

## 基于 PSO 的 BP 网络在苹果颜色分级中的应用\*

薄丽丽<sup>1</sup>, 付主木<sup>1</sup>, 梁坤峰<sup>2</sup>

(1.河南科技大学 电子信息工程学院, 河南 洛阳 471003;

2.河南科技大学 车辆与动力工程学院, 河南 洛阳 471003)

**摘要:** 为了克服苹果颜色分级中存在的误差大、准确率低等缺点, 利用粒子群优化 BP 神经网络算法, 实现苹果颜色的实时分级。该算法可优化 BP 神经网络的权值和阈值, 提取苹果颜色特征作为 BP 神经网络的输入, 将训练优化后的 BP 神经网络做为分级器, 对苹果按照颜色进行分级。实验结果表明, 该方法分级正确率不低于 96%, 对一个苹果的检测时间在 0.1ms ~ 0.2ms 之间, 满足实时性要求。

**关键词:** 粒子群优化算法; BP 神经网络; 颜色分级; 分级器

中图分类号: TP183

文献标识码: A

## Application of BP neural networks based on particle swarm optimization in apple color grading

BO Li Li<sup>1</sup>, FU Zhu Mu<sup>1</sup>, LIANG Kun Feng<sup>2</sup>

(1. Electronic Information Engineering College, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China;

2. Vehicle and Power Engineering College, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China)

**Abstract:** In order to overcome the shortcomings of big errors and low accuracy rate during the apple color grading, this paper uses the BP neural networks algorithm that is optimized by particle swarm optimization to achieve real-time apple color grading. This algorithm can optimize the weights and thresholds of BP neural networks, the apple color feature that is extracted is importation of BP neural networks, the optimized BP neural networks that is trained is neural networks classifier to grades apples according to color. The results of experiment show that the correct classification rate of this way is not less than 96 percent and the detective time of an apple is between 0.1ms and 0.2ms, so this method meets real-time requirements.

**Key words:** particle swarm optimization algorithm; BP neural networks; color grading; classifier

颜色和着色面积是衡量苹果外观品质的重要指标, 高品质的苹果着色均匀, 有较高的商品价值, 并且苹果的表面色调也间接反映了其成熟度和内部品质。国外研究者在苹果的颜色检测方面做了大量的研究, 如 Tao 等<sup>[1]</sup>利用基于色度特征的统计识别算法完成了苹果、土豆的颜色分级, 该统计识别算法需要通过大量的样本才能得出统计规律, 因此该方法存在过程复杂、效率低

的不足; Kavdir 等<sup>[2]</sup>使用 BP 神经网络设计苹果分类器, 用样本图像训练分级器, 实现苹果分级, 但该方法神经网络中的 BP 算法存在收敛速度慢和易陷入局部极值点等缺陷。在国内, 参考文献[3]和参考文献[4]分别利用遗传神经网络和支持向量机理论实现苹果颜色分级。虽然前人取得了一定成果, 但由于我国硬件设施的落后, 苹果颜色分级在实验研究过程中仍存在分级过程复杂、

\*基金项目: 河南省教育厅自然科学基金(2008B510003); 河南科技大学博士科研启动基金(09001237); 河南科技大学科学研究基金(28QN009)

## 图形、图像及多媒体

Image Processing and Multimedia Technology

效率低等缺点,不易实现自动化分级和满足分级的实时性要求。因此,本文提出了一种基于粒子群优化算法 PSO(Particle Swarm Optimization)的 BP 神经网络分级方法,利用 PSO 算法优化 BP 网络参数,可以避免 BP 算法收敛速度慢和易陷入局部极值点等缺陷,通过提取苹果颜色特征参数,将该参数作为 BP 网络输入,训练优化后的 BP 网络作为分级器,提高苹果颜色分级效率。

## 1 苹果颜色特征提取

## 1.1 采集苹果图像

本文选取红富士苹果作为样本,以黑色为背景,便于提取目标图像,用 CCD 拍摄一个苹果的 3 个不同侧面,可覆盖苹果大部分表面。拍摄的图像如图 1 所示。



图 1 一个苹果的 3 幅图像

## 1.2 选取颜色模型与提取颜色特征

## 1.2.1 选取颜色模型

颜色是人眼对不同频率的电磁波的一种感知形式,由物体的反射光特性和表面的物理、化学特性决定,据此建立颜色模型。对颜色进行描述和评价的两种最常用颜色模型是 RGB 颜色模型和 HIS 颜色模型。

