

基于量子神经网络的马铃薯早疫病诊断模型^{*}

马晓丹¹ 谭 峰¹ 许少华²

(1. 黑龙江八一农垦大学信息技术学院, 大庆 163319; 2. 东北石油大学计算机与信息技术学院, 大庆 163318)

【摘要】 针对马铃薯早疫病智能诊断,将量子计算的态叠加方法和神经网络计算的自适应性结合,提出了将量子神经网络作为马铃薯早疫病诊断模型。该模型隐含层采用多个量子能级的激励函数叠加的量子神经元,有效地解决了病害诊断中模糊决策,在给定的学习算法的训练过程中自适应地确定样本特征数据中的不确定性。此算法能够较好地避免传统神经网络在训练过程中易出现局部极小值的弊端,提高了网络学习速度。仿真结果表明:量子神经网络在马铃薯早疫病诊断中,诊断正确率达到96.5%。

关键词: 马铃薯早疫病 智能诊断 量子计算 神经网络

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2011)06-0174-05

Diagnosis Method of Potato Early Blight Based on Quantum Neural Network

Ma Xiaodan¹ Tan Feng¹ Xu Shaohua²

(1. College of Information Technology, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing 163319, China

2. School of Computer and Information Technology, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

Abstract

In order to realize the intelligent diagnosis of potato early blight, with the combination of the linear superposition of quantum computing ideas and adaptive neural network computation, a quantum neural network model for diagnosis of potato early blight was built. The model used multiple quantum energy levels of the hidden layer activation function of the linear superposition of quantum neuron model. Fuzzy decision of disease diagnosis was effectively solved. Uncertainty characteristics of sample data was adaptively given in training process to determine. The algorithm overcame the disadvantages of local minimum and increased learning efficiency and training speed. The simulation results showed that the diagnosis accuracy reached to 96.5%.

Key words Potato early blight, Intelligent diagnosis, Quantum computation, Neural network

引言

量子神经网络是传统神经网络与量子计算结合而产生的一种新的计算方式,目前,主要从两个方面对其进行研究:一方面是在传统神经网络的拓扑结构或学习训练过程中引入量子论;另一方面则是直接借用量子理论中的某些原理或概念,来指导设计神经网络拓扑结构或训练算法形成新的量子神经网络模型。现阶段,量子神经网络技术主要应用在人脸识别、语音识别、电器故障诊断以及车牌字符识别

等方面^[1~3],而量子神经网络在农业病害诊断方面则未见相关报道。对于农作物病害的诊断工作,目前已有一定的研究成果^[4~12],但主要集中在果树、葡萄、玉米及黄瓜病害方面的研究,对于马铃薯早疫病的自动诊断技术研究较少,将量子神经网络技术应用于其病害诊断的研究未见报道。针对这一现状,本文首先优化量子神经网络,提出多层激励函数量子神经网络,用以克服传统量子神经网络在训练过程中易出现局部极小、收敛速度慢、易引起振荡效应及识别率低等弊端,然后设计用于马铃薯早疫病识别的分类器。

收稿日期: 2010-08-31 修回日期: 2010-10-19
^{*} 国家自然科学基金资助项目(60473051)和黑龙江省农垦总局科技攻关资助项目(HNKXIV-09-04b、HNK10A-07-02)
作者简介: 马晓丹,讲师,主要从事计算机视觉技术、农业信息化技术研究,E-mail: mxd1025@tom.com

1 量子神经网络模型

本文利用量子理论中的量子态叠加方法,提出用于量子神经网络中的量子神经元,激励函数表示为多个函数的线性叠加。其中,神经元细胞连接突触之间的结合强度利用加权进行模拟;神经元细胞多个突触受到加权操作后时空的整合利用聚合进行模拟;神经元细胞由于输入刺激的变化与当前活性阈值的作用效果利用活化进行模拟;神经元细胞的兴奋、疲劳、不应期及阈值等非线性特性利用线性叠加的激励函数进行激励模拟,模型如图 1 所示。图中 $|\phi_i\rangle$ 为对输入 x_i 的加权, $i=1,2,\cdots,n$; $|\tau\rangle$ 为活性阈值, Σ 为聚合算子, P 为活化操作, f 为线性叠加的激励函数作用关系。

