

赵艳玲,何厅厅,侯占东,等. 基于 BFA-BP 神经网络的土壤肥力评价[J]. 江苏农业科学,2013,41(8):340-344.

基于 BFA-BP 神经网络的土壤肥力评价

赵艳玲, 何厅厅, 侯占东, 刘亚萍, 石娟娟, 王亚云, 李 源

[中国矿业大学(北京)土地复垦与生态重建研究所,北京 100083]

摘要:在 BP 神经网络的基础上,针对其网络结构中连接权重和阈值难以赋值的问题,引入细菌算法(BFA),寻找连接权重和阈值的最优值,构建了土壤肥力等级的 BFA-BP 神经网络评价模型。以吉林省黑土为例,选取土壤的养分指标(有机质、全氮、速效磷、速效钾)、环境指标(阳离子交换量、酸碱度、容重、黏粒)和结构性指标(水稳性团聚体、分散率)作为评价指标,应用该模型进行土壤肥力等级评价,并与可拓物元法的评价结果进行比较,表明该模型在土壤肥力评价中适用且更准确反映了土壤综合特性。

关键词:土壤肥力;BP 神经网络;细菌算法;阈值;黑土

中图分类号: S158 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2013)08-0340-04

土壤肥力评价为土地的科学管理和合理利用提供了可靠的理论依据。传统的土壤肥力评价方法,大多是在数学模型基础上,对评价指标进行加权评判,如模糊数学法、可拓物元法、物元联系数法等^[1-4],这些方法在实际评判中,均取得了很好的实效,但也存在不足,如指标权重赋值主观因素影响大,难以处理非线性问题,指标体系信息丢失严重,且缺乏自学习、自适应能力。土壤肥力评价实质是一个多属性高维数据的模拟识别问题。土壤肥力的评价指标和划分等级之间存在复杂的非线性关系,传统方法计算量大,主观性强,难以准确反映实际情况。人工神经网络(artificial neural network,简称 ANN)模拟大脑神经系统的结构和功能^[5],建立输入量与输出量之间全局性非线性映射关系,获得已知数据的内在规律,为解决复杂的非线性高维问题提供了有力工具^[6]。BP(back propagation)神经网络是前馈型人工神经网络的核心部分,体现了人工神经网络最精华的部分^[7],被广泛应用于模式识别/分类、数据压缩等领域^[8-9]。本研究将 BP 神经网络应用于土壤肥力质量评价,针对网络结构连接权重和阈值的随机性,改进细菌算法(BFA),构建土壤肥力质量评价的 BFA-BP 模型,对吉林省黑土肥力等级进行实例分析,检验该模型的适宜性,并与可拓物元法的评价结果进行比较,检测该模型的精确度。

1 BP 神经网络原理和算法

1.1 BP 神经网络基本原理

BP 神经网络属于多层前馈神经网络,由输入层、隐含层和输出层构成,通过信息正向传播和误差反向传播进行学习。信息从输入层经隐含层传向输出层,如果在输出层得不到期望输出,则转入反向传播,误差信号沿原来通道返回。通过学

习来反复修改各层神经元的权值,使误差信号最小,直至达到期望目标。BP 算法具有简单和可塑性的优点,但也存在收敛速度慢、容易陷入局部最优解、网络结构不易确定、初始连接权重和阈值难以准确获得等缺点,采用细菌觅食算法可克服 BP 算法的缺陷。

1.2 BP 算法实现步骤

BP 网络传递函数通常采用的是 S 型可微函数,它可以实现输入和输出之间的任意非线性映射。BP 算法分为 2 个阶段:第一阶段是正向传播的过程,即输入信息从输入层到输出层逐层计算各单元的输出值;第二阶段是反向传播过程,它是从后向前将输出误差逐层向前传递并计算每层各单元的误差,并用此误差修正前一层权值。以下为 BP 神经网络的学习过程及步骤^[10-11]:

设网络输入向量 $P_k = (a_1, a_2, \dots, a_n)$, 网络目标向量 $T_k = (y_1, y_2, \dots, y_q)$, 隐含层单元输入向量 $S_k = (s_1, s_2, \dots, s_p)$, 输出向量 $B_k = (b_1, b_2, \dots, b_p)$; 输出层单元输入向量 $L_k = (l_1, l_2, \dots, l_q)$; 输出向量 $C_k = (c_1, c_2, \dots, c_q)$; 参数 $k = 1, 2, \dots, m$ 。BP 学习算法表示如下:

(1) 初始化。给每个连接权值 w_{ij} 、 v_{ji} , 阈值 θ_j 、 r_i 赋予区间 $[-0.5, 0.5]$ 内的随机值。

(2) 随机选取一组输入样本 $P_k = (a_1^k, a_2^k, \dots, a_n^k)$ 输入网络,用输入样本 $P_k = (a_1^k, a_2^k, \dots, a_n^k)$ 、连接权值 w_{ij} 和 θ_j 计算隐含层各单元的输入 s_j , 然后用 s_j 通过传递函数计算隐含层各单元的输出 b_j 。

$$s_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} a_i - \theta_j \quad j=1, 2, \dots, p \quad (1)$$

$$b_j = f(s_j) \quad (2)$$

(3) 利用隐含层的输出 b_j 、连接权值 v_{ji} 和阈值 r_i 计算输出层各单元的输入向量 L_i , 然后通过传递函数计算输出层各单元的响应 C_i 。

$$L_i = \sum_{j=1}^p v_{ji} b_j - r_i \quad i=1, 2, \dots, q \quad (3)$$

$$C_i = f(L_i) \quad (4)$$

(4) 利用网络目标向量 $T_k = (y_1^k, y_2^k, \dots, y_q^k)$ 和网络的实际输出 C_i , 计算输出层的各单元的一般化误差 d_i^k 。

$$d_i^k = (y_i^k - C_i) \times C_i \times (1 - C_i) \quad (5)$$

收稿日期:2013-04-20

基金项目:教育部新世纪优秀人才支持计划(编号:NCET-12-0964)。

作者简介:赵艳玲(1976—),女,副教授,硕士生导师,从事土地复垦与生态重建及“3S”技术应用研究。Tel:(010)62339023;E-mail:zhaoyl7677@163.com。

(5) 利用连接权值 v_{ji} 、输出层的一般化误差 d_i 和隐含层各单元的输 b_j 计算隐含层各单元的一般化误差 e_j^k 。

$$e_j^k = [\sum_{i=1}^q d_i v_{ji}] \times b_j \times (1 - b_j) \tag{6}$$

(6) 利用输出层各单元的一般化误差 d_i^k 与隐含层各单元的输 b_j 来修正连接权 v_{ji} 和阈值 r_i 。

$$v_{ji}(N+1) = v_{ji}(N) + \alpha d_i^k b_j \tag{7}$$

$$r_i(N+1) = r_i(N) + \alpha d_i^k \tag{8}$$

$$t = 1, 2, \dots, q; j = 1, 2, \dots, p; 0 < \alpha < 1$$

(7) 利用隐含层各单元的一般化误差 e_j^k 和输入层各单元的输入 $P_k = (a_1^k, a_2^k, \dots, a_n^k)$ 来修正连接权 v_{ij} 和阈值 θ_j 。

$$w_{ij}(N+1) = w_{ij}(N) + \beta e_j^k a_i^k \tag{9}$$

$$\theta_j(N+1) = \theta_j(N) + \beta e_j^k \tag{10}$$

$$i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p; 0 < \beta < 1$$

(8) 随机选取下一个学习样本向量提供给网络, 返回步骤(3), 直到 m 个训练样本训练完毕。

(9) 重新从 m 个学习样本中随机选取一组输入样本和目标样本, 返回步骤(3), 直到网络全局误差 E 小于预定的极小值, 即网络收敛。如果学习次数大于预先设定的值, 网络就无法收敛。

