

基于土壤化学性质与神经网络的羊草碳氮磷含量预测

李月芬, 王冬艳, Viengsouk Lasoukanh, 杨小琳, 李文博, 赵一赢, 孙超

(吉林大学地球科学学院, 长春 130061)

摘要:生态化学计量学是研究植物-土壤相互作用与从元素计量的角度分析生物地球化学元素区域循环规律的新思路,是当前生态化学计量学的研究热点和前沿。该文以羊草碳、氮、磷的含量为研究对象,选用能够模拟输入与输出层非线性关系的径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络,在土壤相关化学性质与羊草碳、氮、磷含量之间建立模型,构建最优的羊草碳、氮、磷含量的预测模型。研究结果显示,采用土壤营养元素及相关化学性质作为输入层,羊草碳、氮、磷含量作为输出层,利用 Matlab 软件建立 RBF 神经网络模型,模拟预测羊草碳氮磷平均质量分数分别为 411.46, 18.25 和 1.11 mg/g,皆低于全球陆生植物叶片碳氮磷的平均含量;羊草 C/N 值、C/P 值和 N/P 平均值分别为 24.70、429.24 和 17.92,皆高于全球陆生植物叶片 C/N 值、C/P 值、N/P 值;羊草 N/P 为 17.92,其生长主要受 P 元素的限制。预测结果与实际情况比较符合,这说明 RBF 人工神经网络模型用于模拟预测羊草碳、氮、磷含量与土壤化学性质之间的关系是可行的,可以较准确地估测羊草碳氮磷含量,平均相对误差分别为 1.39%, 4.69%和 7.65%。

关键词:神经网络;模型;土壤;生态化学计量学;羊草;碳氮磷;吉林西部

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2014.03.014

中图分类号: S154.4

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2014)-03-0104-08

李月芬, 王冬艳, Viengsouk Lasoukanh, 等. 基于土壤化学性质与神经网络的羊草碳氮磷含量预测[J]. 农业工程学报, 2014, 30(3): 104-111.

Li Yuefen, Wang Dongyan, Viengsouk Lasoukanh, et al. Prediction of carbon, nitrogen and phosphorus contents of *Leymus Chinensis* based on soil chemical properties using artificial neural networks[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(3): 104-111. (in Chinese with English abstract)

0 引言

C、N、P 作为植物的重要生命元素^[1],在生物地球化学循环和植物-土壤系统养分循环中起着重要作用,决定着陆地生态系统碳源、碳汇功能^[2-3],区域 C、N、P 生物地球化学循环的改变,将对全球生物地球化学循环和气候变化产生巨大的影响。生态化学计量学是研究生态过程和生态作用中能量和化学元素平衡的科学,是研究植物-土壤相互作用与从元素计量的角度分析生物地球化学元素区域循环规律的新思路,是当前生态化学计量学的研究热点和前沿^[4-5]。而植物碳氮磷含量是研究植物-土壤系统生态化学计量特征的基础。准确、快速、经济地测定羊草碳氮磷含量具有重要的实用价值,对研究草地碳氮磷生态化学计量特征,以及植物-土壤系统层次上元素地球化学循环规律等,都具有重要的意义。

植物碳氮磷含量(根、茎、叶)测定的传统方法主要是通过破坏性取样,碳和氮含量用 C/N 元素分析仪测量,磷的测量需要先将样品粉末采用 H₂O₂-H₂SO₄ 凯氏(Kjedahl)法消解,然后用钼蓝比色法测量^[6]。传统的测量法易于操作、精度较高,但费时费力,尤其对植物破坏性较大^[7],采集植物样品的数量是有限制的。吉林西部草地尤其是大安市姜家店草场和长岭县腰井子草场的优势种是羊草(*Leymus chinensis*),它生态适应性广,可塑性强,对干旱和盐碱化环境具有较强的耐受性,被认为是研究区草地恢复和重建最有前景的牧草之一^[8]。然而近 50 a 来,由于受到全球变化和人为因素的影响,羊草数量减少,植被覆盖度下降,生产力降低,土壤板结,草地生态系统结构改变,草地“三化”现象严重,草地生态环境极度恶化。因此,对该区采取破坏性取样非常不妥,选用能准确预测模拟植物碳、氮、磷含量的方法是有必要的。

已有的研究发现,研究区羊草碳、氮、磷及其生态化学计量比,与土壤相关化学性质具有一定的相关性,但有些指标之间缺乏线性相关性^[9]。而人工神经网络(artificial neural networks, ANN)模型对数据能够进行有效训练、校验、模拟和预测,它

收稿日期: 2013-07-28 修订日期: 2013-12-28

基金项目: 吉林省自然科学基金项目(201215017)

作者简介: 李月芬(1974-),女,山东青岛人,副教授,主要从事土壤改良、土壤地球化学研究。长春 吉林大学地球科学学院,130061。
Email: yfli@jlu.edu.cn.

