

# 机器人采摘苹果果实的 $K$ -means 和 GA-RBF-LMS 神经网络识别

贾伟宽<sup>1,2</sup>, 赵德安<sup>1,2\*</sup>, 刘晓洋<sup>1</sup>, 唐书萍<sup>1</sup>, 阮承治<sup>1,3</sup>, 姬伟<sup>1,2</sup>

(1. 江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013; 2. 机械工业设施农业测控技术与装备重点实验室, 镇江 212013;  
3. 武夷学院机电工程学院, 武夷山 354300)

**摘要:** 为进一步提升苹果果实的识别精度和速度, 从而提高苹果采摘机器人的采摘效率。提出一种基于  $K$ -means 聚类分割和基于遗传算法(genetic algorithm, GA)、最小均方差算法(least mean square, LMS)优化的径向基(radial basis function, RBF)神经网络相结合的苹果识别方法。首先将采集到的苹果图像在 Lab 颜色空间下利用  $K$ -means 聚类算法对其进行分割, 分别提取分割图像的 RGB、HSI 颜色特征分量和圆方差、致密度、周长平方面积比、Hu 不变矩形状特征分量。将提取的 16 个特征作为神经网络的输入, 对 RBF 神经网络进行训练, 以得到苹果果实的识别模型。针对 RBF 神经网络学习率低、过拟合等不足, 引入遗传算法对 RBF 隐层神经元个数和连接权值进行优化, 采取二者混合编码同时进化的优化方式, 最后再利用 LMS 对连接权值进一步学习, 建立新的神经网络优化模型(GA-RBF-LMS), 以提高神经网络的运行效率和识别精度。为了获得更精确的网络模型, 在训练过程中, 苹果果实连同树枝、树叶一块训练; 得到的模型在识别过程中, 可一定程度上避免枝叶遮挡对果实识别的影响。为了更好地验证新方法, 分别传统的 BP(back propagation)和 RBF 神经网络、GA-RBF 优化模型比较, 结果表明, 该文算法对于遮挡、重叠果实的识别率达 95.38%、96.17%, 总体识别率达 96.95%; 从训练时间看, 该文算法虽耗时较长, 用 150 个样本进行训练平均耗时 4.412 s, 但训练成功率可达 100%, 且节省了人工尝试构造网络结构造成的时间浪费; 从识别时间看, 该文算法识别 179 个苹果的时间为 1.75 s。可见 GA-RBF-LMS 网络模型在运行效率和识别精度较优。研究结果为苹果采摘机器人快速、精准识别果实提供参考。

**关键词:** 图像处理; 算法; 识别; 苹果采摘机器人;  $K$ -means 分割; 特征提取; GA-RBF 神经网络

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.18.025

中图分类号: TP24, TP391

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2015)-18-0175-09

贾伟宽, 赵德安, 刘晓洋, 唐书萍, 阮承治, 姬伟. 机器人采摘苹果果实的  $K$ -means 和 GA-RBF-LMS 神经网络识别[J]. 农业工程学报, 2015, 31(18): 175—183. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.18.025 <http://www.tcsae.org>  
Jia Weikuan, Zhao Dean, Liu Xiaoyang, Tang Shuping, Ruan Chengzhi, Ji Wei. Apple recognition based on  $K$ -means and GA-RBF-LMS neural network applied in harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(18): 175—183. (in Chinese with English abstract)  
doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.18.025 <http://www.tcsae.org>

## 0 引言

伴随着科技的进步, 以及工业技术的发展, 农业机器人技术的发展在科技的驱动下也日趋成熟, 使得采摘机器人的发展也达到一个前所未有的高度<sup>[1-2]</sup>。视觉系统作为采摘机器人的“眼睛”, 用来进行环境感知以及实现果实目标物的识别和定位, 能否准确、快速地识别出采摘目标物, 直接影响着采摘机器人的可靠性和实时性, 即影响着采摘机器人的采摘效率。因此, 目标物的识别是采摘机器人的关键环节之一, 也吸引着众多的学者关

注, 并取得了可喜的研究成果<sup>[3-4]</sup>。

苹果采摘机器人<sup>[5]</sup>的作业环境相对复杂, 苹果果实的快速高效识别, 无论是借助单目视觉系统<sup>[6-7]</sup>, 还是双目视觉系统<sup>[8-9]</sup>; 无论是识别静态果实<sup>[10-11]</sup>, 还是动态果实<sup>[12]</sup>; 无论单个果实<sup>[13]</sup>, 还是重叠遮挡果实<sup>[14]</sup>; 以及在近景色苹果<sup>[15]</sup>、夜间苹果识别<sup>[16]</sup>等, 这些研究虽然都取得很大进展, 但目前来看, 尚不能满足快速视觉伺服控制的要求。苹果采摘机器人视觉系统的精准、快速识别目标果实, 仍是研究的难点和重点。为进一步提高苹果采摘机器人苹果果实的识别精度与速度, 满足苹果采摘作业的实时性需求, 需进一步优化识别算法。

本研究将径向基(radial basis function, RBF)神经网络<sup>[17]</sup>引入苹果识别中, 它面对复杂问题时具有自适应和自学习的能力, 尝试建立一种快速高效的识别算法。首先将采集到的苹果图像在 Lab 颜色空间下利用  $K$ -means 方法<sup>[18]</sup>进行分割, 分别得到苹果目标物和背景的分割图像。然后分别对分割图像进行特征提取, 得到相应的特征量。最后利用 RBF 神经网络对目标图像进行训练和识别。为进一步提高 RBF 神经网络的性能, 利用遗传算法对其进行优化<sup>[19-20]</sup>, 本研究采用一种新的优化方式, 即

收稿日期: 2015-07-12 修订日期: 2015-08-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61379101, 31571571); 江苏省高校优势学科建设项目(PAPD); 高等学校博士学科点专项科研基金(20133227110024); 江苏省普通高校研究生科研创新计划项目(KYLX14-1062)。

作者简介: 贾伟宽, 男, 山东菏泽人, 博士生, 主要从事人工智能、智能信息处理、智能机器人研究。镇江 江苏大学电气信息工程学院, 212013。

Email: jwk\_1982@163.com

\*通信作者: 赵德安, 男, 江苏常州人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事智能控制、智能机器人研究。镇江 江苏大学电气信息工程学院, 212013。

Email: dazhao@ujs.edu.cn

连接权值和网络结构二者混合编码同时进化, 然后再利用最小均方差 (least mean square, LMS) 算法对连接权值进一步学习, 以克服 RBF 神经网络的过拟合、中心难确定的不足, 最后得到较优的神经网络模型。

## 1 苹果果实识别方法

### 1.1 图像获取

苹果图像的采集地点在江苏省丰县大沙河镇苹果示范基地 (江苏大学苹果采摘机器人实验基地), 所有图像均在自然光下采集。苹果品种为红富士, 图像采集镜头为 AFT-0814MP (维视电子有限公司), 试验共采集 150 幅苹果图像, 共计果实 229 个。

