

# 基于改进神经网络算法的植物叶片图像识别研究

毕立恒, 刘云潺

黄河水利职业技术学院自动化工程系, 河南 开封 475004

**摘要** 为了提高植物叶片图像的识别率,采用改进神经网络算法,通过径向基函数神经网络建立模型;采用多环量子算法确定各环量子个体选择概率,量子旋转门在一定范围内动态调整,不同环上节点信息共享概率非线性动态变化;对植物叶片图像进行识别,包括形状特征、纹理特征;通过多环量子算法实现径向基函数神经网络参数寻优。实验结果表明,本文算法对植物叶片图像的几何特征、纹理特征、综合特征的平均识别率分别为 91%,89%,93%,与其他算法相比较,训练、识别时间分别为 3.5 s、2.5 s。

**关键词** 成像系统; 信息处理; 图像识别; 神经网络; 多环量子; 植物叶片

**中图分类号** TP391.4 **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/LOP54.121102

## Plant Leaf Image Recognition Based on Improved Neural Network Algorithm

Bi Liheng, Liu Yunchan

Department of Automation Engineering, Yellow River Conservancy Technical Institute, Kaifeng, Henan 475004, China

**Abstract** In order to increase the recognition rate of plant leaf images, the improved neural network algorithm is proposed. The model is established by radial basis function neural network. The multi loop quantum algorithm is used to determine the selection probability of each quantum individual, and the quantum rotation gate is dynamically adjusted in a certain range, and the node information of different rings shares the probability of nonlinear dynamic changes. The plant leaf image recognition includes shape features and texture features. The multi loop quantum algorithm is used to realize the radial basis function neural network parameter optimization. The experimental results show that the proposed algorithm has a higher average recognition rate of plant leaf image than other algorithms, with the geometric features 91%, texture features 89% and comprehensive features 93%, and the training and recognition time are 3.5 s and 2.5 s respectively.

**Key words** imaging systems; information processing; image recognition; neural network; multi loop quantum; plant leaf

**OCIS codes** 110.2960; 100.3008; 200.4260

## 1 引言

植物叶片识别在智慧农业和生态研究中具有重要意义,通过对植物叶片图像识别可加快农业信息化建设并促进生态平衡。不仅如此,划类保护植物必须先识别植物,因此,利用植物叶片图像进行植物识别是目前的重要研究方向<sup>[1]</sup>。

传统方法主要根据植物形态进行人工鉴定,识别结果存在主观性且效率较低。目前智能算法主要包括:1)局部线性嵌入(LLE)算法<sup>[2]</sup>,将高维数据降为低维数据进行处理,并且处理后的低维数据均能够保持原有的拓扑关系,但该算法对噪声和样本外点比较敏感,正确识别率较低;2)概率神经网络(PNN)<sup>[3]</sup>,对植物叶片进行识别,可获得较好的识别结果,但由于提取特征维度较高,因此对分类器有较高要求;3)神经网络(NN)算法<sup>[4]</sup>,可将植物叶片图像数据映射为非线性关系,学习规则实现比较简单,便于计算机模拟,但是当数据不充分时,该算法无法工作;4)聚类神经网络(CNN)算法<sup>[5]</sup>,利用该算法解决叶片识别问题,但聚类数

**收稿日期:** 2017-06-09; **收到修改稿日期:** 2017-07-07

**基金项目:** 河南省科学技术成果(豫科鉴委字 2013 年第 201 号)

**作者简介:** 毕立恒(1973—),男,硕士,讲师,主要从事嵌入式系统、数字信号处理等方面的研究。

E-mail: 3065991303@qq.com

无法自适应调整,而且无法避免随机性权值矩阵的死点问题;5) 稀疏字典学习(SRDL)的植物分类方法<sup>[6]</sup>,可有效解决植物分类中的稳健性问题。

