

供应链质量追溯的烟草叶片图像帧特征 动态识别方法

李进[†], 岳华峰, 程生博, 彭一帆, 黄备备

(湖北中烟广水卷烟厂, 湖北 随州 432721)

摘要: 目前叶片特征识别方法多依据叶片颜色识别叶片形状、脉络等特征, 导致识别的图像特征存在清晰度低的问题, 提出了生产线质量追溯的烟草叶片图像帧特征动态识别方法。采用无线网络硬盘录像机设置叶片图像采集流程, 采集生产线质量追溯时的烟草叶片图像, 并且引入直方图均衡化、灰度化、降噪预处理技术, 预处理叶片图像; 引入四叉树分裂算法分割烟草叶片图像, 从叶片的纹理着手, 通过分形维数、缝隙量、能量、熵、对比度、对比度和相关性特征提取技术, 提取叶片图像帧纹理复杂程度、疏密程度、灰度、信息量、清晰度和线性相关度特征; 根据图像帧特征提取结果, 使用DS合成算法动态识别烟草叶片图像帧特征。结果分析: 此次研究方法应用后, 提取的雪茄烟叶片脉络特征清晰度分别提升8.2、2.68; 白肋烟叶片脉络特征清晰度分别提升7.56、1.5。

关键词: 生产线质量追溯; 烟草叶片; 图像; 帧特征; 特征动态性; 动态识别

中图分类号: TP242

文献标识码: A

Dynamic Identification Method of Tobacco Leaf Image Frame Feature Based on Supply Chain Quality Traceability

LI jin[†], YUE huafeng, CHENG shengbo, PENG yifan, HUANG beibei

(Hubei Zhongyan Guangshui Cigarette Factory, Suizhou, Hubei 432721, China)

Abstract: At present, leaf feature recognition methods mostly recognize leaf shape, vein and other features according to leaf color, resulting in the problem of low definition of the recognized image features. A dynamic recognition method of tobacco leaf image frame features with production line quality traceability is proposed. The wireless network hard disk video recorder is used to set up the leaf image acquisition process, collect the tobacco leaf image during the quality traceability of the production line, and introduce the histogram equalization, grayscale and noise reduction preprocessing technology to preprocess the leaf image. The quadtree splitting algorithm is introduced to segment the tobacco leaf image. Starting from the leaf texture, through the extraction technology of fractal dimension, gap amount, energy, entropy, contrast, contrast and correlation features, the characteristics of leaf image frame texture complexity, density, gray level, amount of information, clarity and linear correlation are extracted. According to the results of image frame feature extraction, DS synthesis algorithm is used to dynamically recognize the frame features of tobacco leaf image. Result shows that after the application of this research method, the vein feature clarity of cigar tobacco leaves was improved by 8.2 and 2.68 respectively. The clarity of vein characteristics of burley tobacco leaves increased by 7.56 and 1.5 respectively.

Key words: production line quality traceability; tobacco leaves; image; frame features; feature dynamism; feature dynamics

烟草中含有尼古丁等有害物质,危及人们的身体健康,且政府不提倡吸烟,并且规定生产商在烟盒上标注“吸烟有害健康,尽早戒烟有益健康”这一标识语^[1]。但是,烟草行业一直是我国的纳税大户,以全国第一烟草大省云南为例,其在2020年烟草产量高达85.46万吨,生产703万吨的卷烟,云南省最大的烟草企业——红塔集团年营收额达到960亿元,单红塔集团的纳税就有20.8亿元^[2]。所以,中国的烟草行业在我国经济中占有重要地位。在不过量抽烟的情况下,依据目前的医学技术水平,能够有效控制抽烟对身体带来的损害^[3]。基于此,我国主要从市场需求、经济发展的角度制定国家发展政策,在扶持烟草行业的同时,控制烟草带来的弊端,令其为经济发展做贡献^[4]。然而,烟草原材料采集过程中时,不可避免地夹杂一些橡胶皮、杂草、羽毛等异物,若其与烟草一起在生产线上被生产成卷烟,在影响烟草口感的同时,还会危及吸烟者的身体健康^[5]。是以,需要在烟草生产线质量追溯中,引入烟草叶片识别方法,检测烟草质量,并且追溯到出现质量问题的生产线。