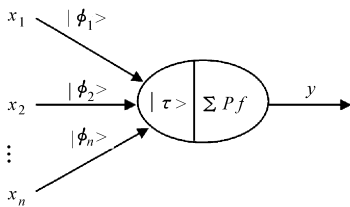


图 1 量子神经元模型
Fig. 1 Quantum neuron model

设 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \cdots, x_n)^T$ 为神经元输入向量; y 为输出实数; $|\phi\rangle = (|\phi_1\rangle, |\phi_2\rangle, \cdots, |\phi_n\rangle)^T$ 为加权系数,则量子神经元的输入输出关系可描述为

$$y = f(P(\mathbf{x}^T|\phi\rangle, |\tau\rangle)) = \frac{1}{s} \sum_{r=0}^s f\left(\alpha\left(\sum_{i=1}^n x_i |\phi\rangle + |\tau\rangle\right) - \varphi^r\right) \quad (1)$$

其中 $\varphi^r = \frac{1}{s} + 2\frac{r-1}{s} - 1 \quad (r=1,2,\cdots,s)$

式中 s ——量子间隔个数,即表示隐含层节点的离散级别数

α ——陡度因子

φ^r ——量子间隔

本文采用 3 层量子神经网络模型,分别为输入层、量子层和输出层,其中隐含层利用文中提出的量子神经元模型,各层节点数为 n_i, n_h, n_o ,其网络结构如图 2 所示。

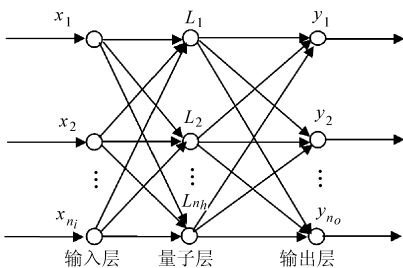


图 2 量子神经网络模型
Fig. 2 Quantum neural networks model

第 1 层为输入层。如果学习样本 $\mathbf{x}_m = (x_1, x_2, \cdots, x_{n_i})^T$,令 O_m^i 为输入层第 m 节点的输出

$$O_m^i = x_m \quad (m=1,2,\cdots,n_i) \quad (2)$$

第 2 层为量子层。该网络隐含层各节点的激励函数为 sigmoid 函数,每个隐含层节点的离散级别数为 s ,令 O_j^h 为隐含层第 j 节点的输出

$$O_j^h = \frac{1}{s} \sum_{r=1}^s f\left(\alpha\left(\sum_{m=1}^{n_i} |\phi_{mj}\rangle O_m^i + |\tau_j\rangle\right) - \varphi^r\right) \quad (j=1,2,\cdots,n_h) \quad (3)$$

式中 $|\phi_{mj}\rangle$ ——输入层到隐含层的连接加权

$|\tau_j\rangle$ ——隐含层各节点的活性阈值

第 3 层为输出层。该层各节点的激励函数也为 sigmoid 函数,令 O_k^o 为网络输出层第 k 节点的输出

$$O_k^o = f\left(\sum_{j=1}^{n_h} |v_{jk}\rangle O_j^h + |\theta_k\rangle\right) \quad (k=1,2,\cdots,n_o) \quad (4)$$

