

Prediction of Chlorophyll Content in Rice under Arsenic Stress Based on Dynamic Fuzzy Neural Network Model

Bo Wang, Ping Wang*, Zhiming Liu

School of Geographical Sciences, Northeast Normal University, Changchun Jilin
Email: wangbotty@163.com, wangp666@nenu.edu.cn

Received: Sep. 26th, 2017; accepted: Oct. 11th, 2017; published: Oct. 18th, 2017

Abstract

The aim of this paper is to assess the ability of dynamic fuzzy neural network model in evaluating the pollution status of rice field under the stress of heavy metal arsenic pollution. Heavy metal arsenic pollution would change the chlorophyll content in leaves of rice, so the correlation between chlorophyll content and vegetation index was analyzed. By stepwise regression, NDVI, MNDVI, MTCI, MSR, GNDVI were found which were very sensitive to the change of chlorophyll content. Then a dynamic fuzzy neural network was constructed where the five indices were used as input parameters and the chlorophyll content of rice as the output parameter. The results reflected that the predicted chlorophyll content is in good agreement with the measured chlorophyll content ($R^2 = 0.905$). It was indicated that the chlorophyll content of rice under the stress of heavy metal arsenic pollution could be predicted by dynamic fuzzy neural network model, which would provide a reference for large area monitoring of heavy metal pollution in rice field.

Keywords

Arsenic Contamination, Rice, Chlorophyll, Dynamic Fuzzy Neural Network

基于动态模糊神经网络模型预测水稻受砷胁迫下叶绿素的含量变化

王 博, 王 平*, 刘志明

东北师范大学地理科学学院, 吉林 长春
Email: wangbotty@163.com, wangp666@nenu.edu.cn

*通讯作者。

文章引用: 王博, 王平, 刘志明. 基于动态模糊神经网络模型预测水稻受砷胁迫下叶绿素的含量变化[J]. 环境保护前沿, 2017, 7(5): 404-413. DOI: 10.12677/aep.2017.75054

收稿日期：2017年9月26日；录用日期：2017年10月11日；发布日期：2017年10月18日

摘要

为探讨利用动态模糊神经网络模型评价水稻受重金属砷污染胁迫状况，研究了水稻农田在自然生长环境下重金属砷污染对水稻叶片中叶绿素含量的影响，并做出对叶绿素含量变化敏感的植被指数与叶绿素之间的相关性分析，通过多元逐步回归找到与叶绿素含量变化敏感的植被指数NDVI、MNDVI、MTCI、MSR、GNDVI作为动态模糊神经网络的输入参数，水稻叶片中叶绿素含量值作为模型的输出参数建立能够判断水稻污染等级的动态模糊神经网络模型。结果表明，预测的叶绿素含量值与实测的叶绿素含量值拟合度高($R^2 = 0.905$)。说明可以用动态模糊神经网络模型预测农田的污染等级情况，为大面积监测水稻农田污染提供借鉴的依据。

关键词

砷污染胁迫，水稻，叶绿素，动态模糊神经网络模型

Copyright © 2017 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

As 对植物是具有毒害作用的，当植物体内聚集过量的 As 时会抑制植物体内对水分和营养的吸收，破坏叶绿素。受到轻度 As 污染，植物表现为植株矮小，叶片失绿；中度 As 污染植物表现为扭曲生长；重度 As 污染，植物表现为地上部分发黄，根部出现黑褐色直至死亡[1]。As 对植物的危害最终会通过食物链进入到人体内，危害人类的健康，有关 As 污染对人类健康的危害报道时有发生[2] [3] [4] [5]。传统检测水稻农田中重金属的含量都是野外采集样本拿到实验室内进行化学分析，精度高但是费时费力，具有局限性，随着高光谱遥感的发展，快速的检测水稻农田污染情况已经实现。

近年来人工智能应用的领域越来越广泛，已有很多的学者将人工智能神经网络应用在农田环境污染的检测上，最常用的神经网络为 BP 神经网络[6] [7] [8]，但 BP 算法的速度慢，容易陷入局部极小点。动态模糊神经网络是集神经网络和模糊系统功能于一体，解决了模糊神经网络在参数确定上的不确定性同时还能够实时的解决非线性问题与单纯的神经网络形成鲜明的对比，提供在线的学习方法以及学习的快速性，它的网络结构不用预先设定好，而是在不断的学习过程中动态的逐渐的形成模糊规则，与常规的模糊神经网络方法相比较而言削弱了计算速度慢，陷入局部极小点的弊端[9]-[17]。在国内外，在重金属污染胁迫下，水稻受重金属污染的程度与叶片中叶绿素的含量的相关性均有大量的报道，如 Broge 等人研究表明，在 400 nm~700 nm 特定的波段范围内，叶绿素含量与植被光谱反射率有明显的相关关系，能很好的反应植被受重金属胁迫的程度[18]；陈思宁等人通过研究发现，反射率的蓝移程度和叶绿素的含量存在较强的相关性[19]；任红艳等人表明通过水稻的光谱特征，可以找到对水稻重金属胁迫更为敏感的光谱指数[20]；Reza Amiri *et al.*通过叶绿素的含量和植被指数的相关性来进行分析[21]。本文以水稻农田为研究对象，尝试利用动态模糊神经网络模型来预测叶绿素含量来判断水稻污染情况，从而为实时、大面积的有效监测农田受 As 污染提供依据，动态模糊神经网络模型应用的处理流程见图 1 所示。

