

基于量子遗传模糊神经网络的苹果果实识别*

马晓丹^{1,2} 刘刚¹ 周薇¹ 冯娟¹

(1. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;

2. 黑龙江八一农垦大学信息技术学院, 大庆 163319)

摘要: 针对田间苹果采摘机器人视觉系统中彩色图像边界像素的模糊性和不确定性影响苹果果实识别精度和速度问题, 提出了一种将量子遗传算法的全局搜索能力和模糊推理神经网络的自适应性相结合的算法来识别苹果果实。利用量子遗传算法对模糊神经网络的可调整参数初始值进行了全局优化, 加快了网络学习速度, 避免了传统BP误差反向传播学习算法易陷入局部极小值、迭代次数多等弊端。实验表明: 该识别模型高速且稳定, 鲁棒性好, 对于果实本身颜色不均匀样本正确识别率为100%, 对自然光照引起颜色不均匀样本正确识别率为96.86%, 对邻接图像正确识别率为94.29%, 对重叠图像正确识别率为92.31%。

关键词: 苹果 量子遗传算法 模糊神经网络 颜色空间

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)12-0227-06

Apple Recognition Based on Fuzzy Neural Network and Quantum Genetic Algorithm

Ma Xiaodan^{1,2} Liu Gang¹ Zhou Wei¹ Feng Juan¹

(1. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. College of Information Technology, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing 163319, China)

Abstract: The apple images were hard to be identified at a faster speed and a higher accuracy because of fuzzy and uncertain factors existing in the color image boundary pixels, so in order to overcome the disadvantages above, a model combined quantum genetic algorithm and fuzzy neural network was built up which showed the capability of global search capability and adaptation. In the proposed model, quantum genetic algorithm was used to optimize the initial value of adjustable parameter in fuzzy neural network, which avoided redundant iteration and the incline to fall into the local minimum value of traditional BP algorithm. The experimental results showed that the proposed model achieved accuracy of 100% for the uneven color samples, 96.86% for sunlight influenced samples, 94.29% for the adjacent samples, and 92.31% for the overlapping samples.

Key words: Apple Quantum genetic algorithm Fuzzy neural network Color space

引言

目前国内苹果田间收获作业较大程度靠人工采摘完成, 其作业劳动强度大、消耗时间长、效率低, 且具有一定危险性。随着苹果大面积的种植, 研究准

确高效的苹果采摘机器人意义重大。采摘机器人视觉技术是机器人学科的重要研究领域, 能否快速地识别出苹果果实, 直接影响苹果采摘机器人的实时性和可靠性。采摘机器人^[1-3]作为农业机器人的重要类型, 已经在草莓^[4]、蘑菇^[5]、西红柿^[6]等植株较矮

收稿日期: 2012-11-01 修回日期: 2013-01-03

* 国家自然科学基金资助项目(31071333)和中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2013YJ008)

作者简介: 马晓丹, 博士生, 黑龙江八一农垦大学讲师, 主要从事计算机农业应用技术研究, E-mail: mxm@cau.edu.cn

通讯作者: 刘刚, 教授, 博士生导师, 主要从事电子信息技术在农业中的应用研究, E-mail: pac@cau.edu.cn

的果蔬作物采摘作业中有所突破,而在复杂背景的自然光下快速高效地识别出植株较高的苹果果实仍然是研究的重点和难点。

现有苹果果实识别算法^[7-10]存在精度较差、识别速度较低的弊端,为进一步提高苹果采摘机器人识别果实的速度,满足田间采摘作业实时性的要求,还需进一步优化识别方法。

针对苹果果实与果树等复杂背景颜色特征之间的复杂性、模糊性以及不能采用精确、定量的符号对其进行描述、妨碍采摘机器人视觉系统对目标果实进行正确识别的问题,本文提出一种量子遗传模糊神经网络(Quantum genetic fuzzy neural network, QGA-FNN)苹果果实识别模型。通过量子遗传算法计算正则模糊神经网络(Fuzzy neural network, FNN)参数初始值,避免传统梯度学习算法容易陷入局部极小值^[11]和遗传算法局部搜索能力不理想、进化缓慢的缺点^[12],用以在实际应用中确定最优网络参数,进而加快训练过程。

