

基于遗传模糊神经网络的植物病斑区域图像分割模型*

关海鸥¹ 许少华² 谭峰¹

(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】 针对植物病斑区域图像边界的模糊性和不确定性因素,利用模糊逻辑的推理规则和神经网络的自适应性,提出全规则的自适应模糊神经网络模型作为植物病叶图像像素归属的决策系统,并利用遗传算法对系统的可调整参数初始值进行全局优化,提高了网络训练速度,避免了传统BP算法的局部最小值。通过对马铃薯早疫病病斑图像分割的实验表明,该模型速度快且稳定,精度高且鲁棒性好,简单易于实现。

关键词: 植物病害 遗传算法 模糊神经网络 病斑图像

中图分类号: TP391.41; S432 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2010)11-0163-05

Image Segmentation Model of Plant Lesion Based on Genetic Algorithm and Fuzzy Neural Network

Guan Haiou¹ Xu Shaohua² Tan Feng¹

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

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

Abstract

Aiming at the ambiguity and uncertainty of lesion field image border, using inference rule of fuzzy logic and self-adaptive of neural network, the self-adaptive and fuzzy neural network model was proposed to be the decision system for extracting the diseased spots, and the initial values of adjusting parameters were optimized by using genetic algorithm which enhanced the speed of network training, overcame the local minimum of traditional gradient descent method. The experimental result showed that model had many advantages including accuracy, convergence, stability, robustness, and was easy to implement when implied in extracting the diseased spots of potato early blight.

Key words Plant disease, Genetic algorithm, Fuzzy neural network, Plant lesion image

引言

农作物病害是制约农业可持续发展的重要因素之一。随着计算机技术的发展,数字图像处理技术^[1]作为一门新兴学科应运而生,自20世纪80年代中期,国内外学者已经将图像处理和模式识别技术^[2]应用到植物病害的诊断和预测中。传统方法利用数字图像的阈值分割^[3]对植物病斑区域边界的模糊性和不确定性考虑较少,导致对病斑区域分

割不理想,破坏了植物病害诊断的关键特征,即病斑区域的形状、颜色和纹理特征^[4-6],影响植物病害的诊断结果。本文将模糊理论与神经网络结合,用于植物图像的病斑识别分割。利用遗传算法对模糊神经网络^[7]参数进行优化,在计算机上实施自动模糊识别技术,在给定的植物病害叶片图像目标下,利用所能获得的病害特征,使分割系统满足稳定、精确、鲁棒性等要求,从而快速简单、准确地提取病斑图像。

收稿日期:2010-01-05 修回日期:2010-02-12

* 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)

作者简介:关海鸥,讲师,主要从事计算机视觉技术、模糊逻辑和神经网络研究,E-mail:gho123@163.com

通讯作者:许少华,教授,博士生导师,主要从事模式识别、神经网络和智能计算研究,E-mail:xush62@163.com

1 病斑区域分割的模糊神经网络模型

1.1 自适应模糊神经网络模型

在输出层以线性清晰化方式,建立5层的全规则模糊神经网络推理系统。网络结构如图1所示,前3层为模糊规则前件,后2层为模糊规则后件。

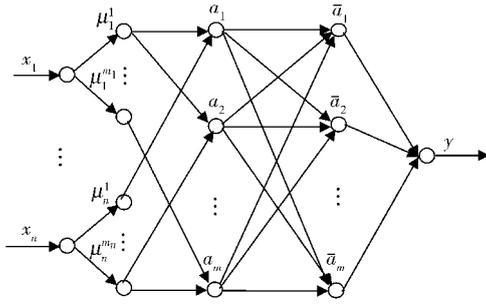


图1 模糊神经网络模型

Fig.1 Model of fuzzy neural network

在网络结构中,第2层和第5层存在参数可调整的节点,其他层没有参数可调整的节点。为更好地说明网络结构,设有两个输入 x_1 和 x_n , x_1 隶属为类别 m , x_n 隶属为类别 n , 一个输出 y 对于该模型模糊规则 if-then 的普通规则如下:

规则 1: if x_1 is A_1 and \dots x_n is B_1 then $y_1 = p_1^1 x_1 + \dots + p_1^n x_n + r_1$

⋮

规则 n : if x_1 is A_m and \dots x_n is B_n then $y_{mn} = p_{mn}^1 x_1 + \dots + p_{mn}^n x_n + r_{mn}$