从上述 BP 神经网络的学习过程可以看出, (1) ~ (4) 步为 BP 算法的正向传播过程, (7) 步为 BP 算法的反向传播过程, (8) 步和 (9) 步则分别用于完成训练和收敛过程。BP 神经网络的预测误差大小与网络的初始连接权重及阈值相关性大, 为提高预测精度, 本研究选用细菌算法对其进行优化选择。

1.3 BFA 优化 BP 算法

细菌算法 (bacterial foraging algorithm, 简称 BFA) 是分布式最优化控制领域提出的一种新的优化算法^[12], 主要依靠以细菌特有的趋化、繁殖、迁徙 3 种行为为基础的 3 种算子进行位置更新和最优解搜索, 进而实现种群进化。该算法具有简单性和鲁棒性等优点, 随机搜索能力强^[13]。本研究以 BP 神经网络的测试误差作为适应度函数, 对网络的连接权重和阈值在

设定的范围内进行最优或者近似最优选择, 以提高网络的预测精度。BFA 和 BP 神经网络具体结合方式如图 1 所示。

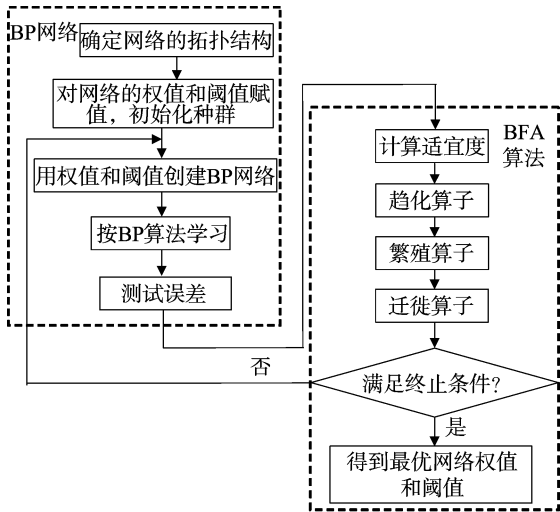


图1 BFA-BP神经网络流程

2 实例分析

土壤肥力质量评价实质是模拟识别问题, 即将一组评价区域土壤样品的实测数据组与对应指标构成的土壤肥力等级标准数据组进行比较, 选取与实测数据组最相似的标准数据组, 并将其对应的土壤肥力质量评价等级作为 BFA-BP 模型的识别结果, 即实测数据组的肥力等级。本研究以吉林省黑土肥力评价为例, 选取土壤的 3 类指标参与土壤肥力质量评价, 即养分指标、环境指标、结构指标。其中养分指标包括有机质 (SOM)、全氮 (TN)、速效磷 (AP)、速效钾 (AK) 等; 环境指标包括阳离子交换量 (CEC)、酸碱度 (pH 值)、容重 (BD)、黏粒 (CP) 等; 结构性指标包括水稳性团聚体 (WSA > 0.25) 和分散率 (DR)。实测数据来源于文献[2] (表 1), 评价标准参照已有的研究成果^[2-4], 将土壤肥力质量分为 5 个等级, 分别代表优、较优、中等、较差、劣等 (表 2)。

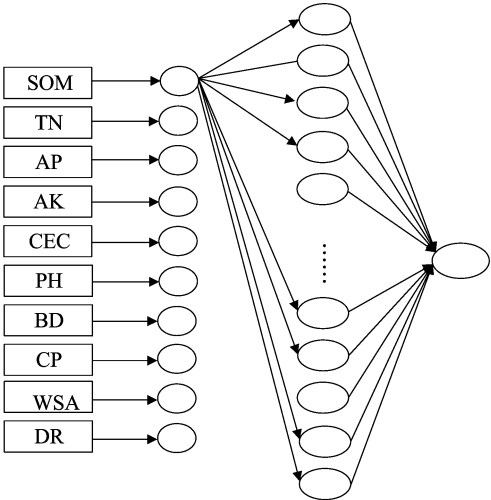
表 1 吉林省黑土肥力实测数据^[2]