1 苹果图像获取与颜色空间选择

1.1 苹果图像获取

在北京市昌平区香堂村中国农业大学苹果采摘机器人实验基地实施苹果图像采集过程。为确保图像的真实性和普适性,所有拍摄均在自然光条件下完成。曝光时间设定为 0.001 s,光圈值为 F8.0;为保证苹果图像在不同光照下的颜色恒常性,每次拍摄时设定相机自动白平衡功能,苹果图像采集现场如图 1 所示。



图 1 苹果图像采集现场

Fig. 1 Acquisition of apple images

1.2 颜色空间选择

在视觉系统中,人类肉眼颜色分辨率约为 40 级灰度,而机器视觉可达 256 级灰度,远高于人眼辨别能力,甚至可以发现一些肉眼无法识别的特征。目前已有 RGB、HSI、LAB 等多种颜色空间,其中 HSI 颜色空间与人眼感觉颜色的原理较为相似,符合人

的视觉规律。因此,本研究颜色特征提取和表示在 HSI 颜色空间中进行。

采集图像中包括前景图像和背景图像,前景图像即苹果果实图像,是待留存图像;背景图像包括树枝、树叶、果柄等,是待去除图像;由于将颜色特征作为辨别图像像素的归属指标,因此二者颜色类别分别称为有效色与无效色。为便于处理,在图像中切割出 14 幅 10 像素 × 10 像素的正方形图像,作为模型样本集合,如图 2 所示。



图 2 样本图像

Fig. 2 Sample images

(a) 有效色图像 (b) 无效色图像

在 HSI 颜色空间中,集合图 2 模型样本图像的全部像素点,采用文献[13]的方法实现从 RGB 颜色空间到 HSI 颜色空间的转换。表 1 中列出了各点在 RGB 颜色空间与 HSI 颜色空间下的像素值,并以 HSI 颜色分量作为网络的输入。

表 1 颜色特征参数

Tab. 1 Parameters of color

序号	RGB 颜色空间			HSI 颜色空间			归属类别
	R	G	B	H	S	I	
1	252	145	153	356	95	78	有效色
2	89	89	97	105	4	36	无效色
3	255	166	173	355	100	83	有效色
4	64	67	74	22	7	27	无效色
5	113	53	65	348	36	33	有效色
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

1.3 苹果果实识别方法

量子遗传模糊神经网络苹果果实识别模型是采用量子遗传算法优化模糊神经网络模型,能够很好地保留苹果图像边界信息,有效地实现苹果果实识别。首先,采集自然环境下的苹果果实图像,并将图像转换到 HSI 颜色空间;然后,建立 5 层正则化模糊神经网络模型用于苹果果实识别;采用量子遗传算法改进模糊神经网络模型,实现全局搜索能力和局部细化能力的结合,提高网络性能;最后,确定网络参数,结合数学形态学运算,实现苹果果实识别。

2 模糊神经网络模型

2.1 正则化模糊神经网络模型

模糊推理能够表达模糊性事务^[14],但是缺乏学习能力,神经网络能够自适应学习,但不能表达模糊知识,将二者有机结合起来,构成模糊神经网络,用于生长环境存在复杂性和不确定性因素的苹果果实图像分割,可望得到更好的分割效果。依据文

献[15]的正则模糊神经网络构造方法,将多个正则模糊神经元有机地连接,建立苹果果实识别模糊神经网络模型。网络采用 5 层拓扑结构,即:输入层、模糊化层、正则化层、规则层和反模糊化输出层。

在网络结构中,模糊化层的隶属度函数参数,规则层与反模糊化输出层的连接系数为可调参数。令输入向量 $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$, $\mathbf{O}^{(k)}$ ($k=1,2,3,4,5$) 表示第 k 层的输出,各层功能如下:

第 1 层:输入层。它将输入的各分量 x_i 与模糊化层的对应节点连接,并直接传送到网络。

$$O_i^{(1)} = x_i \quad (i=1,2,\dots,n) \quad (1)$$

第 2 层:模糊化层。将输入层输入向量进行模糊化处理,利用隶属度函数计算输入遍历隶属于模糊集的隶属度,第 1 层第 i 个输出模糊划分的第 j 级隶属度计算公式为

$$O_{ij}^{(2)} = \exp\left(-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right) \quad (2)$$

