

基于 T-S 模型的模糊神经网络在植物病害图像分割中的应用

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, 黑龙江 大庆 163319;
2. 东北石油大学 计算机与信息技术学院, 黑龙江 大庆 163318)

摘要 针对植物病害图像的病斑区域边缘像素存在模糊性和不确定性,利用 T-S 模型的模糊规则后件是输入语言变量的函数特性,提出线性清晰化的自适应五层模糊神经网络模型作为植物病害图像模式分类的决策系统,并利用量子遗传算法对模型系统的可调整参数的初始值进行全局优化。试验结果表明:该模型对马铃薯早疫病的彩色图像的有效病斑区域分割精确达到 100%,学习算法速度快、收敛稳定、鲁棒性较好,避免了传统梯度下降学习算法的局部最小值,并且简单易于实现。

关键词 植物病害; 图像分割; 模糊神经网络; 量子遗传算法; 决策系统

中图分类号 TP 391 文章编号 1007-4333(2011)03-0145-05 文献标志码 A

Fuzzy neural network based on T-S model and its application on image segmentation of plant diseases

GUAN Hai-ou¹, XU Shao-hua^{2*}, 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 fuzziness and uncertainty of the edge of the lesion region pixels, this paper proposed a decision system of image segmentation of plant diseases with linear and clear self-adaptive five-layer fuzzy neural network model, and optimized the initial values of adjustable parameters by quantum genetic algorithm, which based on the function characteristic that pieces of fuzzy rules of T-S model is the input language variable. The experimental result showed that T-S model had many advantages including accuracy, convergence, stability, robustness, and easy to implement when implied in color image segmentation of potato early blight, which overcame local minimum of traditional gradient descent method.

Key words plant diseases; image segmentation; fuzzy neural network; quantum genetic algorithm; decision system

模糊系统的 T-S 模型^[1]是模糊规则后件为输入语言变量的函数,该模型能够有效的发挥模糊系统和神经网络各自的优势,高效地解决模糊系统中模糊隶属函数参数和输出函数的参数的自动调整和模糊规则的自动生成问题。该模型在模式识别分类中表现出特有的优势,在很多研究领域得到了成功应用^[2]。在智能农业中,植物病害叶片图像^[3-5]的病斑区域的图像分割^[6]通过基本的计算机视觉技

术,采用相应的技术对病斑图像的模式识别分类,即目标图像的分离。通过识别将原始植物病害图像转化为更抽象更紧凑的形式目标信息图像,然后对病斑区域的特征进行提取和参数的测量从而完成更高层的分析和理解。传统的植物病斑区域的识别分割方法如阈值分割等对植物病害叶片的信息的模糊性和不确定因素以及植物病斑区域边界的模糊性和不确定性考虑的较少,导致对病斑区域分割准确度不

收稿日期: 2010-11-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60473051); 黑龙江农垦总局重点科技攻关项目(HNKXIV-09-04b)

第一作者: 关海鸥, 讲师, 硕士, 主要从事计算机视觉技、模糊逻辑和神经网络研究及应用, 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

是很理想,一定程度上破坏了病斑区域的形状、颜色和纹理特征,影响植物病害的诊断结果。本研究将模糊神经网络^[7]用于植物彩色图像的模式分类问题,旨在解决植物病害彩色图像中有效信息的模糊性和不确定因素较多的彩色图像分割,以期能够对图像中的有效信息进行准确识别。

1 线性清晰化自适应模糊神经网络模型

1.1 自适应五层模糊神经网络模型

本研究在 T-S 模型的基础上提出,在输出层采用线性清晰化方式建立五层模糊神经网络模糊推理系统。模糊神经网络结构共分为 5 层,前 3 层为模糊规则前件,后 2 层为模糊规则后件(图 1)。