具有超强的学习能力，是刻画难于用数学解析表达式描述的复杂非线性系统和非线性关系的方便工具^[10]。而径向基函数（radial basis function, RBF）神经网络具有逼近能力强、网络结构简单、学习速度快等优点，可以任意精度逼近任意的非线性函数，对提高预测的准确性具有重要意义，已广泛运用于非线性函数逼近、数据分类、模式识别、信息处理、图像处理、系统控制与建模等领域^[11]，并取得了很好的效果，但其在植物养分含量预测领域的应用仍鲜见报道。有鉴于此，本文尝试运用 RBF 人工神经网络，利用土壤相关化学性质和羊草碳、氮、磷含量之间的关系建立模型，构建最优的羊草碳、氮、磷含量的预测模型。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

吉林西部位于松嫩平原西南，包括松原市与白城市 2 个地级市，10 个县（市、区）。地理坐标 123°09′~124°22′E，44°57′~45°46′N，总面积约 47 000 km²。该区为典型的半湿润半干旱季风气候，四季分明，春季多风干燥，夏季高温多雨，秋季晴朗多日照，冬季寒冷漫长。多年平均降水量约 400 mm，集中于 7、8 月份，平均蒸发量远大于降水量。研究区多年平均气温约 4.5℃，7 月气温最高，为 23℃，1 月气温最低，为 -17.5℃。

该区主要河流有第二松花江、嫩江、霍林河和洮儿河等，松花江和嫩江位于本区边界，且海拔较低，不易利用，洮儿河和霍林河近年来水量显著减少，全区地表水缺乏。该区主要地貌类型为平坦的河流低阶地、倾斜的河流高阶地、河漫滩、湖积冲积平原、沙丘等。土壤类型有淡黑钙土、草甸土、风沙土、黑钙土、碱土和栗钙土等。在地势较低的地区往往分布着盐碱湖泊，湖泊周围为盐碱土或盐碱化的草甸土。

1.2 样品采集

根据植物群落特征，分别于 2010 年 6 月和 2012 年 6 月在吉林省西部大安市、长岭县和前郭县选取具有代表性的采样点，共采集土壤样品 103 件，羊草样品 43 件。植物样品采集时，将羊草齐地面剪下，拣出植物的枯死体，采用四分法取样，装入牛皮纸信封保存并标记，编号为 1~43，带回实验室处理，用于测定羊草全碳、全氮、全磷。在采集羊草样品的样方内同时采集土壤样品，编号为 1~43 号，其余土壤样品标记为 44~103 号，做好野外采样记录。土壤样品采集时，先铲除地表凋落物及植被，取地表至地下 0~30 cm 表层土壤，去除土壤中植物根系及杂物，每个样点采土样 1 kg 左右，放

入样品袋内。

1.3 测试方法

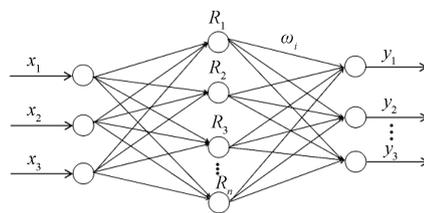
植物样品经 60℃ 烘干后，用粉碎机粉碎后保存于干燥器内，用于测定羊草全碳、全氮、全磷^[12-13]。植物全碳采用高温催化氧化消解法；全氮采用 H₂SO₄-H₂O₂ 消煮，蒸馏法测定；全磷采用 H₂SO₄-H₂O₂ 消煮，钼锑抗比色法测定。土壤有机碳总量（total organic carbon, TOC）：重铬酸钾-硫酸容量法（外加热）测定。土壤全氮：凯氏定氮法测定。土壤水解性氮：采用碱解扩散法。土壤全磷：HClO₄-H₂SO₄ 法。土壤有效磷：0.5 mol/L NaHCO₃ 浸提-钼锑抗比色法。土壤 pH 值测定：采用电位法（土水比为 1:2.5）。土壤可溶盐总量：采用电导法。

2 RBF 神经网络的基本原理

RBF 神经网络是由 Moody 和 Darken 于 20 世纪 80 年代末提出的一种具有隐层函数的前馈式神经网络^[14]，具有全局逼近性质和最佳逼近性能，可以较好地挖掘揭示复杂非线性系统的实际结构，其算法原理在一定程度上克服了 BP 网络学习速度较慢、需要调节的参数多等缺点，是目前预测研究和应用的热点之一^[15]。

2.1 RBF 人工神经网络结构

RBF 神经网络一般分为 3 层，即 1 个输入层、1 个隐含层和 1 个输出层，其结构如图 1 所示。其中，输入层将输入矢量直接映射到隐空间，起到传输信号的作用；隐含层含有若干隐单元节点，节点数量视具体求解问题而定；输出层则对隐含层的输出采用线性加权求和的映射模式^[11]。其运行原理为：用径向基函数作为隐含层神经元的“基”，构成隐含层空间，对输入矢量进行 1 次变换，将低维的输入数据变换到高维空间内，使得在低维空间内的线性不可分问题在高维空间内线性可分，输出层则在这个高维空间实现线性加权组合^[16]。



注：x 是输入变量；R 是隐含层输出； ω 是隐含层到输出层的连接权值；y 为与输入样本对应的网络的实际输出。

Note: x is the input variable; R is the output of hidden layer; ω is the weight from hidden layer to output layer; y is the actual output corresponding to the input sample.