式中 $|v_{jk}\rangle$ ——隐含层到输出层的连接加权

$|\theta_k\rangle$ ——输出层各节点的阈值

至此,建立了一种多层激活函数线性叠加的量子神经网络,利用其具有内在模糊判决的特性和稳定快速收敛特性,作为马铃薯早疫病诊断的智能决策模型。

2 量子神经网络学习算法

2.1 参数调整算法

量子神经网络模型的训练调整的是加权系数、活性阈值^[13]。用梯度下降法学习^[14]调整量子神经网络的可调整参数。调整误差函数定义为

$$E = \frac{1}{2} \|\mathbf{D} - \mathbf{Y}\|^2 \quad (5)$$

式中 $\mathbf{Y}$ ——实际输出向量

$\mathbf{D}$ ——期望输出向量

若记 $|\Phi_{ij}\rangle$ 是待调参数,则学习规则为

$$\begin{cases} |\Phi_{ij}(t+1)\rangle = |\Phi_{ij}(t)\rangle + \eta \frac{\partial E}{\partial |\Phi_{ij}\rangle} + \beta \Delta |\Phi_{ij}(t)\rangle \\ \Delta |\Phi_{ij}(t)\rangle = |\Phi_{ij}(t)\rangle + |\Phi_{ij}(t-1)\rangle \end{cases} \quad (6)$$

式中 η ——学习速度 β ——惯性系数

利用式(6)同理可得到量子神经网络模型的其他参数更新规则。

2.2 量子间隔学习算法

本文的量子神经网络模型的隐含层各节点的量子间隔也通过该学习方法更新。利用各层加权系数、活性阈值的更新算法,实现多层激励函数的隐含层各节点量子间隔的更新过程。

设 $C_1, C_2, \cdots, C_m$ 是 $\mathbf{R}$ 分为 m 个类对应的数据

集,称为类 C_m ,隐含层第 j 个节点的输出值的误差为

$$E_j = \sum_{x_k \in C_m} (<O_{j,k}> - O_{j,k}^h)^2/2 \tag{7}$$

其中 $<O_{j,k}> = \frac{1}{|C_m|} \sum_{x_k \in C_m} O_{j,k}^h$
式中 $<O_{j,k}>$ ——输入 x_k 时第 j 个隐含层节点的输出
 $|C_m|$ ——类 C_m 的基数

则可以得到第 j 个隐含层节点的第 r 个量子间隔 φ_j^r 的更新式的表达式

$$\varphi_j^r = \varphi_j^r + \lambda \frac{\partial E_j}{\partial \varphi_j^r} \quad (r=1,2,\cdots,n;j=1,2,\cdots,n_h) \tag{8}$$

式中 λ ——学习率
将式(7)代入式(8),计算并整理得隐含层第 j 节点的第 r 个量子间隔 φ_j^r

$$\varphi_j^r = \varphi_j^r + \lambda \frac{\alpha}{s} \sum_{r=1}^s \sum_{x_k \in C_m} (<O_{jk}> - O_{jk})(<v_{jr}> - v_{jr}) \tag{9}$$

式中 $<v_{jr}>$ ——隐含层第 r 个连接权

以上推导给出了量子神经网络的隐含层的量子神经元使用 sigmoid 函数更新多个量子能级的激励函数的隐含层中各个量子间隔的学习方法。

3 马铃薯早疫病诊断模型应用

3.1 特征提取

基于量子神经网络的植物病害诊断模型,旨在利用病斑图像本身存在的特征进行提取,并进行高效的智能决策。马铃薯早疫病病害特性主要发生在叶片上,病叶中病斑颜色为黑褐色,病斑形状为圆形或近圆形,纹理具同心轮纹。依据专家知识和统计分析可以确定,马铃薯早疫病是完全可以综合叶片病斑图像的形状、颜色及纹理等特征进行诊断。本文选择黑龙江省寒区马铃薯早疫病病害不同时期的感染病害叶片,依据文献[15]分割方法获得相应病斑区域图像,如图3所示。

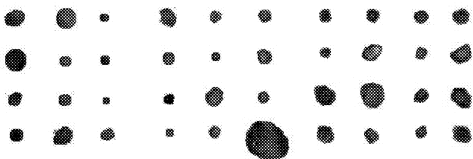


图3 提取的病斑图像

Fig.3 Diseased spots after extracted

3.1.1 病斑几何特征计算

依据文献[16],对病斑区域的圆度、复杂度、伸长度、球状度4个几何特征进行量化计算,如表1

所示。

表1 训练样本几何特征值

Tab.1 Geometric characteristic values of training samples

序号	圆度	复杂度	伸长度	球状度
1	0.976	12.881	0.781	0.949
2	0.971	11.742	0.975	0.871
3	0.957	13.126	0.810	0.806
4	0.902	12.376	0.943	0.951
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20	0.993	12.199	0.873	0.735