为更好地获取苹果图像的特征信息, 为目标果实的识别提供基础, 这里需要对图像做一系列的处理, 如图像分割、特征提取等, 它们直接关系到目标物的识别精度。

### 1.2 图像分割

#### 1.2.1 颜色空间选取

颜色空间的选取往往是决定图像分割的好坏, 常见的颜色空间有 RGB、XYZ、Lab 等。其中 RGB 颜色空间可表示大部分颜色, 但就其各个分量间关联性过强, 不宜直接用于图像分割。而 XYZ 颜色空间的主要缺点是非均匀性, 在不同的色度和亮度区域, 人对颜色的分辨力是不一致的, 也不宜直接用于图像分割。Lab 颜色空间是基于 XYZ 颜色空间转换而来, 从 RGB 空间到 Lab 空间的转换需要 XYZ 颜色空间作为桥梁, 即必须先将图像由 RGB 颜色空间转换到 XYZ 颜色空间, 才能进一步转到 Lab 空间。

3 种颜色空间的转换关系如下<sup>[21-22]</sup>, 其中由 RGB 颜色空间到 XYZ 颜色空间的转换关系为:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \frac{1}{0.17697} \begin{bmatrix} 0.49 & 0.31 & 0.20 \\ 0.17697 & 0.8124 & 0.01063 \\ 0.00 & 0.01 & 0.99 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

由 XYZ 颜色空间到 Lab 颜色空间的转换关系为:

$$\begin{cases} L = 116f(Y) - 16 \\ a = 500[f(\frac{X}{0.982}) - f(Y)] \\ b = 200[f(Y) - f(\frac{Z}{1.192})] \end{cases} \quad (2)$$

其中

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3} & t > 0.008856 \\ 7.787t + 0.138 & t \leq 0.008856 \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $R$ 、 $G$ 、 $B$  为 RGB 颜色空间下红、绿、蓝 3 个特征分量;  $X$ 、 $Y$ 、 $Z$  为 3 个假想原色;  $L$ 、 $a$ 、 $b$  为 Lab 颜色空间中的亮度、红色至绿色的范围、蓝色至黄色的范围 3 个特征分量;  $t$  为函数变量。图像转换到 Lab 颜色空间后, 即可进行苹果图像的目标分割。

#### 1.2.2 K-means 聚类算法分割

K-Means 聚类算法以  $K$  为参数, 它是把  $m$  个样本分成  $K$  个不同的类, 使类内的样本具有较高的相似度, 而不同类间的样本则相似度较低。设聚类的中心为  $u_k$ , 则

聚类的平均差  $E_k$  表示为:

$$E_k = \sum_{i=1}^m (x_{ik} - u_k)^2 \quad (4)$$

式中:  $x_{ik}$  为第  $K$  个聚类中的第  $i$  个样本。通过迭代, 使所聚的  $K$  个类的总误差平方和最小, 即每个类内距离尽可能小, 而类间距离尽可能大。

图像的 K-Means 分割基本步骤如下:

Step 1 将采集到的重叠苹果图像, 根据图像的特点, 确定  $K$  值, 即要聚的类;

Step 2 根据  $K$  值确定  $K$  个初始聚类中心:  $u_1, u_2, \dots, u_k$ ;

Step 3 分别计算每个像素点到  $K$  个聚类中心的距离;

Step 4 筛选像素点到类中心的最小距离, 并把该像素划归为该聚类中心所属的类别;

Step 5 根据类的像素点, 重新计算每个聚类的均值, 重新调整  $K$  个聚类中心;

Step 6 判断新的聚类中心是否有所变化, 若不再变化, 则算法终止, 否则返回 Step 3。

对所采集到的苹果图像, 通过计算每个像素点的  $L$ 、 $a$ 、 $b$  值, 进行 K-Means 聚类。K-means 分割后得到的图像根据该类别的色彩平均值范围将其与结果对应。因苹果果实、树叶、树枝的颜色、形状差异均较大, 所采集的图像处理时, 根据三者的颜色不同, 令  $K$  值为 3, 即分为 3 个类  $u_1$ ,  $u_2$ ,  $u_3$ , 分别表示果实、树叶、树枝。本研究中, 样本距离采用欧氏距离, 聚类准则采用最小距离原则。其分割效果如图 1 所示。

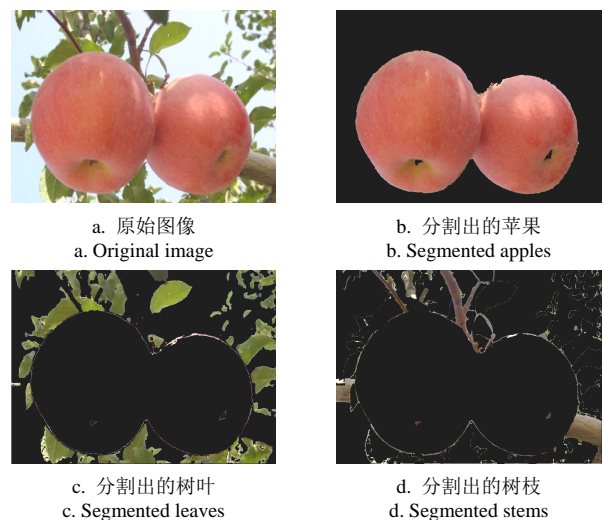


图 1 苹果图像的 K-means 分割结果

Fig.1 Results of K-means segmentation for apple image

### 1.3 图像特征提取

在苹果采摘机器人的图像识别系统中, 主要关注的是目标果实的精准识别。然而由于苹果自然生长的姿态多变, 以及图像采集时拍摄角度不同, 易出现枝叶遮挡果实、果实间相互重叠等现象, 对目标物的精准识别造成干扰。

枝叶遮挡、相互重叠的果实, 得到的图像不尽相同, 且变化万千, 所提取的特征往往不够完备, 不能完整地表征目标物的特性, 因此在识别过程中, 易出现误识、

漏识现象。为了得到更精确的神经网络识别模型, 且便于统计识别结果, 在神经网络训练时, 将苹果果实、树叶和树枝同时训练。

在训练样本的特征提取时, 既要考虑到苹果, 还要考虑到树叶和树枝, 即在分割图中截取相对完整的一片树叶、一段树枝, 用于提取特征。而在识别样本的图像中, 只提取苹果果实目标物的特征即可。

### 1.3.1 颜色特征提取

苹果果实、树叶、树枝颜色差异相对明显, 因此提取目标物的颜色特征切实可行。在 RGB (red, green, blue) 颜色空间中, 可直接进行颜色比较, 且能很好地控制颜色的特征信息, 目标物的 *R*、*G*、*B* 3 个分量特征在颜色特征提取中非常有效。因苹果采摘机器人户外作业, 考虑到光照对图像的影响, 进一步在 HSI (hue, saturation, intensity) 颜色空间中提取颜色特征。HSI 颜色空间与人眼感知颜色的有些相似, 且能适应所有光照条件, 提取目标物的 *H*、*S*、*I* 3 个分量特征在颜色特征提取中是非常必要的。