样点	SOM 含量 (g/kg)	TN 含量 (g/kg)	AP 含量 (g/kg)	AK 含量 (g/kg)	CEC (cmol/kg)	pH 值	BD (g/cm ³)	CP (%)	WSA > 0.25 (%)	DR (%)
1	22.9	1.51	13.7	111	20.9	6.32	1.41	33.0	30.4	47.0
2	26.6	1.62	9.7	114	32.7	5.92	1.22	31.1	33.3	46.9
3	29.6	1.84	2.8	131	25.3	6.22	1.27	30.1	27.3	56.5
4	15.3	1.2	23.3	107	18.8	6.14	1.46	24.2	19.7	85.6
5	23.6	1.54	33.1	167	19.4	6.02	1.32	23.8	21.5	61.4
6	22.6	1.62	11.2	113	23.2	6.38	1.52	35.3	26.2	53.1
7	28.5	0.44	14.4	103	25.6	6.01	1.37	23.1	14.1	69.6
8	20.3	1.24	4.0	114	22.8	6.68	1.30	28.7	31.2	43.5
9	16.5	1.26	4.7	150	38.9	7.12	1.52	16.0	7.3	85.6
10	19.9	1.35	20.4	197	18.5	6.07	1.52	17.1	14.3	89.5
11	32.0	1.23	9.0	113	26.5	6.58	1.32	31.8	25.1	69.5
12	26.6	1.59	13.9	134	22.6	6.22	1.48	36.5	32.6	69.5
13	21.0	1.86	6.0	110	28.7	6.01	1.50	35.1	32.7	83.7
14	27.3	1.66	11.3	83	26.0	6.09	1.35	25.0	26.7	90.6
15	21.4	1.51	22.7	187	27.5	6.21	1.35	44.4	50.1	79.1

表 2 土地适宜性评价标准

评价等级	养分指标				环境指标				结构指标		输出期望值
	SOM	TN	AP	AK	CEC	pH 值	BD	CP	WSA >0.25	DR	
I	(0,10]	(0,0.75]	(0,5]	(0,80]	(0,20]	(0,5]	(1.6,1.5)	(0,10]	(0,20]	(90,70)	0.2
II	(10,15]	(0.75,1]	(5,10]	(80,110]	(20,30]	(5,5.5]	[1.55,1.45)	(10,15]	(20,30]	[70,60)	0.4
III	(15,20]	(1,1.5]	(10,20]	(110,150]	(30,40]	(5.5,6]	[1.45,1.35)	(15,20]	(30,40]	[60,50)	0.6
IV	(20,25]	(1.5,2]	(20,30]	(150,200]	(40,50]	(6,6.5]	[1.35,1.25)	(20,25]	(40,50]	[50,40)	0.8
V	(25,50]	(2,2.5]	(30,40)	(200,250)	(50,60)	(6.5,7)	[1.25,1)	(25,30)	(50,60)	[40,30)	1.0

由表 2 可知,如果仅以标准数据的临界值作为训练样本,尽管其代表性很强,但 5 组数据过少,训练得到的网络鲁棒性差,实用性不强,常出现“过拟合”现象,识别结果不理想。因此,为提高训练网络的鲁棒性和实用性,本研究在各标准等级区间随机产生 150 组训练样本和 50 组测试样本,总计 200 组数据,将其与实测数据组成增广矩阵,同时将数据量化到 $[-1,1]$ 内。土壤肥力评价指标有 10 个,即输入层节点数为 10。根据 Hecht - Nielsen 的建议,隐含层节点数为 $2 \times N + 1$,其中 N 代表输入节点数,因此,隐含层节点数为 21。输出层节点数为 1,对于土壤肥力等级 $\{I, II, III, IV, V\}$,对应的理论输出值为 $\{0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0\}$ 。由此,确定 BP 神经网络结构为 10 - 21 - 1(图 2)。令目标误差为 0.001,最大学习次数为 1 000,学习速率为 0.1,隐含层和输出层的传递函数分别采用 S 型正切函数(tansig)和 S 型对数函数(logsig)。