3.1.2 病斑颜色特征计算

在自然光条件下利用肉眼观察病害的颜色特征。依据色度学理论,HSI模型与人眼感觉颜色的原理极其相似,符合人们的视觉规律^[17]。所以HSI模型在马铃薯早疫病诊断中有很大的优势,可以缩小光照强度的变化给颜色判别带来的影响,因此,本文颜色特征提取和表示在HSI颜色空间中进行。训练样本颜色值如表2所示, H 、 S 、 I 分别表示色度、饱和度和亮度。

表2 训练样本颜色特征值

Tab.2 Color characteristic values of training samples

序号	H	S	I
1	99.78	51.75	68.57
2	98.69	50.73	66.74
3	94.40	54.69	70.00
4	85.87	49.23	66.12
⋮	⋮	⋮	⋮
20	87.46	49.11	68.21

3.1.3 病斑纹理特征计算

病斑的纹理特征直接反映病斑区域中像素灰度级空间分布属性。病斑纹理属于自然纹理,没有明确的形状,而是基于颜色的分布,这种分布在空间位置上的重复出现形成纹理,这种重复规律在局部范围内难以体现,只有从整体上才能显露,即病斑纹理存在着局部不规则和整体规律性特点。不同病种其纹理特征是不同的,所以选择病斑的一组纹理特征作为病种识别的重要因素之一。依据文献[18],将病斑平均灰度 M 、光滑度 R 、三阶矩 μ_3 、一致性 P 、熵 E_n 、分形维数 Q 作为计算纹理特征的依据,纹理特征值如表3所示。

3.2 网络结构参数确定及学习训练

在马铃薯早疫病诊断研究中,早疫病斑区域图像特征空间的维数,即特征维数决定了输入层的节

点数,由于病害诊断共提取了 13 个有效特征,所以网络输入层节点数为 13;输出层的节点数依据模式空间的维数决定,因为病害诊断输出结果有两种状态,因此,对于二类问题网络输出节点数为 1;根据 Kolmogorov 定理和实际经验,确定隐含层神经元节点数为 16 个;所以量子神经网络的马铃薯早疫病诊断模型的拓扑结构为 13-16-1 型。在网络实际训练中,定义训练目标迭代精度为 0.001,权值更新学习率为 0.9,惯性系数为 0.6,量子间隔更新学习率为 0.6,随机选取初始权值、阈值,陡度因子为 1,量子间隔初始值由式(1)确定,各层的激励函数采用 sigmoid 函数,隐含层节点具有 3 个离散级。

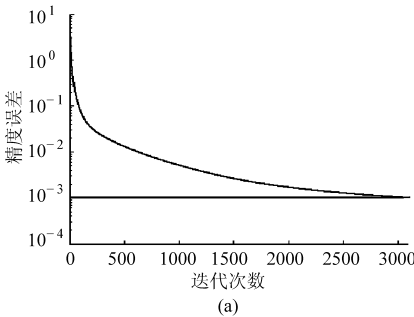


表 3 训练样本纹理特征值

Tab.3 Texture characteristic values of training samples

序号	M	R	μ_3	P	E_n	Q
1	42.975 0	0.030 6	0.964 7	0.308 3	3.774 8	3.038 3
2	41.199 0	0.024 2	0.897 4	0.354 0	3.349 8	2.906 0
3	40.657 0	0.026 7	0.808 9	0.377 8	3.251 7	3.038 5
4	50.907 0	0.021 5	0.707 4	0.283 7	4.040 3	3.169 2
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
20	41.600 0	0.040 8	0.810 4	0.369 4	4.201 0	3.187 7

