

DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.05.028

农作物缺素症状诊断的正则化模糊神经网络模型^{*}

关海鸥¹ 衣淑娟¹ 焦峰² 许少华³ 左豫虎² 金宝石²
(1. 黑龙江八一农垦大学信息技术学院, 大庆 163319; 2. 黑龙江八一农垦大学农学院, 大庆 163319;
3. 东北石油大学计算机与信息技术学院, 大庆 163318)

【摘要】 针对农作物冠层图像颜色特征与缺素症状之间的模糊性和不确定性,利用模糊逻辑能够完整地表达领域推理规则和神经网络的自适应性,提出一种正则化的自适应模糊神经网络作为作物营养诊断分类决策模型。该模型能充分利用专家先验知识给出的“if-then”规则,完善网络的推理结构,并给出了网络规则层节点的自适应选取方法和相应的反向传播学习算法。通过对大豆缺素症状诊断试验表明,该模型速度快且稳定,精度接近 100%,具有良好的适应性和实用性。

关键词: 叶片营养诊断 颜色特征 模糊逻辑 神经网络 正则化

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2012)05-0162-06

Diagnosis Model of Crop Nutrient Deficiency Symptoms Based on Regularized Adaptive Fuzzy Neural Network

Guan Haiou¹ Yi Shujuan¹ Jiao Feng² Xu Shaohua³ Zuo Yuhu² Jin Baoshi²
(1. Department of Information Technology, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing 163319, China
2. Department of Agriculture, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing 163319, China
3. Department of Computer and Information Technology, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

Abstract

Aiming at the ambiguity and uncertainty between nutrient deficiency and color characteristic of plant canopy image, a classification decision model based on regularized adaptive fuzzy neural network was set up to diagnose plant nutrition by using the complete rules of inference of fuzzy logic and adaptive of neural network. The “if-then” rules was fully used by the model, and the adaptive selection of law-level nodes and back propagation learning algorithm were given, meanwhile, network inference construction was perfected. The result of diagnosing soybean nutrient deficiency showed that the accuracy can be reach to 100%, meanwhile, the model has many advantages such as fast speed, stable, high precision, good robustness, as well as good adaptability and practical applicability.

Key words Diagnosis of nutrient deficiency, Color characteristic, Fuzzy logic, Neural network, Regularized

引言

农作物在不同营养条件下,会在叶片表面表现出不同的颜色特征,通过叶色的变化判断作物营养状况,可为高产、优质、高效益农业可持续发展提供

重要保障^[1]。自 20 世纪 80 年代中期开始,国内外学者将图像处理技术^[2]和模式识别技术^[3]应用到植物营养和病害的诊断研究中,并取得了丰硕成果^[4-11],同时也为植物缺素症状诊断提供了理论基础。正则化模糊神经网络是模糊神经网络的一种代

收稿日期: 2011-07-11 修回日期: 2011-08-24
^{*} 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(HNK11A-06-02-02)
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: 衣淑娟,教授,博士生导师,主要从事精准农业及农业机械化技术研究,E-mail: yishj@sina.com

表形式,该算法能充分利用专家先验知识构建模糊“if-then”规则,完善自身推理机制,充分体现了模糊逻辑比较适合于在设计智能系统时自顶向下的分析和设计过程,而神经网络更适合于在已初步设计了一个智能系统之后,自底向上改进和完善系统的过程,两者巧妙结合实现优势互补^[12-13]。该网络优点是在确定的输入向量维数和输出模式以及模糊化层隶属函数个数情况下,模糊化层、正则化层和规则层的节点数都可以通过计算确定。在自然光下通过数码相机获得农作物冠层图像的条件下,利用正则化模糊神经网络建立适应植物缺素症状分类决策模型,更好地发挥信息智能处理技术优势为农业生产服务。

植物缺素症状诊断和颜色特征之间具有复杂性、模糊性,不能采用精确、定量的符号对其进行描述,形成植物营养诊断技术的含糊不清,妨碍农业生产者对其进行正确判断。模糊逻辑能够自然直接地表达人类习惯使用的逻辑含义,适用于直接的或高层的知识表达能力,而神经网络能够通过学习功能实现自适应性,自动获得用模糊数据表达知识的能力,本文将二者结合建立一种正则化模糊神经网络,利用模糊推理规则和神经网络学习特性,在实际资料中自动获得农作物营养状况的智能决策推理网络系统的植物营养诊断模型。