## (1) RGB 颜色模型

RGB 是一个加色立方体模型,光源的亮度、色度、纯度混合在 R、G、B 3 个参数中,RGB 里面任意色光都可以用 R、G、B 三色不同分量相加混合而成,该模型通常用于彩色监视器和一大类彩色视频摄像机。人眼不能直接感觉 R、G、B 三色的比例,只能通过感知颜色的亮度、色调以及饱和度区分物体,因此,仅使用 RGB 颜色模型难以对图像进行直接处理。

## (2) HIS 颜色模型

HIS 颜色模型定义了色调(H)、亮度(I)和饱和度(S) 3 个互不相关、容易预测的颜色属性,其中 H 是表面呈现近似红、黄、绿、蓝等颜色的一种或几种的目视感知属性;I 表示物体表面的强度或亮度;S 是颜色具有白光的程度。该模型与人眼感觉颜色的原理相似,更符合人描述和解释颜色的方式。为了准确分析苹果表面颜色特性,本文选用 HIS 模型。从 RGB 模型到 HIS 模型转化公式如(1)、(2)和(3)所示<sup>[5]</sup>。

$$H = \begin{cases} \arccos \left\{ \frac{[(R-G)+(R-B)]/2}{[(R-G)^2+(R-B)(G-B)]^{1/2}} \right\} & G \geq B \\ 360^\circ - \arccos \left\{ \frac{[(R-G)+(R-B)]/2}{[(R-G)^2+(R-B)(G-B)]^{1/2}} \right\} & G < B \end{cases} \quad (1)$$

$$I = \frac{R+G+B}{3} \quad (2)$$

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

## 1.2.2 提取颜色特征

由于在 HIS 颜色模型中的 H 分量在色彩上有较好的分类性,反映了苹果由红到绿的彩色特征变化,相比 RGB 颜色模型,其计算量减少了 2/3,利于实时在线分级,因此该颜色模型对彩色的识别可使用 H 分量。确定色度 H 值如公式(4)。

$$H = \begin{cases} 90^\circ + \arctan \left( \frac{2R-G-B}{(G-B)\sqrt{3}} \right) & G > B \\ 270^\circ + \arctan \left( \frac{2R-G-B}{(G-B)\sqrt{3}} \right) & G < B \\ 255 & G = B \neq 0 \\ 0 & G = B = 0 \end{cases} \quad (4)$$

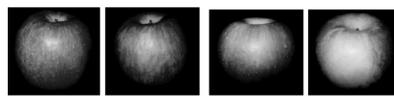
为了反映苹果表面颜色的组成情况,可由色度值得到彩色图像的色度直方图,然后根据直方图的色度曲线提取苹果色度特征参数。为分析不同等级苹果表面红区比例,依国际分级标准,将其分为 4 个等级,即优等、一等、二等和等外。求出各级苹果色度值范围,得到其对应的色度直方图,具体步骤如下:

(1)用阈值法进行图像分割,提取苹果目标图像,得到苹果 RGB 图像;

(2)应用公式(1)、(2)、(3)将苹果颜色的 RGB 模型转化为 HIS 模型;

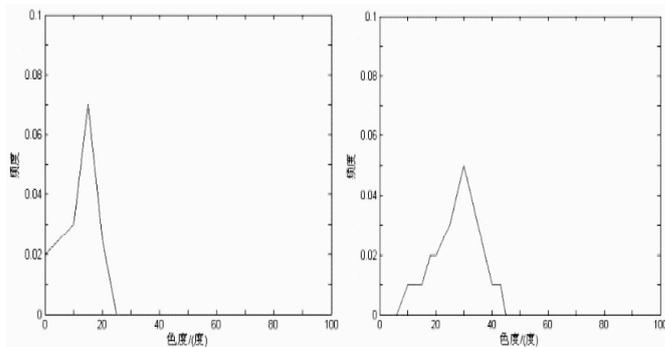
(3)利用公式(4)计算各像素的色度值,得到色度直方图。

由各等级苹果的直方图可知,苹果色度范围分布在 0°~100°: 优等红富士苹果色度值集中在 0°~25°; 一等红富士苹果色度值集中在 15°~45°; 二等红富士苹果色度值集中在 30°~65°,且分布比较分散; 等外红富士苹果色度值集中在 60°~80°。按照每隔 20°为一子区间进行划分,分别有 5 个点组成色度区域。各等级苹果如图 2 所示,色度直方图曲线如图 3 所示。