采用图 1 中 40 幅病斑图像作为训练样本,利用传统 BP 神经网络和文中提出的量子神经网络训练马铃薯早疫病诊断模型,对比结果如图 4 所示。

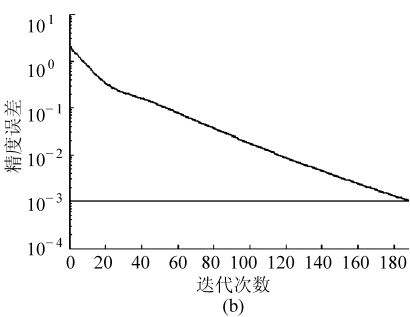


图 4 网络收敛速度对比图

Fig.4 Comparison of network convergence

(a) BP 神经网络 (b) 量子神经网络

从学习训练效果上看,BP 神经网络迭代次数为 3 102 次,精度误差为 0.000 999 905;量子神经网络迭代次数为 190 次,精度误差为0.000 980 292;在网络学习过程中,两种网络收敛都很稳定,并且符合误差限制要求,具体学习结果如表 4 所示。

表 4 不同网络训练结果对比

Tab.4 Comparison of network training results

网络模型	权值学习效率	惯性系数	量子更新学习率	平均收敛时间/s
BP 神经网络	0.9	0.6		137
量子神经网络	0.9	0.6	0.6	21

在目标精度和网络结构参数均相同的前提下,量子神经网络在平均迭代次数和收敛时间都明显优于 BP 网络,收敛曲线的下降陡度变化较小且平滑,没有出现传统网络训练后期的速度骤减状况,说明网络下降快速稳定,具有较好的鲁棒性。该网络利用提出的全新量子神经元,作为传统的 3 层网络拓扑结构中隐含层的神经元,避免了 BP 网络的隐含层神经元的一个激励函数只能表示两个状态缺陷,每个量子间隔对应不同的能级,即神经元表示多种状态,因此加快了训练速度,训练速度快且稳定、精

度高且鲁棒性好。

3.3 模型诊断应用

随机选取 200 幅马铃薯早疫病病害图像进行仿真试验,计算其病斑区域的几何特征、颜色特征和纹理特征。利用量子神经网络诊断模型对病害进行诊断。按照本文建立的网络模型的约定,即网络输出大于 0.5 时诊断其为马铃薯早疫病。在诊断结果中,仅有 7 幅病斑图像未能成功诊断,即诊断正确率 96.5% 以上,而传统 BP 神经网络模型的诊断正确率为 83.3%。从识别效果上看,该网络明显优于传统网络,但仍存在误差,主要原因为:网络输出值的病害分界点设置较大,学习误差精度较小;训练样本不全面,没有包含全部病害样本,存在奇异样本。该方法避免了在马铃薯早疫病诊断工作中,传统专家诊断系统的语言描述特征不确切和所给出权重不精确,不能准确有效反应病斑的实际特征,加之现场观察人员个体目测估计的差别和领会,导致误差累计很大,以致容易出错;而此方法现场采集图像保留了病害本身的特点,避免了人为误差,结合量子神经网络的诊断模型高效准确计算,使得输出值和实际发生值的误差较小。

4 结束语

利用量子神经网络与图像处理相结合实现了马铃薯早疫病的诊断模型。提出了一种量子神经网络模型,将 sigmoid 函数作为隐含层神经元的激励函数线性叠加,用来提高网络收敛速度,减少迭代次数,

并作为一种马铃薯早疫病的诊断新方法。将 200 幅病害图像作为预测样本,诊断正确率 96.5% 以上,同时,与传统 BP 神经网络的性能作了较详细比较,试验结果证明:量子神经网络诊断模型在收敛时间、迭代次数以及诊断正确率方面都优于传统 BP 神经网络,适合用作马铃薯早疫病诊断的智能分类系统。