1 农作物缺素诊断正则化模糊神经网络模型

植物营养状况往往具有复杂性、模糊性,尤其缺素症状与冠层叶面颜色之间更体现着多因素的难以精确量化的数学表示,但还存在着较强的潜在规律,利用模糊逻辑推理规则得到其冠层叶面图像颜色特征与缺素症状的模糊非线性规则的关系。

1.1 模糊逻辑规则的描述

模糊逻辑的一般规则 R_j 描述为:如果 x_1 is $A_1^{s_{1j}}$, x_2 is $A_2^{s_{2j}}, \dots, x_n$ is $A_n^{s_{nj}}$, 则 y_1 is B_1^j, y_2 is $B_2^j, \dots, y_r$ is B_r^j 。其中, $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是输入向量,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。 $T(x_i) = \{A_i^1, A_i^2, \dots, A_i^{m_i}\} (i = 1, 2, \dots, n)$ 是语言变量值的集合,集合中 x_i 的第 s_i 个语言变量值是 $A_i^{s_i} (s_i = 1, 2, \dots, m_i)$ 。 s_i 是定义在 x_i 论域的一个模糊集合,相对应的隶属函数是 $\mu_{A_i^{s_i}}(x_i) (i = 1, 2, \dots, n; s_i = 1, 2, \dots, m_i)$; $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_r)$ 为模糊逻辑系统输出。设有 M 条模糊规则,由乘积推理规则、中心平均反模糊化构成的模糊逻辑系统数值输出形式为

$$y_j = \frac{\sum_{k=1}^M b_{kj} \left(\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{s_i}}(x_i) \right)}{\sum_{k=1}^M \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{s_i}}(x_i)} \quad (1)$$

式中 $\mu_{A_i^{s_i}}$ ——模糊集 $A_i^{s_i}$ 的隶属函数,可以用钟型函数或高斯函数表示

1.2 正则化模糊神经网络模型

农作物营养诊断的正则化模糊神经网络基本组成可分为5层,结构如图1所示,分别为:输入层、模糊化层、正则化层、规则层和去模糊化层。

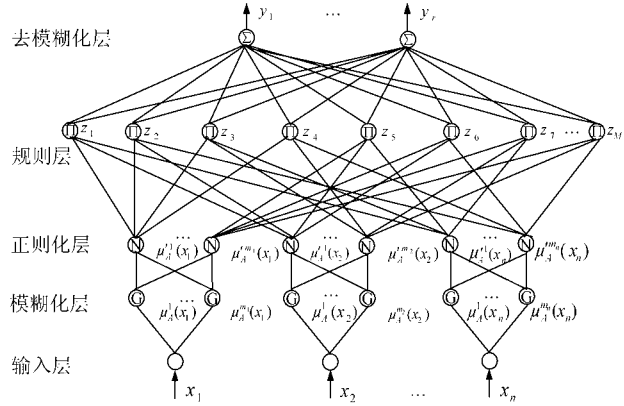


图1 农作物营养诊断的正则化神经网络结构图
Fig. 1 Regularized fuzzy neural network structure suitable for diagnosis of crop nutrient deficiency symptoms

输入层:它将输入向量 $\mathbf{x}$ 的各分量 x_i 与每个节点直接连接,并直接传送到网络中,该层的节点数 $N_1 = n$ 。

模糊化层:利用隶属函数对第1层的输出进行模糊化,每个节点代表一个语言变量值。其中模糊集合的隶属函数 $\mu_i^{s_i} = \mu_{A_i^{s_i}}(x_i) (i = 1, 2, \dots, n; s_i = 1, 2, \dots, m_i)$, 式中 n 为输入量的维数, m_i 是 x_i 的模糊划分等级数,该层使用高斯隶属函数

$$\mu_i^{s_i} = \exp \left| - \frac{(x_i - c_{is_i})^2}{\sigma_{is_i}^2} \right| \quad (2)$$

式中 c_{is_i} ——隶属函数的中心

σ_{is_i} ——隶属函数的宽度

模糊化层的节点总数 $N_2 = \sum_{i=1}^n m_i$ 。

正则化层:利用正则化表达式对模糊化层的输出进行正则化计算

$$\mu'_A{}^{s_i}(x_i) = \frac{\mu_A{}^{s_i}(x_i)}{\sum_{j=1}^{m_i} \mu_A{}^{s_i}(x_i)} \quad (3)$$