(a) 优等 (b) 一等 (c) 二等 (d) 等外

图 2 各等级苹果图像



(a) 优等果色度直方图

(b) 一等果色度直方图

## 图形、图像及多媒体

Image Processing and Multimedia Technology

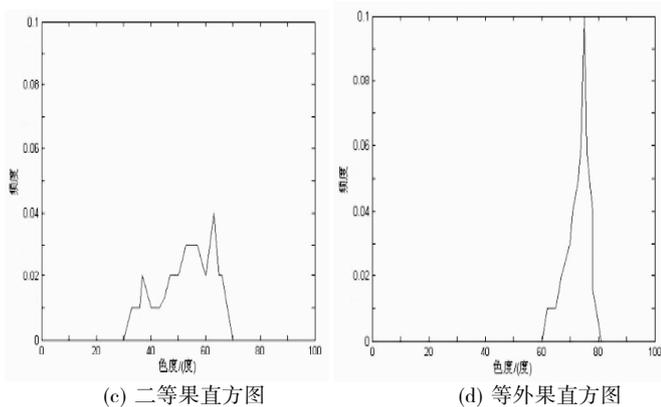


图3 各级果色度直方图图像

图3中横坐标是色相范围 $0^{\circ} \sim 100^{\circ}$ ，纵坐标是各色相值下的频度，选用每个苹果的色相频度作为颜色分级特征参数。将该参数作为BP网络的输入，用PSO优化后的BP网络作为分级器，实现苹果颜色分级。

## 2 PSO优化BP神经网络算法

### 2.1 PSO和BP神经网络

粒子群算法是基于群体的演化算法，由Kennedy和Eberhart于1995年提出，该算法的基本思想源于对鸟群捕食的模拟，进而演化成随机化搜索最优解的方法。在PSO算法中，通过初始化一群随机粒子，用迭代找到最优解。在每次迭代中，粒子通过跟踪两个极值更新自己，一个是粒子本身所找到的最优解，称为个体极值 $P_{best}$ ；另一个极值是整个种群目前找到的最优解，为全局极值 $g_{best}$ 。粒子主要由以下公式更新自己的速度和位置<sup>[6]</sup>：

$$v_{id} = wv_{id} + c_1 rand_1() (p_{best} - x_{id}) + c_2 rand_2() (g_{best} - x_{id}) \quad (5)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (6)$$

其中， $x_{id}$ 是粒子的当前位置； $v_{id}$ 是粒子的速度； $w$ 是惯性权重； $rand_1()$ 、 $rand_2()$ 是在 $[0, 1]$ 区间内均匀分布的随机数； $c_1$ 和 $c_2$ 为加速系数，且取大于零的常数。PSO算法具有概念简单，容易实现，搜索速度快，搜索范围大等优点。而BP神经网络一般为多层神经网络，是一种多层前馈神经网络。BP网络模型一般有输入层、隐含层和输出层，相邻神经元之间实现全连接，而每层各神经元之间无连接。传统BP训练算法收敛速度慢，易陷于局部极小，难以收敛到全局最优点，学习过程常发生振荡，训练过程中学习新样本时有适配问题。为了解决BP神经网络中的不足，本文利用PSO的优点优化BP神经网络参数，且利用PSO的收敛性使所求问题能够以较大概率收敛到全局最优解或次优解，很好地解决BP网络存在的局部收敛性问题，提高BP网络分级准确度。

### 2.2 PSO优化BP神经网络算法

直接用BP网络设计苹果分级器，分级速度慢，准

确度低，因此本文引入PSO优化BP网络参数，避免BP网络训练时陷入局部最小问题，并提高BP网络训练速度，从而提高分级速度和准确度。

在PSO优化BP网络算法中，用 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ 表示一组参数值向量，该向量中的每一维表示权值和阈值， $d$ 为BP网络中每一维的权值和阈值个数，BP神经网络中的所有权值和阈值个数是74个，其中权值个数为63个，阈值个数为11个。粒子的适应值计算如公式(7)<sup>[8]</sup>：

$$h_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \sum_{j=1}^n (Y_{ij} - y_{ij})^2 \quad (7)$$

