

# 一种 L-M 优化 BP 网络的茶叶茶梗分类方法

吴哲<sup>1</sup>, 刘孝星<sup>2</sup>, 郑力新<sup>1</sup>, 周凯汀<sup>2</sup>

(1. 华侨大学工学院, 福建泉州 362021;

2. 华侨大学信息科学与工程学院, 福建厦门 361021)

**摘要:**传统的茶叶茶梗分选方法在特征选取方面存在着样本颜色特征提取单一的问题,以及现有的茶叶茶梗分类器普遍存在分类精度低、耗费时间长等问题。针对 CCD 相机采集的茶叶茶梗的数字图像,首先经过二值化、开运算、闭运算、样本图像去噪、图像分割等预处理过程,再根据茶叶茶梗样本形态学特征的差异,提取出圆形度、矩形度、延伸率、Hu 二阶不变矩、最大内切圆与其面积比等 5 类区分度大、独立性好的特征,作为 BP 神经网络分类器的输入向量,并采用 L-M (Levenberg-Marquardt) 学习算法对传统的 BP 神经网络分类器进行优化,用于茶叶茶梗的分类。实验和仿真结果表明,经过 L-M 算法优化的 BP 网络分类器对茶叶茶梗样本的分类精度高达 95%,且耗时相对较少,是一种有效的茶叶茶梗分类方法。

**关键词:**形态学特征; L-M 学习算法; BP 网络; 茶叶茶梗分类

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2016)04-0200-05

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2016.04.044

## A Tea and Tea-stalk Classification Method of L-M Optimized BP Network

WU Zhe<sup>1</sup>, LIU Xiao-xing<sup>2</sup>, ZHENG Li-xin<sup>1</sup>, ZHOU Kai-ting<sup>2</sup>

(1. College of Engineering, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China;

2. College of Information Science and Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** Traditional tea and tea-stalk sorting method exists problems that color feature extraction for sample is single in feature extraction aspect and general classifier has low precision and large time consuming. In term of digital image of tea and tea stems collected by CCD camera, according to different shape features between them, firstly after binarization, open and close operation, sample image denoising, image segmentation and other pre-processing process, it extracts circularity, rectangularity, extensibility, Hu second-order moment invariants, and the ratio of maximum inscribed circle and its area, etc in this paper, which has great distinction and independence, as the input vector of BP (Back-Propagation) neural network. It also applies L-M (Levenberg-Marquardt) learning algorithm to optimize the traditional BP neural network for the classification of tea and tea stalk. Experiment and simulation results proves that the BP network classifier optimized by L-M algorithm is as high as 98% on classification accuracy for tea and tea-stalk, and has relatively few time-consuming. It is an effective classification method of tea and tea-stalk.

**Key words:** morphological features; L-M learning algorithm; BP network; classification of tea and tea-stalk

## 1 概述

中国是一个产茶大国,近年来茶叶年产量和年消费量均超过 100 万吨,茶叶出口量也相当可观<sup>[1]</sup>。然而毛茶中经常夹杂茶梗、黄叶等杂物,严重影响了优质茶叶的等级。手工拣梗作业一直制约着茶业加工效率的提升。因此寻求一种精度高、耗时少的茶叶茶梗分拣技术成为提高茶叶品质的关键。

目前国内外茶叶茶梗分类方法主要有贝叶斯分类、最小距离分类、支持向量机分类与人工神经网络分类等,然而这些传统的分类方法存在着不同的缺点<sup>[2-6]</sup>。贝叶斯分类虽然原理简单、易于实现,但当功能属性值分布和正态分布差异太大或样本少时不适用;最小距离分类器稳定性较差,当样本集合聚类效果不佳时,容易产生茶叶茶梗误判;传统的 SVM 分类

收稿日期: 2015-07-09

修回日期: 2015-10-14

网络出版时间: 2016-03-22

基金项目: 福建省科技新平台建设项目(2013H2002); 泉州市开发项目(2011G74)

