

李春霆. 基于图像处理与改进神经网络的大豆品质检测研究[J]. 江苏农业科学, 2014, 42(3): 263–266.

基于图像处理与改进神经网络的大豆品质检测研究

李春霆

(宣化科技职业学院, 河北宣化 075000)

摘要:以图像处理的方式进行大豆种子的品质检测, 提出一种引入粒子群优化的改进算法, 使之具备更加准确地分类并识别大豆种子的能力。首先对图像样本进行预处理和特征提取, 随后以粒子群算法改善神经网络权值和阈值的确定过程, 增强其收敛速度, 在全局范围内以较高的效率找到最优解, 最后通过仿真对比试验, 证明了所构建的大豆品质检测系统的准确度有了显著提升。

关键词:大豆品质; 检测速度; 神经网络

中图分类号: TP391.41; S126 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002–1302(2014)03–0263–03

我国大豆产业的发展已经日趋成熟, 基于大豆作物的深加工产品(包括色拉油、异黄酮等)也为企业带来了丰厚的利润。目前我国每年的大豆深加工产值已经超过 300 亿元人民币。大豆在收购时必须进行质量的检测与评估, 当前我国大豆检测手段的准确度和效率均难以达到要求, 导致我国大豆由于质量问题而出口机会减少。大豆品质检测的主要指标有外观品质、营养品质、食味品质、卫生品质等, 其中外观品质包括大豆的病斑、虫蚀、霉变等。已有研究证明大豆的外观皮质与其营养品质、卫生品质具有高度的正相关性^[1], 因此可以通过对大豆外观的检测来辨别其质量的优劣。当前, 如何通过大豆的外观品质特征来评估其品质水平是作物品质检测研究的热点之一^[2–3]。基于神经网络识别的方法由于自学习能力强, 并能够对人脑的神经进行高效模拟, 从而实现具有较强鲁棒性的推理判别, 十分适合于作物果实品质的鉴定和评估^[4], 检测效果较好。传统的神经网络算法存在学习过程收敛速度慢、算法易陷入局部极小点和鲁棒性差等缺陷, 常常会导致作物识别与品质评估识别的正确率受到影响^[5–6]。本研究针对传统神经网络算法所存在的缺陷, 引入粒子群优化算法对其进行改进, 使之具备更加准确地分类并识别大豆种子的能力, 最后通过仿真对比试验, 证明了所构建的大豆品质检测系统的准确度有了显著提升。本研究的成果在作物种子品质鉴别与质量评估方面有着很好的理论价值与实践意义。

1 基于改进神经网络的大豆品质检测算法

1.1 大豆种子样本图像的获取

大豆种子采集时间为 2012 年 9 月, 采集地点为河北省农业研究所宣化林场及育种基地。室内简单背景下拍摄大豆种子的静态图片。将大豆种子平铺于拍摄平台上, 在三角架上固定相机, 保持镜头与大豆距离恒定在 1.0 m, 确保颜色及特征清晰, 图像输入电脑并以 JPG 格式保存。

1.2 大豆种子样本图像预处理

1.2.1 灰度预处理 原始图像数据量较大, 首先将其转换为 8 位灰度图像。转换之后的图像仅保留灰度信息, 这对图像预处理已足够。在大豆图像增强中, 主要是对一些强度不足的边缘与细节进行处理, 同时保留强度足够的部分。本研究引入分段线性形式, 来实现小波变换的增强函数, 如下式:

$$E_n[S'(m, n)] = M'(m, n)S'(m, n)$$

式中, 小波变换的系数以 $S'(m, n)$ 表示, 局部自适应增益以 $M'(m, n)$ 表示。结合以上算法, 灰度预处理流程为: (1) 采用小波变换处理图像对象, 由于存在噪声, 故将第 1 层的系数弃用; (2) 获取每层的模极大值以及模极小值; (3) 通过非线性变换调整小波系数, 以确定局部自适应增益的值; (4) 获取调整之后的小波系数, 对其进行逆变换, 得到处理之后的图像结果。