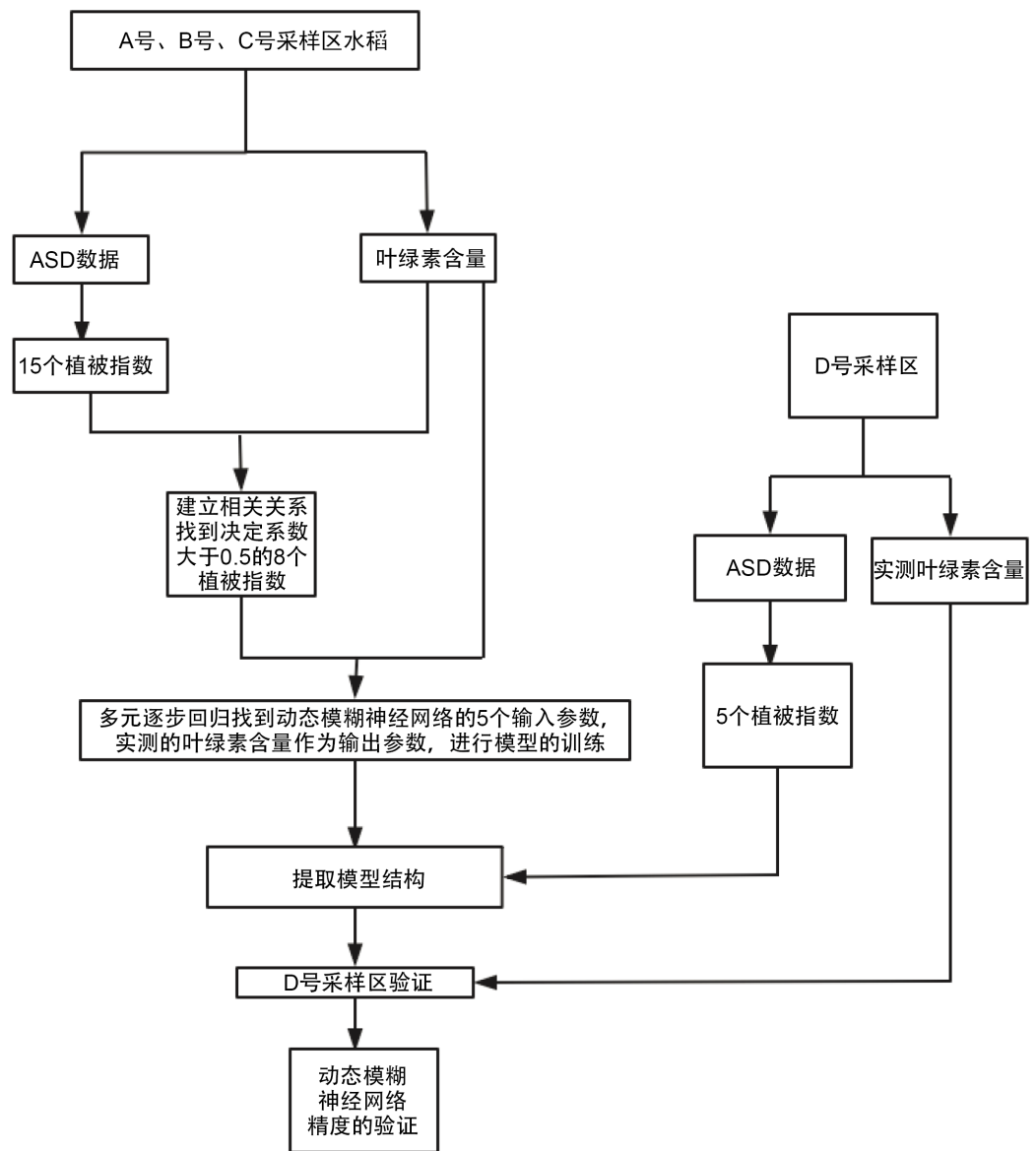


Figure 1. Flow chart
图 1. 流程图

2. 数据的采集

2.1. 研究区概况

研究区选取了吉林省吉林市三块污染程度不同的水稻种植区域分别为：A 号采样区吉林省农科院试验田(126°28'2.8"E, 43°57'1.8"N)、B 号采样区吉林公路旁水稻(126°24'14.6"E, 43°59'14.9"N)、C 号采样区吉林化工厂附近的农田(126°37'35.5"E, 43°55'10.5"N)。水稻品种为吉梗 105, 该土壤种植区域以黑壤为主, 属于中温带大陆性季风气候, 年平均气温 3℃~5℃, 年平均降水量 650~750 mm。三块样地的气候、降水、光照、土质以及排水等条件基本一致。以采样区土壤环境背景值作为衡量的标准[22]。根据单因子指数评价法计算结果, A 号采样区为无污染, B 号采样区、C 号采样区污染等级依次为 1 级污染和 2 级污染, 且 2 级污染大于 1 级污染, 结合三块采样地分别对应实际测得的成熟期水稻叶绿素含量见表 1 所示。

Table 1. The division of pollution grade corresponds to the chlorophyll range
表 1. 污染等级的划分对应的叶绿素值域

污染等级	叶绿素含量/($\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$)
无污染	>31
1 级污染	24~31
2 级污染	0~24

2.2. ASD 光谱数据的采集

使用美国 ASD 公司生产的 FieldSpec Pro3 型光谱仪采集水稻光谱反射率,测定前用圆形标准白板进行校正,视场角为 10° ,探头放在水稻的顶部并垂直向下约 1 m 的位置,在 2009 年 8~9 月进行光谱数据采集,选择在晴朗无风的天气,光谱采集的时间为 10:00~14:00,波长范围为 3500~2500 nm,其中在 350~1000 nm 波长范围内的光谱分辨率为 1.4 nm,在 1000~2500 nm 的光谱分辨率为 2 nm。每个样本点分别采集 10 条光谱数据,对 10 条光谱数据取其平均值作为该样本点的光谱数据,这样得到了 A、B、C 三个采样区的光谱数据。

2.3. 地面采样点叶绿素含量的测量

水稻叶片中叶绿素含量的测量使用 Konica Minolta 公司生产的 SPAD-502 叶绿素计进行测量,与冠层光谱测量同步进行。但 SPAD-502 叶绿素计的读数并不是植物叶片中叶绿素含量的真实值,而是与植物叶片中叶绿素含量有高度的相关性,所以被广泛的用来检测植物的叶绿素含量。在测量叶绿素含量时,每个采样点的水稻植株都选择上、中、下三个垂直的不同叶片,每个叶片测量 6 次,最终取其平均值作为该水稻采样点的 SPAD 值(SPAD-502 叶绿素计的读数)。SPAD 值与叶绿素含量实际值的转换公式[23]如下所示

$$Y = 0.996X - 1.52$$

式中: X 为 SPAD-502 叶绿素计的读数; Y 为实际叶片中叶绿素的含量,单位为 $\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$ 。

2.4. 研究区土壤及叶片中重金属砷含量的测定

在野外采集完研究区样本点的光谱数据和叶绿素值之后,以每个采样点为中心,采集每个采样点 0~10 cm 深度的表层土,将采样土收集到干净的保鲜袋中,并排除保鲜袋中的空气,带回实验室,在实验室中经过自然的风干,剔除碎石子及杂草等处理[24]以备后续的使用,土壤及叶片中重金属 As 的含量由中国农业科学院和东北师范大学测试中心平行完成。

3. 动态模糊神经网络模型

3.1. 动态模糊神经网络

本文所用的动态模糊神经网络中的动态指的是网络结构不是预先设定的,而是动态变化的,在学习之前,没有一条模糊规则,模糊规则是在不断的学习过程中,不断有输入参数加入到这个模型中逐渐增长而形成的,无需领域的专家知识就可以对系统自动建模,形成模糊规则,并且动态模糊神经网络还有简单有效的学习算法、学习速度快、实时建模的特点,该方法能够实时的处理非线性关系[25]。

动态模糊神经网络的结构包括 5 层:第一层为输入层,每一个节点表示一个输入变量;第二层为隶属函数层,每一个节点表示一个隶属函数,第三层可以理解为模糊规则数层,有多少个节点就有多少个模糊规则;第四层为归一化层;第五层为输出层,动态模糊神经网络的结构见图 2 所示。该隶属函数用高斯函数表示为:

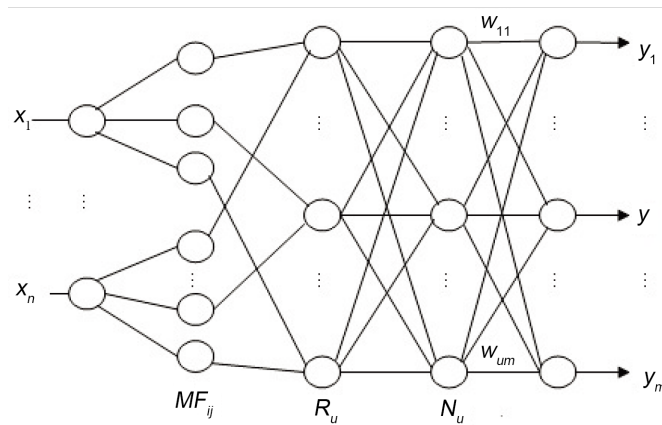


Figure 2. The structure of dynamic fuzzy neural network
图 2. 动态模糊神经网络结构图

$$\mu_{ij}(x_i) = \exp \left[-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_j^2} \right] \quad i = 1, 2, \dots, r, j = 1, 2, \dots, u$$

式中： μ_{ij} 是 x_i 的第 j 个隶属函数； c_{ij} 是 x_i 的第 j 个高斯函数的中心； σ_j 是 x_i 的第 j 个隶属函数的宽度； r 是输入变量的个数； u 是规则数。

3.2. 动态模糊神经网络的输入参数

本文根据前人的研究，筛选出对叶绿素敏感的 15 个植被指数，分别为归一化植被指数 NDVI、优化的比值植被指数 MSR、比值植被指数 RVI、红边位置指数 REP、叶绿素吸收反射率指数 CARI、优化的叶绿素吸收率指数 MCARI、绿色归一化植被指数 GNDVI、改进的归一化植被指数 MNDVI、RDVI、优化的土壤调整植被指数 OSAVI、MSAVI、冠层结构无关色素指数 SIPI、SRA、三角植被指数 TVI、MERIS 地球叶绿素指数 MTCI 共计 15 个植被指数，分别与实测的叶绿素含量建立相关关系，可知决定系数大于 0.5 的有 8 个植被指数，再在 matlab 里建立多元逐步回归模型，筛选出更为敏感的植被指数。剩下的更为敏感的植被指数见图 3 所示，在图 3 中绿色代表 C 号采样区的采样点，蓝色代表 B 号采样区的采样点，黄色代表 A 号采样区的采样点，从图 3 也能看出，土壤中重金属的含量和水稻叶片中叶绿素的含量有明显的相关性。公式见表 2 所示，得到的多元回归模型为：