作者简介: 吴哲(1991-),女,硕士研究生,研究方向为光电信息检测与智能运算、机器视觉;郑力新,博士,教授,硕士研究生导师,研究方向为运动控制与机器视觉;周凯汀,副教授,硕士研究生导师,研究方向为图像处理和模式识别。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20160322.1520.058.html>

器用于茶叶茶梗分类时虽然分类准确度较高,但是训练耗时长;传统 BP 神经网络分类器虽然适应性较强、叶梗分类精度高,但以过慢的收敛速度和易于跳入局部极值为代价。

毛茶加工设备中茶叶色选机的设计原理是采用传感器检测传送带上的毛茶样本颜色,以茶叶茶梗的光谱参数为特征,根据两者颜色特征的差异,通过设置合适的阈值,喷气阀就会把其中茶梗等杂物喷出。但仅依靠单一的颜色特征和阈值判别进行分类,当两者颜色相近时,叶梗分类难度增大,误判率也大为增加,无法达到预期的色选精度和效率,而且在样本图像采集时颜色特征受光线、粉尘等外界环境的影响较大。其实茶叶茶梗除了颜色特征有差异外,还有其他诸如形状、纹理等方面不同的特征,可以作为茶叶茶梗分类的依据。

针对当前茶叶茶梗分类算法中样本颜色特征向量选取单一和传统 BP 神经网络分类器局限性的问题,文中选取茶叶茶梗区分度大的形态学特征,采用 L-M 学习算法优化的 BP 神经网络分类器,以样本分类精确度和耗用时间为验证指标,实验结果证明经 L-M 算法优化的 BP 神经网络能很好地完成茶叶茶梗的分类。

## 2 形态学特征选取

良好特征的提取是茶叶茶梗分类时高精度和低时耗的关键。首先用 CCD 相机在相同的环境下采集的 600 张茶叶茶梗图像(茶叶茶梗图像各 300 张)建立样本图像库,以便全方位地研究样本特征。在实验中随机抽取茶叶、茶梗各 200 张样本图像进行二值化、开运算、闭运算以填充叶梗内细小空洞,图像去噪、图像分割等处理,从而为后续的特征提取做准备。

样本预处理前后的实验图见图 1。

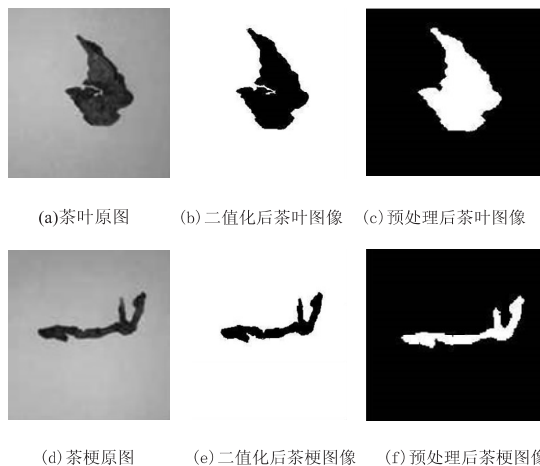


图1 样本预处理前后对比实验图

现有的特征提取方法通常分为基于颜色特征的提

取、基于形态学特征的提取、基于纹理特征的提取等<sup>[7-8]</sup>。针对茶叶茶梗分类,形态学特征较颜色特征和纹理特征更简单直观,算法更易实现。研究发现相同品种的茶叶茶梗在形态上差异很大。根据采集的茶叶茶梗样本图,文中从两者的形态学特征上对样本进行分类实验。经过对样本形态学特征的分析,选取两者间具有较大区分度的特征,包括圆形度、矩形度、延伸率、Hu 二阶不变矩、最大内切圆面积与样本面积比等 5 类共 6 个特征向量,这些形态学特征定义如下:

(1) 圆形度。

圆形度是反映茶叶、茶梗轮廓的外形参数,由周长  $P$  和面积  $A$  确定,用“ $C$ ”表示。圆形度最常用的定义如下:

$$C = \frac{4\pi A}{P^2} \quad (1)$$

在某种程度上圆形度反映了物体轮廓的复杂程度<sup>[9]</sup>。 $C$  越大,说明区域形状越简单; $C$  越小,说明区域形状越复杂。圆形物体的  $C$  值为 1。一般地,茶叶较为宽大且呈类圆形,故  $C$  值较大;茶梗细小狭长,故  $C$  值较小。因此定义圆形度为其特征值  $T_1$ 。

(2) 矩形度。

矩形度常用物体的区域面积  $S_0$  与其最小外接矩形的面积  $S_{mer}$  的比值定义,如式(2):

$$R = \frac{S_0}{S_{mer}} \quad (2)$$

式中, $R$  取值在 0~1 之间。当  $R=1$  时,物体为矩形;圆形物体的  $R$  值为  $\pi/4$ 。

矩形度描述的是目标区域面积对其最小外接矩形的占空比,因此定义矩形度为其特征值  $T_2$ 。

(3) 延伸率。

延伸率常见的定义如下:

$$S = \frac{W}{L} \quad (3)$$

式中, $L$ 、 $W$  分别为物体最小外接矩形的长、宽。对于圆形物体,其  $S$  为 1;细长物体的  $S$  值接近 0。

一般地,茶叶的延伸率大,茶梗的延伸率小。因此定义延伸率为其特征值  $T_3$ 。

(4) Hu 二阶不变矩。

对于一幅大小为  $M \times N$  的图像,设  $f(x, y)$  是像素点  $(x, y)$  的灰度,则图像的  $(p+q)$  阶几何矩  $m_{pq}$ 、中心距  $\mu_{pq}$  分别定义为式(4)和式(5):

$$m_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x^p y^q f(x, y) \quad (4)$$

$$\mu_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (5)$$

其中,  $p, q = 0, 1, 2, \dots$ , 且有  $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$ ,  $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$ 。

不同类型、阶次的图像矩的物理意义各有差别,如零阶几何矩  $m_{00}$  代表图像的总“质量”,一阶矩  $m_{10}$ 、 $m_{01}$  代表图像的质心位置,  $\mu_{02}$  表示通过区域重心水平轴的矩,  $\mu_{20}$  表示通过区域重心垂直轴的矩。  $m_{pq}$  跟随图像变化而变化,  $\mu_{pq}$  对平移不敏感但对旋转敏感。即几何矩或中心矩不能同时具有平移、比例与旋转不变的特点,故二者不能直接用于表示图像的特征。归一化中心矩可以克服几何矩或中心矩的这个缺点。归一化中心矩定义为如下:

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^r} \quad (6)$$

其中,  $r = \frac{p+q}{2} + 1$ ,  $p+q = 2, 3, \dots$

Hu 根据二阶和三阶中心矩构造了 7 个可使图像保持平移、缩放和旋转不变的不变矩<sup>[10]</sup>(这里列出前 5 个)。具体定义如下:

$$\varphi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (7)$$

$$\varphi_2 = \eta_{20} - \eta_{02}^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (8)$$

$$\varphi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{13})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad (9)$$

$$\varphi_4 = \eta_{30} + \eta_{12}^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \varphi_5 = & (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - \\ & 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\ & (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - \\ & (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (11)$$

理论证明,在表述二维物体时只有基于二阶矩的 Hu 不变矩才与比例、旋转和平移无关<sup>[11]</sup>。对细小误差敏感的高阶不变矩一般不能对物体有效地分类。在不变矩  $\Phi_1 \sim \Phi_7$  中,  $\Phi_1$ 、 $\Phi_2$  是二阶 Hu 不变矩,  $\Phi_3 \sim \Phi_7$  是三阶 Hu 不变矩,因此选取  $\Phi_1$ 、 $\Phi_2$  两个二阶 Hu 不变矩为特征值  $T_4$ 、 $T_5$  来处理数据。

