

土地适宜性评价的模糊神经网络模型

焦利民¹ 刘耀林¹

(1 武汉大学资源与环境科学学院, 武汉市珞喻路 129 号, 430079)

摘要: 基于神经网络来构造模糊系统, 建立了土地适宜性评价的模糊神经网络模型; 根据神经网络误差反向修正的原理, 设计和推导了该模型的学习算法。实验结果表明, 该模型应用于土地适宜性评价具有高效、客观、准确等优点。

关键词: 土地适宜性评价; 模糊系统; 模糊神经网络

中图法分类号: P271

近年来, 对人工神经网络在土地适宜性评价中的应用研究取得了一定的成绩^[1~3], 人工神经网络具有自学习和自适应的特征。将模糊逻辑和神经网络结合成一个系统进行研究, 并称其为模糊神经网络或模糊神经网络。模糊神经网络通过向输入输出样本学习可以对隶属函数和规则集进行自适应调整, 使模糊系统成为自适应的模糊系统。这方面的研究正处于探讨阶段, 并取得了一些成果, 如利用模糊神经网络进行系统故障诊断^[4]、遥感图像分类^[5], 将模糊超球神经网络用于研究图像识别^[6]、模糊聚类等等。但是, 随着因子数的增加, 常用的模糊神经网络模型, 在规则层都是全连接的, 等价于一个模糊系统, 其规则节点数目都会随着输入节点的增加而急剧增长, 仍然存在“规则灾”问题, 限制了其在多因素评价领域的应用。

1 土地适宜性评价的模糊神经网络模型的建立

根据土地适宜性评价的过程, 本文设计的用于土地适宜性评价的模糊神经网络模型为五层前向网络。前三层为隶属函数层, 第四层为模糊推理层, 即规则层, 第五层为输出层。在没有任何先验知识的前提下, 模糊系统的隶属函数部分应具有较大的调整空间, 而不局限于某一种形式。三层前向

BP 网络已具有对任意连续函数的良好逼近能力, 因此选用三层前向 BP 网络来逼近某一参评因子对各模糊集合(因子的等级划分)的模糊隶属关系, 构成网络的隶属函数部分。在网络设计之前, 分用途分别建立初步的土地适宜性评价指标体系。为简便起见, 这里以因子数较少的单项评价为例来说明该模型的结构。如宜林地评价选取了 3 个因子, 并初步划分了各因子的分级标准, 指标体系见表 1。设计的网络结构共有五层, 如图 1 所示。

表 1 宜林地类评价因子及指标表

参评因子	权重	I	II	III	IV
有机质含量/%	0.3	> 3	3~2	2~1	< 1
土壤质地	0.2	中壤、重壤	轻粘、轻壤	砂壤	砂土、中粘
土层厚度/cm	0.5	> 20	20~15	15~10	< 10

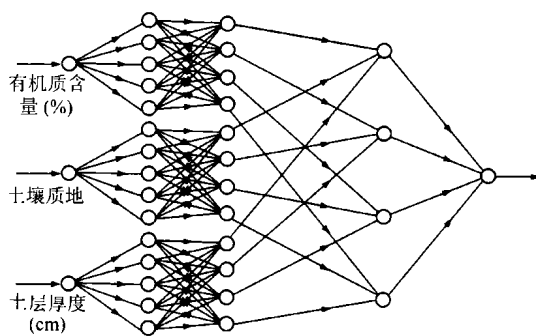


图 1 模糊神经网络结构图

Fig. 1 Structure of the Fuzzy Neural Network

第一层为输入层,代表网络的输入变量。神经元个数等于模糊规则前提中出现的变量个数,每个神经元对应于适宜性评价的一个参评因子。该层神经元的作用只是将输入变量 x_i 传送到下一层,即

$$f(x_i) = x_i \quad (1)$$

第二层为子网络的隐含层,采用 sigmoid 激发函数:

$$\left. \begin{aligned} s_{ij}^{(1)} &= w_{ij}^{(1)} x_i \\ f(s_{ij}^{(1)}) &= \frac{1}{1 + e^{-s_{ij}^{(1)} + q_{ij}^{(1)}}} \\ y_{ij}^{(1)} &= f(s_{ij}^{(1)}) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中, $w_{ij}^{(1)}$ 为第一、二层神经元之间的连接权重; $q_{ij}^{(1)}$ 为第 i 个子网络第二层第 j 个神经元的阈值; $s_{ij}^{(1)}$ 为第 i 个子网络第二层第 j 个神经元的输入值的加权和; $y_{ij}^{(1)}$ 为第 i 个子网络第二层第 j 个神经元的输出值。

第三层为子网络的输出层,节点的输出值代表因子值对相应级别的隶属度值。该层神经元采用线性激发函数,即

$$\left. \begin{aligned} s_{ik}^{(2)} &= \sum_j w_{ijk}^{(2)} y_{ij}^{(1)} \\ f(s_{ik}^{(2)}) &= s_{ik}^{(2)} + q_{ik}^{(2)} \\ y_{ik}^{(2)} &= f(s_{ik}^{(2)}) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中, $w_{ijk}^{(2)}$ 为第二、三层神经元之间的连接权重; $q_{ik}^{(2)}$ 为第 i 个子网络第三层第 k 个神经元的阈值; $s_{ik}^{(2)}$ 为第 i 个子网络第三层第 k 个神经元的输入值的加权和; $y_{ik}^{(2)}$ 为第 i 个子网络第三层第 k 个神经元的输出值。

前三层构成用以模拟参评因子隶属函数子网络。每个子网络是一个普通的前向三层 BP 网络,采用 BP 算法进行训练。由神经网络的函数逼近性可知,这些子网络均具有对非线性连续函数的良好逼近能力。

第四层为模糊推理层,共有四个节点。第一个节点和各子网络的第一个输出相连接,其功能是将每个因子对于第一级别的隶属度执行一次复合运算,激发函数为恒等线性形式。第二个节点和各子网络的第二个输出相连接,依次类推。显然,当连接权重和普通模糊综合评判中的因子权重相等时,即为对隶属度的加权求和,该层的设计具有明显的实际意义。因此,模糊综合评判模型是该模糊神经网络的一个极小点,即候选最优解。该层的前向计算公式类似于第三层,即

$$\left. \begin{aligned} s_l^{(3)} &= \sum_i w_{ikl}^{(3)} y_{ik}^{(2)} \\ y_l^{(3)} &= f(s_l^{(3)}) = s_l^{(3)} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中, $w_{ikl}^{(3)}$ 为第三、四层神经元之间的连接权重;

$s_l^{(3)}$ 为第四层第 l 个神经元的输入值的加权和; $y_l^{(3)}$ 为第四层第 l 个神经元的输出值。

第五层为输出层,为土地适宜程度的量化值,是土地级别划分的依据。显然,存在一组合理权重,使得通过对某土地单元对各级别隶属度的加权求和得到土地适宜度的一个连续量化值,而不仅仅是判定级别。该层神经元的激发函数为恒等线性形式,即第 5 层的输出为:

$$z = s^{(4)} = \sum_l w_l^{(4)} y_l^{(3)} \quad (5)$$

式中, $w_l^{(4)}$ 为第四、五层神经元之间的连接权重; $s^{(4)}$ 为第五层神经元的输入值的加权和。

2 学习算法设计

为加速网络收敛,避免系统落入不合理的局部极小,针对土地适宜性评价的特点,本文对一般的学习算法进行了改进。将该模型的学习分为两个阶段,第一阶段采用标准的学习算法对各个子网络进行离线训练,从而构成初始的隶属函数。训练和测试样本由经验确定的隶属函数生成。经验的不完整性,表现为隶属函数的不准确性,将在进一步的训练中得以改善。第二阶段的训练用以发现规则并优化调整隶属函数,分两步进行。第一步固定隶属函数部分的参数,调整规则部分,当网络收敛(误差减小且误差变化率足够小)时,初步的规则得以建立;第二步调整所有的网络变量,直至误差达到全局最小。隶属函数子网络是普通的 BP 模型,第一阶段的学习算法采用常规的 BP 算法;第二阶段的整体训练算法跟模糊神经网络结构有关。

模糊神经网络的训练过程包括前向计算和误差的反向传播,前向计算可参考本文的第二部分对模型结构的表述,这里仅对误差的反向传播作分析。本文将输出端误差定义为输出神经元的平方误差之和(以 L_2 范数表示),则网络的目标函数可表示为:

$$E = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \frac{1}{2} (d_m^{(n)} - z_m^{(n)})^2 \quad (6)$$

式中, $d_m^{(n)}$ 和 $z_m^{(n)}$ 分别表示第 n 个样本在第 m 个输出神经元的期望输出和实际输出; M 为输出层神经元数; N 为样本个数;学习的目标是使 E 取得最小值。根据 BP 算法将权重和阈值沿误差梯度下降方向进行修正的思想,权重的学习规则为(阈值的学习规则相同):

$$\begin{aligned} w(t+1) &= w(t) + \Delta w = \\ w(t) + \eta &\left[-\frac{\partial E}{\partial p} \cdot \frac{\partial f}{\partial s} \cdot \frac{\partial s}{\partial w} \right] \end{aligned} \quad (7)$$

式中, η 为学习率; f 为激发函数; w 为神经元之间的连接权重; s 为神经元输入值的加权和; t 表示学习次数。为加快收敛速度, 各层的学习率应按梯度大小有所不同, 并自适应调整。各层的误差、权重和阈值调整量为:

$$\left. \begin{aligned} 1) \text{ 第五层} \\ e_l^{(4)} = d - z \\ \Delta w_l^{(4)} = e_l^{(4)} y_l^{(3)} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中, $e_l^{(4)}$ 为输出神经元的误差; $\Delta w_l^{(4)}$ 为第四、五层神经元之间的连接权重的修正量。

$$\left. \begin{aligned} 2) \text{ 第四层} \\ e_l^{(3)} = -\frac{\partial E}{\partial s_l^{(3)}} = -\frac{\partial E}{\partial s^{(4)}} \cdot \frac{\partial s^{(4)}}{\partial s_l^{(3)}} = e_l^{(4)} w_l^{(4)} \\ \Delta w_{ikl}^{(3)} = e_l^{(3)} y_{ik}^{(2)} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中, $e_l^{(3)}$ 为第四层第 l 个神经元的误差; $\Delta w_{ikl}^{(3)}$ 为第三、四层神经元之间的连接权重的修正量。

$$\left. \begin{aligned} 3) \text{ 第三层} \\ e_{ik}^{(2)} = -\frac{\partial E}{\partial s_{ik}^{(2)}} = \sum_l e_l^{(3)} w_{ikl}^{(3)} \\ \Delta w_{ijk}^{(2)} = e_{ik}^{(2)} y_{ij}^{(1)} \\ \Delta q_{ik}^{(2)} = e_{ik}^{(2)} \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式中, $e_{ik}^{(2)}$ 为第 i 个子网络第三层第 k 个神经元的误差; $\Delta w_{ijk}^{(2)}$ 为第二、三层神经元之间的连接权重的修正量; $\Delta q_{ik}^{(2)}$ 为第 i 个子网络第三层第 k 个神经元的阈值的修正量。

4) 第二层

激发函数为 sigmoid 函数, 误差计算公式与普通 BP 类似, 即

$$\left. \begin{aligned} e_{ij}^{(1)} = y_{ij}^{(1)} (1 - y_{ij}^{(1)}) \cdot \sum_k e_{ik}^{(2)} w_{ijk}^{(2)} \\ \Delta w_{ij}^{(1)} = e_{ij}^{(1)} x_i \\ \Delta q_{ij}^{(1)} = e_{ij}^{(1)} \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中, $e_{ij}^{(1)}$ 为第 i 个子网络第二层第 j 个神经元的误差; $\Delta w_{ij}^{(1)}$ 为第一、二层神经元之间的连接权重的修正量; $\Delta q_{ij}^{(1)}$ 为第 i 个子网络第二层第 j 个神经元的阈值的修正量。

一批训练样本的均方误差为:

$$R_{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_0^{(i)} - z^{(i)})^2 \quad (12)$$

式中, N 为一批样本个数。当 R_{MSE} 小于某个预定的误差值时, 学习成功; 否则转入下一轮学习。

3 实验及结论

本文以海南省琼海市土地适宜性评价为实例

对该模型进行了测试。琼海市地处海南省东部, 全市现辖 1 个办事处, 13 个建制镇和 7 个乡。此次琼海市土地适宜性评价是针对不同土地用途的多用途评价。由于宜水田评价选取的参评因子较多, 网络结构相应复杂, 因此这里以宜水田评价为例对该模型进行检验。宜水田评价共选取了土壤有机质含量等 9 个评价因子, 相应的模糊神经网络模型与图 1 类似, 共有 9 个子神经网络。根据经验的指标体系, 采用通常的高斯型隶属函数生成训练样本, 对子神经网络采用 BP 算法进行训练以建立初始的子神经网络。图 2 是参评因子有机质含量训练初始训练后的隶属函数曲线, 图中曲线由子网络的等间隔采样点输出值连线生成, 离散点为训练样本点。

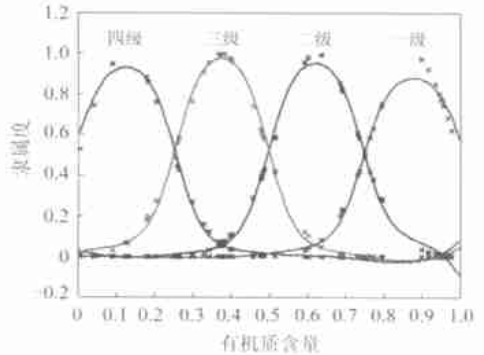


图 2 有机质含量的初始隶属函数曲线
Fig. 2 Original Membership Function Curve of Organic Content

所有子神经网络训练成功后进入下一步训练, 以进一步求神经网络参数, 即修正指标体系的误差。按“学习算法设计”中的方法对网络的其他部分进行训练, 最后进行整体训练。训练集和测试集样本数据的获取以实地随机抽样为主, 兼顾地域分布平衡和各现状类型、等级均匀分布。实际工作中, 可以调查作物的产量或经济效益, 将产量或经济效益标准化为 0~1 之间的数, 以表示土地的适宜性等级。样本应具有一定的代表性和准确性。收集样本总数为 196, 其中训练集样本 137 个, 测试集样本 59 个。

全部训练完成后, 模型的隶属函数层已通过向样本学习进行了自适应调整, 图 3 为最终的有机质含量的隶属函数曲线。可以看出, 隶属函数仍是类高斯型, 但均值和宽度已发生了变化, 一级和二级的隶属函数宽度增大。这和当地的实际情况相适应, 在琼海市的主要产粮区, 绝大部分可利用土地已开垦为水田, 且地势平坦, 排灌条件较好, 多为壤土, 养分含量高, 土地对水稻种植的适宜级别比较高。

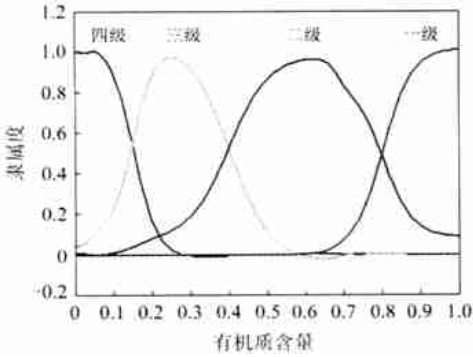


图3 有机质含量的最终隶属函数曲线

Fig. 3 Final Membership Function Curve of Organic Content

实验证明,该模型的学习过程比一般BP模型要快很多,能够达到更小的均方误差,且一般不会陷入局部极小。表2是网络训练实验的统计结果。

表2 模糊神经网络和一般神经网络比较

Tab. 2 Comparison Between FNN and Ordinary ANN

	模糊神经网络	一般神经网络
收敛时的训练次数	105	156
达到的最小均方误差	0.000 25	0.000 75
系统极小个数	1	4

注:表中数据为10次实验的平均值。

此外,模糊神经网络还具有以下两个优点:

- ① 模型建立时以专家经验作为知识基础,训练前即为评价的经验模型,已接近实际情况。
- ② 模型能够通过自学习来调整自身参数,有效地利用了客观调查样本来修正经验知识。

在实际工作中,采用模糊综合评判模型进行

土地适宜性评价时,根据实地采集的调查数据对模型进行验证,一般会发现模型存在一定的误差,有一部分正确的样本数据却得不到正确的结果。为有效利用样本修正模型,可采用本文方法建立神经网络模型。琼海市土地适宜性评价中,根据收集的样本数据对最初建立的模糊综合评判模型进行检验,对样本的正确分类率为85.2%,构造神经网络并进行训练后,对样本的正确分类率提高到95.1%。

参 考 文 献

- 1 刘耀林,刘艳芳,夏早发.模糊综合评判在土地适宜性评价中的应用研究.武汉测绘科技大学学报,1995,20(1):71~75
- 2 焦利民.人工神经网络和模糊逻辑在土地适宜性评价中的应用研究:[学位论文].武汉:武汉大学,2002
- 3 Liu Y F, Jiao L M. The Application of BP Networks to Land Suitability Evaluation. Geo-Spatial Information Science, 2002(1):55~61
- 4 Zhao X, Xiao D Y. Fault Diagnosis of Nonlinear Systems Based on Modular Fuzzy Neural Networks. Control Theory and Applications, 2001(6):395~400
- 5 毛建旭,王耀南.基于模糊高斯基函数神经网络的遥感图像分类.遥感技术与应用,2001(3):62~65
- 6 唐世伟,李子芳,许少华.基于模糊超球神经网络的沉积微相识别.大庆石油学院学报,2002(6):48~51

第一作者简介:焦利民,博士生。现主要从事土地信息的智能化处理研究。

E-mail: lmjiao027@163.com

Application of Fuzzy Neural Networks to Land Suitability Evaluation

JIAO Limin¹ LIU Yaolin¹

(1 School of Resource and Environment Science, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: This paper proposes a fuzzy-neural model applied to land suitability evaluation. There are some intractable problems in applying fuzzy system to land suitability evaluation. For example, the membership functions and rules of fuzzy evaluation system have no self-adjusting ability. Sometime the system even has too many rules to act when it is a multi-input system. In this paper, the model of fuzzy neural network is designed for land suitability evaluation. This model is the result of mixing fuzzy system and artificial neural network.

Key words: land suitability evaluation; fuzzy system; fuzzy neural networks

About the first author: JIAO Limin, Ph. D candidate. He is engaged in intelligent land information system. E-mail: lmjiao027@163.com