$$Y = 1416.23X_1 - 975.94X_2 + 32.26X_3 - 92.55X_4 - 197.07X_5 + 22.68, R^2 = 0.94$$

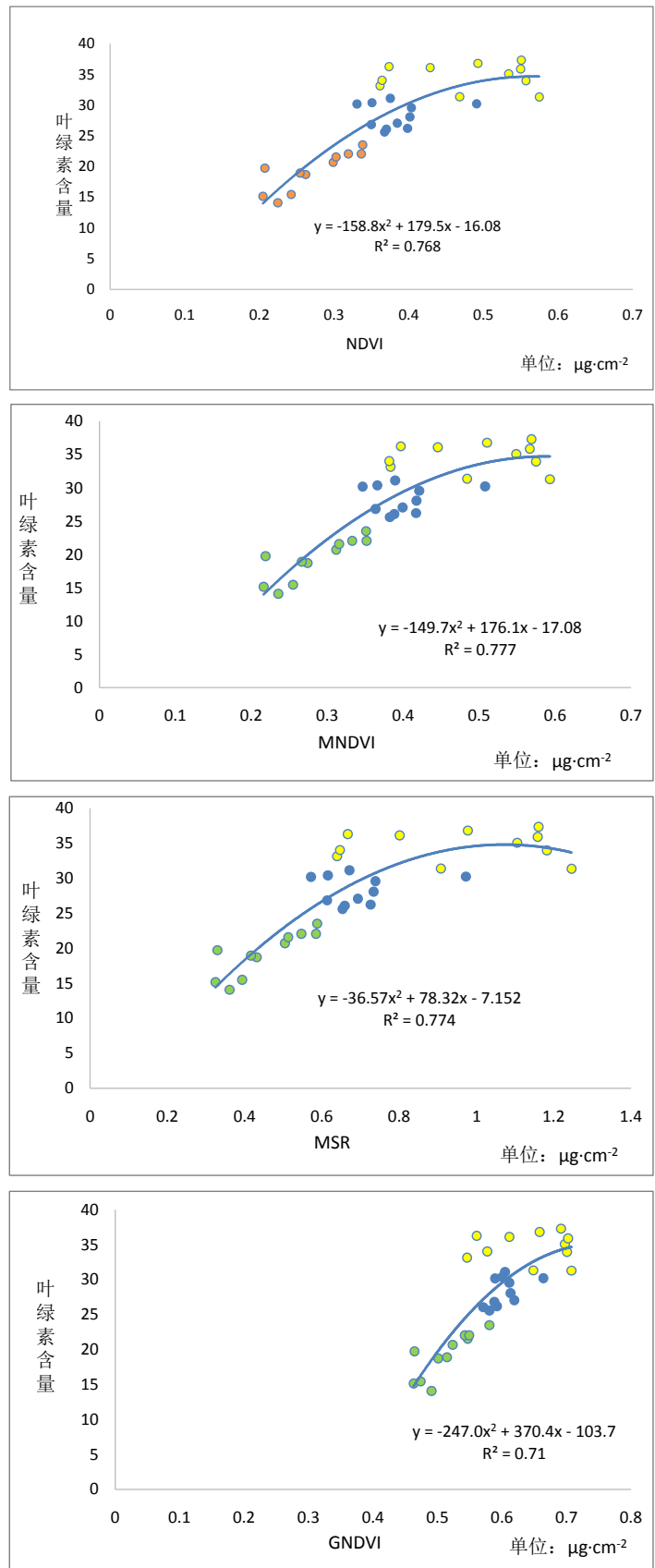
式中： X_1 为 NDVI 值； X_2 为 MNDVI 值； X_3 为 MTCI 值； X_4 为 GNDVI 值； X_5 为 MSR 值； Y 为叶绿素含量值($\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$)； R^2 为决定系数。

3.3. 动态模糊神经网络模型的输出参数

由前人的研究已经知道，当植被受到重金属污染胁迫时，叶绿素的含量会发生明显的变化，所以用叶绿素的含量可以间接的反应土壤中重金属的含量，即知道了叶绿素的含量可大致估计出土壤污染的等级，结合实验区三块采样地实测的叶绿素含量，将叶绿素含量作为动态模糊神经网络的输出参数。

4. 动态模糊神经网络模型精度的检验

将 2009 年 8~9 月份吉林省吉林市 A、B、C 号三块采样区分别实际测得的 ASD 数据所构建的 NDVI, MNDVI, MTCI, MSR, GNDVI 五个植被指数作为动态迷神神经网络模型的输入参数，实测的叶绿素含



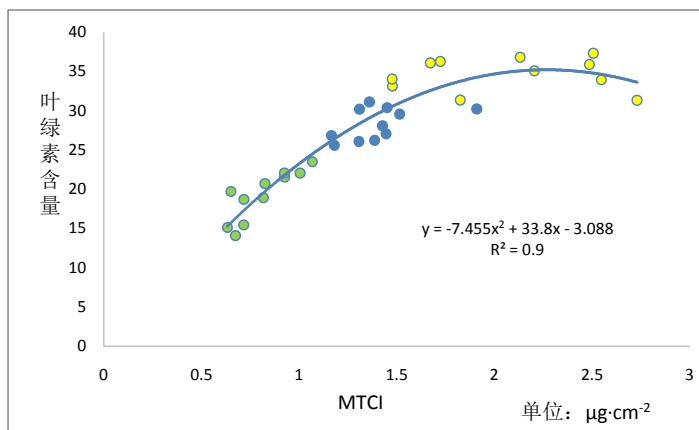


Figure 3. Correlation between 5 vegetation indices and chlorophyll content

图 3. 5 个植被指数与叶绿素含量的相关性

Table 2. Calculation formula of five vegetation indices

表 2. 筛选出来的 5 个植被指数的计算公式

植被指数	计算公式	参考文献
NDVI	$(R750 - R705)/(R750 + R705)$	Gitelson and Merzlyakz [26]
MNDVI	$(R750 - R705)/(R750 + R705 - R445)$	Sims and Gamon [27]
MTCI	$(R754 - R709)/(R709 - R681)$	Dash and Curran [28]
MSR	$((R750/R705) - 1)/\text{SQRT}(R750/R705 + 1)$	Jordan [29]
GNDVI	$(R750 - R550)/(R750 + R550)$	Gitelson et al. [30]

量作为输出参数，在 MATLAB 软件中进行模型的训练，用来建立重金属污染胁迫下叶绿素含量的反演模型，A 号采样区、B 号采样区、C 号采样区采集的样本点的个数分别均为 11 个样本点，则动态模糊神经网络模型反演的叶绿素结果见图 4 所示。