本文采用改进神经网络(INN)算法对植物叶片进行图像识别,首先通过径向基函数神经网络(RBFNN)建立模型;采用多环量子(MLP)算法确定各环量子个体选择概率,量子旋转门在一定范围内动态调整,不同环上节点信息共享概率非线性动态变化;进行植物叶片图像识别,包括形状特征、纹理特征;最后给出 MLP 算法对 RBFNN 参数的寻优过程。实验仿真显示,本文算法对植物叶片图像的几何特征、纹理特征、综合特征的平均识别率较高,并且训练、识别时间较少。

## 2 INN 算法

### 2.1 RBFNN

RBFNN 是一种前馈型神经网络,非线性逼近能力比较强<sup>[7]</sup>,极易发现输入、输出之间的关系。RBFNN 由输入层、隐含层和输出层构成,相对其他神经网络,它可以通过非线性函数将非线性问题映射到多维特征空间进行线性处理,较好地解决了维数灾难、局部极小等难题。设有  $n$  个输入、1 个输出、 $h$  个隐含节点,那么径向基函数(RBF)输入向量可表示为  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbf{R}^n$ ,把高斯函数作为隐含层的激活函数,则隐含节点  $i$  的输出为

$$\varphi_i(\mathbf{X}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{C}_i\|^2}{\sigma_i^2}\right), \quad (1)$$

式中  $i=1, 2, \dots, h$ ; 方差  $\sigma_i$  为第  $i$  个基函数的宽度; $\mathbf{C}_i$  为第  $i$  个隐含节点的中心。

RBFNN 的输出为

$$Y = \sum_{k=1}^h \omega_k \varphi_k(\mathbf{X}) + b_0, \quad (2)$$

式中权值  $\omega_k$  ( $k=1, 2, \dots, h$ ) 主要用于连接隐节点  $k$  和输出层。RBFNN 的逼近性能、准确分类性能、快速学习性能等均优于其他神经网络,在训练过程中,参数初始值设定对计算结果影响较大,由于目前基本根据经验确定,比较难获得合适的参数值,因此提高网络的预测精度需要确定参数  $\mathbf{C}_i$ 、 $\sigma_i$  和  $\omega_k$ 。

### 2.2 MLP 算法

#### 2.2.1 各环量子个体选择概率

MLP 算法各个量子分布在环形结构上<sup>[8]</sup>,环与环中心非等距分布,设第  $t$  环上的量子群体为  $\mathbf{X}(t) = (x_{t,1}, x_{t,2}, \dots, x_{t,N})$ ,  $N$  为群体规模,各个环上的量子数目可以相同,也可以不同,6 环量子结构如图 1 所示。

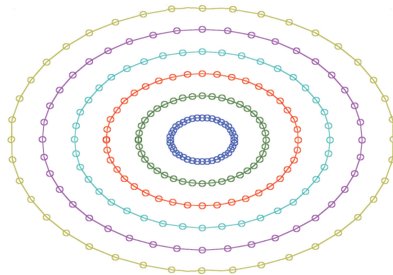


图 1 6 环量子结构

Fig. 1 Six ring quantum structure

在图 1 中,最内部的第一环量子数目较多,可以使量子核心环具有决策属性,依次向外的环逐渐非等距分开,这样可拓宽搜索区域。假设某个环上任意量子个体  $x_{t,k}$  的适应度为  $f(x_{t,k})$ ,被选择参与 RBFNN 训练的概率为

$$p(x_{t,k}) = \frac{f^{0.5}(x_{t,k})}{\sum_{j=1}^N f^{0.5}(x_{t,j})}. \quad (3)$$

同时,要求只有  $p(x_{t,k}) > 0.35$  时,该量子  $x_{t,k}$  才能够参与 RBFNN 训练。

### 2.2.2 量子旋转门更新

量子旋转门更新矩阵为

$$U(\Delta\theta) = \begin{bmatrix} \cos(t + \Delta\theta) & -\sin(t + \Delta\theta) \\ \sin(t + \Delta\theta) & \cos(t + \Delta\theta) \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中  $\Delta\theta$  为旋转角度增量。将  $\Delta\theta$  设置在  $(0.25\pi, 0.45\pi)$  范围动态调整<sup>[9]</sup>。