参 考 文 献

- 1 李俊华,彭力. 基于量子神经网络的人脸表情识别研究[J]. 控制工程,2008,15(5):549~555.
Li Junhua, Peng Li. On facial expression recognition based on quantum neural networks[J]. Control Engineering of China, 2008,15(5):549~555. (in Chinese)
- 2 李云红,孟凡斌. 基于量子神经网络的容差模拟电路的软故障诊断[J]. 计算机测量与控制,2009,17(8):1463~1466.
Li Yunhong, Meng Fanbin. Soft fault diagnosis of analog circuits based on quantum neural network[J]. Computer Measurement & Control, 2009,17(8):1463~1466. (in Chinese)
- 3 肖婧. 基于新特征提取法和量子神经网络的手写数字识别[J]. 电子测量技术,2009,32(6):84~87.
Xiao Jing. Handwritten digital recognition method based on new feature extraction method and quantum neural network[J]. Electronic Measurement Technology, 2009,32(6):84~87. (in Chinese)
- 4 温皓杰,张领先,傅泽田,等. 基于 Web 的黄瓜病害诊断系统设计[J]. 农业机械学报,2010,41(12):178~182.
Wen Haojie, Zhang Lingxian, Fu Zetian, et al. Disease diagnosis system design for cucumber based on web[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010,41(12):178~182. (in Chinese)
- 5 齐龙. 基于图像处理的作物病害诊断及叶片形态参数测量技术的研究[D]. 长春:吉林大学,2006.
Qi Long. Research of crop disease diagnosis and leaf morphological measurement parameters based on image processing technology[D]. Changchun: Jilin University,2006. (in Chinese)
- 6 Gregory A Carter. Ratios of leaf reflectance in narrow wavebands as indicators of plant stress[J]. Remote Sensing,1994,15(3):697~703.
- 7 陈兵旗,郭学梅,李晓华. 基于图像处理的小麦病害诊断算法[J]. 农业机械学报,2009,40(12):190~195.
Chen Bingqi, Guo Xuemei, Li Xiaohua. Image diagnosis algorithm of diseased wheat[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2009,40(12):190~195. (in Chinese)
- 8 Xin J,Beck H W, Halsey L A, et al. Development of a distance diagnostic and identification system for plant, insect, and disease problems[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2001,17(4):561~565.
- 9 葛婧,邵陆寿,丁克坚,等. 玉米小斑病病害程度图像检测[J]. 农业机械学报,2008,39(1):114~117.
Ge Jing,Shao Lushou,Ding Kejian, et al. Image detecting for hazard levels of corn spots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008,39(1):114~117. (in Chinese)
- 10 陈佳娟. 采用计算机视觉进行棉花虫害程度的自动测定[J]. 农业工程学报,2001,17(2):157~160.
Chen Jiajuan. Automatic measurement of danger degree of cotton insect pests using computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2001,17(2):157~160. (in Chinese)
- 11 Luigi B, Marco F, Roberto O. Chlorophyll fluorescence sensing for early detection of crop diseases symptoms[C]//2002 ASAE Annual International Meeting/CIGR 15th World Congress,2002.
- 12 田有文. 基于支持向量机的葡萄病害图像识别方法[J]. 农业工程学报,2007,23(6):175~180.
Tian Youwen. Method for recognition of grape disease based on support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2007,23(6):175~180. (in Chinese)
- 13 李盼池. 一种量子神经网络模型学习算法及应用[J]. 控制理论与应用,2009,26(5):531~533.
Li Panchi. A learning algorithm and its applications to the quantum neural network model[J]. Control Theory & Applications, 2009,26(5):531~533. (in Chinese)
- 14 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)