(5) 最大内切圆面积与面积比。

经研究,茶叶和茶梗的最大内切圆面积与其面积的比值区分度良好。因此定义样本的最大内切圆面积与其面积比为特征值  $T_6$ 。

$$T_6 = \frac{S_{\text{cir}}}{S_0} \quad (12)$$

式中:  $S_{\text{cir}}$  表示样本的最大内切圆的面积;  $S_0$  表示样本的面积。

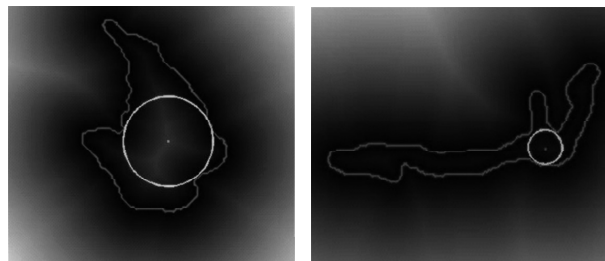
实验中,样本  $T_6$  特征的提取实验图如图 2 所示。

## 3 BP 神经网络与 L-M 优化算法

### 3.1 BP 神经网络分类器

BP 神经网络是一种典型的误差逆向传播的多层前馈网络,一般由输入层、输出层和若干隐含层组成。理论证明一个 3 层 BP 网络的隐含层节点数无限大时,可完成任意的由输入到输出的非线性映射<sup>[12]</sup>。在 BP

神经网络分类器中,  $n$  维向量  $X = [x_0, x_1, \dots, x_{n-1}]$  为其输入向量,  $Y = [y_0, y_1, \dots, y_{m-1}]$  为 BP 网络的输出向量。即有  $m$  个可区分的类,每一类记作第  $i$  ( $i = 0, 1, \dots, m-1$ ) 类。BP 神经网络分类器目的是根据输入向量  $X$  得到的输出向量  $Y$  来判断  $X$  所属的类别。如文中  $X$  代表茶叶茶梗样本,样本  $X$  可视为由  $n$  维形态学特征向量组成,其输入层节点总数即为样本的总属性个数;  $Y$  代表茶叶茶梗样本的输出类值,  $m$  等于茶叶茶梗样本的分类类别数,即  $m = 2$ 。BP 神经网络分类器在误差反馈机制下,反馈信号会不断改变权值  $W$  的取值,从而引起网络输出的不断变化,当变化最后消失时,网络达到平衡状态,即分类过程达到收敛。



(a) 茶叶

(b) 茶梗

图 2 样本  $T_6$  特征的提取实验图

BP 神经网络分类器具有良好的自适应和自学习能力,易构建、容错强;缺点是收敛速度慢,极易出现“过拟合”现象和跳入局部极值等。

### 3.2 L-M 优化算法

针对传统 BP 神经网络算法存在的问题,提出了很多优化算法,如自适应学习速率算法、自适应变异粒子群法、遗传算法、附加动量法、误差函数修正法等<sup>[13]</sup>。经对比,文中采用 L-M (Levenberg-Marquardt) 学习算法对其进行优化。L-M 学习算法实质上是梯度下降法与高斯-牛顿法的折中。在网络训练学习过程中,梯度下降法在前几步时下降迅速,接近最优值的过程中其梯度趋于 0,此时目标函数缓慢下降甚至停顿;而在接近最优值时牛顿法可生成一个较好的搜索方向:

$$S(X^{(k)}) = - (H^{(k)} + \lambda^{(k)})^{-1} \nabla f(x^{(k)})$$

令  $n^{(k)} = 1$ , 则  $X^{(k+1)} = X^{(k)} + S(X^{(k)})$ 。开始时,  $\lambda$  取一个较大值,对应于小步长的梯度下降法;在接近最优值时  $\lambda$  减少至 0,  $S(X^{(k)})$  从梯度为负的方向转至牛顿法的方向。