目前国内外十分重视烟草叶片识别方法研究,已经研究出基于纹理特征、支持向量机、图像集分类、彩色纹理、经典聚类算法、图像低层特征、深度学习、迁移学习等的烟草叶片识别方法^[6]。在国内外研究成果的基础上,相关学者提出了如下观点。文献^[7]将茶树品种作为研究对象,基于茶树的颜色和形状提取茶树图像特征,根据研究提取到的茶树特征建立识别分类器训练模型,实现茶树品种识别。文献^[8]将农业害虫作为研究对象,根据颜色、纹理、形状提取农作物及害虫特征,并采用支持向量机识别农业害虫图像。上述学者研究的识别方法,在面向生产线质量追溯时的烟草叶片时,存在图像帧特征动态识别清晰度低的问题,为此提出生产线质量追溯的烟草叶片图像帧特征动态识别方法,创新性地应用特征可信任值和不确定性概率值,设置了不一致因子阈值,一一匹配叶片图像帧纹理的复杂程度、疏密、灰度、信息量、清晰度和线性相关度特征,识别同一目标特征,在循环计算下保证动态性,完成烟草叶片图像帧特征动态识别。

1 生产线质量追溯的烟草叶片图像帧特征动态识别方法

烟草生产线质量追溯在一定程度上改善了烟

草质量,将烟草中的异物、残次品剔除,降低烟草异物对吸烟者造成的危害^[9]。因此,追溯烟草在生产线上的质量时,需要具有较强的烟草叶片特征动态识别能力,避免将杂草、类似植物误加工成卷烟。所以,此次研究将通过获取图片及预处理和提取图像帧特征两步,动态识别烟草叶片图像帧特征。

1.1 生产线质量追溯烟草叶片图像获取及预处理

1.1.1 图像获取

由于图像采集就是将测物图像信号转换成数字文件的形式,获取研究目标图像^[10],因此可以用于图像采集的硬件设备较多。此类图像采集设备采集到的图像质量会直接影响图像特征识别结果。所以,需要选择超高清设备采集生产线上烟草叶片图像。此外,图像采集会受到背景颜色、人工光源等因素的影响。因此,在此次研究中,选择体积小、清晰度高、传输距离远的SXF-1208-W型无线网络硬盘录像机作为生产线上烟草叶片图像采集设备。依据此次研究选择的图像采集设备,设计的图像采集流程如下:首先将录像机安装在不影响生产线生产卷烟且可以完整拍摄到生产线上烟草的位置;其次采用手机远程连接录像机,获取录像机采集到的烟草图像;最后,保证烟草图像的面积最少占据图像的四分之一。

1.1.2 图像预处理

基于此次选择图像采集设备采集到的烟草图像,采用直方图均衡化、灰度化、降噪预处理技术预处理图像,让图像中的像素点均匀分布到灰度级上,降低图像颜色和外部环境对图像的干扰。

1.直方图均衡化。将烟草叶片图像记为 $f(x)$,其中, (x_{\min}, x_{\max}) 表示图像输入灰度级范围, x_{\min} 表示最小值, x_{\max} 表示最大值,根据 $f(x)$ 中单调像素的亮度变换图像,则有:

$$\sum_{\min}^{\max} f'(i) = \sum_{\min}^{\max} f(x) \quad (1)$$

式(1)中, i 表示第 i 个灰度级值^[11]。从式(1)中可以看出,直方图单调变换可以近似看成离散概率密度函数的累积,因此,根据式(1),计算图像均衡化的离散概率密度函数 F :

$$F = \frac{m \times n}{y_{\min} \cdot y_{\max}} \quad (2)$$

式(2)中, $m \times n$ 表示像素数量; (y_{\min}, y_{\max}) 表示均衡化后的烟草叶片图像灰度级范围, y_{\min} 表示最小值, y_{\max} 表示最大值。根据式(2),得到的 F

值为常数。将式(2)代入式(1),得到的式(1)变换式为:

$$m \times n \int_{y_{\max}}^{y_{\min}} \frac{1}{y_{\min}, y_{\max}} dt = \frac{m \times n(y_{\min}, y_{\max})}{y_{\min}, y_{\max}} = \int_{x_{\max}}^{x_{\min}} f(t) dt \quad (3)$$