1.2.2 直方图均衡化预处理 直方图均衡化以点运算的方式, 使图像在其任意一个灰度级别都分布一样的像素数目, 最终使图像对比度得到改善, 易于进行下一步处理。图像的灰度级以归一化的变量 r 表示, 在灰度区间 $[0, L-1]$ 原始图像的像素与灰度级的对应关系为 $s = T(r)$, 其中 s 表示该像素的具体灰度值。此处引入灰度累积函数进行原始图像的直方图变换^[7–8], 有:

$$s_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k p_r(r_j) = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n}, k=0, 1, \dots, L-1$$

通过此函数, 能够把原始图像中每一个灰度是 r_k 的像素转换为灰度是 s_k 的像素, 即实现了直方图均衡化。在直方图均衡化处理前, 灰度值中低灰度含量比较高, 而处理后各灰度比例分配变得均衡。均衡化后, 在图像灰度值范围内均有直方图存在, 因此图像质量得到显著改善, 对比度提高, 轮廓细节清楚。

1.2.3 中值滤波预处理 为了弥补直方图均衡处理的不足, 在均衡化之后还需对图像进行中值滤波。本研究通过中值滤波技术, 保护目标图像边缘, 滤除图像噪声, 实现方法为:

(1) 对直方图均衡化之后的图像样本, 以任意一像素 (i, j) 为中心确定一个 $N \times N$ 区域范围, 并获取此范围之内的灰度中值 $M(i, j)$ 。

(2) 将 $M(i, j)$ 作为 $N \times N$ 灰度权值的依据。设 $f(m, n)$

收稿日期: 2013–07–12

基金项目: 河北省科技厅 2012 年基金(编号: HBKJ 2012–BY–098)。

作者简介: 李春霆(1973—), 山西天镇人, 男, 硕士, 讲师, 主要从事图像处理与精确农业研究。E-mail: lct_xh@163.com。

为坐标位置在 (m, n) 处的像素的灰度值, 分别计算 $N \times N$ 内的所有像素权值 r , 计算方法为:

$$r(m, n) = \frac{1/\{1 + [f(m, n) - M(i, j)]^2\}}{\text{sum}}$$

其中, $\text{sum} = \sum_{m=i-r}^{i+r} \sum_{n=j-r}^{j+r} \{1/[1 + f(m, n) - M(i, j)]^2\}$

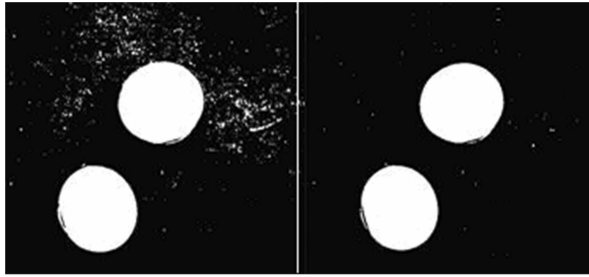
(3) 可知 $f(m, n)$ 和 $M(i, j)$ 的差值较大, 则对其赋予较大的权值, 反之, 则像素权值较小。对此 $N \times N$ 范围的所有像素均以其权值进行加权求和, 将 $\sum_{m=i-r}^{i+r} \sum_{n=j-r}^{j+r} d(m, n)$ 作为此像素的中值滤波处理结果值。

其中, $d(m, n) = f(m, n) \times r(m, n)$, 表示每一像素灰度与其权值的乘积。经过中值滤波处理之后, 图像的边缘依旧清晰, 噪声污染也得到了有效去除。

1.2.4 大豆图像的分割 引入阈值分割法进行大豆图像的分割。该方法的思路为: 结合图像特征, 选取其中合适的灰度值为阈值, 并将全部像素分别与该门限值比较并分类, 从而分割出目标图像。由此可知, 阈值带有动态性, 其具体值的确定与像素本身的灰度值、像素周围区域的灰度值均有关系。确定阈值 T 之后, 对图像进行二值化处理, 有:

$$B(m, n) = \begin{cases} 1, & \text{当 } f(m, n) \leq T \\ 0, & \text{当 } f(m, n) > T \end{cases}$$