### 2.2.3 节点信息共享概率

不同环中量子可以有不同的  $\Delta\theta^{[10-11]}$ , 同环上量子分析包括同环共享次数  $t_1 \in [1, T_1]$ ,  $T_1$  为同环共享总次数; 整个环共享次数  $t_2 \in [1, T_2]$ ,  $T_2$  为整个环共享总次数。

整个环共享因子  $\epsilon_1$  只与  $T_2$  呈非线性关系:

$$\epsilon_1 = \left\{ 1 - \left[ 1 - \left( \frac{\phi_1}{\phi_2} \right)^{1/t_2} \right] \right\} \cdot \phi_2, \quad (5)$$

式中  $\phi_1$  和  $\phi_2$  为参数。

同一个环共享因子  $\epsilon_2$  仅随同环共享次数非线性动态变化,其表达式为

$$\epsilon_2 = \left\{ 1 - \left[ 1 - \left( \frac{\phi_1}{\phi_2} \right)^{1/t_1} \right] \right\} \cdot \phi_2. \quad (6)$$

## 3 植物叶片图像识别过程

### 3.1 植物叶片图像形状特征

根据研究对象特性选择偏心率、圆形性、圆形度、方向角、外接矩形共 5 个特征参数。

1) 偏心率为  $R_{\max}/R_{\min}$ , 其中  $R_{\max}$  为植物叶片图像质心到边界的最大距离,  $R_{\min}$  为植物叶片图像质心到边界的最小距离。

2) 圆形性为  $L^2/4\pi S$ , 其中  $L$ 、 $S$  为植物叶片图像周长、面积。圆形性与 1 差异越大, 其形状与圆形的差别就越大。

3) 圆形度指标为  $S/(D/N_{\text{num}})$ , 其中  $N_{\text{num}}$  为边界的像素点数,  $D$  为

$$D = \sum_{i=1}^{N_{\text{num}}} \sqrt{(x - X)^2 + (y - Y)^2}, \quad (7)$$

式中  $(X, Y)$  为质心坐标,  $x$  为目标图像的横坐标,  $y$  为目标图像的纵坐标。

4) 方向角  $\omega$  为惯量最小的矩的轴角度:

$$\omega = \frac{1}{2 \arctan [2u_{1,1}/(u_{2,0} - u_{0,2})]}, \quad (8)$$

式中  $u_{1,1}$ 、 $u_{2,0}$ 、 $u_{0,2}$  分别为  $(1, 1)$  阶、 $(2, 0)$  阶、 $(0, 2)$  阶中心矩。

5) 外接矩形:

$$\begin{cases} \alpha = x \cos \omega + y \sin \omega \\ \beta = -x \sin \omega + y \cos \omega \end{cases}, \quad (9)$$

外接矩形的长为  $L = \alpha_{\max} - \alpha_{\min}$ , 宽为  $W = \beta_{\max} - \beta_{\min}$ 。

### 3.2 植物叶片图像纹理特征

植物叶片图像纹理特征提取通过灰度共生矩阵实现, 主要包括角二阶矩、对比度、相关性<sup>[12]</sup>。

1) 角二阶矩:

$$S_1 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p(i, j)^2, \quad (10)$$

式中  $S_1$  是对图像灰度分布均匀性的度量。从图像整体来观察, 纹理较粗, 则  $S_1$  较大, 即粗纹理含有较多的能量; 反之, 细纹理含有较少的能量。

2) 对比度:

$$S_2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (i-j)^2 p(i,j), \quad (11)$$

式中  $S_2$  越大图像的视觉效果越清晰。

3) 相关性:

$$S_3 = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N ij p(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}, \quad (12)$$