利用 O_i^n ($i=1,2,3,4,5$) 来表示第 n 层的第 i 个节点输出,以下就每一层的功能作详细介绍。

第1层,输入层,将输入量传送到模糊神经网络中,即

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

第2层,输入量模糊化层,计算输入变量隶属于每一个模糊集的隶属度。在这一层的节点 i 是一个由节点的隶属函数组成的自适应节点,节点隶属函数的参数即为模糊规则可调整的前件参数,即

$$O_i^2 = \mu_{A_i}(x) \quad (i=1,2,\dots,m) \quad (2)$$

$$O_i^2 = \mu_{B_{i-m}}(y) \quad (i=m+1,m+2,\dots,m+n) \quad (3)$$

O_i^n 是模糊集 $A = (A_1, A_2, \dots, m, B_1, B_2, \dots, n)$ 的隶属度,它确定了给定输入 x_1 或 x_n 满足模糊集 A 的程度,常用的隶属函数有高斯函数、三角形函数和梯形函数等多种形式。

第3层,计算模糊规则适用度,每一条模糊规则的适用度利用当前节点输入量的乘积表示,即

$$O_i^3 = w_{A_i}(x_1) \mu_{B_j}(x_n) \quad (i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n) \quad (4)$$

第4层,计算每一条模糊规则输出,其中 \bar{w}_i 是归一化适用度。利用统计分析方法计算第 i 条规则的适用度和所有模糊规则的适用度之和的比值,就是模糊规则适用度归一化的结果,即

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i^1 x_1 + \dots + p_i^n x_n + r_i) \quad (i=1,2,\dots,mn) \quad (5)$$

其中 $\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2 + \dots + w_{mn}}$

式中 \bar{w}_i ——经过标准化的适用度
 $\{p_i, r_i\}$ ——模糊神经网络模糊规则后件的可调整参数集合,即为模糊规则后件参数

第5层,模糊神经网络输出计算,对第4层输出的每一条模糊规则结果进行求和得到整个网络的总输出,即

$$O_i^5 = \sum_{i=1}^{mn} O_i^4 = \sum_{i=1}^{mn} \bar{w}_i f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i} \quad (6)$$

至此,建立了线性清晰化的参数可调整的全规则自适应五层模糊神经网络模型。

1.2 模糊神经网络学习算法

模糊神经网络和神经网络的学习方法类似,区别在于两者调整的参数不同。模糊神经网络不调整网络的连接权和阈值,而调整网络的隶属函数^[8]和模糊规则的参数。在本文提出的模糊神经网络中,调整的是前件子网络的隶属函数参数和后件子网络线性清晰化函数的系数。模糊神经网络的训练实际是一个学习的过程,就是将样本集合输入到网络中,按照一定的规则重复地去调整网络中可调整的参数,使得网络输出误差变小。网络参数调整的训练学习方法^[9]采用有导师学习方式,即梯度下降的误差反向传播法(BP算法)。

依据文献[10],如果学习样本含有 p 组数据,那么定义第 p 组学习样本的误差计算公式为

$$E_p = \sum_{m=1}^{o(L)} (T_{m,o} - O_{m,p}^L)^2 \quad (7)$$

式中 $o(L)$ ——整个模糊神经网络的输出层节点总数

$T_{m,o}$ ——第 p 组学习样本中第 m 个组样本的实际真实输出量

$O_{m,p}^L$ ——整个模糊神经网络输出层中第 m 个节点的模糊规则计算输出

因此依据算法网络可以调整的参数 β 调整值为

$$\Delta\beta = \eta \frac{\partial E}{\partial \beta} \quad (8)$$

式中 η ——学习率 E ——样本误差

学习算法对每一个单独的输入样本对网络并不

立即产生作用,而是在全部输入样本到齐时将全部误差求和累加,再集中修改权值,从而提高收敛速度。在调整权值时加入动量项为

$$\Delta\beta_i = \eta \frac{\partial E}{\partial \beta} + \alpha\Delta\beta_{i-1}$$