将值为 1 的区域设定为目标区域, 值为 0 的区域设定为图像背景, 分割后的大豆种子样本如图 1 所示, 可见噪声去除效果明显。



分割之前的图像 分割之后的图像

图1 大豆种子样本图分割效果

1.3 大豆图像特征的提取

1.3.1 颜色特征提取 针对大豆种子图像的特征, 已经有研究证明 HSI 的区分度显著优于 RGB, 原因在于 RGB 特征维数过多, 算法复杂, 且易受光照强度的影响^[4]。所以本研究引入 HSI 进行大豆种子特征的提取。RGB 到 HSI 的转换方法为:

$$H = \begin{cases} \theta, & G \geq B \\ 2\pi - \theta, & G < B \end{cases}$$

$$S = 1 - \frac{3\min(R, G, B)}{R + G + B}$$

$$I = \frac{R + G + B}{3}$$

式中,

$$\theta = \arccos \left\{ \frac{1}{2} [(R - G) + (R - B)] / \sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)} \right\}$$

转换后, 便可获取大豆种子图像的 HSI 分量。考虑到 S 主要体现颜色的纯度, 与大豆品质识别关系不大, 为了提升处理效率, 此处仅选取 I 分量与 H 分量作为大豆的颜色特征参数。

1.3.2 纹理特征的提取 大豆种子的纹理特征与其品质是对应的, 其纹理方面的特点包括: (1) 纹理在每一个向度上的重复特点有所区别, 并不遵循各向同性, 在某些向度上不存在重复现象; (2) 纹理有时仅仅是以某种规律重复出现, 图形复杂度很低, 只有通过整体的判定, 才能得出准确结论。基于以上纹理特点, 本研究以灰度共生矩阵为依据, 将以下一些参量作为大豆种子图像的纹理特征值: 能量、对比度、熵。

其中, 能量的含义是矩阵所有元素的平方和, 图像纹理的能量值能够反映出灰度的分布情况是否均匀。能量表示为:

$$ASM = \sum_i \sum_j P(i, j)^2$$

参数 $i, j \in [0, L - 1]$, 是样本图像的灰度级别, $P(i, j)$ 则表示每一个灰度值存在的概率。

对比度的含义是位于矩阵对角线区域的惯性矩。图像的对比度能够反映出灰度的局部变化情况, 即纹理中的凹凸。对比度表示为:

$$CON = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j)$$

熵的含义是图像中纹理出现的随机度。熵表示为:

$$ENT = - \sum_i \sum_j P(i, j) \log P(i, j)$$

1.4 大豆品质的识别

1.4.1 神经网络算法的改进 传统的神经网络具有学习过程收敛慢、算法易陷在局部极小值以及鲁棒性差等缺陷, 本研究引入粒子群优化算法对其进行改进。粒子群算法能够在全局范围内以较快的速度找到最优解, 收敛速度较快^[9]。通过改善权值和阈值的确定过程, 增强其收敛速度, 并避免其陷在局部极小值^[10]。

(1) 粒子群算法

粒子群算法的核心, 是寻找并遍历“解空间”里面的最优粒子。此处设“解空间”的维度为 D , 其中分布的粒子群数目为 S 。将粒子群中的微粒 i 以下式表示:

$$X_i(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}) (i = 1, 2, \dots, S; d = 1, 2, \dots, D)$$

微粒 i 的运行速度 v_i 以下式表示:

$$v_i(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$$

微粒 i 的历史最优点以下式表示:

$$P_i(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$$

S 个粒子群的全局历史最优点以下式表示:

$$P_g(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$$

所有的粒子通过不断地迭代来变换自己的运行速度与所处位置。迭代规律以下二式表示:

$$v_{id}^{k+1} = \omega_i v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}$$

其中, 粒子群的迭代次数以 k 表示, 粒子群运动的加速因数分别以 c_1, c_2 表示, 为了体现粒子运动的随机性, 以 r_1, r_2 对其运行速度加以修正, 粒子群运动的惯性由参数 ω_i 体现。粒子的运行速度与所处位置的更新取决于: (1) 前一时刻的速度与位置; (2) 为避免局部极小而向最优位置靠近的趋势; (3) 粒子群成员之间由于信息交换而随时调整速度与位置。通过这样的方法, 粒子群能够快速定位“解空间”的最优解。这些特点有助于优化神经网络的性能。