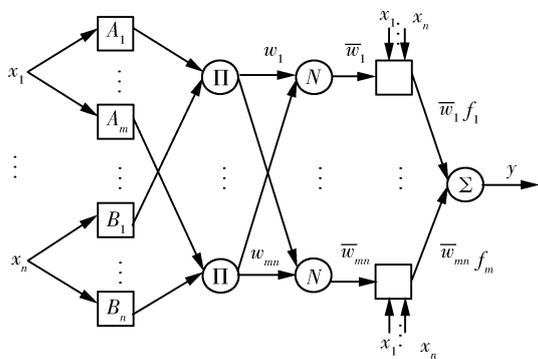


图 1 线性清晰化五层模糊神经网络

Fig. 1 Linear and clear five-layer fuzzy neural network model

在网络结构中,参数可调整的节点是方矩形节点,不可调整的是圆形节点。令 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 为输入变量,模糊神经网络每个输入分量 x_i 都可以存在模糊语言变量。 $\mathbf{T}(x_i) = \{A_i^1, A_i^2, \dots, A_i^{m_i}\}$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 是语言变量值的集合,集合中 x_i 的第 s_i 个语言变量值为 $A_i^{s_i}$, $s_i = 1, 2, \dots, m_i$, s_i 是定义在 x_i 论域的一个模糊集合,相对应的隶属度函数是 $u_{A_i^{s_i}}(x_i)$ 。令 \mathbf{y} 为输出向量,模糊神经网络的模糊规则为

如果 x_1 为 $A_1^{s_1}$, x_2 为 $A_2^{s_2}$, \dots , x_n 为 $A_n^{s_n}$, 那么有

$$y_j = p_{j0} + p_{j1}x_1 + \dots + p_{jm}x_m \quad (1)$$

式中: $j = 1, 2, \dots, m, m \leq \prod_{i=1}^n m_i$; p_j 为输入各分量系数。采用单点模糊集合的模糊化方法对输入量进行模糊化, \mathbf{x} 作为给定的输入量,能够求得对应每一条模糊规则的适用度

$$w_j = u_{A_1^{s_1}}(x_1)u_{A_2^{s_2}}(x_2)\dots u_{A_n^{s_n}}(x_n) \quad (2)$$

每一条模糊规则的输出量的加权平均和作为模糊神经网络的输出量

$$\mathbf{y} = \sum_{j=1}^m w_j y_j / \sum_{j=1}^m w_j \quad (3)$$

对式(3)进行简单组合即为

$$\mathbf{y} = \sum_{j=1}^m \bar{w}_j y_j \quad (4)$$

式中 $\bar{w}_j = w_j / \sum_{j=1}^m w_j$ 。至此,建立了以 T-S 模型为基础的线性清晰化的参数可调整的自适应五层模糊模型。在实际运用时,可以根据实际问题的需要,选择合适的隶属度函数构造出线性清晰化的自适应模糊神经网络模型。

1.2 模糊神经网络学习算法

本研究提出的以 T-S 模型为基础的线性清晰化参数可调整的自适应五层模糊模型采用梯度下降的误差反向传播法^[8],即 BP 算法,因此依据梯度下降法,调整误差函数定义

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

式中: \mathbf{Y} 为网络的实际输出向量; \mathbf{D} 为期望输出向量。模糊神经网络可以调整的参数 β 的调整值为

$$\Delta\beta = \eta \frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \beta} \quad (6)$$

式中 η 为学习率。为了提高网络收敛速度,每一个单独的输入样本网络并不立即产生作用,而是待全部输入样本到齐将全部误差求和累加集中修正权值。并在调整权值时加入动量项 $\Delta\beta_i = \eta \frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \beta} + \alpha\Delta\beta_{i-1}$, 其中 α 为动量系数。加入的动量项相当于阻尼项,用于改善收敛性,减小学习过程的振荡趋势。

2 模糊神经网络的量子遗传学习算法

本研究采用网络梯度下降的误差反向传播法及其改进学习方法在一定程度上可提升学习速度,但效果不理想。BP 算法收敛速度慢的原因主要是,网络误差函数最小点附近发生过冲现象和网络误差函数矩阵出现严重病态性,增加了学习时间^[9]。遗传算法^[10]是模拟生物进化过程的计算模型,作为一种新的全局优化搜索算法,适于并行处理的问题。本研究提出的模糊神经网络的可调整参数可以看作是

优化一个极小化目标函数为能量函数 E 的过程, 优化变量为前件子网络的隶属函数^[11]的可调整参数和后件子网络的输出隶属函数可调整参数。为了降低网络对于误差曲面局部细节的敏感性, 有效抑制神经网络限于局部极小值, 本研究利用遗传算法的全局搜索能力获取网络全局最优解, 从而加快网络学习速度。

2.1 模糊神经网络学习的改进量子遗传算法 (FNN-QGA)

模糊神经网络参数学习方法的关键是遗传算法中染色体的编码和适度函数的构建及遗传操作^[12-13]。本研究提出一种改进的量子遗传算法, 确定模糊神经网络可调整参数初值, 利用梯度下降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 量子比特染色体的实数编码