评价指标×10 输入层×10 隐含层×21 输出层×1
图2 BP神经网络模型

在 MatlabR2010a 环境下,应用神经网络工具箱,在 $[-0.5,0.5]$ 区间,随机初始化 BP 网络结构中的连接权重及阈值,利用细菌算法,以输出期望值的拟合误差为适宜度函数,设迭代次数为 20,寻找最优权重和阈值,由此建立土壤肥力质量的 BFA - BP 评价模型。将量化后的训练数据代入 BFA - BP 模型进行网络训练,拟合误差变化如图 3 所示。结果显示,第 10 代拟合误差降至 0.001 614 3。BFA - BP 神经网络模型经过训练、误差检测、泛化以及拟合精度优化,得到输入层到隐含层的连接权重矩阵 $W_{10 \times 21}$ 。

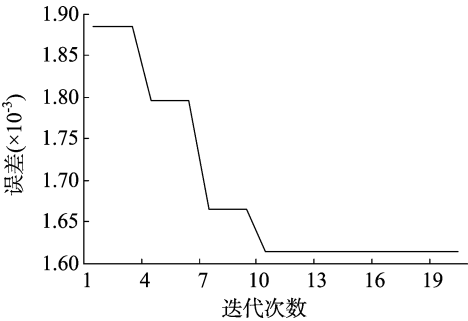


图3 BFA-BP的适宜度测试

隐含层的阈值: $\{-0.058, 0.42, 0.135, 0.046, -0.444, 0.291, -0.174, 0.149, 0.055, 0.104, 0.19, -0.294, 0.364, -0.205, 0.069, -0.106, 0.066, 0.12, 0.378, 0.211, -0.057\}$; 隐含层到输出层的连接权重: $\{-0.356, -0.458, 0.072, -0.331, 0.433, -0.030, -0.417, -0.206, 0.281, -0.022, 0.241, -0.078, 0.117, -0.139, -0.041, -0.500, 0.212, 0.092, -0.408, -0.039, -0.424\}$; 隐含层的阈值为 -0.230 。将 BFA - BP 模型得到的最优连接权重和阈值应用到土壤肥力质量评价中,并与普通 BP 模型进行比较(表 3)。表明 BP - BP 模型获得的训练网络,在对训练样本和测试样本进行预测时,误差均有降低,分别为 0.001 931 和 0.002 759。

表 3 BFA - BP 和普通 BP 误差比较

模型	训练样本误差	测试样本误差
普通 BP	0.003 794 5	0.004 373 3
BFA - BP	0.001 861 4	0.001 614 3

注:普通 BP 模型的误差由 10 次普通 BP 模型应用的误差平均值确定。

根据上文确定连接权重和阈值,对量化后的训练数据进行网络训练,应用获得的训练网络对实测数据进行模拟识别,结果如表 4 所示。为了说明 BFA - BP 模型在土壤肥力质量评价中的可行性,将其评价结果与传统的可拓物元法在土壤肥力质量评价中的应用结果进行比较。

由表 4 可知,2 种评价方法的评价结果多数保持一致,主要区别在样品 1、2、3、5、8、11、13。由表 1、表 2 知,对于样品 1,40% 指标在 III 级,40% 在 IV 级, I 级和 V 级各占 10%,因此,定为 III ~ IV 级合理。同理,样品 2、3、5、8、11 定为 III ~ IV 级符合实际情况。对于样品 13,30% 指标在 IV 级,30% 在 III 级,40% 在 II 级或 I 级,故 BFA - BP 模型定为 III 级更合理。