L-M 的权值调整率为式(13)<sup>[14]</sup>:

$$\Delta W = (J^T J + \mu I)^{-1} \cdot J^T e \quad (13)$$

式中:  $\mu$  是标量;  $J$  为误差对权值导数的 Jacobian 矩阵;  $e$  是一误差矢量。

文中拟将 L-M 算法优化的 BP 神经网络用于茶叶茶梗的识别分类。

4 实验结果与分析

实验将茶叶茶梗各 200 个样本送入 BP 网络进行训练,将余下的 200 个茶叶茶梗送入训练完的 BP 网络进行测试。对经过预处理的样本图像提取其形态学特征。为了加快训练网络的收敛速度,对这些提取的特征数据利用式(14)进行简单归一化处理。

$$y_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{14}$$

经式(14)归一化前后的样本特征值分别见表 1 和表 2。

表 1 归一化前后样本的特征数据(1)

	$T_1$	$T_2$	$T_3$	$T_4$	$T_5$	$T_6$
0	0.709	0.147	0.269	0.654	2.887	5.577
0	0.351	0.272	0.192	0.585	2.835	5.580
0	0.421	0.230	0.269	0.685	2.795	5.431
0	0.462	0.237	0.218	0.551	3.099	6.102
0	0.485	0.237	0.179	0.708	3.374	6.685
1	0.216	0.186	0.244	0.319	3.328	6.618
1	0.235	0.459	0.089	0.414	3.519	6.982
1	0.130	0.178	0.372	0.326	2.894	5.578
1	0.166	0.494	0.115	0.342	2.922	5.777
1	0.127	0.578	0.166	0.441	2.004	3.934

表 2 归一化前后样本的特征数据(2)

	$T'_1$	$T'_2$	$T'_3$	$T'_4$	$T'_5$	$T'_6$
0	0.952	0	0.636	0.680	0.513	0.477
0	0.397	0.289	0.364	0.460	0.482	0.477
0	0.508	0.192	0.636	0.683	0.459	0.434
0	0.571	0.208	0.454	0.045	0.636	0.629
0	0.603	0.206	0.318	0.808	0.795	0.798
1	0.175	0.089	0.546	0.064	0.768	0.778
1	0.206	0.723	0	0.238	0.880	0.884
1	0.048	0.071	1.000	0.079	0.517	0.477
1	0.095	0.804	0.091	0.047	0.533	0.535
1	0.032	1.000	0.273	0.249	0	0

注:由于篇幅所限,只列举茶叶茶梗各 5 组特征值。

文中采用 6 个输入节点的 3 层 BP 网络完成茶叶茶梗待测样本的分类。将茶叶茶梗样本的 6 个形态学特征参数作为神经网络的输入向量:  $T = \{T_1, T_2, T_3, T_4, T_5, T_6\}$ 。文中将待测样本分为茶叶茶梗两类,输出层节点数  $O = \log_2^2 = 1$ ,即用数值 0 代表茶叶、1 代表茶梗。隐含层节点的个数由经验给出,如式(15):

$$h = \sqrt{n + m} + a, 1 \leq a \leq 10 \tag{15}$$

式中:  $m$  为 BP 网络输入层节点数;  $n$  为 BP 网络输出层节点数;  $h$  为 BP 网络隐含层节点数;  $a \in (1, 2,$