式中， $m$ 是训练样本，值为100； $n$ 是BP网络输出层个数，值为4； $Y_{ij}$ 为数组(0,1,2,3)，其中数组中0、1、2和3分别表示优等、一等、二等和等外4个等级，即理想输出值；通过训练优化后的BP网络得到实际输出值即 $y_{ij}$ ，值为(1.6247e-021,1,2,3)。通过公式(7)计算出粒子适应值进行迭代，直到全局搜索完成。在PSO算法实现过程中，根据评价网络性能标准不断提高BP网络性能，评价网络性能公式为(8)：

$$E_{RMS} = \frac{\sum_{i=1}^{i_{iter}} fun(g_{best}, i)}{i_{iter}} \quad (8)$$

式中 $i_{iter}$ 是算法当前迭代次数， $fun(g_{best}, i)$ 是第 $i$ 次粒子迭代全局最优值的适应度。其算法流程如图4所示。

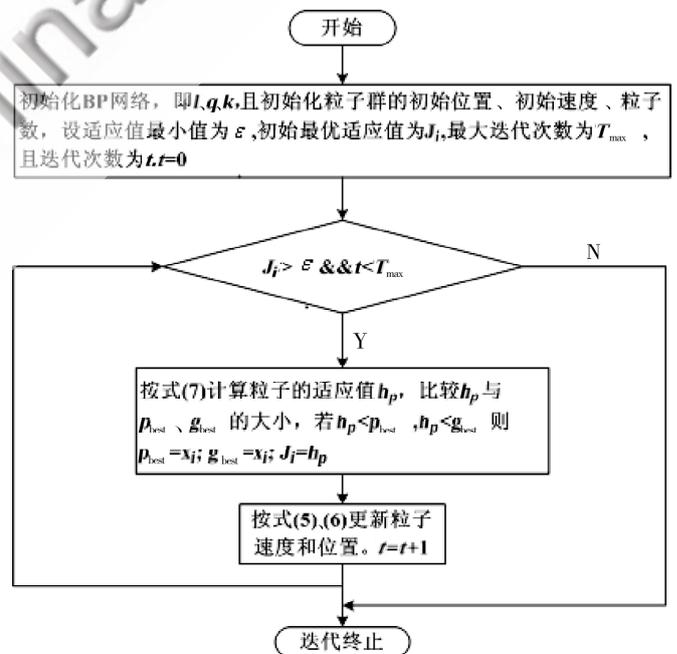


图4 PSO优化BP网络的算法流程图

其中 $l$ 、 $q$ 、 $k$ 是设定BP网络输入层、隐含层、输出层的个数，其值如图5所示。

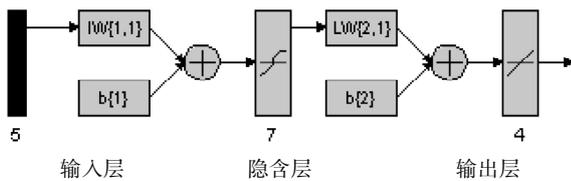


图5 BP神经网络结构

在初始化过程中选取颜色信息进行量化, 确定粒子群规模。计算粒子适应值时, 每个粒子按BP网络前向计算方法, 先计算出一个输出值, 由公式(7)计算其适应值。同时更新粒子速度和位置, 若速度  $v_{ij}(t+1) > v_{max}$ , 则  $v_{ij}(t+1) = v_{max}$ ; 若速度  $v_{ij}(t+1) < -v_{max}$ , 则  $v_{ij}(t+1) = -v_{max}$ 。若位置  $x_{ij}(t+1) > x_{max}$ , 则  $x_{ij}(t+1) = x_{max}$ ; 若  $x_{ij}(t+1) < x_{min}$ , 则  $x_{ij}(t+1) = x_{min}$ ; 否则  $x_{ij}(t+1)$  不变。其中  $v_{max}$ 、 $x_{max}$ 、 $x_{min}$  都是常数。如果更新后粒子  $i$  的位置与全局最好位置相同, 粒子不再优化, 则随机选择 2 个粒子  $j$ 、 $k$ , 令  $v_i^{t+1} = x_j^t - x_k^t$ ,  $x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1}$ , 然后计算出  $x_i^{t+1}$  适应值。通过图 4 算法流程图找到粒子群最优适应值, 并找到最优粒子位置。在算法执行过程中, 根据公式(8)计算出 BP 网络性能标准, 若满足 BP 网络性能标准说明 BP 网络性能好, 否则继续迭代, 最大迭代次数为 10 000 次。