式中  $S_3$  用来衡量植物叶片图像的像素在行方向或列方向的相似程度。

### 3.3 RBFNN 训练过程

将 MLP 算法用于 RBFNN 优化  $C_i$ 、 $\sigma_i$ 、 $w_k$ , 提高了 RBFNN 算法的收敛速度和泛化性能, 能够删除冗余结构, 提高 RBFNN 分类准确率<sup>[13-14]</sup>。

假设  $I_i$  为量子神经元的第  $i$  个输入, 输出为

$$\begin{cases} u = \sum_{i=1}^n f(\theta_i) f(I_i) - f(\lambda) \\ y = \frac{\pi}{2} g(\delta) - \arg(u) \\ O = f(y) \end{cases}, \quad (13)$$

式中  $\arg(u)$  为  $u$  的相位,  $\theta_i (i=1, 2, \dots, n)$  是对输入角度进行相移,  $\lambda$  为偏置值,  $\delta$  为角度控制因子,  $O$  为输出。输出通过参数  $\theta_i$ 、 $\lambda$ 、 $\delta$  调节。首先对输入的量子态相移, 然后将其结果加到角度偏置进行修正, 最后角度修正结果通过量子门得到该量子神经元的输出, 完成训练过程。

具体的优化步骤如下:

- 1) 对样本预处理, 将叶片样本数据值归一化到  $(0, 1)$  范围内。
- 2) 初始化网络结构, 将训练样本数据输入到 MLP 中, 随机初始化量子旋转门、旋转角度值。
- 3) 获得 RBF 的输入、输出响应值后, 依据适应度函数  $f_{\text{fitness}} = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^D (y_{ij} - x_{ij})^2$  进行适应度值计算, 其中  $N$  为训练样本数,  $D$  为输出神经元个数,  $y_{ij}$ 、 $x_{ij}$  分别为第  $i$  个样本的第  $j$  个分量的输出值和期望输出值。
- 4) 根据 (3)~(6) 式更新量子旋转门、旋转角度值。
- 5) 满足优化目标或达到最大训练次数, 算法终止; 否则返回 3)。

## 4 实验仿真

实验采用 Intel Core 2 Duo 2.2GHz 中央处理器, 2G 内存和 Windows 7 操作系统, 在 Matlab 7.0 环境中完成程序代码, MLP 算法采用 5 环, 每个环上最少分布 30 个量子、最多分布 50 个量子。

### 4.1 叶片样本数据构建

实验用的叶片图像主要有: 桂花叶片、木瓜叶片、银杏叶片、红枫叶片、冬青叶片、秃瓣杜英叶片、夹竹桃叶片、东京樱花叶片、龙牙花叶片和含笑叶片, 共 2950 幅图像, 对采集到的叶片图像进行分割、去叶柄、矫正等预处理, 将每幅图像归一化为白色背景的灰度图。归一化操作使用正方形框选择叶片图像轮廓, 使正方形的高与宽都为 128 pixel, 正方形水平方向的中心为叶片图像轮廓质心的水平坐标。将该叶片的正方形框图像截取出来, 再按 1:1 的缩放比例归一化为 128 pixel  $\times$  128 pixel, 每种植物叶片最少有 50 个样本数据。对于每类物种, 随机选取 30 幅图像作为训练数据, 剩余图像作为测试数据。

### 4.2 识别结果

RBFNN 隐含节点数设置为 50, 每种算法进行 20 次实验, 包括 LLE、PNN、NN、CNN、RBFNN、INN、SRDL 算法, LLE 算法与  $k$  近邻分类算法结合使用, 避免了 LLE 算法只能进行数据降维的缺点, 每次实验训练样本和测试样本在相应的样本集中随机选取。图 2 为 20 次实验不同算法的叶片几何特征、纹理特征、综合特征的平均识别率。