(2) 粒子群优化的神经网络

基于粒子群算法, 引入 t 作为其适应度函数, 表示为:

$$t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m (y_{j,i}^d - y_{j,i})^2$$

上式中, N 的含义是大豆种子的训练样本总数; $y_{j,i}^d$ 的含义是来自于样本 i 、节点 j 的预测值; $y_{j,i}$ 的含义是与预测值相对应的实际值。神经网络神经元的数目以参数 m 表示^[11]。优化之后的神经网络执行流程如下:

(1) 结合所采集的大豆图像的训练集, 设计出粒子群优化神经网络的结构, 确定参数的初值; (2) 结合结构已成型的神经网络, 确定粒子群参数初值; (3) 结合适应度函数 t , 得到每一个粒子的极值点适应度值, 进行神经网络迭代, 通过寻优操作, 得到所需的极值点; (4) 遍历每一个粒子, 并看其能否满足迭代结束的条件, 迭代次数符合要求后, 迭代停止, 得到神经网络最优解, 即权值和阈值, 如果迭代结束的条件未满足, 则回到 (3)。

1.4.2 基于优化神经网络的大豆品质识别 识别流程为: (1) 对样本图像进行预处理, 滤除噪声, 得到分割后的清晰图像; (2) 提取图像的特征, 包括颜色特征中的 I 分量、 H 分量以及纹理特征的能量、对比度、熵, 组成输入样本; (3) 把所提取出的特征输入神经网络学习, 同时以动量因子进行信息速率的自适应调整, 建立大豆品质评估模型; (4) 使用该模型评估大豆样本的品质; (5) 输入大豆样本的品质识别结果。

2 仿真研究

2.1 仿真环境的设置

本研究将包含 3 层结构的神经网络作为大豆品质识别的基本模型。前面已经通过关联分析而得到了影响较大的 5 个因子 (能量、对比度、熵、 I 分量、 H 分量), 所以神经网络输入层的节点数目确定为 5 个。结合文献中学习速率区间为 $[0.01 \sim 0.7]$ 的研究结论, 将学习速率最终定位于 0.7。结合 Kolmogorov 算法^[9], 得出隐含层为 15 个节点, 神经网络为 6-15-1 型结构。以粒子群算法优化传统的神经网络方法, 对神经网络进行训练, 从而获取较优的权值、阈值。

具体步骤为: (1) 构建优化神经网络的输入矩阵, 包括网络所需的训练样本、网络的期望输出值以及网络的测试样本; (2) 引入 Matlab 实现对试验数据的仿真分析, 创建神经网络 (函数均来自 Matlab 的神经网络工具箱, 下同, 注略):

```
net = newff( min max( PTrain ), {logsig'logsig'} , 'traingd'
```

程序语句中, "logsig" 为神经网络不同层次之间的传递函

数, 'traingd' 为训练函数。神经网络创建之后, 便开始进行权值、阈值的初始化; (3) 创建粒子群优化的神经网络: 创建方法同 (1); (4) 通过 Matlab 的 train 函数实现对神经网络的训练。语句为:

```
[net, tr] = train( net, P_Train, T_rain)
```