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, 必须转换成遗传空间的由基因按一不定期结构组成的量子比特染色体。在量子计算中, 最小的信息单位用量子位表示, 量子位又称量子比特, 1 个量子比特的状态可表示为

$$|\phi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (7)$$

其中 α 和 β 满足下列归一化条件

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1 \quad (8)$$

把满足式(7)和(8)的一对复数 α 和 β 称为 1 个量子比特的概率幅, 因此量子比特也可以用概率幅表示为 $[\alpha, \beta]^T$ 。考虑式(8)的约束性和学习算法的高效

性, 采用多周期描述的编码方案如下

$$p_i = \begin{vmatrix} \cos(ct_{i1}) & \cos(ct_{i2}) & \dots & \cos(ct_{im}) \\ \sin(ct_{i1}) & \sin(ct_{i2}) & \dots & \sin(ct_{im}) \end{vmatrix} \quad (9)$$

式中: 常数 $c \geq 1$ 。 $t_{ij} = 2\pi r$, 其中, r 为 $(0, 1)$ 间的随机数, $i = 1, 2, \dots, m$, m 为种群规模, $j = 1, 2, \dots, n$, n 为量子位数。每一量子位的概率幅可看作是上下 2 个并列的基因, 每条染色体包含 2 条并列的基因链, 而每条基因链代表 1 个优化解; 另外, 当 $c > 1$ 时, 有效拓展了概率幅函数的周期, 如 $c = 2$ 有 4 个相位解, 提高了获得最优解的概率。因此, 每次迭代 2 个解同步更新, 在种群规模不变的情况下能扩展对搜索空间的遍历性, 加速优化进程。

2.3 量子旋转门转角步长函数

用量子旋转门更新量子染色体的概率幅。令: α_0 和 β_0 为当前搜索的全局最优解中某量子位的概率幅, α_1 和 β_1 为当前解中相应量子位概率幅, 则

$$\mathbf{A} = \begin{vmatrix} \alpha_0 & \alpha_1 \\ \beta_0 & \beta_1 \end{vmatrix} \quad (10)$$

式(10)转角 $\Delta\theta$ 的方向为: 若 $\mathbf{A} \neq 0$, 则 $\text{sgn}(\Delta\theta) = -\text{sgn}(\mathbf{A})$; 若 $\mathbf{A} = 0$, 则 $\text{sgn}(\Delta\theta)$ 取正负均可。量子旋转门更新转角步长公式为

$$\Delta\theta_{ij} = -\text{sgn}(\mathbf{A})\Delta\theta_0 \exp\left(-\frac{\nabla \text{fit}(a) - \nabla \text{fit}_{\min}}{\nabla \text{fit}_{\max} - \nabla \text{fit}_{\min}}\right) \quad (11)$$

式中: $\Delta\theta_0$ 为转角初始步长, $\nabla \text{fit}(a)$ 为评价函数 fit 在点 a 的梯度。 ∇fit_{\max} 和 ∇fit_{\min} 定义分别为

$$\nabla \text{fit}_{\max} = \left[\max\left\{\frac{\partial \text{fit}(a_1)}{\partial a_1^1}, \dots, \frac{\partial \text{fit}(a_m)}{\partial a_m^1}\right\}, \dots, \max\left\{\frac{\partial \text{fit}(a_1)}{\partial a_1^n}, \dots, \frac{\partial \text{fit}(a_m)}{\partial a_m^n}\right\} \right] \quad (12)$$

$$\nabla \text{fit}_{\min} = \left[\min\left\{\frac{\partial \text{fit}(a_1)}{\partial a_1^1}, \dots, \frac{\partial \text{fit}(a_m)}{\partial a_m^1}\right\}, \dots, \min\left\{\frac{\partial \text{fit}(a_1)}{\partial a_1^n}, \dots, \frac{\partial \text{fit}(a_m)}{\partial a_m^n}\right\} \right] \quad (13)$$

式(11)转角步长函数避免了算法震荡, 保持了多周期量子比特染色体功能的一致性, 提高了算法的适应性和稳定性。

2.4 量子非门的变异策略

量子非门的作用是使量子位的 2 个概率幅兑换, 这种变异的本质是一种量子比特相位的旋转。首先依据变异概率随机选择 1 条染色体, 然后随机选择若干个量子位, 对选中的量子位实现量子非门变换, 使该量子位的 2 个概率幅互换。对于第 i 条