式(3)中, t 表示时间; d 表示积分符号; $f(t)$ 表示 t 时的图像。根据式(3),求取 y 即可得到图像连续像素亮度变换 γ :

$$y = \gamma(x) = \frac{(y_{\min}, y_{\max})}{m \times n} \sum_{i=x_{\min}}^x f(t) \Delta t + y_{\min} \quad (4)$$

式(4)中, Δt 表示图像连续像素亮度变换时间差。按照上述步骤,得到的 y 值,即为图像均衡化结果。

2. 灰度化及降噪。根据图像含有的红 R 、绿 G 、蓝 B 三个色彩分量,对图像进行灰度化处理,同时,引入中值滤波技术对图像进行降噪,则有:

$$\tilde{f}(y) = 0.2989 \times R + 0.5870 \times G + 0.1140 \times B$$

$$\hat{f}(y_{\min}, y_{\max}) = \text{avg}\{f(y_{\min} + i, y_{\max} + j); -a \leq i \leq a; -a \leq j \leq a\} \quad (5)$$

式(5)中 $\tilde{f}(y)$ 表示灰度化处理后的图像; avg 表示中值函数; a 表示整数常数; $i = j = \frac{(2a+1)^2 + 1}{2}$ 表示窗口中心点像素值,其中, $(2a+1)$ 表示图像移动窗口^[12]。按照上述步骤处理烟草叶片,完成图像预处理,可以降低图像分割难度,提高图像目标特征提取效果。

1.2 烟草叶片图像帧特征提取

1.2.1 图像分割

针对上述式(4)和式(5)预处理后的图像,采用四叉树分裂算法分割烟草叶片图像,则有:

$$I_i \Rightarrow \begin{cases} I_i, \lambda(I_i) = \max [\hat{f}(y_{\min}, y_{\max})] - \min [\hat{f}(y_{\min}, y_{\max})] \leq \epsilon \\ \bigcup_{j=1}^4 I_i I_j (\lambda(I_i) > \epsilon) \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中, I_i 表示图像分割后的第 i 个区域; ϵ 表示图像分割阈值; $\lambda(I_i)$ 表示在 I_i 上一致性测量的逻辑准则; I_j 表示与 I_i 相邻的区域^[13-15]。按照(6)式所示的图像分割公式,分割预处理后的烟草图像,得到烟草叶片图像。

1.2.2 特征提取

针对此次研究得到的叶片图像,从叶片的纹理着手,通过分形维数、缝隙量、能量、熵、对比度、对比度和相关性,提取叶片图像帧纹理的复杂程度、疏密、灰度、信息量、清晰度和线性相关度特征。

1. 不规则度及疏密。分形维数反映图像纹理的不规则度;缝隙量则反映纹理疏密程度,为此,假设第烟草叶片图像维度为 Y ,分形维数为 α ,分形体质量为 ρ ,则图像帧纹理的不规则度及疏密特征提取公式如下式所示:

$$R = r_i^{Y-\alpha} S \quad (7)$$

$$\vartheta = E \frac{\rho}{(E(\rho) - 1)^2}$$

式(7)中, r_i 表示第 i 帧叶片图像中心点到叶片边缘的半径; S 表示第 i 帧叶片图像的叶片分形表面积; ϑ 表示缝隙量; $E(\rho)$ 表示 ρ 的期望值。如式(7)所示, R 值越大,图形不规则度越高; ϑ 值越小,图像纹理密度越高。

2. 灰度、信息量、清晰度和线性相关度。建立灰度共生矩阵,根据矩阵得到图像帧特征值,则有:

$$H_{z_1, z_2} = \sum_{x=1}^L \sum_{y=1}^L (C_{x,y} = z_1) \wedge (C_{x',y'} = z_2)$$

$$e = \sum_{z_1, z_2} H_{z_1, z_2}^2$$

$$h = - \sum_{z_1, z_2} H_{z_1, z_2} \log H_{z_1, z_2}$$

$$D = \sum_{z_1, z_2} (z_1 - z_2)^2 H_{z_1, z_2}$$

$$X = \frac{\sum_{z_1, z_2} (z_1 - \sum_{z_1, z_2} z_1 H_{z_1, z_2})(z_2 - \sum_{z_1, z_2} z_1 H_{z_1, z_2}) H_{z_1, z_2}}{\sum_{z_1, z_2} (z_1 - \sum_{z_1, z_2} z_1 H_{z_1, z_2})(z_2 - \sum_{z_1, z_2} z_1 H_{z_1, z_2}) \sum_{z_2} H_{z_1, z_2}} \quad (8)$$