式中 c_{ij} 、 σ_{ij} —— x_i 模糊划分的第 j 级隶属函数的中心、宽度

第 3 层:正则化层。将第 i 个变量通过第 2 层后的第 j 个输出的模糊隶属度,在 m_i 等级划分条件下正则化操作,其公式为

$$O_{ij}^{(3)} = \frac{O_{ij}^{(2)}}{\sum_{j=1}^{m_i} O_{ij}^{(2)}} \quad (3)$$

式中 m_i ——第 i 个变量的等级划分数目

第 4 层:规则层。网络正则化节点与输出节点传递规则可利用笛卡尔积形式来表示为

$$R_1 R_2 \dots R_n =$$

$$\{O_1^{(3)}, O_2^{(3)}, \dots, O_n^{(3)} \mid O_i^{(3)} \in R_i, i=1,2,\dots,n\}$$

式中 R_i ——第 i 变量产生的隶属度集合

集合中向量的构成元素表示连接到相同节点的正则化层输出,因此第 k 个节点的输入为

$$O_k^{(4)} = \prod_{i=1}^n O_i^{(3)} \quad (4)$$

第 5 层:反模糊化输出层。利用中心平均反模糊化操作计算网络输出,第 m 个节点输出表示为

$$O_m^{(5)} = \sum_{k=1}^K b_{km} O_k^{(4)} \quad (5)$$

式中 K ——规则层节点数

b_{km} ——第 k 个规则层节点与第 m 个反模糊化输出层节点的连接权值

通过表达各层功能,建立了一种基于正则化模糊逻辑且参数可调整的模糊神经网络,作为苹果果实识别模型。

2.2 苹果果实识别正则化模糊神经网络学习算法

与传统 BP 神经网络不同,模糊神经网络的训

练调整的是模糊化中心、宽度方差和规则层至反模糊化输出层的连接权值^[16],本文采用 BP 误差反向传播法调整正则化模糊神经网络的参数。

设有 P 个样本, M 个输出节点,则定义网络误差函数为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{m=1}^M (D_m - O_m)^2 \quad (6)$$

式中 D_m ——期望输出值

O_m ——网络输出值

则参数 c_{ij} 、 σ_{ij} 和 b_{km} 的调整规则为

$$\begin{cases} \Delta c_{ij}(t) = \eta \frac{\partial E}{\partial c_{ij}} + \alpha \Delta c_{ij}(t-1) \\ \Delta \sigma_{ij}(t) = \eta \frac{\partial E}{\partial \sigma_{ij}} + \alpha \Delta \sigma_{ij}(t-1) \\ \Delta b_{km}(t) = \eta \frac{\partial E}{\partial b_{km}} + \alpha \Delta b_{km}(t-1) \end{cases} \quad (7)$$

式中 η ——学习速度 α ——惯性系数

3 模糊神经网络的改进

3.1 量子遗传模糊神经网络

采用误差反向传播的 BP 算法调整模糊神经网络的学习参数,每次修正时由于算法收敛速度慢、容错能力差,极易陷入局部极小点,因此模糊神经网络参数学习必须从全局最优解来考虑整个训练过程。量子遗传算法(Quantum genetic algorithm, QGA)^[17]是一种基于量子计算原理的概率优化算法,它以量子计算理论为基础,引入量子编码和量子门机制,将染色体的编码用量子比特的几率幅表示,使每条染色体用以表达多个态的叠加,同时染色体的更新操作利用量子旋转门等变化实现,在较小的种群规模下,快速地收敛到全局最优解,但其也存在局部搜索能力不理想、进化缓慢和早熟的现象。将量子遗传算法和传统误差反向传播的 BP 算法有机结合,实现全局搜索能力和局部细化能力的优势互补,完成网络参数的调整,即可以看作以目标函数为误差函数 E 的一个极小化过程,优化网络前件的模糊化中心和宽度方差,及网络后件输出层的连接权值。算法具体流程如图 3 所示,其中量子遗传算法编码和适应度函数的设计是该模型处于最佳工作状态的关键^[18-19]。

3.2 量子遗传算法编码规则

在网络的参数优化算法中,量子遗传算法不能直接处理问题空间的参数,必须按一定基因结构的量子染色体编码。在量子计算中,最小的信息单位用量子比特表示,1 个量子比特位的状态可表示为