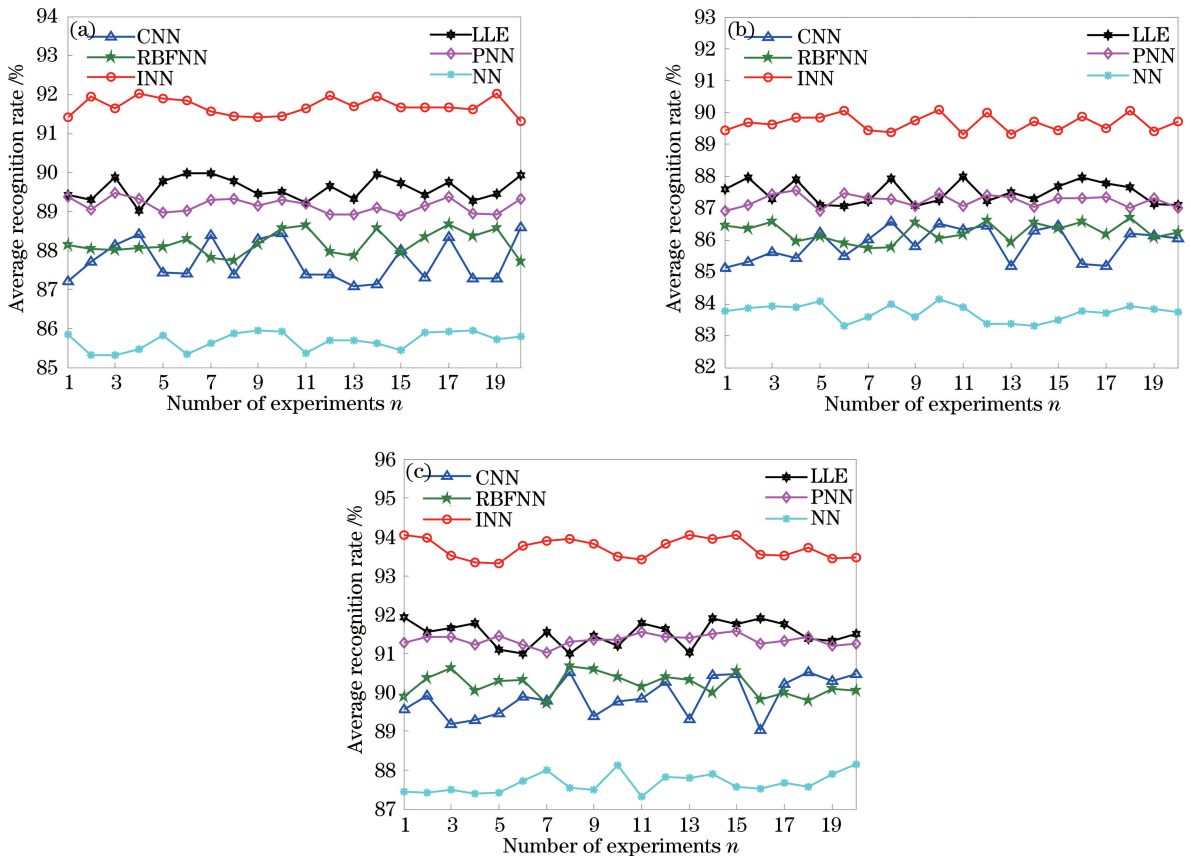


图 2 不同算法叶片图像的平均识别率。(a)几何特征;(b)纹理特征;(c)综合特征

Fig. 2 Average recognition rate of leaf images of different algorithms. (a) Geometric features; (b) texture features; (c) comprehensive features

由图 2 可知,在叶片图像识别算法中,INN 算法的平均识别率最高,几何特征平均识别率为 91%,纹理特征平均识别率 89%,综合特征平均识别率 93%,这是因为采用 MLP 算法优化 RBFNN 参数,弥补了传统算法难以获得最优 RBFNN 参数的不足,提高了叶片识别准确度。