$\dots, 10)$ 。实验证明,文中隐含层节点数  $h$  取 5 时,两者的分类性能最好。

茶叶茶梗分类的 BP 神经网络结构如图 3 所示。

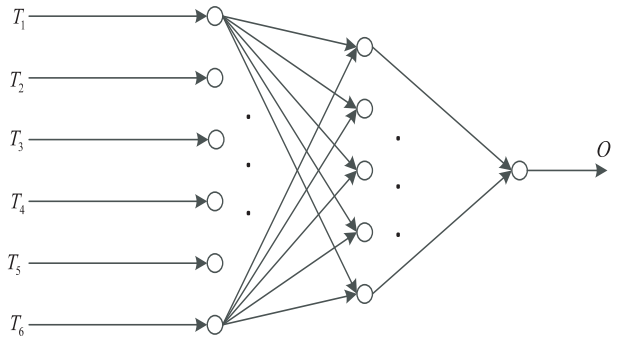
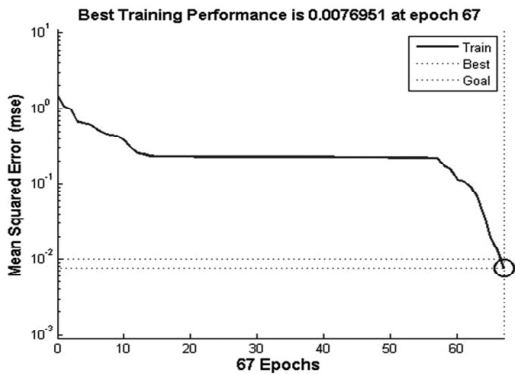
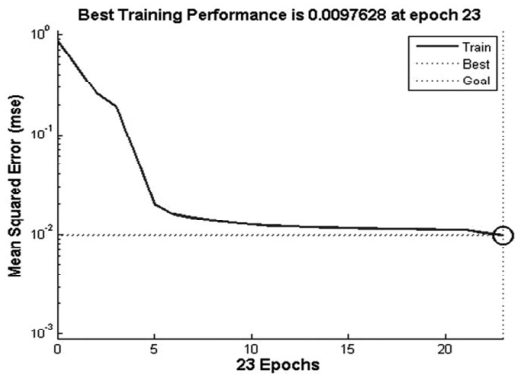


图 3 茶叶茶梗分类的 BP 网络结构示意图

将归一化处理后茶叶茶梗样本的 6 组特征值输入 BP 网络,茶叶和茶梗的类别代号则作为 BP 神经网络的输出。运用 Matlab2014a 中的神经网络工具箱,建立 BP 神经网络,训练步长设为 1 000 步,训练误差设为 0.01,学习速率取 0.5。传统的 BP 网络与 L-M 学习算法优化后的 BP 网络对茶叶茶梗样本训练误差曲线分别如图 4 所示。



(a) BP 网络优化前



(b) L-M 型 BP 网络优化后

图 4 BP 网络优化前后茶叶茶梗样本训练误差曲线

将训练好的 L-M 优化的 BP 网络对余下 200 个测试样本进行测试,其中茶叶茶梗正确识别个数分别为 96 个和 94 个。测试样本的网络仿真分类见表 3。



表 3 L-M 型 BP 网络对茶叶茶梗的分类识别结果

序号	输出	序号	输出	序号	输出	序号	输出
1	0.984 3	6	0.095 6	11	0.052 4	16	0.045 4
2	0.110 1	7	0.991 9	12	0.981 0	17	0.036 1
3	0.880 6	8	0.985 8	13	0.786 5	18	0.960 7
4	0.031 3	9	0.075 3	14	0.210 0	19	0.047 5
5	0.971 2	10	0.125 3	15	0.860 4	20	0.882 8

注:由于篇幅所限,文中只列举茶叶茶梗各 10 组测试样本的识别结果。

根据上文所述的分类方法可知,表 3 中序号 2,4,6,9,10,11,14,16,17,19 被识别为茶叶,其余序号的测试样本被识别为茶梗。

实验结果表明,经过 L-M 算法优化的 BP 神经网络系统对茶叶茶梗的区分性很强,基本上不存在分类模糊的现象,茶叶茶梗的有效识别率高达 95% 左右。经 L-M 优化型 BP 网络对茶叶茶梗的识别分类结果如图 5 所示。

