(7): 87-89. (in Chinese)
- [7] 吴艳兵.基于计算机图像处理检测温室黄瓜幼苗土壤水份含量的技术研究 [D]. 武汉:华中科技大学,2007.  
Wu Y B. Research on detecting of soil water content of cucumber seedlings based on image procession [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2007. (in Chinese)
- [8] 苗作华,刘耀林,王海军.耕地需求量预测的加权模糊-马尔可夫链模型 [J].*武汉大学学报:信息科学版*,2005,30(4):305-308.  
Miao Z H, Liu Y L, Wang H J. Fuzzy-Markov chain model with weights for prediction of cultivated land demand [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2005, 30 (4): 305-308. (in Chinese)
- [9] 严文娟,张晶,胡广芹,等.BP 神经网络用于肝炎患者舌诊近红外光谱的研究 [J].*光谱学与光谱分析*,2010,30(10):2628-2631.  
Yan W J, Zhang J, Hu G Q, et al. Study on near infrared spectrum in the application of the BP neural network in the tongue diagnosis for hepatitis patients [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2010, 30(10): 2628-2631. (in Chinese)
- [10] 张豪,罗亦泳,张立亭,等.基于遗传算法最小二乘支持向量机的耕地变化预测 [J].*农业工程学报*,2009,25(7):226-231.  
Zhang H, Luo Y Y, Zhang L T, et al. Cultivated land change forecast based on genetic algorithm and least squares support vector machines [J]. *Transactions of the CSAE*, 2009, 25(7): 226-231. (in Chinese)
- [11] 马文杰,贺立源,刘华波,等.成像环境因素对烟叶图像采集结果的影响及校正研究 [J].*中国农业科学*,2006,39(12):2615-2620.  
Ma W J, He L Y, Liu H B, et al. The influences of imagery environmental factors on the acquisition of flue-cured tobacco leaf images and correction [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2006, 39(12): 2615-2620. (in Chinese)
- [12] 徐增辉,张彦娥.温室黄瓜叶片图像的白平衡处理 [J].*农业机械学报*,2007,38(11):189-191.  
Xu Z H, Zhang Y E. White balance processing of cucumber leaves' image in the greenhouse [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2007, 38 (11): 189-191. (in Chinese)
- [13] 安秋,李志臣,姬长英,等.基于光照无关图的农业机器人视觉导航算法 [J].*农业工程学报*,2009,25(11):208-212.  
An Q, Li Z C, Ji C Y, et al. Agricultural robot vision navigation algorithm based on illumination invariant image [J]. *Transactions of the CSAE*, 2009, 25 (11): 208-212. (in Chinese)
- [14] 展慧,李小昱,王为,等.基于机器视觉的板栗分级检测方法 [J].*农业工程学报*,2010,26(4):327-331.  
Zhan H, Li X Y, Wang W, et al. Determination of chestnuts grading based on machine vision [J]. *Transactions of the CSAE*, 2010, 26(4): 327-331. (in Chinese)
- [15] 宫长荣.烟草调制学 [M].北京:中国农业出版社,2003:206-220.  
Gong C R. *Tobacco curing* [M]. Beijing: China Agriculture Press, 2003:206-220. (in Chinese)
- [16] 刘华波,贺立源,马文杰,等.透射图像颜色特征在烟叶识别中的应用的探索 [J].*农业工程学报*,2007,23(9):169-171.  
Liu H B, He L Y, Ma W J, et al. Color features of transmittance images applied in the classification of tobacco leaves [J]. *Transactions of the CSAE*, 2007, 23(9): 169-171. (in Chinese)
- [17] 甘露萍.基于机器视觉的鲜烟叶含水量模型研究 [D].重庆:西南大学,2009.  
Gan L P. Study on model of fresh tobacco leaf's water contents based on machine vision [D]. Chongqing: Southwest University, 2009. (in Chinese)
- [18] 刘燕德,应义斌,成芳.机器视觉技术在种子纯度检验中的应用 [J].*农业机械学报*,2003,34(5):161-163.  
Liu Y D, Ying Y B, Cheng F. Research of machine vision in purity inspection of seed [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2003, 34 (5): 161-163. (in Chinese)
- [19] 陈博,欧阳竹.基于 BP 神经网络的冬小麦耗水预测 [J].*农业工程学报*,2010,26(4):81-86.  
Chen B, Ouyang Z. Prediction of winter wheat evapotranspiration based on BP neural networks [J]. *Transactions of the CSAE*, 2010, 26(4): 81-86. (in Chinese)
- [20] 陈红,熊利荣,胡筱波,等.基于神经网络与图像处理的花生仁霉变识别方法 [J].*农业工程学报*,2007,23(4):158-161.  
Chen H, Xiong L R, Hu X B, et al. Identification method for moldy peanut kernels based in neural network and image processing [J]. *Transactions of the CSAE*, 2007, 23(4): 158-161. (in Chinese)
- [21] Mahmood Q, Zheng P, Wu D L, et al. Prediction of anoxic sulfide biooxidation under various HRTs using artificial neural networks [J]. *Biomedical and Environmental Sciences*, 2007, 20: 398-403.
- [22] Qiu C Y, Zuo X Q, Wang C L, et al. A BP neural network based information fusion method for urban traffic speed estimation [J]. *Engineering Sciences*, 2010, 8(1): 77-83.
- [23] 宫长荣,袁红涛,陈江华.烘烤过程中环境湿度和烟叶水分与淀粉代谢动态 [J].*中国农业科学*,2003,36(2):155-158.  
Gong C R, Yuan H T, Chen J H. Dynamic of environmental humidity and moisture content of tobacco leaves and metabolism of starch during curing [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2003, 36(2): 155-158. (in Chinese)