### 3 仿真结果

训练优化后的 BP 神经网络作为分级器, 实现苹果颜色的分级。BP 网络输入层是苹果颜色特征参数的色相频度, 共  $l$  个节点, 值为 5, 分别对应 5 个色相频度域, 即  $0 \sim 0.02$ 、 $0.02 \sim 0.04$ 、 $0.04 \sim 0.06$ 、 $0.06 \sim 0.08$  和  $0.08 \sim 0.1$ 。确定隐含层节点数只能凭经验估计, 在 100 个训练样本下, 隐含层节点数取为 7, 即  $q$  值为 7; 输出层为  $k$  个节点, 值为 4, 分别对应 4 个分类等级。隐含层传递函数为正切 S 型函数, 输出层传递函数是线性函数, 训练好优化后的 BP 网络结构为图 5 中的 5-7-4 型, 对应的训练误差曲线图如图 6 所示。

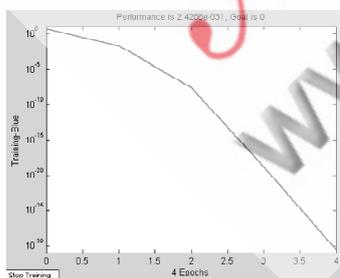


图6 BP神经网络训练曲线图

表1 PSO优化BP网络苹果颜色分级实验结果

分级结果	优等品	一等品	二等品	等外品	BP 算法误差	PSO 优化 BP 网络算法误差
优等品	9	1			0.089	0.043
一等品		8	2		0.114	0.056
二等品			9	1	0.088	0.042
等外品				10	0.013	0.009

(收稿日期: 2009-05-26)

从图 6 可知 BP 网络训练误差是  $2.428 \times 10^{-31}$ , 在 PSO 优化 BP 网络算法误差范围(0.009 ~ 0.056)之间, 则可用该训练好的 BP 网络分级器进行苹果颜色分级。选取各等级红富士苹果各 10 个, 共 40 个苹果, 采集苹果图像作为样本, 仿真结果如表 1 所示。表中 BP 算法误差是直接使用 BP 网络实现分级存在的误差, 而 PSO 优化 BP 网络算法误差表示用优化后的 BP 网络进行分级存在的误差。

提取苹果颜色特征信息, 利用 PSO 的全局搜索、计算复杂度低、减少实验次数的能力优化 BP 网络的参数, 避免了 BP 算法陷入局部最小值。然后用训练优化后的 BP 网络作为分级器, 实现苹果颜色分级。实验结果表明该算法分级准确率不低于 96%, 识别一个苹果的平均时间为  $0.1 \text{ ms} \sim 0.2 \text{ ms}$  之间, 满足实时分级的要求。

### 参考文献

- [1] TAO Y, HEINEMANN P H, ZETAL V. Machine vision for color inspection of potatoes and apples [J]. Transaction of the ASAE, 1995, 38(5): 1554-1561.
- [2] NAKANO K. Application of BP neural networks to the color grading of apples [J]. Computer Electron. Agric, 1996, 17: 103-115.
- [3] 李庆中, 张漫, 汪懋华. 基于遗传神经网络的苹果颜色实时分级方法[J]. 中国图形图像学报, 2000, 5 (9): 779-783.
- [4] 袁金丽, 郭志涛, 武睿, 等. 基于支持向量基的苹果颜色分级[J]. 农业网络信息, 2007(7): 78-81.
- [5] GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital image processing second edition [M]. Publishing house of electronics Industry, 2008.
- [6] 杨维, 李歧强. 粒子群优化算法综述[J]. 中国工程科学, 2004 (5): 87-94.
- [7] 钟珞, 饶文碧, 邹承明. 神经网络原理及其融合应用技术 [M]. 北京: 科学出版社, 2007.
- [8] 潘昊, 侯清兰. 基于粒子群优化算法的BP网络学习[J]. 计算机工程与应用, 2006(16): 41-43.
- [9] 魏海坤. 神经网络结构设计的理论与方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.