杏叶可视化模型。

(3) 白杨木树叶

图 12a 是白杨木树叶的照片图,图 12b、图 12c 是前人建立的脉序可视化模型,图 12d 是本文建立的可视化模型。

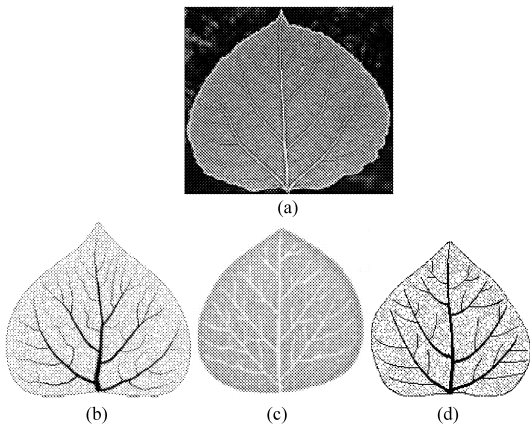


图 12 白杨木树叶及仿真效果

Fig. 12 Ginkgo and simulation results

(a) 白杨木树叶图片 (b) 文献[1]模拟结果
(c) 文献[2]模拟结果 (d) 本文结果

从前面的 3 个实例可以看出,本文的方法能够模拟各种不同树叶的叶脉,特别是对于网状脉序及掌状脉序,模拟效果较好。对于羽状脉序,由于本文使用的是二次多项式,因此生成的二级与三级叶脉比较圆滑(图 12d),所以比较适用于模拟二级叶脉较圆滑的叶脉树叶(图 10)。

4 结束语

本文的植物树叶脉序的建模方法是基于叶片的参数、脉序的特征、种子点的生长以及叶片的生长等提出的,针对不同类型的脉序可采用不同的模拟方法。羽状脉序的主脉使用基于叶片的参数进行模拟,其特点是直接利用变形前矩形的中心轴做主脉,简单易行;二、三级叶脉是根据脉序的形状特征,拟合出相应的变换函数,易于控制叶脉的形状,但该方法不太适用于随机弯曲的叶脉;对于基于种子生长的网状脉序的生成方法,可以随机地生成不同大小的网眼,并可方便控制网眼的大小范围;基于叶片生长的掌状脉序,计算简单,仿真效果好。

参 考 文 献

1 Runions A, Fuhrer M, Lane B, et al. Modeling and visualization of leaf venation patterns [C] // Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH, Los Angles, 2005:702 ~ 711.

2 谷文哲,金文标,张智丰. 基于 Voronoi 图的植物叶脉建模方法 [J]. 计算机应用,2009,29(6):309 ~ 312.
Gu Wenzhe, Jin Wenbiao, Zhang Zhifeng. Leaf venation generation method based on Voronoi diagram [J]. Journal of Computer Applications, 2009,29(6):309 ~ 312. (in Chinese)

3 谷文哲,金文标,张智丰. 一种改进的叶脉建模方法 [J]. 计算机工程与应用,2010,46(21):242 ~ 245.
Gu Wenzhe, Jin Wenbiao, Zhang Zhifeng. Improved method for modeling leaf venation patterns [J]. Computer Engineering and Applications, 2010,46(21):242 ~ 245. (in Chinese)

4 陆玲,杨学东,王蕾. 半透明植物花朵可视化造型研究 [J]. 农业机械学报,2010,41(3):173 ~ 176.
Lu Ling, Yang Xuedong, Wang Lei. Research on visualization model for translucent flower [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010,41(3):173 ~ 176. (in Chinese)

5 秦慧贞,赵武生. 植物物证鉴定 [M]. 南京:东南大学出版社,2007:4 ~ 10.

6 Bohn S, Andreotti B, Douady S. Constitutive property of the local organization of leaf venation networks [J]. Physical Review E, 2002, 65(6):061914 - 1 ~ 12.

(上接第 178 页)

15 马晓丹. 基于遗传神经网络的植物叶片病害特征提取的研究 [J]. 黑龙江八一农垦大学学报,2009,21(2):87 ~ 89.
Ma Xiaodan. Investigation on the diseased feature extraction of lamina based on genetic neural network [J]. Journal of Heilongjiang August First Land Reclamation University, 2009,21(2):87 ~ 89. (in Chinese)

16 程鹏飞. 植物病害的图像处理及特征值提取方法的研究 [D]. 太谷:山西农业大学,2008.
Cheng Pengfei. Recognition and extract of characteristic values for plants disease [D]. Taigu: Shanxi Agriculture University, 2008. (in Chinese)

17 Masaharu Okado. Measurement of the color of leaves by color image processing (part 3) [J]. Japanese Society of Agricultural Engineering, 1997,59(6):134 ~ 139.

18 耿英. 基于图像识别的作物病害诊断研究 [D]. 合肥:中国科学技术大学,2009.
Geng Ying. Study on diagnosis of crops disease based on image recognition [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2009. (in Chinese)