式中 α ——动量系数

加入的动量项相当于阻尼项,用于减小学习过程的振荡趋势,改善收敛性。

2 病斑区域识别的模糊神经网络改进

2.1 遗传算法和模糊神经网络的融合技术

采用梯度下降的误差反向传播法,易造成局部极小,且收敛速度慢^[11]。遗传算法^[12]全局搜索能力可以解决这个问题,因此可以将其用于确定本文提出的模糊神经网络可调整参数的学习训练过程。网络参数调整的过程可以看作一个极小化过程,目标函数为网络的能量函数 E ,优化变量为前件子网络、后件子网络输出隶属函数的可调整参数。遗传模糊神经网络参数调整程序结构如图 2 所示。

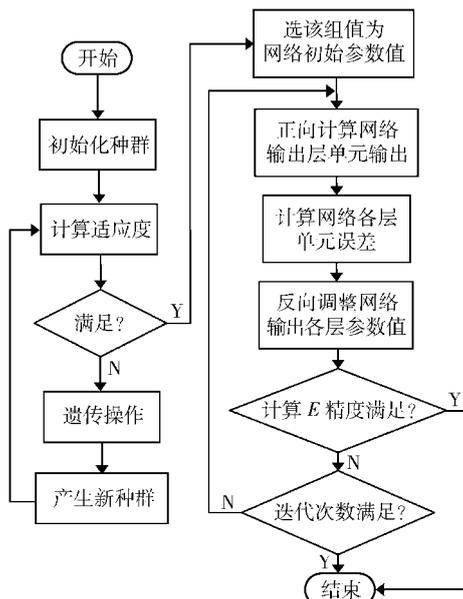


图 2 遗传模糊神经网络学习流程

Fig. 2 Learning process of genetic and fuzzy neural network

利用遗传算法全局搜索能力确定模糊神经网络可调整参数的全局接近最优初始值,然后利用梯度下降误差反向传播的方法在局部小范围内细化搜索,从而得到模糊神经网络可调整参数的最优解。

2.2 遗传算法优化模糊神经网络参数的方法

本文优化模糊神经网络的遗传算法,针对传统染色体二进制编码会造成编码串过长,且需要再解码为实数的不足,提出基于实数编码的遗传算法解决方案,并给出了优化算法的数学模型。

2.2.1 染色体的实数编码

在模糊神经网络的参数优化算法中遗传算法不能直接处理问题空间的参数,必须把它们转换成遗传空间的由基因按一不定期结构组成的染色体或个体。由于遗传算法的鲁棒性,大多数问题都可以采用一维排列的染色体表现。针对模糊神经网络模型的可调参数进行了设计,其中输入量的集合 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 对 x 模糊空间划分后集合 $x_1 = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$, \dots , $x_n = \{B_1, B_2, \dots, B_n\}$, 则其中对应的参数集合 $A_i = \{a_i, b_i, c_i, \dots\}$, $B_i = \{a_i, b_i, c_i, \dots\}$, 模糊规则集合 $F = \{F_1, F_2, \dots, F_L\}$, 其中 $F_i = \{a_i, b_i, c_i, \dots\}$ 。为提高交叉的全局搜索和变异的局部搜索的效率,对染色体实数编码,使之适用于 GA 操作。算法中令每条染色体代表模糊神经网络的可调整的参数集合,其结构表示如下

$$\{A_1, A_2, \dots, A_m\} \quad \dots \quad \{B_1, B_2, \dots, B_n\} \\ \{F_1, F_2, \dots, F_L\}$$

该实数编码的两条染色体对基因作交叉操作,不会影响到每一个规则参数和隶属函数参数,不会产生每代演化后染色体结构不合理等问题。

2.2.2 适应度函数设计

适应度函数的设计思想是采用目标化和适应度函数相结合的个体适应度评价函数。根据模糊神经网络的输入量和输出量,计算每个网络全局误差的倒数作为适应度,计算每一个个体评价函数,并将其排序。最佳个体染色体选择的依据为

$$P = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^n f_i} \quad (9)$$

$$\text{其中 } f_i = \frac{1}{E(i)} = \sum_p \sum_L (V_L - T_L)^2 \quad (10)$$

式中 f_i ——第 i 个染色体的适应度

L ——输出层节点数 P ——学习样本个数

V_L ——网络实际输出 T_L ——网络期望输出

3 病斑区域识别的模糊神经网络应用

3.1 确定网络输入、输出节点数

模糊神经网络的输入、输出层维数可以根据实际问题的需要进行设计,模式空间的维数决定了输出层的节点数,依据具体实际问题的不同存在着不同的选择。本文根据输入样本空间的颜色特征,识别分割病斑区域和健康叶片区域,因此输入量的特征空间为 RGB 即可,输出层为二维模式,这样输入层选择 3 个节点,输出层选择 1 个节点。