网络输入、输出维数以参数 P 、 T 表示。

2.2 仿真结果分析

2.2.1 网络性能对比 图 2 所示为基本神经网络与粒子群优化神经网络的训练误差曲线对比。

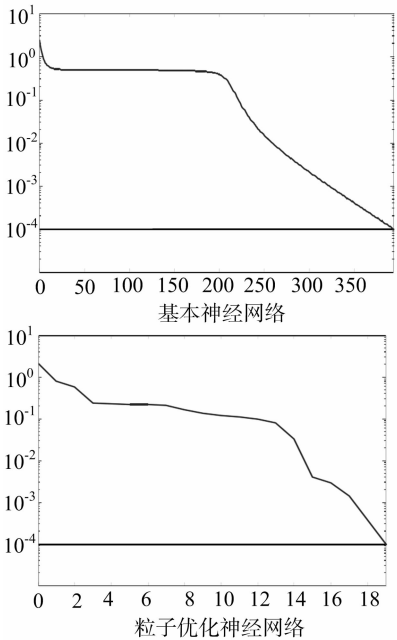


图2 基本神经网络与粒子群优化神经网络的训练误差曲线对比

图 2 中, 横坐标是神经网络的训练次数, 纵坐标为训练误差值。从基本神经网络的误差曲线可知, 训练次数超过 300 次时, 目标误差值 10^{-4} 尚未达到, 收敛较慢, 性能不佳; 而粒子群优化后的神经网络则在第 19 次时满足了目标误差值, 可见性能有较为明显的提升, 经过更少的迭代次数就使网络的性能达到了要求。

2.2.2 识别结果比较 选取正常大豆、各类带病大豆以及正常与病态混合大豆各 100 幅图片, 以传统神经网络与粒子群优化神经网络对其进行识别, 识别结果如表 1 所示。

表 1 传统神经网络与粒子群优化神经网络对各类大豆的识别结果

识别方法	识别数 (粒)						平均识别率 (%)
	正常大豆	虫害大豆	不完整豆	灰斑病	霉变	混合大豆	
传统神经网络	100	84	86	89	88	81	88.0
优化神经网络	100	91	93	97	93	92	93.1

可见, 粒子群优化的神经网络对各类大豆样本图像的识别率均超过 90%, 其平均识别率为 93.1%; 传统神经网络平均识别率仅为 88%。可见优化的神经网络拥有更精确的大豆品质识别能力, 对各类缺陷豆和病害豆的识别率均显著优于传统神经网络。仿真结果表明: 经过粒子群优化的神经网络可以对大豆种子的品质评估提供令人满意的支持, 效果比

较理想。

3 小结

作物种子的品质识别是现代农业中非常重要的技术, 也是农业信息化和精确农业的研究热点之一。本研究基于传统神经网络在图像识别中的一些不足之处, 引入粒子群优化的

张 剑,刘冰晶,李 超,等. 紫外分光光度法测定乌药中总生物碱含量[J]. 江苏农业科学,2014,42(3):266-267.

紫外分光光度法测定乌药中总生物碱含量

张 剑^{1,2}, 刘冰晶^{1,2}, 李 超¹, 吴婉沂¹, 杜 兵¹

(1. 赣南医学院药学院, 江西赣州 341000; 2. 江西省脑血管药理重点实验室, 江西赣州 341000)

摘要:用紫外分光光度法测定乌药中的总生物碱含量。先用索氏提取法提取乌药中的总生物碱,再以小檗碱为对照品,在 pH 值为 4.5 的醋酸-醋酸钠缓冲溶液中,以溴甲酚绿指示液为显色剂,在 628 nm 波长下利用分光光度法测定乌药中的总生物碱含量。结果表明,小檗碱对照品在 2.0~12.0 mg/L 范围内呈线性关系,回归方程为 $D=0.0082C+0.1671$, $r=0.9991$,乌药中的总生物碱含量为 0.3014%。本方法操作简便、迅速,测定结果准确、可靠。

关键词:乌药;总生物碱;分光光度法

中图分类号:R284.1;O657.32 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2014)03-0266-02

乌药 [*Lindera aggregata* (Sims) Kosterm] 系樟科 (Lauraceae) 山胡椒属 (*Lindera*) 植物,为传统的理气止痛药^[1],具有温中散寒、理气止痛的功效,最早记载于唐代陈藏器《本草拾遗》。现代药理学研究表明,乌药具有广泛的药理活性^[2-3]。乌药根的主要有效成分为异喹啉类生物碱及呋喃倍半萜^[4],其中生物碱和呋喃倍半萜及其内酯类成分是乌药的特征性成分^[5-7],具有较强的专属性,也具有一定的活性。为了确保乌药的质量标准评价有具体的量化指标,根据乌药中所含成分的特点,本研究采用酸性染料比色法测定乌药中的生物碱含量。

1 材料与方法

1.1 仪器与材料

主要仪器:紫外可见分光光度计(尤尼柯 UV-4802);