图 1 径向基函数神经网络拓扑结构

Fig.1 Topological structure of radial basis function networks

RBF 神经网络隐含层的激活函数采用径向基函数, 通常定义为空间任一点到某一中心之间欧式距离的单调函数, 有多种形式, 通常使用的是高斯函数^[17], 公式为:

$$R_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x - C_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right)$$

式中: $\|x - C_i\|$ 是欧几里德范数, 表示 x 与 C_i 的欧式距离; C_i 为高斯函数的中心; σ 为高斯函数的方差。

输入层实现的是从 x 到 R_i 的非线性映射, 输出层实现的是从 R_i 到 y 的线性映射^[18], 公式为:

$$y = f(x) = \sum_{i=1}^m \omega_i R_i(x)$$

式中: x 输入变量; ω_i 连接权值; m 隐含层节点数; y 实际输出。

2.2 RBF 神经网络学习方法

RBF 神经网络的学习过程主要分为 2 个阶段, 第 1 阶段确定每个 RBF 隐含层各节点的基函数的中心 C_i 和宽度 σ_i ; 第 2 阶段调节隐含层到输出层的权值^[19]。按照 RBF 神经网络基函数中心选取方法的不同, RBF 神经网络的学习方法主要分为: 1) 随机选取中心法; 2) 自组织选取中心法; 3) 有监督选取中心法; 4) 正交最小二乘法。RBF 神经网络学习常用聚类分析算法确定隐含层各节点的基函数的中心 C_i , 进而可以求得宽度 σ_i , 最后应用最小二乘法确定隐含层到输出层的权值。RBF 神经网络通过输入和输出误差来调整参数中心 C_i 和权值 ω , 再据此调整网络内部系数, 通过反复迭代计算直到网络的输出均方误差达到预设的精度要求时, 网络终止计算并输出预测值。

2.3 RBF 神经网络模型的建立

在 Matlab 环境下构建吉林西部草地羊草碳氮磷含量预测的 RBF 神经网络模型。首先建立 RBF 神经网络训练样本的输入、输出向量。神经网络中输入层变量越多, 网络的结构越复杂, 网络的学习速度越慢, 训练负担越重, 但输入层变量过少时, 网络的预测精度又较差。因此人们希望在设计人工神经网络时在减少输入层变量的同时, 依然能够得到较多的信息。本文最终选择与羊草碳氮磷相关性较大的土壤全碳、全氮、全磷、水解性氮、有效磷、pH 值、可溶盐总量, 共 7 个指标作为输入层, 羊草碳、氮、磷含量分别作为输出层, 从而建立预测羊草 C、N、P 含量的 RBF 神经网络模型。

其次, 为消除量纲不同、指标值数量级差异过大带来的影响, 将实测值数据进行归一化处理。经

过归一化处理, 每个因子数值均分布在 [0,1] 之间。本文中数据归一化处理以及 RBF 神经网络输出的模拟值的反归一化处理是利用 Matlab 软件中自带函数 `mapminmax()` 直接完成的。

数据归一化公式为:

$$I_{ij} = \frac{x_{ij} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \alpha + \beta,$$

$$(i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, N)$$

式中: I_{ij} 为归一化值; x_{\min} 、 x_{\max} 为输入因子的第 i 个指标的样本最小值和最大值; α 和 β 为参数, 分别取值为 0.9 和 0.05。

2.4 RBF 神经网络模型的训练

应用 Matlab 软件中 `newrb` 函数建立 3 个 3 层的 RBF 神经网络。通过迭代的方法设计隐含层, 每迭代 1 次就增加 1 个隐含层神经元, 直到误差低于目标误差或神经元数目达到最大值时停止。`newrb` 函数格式为:

`net=newrb(P, T, GOAL, SPREAD, MN, DF)`

式中: P 为输入向量; T 为输出向量; $GOAL$ 为均方误差; $SPREAD$ 为径向基函数的分布密度, 通过反复试验不同的值来确定最佳值; MN 为神经元的最大数目; DF 为 2 次显示之间所添加的神经元数目。以吉林西部草地土壤和羊草相关数据作为学习样本 (38 组数据), 用 `newrb` 函数进行网络训练, 经反复练习最终确定:

1) 预测羊草碳含量的 RBF 神经网络各参数的值分别为: $GOAL$ 设为 10^{-8} ; $SPREAD$ 取 0.0340; MN 为 100; DF 为 1。训练样本为 1~43 号中除了 4、37、39、40 和 41 号的 38 组样本。

2) 预测羊草氮含量的 RBF 神经网络各参数的值分别为: $GOAL$ 设为 10^{-8} ; $SPREAD$ 取 0.0344; MN 为 100; DF 为 1。训练样本为 1~43 号中除了 23、33、37、39 和 41 号的 38 组样本。

3) 预测羊草磷含量的 RBF 神经网络各参数的值分别为: $GOAL$ 设为 10^{-8} ; $SPREAD$ 取 0.0231; MN 为 100; DF 为 1。训练样本为 1~43 号中除了 7、15、23、31 和 41 号的 38 组样本。