式(8)中, H 表示灰度共生矩阵; z_1 、 z_2 表示第 i 帧叶片图像连个像素灰度取值; C 表示叶片周长; (x, y) 、 (x', y') 表示第 i 帧叶片图像连个像素坐标; L 表示第 i 帧叶片图像像素数; \wedge 表示三级运算符; e 表示能量; h 表示熵; D 表示对比度; X 表示相关性^[2,16,17]。

如式(8)所示, e 值越大,图像灰度分布越均匀; h 越接近于 0,纹理信息越少,包含的信息量越少,当 $h = 0$ 时,所计算帧数不存在纹理特征; D 值越大,纹理越深,图像清晰度越高; X 值越大,相邻像素的线性相关度越高。此时,即可按照式(7)和式(8)提取到的图像帧特征动态识别烟草叶片图像

帧特征。

1.3 动态识别烟草叶片图像帧特征

根据式(7)和式(8)提取到的烟草叶片帧特征,采用DS合成算法动态识别烟草叶片图像帧特征。将式(7)和式(8)提取到的烟草叶片帧特征记为 N 类特征,且这 N 类特征均属于同一片烟草叶片。基于此,建立为 K 种目标类型分配的 N 类特征可信程度 k 和不确定性概率值 δ 的矩阵 \mathbf{K} :

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} k_{11} & k_{12} & \cdots & k_{1k} & \delta_1 \\ k_{21} & k_{22} & \cdots & k_{2k} & \delta_2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ k_{N1} & k_{N2} & \cdots & k_{Nk} & \delta_N \end{bmatrix} \quad (9)$$

式(9)中, δ_i 表示第 i 类特征不确定性概率值; $i = 1, 2, \dots, N$ 表示第 i 类; k_{ij} 表示为识别目标 j 分配的第 i 类特征可信程度。如式(9)所示, k_{ij} 与 δ_i 之间满足 $k_{ij} + \delta_i = 1$ 条件,则式(9)所示的矩阵每一行元素也应满足如下条件:

$$k_{i1} + k_{i2} + \cdots + k_{ik} + \delta_i = 1 \quad (10)$$

将 \mathbf{K} 的转置矩阵记为 \mathbf{K}^T ,其中, T 表示矩阵转置符号;让 \mathbf{K} 乘 \mathbf{K}^T ,得到 $(k+1) \times (k+1)$ 阶矩阵 ξ :

$$\xi = \mathbf{K} \times \mathbf{K}^T = \begin{bmatrix} k_{i1}k_{j1} & \zeta(k_{i1}k_{j1}) & \cdots & \zeta(k_{i1}k_{jk}) & k_{i1}\delta_j \\ \zeta(k_{i2}k_{j1}) & k_{i2}k_{j1} & \cdots & \zeta(k_{i2}k_{jk}) & k_{i2}\delta_j \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \zeta(k_{ik}k_{j1}) & \zeta(k_{ik}k_{j1}) & \cdots & k_{ik}k_{jk} & k_{ik}\delta_j \\ \delta_i k_{j1} & \delta_i k_{j2} & \cdots & \delta_i k_{jk} & \delta_i \delta_j \end{bmatrix} \quad (11)$$

式(11)中, ζ 表示 \mathbf{K} 转置后的元素; δ_j 表示识别目标 j 不确定性概率值。依据式(11)所示的矩阵,计算矩阵中存在的非一致因子 χ :

$$\chi = \sum_{\substack{u \neq v \\ u, v = 1, 2, \dots, k}} \xi_{uv} \quad (12)$$