$$|\phi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (8)$$

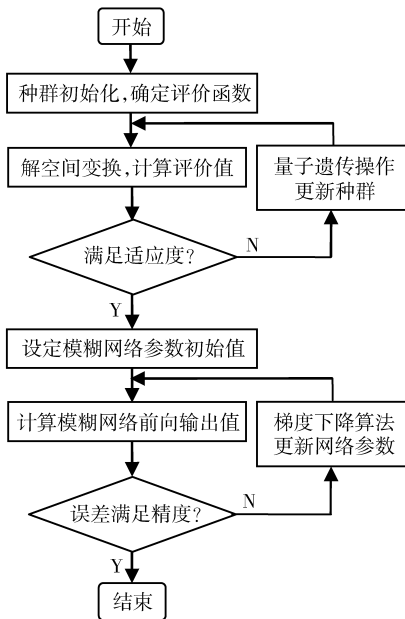


图3 量子遗传算法的网络参数学习流程图

Fig.3 Training flowchart of QGA network

式中 α, β ——量子比特的概率幅

其中 α 和 β 满足下列条件

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1 \quad (9)$$

依据文献[20]方法和式(9)的约束性和学习算法的高效性,染色体的编码方案为

$$P_i = \begin{vmatrix} \cos c_{i1} & \cos c_{i2} & \cdots & \cos c_{ij} \\ \sin c_{i1} & \sin c_{i2} & \cdots & \sin c_{ij} \end{vmatrix} \quad (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n) \quad (10)$$

其中 $c_{ij} = 2\pi r$

式中 r ——(0,1)间的随机数

m ——种群规模 n ——染色体长度

每条染色体2个并列的基因表示2个不同解,因此在有限的种群规模下能扩大搜索空间,快速得到最优解。

3.3 适应度函数设计

量子遗传算法将每个个体的适应度作为选取下一代种群的依据。适应度函数设计方案采用网络输出目标化和适应度函数相结合。在该算法中,第 i 个个体的评价函数可定义为

$$p(i) = f(i) / \sum_{i=1}^m f(i) \quad (11)$$

其中

$$f(i) = 1/E(i) = 1 / \sum_{p=1}^P \sum_{m=1}^M (D_m - O_m)^2 \quad (12)$$

式中 $f(i)$ ——个体适应度函数

3.4 量子遗传操作规则

依据文献[20]和文献[21],确定本文量子比特相位旋转门的更新规则为

$$R(\Delta c) = \begin{bmatrix} \cos \Delta c & -\sin \Delta c \\ \sin \Delta c & \cos \Delta c \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中 Δc ——旋转门转角

其中,如果 $R = 0$, $\text{sgn}(\Delta c)$ 正负均可;否则 $\text{sgn}(\Delta c) = -\text{sgn}(R)$;转角在 $[0.005\pi, 0.1\pi]$ 范围内确定。

变异操作:利用量子非门使量子位的2个概率幅兑换,实现染色体变异,进而保证种群的多样性。旋转后的幅角为 $\pi/2 - c$,幅角正向旋转了 $\pi/2 - 2c$,这种全部正向旋转方法,可以避免早熟现象。

4 苹果果实识别模型的应用

4.1 确定网络结构

量子遗传模糊神经网络的结构需根据具体问题进行设计,分类维数决定输出层节点数。输入特征维数决定了输入节点数,选择 HSI 颜色空间3个分量作为有效特征空间的维数,即输入层为3个节点;将输入分量划分为3个等级,因此模糊化层为9个节点;正则层同为9个节点;计算可知规则层为27个节点;输出层为二维模式,即输出层为1个节点,因此网络结构为3-9-9-27-1型。

确定网络结构参数后,便可用本文算法搜索最优参数。步骤为:①确定量子遗传算法的训练样本,对14幅样本中各取5个像素共计60组数据作为算法训练样本。②确定染色体内容和长度。模糊层隶属度函数为9个,每个函数有2个参数,共计18个参数,规则层到输出层权值为27个,因此染色体长度为45。设定算法参数:进化代数30,种群规模20,变异概率0.05,旋转角初值 0.05π ,作为网络可调整参数的初始值。③在此基础上利用2.2节的梯度下降算法继续求解最优解,选定表1中全部数据作为训练样本,定义目标精度为0.001,学习速度0.8,惯性系数0.5,最大学习次数40000。

4.2 苹果果实识别模型的验证

对颜色不均匀及邻接、重叠果实的识别效果进行验证。图4中颜色不均匀果实分为2类:第1类是果实表皮表面颜色分布不均,称之为生长不均(图4a~4f);第2类是由于自然光照射到果实凸面形成的部分亮面,称之为反射不均(图4g~4l)。图5分别为在阴天及晴天逆光下采集的果实邻接(图5a~5f)和果实重叠样本(图5g~5l)。