由此就构成了分别预测羊草碳氮磷含量的 3 个由 7 个输入神经元、37 个隐含神经元和 1 个输出神经元组成的 3 层 RBF 神经网络模型 (图 2)。

2.5 RBF 神经网络模型的检验

碳氮磷分别用 5 组检验样本 (见表 1) 对训练后的 RBF 网络模型进行检验。5 个检验样本在 RBF 神经网络中的预测结果与实际测试值的对比, 见表 1。

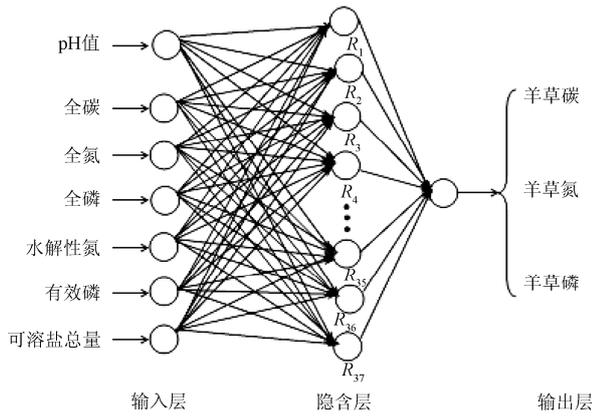


图 2 羊草碳、氮、磷含量预测 RBF 神经网络结构图
Fig.2 RBF artificial neural networks structure for predicting carbon, nitrogen, and phosphorus contents of *Leymus chinensis*

从表 1 可以看出,应用 RBF 人工神经网络模拟碳、氮、磷值与实际值拟合较好。其中羊草碳含量的预测值最小误差达到 0.14%,最大误差为 2.27%,平均相对误差为 1.39%,而相关系数较低,仅为 0.5;羊草氮含量的预测值误差范围为 0.12%~9.35%,平均相对误差为 4.69%,相关系数较高,为 0.93;羊草磷含量的预测值误差分布在 1.25%~14.11%,平均相对误差为 7.65%,相关系数较高,为 0.94。表明 RBF 人工神经网络预测模型结构较合理,精度较高,预测值有较高的可信度。

2.6 RBF 神经网络模型的预测结果

应用上述训练好的 RBF 神经网络模型,分别对研究区采集的 60 个(编号为 44~103)土壤样品对应的羊草碳、氮、磷含量进行预测。预测结果见表 2。

表 1 RBF 人工神经网络的检验结果

Table 1 Test results of RBF artificial neural networks

检验样本 Test sample	碳 Carbon/(mg·g ⁻¹)		检验样本 Test sample	氮 Nitrogen/(mg·g ⁻¹)		检验样本 Test sample	磷 Phosphorus/(mg·g ⁻¹)	
	实测值 Measured value	输出值 Predicted value		实测值 Measured value	输出值 Predicted value		实测值 Measured value	输出值 Predicted value
4	440.30	448.23	23	15.50	15.081	7	0.940	1.0726
37	453.324	457.90	33	19.847	18.771	15	1.489	1.5076
39	437.686	447.62	37	21.018	21.044	23	1.015	0.9993
40	451.721	443.85	39	19.787	21.637	31	0.865	0.7594
41	455.255	454.60	41	21.491	22.748	41	1.535	1.3946
相对误差平均值 Average relative error/%		1.39	相对误差平均值 Average relative error/%		4.69	相对误差平均值 Average relative error/%		7.65
相关系数 <i>r</i> Correlation coefficient		0.5	相关系数 <i>r</i> Correlation coefficient		0.93	相关系数 <i>r</i> Correlation coefficient		0.94

表 2 羊草碳、氮、磷含量预测结果

Table 2 Predicted results of carbon, nitrogen, and phosphorus concentration in *Leymus chinensis*

编号 Serial number	碳 Carbon/ (mg·g ⁻¹)	氮 Nitrogen/ (mg·g ⁻¹)	磷 Phosphorus/ (mg·g ⁻¹)	编号 Serial number	碳 Carbon/ (mg·g ⁻¹)	氮 Nitrogen/ (mg·g ⁻¹)	磷 Phosphorus/ (mg·g ⁻¹)
44	439.75	18.457	1.0038	74	424.92	26.735	1.3800
45	384.75	12.243	0.6877	75	298.79	22.633	1.0321
46	347.84	34.024	1.6293	76	384.62	10.738	0.6710
47	397.4	13.042	0.6787	77	436.52	28.783	1.6946
48	374.93	15.361	0.6798	78	311.72	23.33	0.8301
49	378.84	18.665	0.7592	79	341.61	19.213	0.8797
50	377.89	18.287	1.1338	80	321.74	20.816	0.9710
51	343.91	20.898	0.7345	81	376.08	21.741	0.8547
52	398.34	13.729	0.6773	82	368.39	25.696	1.0712
53	387.97	13.244	0.6759	83	388.47	10.938	0.6718
54	374.44	23.19	0.8999	84	383.28	14.473	0.7612
55	384.09	15.122	0.6854	85	374.32	23.485	0.9163
56	380.23	16.015	0.8913	86	383.34	15.404	0.6947
57	471.87	15.89	0.8439	87	379.82	20.604	0.8152
58	398.93	12.761	0.6746	88	336.9	20.211	0.7997
59	386.09	15.891	0.6822	89	386.21	10.555	0.6710
60	382.93	16.417	0.7128	90	350.65	16.968	0.7945
61	392.13	12.292	0.6727	91	450.76	13.49	0.7914
62	383.5	15.438	0.6947	92	386.22	10.569	0.6710
63	396.21	12.252	0.6797	93	420.75	20.746	0.7438
64	389.95	11.35	0.6710	94	375.1	22.155	0.8713
65	386.92	12.393	0.6730	95	396.62	12.648	0.6832
66	392.83	12.702	0.7247	96	396.76	11.48	0.6792
67	384.67	16.393	0.7197	97	381.7	15.332	0.7112
68	387.46	14.986	0.7912	98	386.21	10.55	0.6710
69	431.08	16.788	0.6818	99	385.67	11.16	0.6728
70	438.03	12.758	0.7849	100	387.14	10.732	0.6710
71	379.78	13.238	0.8024	101	386.27	10.551	0.6710
72	365.68	29.185	1.5897	102	379.12	17.109	0.9912
73	368.34	15.213	0.8491	103	380.03	17.486	0.7367