式(12)中, u, v 表示 ξ 中 $k \times k$ 阶非对角线元素^[19]。从式(12)中可以看出, χ 由 $k \times k$ 阶非对角线元素和得到。按照式(12),设定非一致因子阈值 κ ,一一匹配叶片图像帧纹理的复杂程度、疏密、灰度、信息量、清晰度和线性相关度特征,判断 χ 是否属于 κ ,若 $\chi \notin \kappa$,则该类别属于同一识别目标特征,保留该特征类别;若 $\chi \in \kappa$,则该类别不属于同一识别目标特征,删除该特征类别。此时,即得到烟草叶片图像帧特征识别结果。按照上述4个公式的计算过程,在计算机上按照图像的时间顺序,

循环计算烟草叶片帧特征,以此来实现烟草叶片图像帧特征动态识别,识别脉相和叶形。

2 实验及结果分析

选择基于颜色的识别方法和基于向量机算法的识别方法作为此次实验的对比方法,将生产线质量追溯的烟草叶片图像帧特征作为实验研究对象,在具有8 GB内存、英特尔酷睿 i5-7300HQ 处理器、4 GB 显存、NVIDIA GeForce GTX 1050ti 型显卡的计算机上,采用 PyTorch 自定义数据库,支持 Python3.6 和 PyCharm,使用 Windows 10 的 60 位操作系统,验证此次研究的生产线质量追溯的烟草叶片图像帧特征动态识别方法,分析其是否具有从原料源头追溯的信息化能力。

2.1 烟草叶片图像

此次实验选择如图1所示的形状、颜色、纹理等特征差异明显的雪茄烟、白肋烟两种烟草的叶片图像,作为此次实验选择的三组方法识别帧特征图像。



图1 烟草叶片图像

从图1中可以看出,雪茄烟的叶片脉络稀疏;白肋烟的叶片脉络细密。为此将烟草叶片的脉络作为三组识别方法识别特征。

2.2 结果分析

采用此次实验选择的三组识别方法,分别识别图1所示的烟草叶片脉络特征,其识别结果如图2所示。

从图2中可以看出,本文研究方法剔除了除叶片脉络特征外的所有特征,而基于颜色的识别方法和基于向量机算法的识别方法识别烟草叶片特征

后,却保留了叶片的形状和颜色特征,叶片发生规律和叶面积增长规律。为了进一步对比三组方法识别叶片脉络特征结果,此次实验采用叶片脉络特征识别清晰系数,评价三组识别方法,其计算公式如下式所示:

$$Q(f) = \sum_i \sum_j \left| \sqrt{Z_i^2(I,J) + Z_j^2(I,J)} \right|, Z_i, Z_j > T \quad (13)$$

式(13)中, $Q(f)$ 表示叶片脉络特征清晰度; f 表示叶片脉络图像; (I, J) 表示叶片脉络图像对应的像素点; Z_i 表示 (I, J) 处 Sobel 水平方向边缘检测算子卷积值; Z_j 表示垂直方向边缘检测算子卷积值; T 表示边缘检测阈值。

根据式(13)所示的计算公式,计算叶片脉络识别清晰程度,其计算结果如图 3 所示。

从图 3 中可以看出,本文研究方法提取的雪茄烟叶片脉络特征清晰度相较此次实验选择的两组对比方法分别高 8.2、2.68;白肋烟分别高 7.56、1.5。由此可见,此次研究方法识别的烟草叶片脉络特征清晰度高,具有较优的烟草叶片提取效果,为清晰获取烟草不同部位叶片的内层组织立体结构提供帮助。

综合上述实验结果,本文研究方法可以通过叶片发生规律和叶面积增长规律,烟草不同部位叶片的内层组织立体结构等,确定烟草原料的原产地和特征,并向下游企业和顾客反馈产品质量信息。