3.2 确定网络隶属函数参数

根据本文设计的模糊神经网络的结构,模糊神

经网络输入空间的划分由实际问题的空间复杂程度和实际问题的需要来决定。植物病斑区域的识别分割关键是边缘的模糊性和不确定性,因此,将输入分量划分为4个子空间。确定输入量的空间划分以后,对每个模糊划分选择恰当类型的模糊隶属函数。为更好地实现模糊规则推理,选择钟型隶属函数,即

$$f(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{a} \right|^{2b}} \quad (11)$$

式中 c ——聚类中心 a ——聚类宽度
 b ——一般取正数

3.3 模糊神经网络学习训练

在植物病害叶片中切出8片 10×10 的正方形图像,如图3所示。其中,病害区域(1~4)和健康

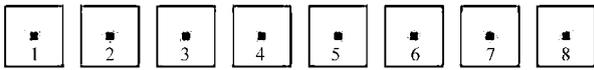
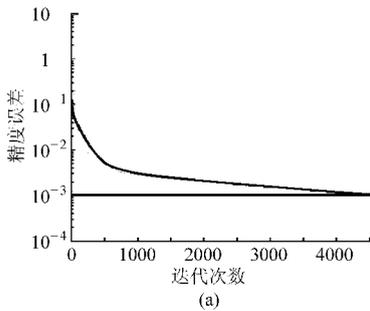
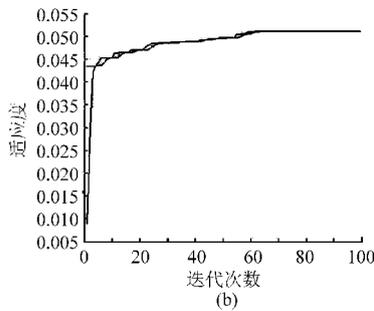


图3 学习样本图像

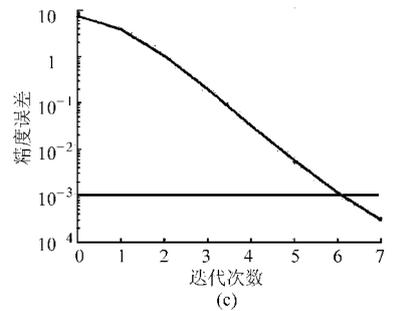
Fig. 3 Images of samples



(a)



(b)



(c)

图4 网络学习情况

Fig. 4 Network training

(a) BP学习曲线 (b) 适应度曲线 (c) GA-BP学习曲线

从训练效果上看,带动量的批处理梯度下降算法迭代次数为4 611,精度误差为0.000 999 827;遗传算法在全局搜索的过程中,在67代左右时,群体和最佳个体适应度基本相同,并且很稳定;在全局接近最优解作为网络可调整参数初始值的前提下,网络迭代次数为7,精度误差为0.000 299 126,网络收敛稳定,并且符合误差限制要求。

3.4 结果分析

在网络两种学习算法中,在迭代次数和收敛精度方面呈渐优的趋势。其中,遗传算法和模糊神经网络的梯度下降的误差反向传播融合技术的学习算法,充分结合了遗传算法的全局搜索最优性和梯度下降的误差反向传播局部搜索最优性,是一种较优秀的算法。

3.5 病斑识别分割应用效果

利用模糊神经网络的学习训练算法得到的网络模型,对马铃薯早疫病的叶片图像进行病斑区域的

部分(5~8)各4片图像,获取图像的像素作为实验的学习训练样本。

在模糊神经网络结构和参数都已确定的情况下,针对建立的网络模型以提出的改进动量法和批处理梯度下降学习算法对网络进行学习训练,在网络所有参数都相同的情况下,采用遗传算法和模糊神经网络相结合的学习算法对网络进行训练。首先,确定遗传算法的训练样本,在8片学习训练样本中各取出5个像素,共计40个像素作为算法学习样本。其次,确定染色体内容和长度,由于遗传算法全局搜索的是研究中网络的可调整参数,即高斯隶属函数的参数和线性清晰化函数的参数,本文中3个输入量划分为4个子空间,所以隶属函数的参数为36个,那么模糊规则64条相应的线性函数的参数为192个,即染色体长度为228,另外,给定种群规模100,遗传代数100,将结果作为模糊神经网络的可调整参数初始值。两种学习训练的误差收敛曲线如图4所示。