染色体上的第 j 个量子位幅角为 θ_{ij} , 旋转后的幅角为 $\frac{\pi}{2} - \theta_{ij}$, 正向转角大小为 $\Delta\theta_{ij} = \frac{\pi}{2} - 2\theta_{ij}$, 这种所有幅角正向旋转方法增加了种群多样性, 避免了早熟收敛, 高效的完成了 2 条基因链的同时变异。

2.5 量子遗传算法的染色体解码

群体中的每条染色体包含 $2n$ 个量子比特的概率幅, 每个概率幅对应解空间的 1 个优化变量。记染色体 p_j 上第 i 个量子位是 $[\alpha_i^j, \beta_i^j]^T$, 用 a_i 和 b_i 分

别表示解的下界和上界,则对应的解空间变量为

$$a_{k'}^i = \frac{1}{2}[b_i(1 + \alpha_i^j) + a_i(1 - \alpha_i^j)] \quad (14)$$

$$a_{k''}^i = \frac{1}{2}[b_i(1 + \beta_i^j) + a_i(1 - \beta_i^j)] \quad (15)$$

因此,每条染色体对应优化问题的2个解。其中量子态 $|0\rangle$ 的概率幅 α_i^j 对应为 $a_{k'}^i$;量子态 $|1\rangle$ 的概率幅 β_i^j 对应为 $a_{k''}^i$ 。

3 模糊神经网络决策系统在植物病害图像分割中的应用

3.1 模式分类网络参数的确定

模糊神经网络的输入、输出层维数完全可以根据实际问题的需要进行设计。模式分类对象植物病害叶片是彩色图像的像素,根据输入样本空间的颜色特征,将病斑区域和健康叶片区域识别分割,因此,输入层选择3个节点,输出层选择1个节点。根据植物病斑区域的边缘像素特征的模糊性和正态分布特性,将输入分量划分为3个子空间,并选择高斯隶属函数

$$\text{gauss}(x, [\mu, \sigma]) = \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{\sigma^2}\right) \quad (16)$$

式中: μ 为聚类中心; σ 为聚类宽度。

3.2 学习训练病斑识别模式分类网络

研究中为试验便利,在植物病害叶片中取出8片 $10\text{像素} \times 10\text{像素}$ 的正方形图像,其中病害区域和健康部分各4片,依次获取800个训练样本,采用量子遗传算法和梯度下降法相结合的学习算法对网络进行训练。首先,对8片学习训练样本中,各取出5个像素,共计40个像素作为量子算法学习样本。其次,确定染色体内容和长度,研究中3个输入量空间划分为3等,所以高斯隶属函数的参数为18个,模糊规则27条相应的线性函数的参数108个,计算得染色体长度为126。依此,确定模糊神经网络学习的改进量子遗传算法的具体参数为:种群规模30,遗传代数50,量子位126,变异概率0.05,旋转角初值 0.05π 。将结果作为模糊神经网络的可调整参数的初始值,并利用误差反向传播法继续进行学习。针对建立的网络模型同时利用误差反向传播法和对其改进的动量法和批处理梯度下降学习算法对网络进行学习训练,图2示出3种学习训练的误差收敛曲线。

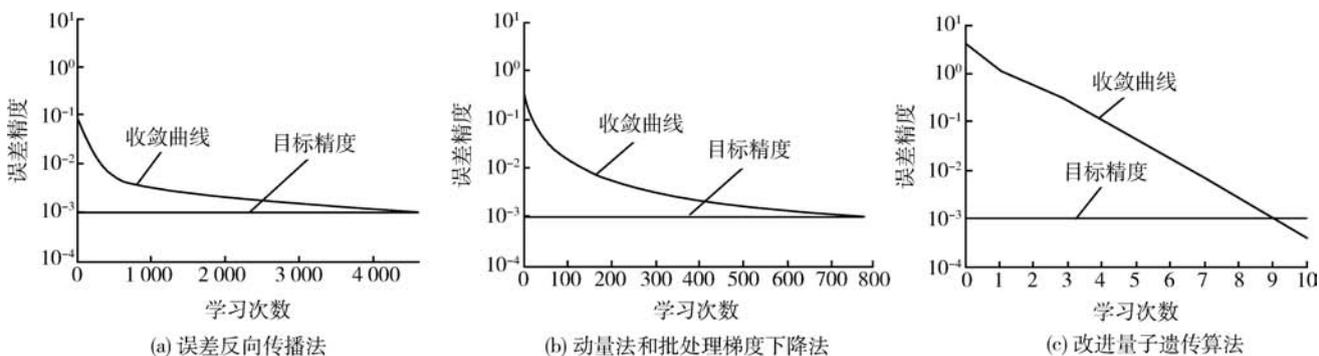


图2 模糊神经网络3种学习算法的误差收敛曲线

Fig. 2 Error convergence curves of three algorithms of fuzzy neural network

从学习训练效果上,梯度下降的误差反向传播法迭代次数为4611次,精度误差为0.000999827;带动量的批处理梯度下降算法迭代次数为776次,精度误差为0.000999793;在利用量子遗传算法获得网络可调整参数初始值的前提下,网络迭代次数为10次,精度误差为0.000416444。可见改进的双链双解的量子染色体编码具备多相位解的概率幅