用本文提出的量子遗传模糊神经网络作为苹果果实识别的分类器,对两类样本进行识别实验。识别过程中,设定输出层的输出值大于0.5时,则保留该像素点颜色;否则,将该像素点置为无色。识别效果图分别如图4b、4h和图5b、5h所示。

从识别的效果来看,两组苹果果实图像已经完

全从复杂背景中分离出来,由于机器人采摘过程中,依据距离最近采摘原则,暂时不考虑距离较远的苹果果实图像,因此可以采用图像标记法计算图中单连通区域面积,去除小区域噪声,保留较大区域,并

采用轮廓提取技术提取苹果果实图像轮廓。对于邻接图像和重叠图像,还需进一步采用文献[22]的方法对各图像的轮廓进行边界拟合,最终识别效果分别如图 4f、4l 和图 5f、5l 所示。

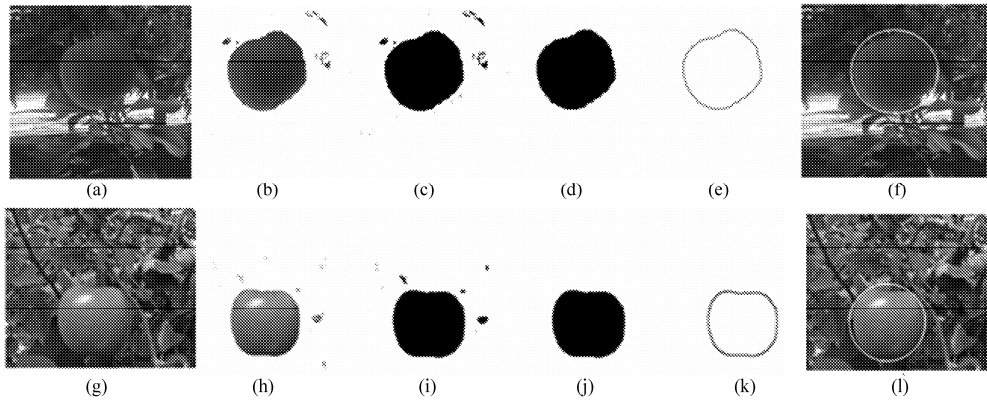


图 4 颜色不均匀果实识别结果

Fig. 4 Recognition of apple images with uneven color

(a)、(g) 原图 (b)、(h) 图像识别 (c)、(i) 二值化 (d)、(j) 小区域去除 (e)、(k) 轮廓提取 (f)、(l) 拟合

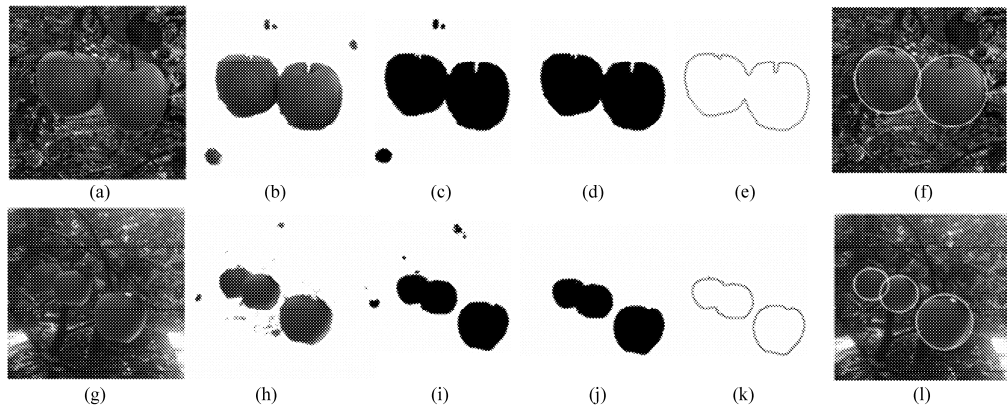


图 5 邻接、重叠果实识别结果

Fig. 5 Recognition of adjoining and overlapping apple images

(a)、(g) 原图 (b)、(h) 图像识别 (c)、(i) 二值化 (d)、(j) 小区域去除 (e)、(k) 轮廓提取 (f)、(l) 拟合

4.3 实验结果分析

实验样本考虑到了天气、光照、颜色均匀性及果实位置排列等多个因素的影响,且通过文中提出的 QGA-FNN 模型,均得到了满意的识别效果。为进一步验证 QGA-FNN 模型的有效性和通用性,采集样本图像 65 幅,共计果实 154 个,其中包含生长不均果实 48 个、反射不均果实 32 个、邻接果实 35 个和重叠部分不超过 50% 的果实 39 个,正确识别率如表 2 所示。