识别分割,以对网络模型进行检验。依据农业植物保护专家知识,植物病害在诊断过程中特别小的独立类病斑区域难判断,也不是诊断的关键,所以病斑区域应该是相对较大的区域,因此本研究中采用 7×7 的模版对病斑识别分割的模版图像进行去噪声滤波处理。网络输出具体划分为,如果输出层计算值大于0.5,则相对应的图像像素为病斑;否则,相对应的图像像素为背景,即将其颜色赋予无色。马铃薯早疫病的叶片图像病斑区域的识别分割如图5所示。

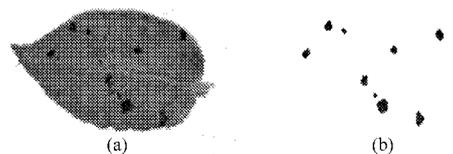


图5 病斑区域的识别图像

Fig. 5 Image of diseased spots after recognized

(a) 病斑原始图像 (b) 病斑分割图像

从马铃薯早疫病病叶的病斑区域识别分割效果来看,提取出来的 4 处病斑区域,完全是该叶片的病害有效信息区域。在病斑区域识别分割过程中,采用了对比模板图像,所以病斑图像颜色特征和纹理特征没有变化,该模型对植物病斑区域图像分割是有效的决策模型。

4 结束语

病斑区域图像分割是采用计算机视觉技术对病

斑图像的识别,即目标图像的分离。本文提出在输出层采用线性清晰化方式,建立五层的模糊神经网络图像分割系统。针对网络结构的参数辨识,给出采用梯度下降的误差反向传播法进行学习训练,在此基础上有机结合了遗传算法的全局搜索最优性和梯度下降的误差反向传播局部搜索最优性的综合学习方法,是一种较优秀的算法。利用本文的遗传模糊神经网络模型对马铃薯的早疫病病斑进行了识别分割,从效果上看能很好地满足病害诊断的需要。

参 考 文 献

- 管泽鑫,姚青,杨保军,等. 数字图像处理技术在农作物病虫害识别中的应用[J]. 中国农业科学,2009,42(7):2 349~2 358.
Guan Zexin, Yao Qing, Yang Baojun, et al. Application of digital Image processing technology in recognizing the diseases, pests, and weeds from crops [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2009, 42(7):2 349~2 358. (in Chinese)
- 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)
- 潘建江,杨勋年,汪国昭. 基于模糊连接度的图像分割及算法[J]. 软件学报,2005,16(1):67~77.
Pan Jianjiang, Yang Xunnian, Wang Guozhao. An image segmentation and its algorithm based on fuzzy connectedness[J]. Journal of Software,2005,16(1):67~77. (in Chinese)
- 田有文,李天来,李成华,等. 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, Li Tianlai, Li Chenghua, et al. Method for recognition of grape disease based on support vector machine[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 23(6): 175~180. (in Chinese)
- 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)
- 刘树文,王庆伟,何东健,等. 基于模糊神经网络的葡萄病害诊断系统研究[J]. 农业工程学报,2006,22(9):144~147.
Liu Shuwen, Wang Qingwei, He Dongjian, et al. Grape disease diagnosis system based on fuzzy neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(9): 144~147. (in Chinese)
- Gang Leng, Thomas Martin McGinnity, Girijesh Prasad. An approach for on-line extraction of fuzzy rules using a self-organizing fuzzy neural network[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2005,150(2):211~243.
- Kim J H, Lee S H, Wang Hongmei. Similarity measure application to fault detection of flight system[J]. Journal of Central South University of Technology, 2009,16(5):789~793.
- 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)
- 刘彩红. BP神经网络学习算法的研究[D]. 重庆:重庆师范大学,2008.
Liu Caihong. The study of algorithm of BP neural network [D]. Chongqing: Chongqing Normal University, 2008. (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 improvement 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)
- Vlad O P, Fukuda T, Vachkov G. Neuro-fuzzy motion controller design using improved simple genetic algorithm[C]//2003 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, 2003(3):1 469~1 474.