雪茄烟 白肋烟

(a) 本文研究方法



雪茄烟 白肋烟

(b) 基于颜色的识别方法



雪茄烟 白肋烟

(c) 基于向量机算法的识别方法

图 2 叶片脉络特征识别结果对比图

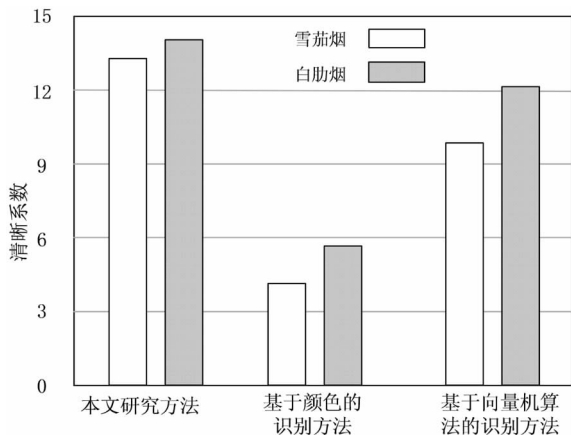


图 3 叶片脉络清晰系数对比图

3 结 论

考虑烟草叶片在生产线质量追溯过程中的动态变化,采用录像机录取高清烟草叶片图像,以此提高烟草叶片图像帧特征动态识别清晰度。但是,此次研究并未考虑图像背景复杂的情况,如背景颜色与识别目标颜色一致,图像背景和识别目标的分

割技术。因此在今后的研究中,还需进一步研究图像分割技术,进一步提高图像特征提取效果,增强图像特征识别清晰度。

参考文献

- [1] 韩旭,赵春江,吴华瑞,等. 基于注意力机制及多尺度特征融合的番茄叶片缺素图像分类方法[J]. 农业工程学报,2021,37(17):177-188.
- [2] 李龙龙,何东健,王美丽. 基于改进型LBP算法的植物叶片图像识别研究[J]. 计算机工程与应用,2021,57(19):228-234.
- [3] 张志林,李玉鑑,刘兆英,等. 深度学习在细粒度图像识别中的应用综述[J]. 北京工业大学学报,2021,47(8):942-953.
- [4] 徐斌,曹娜,王永利. 结合最近邻和拓展稀疏表示的SAR图像目标识别方法[J]. 南京理工大学学报,2021,45(5):567-574.
- [5] 汪杰,陈曼龙,李奎,等. 基于HSV与形状特征融合的花椒图像识别[J]. 中国农机化学报,2021,42(10):180-185.
- [6] 徐鹏帮,桑基韬,路冬媛. 类别语义相似性监督的小样本图像识别[J]. 中国图象图形学报,2021,26(7):1594-1603.
- [7] 刘自强,周铁军,傅冬和,等. 基于颜色和形状的鲜茶叶图像特征提取及在茶树品种识别中的应用[J]. 江苏农业科学,2021,49(12):168-172.
- [8] 张亚军. 基于改进支持向量机算法的农业害虫图像识别研究[J]. 中国农机化学报,2021,42(2):146-152.
- [9] 高春永,柏业超,王琼. 基于改进的半监督阶梯网络SAR图像识别[J]. 南京大学学报(自然科学),2021,57(1):160-166.
- [10] 宋叶帆,王国书,盛步云. 一种混合阈值剪枝的稀疏化训练图像识别算法[J]. 科学技术与工程,2021,21(2):638-643.
- [11] 秦玉,谢超宇,王晓明,等. 基于空间特征变换与反投影的渐进式图像超分辨[J]. 计算机应用研究,2021,38(12):3814-3819.
- [12] 韦超现. 基于视觉传达的多帧图像特征目标跟踪仿真[J]. 计算机仿真,2021,38(1):404-420.
- [13] 王龙,宋慧慧,张开华,等. 反馈学习高斯表观网络的视频目标分割[J]. 自动化学报,2022,48(3):834-842.
- [14] 霍志浩,金炜东,唐鹏. 融合自监督学习的单帧图像运动视差关键点估计[J]. 系统仿真学报,2021,33(11):2753-2759.
- [15] 毛舒宇,岳风英. 二维变分模态分解在SAR图像特征提取及目标识别中的应用[J]. 电光与控制,2021,28(3):98-101+106.
- [16] 李昕,陈泽君,李立君,等. 基于偏好免疫网络和SVM算法的油茶果多特征识别[J]. 农业工程学报,2020,36(22):205-213.
- [17] 许高建,张蕴,赖小斌. 基于Faster R-CNN深度网络的茶叶嫩芽图像识别方法[J]. 光电子·激光,2020,31(11):1131-1139.
- [18] 钟国韵,常艳荣,汪宇玲,等. 旋转局部梯度模式特征及其在模糊图像识别中的应用[J]. 计算机应用与软件,2020,37(10):180-187+255.