2.7 羊草碳氮磷生态化学计量特征

羊草碳、氮、磷生态化学计量特征见表 3。从表 3 可以看出, 羊草碳的变化范围为 298.79~528.90 mg/g, 均值 411.46 mg/g, 低于全球 492 种陆生植物叶片碳平均含量 (464 mg/g)^[20], 标准差为 46.87 mg/g, 变异系数为 0.11, 变异较小。氮的变化范围为 10.55~35.53 mg/g, 均值 18.25 mg/g, 低于全球陆生植物叶片氮平均质量分数 (20.6 mg/g) 以及中国植物叶片氮平均质量分数 (20.2 mg/g)^[1], 标准差为 5.87 mg/g, 变异系数为 0.32, 属中等变异。磷的变化范围为 0.56~3.26 mg/g, 均值 1.11 mg/g, 低于全球陆生植物叶片磷平均质量分数 (2.0 mg/g), 与中国植物叶片磷平均质量分数 (1.5 mg/g) 相当, 标准差为 0.54 mg/g, 变异系数为

0.49, 亦属中等变异。羊草碳含量的空间变异性明显低于氮和磷。

2.8 羊草 C/N、C/P、N/P 值

羊草生态化学计量比结果见表 4。从表 4 可以看出, 羊草 C/N 均值为 24.70, 高于全球水平^[20]及其他研究区域草本植被 C/N 值 (表 5), 分布在 10.22~42.89, 标准差为 7.54, 变异系数为 0.31, 属中等变异; C/P 均值为 429.24, 远高于全球平均水平及内蒙、新疆、西藏、北京以及黄土高原等其他研究区域草本植被 C/P 值 (表 5), 分布在 144.41~808.35, 标准差为 139.42, 变异系数为 0.32, 中等变异; N/P 均值为 17.92, 高于全球平均水平, 亦高于其他研究区域草本植被 N/P 值 (表 5), 分布在 6.00~28.91 之间, 标准差为 4.95, 变异系数为 0.28, 属中等变异。

表 3 羊草碳、氮、磷结果统计值

Table 3 Statistical results of carbon, nitrogen, and phosphorus in *Leymus chinensis*

	样品数 Amount of samples	最大值 Maximum value/(mg·g ⁻¹)	最小值 Minimum value/(mg·g ⁻¹)	均值 Average/(mg·g ⁻¹)	标准差 Standard deviation/(mg·g ⁻¹)	变异系数 C.V Coefficient of variation
碳 Carbon	103	528.90	298.79	411.46	46.87	0.11
氮 Nitrogen	103	35.53	10.55	18.25	5.87	0.32
磷 Phosphorus	103	3.26	0.56	1.11	0.54	0.49

注: C.V≤0.2 为弱变异性, 0.2<C.V<0.5 为中等变异性, C.V≥0.5 为强变异性^[21]。下同。

Note: C.V≤0.2 is weak variability, 0.2<C.V<0.5 is moderate variability, C.V≥0.5 is strong variability^[21]. The same as below.

表 4 羊草碳、氮、磷生态化学计量比

Table 4 Stoichiometric ratios of carbon, nitrogen, and phosphorus in *Leymus chinensis*

	样品数 Amount of samples	最大值 Maximum/ (mg·g ⁻¹)	最小值 Minimum/ (mg·g ⁻¹)	均值 Average/ (mg·g ⁻¹)	标准差 Standard deviation/ (mg·g ⁻¹)	变异系数 C.V Coefficient of variation	全球均值 Global average/(mg·g ⁻¹)
C/N	103	42.89	10.22	24.70	7.54	0.31	16
C/P	103	808.35	144.41	429.24	139.42	0.32	160
N/P	103	28.91	6.00	17.92	4.95	0.28	10

表 5 不同研究区域植物叶片碳、氮、磷生态化学计量比

Table 5 Stoichiometric ratios of carbon, nitrogen, and phosphorus in plant leaves of different study area