本研究共提取 RGB、HSI 颜色空间下的 6 个颜色分量特征<sup>[23]</sup>, 用以描述目标物的全局特征。

### 1.3.2 形状特征提取

苹果果实、树叶、树枝都有其各自特定的形状, 且差异较为明显, 因此提取目标物的形状特征亦切实可行。依据苹果果实图像的特点, 本研究选取几何形状特征和 Hu 不变矩<sup>[24-25]</sup>, 其中几何特征主要选取圆方差、致密度、周长平方面积比 3 个特征向量, Hu 不变矩包含 7 个特征向量。

本研究共提取 10 个形状特征, 他们最大的特点是, 不因目标物在图像中的位置、大小、角度而有所改变, 它们满足 RST (rotate, scale, translation, 即旋转、缩放、平移) 不变性。

## 1.4 GA-RBF 苹果识别算法

苹果果实的识别, 本质上可以看作是一个输入/输出的分类问题。而分类问题的转换关系包括数值拟合、模糊转换和逻辑推理 3 个方面, 而神经网络又可以逼近任意非线性系统, 显示了处理这类问题的优越性。将 1.3 节所提取的苹果果实、树叶和树枝颜色和形状的 16 个特征作为神经网络的输入进行建模。

本研究选用 RBF 神经网络设计分类器, 它的最大优势在于用线性学习算法来完成以往非线性学习算法所做的工作, 同时又保持非线性算法的高精度; 具有最佳逼近、全局最优、收敛速度快等特性。RBF 神经网络在解决分类问题中获得了广泛的应用<sup>[26-27]</sup>。然而 RBF 神经网络也存在自身不足, 如易出现过拟合, 中心难以确定, 学习率偏低等, 这些都影响网络的运行效率和识别精度。

遗传算法 (genetic algorithm, GA) 是从代表问题可能潜在解集的一个种群开始, 而种群则由经过基因编码的一定数目的个体组成, 个体是染色体带有特征的实体。GA 在每次迭代中都保留一组候选解, 按其解的优劣进行排序, 并按某种指标从中选出一些解, 利用遗传算子对

其进行运算, 产生新一代的一组候选解, 重复此过程, 直到满足某种收敛指标为止。

将遗传算法引入 RBF 神经网络算法, 以往的优化方式大都采取单独优化连接权值或隐层神经元个数, 虽取得不错的效果, 但仍有改进的空间。为了得到更优的 RBF 神经网络模型, 本研究提出一种新的优化方式, 即连接权值和隐层神经元个数混合编码同时进化。新方法对隐层神经元采用二进制编码, 连接权值采用实数编码, 在自适应调整网络结构的同时完成连接权值的学习。RBF 的激活函数一般采用局部的高斯函数, 虽解决了局部最小问题, 但全局搜索能力稍差。经遗传算法优化后, 可以得到最优的网络结构, 但隐层神经元到输出神经元间的权值进化一般不够充分, 需要进一步优化, 然后再利用 LMS 算法对连接权值进一步学习。最后建立一种新的基于遗传算法和最小均方差算法优化的 RBF 神经网络分类算法 (GA-RBF-LMS), 用以苹果果实的识别。

### 1.4.1 GA-RBF 优化算法构造

采用 GA 优化 RBF 网络的主要内容有染色体编码、适应度函数定义和遗传算子构造。用遗传算法优化神经网络可被看成是一种能在没有人力干预条件下, 自动调整其网络结构与连接权值的自适应系统, 实现遗传算法与神经网络的有机融合, 可用图 2 表示。

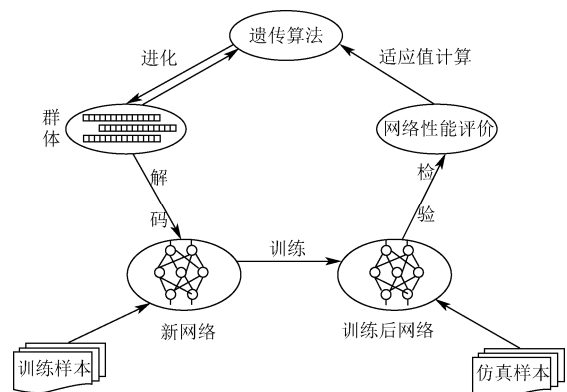


图 2 遗传算法与神经网络结合图

Fig.2 Flow chart of genetic algorithm combined with neural network

#### 1) 染色体编码

设 RBF 神经网络的最大隐层神经元数目为 *s*, 输出层神经元数目为 *l*, 则 GA 算法构造一条染色体编码为:

$$c_1 c_2 \dots c_s \quad w_{11} w_{21} \dots w_{s1} w_{12} w_{22} \dots w_{s2} \dots w_{1l} w_{2l} \dots w_{sl} \theta_1 \theta_2 \dots \theta_l \quad (5)$$

式中: 隐层神经元个数采用二进制进行编码, 用  $c_i$  表示, 其值为 0 或 1, 其为 1 表示该神经元存在, 反之则为 0, *s* 表示其上界; 隐层神经元到输出层神经元的连接权值采用实数编码, 用  $w_{pj}$  表示输出层第 *p* 个神经元到隐层第 *j* 个神经元的连接权值; 输出神经元的阈值同样采用实数编码的方式, 用  $\theta_j$  表示第 *j* 个输出层神经元的阈值。

#### 2) 遗传算子构造

选择算子使用轮盘赌选择法, 即适应度越高的个体越容易被选中, 适应度低的个体也可能被选中, 这样就在“适者生存”的同时, 保持了种群的多样性。

交叉算子使用单点交叉算子, 每次选择 2 个父代个体进行交叉操作以产生 2 个新个体, 放到新一代的种群中, 重复这一过程, 直到达到种群的最大规模。采用精英保留策略, 防止了进化过程中最优个体的丢失。

变异算子使用逆转算子, 二进制编码采用位翻转变异, 即染色体中的某一位由 1 变为 0, 或由 0 变为 1, 对与实数编码, 则采用高斯变异, 即染色体的某个基因位加上一个高斯随机数。

### 3) 适应度计算

在这里采用网络的训练误差和网络的规模来确定该网络对应的染色体的适应度, 以  $e$  为训练误差,  $n$  为网络隐层的节点数,  $s_{\max}$  为网络隐层的最大节点数, 则适应度:

$$F = C - en/s_{\max} \quad (6)$$

式中:  $C$  为一常数, 该式保证了网络的规模越小, 并且训练误差越小, 其对应染色体的适应度越高。

### 4) RBF 神经网络构造

经典的 RBF 构造一般采用如下规则, 根据经验选择基函数的中心, 只要训练样本的分布能代表所给问题, 即可根据经验选定均匀分布的  $q$  个中心, 其间距为  $d$ , 选取高斯基函数的宽度  $\sigma$  为:

$$\sigma = d/\sqrt{2q} \quad (7)$$

用  $K$ -means 聚类方法选择基函数, 以各聚类的中心作为基函数中心。因输出层是线性单元, 它的权值可以简单地用最小二乘法直接计算出来。

### 1.4.2 GA-RBF 优化分类算法

依据上述构造思想, 设计神经网络结构, 训练过程采用隐层神经元和连接权值同时进化学习的方式。本研究所提出的 GA-RBF-LMS 神经网络算法的基本步骤如下:

**Step 1** 设置 RBF 神经网络, 根据隐层最大神经元个数  $s$ , 采用  $K$ -means 聚类算法获得基函数中心, 用公式 (7) 计算中心的宽度;

**Step 2** 设定 GA 算法的参数, 种群大小为  $P_s$ , 交叉率  $P_c$ , 变异率  $P_m$ , 选择、交叉、变异算子, 令迭代次数  $G=0$ , 目标函数误差为  $E_{\min}$ , 最大迭代次数为  $G_{\max}$ ;

**Step 3** 随机初始化种群  $P$ , 大小为  $N$ , 对每个个体对应的网络按公式 (5) 的方式进行编码;

**Step 4** 对初始构造的  $N$  个 RBF 神经网络进行样本训练, 计算网络的输出误差  $e$ ;

**Step 5** 根据训练误差  $e$  和隐层神经元数目  $s$ , 计算网络所对应的染色体适应度  $F$ ;

**Step 6** 将染色体适应度依据大小进行排序, 选择种群最佳适应度  $F_b$ , 判断  $\frac{(C-F_b)s_{\max}}{n} < E_{\min}$  或  $G \geq G_{\max}$ ,

转向 step10, 否则转向 step7;

**Step 7** 选择若干个最优个体直接保留给下一代  $NewP$ ;

**Step 8** 选择一对染色体进行单点交叉, 产生 2 个新个体, 将其作为新一代群体成员, 重复此过程, 直到新种群达到种群上限  $P_s$ , 此时编码要分开进行;

**Step 9** 对新一代种群进行变异操作, 二进制编码部

分和实数编码部分需采取不同的变异策略。至此, 新一代种群产生, 令  $P=NewP$ ,  $G=G+1$ , 转向 Step4;

**Step 10** 得到最优网络结构, 终止遗传优化;

**Step 11** 得到的网络权值学习不够充分, 再用 LMS 方法对权值进一步学习, 算法终止。

建立新模型的意义在优化网络的结构, 以确定隐层神经元个数, 以及基函数的中心, 优化权值和阈值, 以提高网络的训练速度和收敛性, 节省网络的运行时间, 进而提高网络的运行效率和识别精度。利用新建立的模型进行苹果果实的识别, 可提高其识别效率和精度, 进一步提高苹果采摘机器人的采摘效率。

### 1.5 K-means 和 GA-RBF-LMS 识别方法

本文中所提出的苹果果实识别方法由三部分组成, 包括苹果图像的预处理、模型的训练与识别、识别目标的拟合。综合前面所述, 本文苹果识别方法的流程图如图 3 所示。

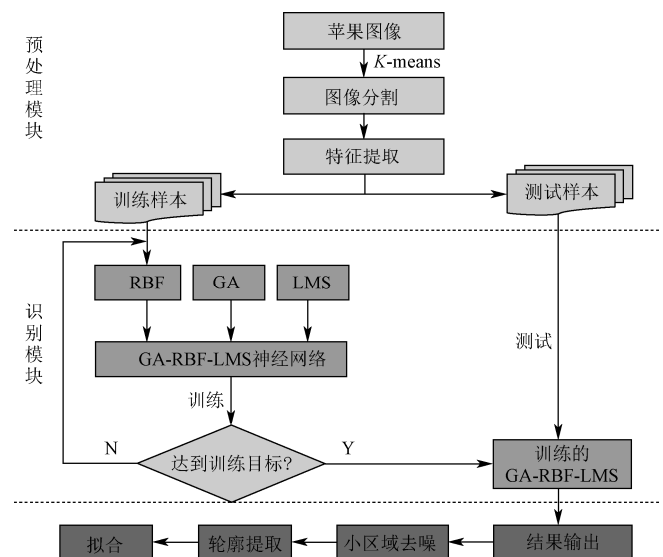


图 3 K-means 和 GA-RBF-LMS 苹果识别算法流程图

Fig.3 Flow chart of apple recognition algorithm based on K-means and GA-RBF-LMS neural network

如图 3 所示, 苹果识别算法流程包含 3 个部分, 其中图像预处理模块主要包括图像的分割和特征提取; 图像的识别模块主要包括识别模型的训练和待测样本的识别; 果实拟合模块主要包括小区域去噪、轮廓提取、目标果实拟合。

本文所提出的苹果果实识别方法可概述为: 采集的苹果图像, 首先在 Lab 颜色空间下利用  $K$ -means 进行图像分割, 对分割图像进行颜色和形状特征提取。然后利用训练样本对 GA 和 LMS 优化的 RBF 神经网络进行训练, 得到 GA-RBF-LMS 识别模型, 将待测样本进行识别得到识别目标物。最后对目标物通过二值化、小区域去噪、轮廓提取等处理, 完成目标果实的拟合。

## 2 试验设计与结果分析

### 2.1 试验设计

将所采集到的图像划分为训练样本和测试样本, 为

了训练得到更精确的神经网络模型, 训练样本在图像预处理时, 需要分别提取出苹果果实、树叶、树枝三者的特征。因此在所采集到的 150 幅图像中, 筛选出 50 幅图像作为训练样本, 训练样本的每幅图像中仅含有 1 个苹果果实。剩余的 100 幅图像作为测试样本, 只需提取苹果果实特征即可进行识别。

为了更好地验证本文提出的识别算法, 试验分别采用传统的误差反向传播 (back propagation, BP) 神经网络、RBF 神经网络进行对比。GA 同时优化网络结构与权值的 RBF 算法, 记为 GA-RBF; 进一步用 LMS 对权值进行学习的算法, 记为 GA-RBF-LMS。本次试验采用这 4 种模型进行比较。

用训练样本对各种算法模型进行训练, 然后用测试样本对得到的网络模型进行验证。分别从训练成功率、训练误差、训练时间、测试误差、识别率、识别时间 6 个指标衡量模型的优劣。其中训练成功率指神经网络模型训练成功次数与训练总次数的比率; 训练误差为模型训练时, 通过 *K* 折交叉验证, 统计成功训练时的误差总和; 训练时间是指完成一次训练的耗时; 测试误差则是用已训练好的模型对测试样本进行识别时的计算误差; 识别率是指正确识别果实的个数与待识别总个数的比率; 识别时间是指用训练好的模型对所用待测样本进行识别的耗时。其中识别率, 根据果实的生长姿态和图像采集角度, 将其分为无遮挡果实、枝叶遮挡果实、重叠果实三类, 分别进行计算。试验重复 50 次, 最后计算各指标的值。

## 2.2 试验设置

本研究的试验运行平台如下, 主机配置: CPU Intel Core2 Duo E7300 2.66 GHz, RAM 1.99GB, 显卡 Intel® G33/G31 ECF; 运行环境: 32bit Windows XP, Matlab R2012b。

本研究试验参数设置: LMS 算法的最大迭代次数为 1 000 次, LMS 的学习率为 0.1, RBF 神经网络的最大规模数为 100, 遗传算法的最大迭代次数为 300 次, 其种群大小设为 50, 交叉率为 0.9, 变异率为 0.01。BP 神经网络的隐层神经元个数采用高大启经验公式设定<sup>[28]</sup>, 最大迭代次数为 2 000 次。

## 2.3 神经网络训练

训练样本选取出 50 幅图像, 将图像分割成苹果、树叶、树枝三部分, 并在分割出的树叶、树枝图像中分别提取出连通区域的一片树叶、一段树枝。因此共有 50 个苹果、50 片树叶、50 段树枝参与神经网络建模训练, 因此训练样本集可看作 150 个样本, 神经网络的输出为 3 类。由 1.3 节可知, 每个样本相应提取 16 个特征, 因此设计神经网络为 16 个输入, 3 个输出。利用训练样本分别对 4 种网络模型进行 50 次 10 折交叉验证, 训练结果列于表 1。

由表 1 可知, 训练成功率经 50 次重复训练, 传统的 BP 与 RBF 神经网络相当, BP 略高于 RBF 网络。但经遗传算法优化后, 训练成功率大幅提高, 且可以达到 100%, 即每次都可以训练成功。

表 1 不同算法训练性能比较

Table 1 Comparison of training performance of each algorithm

网络模型 Neural network	训练成功率 Training success rate/%	训练误差 Training error	训练时间 Training time/s
BP	90	0.1406	2.362
RBF	86	0.2217	1.513
GA-RBF	100	0.1069	4.017
GA-RBF-LMS	100	0.0837	4.412

注: 训练误差和训练时间为平均值; 误差是指误差平方和, 无量纲。

Note: the result of training error and training time is average value; the error refers to the sum of squares error, and it is non-dimensional.

从训练时间看, GA-RBF-LMS 网络耗时最长, RBF 最短; RBF 神经网络经遗传算法优化, 虽使得训练时间增加, 但训练成功率大增; GA-RBF-LMS 训练时间最长, 因为经历了遗传算法和最小均方差算法 2 次优化, 每次优化都要以时间为代价。虽然训练时间稍长, 但省去多次人工尝试构造网络结构造成的时间浪费。

从训练误差看, RBF 神经网络误差最大, 而经 2 次优化的 GA-RBF-LMS 模型误差最小。可见在训练过程中, GA-RBF-LMS 算法虽耗时最长, 但训练成功率最高, 误差最小。

## 2.4 识别模型验证

由于苹果果实自然生长姿态多变, 以及由于采摘机器人的机位造成的拍摄角度等因素, 使得采摘机器人视觉系统所采集到的苹果图像多种多样, 如单个无遮挡果实、枝叶遮挡果实、重叠果实等。用本文提出的 GA-RBF-LMS 神经网络作为苹果果实的分类器, 分别对无遮挡、枝叶遮挡、重叠果实三类样本进行试验。试验效果如图 4 所示。

从识别效果看, 三类苹果果实图像已从背景中分离出来。对识别出的苹果图像进行二值化、小区域去噪, 并采用轮廓提取技术提取苹果果实图像轮廓。还需要进一步采用文献[10]提出的极值法对各图像的轮廓进行边界拟合, 得到最终的识别效果。

苹果果实在枝叶遮挡的情况下, 所提取的特征不够完整, 容易造成信息损失, 影响分类模型的识别效果, 容易出现误识的情况; 如果遮挡区域面积比较大, 甚至会出现漏识的现象。在果实重叠的情况下, 同样会导致所提取的特征不够完整。重叠果实的识别更为复杂, 还要涉及到分割和拟合。与遮挡果实的区别在于, 如果重叠面积过大, 则可能会将 2 个重叠果实识别为 1 个, 进而导致被重叠遮挡的果实的漏识。如图 5 所示, 由于重叠面积过大, 将 2 个重叠果实拟合成 1 个果实, 造成被遮挡果实的漏识。

## 2.5 苹果果实识别

为了更清晰地描述本文所建立模型的识别效果, 这里将三类不同的生长姿态的苹果果实进行分别统计。剩余的 100 幅待测试样本图像中, 共含有 179 个苹果果实, 其中单个无遮挡果实 61 个, 重叠果实 48 个, 枝叶遮挡果实 70 个。50 次重复试验后 (此处统计为每次试验均训练成功), 计算平均识别率, 结果列于表 2。