函数,改进的量子旋转门的转角函数避免了算法震荡,收敛平稳。因此,量子遗传模糊神经网络的梯度下降学习算法是一种较优秀的算法。

3.3 模糊分类决策系统病斑识别应用效果

利用学习得到的模糊神经网络模式分类模型,对马铃薯早疫病的叶片图像的病斑区域进行实际分割处理,叶片图像病斑区域的分割效果见图3。



图3 植物病害叶片病斑区域的识别效果

Fig. 3 Recognition effect of diseased spots of plant

3.4 结果分析

线性清晰化的五层的模糊神经网络模糊推理系统学习方法与不同算法在植物病害图像分割中的学习训练结果汇总见表1。可以看出，FNN-QGA在迭代次数，收敛精度具有明显的优势。另外，从马铃薯早疫病病叶的病斑区域的模式分类的识别分割效果看，提取出来的4处病斑区域，完全是该叶片病害有效信息区域。在病斑区域识别分割过程中，采用了对比模版图像，所以病斑图像颜色特征和纹理特征没有变化。可见，该方法既保留了病斑图像生理特征和边缘像素的模糊性和正态分布规律，又是一种速度快，效率高的方法。

表1 模糊神经网络3种学习算法结果比较

Table 1 Contrast of three training algorithms of fuzzy neural network

算法名称	迭代次数	收敛精度	学习时间/s
BP算法	4611	0.000 999 827	823
改进BP算法	776	0.000 999 793	113
FNN-QGA算法	10	0.000 416 444	12

4 结束语

本研究建立了基于 T-S 模型的线性清晰化五层模糊神经网络，并有效地应用于模糊推理决策系统，实现了植物病害叶片病斑区域的图像提取；将改进量子遗传算法和梯度下降法相融合提高了网络训练速度，并且有效地保留了病斑区域的图像特征，是一种较优秀的方法。线性清晰化五层模糊神经网络作为模糊推理决策的方法，成功地应用于马铃薯早

疫病叶片图像的模式分类，该方法图像分割效果理想，能够很好地满足病害诊断的需要，是一种精确度高、收敛稳定、鲁棒性较好，易于实现模糊推理的决策模型。

参 考 文 献

- [1] 王鹏,张雪英.改进的 T-S 模糊神经网络在语音识别中的应用[J].计算机工程与应用,2009,45(4):246-248
- [2] 许少华,何新贵,周继,等.一种过程支持向量机及其在动态模式分类中的应用[J].控制与决策,2009,24(2):309-312
- [3] Forrest W N, Paul D E, Rosalee A C N. Disease assessment concepts and the advancements made in improving the accuracy and precision of plant disease data[J]. European Journal of Plant Pathology, 2006, 5(1):95-103
- [4] 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
- [5] 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
- [6] 叶齐祥,高文,王伟强,等.一种融合颜色和空间信息的彩色图像分割算法[J].软件学报,2004,15(4):522-530
- [7] Gang Leng, Thomas M M, Prasad G. An approach for on-line extraction of fuzzy rules using a self-organising fuzzy neural network[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2005, 150(2):211-243
- [8] 张会生.前馈神经网络梯度训练算法的几个收敛性结果[D].大连:大连理工大学,2009
- [9] 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
- [10] 曹承志,李海平.用遗传算法优化模糊控制器的实现方法[J].计算机仿真,2003,20(1):56-59
- [11] 付萍,薛定宇,迟健男,等.基于模糊推理和柔性形态滤波的图像增强方法[J].东北大学学报:自然科学版,2008,29(1):25-28
- [12] Vlad O P, Fukuda T, Vachkov G. Neuro-fuzzy motion controller design using improved simple genetic algorithm[J]. Computational Intelligence in Robotics and Automation, 2003(7):1469-1474
- [13] 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):163-167

(责任编辑:刘迎春)