表 2 不同情况下苹果果实图像正确识别率

Tab. 2 Recognition accuracy of apple images under different conditions

项目	生长不均	反射不均	邻接	重叠
果实总数/个	48	32	35	39
误识别数/个	0	1	2	3
正确识别率/%	100	96.86	94.29	92.31

由表 2 可以看出,对于生长不均果实正确识别率为 100%,效果较好;对于反射不均果实正确识别率为 96.86%,原因在于:受自然光照影响,有些果实表面反光程度较大,且存在反光部位与天空颜色极为接近的情况,导致在分割过程中,果实表面的反光部位与其他背景一起被去除,不能很好地保留其本身几何形状,因此未能有效识别;对于邻接果实正确识别率为 94.29%,原因在于:存在叶片、枝干等背景物体遮挡了果实有效部位;对于重叠果实正确识别率为 92.31%,原因在于:当前方果实遮挡后方果实区域大于 50% 时,被识别为一个果实,发生漏识。对于 154 个果实,采用 QGA-FNN 模型共正确识别果实 148 个,平均正确识别率为 96.10%。

为进一步验证 QGA-FNN 模型的实时性和准确性,在设置相同网络参数及训练样本条件下,与 FNN 及传统 BP 神经网络性能进行对比,结果如表 3

所示,可以看出本文提出的 QGA - FNN 识别模型从迭代次数、训练时间、识别时间及正确识别率方面均有优势,是一种较为理想的苹果果实识别模型。

表 3 不同神经网络性能对比

Tab.3 Performance contrast of different neural networks

算法名称	迭代次数	训练时间/s	识别时间/s	正确识别率/%
BP	11 607	55.87	1.88	93.37
FNN	965	6.71	1.81	94.22
QGA - FNN	297	2.04	1.72	96.10

5 结论

(1)提出了苹果果实识别的量子遗传模糊神经网络模型。针对网络结构参数,提出量子遗传算法和误差反向传播算法相结合的综合学习方法,给出

了染色体的编码方案和遗传操作规则及染色体适应度评价函数,构建了 QGA - FNN 苹果果实识别模型。

(2)以 HSI 颜色空间各分量作为 QGA - FNN 模糊神经网络输入量,将苹果图像与背景图像分别定义为有效色与无效色,实现了颜色不均匀果实及邻接、重叠果实识别和边界拟合。

(3)用 QGA - FNN 模型对 65 幅图像、共 154 个苹果果实进行识别,其中,对生长不均样本正确识别率为 100%,对反射不均样本正确识别率为 96.86%,对邻接图像正确识别率为 94.29%,对重叠图像正确识别率为 92.31%;在迭代次数、训练时间、识别时间及正确识别率方面,QGA - FNN 模型比 FNN 及 BP 神经网络性能更好,适于复杂背景下的苹果果实识别。