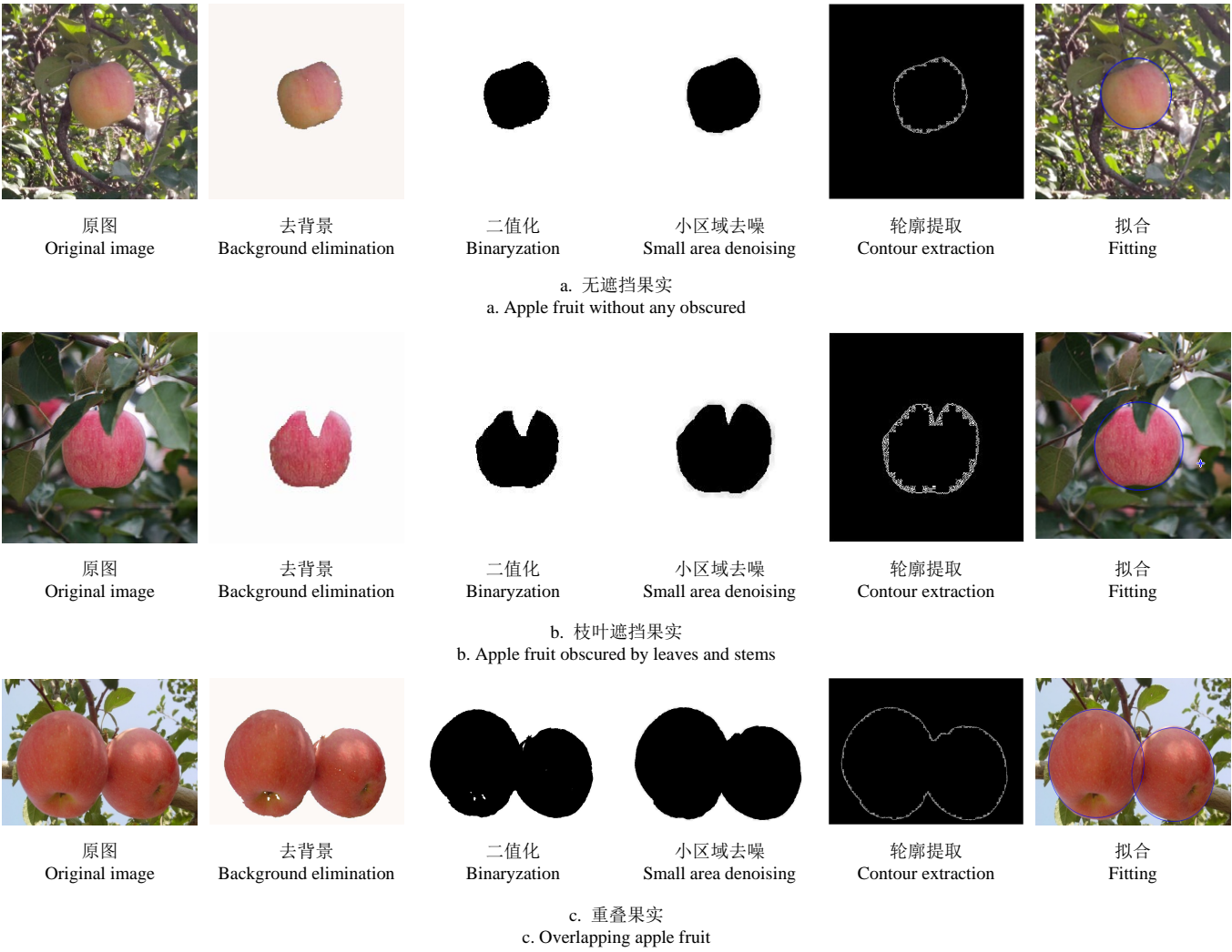


图 4 三类果实的识别效果图  
Fig.4 Recognition effect of three classes fruit

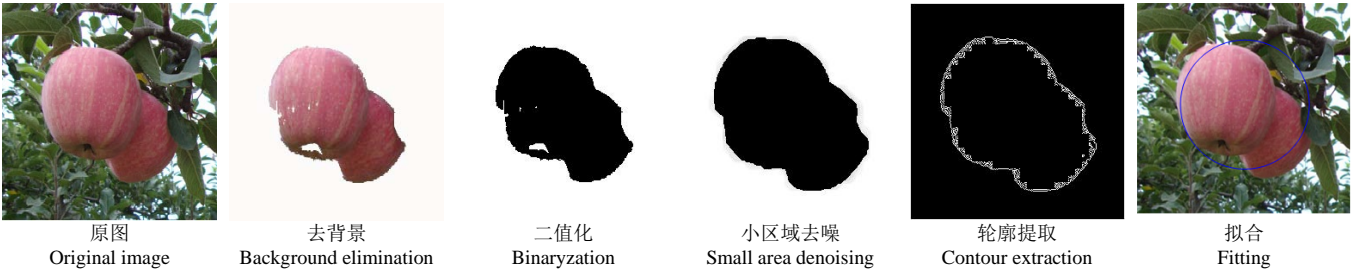


图 5 重叠果实图像漏识示例图  
Fig.5 Missing recognition of overlapping fruit image

表 2 三类果实的正确识别率			
Table 2	Correct recognition rate of three classes fruits		
网络模型	无遮挡果实	重叠果实	遮挡果实
Neural network	Fruit without obscured	Overlapping fruit	Obscured fruit
BP	99.51	87.88	88.83
RBF	99.34	86.21	87.63
GA-RBF	99.67	91.29	93.34
GA- RBF-LMS	99.84	95.38	96.17

由表 2 可知, 几种算法模型对无遮挡的果实的识别均能达到很好的效果, 表明神经网络模型应用于苹果果

实识别切实可行。然而对于重叠果实和遮挡果实几种算法模型的表现有所不同, 表现最差的是传统的 RBF 网络模型, 传统的 BP 网络稍好, GA-RBF-LMS 模型表现最好, 对 2 种果实的平均识别率达到 95.38%、96.17%。

值得注意的是枝叶的遮挡程度、果实的重叠程度均在很大程度上影响着苹果果实的识别。对 118 个重叠、遮挡果实进行统计, 其中枝叶遮挡果实的情况, 当遮挡面积小于 30%时, 对识别率没有影响; 而当遮挡面积在 30%~60%时, 对识别结果有影响, 易造成误识; 而遮挡

面积大于 60% 甚至更大时, 对识别造成困难, 出现错误的机率更大, 甚至无法识别。而重叠果实的情况, 重叠面积小于 30% 时, 对识别没有影响, 可以识别出 2 个苹果; 而重叠面积大于 30% 时, 则容易将 2 个重叠果实识别为 1 个, 被重叠遮挡的果实造成漏识。

进一步评价不同算法的运行效率和识别精度, 统计识别时间和识别精度, 经 50 次重复试验, 将平均结果列于表 3。

表 3 不同算法的识别性能比较

Table 3 Comparison of recognition performance of each algorithm

网络模型 Neural network	识别时间 Recognition time/s	总识别率 Total recognition rate/%	误差平方和 Sum of squared errors
BP	2.21	92.58	15.3247
RBF	1.87	91.47	18.5096
GA-RBF	1.79	95.33	11.8423
GA-RBF-LMS	1.75	96.95	10.0537

由表 3 可知, 从识别时间看, 几种算法相差不大。然而从总识别率看, GA-RBF-LMS 表现较优。识别 179 个苹果的时间为 1.75 s, 识别率达 96.95%。从识别误差平方和看, RBF 最大, 经过优化的 GA-RBF-LMS 网络模型最小, 且该模型的识别率较高, 表明识别精度较优。

## 2.6 试验结果分析

由表 1~3 的数据结果可知, 在训练过程中, RBF 收敛最快, 然而其成功率和训练精度较差。经 GA 优化后的 GA-RBF, 训练成功率虽有所提高, 然而其训练精度依然不理想。经 GA 和 LMS 2 次优化的 GA-RBF-LMS 虽训练时间稍长, 但训练成功率和训练精度均较高, 以时间代价换取精度提高。

在识别过程中, 无论从运行效率还是从识别精度看, GA-RBF-LMS 相对于其他几种模型而言, 效果均达到最优。GA-RBF-LMS 算法虽在训练过程稍微繁琐, 但可以训练得到最为精准的模型, 在对于受枝叶遮挡和重叠的苹果果实的识别精度要明显高于其他几种算法模型。