$$W_{10 \times 21} =$$

-0.225	-0.025	-0.470	-0.252	-0.262	0.044	0.096	-0.430	0.090	-0.045	0.014	0.253	-0.092	-0.321	0.286	-0.024	-0.190	0.187	0.350	0.047	0.130
-0.449	-0.450	-0.013	-0.016	-0.288	0.243	-0.271	-0.178	-0.294	-0.224	0.443	0.440	-0.052	0.392	-0.167	-0.323	0.180	0.431	0.248	0.090	-0.476
-0.484	-0.037	-0.147	-0.079	-0.226	0.333	0.065	0.141	0.098	0.316	0.137	0.375	0.474	-0.288	-0.373	-0.075	0.375	0.152	0.437	-0.032	0.221
0.368	-0.382	-0.241	-0.205	-0.097	0.348	0.244	-0.264	-0.395	-0.262	0.404	0.292	-0.309	0.331	0.091	-0.370	0.334	-0.203	0.357	-0.135	0.171
0.197	0.316	-0.300	0.444	0.217	-0.337	0.116	-0.323	0.349	0.500	-0.411	-0.387	-0.600	0.485	-0.232	0.360	-0.280	0.112	-0.255	0.275	0.131
0.155	0.497	0.351	-0.348	-0.17	0.277	0.162	0.116	0.098	0.387	0.364	-0.179	-0.111	-0.392	0.219	0.436	-0.065	0.470	0.131	-0.365	0.117
-0.224	0.449	-0.140	-0.040	-0.449	0.403	-0.018	0.114	-0.424	0.351	0.268	0.145	-0.219	-0.498	0.091	0.417	0.427	-0.363	0.385	-0.327	-0.304
-0.091	-0.439	-0.185	0.369	0.488	-0.485	-0.113	0.293	-0.468	0.008	-0.467	0.187	-0.195	0.069	0.454	-0.265	-0.489	-0.354	0.459	-0.116	-0.028
0.090	-0.381	0.414	-0.247	0.332	0.084	0.013	0.294	0.047	-0.408	-0.431	-0.494	0.050	-0.368	0.111	0.469	0.045	-0.029	-0.444	-0.197	-0.124
-0.130	-0.048	0.307	0.323	0.016	-0.316	0.133	-0.242	0.114	-0.219	-0.479	0.004	-0.403	0.431	0.019	-0.437	0.065	0.202	-0.068	-0.349	-0.410

表 4 不同评价方法下土壤肥力质量评价结果

样品号	预测值	评价结果	
		BFA - BP	可拓评判法 ^[2]
1	0.702	Ⅲ ~ Ⅳ	Ⅳ
2	0.728	Ⅲ ~ Ⅳ	Ⅲ
3	0.697	Ⅲ ~ Ⅳ	Ⅲ
4	0.573	Ⅲ	Ⅲ
5	0.69	Ⅲ ~ Ⅳ	Ⅳ
6	0.648	Ⅲ	Ⅲ
7	0.592	Ⅲ	Ⅲ
8	0.687	Ⅲ ~ Ⅳ	Ⅲ
9	0.568	Ⅲ	Ⅲ
10	0.598	Ⅲ	Ⅲ
11	0.689	Ⅲ ~ Ⅳ	Ⅲ
12	0.667	Ⅲ	Ⅲ
13	0.616	Ⅲ	Ⅱ
14	0.615	Ⅲ	Ⅲ
15	0.763	Ⅳ	Ⅳ