研究区域 Study area	植被类型 Vegetation types	C:N:P	C/N	C/P	N/P
北京及其周边 ^[6] Beijing and its periphery	森林草原过渡带 Forest-steppe ecotone	202:13:1	15.54	202	13
黄土高原 ^[22] Loess Plateau	森林草原过渡带 Forest-steppe ecotone	262:15:1	17.47	262	15
内蒙、新疆和西藏 ^[23] Inner Mongolia, Xinjiang and Tibet	草原 Steppe	265:15:1	17.67	265	15
全球 ^[6] Global	陆生植物 Terrestrial plant	160:10:1	16	160	10
吉林西部草地 Grassland in Western Jilin Province	羊草 <i>Leymus chinensis</i>	371:16:1	24.70	429.24	17.92

植物碳氮磷生态化学计量特征能反映出羊草生长的主要限制性元素, 对恢复草地生态系统具有重要的意义。在植物生长过程中 N 和 P 是最普遍的限制性营养元素, 对植物的各种功能均起着非常重要的作用, 植物 N/P 值可以作为判断土壤养分对植物生长的供应状况的指标。有研究表明, 当 N/P<14 时, 植物生长表现为受 N 的限制; 当 N/P>16

时, 表现为受 P 的限制; 14<N/P<16 时则同时受 N、P 限制或两者均不缺少^[24]。根据表 4 和表 5 可知, 研究区羊草 N/P 为 17.92, 表明吉林西部草地羊草的生长主要受 P 元素的限制。

3 讨论

1) 以往在对植物-土壤系统生态化学计量学的

研究过程中, 往往采取传统破坏性取样(把样方内羊草连根挖出), 为了保护草原优势植物, 采集样品的数量必须要控制, 选取具有典型性、代表性植物数据, 应用径向基函数神经网络模型来准确预测研究区较大范围的植物含量, 以便对研究区植物的生态化学计量特征进行全面分析, 尤其对吉林西部盐碱化严重的退化草地来说更是十分必要的, 这对及时、准确提出抑制草地退化的有效措施、保护和恢复草地生态系统, 改良退化土壤, 实现土地资源的可持续利用将具有重要意义。

2) 在模型训练过程中, newrb 函数中代表均方误差 GOAL, 是指输出因子的实际值与预测值之差的平方的期望值, 其可以评价预测数据的变化情况, GOAL 的取值越小, 表明预测数据具有更好的精确度。本文中 GOAL 的取值为 10^{-8} , 意味着当实测值与预测值之间的均方误差达到 10^{-8} 时, 运算停止, 能够保证预测模型具有较好的精确度。模型训练完成后, 利用 5 组检测样本对 RBF 网络模型进行检验, 根据预测值与实际测试值的相对误差, 判断该模型预测值的可靠性, 相对误差越小, 预测精度越高, 如果相对误差达不到要求, 还需要不断调整 SPREAD 值, 直到相对误差达到理想值为止。另外, 训练样本数据的代表性至关重要, 选择不同组的数据作为训练样本, 预测精度不同, 关于训练样本数据中的误差对神经网络预测精度的影响及如何减少其影响, 尚需作进一步探讨。

3) RBF 神经网络不仅具有方便、训练速度快、预测精度高的特点, 更重要的是其能够将复杂系统中的非线性关系更精确地解析出来, 从而能够在复杂非线性条件下实现对羊草碳氮磷含量更为精确的预测, 能够有效节约试验经费和时间。

4) 本研究仅是对羊草碳氮磷含量预测技术方法层面的一种尝试, 仅是以吉林西部草地为例进行的分析, 研究结果是否具有普适性还有待进一步探讨。相信随着研究和应用的深入, 作为一种先进的人工智能算法和预测新方法, RBF 神经网络将能在植物养分含量预测研究中得到更广泛的应用。今后的研究可在方法中融合更多的土壤理化性质指标, 以进一步提高预测精度, 为土地资源的可持续利用提供更准确的决策依据。

4 结 论

1) 采用土壤全碳、全氮、全磷、水解性氮、有效磷、pH 值、可溶盐总量作为输入层, 羊草碳、氮、磷含量作为输出层, 利用 Matlab 软件建立径向基函数(RBF)神经网络预测模型用于模拟预测羊草碳、氮、磷含量是可行的, 并且预测精度比较高,

平均相对误差分别为 1.39%、4.69% 和 7.65%; 相关系数分别为 0.5、0.93 和 0.94。

2) 吉林西部草地羊草碳氮磷的质量分数分别为 411.46、18.25 和 1.11 mg/g, 皆低于全球陆生植物叶片碳氮磷的平均含量; 羊草碳的空间差异性明显低于氮和磷; 羊草 C/N 值、C/P 值、N/P 值皆高于全球陆生植物叶片 C/N 值、C/P 值、N/P 值; 羊草 N/P > 16, 羊草的生长主要受 P 元素的限制。

[参 考 文 献]

- [1] 刘万德, 苏建荣, 李帅锋, 等. 云南普洱季风常绿阔叶林演替系列植物和土壤 C、N、P 化学计量特征[J]. 生态学报, 2010, 30(23): 6581—6590.
Liu Wande, Su Jianrong, Li Shuaifeng, et al. Stoichiometry study of C, N and P in plant and soil at different successional stages of monsoon evergreen broad-leaved forest in Pu'er Yunnan Province[J]. Acta Ecologica Sinica, 2010, 30(23): 6581—6590. (in Chinese with English abstract)
- [2] 叶鑫, 周华坤, 赵新全, 等. 草地生态系统健康研究述评[J]. 草业科学, 2011, 28(4): 549—560.
Ye Xin, Zhou Huakun, Zhao Xinquan, et al. Review on grassland ecosystem health[J]. Pratacultural Science, 2011, 28(4): 549—560. (in Chinese with English abstract)
- [3] 齐玉春, 董云社, 刘立新, 等. 内蒙古锡林河流域主要针茅属草地土壤呼吸变化及其主导因子[J]. 中国科学: 地球科学, 2010, 40(3): 341—351.
Qi Yuchun, Dong Yunshe, Liu Lixin, et al. Spatial-temporal variation in soil respiration and its controlling factors in three steppes of *Stipa* L. in Inner Mongolia, China[J]. China Science: Earth Science, 2010, 40(3): 341—351. (in Chinese with English abstract)
- [4] Yu Q, Chen Q S, Elser J J, et al. Linking stoichiometric homeostasis with ecosystem structure, functioning and stability [J]. Ecology Letters, 2010, 13(11): 1390—1399.
- [5] 贺金生, 韩兴国. 生态化学计量学——探索从个体到生态系统的统一化理论[J]. 植物生态学报, 2010, 34(1): 2—6.
He Jinsheng, Han Xingguo. Ecological stoichiometry: Searching for unifying principles from individuals to ecosystems[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2010, 34(1): 2—6. (in Chinese with English abstract)
- [6] 韩文轩, 吴漪, 汤璐瑛, 等. 北京及周边地区植物叶的碳氮磷元素计量特征[J]. 北京大学学报: 自然科学版, 2009, 45(5): 855—860.
Han Wenxuan, Wu Yi, Tang Luying, et al. Leaf carbon, nitrogen and phosphorus stoichiometry across plant species in Beijing and its periphery[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2009, 45(5): 855—860. (in Chinese with English abstract)

- [7] 郭孝玉, 孙玉军, 王轶夫, 等. 基于改进人工神经网络的植物叶面积测定[J]. 农业机械学报, 2013, 44(2): 200—204.
Guo Xiaoyu, Sun Yujun, Wang Yifu, et al. Improved artificial neural network for determination of plant leaf area[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(2): 200—204. (in Chinese with English abstract)
- [8] 李晓宇, 藺吉祥, 李秀军, 等. 羊草苗期对盐碱胁迫的生长适应及 Na^+ 、 K^+ 代谢响应[J]. 草业学报, 2013, 22(1): 201—209.
Li Xiaoyu, Lin Jixiang, Li Xiujun, et al. Growth adaptation and Na^+ and K^+ metabolism responses of leymus chinensis seedlings under salt and alkali stresses[J]. Acta Prataculturae Sinica, 2013, 22(1): 201—209. (in Chinese with English abstract)
- [9] 孙超. 基于生态化学计量学的草地退化研究——以大安市姜家店草场为例[D]. 吉林大学硕士学位论文, 2012.
Sun Chao. Study on Grassland Degeneration based on Ecological Stoichiometry: A Case Study of Jiangjiadian Meadow in Da'an City[D]. Jilin University Master's Degree Thesis, 2012. (in Chinese with English abstract)
- [10] 刘泽麟, 彭长辉, 项文化, 等. 人工神经网络在全球气候变化和生态学中的应用研究[J]. 科学通报, 2010, 55(31): 2987—2997.
Liu Zelin, Peng Changhui, Xiang Wenhua, et al. Application of artificial neural networks in global climate change and ecological research[J]. Chinese Science Bull, 2010, 55(31): 2987—2997. (in Chinese with English abstract)
- [11] 张晓瑞, 方创琳, 王振波, 等. 基于 RBF 神经网络的城市建成区面积预测研究——兼与 BP 神经网络和线性回归对比分析[J]. 长江流域资源与环境, 2013, 22(6): 691—697.
Zhang Xiaorui, Fang Chuanglin, Wang Zhenbo, et al. Prediction of urban built-up area based on RBF neural network: Comparative analysis with BP neural network and linear regression[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2013, 22(6): 691—697. (in Chinese with English abstract)
- [12] 鲍士旦. 土壤农化分析: 第三版[M]. 北京: 中国农业出版社, 2000.
- [13] 鲁如坤. 土壤农业化学分析方法[M]. 北京: 中国农业科技出版社, 2000.
- [14] 徐美, 朱翔, 刘春腊. 基于 RBF 的湖南省土地生态安全动态预警[J]. 地理学报, 2012, 67(10): 1411—1422.
Xu Mei, Zhu Xiang, Liu Chunla. Early-warning of land ecological security in Hunan province based on RBF[J]. Acta Geographica Sinica, 2012, 67(10): 1411—1422. (in Chinese with English abstract)
- [15] 陈飞香, 程家昌, 胡月明, 等. 基于 RBF 神经网络的土壤铬含量空间预测[J]. 地理科学, 2013, 33(1): 69—74.
Chen Feixiang, Cheng Jiachang, Hu Yueming, et al. Spatial prediction of soil properties by RBF neural network[J]. Scientia Geographica Sinica, 2013, 33(1): 69—74. (in Chinese with English abstract)
- [16] 刘建, 王琪洁, 王小辉, 等. 基于遗传算法的 RBF 神经网络在 GPS 高程拟合中的应用[J]. 测绘科学, 2013, 38(2): 143—145.
Liu Jian, Wang Qijie, Wang Xiaohui, et al. Application of RBF neural network to GPS elevation fitting based on genetic algorithm[J]. Science of Surveying and Mapping, 2013, 38(2): 143—145. (in Chinese with English abstract)
- [17] Ali Ghodsi, Dale Schurmans. Automatic basis selection techniques for RBF networks[J]. Neural Networks, 2003, 16(5/6): 809—816.
- [18] Douglas Turnbull, Charles Elkan. Fast recognition of musical genres using RBF networks[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2005, 17(4): 580—584.
- [19] 黄国如, 胡和平, 田富强. 用径向基函数神经网络模型预报感潮河段洪水位[J]. 水科学进展, 2003, 14(2): 158—162.
Huang Guoru, Hu Heping, Tian Fuqiang. Flood level forecast model for tidal channel based on the radial basis function-artificial neural network[J]. Advances in Water Science, 2003, 14(2): 158—162. (in Chinese with English abstract)
- [20] Elser J J, Sterner R W, Gorokhova E, et al. Biological stoichiometry from genes to ecosystems[J]. Ecology Letters, 2000, 3(6): 540—550.
- [21] 李月芬, 王冬艳, 刘爽, 等. 珲春中部土壤常量元素地球化学特征[J]. 世界地质, 2008, 27(2): 178—182.
Li Yuefen, Wang Dongyan, Liu Shuang, et al. Geochemistry of major elements in soil in central Hunchun of Jilin[J]. Global Geology, 2008, 27(2): 178—182. (in Chinese with English abstract)
- [22] Zheng S X, Shanguan Z P. Spatial patterns of leaf nutrient traits of the plants in the Loess Plateau of China[J]. Trees, 2007, 21(3): 357—370.
- [23] He J S, Fang J Y, Wang Z H, et al. Stoichiometry and large-scale patterns of leaf carbon and nitrogen in the grass and biomes of China[J]. Oecologia, 2006, 149(1): 115—122.
- [24] Tessier J T, Raynal D J. Use of nitrogen to phosphorus ratios in plant tissue as an indicator of nutrient limitation and nitrogen saturation[J]. Journal of Applied Ecology, 2003, 40(3): 523—534.

Prediction of carbon, nitrogen and phosphorus contents of *Leymus Chinensis* based on soil chemical properties using artificial neural networks

Li Yuefen, Wang Dongyan, Viengsouk Lasoukanh, Yang Xiaolin,
Li Wenbo, Zhao Yiying, Sun Chao

(College of Earth Sciences, Jilin University, Changchun 130061, China)

Abstract: Ecological stoichiometry is an emerging discipline started in China in recent years. It is the science of studying the balance of energy and elements (i.e. carbon, nitrogen and phosphorus) in ecological processes and ecological interaction, providing an integrative approach to investigate the stoichiometric relationships and rules in the biogeochemical cycling and ecological processes. It has been one of the hotly-discussed issues in ecological research. The contents of carbon, nitrogen, and phosphorus is a core issue in ecological stoichiometry studies. It is necessary to choose a method that can simulate and accurately predict the contents of plant carbon, nitrogen, and phosphorus in order to avoid destructive sampling. There is a complex nonlinear relationship between plant carbon, nitrogen, phosphorus, and soil physical and chemical properties. It is difficult to accurately predict plant carbon, nitrogen, and phosphorus by using traditional methods and models such as linear regression and a BP neural network. As a new artificial neural network model, a RBF (radial basis function) neural network has some advantages of fast learning, getting in the local minimum, and approximating any arbitrary accuracy of the global nonlinear relationship. Therefore, a RBF neural network can show an ability to handle a complex nonlinear relationship. Currently, a RBF neural network is one of the most accepted prediction methods. Taking the prediction of 38 samples as a research sample, this paper established a prediction model based on a RBF Neural network from seven impact indexes including pH, the total soluble salt, total carbon, total nitrogen, total phosphorus, available nitrogen, and available phosphorus. Taking the prediction of five samples as a test sample, the results indicated that the relative errors of carbon, nitrogen, and phosphorus contents were only 1.39%, 4.69%, and 7.65%, respectively, and the correlation coefficients were 0.5, 0.93, and 0.94 respectively. Therefore, a RBF neural network had higher prediction accuracy. The statistical results showed that the average contents of carbon, nitrogen, and phosphorus in *Leymus chinensis* (103 samples) were 411.46, 18.25, and 1.11 mg/g, respectively. They are all lower than the global average contents of carbon, nitrogen, and phosphorus in a terrestrial plant. The values of C/N, C/P, and N/P were 24.70, 429.24, and 17.92, respectively in *Leymus chinensis*. They were all higher than those in a global terrestrial plant. The N/P was 17.92 in *Leymus chinensis*. The growth of *Leymus chinensis* in the research area was limited by phosphorus.

Key words: neural networks; models; soils; ecological stoichiometry; *Leymus chinensis*; carbon, nitrogen and phosphorus; Western Jilin Province

(责任编辑: 刘丽英)