式中, $\mu'_A{}^{s_i}(x_i)$ 表示 $\mu_A{}^{s_i}(x_i)$ 在该层的正则化计算输出结果,该层节点数与模糊化层节点数相同,即 N_2 个节点。

规则层:将正则网络前件的正则化节点和后件输出层节点连接起来,连接方式如图1所示,利用乘积推理规则计算第 k 个规则节点的输出为

$$z_k = \prod_{i=1}^n \mu'_A{}^{s_i}(x_i) \quad (4)$$

其中,网络规则层初始化结构中规则节点数与规则数相同,即 $M = \prod_{i=1}^n m_i$ 。该层的连接规则是:每个规则节点仅与来自网络输入向量 $\mathbf{x}$ 的各分量 x_i 经模糊化后的一个正则节点发生连接。令 $C_j^k(x_i)$ ($j=1,2,\cdots,m_i$) 表示分量 x_i 在正则化层计算输出与规则层节点 k 的连接状态。连接状态如图 2 所示。

$C_1^k(x_1)$	$\cdots$	$C_{m_1}^k(x_1)$	$C_1^k(x_2)$	$\cdots$	$C_{m_2}^k(x_2)$	$\cdots$	$C_n^k(x_n)$	$\cdots$	$C_{m_n}^k(x_n)$
--------------	----------	------------------	--------------	----------	------------------	----------	--------------	----------	------------------

图 2 节点连接状态
Tab.2 Status of node connection

设输入向量维数 $n=4$,模糊分割数 $m_1=m_2=m_3=4$,则对应于 $k=1$ 到 $k=4^4$ 的连接状态为(0 表示无连接,1 表示有连接):

$k=1$:	1000	1000	1000	1000
$k=2$:	1000	1000	1000	0100
	$\vdots$			
$k=4^4$:	0001	0001	0001	0001

由此可见,输入向量的各分量 x_i 模糊分割后的正则化输出,只能与规则层的节点 k 有且仅有一次输入连接,即相应 $C_j^k(x_i)$ 的值为 1,其余值为 0。

去模糊化层:规则层所有规则节点的输出都与该层节点连接。利用中心平均反模糊化方法计算网络输出。该层节点个数 r 由实际输出模式的需要来确定,第 j 个输出分量为

$$y_j = \sum_{k=1}^M b_{kj} z_k = \sum_{k=1}^M b_{kj} \prod_{i=1}^n \mu_A^{s_i}(x_i) \tag{5}$$

至此,建立了一种农作物缺素症状诊断的正则化模糊神经网络模型。

2 正则化模糊神经网络参数调整算法

模糊神经网络训练调整的是模糊化中心、宽度方差和规则层至输出层的连接权值^[14]。用梯度下降法^[15]学习调整正则化模糊神经网络的可调整参数。调整误差函数定义为

$$E = \frac{1}{2} \| \mathbf{D} - \mathbf{Y} \|^2 \tag{6}$$

式中 $\mathbf{Y}$ ——网络实际输出向量

$\mathbf{D}$ ——期望输出向量

若记 w_{ij} 是待调参数,则学习规则为

$$\begin{cases} w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \alpha \Delta w_{ij}(t) \\ \Delta w_{ij}(t) = w_{ij}(t) + w_{ij}(t-1) \end{cases} \tag{7}$$

式中 η ——学习速度 α ——惯性系数

令 $w_{ij} = b_{ij}, w_{ij} = c_{is_i}, w_{ij} = \sigma_{is_i}$,可得到

$$\frac{\partial E}{\partial b_{kj}} = (y_j - d_j) z_k \tag{8}$$

$$\frac{\partial E}{\partial c_{is_i}} = \sum_{j=1}^r (y_j - d_j) \sum_{k=1}^M \left(b_{kj} \left(\prod_{\substack{l=1 \\ l \neq i}}^n \mu_A^{s_l}(x_l) \right) \cdot \left(\frac{\delta(j, s(k, i))}{X} - \frac{Y}{X^2} \right) \frac{\partial \mu_A^{s_i}(x_i)}{\partial c_{is_i}} \right) \tag{9}$$

$$\frac{\partial E}{\partial \sigma_{is_i}} = \sum_{j=1}^r (y_j - d_j) \sum_{k=1}^M \left(b_{kj} \left(\prod_{\substack{l=1 \\ l \neq i}}^n \mu_A^{s_l}(x_l) \right) \cdot \left(\frac{\delta(j, s(k, i))}{X} - \frac{Y}{X^2} \right) \frac{\partial \mu_A^{s_i}(x_i)}{\partial \sigma_{is_i}} \right) \tag{10}$$

其中
$$X = \sum_{j=1}^{m_i} \mu_A^{s_i}(x_i) \tag{11}$$

$$Y = \mu_A^{s(k, i)}(x_i) \tag{12}$$

$$\frac{\partial \mu_A^{s_i}(x_i)}{\partial c_{is_i}} = \frac{2(x_i - c_{is_i})}{\sigma_{is_i}^2} \mu_A^{s_i}(x_i) \tag{13}$$

$$\frac{\partial \mu_A^{s_i}(x_i)}{\partial \sigma_{is_i}} = \frac{2(x_i - c_{is_i})^2}{\sigma_{is_i}^3} \mu_A^{s_i}(x_i) \tag{14}$$

$$\delta(j, s(k, i)) = \begin{cases} 1 & (j = s(k, i)) \\ 0 & (j \neq s(k, i)) \end{cases} \tag{15}$$

式中, $s(k, i)$ 可用如下方法确定:将 k 用 m_i 进制数表示,则第 i 位数即为 $s(k, i)$ 。如果记 $k = k_1 k_2 \cdots k_{m_i}$,则立即可得 $s(k, i) = k_i$ 。将式(8)~(10)代入式(7)即得农作物营养诊断的正则化模糊神经网络参数更新规则。

3 农作物缺素症状诊断模型应用

3.1 实际材料选取

3.1.1 栽培试验

为获取不同营养水平下产生缺素症状的大豆植株,试验采用江砂盆栽,桶直径 0.3 m、高 0.28 m,底部钻 1 cm 直径的圆孔,装砂 20 kg,装桶前将江砂先用自来水洗净,再用去离子水冲洗处理 3 次。整个大豆生育期全程遮雨,置于玻璃防雨棚内,防止雨水淋入。

供试大豆品种为垦农 18,设缺氮、缺磷和缺钾 3 个处理,每处理 8 盆,从播种至对生真叶完全展开前每日淋浇 1 次蒸馏水,每次 300 mL;对生真叶展开后每 3 d 淋浇 1 次配制的 Hoagland 不完全营养液,每次 300 mL;为防止砂培中盐分积累,淋浇营养液前用清水淋洗 1 次。

3.1.2 大豆缺素诊断依据

作物生长的营养状况,必然在植株的形态上有所反映,各种作物的形态表征不相同。本文以大豆群体顶部功能叶为研究对象,进行缺素诊断研究,一般认为,农田植物群体上部功能叶是营养生长中后期和生殖生长过程中最活跃的同化器官(特别是封垄以后),80% 以上的光和产物产生于此并向外运

输。根系在营养生长阶段必须从土壤中吸收足够的矿质营养,以构建健壮的营养器官,为后期光和产物的积累、转运以及高产提供保障。进入生殖生长阶段根系对土壤养分的吸收逐渐减少。以往的研究表明,进入成熟后期,根系几乎停止了对土壤养分的吸收。从整个生育期来看,一般作物养分积累量与播种后时间符合 Logistic 曲线(S 型增长曲线),即生育前期和后期养分积累较慢,中间积累速率较快,积累量也较大。如果外界条件不适合(如土壤供肥能力较低),就容易产生缺素症状,这一时期往往是营养生长向生殖生长的过渡期,也就是本研究的取样时期,而这一过渡期也因气候条件、土壤肥力状况、品种及基因型等的不同产生差异。在北方寒地条件下,大豆生长这一时期即花芽分化期,往往出现在 7 月初至 8 月初,因此本文在此时间内对大豆群体顶部功能叶进行取样研究。

在适合的自然条件下(过早和过涝除外),大豆植株的缺素症状的变化会在叶部颜色上有所反映。实际栽培试验可知,大豆发生缺素时,叶片的颜色特征会发生较为明显的变化,这与前人研究相一致^[16],因此颜色特征在进行缺素判别过程中起着很重要的作用,特别是对于缺素初期的识别。人肉眼的颜色分辨率约为 40 级灰度,而用计算机视觉技术采集的图像有 256 级灰度,远高于肉眼辨别能力。对于缺素初期症状不明显以及症状相似的缺素问题计算机视觉技术完全可以采集到专家肉眼能识别的营养诊断特征,甚至可以发现一些肉眼无法识别的特征。再借助于计算机和智能信息处理的分析手段,挖掘出专家辨别出来的症状与颜色特征及叶片图像特性等模糊相关映射,从而进行智能无损诊断,以便及早采取相应措施挽救生产。应用智能信息技术提取大豆形态特征可以摆脱肉眼判断带来的误差,弥补农业专家信息识别时的缺陷,并且能够根据监测的结果进行定量分析,建立并提供可靠的形态特征数据库资源,实现智能化的大豆营养元素诊断研究。从而为大豆的生长过程把好营养关,为科学适当地补充、调整营养元素提供定量的、科学的技术指导。

3.1.3 大豆图像采集

在栽培试验的基础上,依据文献[17]提供的方法进行大豆图像无损采集过程,为确保图像真实、实时、图像清晰、干扰噪声小,所有拍摄均在自然光照射下采用固定模式进行:固定拍摄时间为 10:00,天气状况要求以晴为主,避免光线过强和过暗;镜头距离大豆冠层 110 cm,以垂直拍摄为主;固定相机设置参数,曝光速度设定在 1/1 000 s 左右,光圈值为

F8.0 左右;为保证大豆图像在不同光照下的颜色恒常性,每次拍摄时利用 18% 的灰卡对数码相机进行白平衡设置。利用 SONY 公司的 DSLR- α 350 型数码相机对垦农 18 号大豆的单叶与冠层叶片进行无损图像采集。观测并获取了 2010 年 7 月 20 日前后的大豆单叶和冠层图像,利用文献[18]提供的遗传模糊神经网络植物图像分割模型自动获取图像样本单叶和冠层的去背景和干扰的目标图像,如图 3 所示。

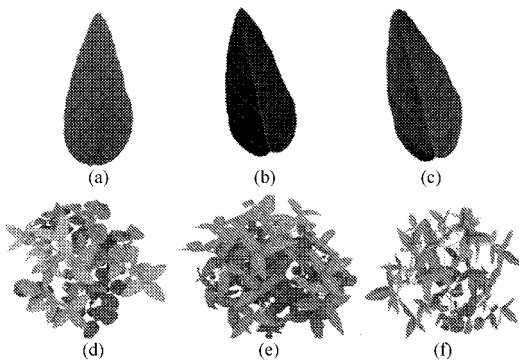


图 3 大豆单叶和冠层图像样本

Fig. 3 Single leaf and canopy soybean image samples

(a) 单叶缺氮 (b) 单叶缺钾 (c) 单叶缺磷
(d) 冠层缺氮 (e) 冠层缺钾 (f) 冠层缺磷

提取和筛选出大豆主要生育时期单叶和冠层的颜色特征,以进一步深入研究和监测其健康状况。目前颜色空间有 RGB、YIQ、HSI、LAB 等模型,其中 HSI 模型与人眼感觉颜色的原理极其相似,所以符合人的视觉规律。植物保护专家在自然光条件下利用肉眼观察缺素症状的颜色特征,因此 HSI 模型在农业缺素症状诊断中有很大的优势。农作物叶片的采集装置和处理设备通常采用 RGB 色彩系统,因此,本项研究颜色特征提取和表示在 RGB 和 HSI 颜色空间中进行,可以更好发挥色彩空间的图像表达。有了适合的颜色空间,对图 3 大豆的冠层和单叶图像样本分别取 30 幅,即 60 幅图像进行颜色特征的计算,如表 1 所示。

以文中方式拍摄大豆的冠层图像,顶部叶片的长势会覆盖底部叶片,因此获取的图像其绝大部分为上层功能最为活跃的功能叶,保证了研究对象的可靠性。研究中计算的颜色参数为大豆叶片与背景分离后图像特征指标之均值,图像反映了大豆整体营养的状况(缺素症状植株整体颜色和功能也都有明显表现),保证了研究参数的准确性。考虑到选取色彩空间中颜色特征参数较多,对大豆营养健康状况判定影响权重各不相同,依据文献[19]实数编码遗传投影寻踪模型,通过表 1 中颜色特征参数实际数据信息进行筛选。根据实际问题需要初始种群

表 1 颜色特征参数
Tab.1 Color characteristic parameters

序号	RGB 模型			HSI 模型			症状	编码	备注
	R	G	B	H	I	S			
1	64.53	69.82	55.10	0.22	0.13	69.82	缺氮	001	群体冠层
2	67.01	70.19	60.97	0.22	0.08	66.06	缺氮	001	单株单叶
3	61.84	68.07	56.86	0.26	0.09	62.26	缺钾	010	群体冠层
4	81.88	82.29	81.76	0.30	0.0026	81.98	缺钾	010	单株单叶
5	74.49	76.31	67.20	0.20	0.08	72.67	缺磷	100	群体冠层
6	83.39	83.61	83.31	0.29	0.0015	83.44	缺磷	100	单株单叶
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

注:为便于研究,作物缺氮、缺钾和缺磷图像利用二进制编码为 001、010 和 100。

规模为 $p_n=100$,交叉概率 $p_c=0.80$,变异概率 $p_m=0.70$,优秀个体数目选定为 20 个,设定评价函数值 $A=0.05$,加速次数为 20。计算得到最佳投影方向 6 维特征向量评价指标依次为: R 为 0.50, G 为 0.56, B 为 0.13, H 为 0.55, S 为 0.01, I 为 0.40。该指标反映了大豆缺素症状综合分类评价样本的投影权重,选取贡献率较大的 4 维特征向量(R,G,H,I)作为大豆缺素症状诊断颜色特征因子。

3.2 网络结构参数确定及学习训练

根据实际问题中决定因素是 4 个颜色特征因子,即 4 个特征维数决定了输入层为 4 个节点,将输入分量利用如图 4 所示的高斯隶属函数划分为 4 个子空间或者说 4 个等级,因此模糊层为 16 个节点,同时正则化层为 16 个节点,可计算得知规则层为 256 个节点,输出层为大豆缺素症状分类模式编码长度,即 3 个节点,由此可以确定正则化模糊神经网络的拓扑结构为 4-16-16-256-3 型。选择表 1 中的资料数据作为学习样本,网络学习训练参数设定为:每个学习样本实际输出与期望输出的最大偏差,即学习精度 0.001,学习速度 0.8,惯性系数 0.5,最大学习次数 40 000。样本学习收敛如图 5 所示。

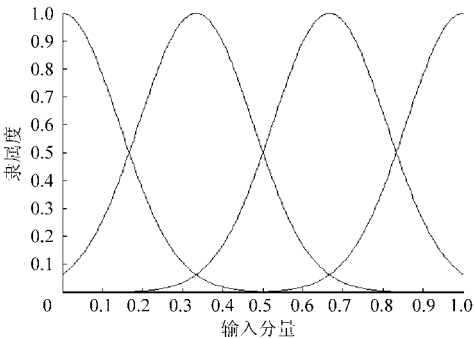


图 4 高斯隶属函数
Fig.4 Gaussian member ship function

从学习训练效果上看,正则化自适应模糊神经网络迭代次数为 1 097 次,满足精度误差为

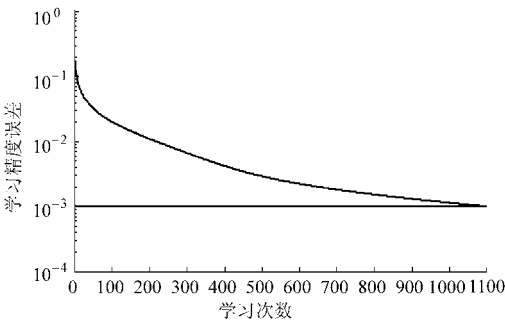


图 5 网络收敛情况
Fig.5 Network convergence condition

0.000 999 725。在网络学习过程中学习算法收敛比较稳定,并且符合误差限制要求,快速有效得到了大豆营养诊断模式分类模型。

3.3 诊断结果

利用训练好的正则化模糊神经网络的大豆缺素症状诊断模型,对 540 幅大豆缺素症状图像进行诊断,其中冠层图像 330 幅,单叶图像 210 幅。从诊断效果上看农作物缺素症状诊断的正则化自适应模糊神经网络的计算输出值和期望输出值的误差很小,准确率接近 100%;在研究过程中利用文中的全部实际数据,利用传统多元线性回归方程对大豆缺素症状诊断识别出现了 142 个错误预测结果,准确率为 73.70%;利用传统 BP 神经网络时出现了 126 个错误诊断,准确率为 76.67%。因此,该方法是一种较为理想的营养诊断模型。

分析原因主要是模糊化层的隶属函数在对大豆缺素症状诊断因素进行模糊化后的集合保留了不确定性潜在规律;图像信息的颜色特征选取既有计算机视觉准确表达特质又有肉眼观察缺素症状视觉规律,选取后的特征空间更能准确有效地表达缺素症状;另外,农业专家的先验知识对完善网络的推理结构起到了关键性作用;网络在规则层进行模糊逻辑推理时能够完全体现模糊的不确定的非线性模糊推理规则,从而实现了大豆缺素症状的高效识别诊断。

4 结论

(1)模糊推理网络能够通过专家先验知识和实际数据,自动获得营养诊断中各影响因素在推理规则中的权值和规则数,即体现全部诊断规则综合推理作用,利用较强的学习能力自动适应特定环境因

素营养诊断规律,并能够通过文中提供的计算方法自动获得网络各层节点数。

(2)该方法进行缺素症状诊断时,简便快捷,无需做复杂的传统多因素回归分析,可自动利用网络训练,从样本中取得诊断规律,便于农业生产者广泛使用。

参 考 文 献

1 Lukina E, Stone M, Raun W. Estimating vegetation coverage in wheat using digital images [J]. Plant Nutri, 1999,22(2): 341 ~ 350.

2 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.
Ye Qixiang, Gao Wen, Wang Weiqiang, et al. A color image segmentation algorithm by using color and spatial information [J]. Journal of Software, 2004, 15(4):522 ~ 530. (in Chinese)

3 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.
Xu Shaohua, He Xingui, Zhou Ji, et al. Process support vector machine and its applications in dynamic pattern classification [J]. Control and Decision, 2009, 24(2): 309 ~ 312. (in Chinese)

4 Shigeto Kawashima, Makoto Nakatani. An algorithm for estimating chlorophyll content in leaves using a video camera [J]. Annals of Botany, 1998,81(1): 49 ~ 54.

5 袁道军,刘安国,原保忠,等. 基于计算机视觉技术的油菜冠层营养信息监测[J]. 农业工程学报,2009,25(12):174 ~ 179.
Yuan Daojun, Liu Anguo, Yuan Baozhong, et al. Nutrition information extraction of rape canopy based on computer-vision technology [J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(12): 174 ~ 179. (in Chinese)

6 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)

7 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)

8 Adamsen F J, Coffelt T A, Nelson J M, et al. Method for using images from a color digital camera to estimate flower number [J]. Crop Science, 2000, 40(3): 704 ~ 709.

9 Gautam R K, Panigrahi S. Leaf nitrogen determination of corn plant using aerial images and artificial neural networks [J]. Canadian Biosystems Engineering, 2007, 49(7):1 ~ 9.

10 Franc L J, Larson C, De Wolf E D. Description and evaluation of the NDSU regional wheat disease forecasting system[C] //Proceedings of 2000 National Fusarium Head Blight Forum, Erlanger, Kentucky, 2000.

11 朱虹,郑丽敏,尹健玲,等. 基于冠层图像颜色特征提取的小麦氮营养水平评价[J]. 农业工程学报,2010,26(增刊 2):16 ~ 20.
Zhu Hong, Zheng Limin, Yin Jianling, et al. Nitrogen evaluation of winter wheat based on color features of canopy images [J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(Supp. 2): 16 ~ 20. (in Chinese)

12 He Xingui. Fuzzy computational reasoning and neural networks[C] //Proceedings of the Second International Conference on Tools for Artificial Intelligence, Herndon, VA, 2000: 706 ~ 711.

13 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.