参 考 文 献

- 张洁. 球形果采摘机器人视觉系统设计与开发[D]. 秦皇岛:燕山大学,2011.
- 梁喜凤,苗香雯,崔绍荣,等. 番茄收获机械手运动学优化与仿真试验[J]. 农业机械学报,2005,36(7):96~100.
Liang Xifeng, Miao Xiangwen, Cui Shaorong, et al. Experiments of optimization and simulation on kinematics of a tomato harvesting manipulator[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2005,36(7):96~100. (in Chinese)
- 崔鹏,陈志,张小超. 苹果采摘机器人仿生机手静力学分析与仿真[J]. 农业机械学报,2011,42(2):149~153.
Cui Peng, Chen Zhi, Zhang Xiaochao. Statics analysis of apple-picking robot humanoid manipulator [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2011,42(2):149~153. (in Chinese)
- 张凯良,杨丽,张铁中. 草莓采摘位置机器视觉与激光辅助定位方法[J]. 农业机械学报,2010,41(4):151~156.
Zhang Kailiang, Yang Li, Zhang Tiezhong. Object locating method of laser-assisted machine vision for strawberry harvesting[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2010,41(4):151~156. (in Chinese)
- 俞高红,赵匀,李革,等. 基于机器视觉的蘑菇单体检测定位算法及其边界描述[J]. 农业工程学报,2005,21(6):101~104.
Yu Gaohong, Zhao Yun, Li Ge, et al. Algorithm for locating individual mushroom and description of its contour using machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2005, 21(6):101~104. (in Chinese)
- 李理,殷国富,刘柯岐. 田间果蔬采摘机器人视觉传感器设计与试验[J]. 农业机械学报,2010,41(5):152~157.
Li Li, Yin Guofu, Liu Keqi. Design and experiments of vision sensor for harvest robots in field[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010,41(5):152~157. (in Chinese)
- 陈育彦,屠康,任珂,等. 基于激光图像的苹果品质分析与模型[J]. 农业工程学报,2007,23(4):166~171.
Chen Yuyan, Tu Kang, Ren Ke, et al. Modeling apple quality changes based on laser scattering image analysis[J]. Transactions of the CSAE,2007,23(4): 166~171. (in Chinese)
- 王津京,赵德安,姬伟,等. 基于 BP 神经网络的苹果图像分割算法[J]. 农机化研究,2008(11):19~21.
Wang Jinjing, Zhao Dean, Ji Wei, et al. Segmentation of apple image by BP neural network using in apple harvesting robot [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2008(11):19~21. (in Chinese)
- 王津京. 基于支持向量机苹果采摘机器人视觉系统的研究[D]. 镇江:江苏大学,2009.
- 司永胜. 苹果采摘机器人果实识别与定位方法[J]. 农业机械学报,2010,41(9):148~153.
Si Yongsheng. Recognition and location of fruits for apple harvesting robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010,41(9):148~153. (in Chinese)
- 关海鸥,许少华,左豫虎,等. BP 神经网络算法的一种改进及在小麦赤霉病预测中的应用[J]. 黑龙江八一农垦大学学报,2009,21(6):87~90.
Guan Haiou, Xu Shaohua, Zuo Yuhu, et al. The improment of BP neural network and application in forecasting of wheat scab [J]. Journal of Heilongjiang Bayi Agricultural University,2009,21(6):87~90. (in Chinese)
- 左兴权,李士勇. 采用免疫进化算法优化设计径向基函数模糊神经网络控制器[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(4): 521~525.
Zuo Xingquan, Li Shiyong. Optimal design of radial basis function fuzzy neural network controller based on immune evolutionary algorithm[J]. Control Theory & Applications, 2004, 21(4): 521~525. (in Chinese)