收稿日期:2013-06-30

基金项目:江西省教育厅科技重点项目(编号:GJJ10698);江西省教育厅科技项目(编号:GJJ11565);江西省卫生厅中医药科研计划(编号:2011A153)。

作者简介:张 剑(1965—),男,江西信丰人,教授,从事中药化学研究。E-mail:zhangjiangnmc031@163.com。

算法进行改进,对经过预处理和特征提取的大豆种子图像进行验证,仿真结果表明优化的神经网络可以显著增强大豆种子品质的识别率、提升识别效率,在现代农业中应用前景看好。

参考文献:

- [1] 傅艳华,王鹏程,阳庆华,等. 大豆食品加工利用现状与发展前景[J]. 湖北农业科学,2001(1):62-64.
- [2] 李 聪,高海燕,袁 超. 基于计算机视觉的苹果自动分级方法研究[J]. 计算机仿真,2012(9):293-296.
- [3] 黄星奔,魏海丽,赵杰文. 实时在线检测苹果果形的一种计算方法[J]. 食品与机械,2006,22(1):27-29.
- [4] 冯 斌. 计算机视觉信息处理方法与水果分级检测技术研究[D]. 北京:中国农业大学,2010.
- [5] Schroder M, Rehrauer H, Seidek K, et al. Interactive learning and probabilistic retrieval in remote sensing image archives[J]. Geosci-

98-1-C 数显控温电热套(天津泰斯特);索式提取器;电子天平;三氯甲烷(AR);溴甲酚绿(AR);小檗碱标准品(成都领航者生物技术有限公司);pH 值 4.5 的醋酸-醋酸钠缓冲液;0.01 mol/L 氢氧化钠溶液(用乙醇溶解)。

试验所用中药材乌药样品采自江西赣南。

1.2 试验方法

本研究所用试验方法参照文献[8-10]的方法并加以改进。

1.2.1 缓冲液的配制 pH 值 4.5 缓冲液的配制:将 0.2 mol/L 氢氧化钠滴加至冰醋酸中,调节 pH 值为 4.5,即得醋酸-醋酸钠缓冲溶液。0.04% 溴甲酚绿溶液的配制:称取 40 mg 溴甲酚绿,加 100 mL pH 值为 4.5 的醋酸-醋酸钠缓冲溶液溶解,过滤。

1.2.2 标准曲线的制备 称取 2 mg 干燥至恒重的小檗碱对照品于 100 mL 容量瓶中,用三氯甲烷定容至 100 mL,摇匀。分别取 1.2、2.4、3.6、4.8、6.0、7.2 mL 标准溶液于 20 mL 量瓶中,用三氯甲烷稀释至 10 mL,分别加入 5.0 mL pH 值为 4.5 的缓冲液、2.0 mL 0.04% 溴甲酚绿溶液,剧烈振荡 5 min 后静置 30 min。取 5 mL 下层液体,加入 1.0 mL 0.01 mol/L 氢氧化钠乙醇溶液,摇匀后于 628 nm 处测吸光度。以小檗碱含量(C)为横坐标,吸光度(D)为纵坐标制作标准曲线,得回

ence and Remote Sensing,38(5):2288-2298.

- [6] 彭淑敏. 神经网络图像识别技术研究及实现[D]. 西安:西安电子科技大学,2005.
- [7] Kalchmair S, Jährling N, Becker K, et al. Image contrast enhancement in confocal ultramicroscopy[J]. Optics Letters, 2010, 35(1):79-81.
- [8] 高 岩,乔彦峰. 一种改进直方图均衡的图像增强方法[J]. 计算机仿真,2008,25(4):198-200.
- [9] Kenned J, Ebemart R C. Partical swarm optimi-zation[C]//Proceeding of 1995 IEEE International Conference on Neural Networks, 1995:192-194.
- [10] 常爱英,吴铁军,包 鑫,等. 基于最小二乘支持向量机的配煤着火特性预测模型[J]. 煤炭学报,2010,35(8):1380-1383.
- [11] 蔡金锭,付中云. 粒子群神经网络混合算法在负荷预测中的应用[J]. 高电压技术,2007,33(5):90-93.