INN 算法对各种植物叶片的识别率结果如图 3 所示。

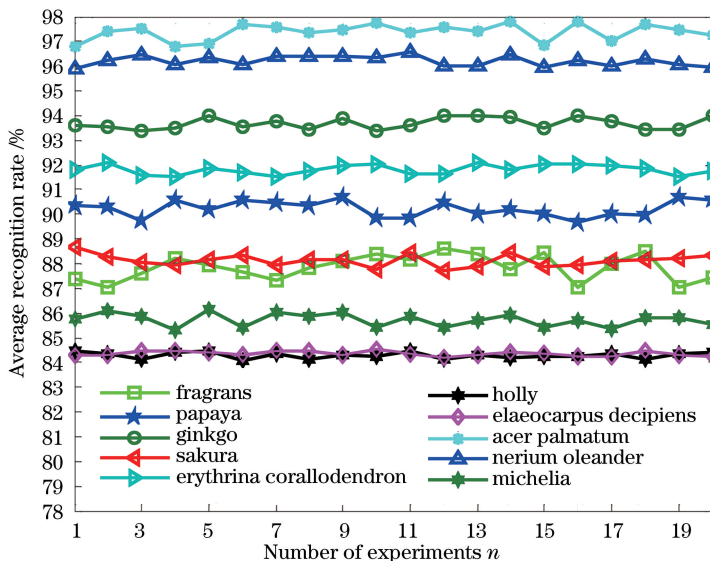


图 3 各种植物叶片识别率

Fig. 3 Recognition rate of different plant leaves



在图3中,由于冬青、秃瓣杜英两种植物的叶缘性状较近似,测试样本中叶片大小差别不大,因此识别结果比较低,其余叶片平均识别率正常,且数据波动较小。

比较各种算法的识别性能,包括每次训练时间、识别时间,其结果如图4所示。

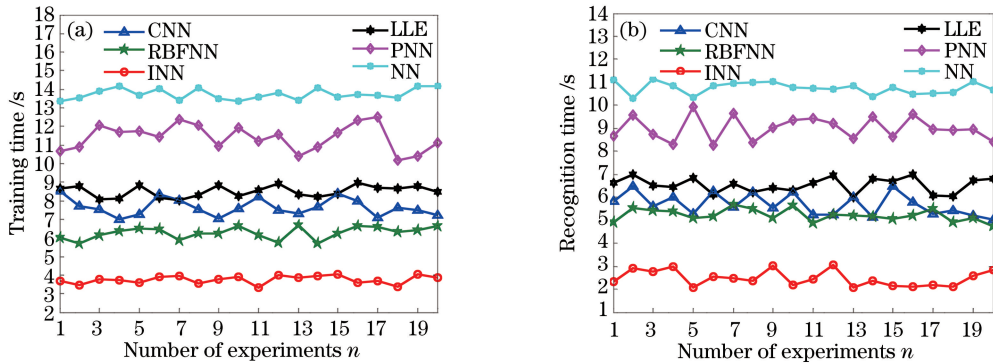


图4 各种算法的识别性能比较。(a)训练时间;(b)识别时间

Fig. 4 Comparison of recognition performance of different algorithms. (a) Training time; (b) recognition time

从图4(a)可以看出,LLE、PNN、NN、CNN、RBFNN、INN算法的平均训练时间分别为8.5,11.5,13.8,8.1,6.7,3.5 s;从图4(b)可以看出,LLE、PNN、NN、CNN、RBFNN、INN算法的平均识别时间分别为6.4,9.3,10.5,6.4,5.6,2.5 s,INN算法的平均训练时间以及平均识别时间都较少,节约了时间。

## 5 结 论

利用MLP算法对RBFNN参数寻优,使NN算法可以提高分类准确率,实验仿真显示本文算法对植物叶片图像的几何特征、纹理特征、综合特征平均识别率较高,训练、识别时间较少,为植物叶片图像识别提供了一种新的参考方法。