从整体运行结果看, 新模型的运行效率和识别精度均有大幅度的提高。试验结果表明, GA-RBF-LMS 苹果果实识别模型达到预期。

## 3 结 论

1) 为提高苹果采摘机器人的采摘效率, 本文对采集到的苹果图像进行了相关研究。首先将苹果图像转换到 Lab 颜色空间下, 利用 *K*-Means 聚类的方法对图像进行分割, 对分割的图像进行相关形态学运算后, 进行特征提取。然后提出一种新的遗传算法 (genetic algorithm, GA) 优化的径向基 (radial basis function, RBF) 神经网络算法进行训练和识别, 即采用连接权值与网络结构二者混合编码同时进化的优化方式, 并对连接权值利用最小均方差 (least mean square, LMS) 算法进一步优化, 最后得到更为精准的 GA-RBF-LMS 优化模型。

2) 苹果图像在 Lab 颜色空间下, *K*-means 聚类分割

可以有效分割出苹果果实、树叶、树枝图像, 分割效果良好。并进一步对分割的图像进行特征提取, 共提取 RGB、HIS 6 个颜色特征分量和圆方差、致密度、周长平方面积比、Hu 不变矩 10 个形状特征向量。

3) 利用所提取的 16 个特征构造神经网络模型, 用训练样本对其进行训练。从训练得到的几种模型对比看, GA-RBF-LMS 模型训练时间最长, 达 4.412 s, 该模型精度较高, 训练成功率达 100%, 训练误差为 0.0837。

4) 对训练得到的模型进行识别测试, 从对比试验结果看, 几种模型对无遮挡的果实识别效率都比较高, 然而对于枝叶遮挡和重叠果实, GA-RBF-LMS 模型的识别率要高于其他模型, 分别达到率达到 95.38%、96.17%。从整体对比结果看, GA-RBF-LMS 模型识别所有苹果的运行时间为 1.75s, 识别率达 96.95%, 高于其他模型, 且误差最小。表明新建立的 GA-RBF-LMS 的运行效率和识别精度最高, 适用于采摘机器人的苹果目标物识别。

## [参 考 文 献]

- [1] Bac CW, van Henten EJ, Hemming J, et al. Harvesting robots for high-value crops: state-of-the-art review and challenges ahead[J]. Journal of Field Robotics, 2014, 31(6): 888—911.
- [2] 方建军. 移动式采摘机器人研究现状与进展[J]. 农业工程学报, 2004, 20(2): 273—278.  
Fang Jianjun. Present situation and development of mobile harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2004, 20(2): 273—278. (in Chinese with English abstract)
- [3] 项荣, 应义斌, 蒋焕煜. 田间环境下果蔬采摘快速识别与定位方法研究进展[J]. 农业机械学报, 2013, 44(11): 208—233.  
Xiang Rong, Ying Yibin, Jiang Huanyu. Development of real-time recognition and localization methods for fruits and vegetables in field[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(11): 208—223. (in Chinese with English abstract)
- [4] 谢忠红, 姬长英, 郭小清, 等. 基于改进 Hough 变换的类圆果实目标检测[J]. 农业工程学报, 2010, 26(7): 157—162.  
Xie Zhonghong, Ji Changying, Guo Xiaoping, et al. An object detection method for quasi-circular fruits based on improved Hough transform[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(7): 157—162. (in Chinese with English abstract)
- [5] Zhao D A, Lü J D, Ji W, et al. Design and control of an apple harvesting robot[J]. Biosystems Engineering, 2011, 110(2): 112—122.
- [6] Kelman E E, Linker R. Vision-based localisation of mature apples in tree images using convexity[J]. Biosystems Engineering, 2014, 118: 174—185.
- [7] 马晓丹, 刘刚, 周薇, 等. 基于量子遗传模糊神经网络的苹果果实识别[J]. 农业机械学报, 2013, 44(12): 227—233.  
Ma Xiaodan, Liu Gang, Zhou Wei, et al. Apple recognition based on fuzzy neural network and quantum genetic algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for

- Agricultural Machinery, 2013, 44(12): 227—233. (in Chinese with English abstract)
- [8] Rakun J, Stajanko D, Zazula D. Detecting fruits in natural scenes by using spatial-frequency based texture analysis and multiview geometry[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 76(1): 80—88.
- [9] 蔡健荣, 孙海波, 李永平, 等. 基于双目立体视觉的果树三维信息获取与重构[J]. 农业机械学报, 2012, 43(3): 152—156.
- Cai Jianrong, Sun Haibo, Li Yongping, et al. Fruit trees 3-D information perception and reconstruction based on binocular stereo vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(3): 152—156. (in Chinese with English abstract)
- [10] 赵德安, 沈甜, 陈玉, 等. 苹果采摘机器人快速跟踪识别重叠果实[J]. 农业工程学报, 2015, 31(2): 22—28.
- Zhao Dean, Shen Tian, Chen Yu, et al. Fast tracking and recognition of overlapping fruit for apple harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(2): 22—28. (in Chinese with English abstract)
- [11] Ji W, Zhao D A, Cheng F Y, et al. Automatic recognition vision system guided for apple harvesting robot[J]. Computers & Electrical Engineering, 2012, 38(5): 1186—1195.
- [12] 吕继东, 赵德安, 姬伟. 采摘机器人振荡果实匹配动态识别[J]. 农业工程学报, 2013, 29(20): 32—39.
- Lü Jidong, Zhao Dean, Ji Wei. Research on matching recognition method of oscillating fruit for harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(20): 32—39. (in Chinese with English abstract)
- [13] 王丹丹, 徐越, 宋怀波, 等. 基于平滑轮廓对称轴法的苹果目标采摘点定位方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(5): 167—174.
- Wang Dandan, Xu Yue, Song Huaibo, et al. Localization method of picking point of apple target based on smoothing contour symmetry axis algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(5): 167—174. (in Chinese with English abstract)
- [14] 王丹丹, 徐越, 宋怀波, 等. 融合 K-means 与 Ncut 算法的无遮挡双重叠苹果目标分割与重建[J]. 农业工程学报, 2015, 31(10): 227—234.
- Wang Dandan, Xu Yue, Song Huaibo, et al. Fusion of K-means and Ncut algorithm to realize segmentation and reconstruction of two overlapped apples without blocking by branches and leaves[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(10): 227—234. (in Chinese with English abstract)
- [15] 张春龙, 张楫, 张俊雄, 等. 近色背景中树上绿色苹果识别方法[J]. 农业机械学报, 2014, 45(10): 277—281.
- Zhang Chunlong, Zhang Ji, Zhang Junxiong, et al. Recognition of green apple in similar background[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(10): 277—281. (in Chinese with English abstract)
- [16] 贾伟宽, 赵德安, 阮承治, 等. 苹果采摘机器人夜间图像降噪算法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(10): 219—226.
- Jia Weikuan, Zhao Dean, Ruan Chengzhi, et al. De-noising algorithm of night vision image for apple harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(10): 219—226. (in Chinese with English abstract).
- [17] Moody J, Dkaren C J. Fast learning in networks locally-tuned processing units[J]. Neural Computation, 1989, 1(2): 281—294.
- [18] Malinen M I, Mariescu-Istodor R, Franti P. K-means\*: clustering by gradual data transformation[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(10): 3376—3386.
- [19] Manrique D, Ríos J, Rodríguez A. Evolutionary system for automatically constructing and adapting radial basis function networks[J]. Neurocomputing, 2006, 69(16-18): 2268-2283.
- [20] Ding S F, Xu L, Su C Y. An optimizing method of RBF neural network based on genetic algorithm[J]. Neural Computing and Applications, 2012, 21(2): 333—336.
- [21] 宋怀波, 何东健, 潘景朋. 基于凸壳理论的遮挡苹果目标识别与定位方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(22): 174—180.
- Song Huaibo, He Dongjian, Pan Jingpeng. Recognition and localization methods of occluded apples based on convex hull theory[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(22): 174—180. (in Chinese with English abstract)
- [22] CIE 1931 color space[OL]. [https://en.wikipedia.org/wiki/CIE\\_1931\\_color\\_space](https://en.wikipedia.org/wiki/CIE_1931_color_space)
- [23] 朱虹, 郑丽敏, 尹健玲, 等. 基于冠层图像颜色特征提取的小麦氮营养水平评价[J]. 农业工程学报, 2010, 26(14): 16—20.
- Zhu Hong, Zheng Limin, Yin Jianling, et al. Nitrogen evaluation of winter wheat based on color features of canopy images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(14): 16—20. (in Chinese with English abstract)
- [24] 王京津, 赵德安, 姬伟, 等. 采摘机器人基于支持向量机苹果识别方法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(1): 148—151.
- Wang Jinjing, Zhao Dean, Ji Wei, et al. Apple fruit recognition based on support vector machine using in harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(1): 148—151. (in Chinese with English abstract)
- [25] 王吉林, 赵力. 数字图像形状特征提取的研究[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(5): 118—120.
- Wang Jilin, Zhao Li. Research on extracting shape feature of digital image[J]. Microelectronics & Computer, 2010, 27(5): 118—120. (in Chinese with English abstract).
- [26] 关海鸥, 杜松怀, 李春兰, 等. 基于有限脉冲反应和径向基神经网络的触电信号识别[J]. 农业工程学报, 2013, 29(8): 187—194.
- Guan Haiou, Du Songhuai, Li Chunlan, et al. Recognition of electric shock signal based on FIR filtering and RBF neural