- 6 Coen T, Saeys W, Missotten B, et al. Cruise control on a combine harvester using model-based predictive control[J]. *Biosystems Engineering*, 2008, 99(1):47~55.
- 7 Coen T, Anthonis J, de Baerdemaeker J. Cruise control using model predictive control with constraints [J]. *Computer and Electronics in Agriculture*, 2008, 63(2):227~236.
- 8 林伟, 吕新民, 樊建荣. 基于喂入量的联合收割机速度控制系统研究[J]. *农机化研究*, 2009(5):118~121.
Lin Wei, Lü Xinmin, Fan Jianrong. Research on combine harvesters' velocity control system based on feed quantity[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2009(5):118~121. (in Chinese)
- 9 陈进, 郑世宇, 李耀明, 等. 联合收获机前进速度灰色预测模糊控制系统[J]. *农业机械学报*, 2011, 42(10):110~115.
Chen Jin, Zheng Shiyu, Li Yaoming, et al. Grey predictive fuzzy control system of forward speed for combine harvester[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2011, 42(10):110~115. (in Chinese)
- 10 韩科立, 朱忠祥, 毛恩荣, 等. 基于自动机械式变速的拖拉机定速巡航系统[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(4):21~25.
Han Keli, Zhu Zhongxiang, Mao Enrong, et al. Cruise control system of tractor based on automated mechanical transmission[J]. *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(4):21~25. (in Chinese)
- 11 刘金琨. 先进 PID 控制 MATLAB 仿真[M]. 北京:电子工业出版社, 2004.
- 12 李洪兴, 苗志宏, 王加银. 非线性系统的变论域稳定自适应模糊控制[J]. *中国科学:E 辑*, 2002, 32(2):211~223.
- 13 李洪兴. 变论域自适应模糊控制器[J]. *中国科学:E 辑*, 1999, 29(1):33~42.
- 14 宋建农. 农业机械及农具[M]. 北京:中国农业出版社, 2006.
- 15 昌茂红. HST 在农业机械上的应用及前景[J]. *拖拉机及农用运输车*, 2007, 34(1):4~5.
Chang Maohong. Application and trend of HST on agricultural machinery[J]. *Tractors and Farm Transporter*, 2007, 34(1):4~5. (in Chinese)
- 16 徐立友. 拖拉机液力机械无级变速器特性研究[D]. 西安:西安理工大学, 2007.
Xu Liyou. Study on characteristics of hydro-mechanical continuously variable transmission of tractor[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2007. (in Chinese)
- 17 潘永平, 王钦若. 变论域自适应模糊 PID 控制器设计[J]. *电气自动化*, 2007, 29(3):9~11.
Pan Yongping, Wang Qinruo. Design of adaptive fuzzy-PID controller with variable universe[J]. *Electrical Automation*, 2007, 29(3):9~11. (in Chinese)
- 18 潘湘飞, 宋立忠. 几种变论域模糊控制收缩因子有效性研究[J]. *控制工程*, 2008(15):106~110.
Pan Xiangfei, Song Lizhong. Effectiveness of several shrinkage factors of variable universe fuzzy control[J]. *Control Engineering of China*, 2008(15):106~110. (in Chinese)
- 19 王立新. 模糊系统与模糊控制教程[M]. 北京:清华大学出版社, 2003:14~118.

~~~~~

(上接第 232 页)

- 13 马晓丹, 谭峰, 许少华. 基于量子神经网络的马铃薯早疫病诊断模型[J]. *农业机械学报*, 2011, 42(6):174~178.  
Ma Xiaodan, Tan Feng, Xu Shaohua. Diagnosis method of potato early blight based on quantum neural network [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2011, 42(6):174~178. (in Chinese)
- 14 潘俊任. 基于相似度的模糊推理算法研究[D]. 杭州:浙江理工大学, 2010.
- 15 韩敏, 范迎南. 基于 T-S 模型的扩展型模糊神经网络及应用[J]. *系统工程学报*, 2007, 22(5):532~538.  
Han Min, Fan Yingnan. Extended fuzzy neural network based on T-S model and its application [J]. *Journal of Systems Engineering*, 2007, 22(5):532~538. (in Chinese)
- 16 舒桂清, 李力, 肖平. 基于多准则的多层模糊神经网络学习算法[J]. *安徽大学学报:自然科学版*, 2007, 31(1):39~42.  
Shu Guiqing, Li Li, Xiao Ping. A multi-criteria learning method for multi-layer fuzzy neural networks [J]. *Journal of Anhui University: Natural Science Edition*, 2007, 31(1):39~42. (in Chinese)
- 17 范胜辉. 量子进化算法及其应用研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2010.
- 18 关海鸥, 许少华, 谭峰. 基于遗传模糊神经网络的植物病斑区域图像分割模型[J]. *农业机械学报*, 2010, 41(11):163~168.  
Guan Haiou, Xu Shaohua, Tan Feng. Image segmentation model of plant lesion based on genetic algorithm and fuzzy neural network[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2010, 41(11):163~168. (in Chinese)
- 19 许少华, 许辰, 郝兴, 等. 一种改进的双链量子遗传算法及其应用[J]. *计算机应用研究*, 2010, 27(6):2090~2093.  
Xu Shaohua, Xu Chen, Hao Xing, et al. Improved quantum genetic algorithm with double chains and its application [J]. *Application Research of Computers*, 2010, 27(6):2090~2093. (in Chinese)
- 20 李盼池, 李士勇. 基于量子遗传算法的正规模糊神经网络控制器设计[J]. *系统仿真学报*, 2008, 19(16):3710~3716.  
Li Panchi, Li Shiyong. Optimal design of normalized fuzzy neural network controller based on quantum genetic algorithm [J]. *Journal of System Simulation*, 2008, 19(16):3710~3716. (in Chinese)
- 21 杨俊安, 庄镇泉, 史亮. 多宇宙并行量子遗传算法[J]. *电子学报*, 2004, 32(6):923~928.  
Yang Jun'an, Zhuang Zhenquan, Shi Liang. Multi universe parallel quantum genetic algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(6):923~928. (in Chinese)
- 22 司永胜, 乔军, 刘刚. 基于机器视觉的苹果识别和形状特征提取[J]. *农业机械学报*, 2009, 40(8):161~165.  
Si Yongsheng, Qiao Jun, Liu Gang. Recognition and shape features extraction of apples based on machine vision [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2009, 40(8):161~165. (in Chinese)