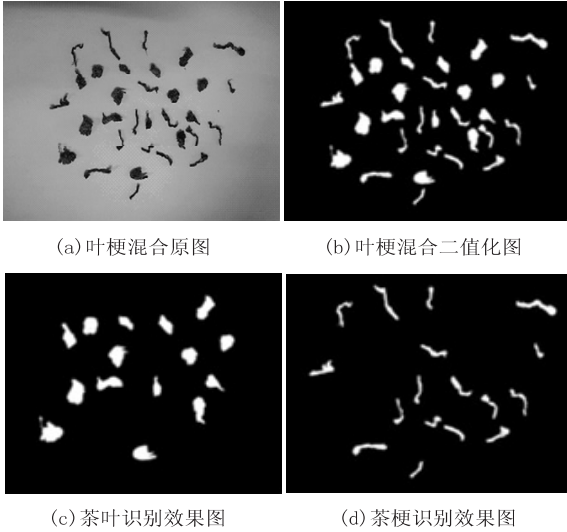


图 5 L-M 型 BP 网络对茶叶茶梗识别分类结果

文中对茶叶茶梗样本库分别采用最小距离分类器、最小错误率贝叶斯分类器、传统 SVM 分类器、传统 BP 神经网络分类器 4 种分类方法与文中提出的 L-M 型 BP 网络分类器进行多次重复的茶叶茶梗分类实验,以样本平均分类正确率和平均耗时为验证指标,结果见表 4。

表 4 5 种分类方法对茶叶茶梗的分类结果

编号	分类方法	平均正确 分类率/%	平均耗时 /ms
1	最小距离分类器	83.20	58
2	最小风险贝叶斯分类器	91.1	74
3	传统 BP 神经网络分类器	90.33	80
4	传统 SVM 分类器	92.06	78
5	L-M 优化型 BP 网络分类器	94.67	64

5 结束语

文中针对现有的茶叶拣梗设备中单一的颜色特征判别标准及传统 BP 神经网络分类器的局限性,采用 L-M 学习算法优化 BP 网络并提取茶叶茶梗的形态学特征作为 BP 网络的输入参数完成分类。仿真结果表明,与现有茶叶茶梗分类方法相比,茶叶茶梗形态学特征较之颜色特征不易受环境等因素的影响,且提取简单。经 L-M 优化后的 BP 网络收敛速度快、耗时少,识别精度高达 95%,对茶叶茶梗的在线分类有一定的参考价值。

参考文献:

[1] 冯超. 基于多波长的 LED 荧光系统在茶叶种类和等级方面的研究[D]. 杭州:浙江大学,2013.

[2] 陈 算. 基于多特征多分类器组合的茶叶茶梗图像识别分类研究[D]. 合肥:安徽大学,2014.

[3] Mu Chengpo, Wang Jiyuan, Yuan Zhijie, et al. The research of the ATR system based on infrared images and L-M BP neural network[C]//Proc of ICIG. [s. l. ]; IEEE, 2013: 801-805.

[4] Pun T. Entropic thresholding: a new approach[J]. Computer Graphics and Image Processing, 1981, 16(3): 210-239.

[5] 张俊峰. 基于统计形状特征的茶叶梗分离与识别[D]. 合肥:安徽大学,2012.

[6] 张春燕, 陈 算, 张俊峰, 等. 基于最小风险贝叶斯分类器的茶叶茶梗分类[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(28): 187-192.

[7] 沈国峰, 程筱胜, 戴 宁, 等. 基于 L-M 算法优化 BP 神经网络的储粮害虫分类识别研究[J]. 中国制造业信息化, 2012, 41(7): 76-80.

[8] 蒋建国, 宣 浩, 郝世杰, 等. 最小描述长度优化下的医学图像统计形状建模[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 879-885.

[9] Daugman J G. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1148-1161.

[10] 文华荣, 李 秩, 冯 一, 等. 基于不变矩和改进 BP 神经网络的目标识别[J]. 光电技术应用, 2013, 28(4): 49-54.

[11] 刘雄飞, 朱盛春. 车牌字符多特征提取与 BP 神经网络的识别算法[J]. 计算机仿真, 2014, 31(10): 161-164.

[12] Zhao Quanhua, Song Weidong, Sun Guohua. The recognition of land cover with remote sensing image based on improved BP neural network[C]//Proc of ICMT. [s. l. ]; IEEE, 2010.

[13] 苏 超, 肖南峰. 基于集成 BP 网络的人脸识别研究[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(11): 4334-4337.

[14] 王建梅, 覃文忠. 基于 L-M 算法的 BP 神经网络分类器[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2005, 30(10): 928-931.