- network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(8): 187—194. (in Chinese with English abstract)
- [27] Babu G S, Suresh S. Meta-cognitive RBF network and its projection based learning algorithm for classification problems[J]. Applied Soft Computing, 2013, 13(1): 654—666.
- [28] 高大启. 有教师的线性基本函数前向三层神经网络结构研究[J]. 计算机学报, 1998, 21(1): 80—86.
- Gao Daqi. On structures of supervised linear basis function feed forward three-layered neural networks[J]. Chinese Journal of Computers, 1998, 21(1): 80—86. (in Chinese with English abstract)

## Apple recognition based on $K$ -means and GA-RBF-LMS neural network applied in harvesting robot

Jia Weikuan<sup>1,2</sup>, Zhao Dean<sup>1,2\*</sup>, Liu Xiaoyang<sup>1</sup>, Tang Shuping<sup>1</sup>, Ruan Chengzhi<sup>1,3</sup>, Ji Wei<sup>1,2</sup>

(1. School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China; 2. Key Laboratory of Facility Agriculture Measurement and Control Technology and Equipment of Machinery Industry, Zhenjiang 212013, China;  
3. School of Mechanical and Electrical Engineering, Wuyi University, Wuyishan 354300, China)

**Abstract:** In order to improve the recognition precision and speed for apple, and further improve the harvesting efficiency of apple harvesting robot, an apple recognition method based on combining  $K$ -means clustering segmentation with genetic radial basis function (RBF) neural network is proposed. Firstly, the captured apple image is transformed into  $L^*a^*b^*$  color space, and then under this color space, the  $K$ -means clustering algorithm is used to segment the apple image. The color feature components and shape components of segmented image are extracted respectively. The color features include R, G, B, H, S and I, a total of 6 feature components; and the shape features include circular variance, density, ratio of perimeter square to area, and 7 Hu invariant moments, a total of 10 shape components. These extracted 16 features are used as the inputs of neural network to train RBF neural network, and get the apple recognition model. Due to some inherent defects the RBF neural network has, such as low learning rate, easily causing over fitting phenomenon, genetic algorithm (GA) is introduced to optimize the connection weights and the number of hidden layer neurons. In this study, a new optimization way is adopted, that is, the hybrid encoding of the number of hidden layer neurons and connection weights is carried out simultaneously. This moment, the learning of weights is not completed, and the least mean square (LMS) is used to further learn the connection weights. Finally, an optimized neural network model (GA-RBF-LMS) is established, which is to improve the operating efficiency and recognition precision. In the experiments, there are 150 images captured, and they have 229 apples; among them 50 images are selected as training samples, and the rest as testing samples. Every image for training sample has only one apple, so the testing samples have 179 apples. In order to get the precise model, fruits of apple are together with branches and leaves for training during the training process, which avoids the influence of branches or leaves shade on the recognition to some extent. So the training samples have 50 apples, 50 branches and 50 leaves, which are a total of 150 training samples, and the outputs of neural network include 3 classes. In order to compare with the traditional back propagation (BP) and RBF neural network, and GA-RBF algorithm, a series of experiments are carried out. After repeated trainings of 50 times, the results show that the successful training rate of the GA-RBF-LMS is the highest, which can reach 100% and get the minimum training error; but its running time is the longest, because the 2 optimizations of genetic algorithm and LMS are at the expense of the time. The recognition rates of the fruits with different growth postures, such as fruit without obscuration, overlapping fruit and covered fruit, are calculated respectively. After repeated experiments of 50 times, the results show that these 4 recognition models can achieve very good effect for recognizing the fruit without obscuration. For covered fruit and overlapping fruit, the recognition rate of GA-RBF-LMS is the highest, which can reach 95.38% and 96.17%, respectively. Looking from the overall, the recognition rate reaches 96.95%, recognizing 179 apples consumes 1.75 s, and the sum of square of error is the smallest. From the training time, the GA-RBF-LMS algorithm is the longest, whose average training time is 4.412 s for 150 training samples, but the training success rate can reach 100%, which saves the time wasted in human trying to construct the network structure. All of these illustrate that the GA-RBF-LMS neural network model has the higher operating efficiency and recognition precision, and it can be applied in target recognition for apple harvesting robot.

**Key words:** image processing; algorithms; identification; apple harvesting robot;  $K$ -means segmentation; feature extraction; GA-RBF neural network