## 参 考 文 献

- [1] 李萍,张波,张善文. 基于叶片图像处理和稀疏表示的植物识别方法[J]. 江苏农业科学, 2016, 44(9): 364-367.
- [2] Fan Z, Xu Y, Zhang D. Local linear discriminant analysis framework using sample neighbors[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(7): 1119-1132.
- [3] He Z Z, Wei L, Shao M H, *et al.* Detection of micro solder balls using active thermography and probabilistic neural network[J]. Infrared Physics & Technology, 2017, 81: 236-241.
- [4] Kobayashi M. Uniqueness theorem for quaternionic neural networks[J]. Signal Processing, 2017, 136: 102-106.
- [5] Liu J H, Ma Y J, Zhang H G, *et al.* A modified fuzzy min-max neural network for data clustering and its application on pipeline internal inspection data[J]. Neurocomputing, 2017, 238: 56-66.
- [6] Zhang Shanwen, Kong Weiwei, Wang Zhen. Plant classification method based on dictionary learning with sparse representation[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2017, 29(2): 338-344.  
张善文,孔韦韦,王震. 基于稀疏表示字典学习的植物分类方法[J]. 浙江农业学报, 2017, 29(2): 338-344.
- [7] Qu Fuli. Prediction of the consumer price index based on chaos theory and improved neural network[J]. Journal of Inner Mongolia Normal University (Natural Science Edition), 2015, 44(4): 457-461.  
曲富丽. 混沌理论和改进神经网络的居民消费价格指数预测[J]. 内蒙古师范大学学报(自然科学汉文版), 2015, 44(4): 457-461.
- [8] Ding Jian, Liu Jiang, Liu Yunjie. Virtual network embedding for multi-topology virtual network request[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2015, 38(3): 88-93.  
丁健,刘江,刘韵洁. 一种面向多拓扑类型请求的虚拟网络映射算法[J]. 北京邮电大学学报, 2015, 38(3): 88-93.
- [9] Fan Fuyou, Yang Guowu, Le Qianqi, *et al.* Optimized coverage algorithm of wireless video sensor network based on quantum genetic algorithm[J]. Journal on Communications, 2015, 36(6): 2015152.  
樊富有,杨国武,乐千杞,等. 基于量子遗传算法的无线视频传感网络优化覆盖算法[J]. 通信学报, 2015, 36(6):

2015152.

- [10] Liu Liqun, Wang Lianguo, Han Junying, *et al.* Shuffled frog leaping algorithm based on global sharing factor [J]. *Computer Engineering*, 2013, 39(10): 162-166.  
刘立群, 王联国, 韩俊英, 等. 基于全局共享因子的混合蛙跳算法 [J]. *计算机工程*, 2013, 39(10): 162-166.
- [11] Chen Zhiming. Image texture detection based on multi-order ring structure quantum algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(11): 111101.  
陈志明. 基于多阶环形结构量子算法的图像纹理检测研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(11): 111101.
- [12] En De, Hu Shengqiang. Plant leaf recognition based on artificial neural network ensemble [J]. *Acta Agriculturae Zhejiangensis*, 2015, 27(12): 2225-2233.  
恩德, 忽胜强. 基于集成神经网络的植物叶片识别方法 [J]. *浙江农业学报*, 2015, 27(12): 2225-2233.
- [13] Xia Xuan, Xu Weiming. Improved particle swarm optimization on RBF neural networks [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(5): 37-40.  
夏轩, 许伟明. 改进的粒子群算法对 RBF 神经网络的优化 [J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(5): 37-40.
- [14] Zeng Ailin. Image biometric identification method based on improved neural network [J]. *Bulletin of Science and Technology*, 2015, 31 (2): 224-226.  
曾爱林. 基于改进神经网络的图像生物特征识别方法 [J]. *科技通报*, 2015, 31(2): 224-226.