将 2009 年 8~9 月份吉林省长春市长春西新东(D 号采样区)实测的 ASD 数据构建的 5 个相同的植被指数作为模型的输入参数，实测的叶绿素含量作为输入参数带入已经训练好的动态模糊神经网络模型中进行模型的检验，在 MATLAB 中得到见图 5 所示的结果，可以看出由动态模糊神经网络预测的叶绿素含量值和实测的叶绿素含量值基本吻合，将相同的输入参数带入到检验区中，检验区为吉林省长春市的一块水稻农田(D 号采样区)得到多元逐步回归方程：

$$Y = -327.064X_1 + 612.253X_2 + 11.009X_3 + 79.7966X_4 - 111.845X_5 - 89.9437$$

式中：X₁ 为 NDVI 值；X₂ 为 MNDVI 值；X₃ 为 MTCI 值；X₄ 为 GNDVI 值；X₅ 为 MSR 值；Y 为叶绿素含量值(μg·cm⁻²)。由多元逐步回归反演得到的叶绿素的结果与实测值发生了 1/16 的偏差，可以看出，用动态模糊神经网络模型反演叶绿素的含量来预测土壤中重金属污染等级效果要比多元逐步回归模型要好，且由动态模糊神经网络预测的污染等级和实际土壤污染等级一致。

5. 结论

1) 动态模糊神经网络模型预测叶绿素的精度比多元逐步回归模型预测叶绿素的精度要高，对土壤中重金属污染等级的评价达到 100%，说明动态模糊神经网络模型能更好的分析非线性的问题。

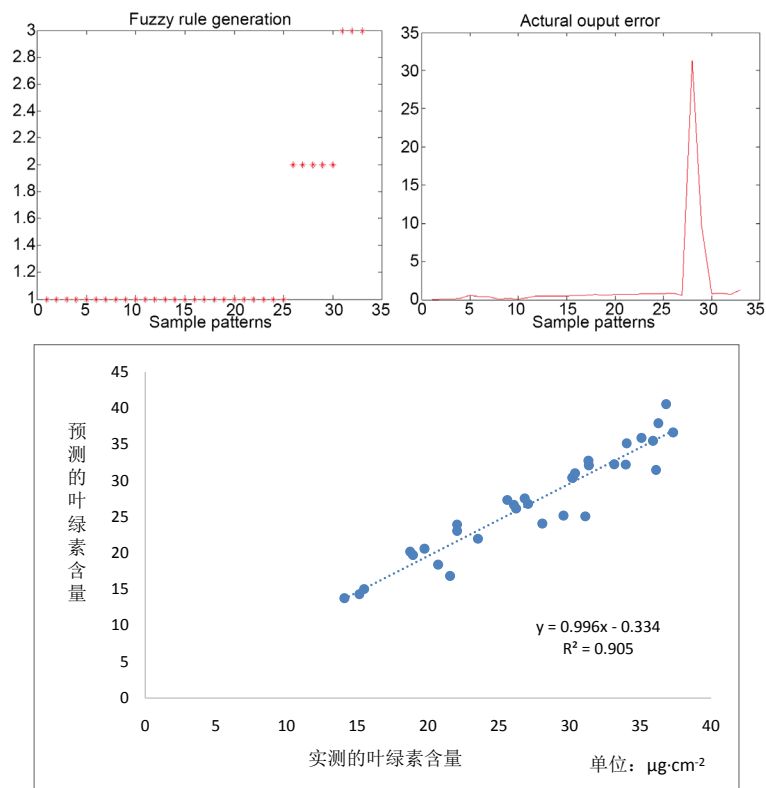


Figure 4. Prediction results of dynamic fuzzy neural network

图 4. 动态模糊神经网络的预测结果

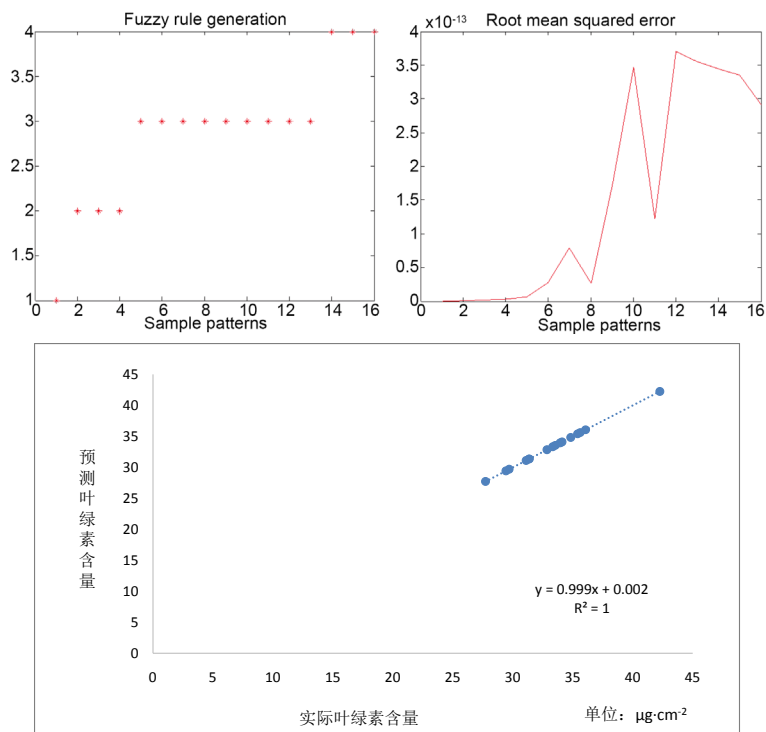


Figure 5. Test results of dynamic fuzzy neural network

图 5. 动态模糊神经网络的检验结果

2) 研究农田土壤中重金属污染等级的问题可以间接的通过反演水稻叶片中叶绿素含量来进行估计, 土壤中重金属含量越高水稻叶片中叶绿素含量就越低。

3) 本文由于受到采样点的影响, 采样点位置较接近, 且数量少的局限性, 虽然用动态模糊神经网络模型反演出的叶绿素含量值与实测值拟合度高, 但是用多元逐步回归模型预测出的叶绿素含量值也与实测值比较接近, 所以没能明显的体现出动态模糊神经网络模型在研究非线性问题上的优势, 在以后的研究中会打破局限性体现动态模糊神经网络的优越性能。

基金项目

国家自然科学基金项目 41571405 和 40771155。

参考文献 (References)

- [1] 胡省英, 冉伟彦. 土壤环境中砷元素的生态效应[J]. 物探与化探, 2006, 30(1): 83-91.
- [2] Singh, N., Kumar, D., Raisuddin, S., et al. (2008) Genotoxic Effects of Arsenic: Prevention by Functional Food-Jaggery. *Cancer Letters*, **268**, 325-330.
- [3] Mateos-Naranjo, E., Andrades-Moreno, L. and Redondo-Gomez, S. (2012) Tolerance to and Accumulation of Arsenic in the Cordgrass *Spartina Densiflora* Brongn. *Bioresource Technology*, **104**, 187-194.
- [4] Pillai, A., Sunita, G. and Gupta, V.K. (2000) A New System for the Spectrophotometric Determination of Arsenic in Environmental and Biological Samples. *Analytica Chimica Acta*, **408**, 111-115.
- [5] 叶海涛. 台湾地区的乌脚病[J]. 地方病通报, 1994, 9(1): 72-73.
- [6] 李婷, 刘湘南, 刘美玲. 水稻重金属污染胁迫光谱分析模型的区域应用与验证[J]. 农业工程学报, 2012, 28(12): 176-182.
- [7] 王芬, 彭国照, 蒋锦刚, 等. 基于双层神经网络与 GIS 可视化的土壤重金属污染评价[J]. 农业工程学报, 2010, 26(4): 162-168.
- [8] 杨娟, 王昌全, 李冰, 等. 基于 BP 神经网络的城市边缘带土壤重金属污染预测——以成都平原土壤 Cd 为例[J]. 土壤学报, 2007, 44(3): 430-436.
- [9] Er, M.J., Wu, S.Q. and Gao, Y. (2003) *Dynamic Fuzzy Neural Networks: Architecture, Algorithms and Applications*. McGraw-Hill, Singapore.
- [10] Wu, S.Q. and Er, M.J. (2000) Dynamic Fuzzy Neural Networks: A Novel Approach to Function Approximation. *IEEE Transactions On Systems Man And Cybernetics Part B*, **30**, 358-364.
- [11] Wu, S.Q., Er, M.J. and Gao, Y. (2001) A Fast Approach for Automatic Generation of Fuzzy Rules by Generalized Dynamic Neural Networks. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, **9**, 578-594. <https://doi.org/10.1109/91.940970>
- [12] Er, M.J. and Wu, S.Q. (2002) A Fast Learning Algorithm for Parsimonious Fuzzy Neural Systems. *Fuzzy Sets and Systems*, **126**, 337-351. [https://doi.org/10.1016/S0165-0114\(01\)00034-3](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(01)00034-3)
- [13] Er, M.J., Wu, S.Q., Lu, J. and Toh, H.L. (2002) Face Recognition Using Radial Basis Function (RBF) Neural Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, **13**, 697-710. <https://doi.org/10.1109/TNN.2002.1000134>
- [14] Er, M.J., Low, C.B., Nah, K.H., et al. (2002) Real-Time Implementation of a Dynamic Fuzzy Neural Networks Controller for SCARA. *Microprocessors and Microsystems*, **26**, 449-461. [https://doi.org/10.1016/S0141-9331\(02\)00069-8](https://doi.org/10.1016/S0141-9331(02)00069-8)
- [15] Gao, Y. and Er, M.J. (2003) Online Adaptive Fuzzy Neural Identification and Control of a Class of MIMO Nonlinear Systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, **11**, 462-477. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2003.814833>
- [16] Gao, Y. and Er, M.J. (2003) Robust Adaptive Control of Robot Manipulators Using Generalized Fuzzy Neural Networks. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, **50**, 620-628. <https://doi.org/10.1109/TIE.2003.812454>
- [17] Er, M.J., Li, Z., Cai, H. and Chen, Q. (2005) Adaptive Noise Cancellation Using Enhanced Dynamic Fuzzy Neural Networks. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, **13**, 331-341. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2004.841733>
- [18] Borge, N.H. and Mortensen, J.V. (2002) Deriving Green Crop Area Index and Canopy Chlorophyll Density of Winter Wheat from Spectral Reflectance Data. *Remote Sensing of Environment*, **91**, 45-47. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00332-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00332-7)
- [19] 陈思宁, 刘新会, 侯娟, 等. 重金属锌胁迫的白菜叶片光谱响应研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2007, 27(9): 1797-1801.

- [20] 任红艳. 宝山矿区农田土壤 - 水稻系统重金属污染的遥感监测[D]: [博士学位论文]. 南京: 南京农业大学, 2008.
- [21] Amiri, R., Beringer, J. and Isaac, P. (2011) Narrowband Spectral Indices for the Estimation of Chlorophyll along a Precipitation Gradient. 2011 3rd Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), Lisbon, 6-9 June 2011, 4 p.
- [22] 孟宪玺, 李生智. 吉林省土壤元素背景值研究[M]. 北京: 科学出版社, 1995: 64-69.
- [23] Wood, C.W., Reeves, D.W. and Himelrick, D.G. (1993) Relationships between Chlorophyll Meter Readings and Leaf Chlorophyll Concentration, N Status, and Crop Yield: A Review. *Proceedings of the Agronomy Society of New Zealand*, **23**, 1-9.
- [24] 史啸勇, 郁建桥. 微波消解 - 原子吸收光度法测定土壤中铜锌铅镉镍铬镍[J]. 环境监测管理与技术, 2003, 15(1): 32-33.
- [25] 伍世虔, 徐军. 动态模糊神经网络——设计与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 1-5.
- [26] Gitelson, A.A. and Merzlyak, M.N. (1996) Signature Analysis of Leaf Reflectance Spectra: Algorithm Development for Remote Sensing. *Journal of Plant Physiology*, **148**, 494-500. [https://doi.org/10.1016/S0176-1617\(96\)80284-7](https://doi.org/10.1016/S0176-1617(96)80284-7)
- [27] Sims, D.A. and Gamon, J.A. (2002) Relationships between Leaf Pigment Content and Spectral Reflectance across a Wide Range of Species, Leaf Structures and Developmental Stages. *Remote Sensing of Environment*, **81**, 337-354. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00010-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00010-X)
- [28] Dash, J. and Curran, P.J. (2004) The MERIS Terrestrial Chlorophyll Index. *International Journal of Remote Sensing*, **25**, 5403-5413. <https://doi.org/10.1080/0143116042000274015>
- [29] Jordan, C.F. (1969) Derivation of Leaf Area Index from Quality of Light on the Forest Floor. *Ecology*, **50**, 663-666. <https://doi.org/10.2307/1936256>
- [30] Gitelson, A.A., Kaufman, Y.J. and Merzlyak, M.N. (1997) Use of a Green Channel in Remote Sensing of Global Vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, **58**, 289-298. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00072-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00072-7)

知网检索的两种方式:

1. 打开知网页面 <http://kns.cnki.net/kns/brief/result.aspx?dbPrefix=WWJD>
下拉列表框选择: [ISSN], 输入期刊 ISSN: 2164-5485, 即可查询
2. 打开知网首页 <http://cnki.net/>
左侧“国际文献总库”进入, 输入文章标题, 即可查询

投稿请点击: <http://www.hanspub.org/Submission.aspx>
期刊邮箱: aep@hanspub.org