3 结论与讨论

BP 神经网络简单易懂、可塑性强、泛化能力好,能很好地解决多指标非线性关系的模拟识别问题。BP 神经网络土壤肥力评价模型,在肥力分级标准区间的基础上进行区间插值,构建网络训练的学习样本,用训练后得到的网络模型对样本数据进行计算,得到样本数据的肥力等级。该模型在评价过程中,不需要对各评级指标赋权,避免了人为主观性,在学习过程中,通过误差分析,进行正反向传播学习,自适应能力强,因此,BP 神经网络是一种有效的土壤肥力评价方法。针对 BP 神经网络结构中连接权值和阈值难以确定的问题,笔者利用 BFA 的全局搜索能力,以预测误差作为适应度函数,构建 BFA - BP 神经网络土壤肥力评价模型。以吉林省黑土肥力评价为例,选取土壤的养分指标、环境指标和结构指标作为评价指标,运用该模型进行土壤肥力评价网络训练,与普通 BP 神经网络相比,训练样本和测试样本的预测误差均得到降低,且样本数据的评价结果稳定,将评价结果与传统的可拓物元综合法的评价结果比较,多数样点基本一致,样点 13 定为Ⅱ级合理,样点 1、2、3、5、8、11 定为Ⅲ ~ Ⅳ级更符合实际情况,表明 BFA - BP 神经网络是一种适用可靠的土壤肥力评价模型,具有推广价值。

参考文献:

[1] 王建国,杨林章,单艳红. 模糊数学在土壤质量评价中的应用研究[J]. 土壤学报,2001,38(2):176 - 183.

[2] 秦 焱,王 清,张 颖,等. 基于可拓评判法的黑土肥力质量评价[J]. 吉林大学学报:地球科学版,2011,41(增刊):221 - 226.

[3] 侯文广,江聪世,熊庆文,等. 基于 GIS 的土壤质量评价研究[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2003,28(1):60 - 64.

[4] 李凡修,梅 平. 五元联系数模型在土壤肥力评价中的应用研究[J]. 江苏农业科学,2010(6):529 - 530.

[5] Jiang S Y, Ren Z Y, Xue K M, et al. Application of BP ANN for prediction of backward ball spinning of Thin - Walled tubular part with longitudinal inner Ribs[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2008, 196:190 - 196.

[6] 李 明,李雪铭. 基于遗传算法改进的 BP 神经网络在我国主要城市人居环境质量评价中的应用[J]. 经济地理,2007,27(1):99 - 103.

桂 阳,朱国胜,韦小庆,等. 玉米芯与畜禽粪便混合袋装堆肥发酵技术研究[J]. 江苏农业科学,2013,41(8):344-350.

玉米芯与畜禽粪便混合袋装堆肥发酵技术研究

桂 阳^{1,2}, 朱国胜^{1,2}, 韦小庆³, 刘朝贵³

(1. 贵州省现代中药材研究所, 贵州贵阳 550006; 2. 贵州省农业生物技术重点实验室, 贵州贵阳 550006;

3. 西南大学园艺园林学院, 重庆北碚 400700)

摘要:选用玉米芯与畜禽粪便为材料,研究袋装堆肥发酵的最佳技术参数,采用 C/N、发酵菌剂和含水量 3 因素进行正交试验。结果表明:玉米芯与牛粪袋装堆肥发酵最优水平组合为 A₂B₂D₂,即 C/N 为(25~35):1,添加 VT-1000 发酵菌剂,含水量为 40%~55%;玉米芯与鸡粪最优水平组合为 A₂B₃D₃,即 C/N 为(25~35):1,添加 Bio 发酵菌剂,含水量为 55%~65%;玉米芯与猪粪最优水平组合为 A₃B₃D₃,即 C/N 为(35~40):1,添加 VT-1000 发酵菌剂,含水量为 55%~65%。虽然堆肥发酵结束后的有机质含量略有下降,但全磷和全钾含量均有所增加,堆肥毒性降低,且达到了堆肥腐熟度的要求。

关键词:玉米芯;畜禽粪便;发酵菌剂;袋装堆肥

中图分类号: S147.12 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2013)08-0344-07