14 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,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)

15 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)

16 曾秀成,王文明,罗敏娜,等. 缺素培养对大豆营养生长和根系形态的影响[J]. 植物营养与肥料学报,2010, 16(4): 1 032 ~ 1 036.
Zeng Xiucheng, Wang Wenming, Luo Minna, et al. Effects of different element deficiencies on soybean growth and root morphology [J]. Plant Nutrition and Fertilizer Science, 2010, 16(4): 1 032 ~ 1 036. (in Chinese)

参 考 文 献

- 1 Filella I, Penuelas J. Red edge position and shapes as indicators of plant chlorophyll content, biomass and hydric status[J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(7): 1 459 ~ 1 470.
- 2 王福民, 黄敬峰, 王秀珍. 水稻叶片叶绿素、类胡萝卜素含量估算的归一化色素指数研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(4): 1 064 ~ 1 068.
Wang Fumin, Huang Jingfeng, Wang Xiuzhen. Normalized difference ratio pigment index for estimating chlorophyll and carotenoid contents of in leaves of rice [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(4): 1 064 ~ 1 068. (in Chinese)
- 3 Caldwell C R, Britz S J. Effect of supplemental ultraviolet radiation on the carotenoid and chlorophyll composition of green house-grown leaf lettuce (*Lactuca sativa* L.) cultivars [J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2006, 19(6 ~ 7): 637 ~ 644.
- 4 汤旭光, 宋开山, 刘殿伟, 等. 基于可见/近红外反射光谱的大豆叶绿素含量估算方法比较[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(2): 371 ~ 374.
Tang Xuguang, Song Kaishan, Liu Dianwei, et al. Comparison of methods for estimating soybean chlorophyll content based on visual/near infrared reflection spectra [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(2): 371 ~ 374. (in Chinese)
- 5 王伟, 彭彦昆, 马伟, 等. 冬小麦叶绿素含量高光谱检测技术[J]. 农业机械学报, 2010, 41(5): 172 ~ 177.
Wang Wei, Peng Yankun, Ma Wei, et al. Prediction of chlorophyll content of winter wheat using leaf-level hyperspectral data [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(5): 172 ~ 177. (in Chinese)
- 6 陈全胜, 赵杰文, 蔡健荣, 等. 利用高光谱图像技术评判茶叶的质量等级[J]. 光学学报, 2008, 28(4): 669 ~ 674.
Chen Quansheng, Zhao Jiewen, Cai Jianrong, et al. Estimation of tea quality level using hyperspectral imaging technology [J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(4): 669 ~ 674. (in Chinese)
- 7 Nørgaard L, Saudland A, Wagner J, et al. Interval partial least squares regression (iPLS): a comparative chemometric study with an example from near-infrared spectroscopy [J]. Applied Spectroscopy, 2000, 54(3): 413 ~ 419.
- 8 Chen Q S, Zhao J W, Liu M H, et al. Determination of total polyphenols content in green tea using FT-NIR spectroscopy and different PLS algorithms [J]. Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis, 2008, 46(3): 568 ~ 573.
- 9 Zou X B, Zhao J W, Li Y X. Selection of the efficient wavelength regions in FT-NIR spectroscopy for determination of SSC of 'Fuji' apple based on BiPLS and FiPLS models [J]. Vibrational Spectroscopy, 2007, 44(2): 220 ~ 227.
- 10 王前, 束炯, 尹球. 高光谱图像光谱域噪声检测与去除的 DSGF 方法[J]. 红外与毫米波学报, 2006, 25(1): 29 ~ 32.
Wang Qian, Shu Jiong, Yin Qiu. DSGF method on detecting and removing spectral noise of hyperspectral image [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2006, 25(1): 29 ~ 32. (in Chinese)
- 11 Zou Xiaobo, Zhao Jiewen, Malcolm J W P, et al. Variables selection methods in near-infrared spectroscopy [J]. Analytica Chimica Acta, 2010, 667(1 ~ 2): 14 ~ 32.

(上接第 167 页)

- 17 关海鹏, 黄燕. 大豆病斑智能识别无损预处理及其特征提取方法的研究[J]. 河北农业大学学报, 2011, 33(5): 123 ~ 128.
Guan Haiou, Huang Yan. Study on the method of non-loss preprocessing and feature extraction for intelligent recognition of soybean diseased spots[J]. Journal of Agricultural University of Hebei, 2011, 33(5): 123 ~ 128. (in Chinese)
- 18 关海鹏, 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 赵小勇, 付强, 邢贞相, 等. 投影寻踪模型的改进及其在生态农业建设综合评价中的应用[J]. 农业工程学报, 2006, 22(5): 222 ~ 225.
Zhao Xiaoyong, Fu Qiang, Xing Zhenxiang, et al. Improvement of projection pursuit model and the application in integrated evaluation of eco-agricultural construction [J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(5): 222 ~ 225. (in Chinese)