我国是传统的农业大国,也是世界上农业废弃物产出量最大的国家。据不完全统计,全世界每年可产近 20 亿 t 的农作物秸秆,我国产 6 亿~7 亿 t,列世界之首,并以玉米、小麦和稻谷秸秆为主,约占总秸秆产量的 80%^[1]。同时,随着畜牧养殖业的规模化和集约化发展,畜禽粪便产量已近 30 亿 t^[2]。堆肥化是资源化和无害化利用农业废弃物的有效途径之一。黄国峰等^[3]、陈志宇等^[4]研究认为,堆肥发酵主要受堆料方式、温度、物料 pH 值、含水量及 C/N 等因子的影响,而堆肥成功的关键在于使微生物正常繁衍,要保证微生物旺盛生长和优势菌种的合理更替,则必须对环境因子进行适当调整以提高堆肥发酵效率。目前,堆肥发酵方式主要有直接条垛发酵、袋装发酵、桶装发酵等方法。条垛式发酵方式的研究

已较多,近年袋式发酵越来越受到人们的关注。如文国来等^[5]、潘飞等^[6]和黄燕翔等^[7]分别以 10 d 高温发酵堆肥后转入袋装继续发酵和直接袋装发酵 2 种方式对堆肥发酵效果进行研究,结果表明,2 种方式发酵的堆肥均能达到无害化要求,是废弃物处理的有效方法。但这些研究都未对袋装发酵的相关技术参数进行筛选,也没有对农业废弃物玉米芯和畜禽粪便进行混合袋装发酵研究。本研究以玉米芯和畜禽粪便为材料,采用袋装堆肥发酵方法,选取 C/N、发酵菌剂和含水量 3 因素进行正交试验,以期筛选适宜袋装堆肥发酵的技术参数,建立玉米芯与畜禽粪便混合袋装堆肥发酵方法,满足千家万户小规模堆肥需要。

1 材料与方法

1.1 堆肥材料

供试玉米芯、畜禽粪便及尿素等均购自贵州省农业科学院周边地区。玉米芯预先晒干、粉碎,畜禽粪便预先晒干备用。各堆制材料的基本性状见表 1。

微生物发酵菌剂:VT-1000 菌剂(北京沃土天地生物科技有限公司);Bio 高温快速发酵腐熟菌种(江苏新天地生物肥料工程中心有限公司)。

1.2 堆肥成分测定

堆肥前后,对样品进行成分分析,所需药品见表 2。

1.3 试验器材

试验器材包括:KDN-20D 井式消化炉,HN-02 凯氏定

清华大学出版社,2009:101-106.

[11]杨忠平,卢文喜,龙玉桥.改进 BP 算法在城市土壤环境质量评价模型的应用[J].重庆大学学报:自然科学版,2010,32(2):98-103,109.

[12]易飞.智能优化算法的研究及其在电网规划中的应用[D].北京:华北电力大学,2009.

[13]刘宇颖.细菌聚类算法及其在图像分割问题中的研究与应用[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2011.

收稿日期:2013-05-09

基金项目:国家科技支撑计划(编号:2009BAI74B01、2009BAI74B02);贵州省贵阳市科学技术计划[编号:(2010)筑科农合同字第 1-农-17];贵州省科技计划[编号:黔科合院所创能(2010)4002,黔科合 NY 字(2011)3032];中央补助地方科技基础条件专项基金[编号:黔科条中补地(2010)4002];贵州省中药现代化科技产业研究开发专项(编号:黔科合社字[2009]5036 号、黔科合中药字[2011]5039 号)。

作者简介:桂 阳,女,贵州铜仁人,硕士,助理研究员,主要从事应用微生物研究。Tel:(0851)3762695;E-mail:guiyang2003@163.com。
通信作者:朱国胜,男,安徽泾县人,博士,副研究员,从事药用植物益生菌及食药真菌研究。E-mail:zgsah@aliyun.com。

[7]李 丽,张海涛.基于 BP 神经网络的小城镇生态环境质量评价模型[J].应用生态学报,2008,19(12):2693-2698.

[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]郭晓婷,朱 岩.基于遗传算法的进化神经网络[J].清华大学学报:自然科学版,2000,40(10):116-119.

[10]周开利.神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计[M].北京: