



基于 RBF 神经网络的大豆种植密度和施肥量优化

梁旭光¹,王福林¹,赵红磊¹,董志贵²

(1. 东北农业大学 工程学院,黑龙江 哈尔滨 150030; 2. 辽宁科技学院 创新创业学院,辽宁 本溪 117004)

摘要:为解决使用传统回归模型对大豆种植密度及施肥量进行优化时存在的拟合精度低、优化结果不准确等问题,提出一种基于 RBF 神经网络的优化方法。将大豆种植密度、N、P₂O₅、K₂O 施用量作为试验因素,产量作为影响指标,选取黑河 43 作为试验材料,进行四因素五水平的正交旋转试验,获得各处理下大豆产量数据。对种植密度、施肥量与产量关系构建 RBF 神经网络拟合模型,对模型进行优化,得到最优种植密度 42.65×10^4 株·hm⁻²、施 N 量 61.82 kg·hm⁻²、施 P₂O₅ 量 106.05 kg·hm⁻²、施 K₂O 量 19.81 kg·hm⁻²,该配比下大豆产量为 3 821.48 kg·hm⁻²。对优化结果进行试验验证,最优配比下大豆实际产量为 3 742.29 kg·hm⁻²,与优化结果相对误差为 -2.17%,表明该方法有效,且优化结果准确。

关键词:神经网络;回归;优化;大豆;种植密度;施肥量

Optimization of Soybean Planting Density and Fertilizer Application Rate Based on RBF Neural Network

LIANG Xu-guang¹,WANG Fu-lin¹,ZHAO Hong-lei¹,DONG Zhi-gui²

(1. College of Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China; 2. College of Innovation and Entrepreneurship, Liaoning Institute of Science and Technology, Benxi 117004, China)

Abstract: In order to solve the problems of low fitting accuracy and inaccurate optimization results when soybean planting density and fertilizer application rate was optimized with the traditional regression model, this study proposed an optimization method based on RBF neural network. Soybean planting density, fertilizer application rate of N, P₂O₅, K₂O were taken as experimental factors, and soybean yield was taken as impact indicator. An experiment of 4 factors and 5 levels was designed by the orthogonal rotation method on the seed of Heihe 43. The data of soybean yield under each treatment was obtained. The RBF neural network fitting model was constructed for the relationship between planting density, fertilizer application rate and yield, and the optimization method proposed in this paper was used to optimize this model. The optimization result was planting density 42.65×10^4 plants·ha⁻¹, N fertilizer application rate 61.82 kg·ha⁻¹, P₂O₅ fertilizer application rate 106.05 kg·ha⁻¹, K₂O fertilizer application rate 19.81 kg·ha⁻¹, the yield of soybean under this combination was 3 821.48 kg·ha⁻¹. Another experiment was carried out to verify the optimization result. The actual soybean yield at the optimal ratio was 3 742.29 kg·ha⁻¹. The relative error between actual yield and optimum yield was -2.17%. It showed that the optimization method was effective and the optimization result was accurate.

Keywords: Neural network; Regression; Optimization; Soybean; Planting density; Fertilizer application rate

大豆是我国最主要的油料作物,同时也是重要的植物蛋白来源,通过优化栽培措施提高大豆产量,对于提高国内大豆供应率,保障国家粮食供应具有重要意义^[1-2]。施肥量和种植密度是影响大豆产量和品质的关键因素^[3-5],合理的施肥与密植对于提高大豆产量、控制生产成本、保护农业生态具有重要作用^[6-9]。目前对大豆的施肥量与种植密度配比的研究多采用非线性回归模型^[10-12],使用最小二乘法估计模型参数^[13],并通过主效应分析、单因

子效应分析、两因子互作效应分析^[14]以及方差分析^[15]等方法对试验结果进行分析,进而模拟出种植密度与施肥量配比关系和近似最优产量^[16]。但上述方法对数据存在的噪声处理较差,还会因近似计算而导致拟合精度较低,难以准确反应大豆种植密度和施肥量与产量的关系,且在此基础上得到的优化结果与实际最优配比存在偏差。

随着人工神经网络的兴起和发展,这一技术被广泛应用于农业生产领域^[17-18],王福林等^[19]结合

收稿日期:2020-01-03

基金项目:国家重点研发计划(2018YFD0300105);公益性行业科研专项(201503116-04)。

第一作者简介:梁旭光(1988-),男,硕士,主要从事农业系统工程理论研究。E-mail:liang_xu_guang@163.com。

通讯作者:王福林(1959-),男,博士,教授,主要从事农业系统工程理论研究。E-mail:fulinwang1462@126.com。

BP 神经网络的拟合功能与最优化方法的寻优功能对玉米种植密度和施肥量的配比进行了优化。董志贵等^[20]将这一方法应用于秸秆还田机的功耗优化,均取得了良好的效果。但 BP 神经网络本身存在着全局逼近网络要训练的权值、阈值较多,训练过程易陷入极小值,计算耗时较长的缺陷^[21]。与 BP 神经网络相比较,RBF 神经网络具有良好的局部逼近能力,可以对非线性映射进行任意精度的拟合,作为一种通用逼近器 RBF 神经网络还具有结构简单、训练速度快、不易陷入极小值的特点^[22]。

本研究结合 RBF 神经网络的特点,提出一种在 RBF 神经网络拟合基础上的优化方法,用于精确地获得大豆最优种植密度与施肥量的配比关系。与传统的回归模型相比,此种方法避免了在固定模型假设上进行回归的局限性,具有更高的拟合精度,为寻找最优的大豆种植密度和施肥量组合提供了新的方法。

1 材料与方法

1.1 材料

供试大豆品种为黑河 43,来自黑龙江省农业科学院黑河分院。

1.2 试验地概况

试验在黑龙江省农垦总局九三管理局山河农场试验园区(49°15′N,125°44′E)进行,年日照时数 2 500~2 800 h,≥10℃ 有效积温 1 970~2 150 ℃,年均降水量 490~540 mm。试验田前茬作物为矮高粱,且无施肥试验,地势平坦,土壤理化指标^[23]为:有机质含量 47.3 g·kg⁻¹,全氮 1.8 mg·kg⁻¹,全磷 1.1 mg·kg⁻¹,缓效钾 968.5 mg·kg⁻¹,速效钾

246.5 mg·kg⁻¹,破解氮 188.25 mg·kg⁻¹,速效磷 36.53 mg·kg⁻¹,pH6.4。

1.3 试验设计

采用二次正交旋转组合设计四因素五水平试验,设置试验各因素分别为:种植密度、施 N 量、施 P₂O₅ 量、施 K₂O 量,以大豆产量为量化指标。黑河 43 的大田经验种植密度为 42.00×10⁴ 株·hm⁻²、施 N 量为 59.20 kg·hm⁻²、施 P₂O₅ 量为 69.00 kg·hm⁻²、施 K₂O 量为 18.00 kg·hm⁻²,12 次重复,各因素水平设置如表 1 所示。试验共 36 个处理,每处理各 1 个小区(4.0 m×3.3 m),各小区随机排列,每小区种植 3 垄,垄宽 110 cm,垄上 3 行,3 行苗带宽 50 cm,行间距 25 cm。

试验于 2018 年 4 月 28 日播种,播种时采用人工开沟撒肥覆土、播种后再次覆土的方式进行,9 月 27 日收获测产。试验期间全程无灌溉,年降雨量 495 mm。

为检验基于 RBF 神经网络优化方法得到的种植密度和施肥量最优配比是否准确,于 2019 年 4—10 月在黑龙江省农垦总局九三分局山河农场再次进行试验。将面积为 1 hm² 试验区划分为 10 个面积相等的地块,仍采用大垄三行的种植模式。试验区 4 月 28 日播种,按照种植密度 42.65×10⁴ 株·hm⁻²,施 N 量 61.82 kg·hm⁻²,施 P₂O₅ 量 106.25 kg·hm⁻²,施 K₂O 量 19.81 kg·hm⁻² 进行播种,9 月 27 日进行人工收割。试验全程无灌溉,年降雨量 492 mm。

1.4 数据分析

采用 Matlab R2017b 对本研究提出的优化方法进行编程,将优化结果与使用 Design Expert 10.0 建立的二次回归模型优化得到的结果对比分析。

表 1 二次正交旋转设计各因素水平

Table 1 Factorial level of quadratic orthogonal rotation design							
因素 Factor	单位 Unit	变化间距 Step	因素水平 Factor level				
			-2	-1	0	1	2
种植密度 Planting density	10 ⁴ 株·hm ⁻²	4.67	32.66	37.33	42.00	46.67	51.34
施 N 量 N application rate	kg·hm ⁻²	20.35	18.50	38.85	59.20	79.55	99.90
施 P ₂ O ₅ 量 P ₂ O ₅ application rate	kg·hm ⁻²	22.43	24.14	46.57	69.00	91.43	113.86
施 K ₂ O 量 K ₂ O application rate	kg·hm ⁻²	5.79	6.42	12.21	18.00	23.79	29.58

2 结果与分析

2.1 大豆产量分析

由表2可知:各处理产量为2 867.95 ~ 3 685.78 kg·hm⁻²,此次试验条件下山河农场大田经验栽培水平的黑河43产量为2 982.36 ~ 3 306.69 kg·hm⁻²,处于全部处理的中等偏下水平,说明黑河43通过优化种植密度与施肥量,提升产量的空间较大。

表2 大豆在各处理下产量

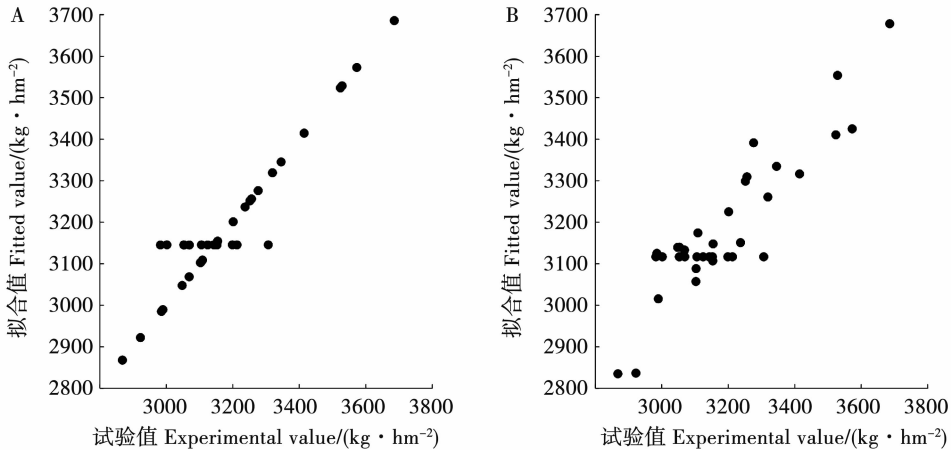
Table 2 Yield of soybean under different treatments

编号 No.	密度 Planting density /(× 10 ⁴ 株·hm ⁻²)	N 施用量 Dosage of N /(kg·hm ⁻²)	P ₂ O ₅ 施用量 Dosage of P ₂ O ₅ /(kg·hm ⁻²)	K ₂ O 施用量 Dosage of K ₂ O /(kg·hm ⁻²)	产量 Yield /(kg·hm ⁻²)
1	46.67	79.55	91.43	23.79	3256.28
2	46.67	79.55	91.43	12.21	3523.65
3	46.67	79.55	46.57	23.79	3154.47
4	46.67	79.55	46.57	12.21	3108.75
5	46.67	38.85	91.43	23.79	3201.24
6	46.67	38.85	91.43	12.21	3276.22
7	46.67	38.85	46.57	23.79	2989.62
8	46.67	38.85	46.57	12.21	3153.36
9	37.33	79.55	91.43	23.79	3528.75
10	37.33	79.55	91.43	12.21	3319.28
11	37.33	79.55	46.57	23.79	3572.83
12	37.33	79.55	46.57	12.21	3102.69
13	37.33	38.85	91.43	23.79	3414.61
14	37.33	38.85	91.43	12.21	3103.23
15	37.33	38.85	46.57	23.79	3047.78
16	37.33	38.85	46.57	12.21	2922.25
17	51.34	59.20	69.00	18.00	3236.95
18	32.66	59.20	69.00	18.00	2985.31
19	42.00	99.90	69.00	18.00	3334.70
20	42.00	18.50	69.00	18.00	2867.95
21	42.00	59.20	113.86	18.00	3685.78
22	42.00	59.20	24.14	18.00	3251.73
23	42.00	59.20	69.00	29.58	3345.39
24	42.00	59.20	69.00	6.42	3077.72
25	42.00	59.20	69.00	18.00	3105.62
26	42.00	59.20	69.00	18.00	3306.69
27	42.00	59.20	69.00	18.00	3124.45
28	42.00	59.20	69.00	18.00	3198.69
29	42.00	59.20	69.00	18.00	3069.25
30	42.00	59.20	69.00	18.00	3001.73
31	42.00	59.20	69.00	18.00	3212.62
32	42.00	59.20	69.00	18.00	3142.79
33	42.00	59.20	69.00	18.00	3152.43
34	42.00	59.20	69.00	18.00	3053.26
35	42.00	59.20	69.00	18.00	2982.36
36	42.00	59.20	69.00	18.00	3052.63

2.2.3 RBF神经网络与二次回归模型拟合性能对比分析 通过建立模型求解出的大豆种植密度及施肥量最优配比是否准确,关键在于拟合模型能否正确反映种植密度、施肥量与产量的作用关系,所建立的拟合模型对试验数据拟合效果越好、精度越高,寻找到的最优配比越准确。已有研究均使用二次回归模型对大豆种植密度及施肥量与产量的关系进行模拟,对表2中试验数据采用二次回归的方法进行拟合,得到拟合方程如下:

$$y = 46.707 + 65.134x_1 + 29.269x_2 - 21.175x_3 + 132.144x_4 - 0.403x_1x_2 + 0.078x_1x_3 - 3.645x_1x_4 - 0.026x_2x_3 + 0.138x_2x_4 - 0.144x_3x_4 + 0.242x_1^2 - 0.078x_2^2 + 0.193x_3^2 + 0.873x_4^2 \quad (6)$$

使用优化软件 Design-Expert 10.0 对回归方程进行优化,得到试验条件下各因素最优配比为:种植密度 37.33×10^4 株·hm⁻²、施 N 量 79.55 kg·hm⁻²、施 P₂O₅ 量 91.43 kg·hm⁻²、施 K₂O 量 23.79 kg·hm⁻²。此时二次回归模型理论最优产量为 3 553.86 kg·hm⁻²,二次回归模型 R² 值为 0.84 (P < 0.05), 小于使用 RBF 神经网络拟合时的 R² 值 0.96 (P < 0.01)。对于 RMSE (root-mean-square error, 均方根误差) 指标,二次回归模型值 (79.58 kg·hm⁻²) 大于 RBF 神经网络值 (57.32 kg·hm⁻²)。综上所述,RBF 神经网络的拟合效果优于二次回归模型。RBF 神经网络与二次回归方程拟合效果如图 1 所示。



A:RBF 神经网络拟合值与试验值; B:二次回归方程拟合值与试验值。
A: Experimental value and fitted value by RBF neural network; B: Experimental value and fitted value by quadratic regression equation.

图1 RBF神经网络与二次回归方程拟合效果对比图
Fig.1 Comparison of fitting effect between RBF neural network and quadratic regression equation

2.3 基于 RBF 神经网络模型的优化方法

2.3.1 优化方法 RBF 神经网络优化阶段的基本思路是采用梯度上升的方法对 RBF 神经网络的输入进行调整,进而求解出在约束条件下 RBF 神经网络模型的最优输入、输出。根据已经建立好的 RBF 神经网络模型,可推导出网络的输出对输入特征的梯度向量为:

$$\frac{\partial F(X)}{\partial X} = - \sum_{i=1}^l \frac{w_i}{\sigma_i^2} \exp(-\frac{1}{2\sigma_i^2} \|X - t_i\|^2) (X - t_i) \quad (7)$$

对 RBF 神经网络优化过程数学表述如下:
给定 1 个初始可行点 X(0) (输入向量),经过 t 次迭代得到的可行点为 X(t) (t 为迭代次数,是大于 0 的整数),根据式(7)计算 X(t) 点梯度,即

$$\frac{\partial F}{\partial X} \Big|_{X=X(t)} \quad (8)$$

若 X(t) 满足最优解条件,即
$$\left\| \frac{\partial F(X)}{\partial X} \Big|_{X=X(t)} \right\| = 0 \text{ 或 } \lambda = 0 \quad (9)$$

则最优输入向量 X* = X(t), 此时网络的输出 F(X(t)) 为最优值 F*, 式(9)中 λ 为步长因子。

若不满足最优解条件,则令
$$\Delta X = \lambda \frac{\partial F}{\partial X} \Big|_{X=X(t)} \quad (10)$$

$$X(t+1) = X(t) + \Delta X \quad (11)$$

对 X(t+1) 的 3 种情况进行判断:
①若 X(t+1) 不满足约束,则按式(10)将步长因子减半,通过式(10)、式(11)重新计算点 X(t+1)。

$$\lambda \Leftarrow 0.5\lambda$$

(12)

若新的点 $X(t+1)$ 仍不满足约束,则继续重复式(12)、式(10)、式(11),直至新找到的点 $X(t+1)$ 满足约束,然后再对 $X(t+1)$ 是否满足最优解条件式(9)进行判断。若是,则 $X^* = X(t+1)$,对应的 $F(X(t+1))$ 为最优值;若否,则再对 $X(t+1)$ 是否优于 $X(t)$ 进行判断,即是否满足

$$F(X(t+1)) > F(X(t))$$

(13)

若满足,则以 $X(t+1)$ 为起点,开始下一次迭代;若不满足,则再次重复式(12)、式(10)、式(11),直至满足式(9)或式(13),满足式(9)则 $X(t+1)$ 为最优解,满足式(13),则以 $X(t+1)$ 为起点,开始下一次迭代。

②若 $X(t+1)$ 满足约束并且优于 $X(t)$,则按式(14)将步长因子增加至 2λ ,按式(15)将 $X(t+1)$ 赋值给 $X(t)$,再根据式(10)、式(11)重新计算 1 点 $X(t+1)$ 。

$$\lambda \Leftarrow 2\lambda$$

(14)

$$X(t) \Leftarrow X(t+1)$$

(15)

若新的点 $X(t+1)$ 不满足约束或不满足 $X(t+1)$ 优于 $X(t)$,则 $X(t)$ 赋值给 $X(t+1)$,然后从 $X(t+1)$ 出发开始下一次迭代;若新的点 $X(t+1)$ 满足约束且优于 $X(t)$,则按照式(15)、式(14)、式(10)、式(11)的顺序重新计算,直到新的点 $X(t+1)$ 不满足约束或不优于 $X(t)$,则将 $X(t)$ 赋值给 $X(t+1)$,再从 $X(t+1)$ 点出发,开始下一次迭代。

③若 $X(t+1)$ 满足约束且不优于 $X(t)$,则重复式(12)、式(10)、式(11),即不断将步长因子 λ 减半,直到新得到的点 $X(t+1)$ 满足约束条件。再根据式(13)判断 $X(t+1)$ 是否优于 $X(t)$,若是则从

$X(t+1)$ 点出发,开始下一次迭代;若否,则再次重复式(12)、式(10)、式(11),直到新求得的 1 点 $X(t+1)$ 满足最优值条件或 $X(t+1)$ 优于 $X(t)$,即满足式(9)或式(13),则从 $X(t+1)$ 点出发,开始下一次迭代。

按照上述迭代方法,直至找到满足梯度为 0 或使步长因子为 0 的点,即满足式(9)的点,这一点即为 RBF 神经网络模型的最优值点,对应的网络输出为最优输出。

2.3.2 优化的约束条件 根据二次正交旋转试验设计方案可知,各因素水平的上下限为大豆种植密度和施肥量优化问题的约束条件,即

$$\begin{cases} 32.66 \leq x_1 \leq 51.34 \\ 18.50 \leq x_2 \leq 99.90 \\ 24.14 \leq x_3 \leq 113.86 \\ 6.42 \leq x_4 \leq 29.58 \end{cases}$$

(16)

2.4 RBF 神经网络模型优化

将已训练好的 RBF 神经网络模型作为目标函数,采用前文介绍的优化方法对大豆的种植密度和施肥量进行优化,即求解在网络输出为最优值时的网络输入。分别从 8 个不同的初始可行点 $X(0)$ 对网络进行优化,优化前根据式(1)对这些点进行归一化处理,优化结束后,根据式(2)对优化结果进行反归一化,得到最终结果如表 3 所示。

由表 3 可知,通过本研究提出的方法得到山河农场黑河 43 最优种植密度为 42.65×10^4 株·hm⁻²,施 N 量为 61.82 kg·hm⁻²,施 P₂O₅ 量为 106.25 kg·hm⁻²,施 K₂O 量为 19.81 kg·hm⁻²,在此配比下最优产量为 3 825.48 kg·hm⁻²,高于二次回归模型得到的最优产量(3 553.86 kg·hm⁻²)。

表 3 基于 RBF 神经网络优化方法计算结果

Table 3 The results were calculated by optimization method based on RBF neural network

初始点 Initial point					最优点 Optimal point				最优产量 Optimal yield /(kg·hm ⁻²)
序号	密度	N 施用量	P ₂ O ₅ 施用量	K ₂ O 施用量	密度	N 施用量	P ₂ O ₅ 施用量	K ₂ O 施用量	
No.	Planting density /(10 ⁴ 株·hm ⁻²)	Dosage of N /(kg·hm ⁻²)	Dosage of P ₂ O ₅ /(kg·hm ⁻²)	Dosage of K ₂ O /(kg·hm ⁻²)	Planting density /(10 ⁴ 株·hm ⁻²)	Dosage of N /(kg·hm ⁻²)	Dosage of P ₂ O ₅ /(kg·hm ⁻²)	Dosage of K ₂ O /(kg·hm ⁻²)	
1	32.47	36.85	91.43	12.21	42.65	61.82	106.25	19.81	3825.48
2	44.12	38.45	46.57	23.79	42.65	61.82	106.25	19.81	3825.48
3	46.00	59.20	69.00	14.00	42.65	61.82	106.25	19.81	3824.48
4	50.05	18.50	75.80	8.80	42.65	61.82	106.25	19.81	3824.48
5	42.76	40.75	39.10	15.00	42.65	61.82	106.25	19.81	3825.48
6	40.00	99.90	25.50	6.50	42.65	61.82	106.25	19.81	3825.48
7	36.22	79.55	113.86	18.00	42.65	61.82	106.25	19.81	3825.48
8	38.57	53.00	110.00	20.41	42.65	61.82	106.25	19.81	3825.48

2.5 验证优化结果

试验小区中最小产量为3 679.04 kg·hm⁻²,最大产量为3 783.84 kg·hm⁻²,求得 10 个小区产量均值为3 742.29 kg·hm⁻²,与基于 RBF 神经网络优化方法得到最优产量(3 825.48 kg·hm⁻²)之间相对误差为-2.17%,考虑到气候因素、测产误差以及其它因素的存在,误差在允许范围(表4)。

表4 试验的各小区产量

Table 4 Experimental yield in each region (kg·hm ⁻²)			
编号 No.	试验产量 Experiment yield	编号 No.	试验产量 Experiment yield
1	3702.54	6	3783.84
2	3679.04	7	3745.66
3	3749.51	8	3785.36
4	3766.43	9	3692.15
5	3742.95	10	3775.42

3 讨论

本研究提出了一种基于 RBF 神经网络的优化大豆种植密度和施肥量配比方法。通过对大豆种植密度和施肥量与产量关系数据构建 RBF 神经网络模型,推导出模型输出对输入的偏导,根据梯度上升的原则,对已构建的网络模型进行优化,进而求解出种植密度及施肥量的最优组合。与二次回归模型相比,RBF 神经网络拟合模型避免了在固定假设模型下进行回归分析的局限性,提高了拟合精度,能够准确地反映出大豆种植密度和施肥量与产量的关系。本研究中采用了四因素五水平的试验设计,然而影响大豆产量的可控因素还有很多,申晓慧等^[13]在对合农 63 栽培因子对产量影响的研究中除了将种植密度和施肥量作为因素,还引入了播种日期因子,通过对建立的二次回归方程进行优化分析,虽然只给出了各因素最优区间,但得出了播期对提高产量的作用高于密度和施肥量的结论。因此,对于寻求最优大豆产量的各因素配比的研究中,还应适当增加相关因素数量,同时基于 RBF 神经网络的优化方法对于因素水平扩展后试验数据的处理具有优势,只需增加输入层神经元个数就可以完成更多因素的模型构建。

陈怀珠等^[12]在使用二次回归模型对种植密度及施肥量进行拟合并优化的基础上,还引入经济学中的边际效应递减规律,对施肥成本与经济效益关系进行了研究,得出最佳经济施肥量,这一思路为基于 RBF 神经网络优化方法的改进提供了指导。

4 结论

对各因素约束水平范围内的 8 个不同配比进行优化,所得到的最优配比关系均为种植密度 42.65 × 10⁴株·hm⁻²,施 N 量 61.82 kg·hm⁻²,施 P₂O₅ 量 106.25 kg·hm⁻²,施 K₂O 量 19.81 kg·hm⁻²,表明该方法优化过程稳定。对优化结果进行验证试验,得到的产量均值为3 742.29 kg·hm⁻²,与优化结果的理论最优产量 3 825.48 kg·hm⁻² 的相对误差为-2.17%,证明了该方法得到的种植密度和施肥量的最优配比准确。该方法的提出为提高大豆产量、节约生产成本提供了理论指导。

参考文献

[1] 任小俊,吕新云,马俊奎. 种植密度与施肥水平对山西早熟夏大豆产量与主要农艺性状的影响[J]. 大豆科学, 2019, 38(6): 921-927. (Ren X J, Lyu X Y, Ma J K. Effects of different planting densities and fertilization levels on yield and main agromomic characters of early-maturing summer soybean in Shanxi province[J]. Soybean Science, 2019, 38(6): 921-927.)

[2] Liu B, Liu X B, Wang C, et al. Responses of soybean yield and yield components to light enrichment and planting density[J]. International Journal of Plant Production, 2010, 4(1): 1-9.

[3] 杨继学,黄珊珊,杨明亮,等. 密度和施肥量对不同分枝类型大豆产量的影响[J]. 大豆科学, 2012, 31(3): 381-384. (Yang J X, Huang S S, Yang M L, et al. Effect of density and fertilizer amount on yield of different branching types of soybeans[J]. Soybean Science, 2012, 31(3): 381-384.)

[4] 张洪刚,周琴,何小红,等. 播期、密度和肥料对菜用大豆南农 9610 产量和品质的影响[J]. 江苏农业学报, 2008(5): 662-667. (Zhang H G, Zhou Q, He X H, et al. Effects of sowing date, planting density and N, P and K fertilizer on yield and quality of vegetable soybean[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2008(5): 662-667.)

[5] 刘渊,李文龙,李喜焕,等. 施肥水平和种植密度对河北山区夏播大豆产量及品质影响[J]. 中国农业科技导报, 2017, 19(8): 115-123. (Liu Y, Li W L, Li X H, et al. Effects of fertilization level and planting density on yield and quality of summer-sowing soya in mountainous areas of Hebei[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2017, 19(8): 115-123.)

[6] 李忠芳,徐明岗,张会民,等. 长期施肥下中国主要粮食作物产量的变化[J]. 中国农业科学, 2009, 42(7): 2407-2414. (Li Z F, Xu M G, Zhang H M, et al. Grain yield trends of different food crops under long-term fertilization in China[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2009, 42(7): 2407-2414.)

[7] 程伟燕,李志刚,李瑞平. 密度对大豆光合特性和产量的影响[J]. 作物杂志, 2010(4): 65-72. (Cheng W Y, Li Z G, Li R P. Effect of densities on photosynthetic characteristic and yield in soybean[J]. Crops, 2010(4): 65-72.)

[8] 刘玉兰,陈殿元,元明浩,等. 种植密度对小粒大豆光合生产

能力的影响[J]. 大豆科学, 2018, 37(4): 551-557. (Liu Y L, Chen D Y, Yuan M H, et al. Effects of planting density on photosynthetic capacity of glycine gracilis[J]. Soybean Science, 2018, 37(4): 551-557.)

[9] 张伟,张惠君,王海英,等. 株行距和种植密度对高油大豆农艺性状及产量的影响[J]. 大豆科学, 2006,14(3): 283-287. (Zhang W, Zhang H J, Wang H Y, et al. Effects of spacings and planting densities on agronomic traits and yield in high-oil soybeans[J]. Soybean Science, 2006,14(3):283-287.)

[10] Muoneke C O, Ogwuche M A O, Kalu B A. Effect of maize planting density on the performance of maize/soybean intercropping system in a guinea savannah agroecosystem[J]. African Journal of Agricultural Research, 2007, 2(12): 667-677.

[11] Sharma V, Rudnick D R, Irmak S. Development and evaluation of ordinary least squares regression models for predicting irrigated and rainfed maize and soybean yields[J]. Transactions of the ASABE, 2013, 56(4): 1361-1378.

[12] 陈怀珠,杨守臻,唐向民,等. 华南春大豆氮磷钾肥施效应及用量研究[J]. 大豆科学, 2018, 37(1): 117-125. (Chen H H, Yang S Z, Tang X M, et al. Study on the effects and amounts of combined application of nitrogen, phosphorus and potassium fertilizers for spring soybean in southern China[J]. Soybean Science, 2018, 37(1): 117-125.)

[13] 申晓慧,姜成,刘婧琦,等. 栽培因子对合农 63 大豆产量的影响[J]. 大豆科学, 2012, 31(4): 589-592. (Shen X H, Jiang C, Liu J Q, et al. Effect of cultural factors on yield characters of soybean cv. Henong 63[J]. Soybean Science, 2012, 31(4): 589-592.)

[14] 王会鹏. 大豆多因素养分密度效应试验及模型研究[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2016: 40-50. (Wang H P. Research on nutrient density effect of multifactor test and model of soybean [D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2016: 40-50.)

[15] 徐督,任海祥,宁海龙. 栽培密度、施肥量及有效含量对大豆产量的影响[J]. 大豆科技, 2013(1): 21-25. (Xu D, Ren H X, Ning H L. Effect of planting density, fertilization rate and effective concentration on soybean yield[J]. Soybean Science & Technology, 2013(1): 21-25.)

[16] 井力群,王福林,邢丽超. 多因素播种施肥技术研究[J]. 东北农业大学学报, 2009, 40(10): 119-121. (Jing L Q, Wang F L, Xing L C. Study on multifactor technology of sowing and fertilization[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2009, 40(10): 119-121.)

[17] 张淑娟,何勇,方慧. 人工神经网络在作物产量与土壤空间分布信息关系分析中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 2003(12): 121-127. (Zhang S J, He Y, Fang H. Application of artificial neural network on relationship analysis of crop yield and soil space distributing information[J]. System Engineering Theory and Practice, 2003(12): 121-127.)

[18] 张漫,李婷,季宇寒,等. 基于 BP 神经网络算法的温室番茄 CO₂ 增施策略优化[J]. 农业机械学报, 2015, 46(8): 239-244. (Zhang M, Li T, Ji Y H, et al. Optimization of CO₂ enrichment strategy based on BPNN for tomato plants in greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(8): 239-244.)

[19] 王福林,董志贵,吴志辉,等. 基于 BP 神经网络的玉米种植密度和施肥量优化[J]. 农业工程学报, 2017, 33(6): 92-99. (Wang F L, Dong Z G, Wu Z H, et al. Optimization of maize planting density and fertilizer application rate based on BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(6): 92-99.)

[20] 董志贵,宋庆凤,王福林,等. 基于 BP 神经网络的整株秸秆还田机功耗优化[J]. 系统工程理论与实践, 2018, 38(9): 2401-2408. (Dong Z G, Song Q F, Wang F L, et al. Optimize on power dissipation of whole-straw returning device based on BP neural network [J]. Systems Engineering-Theory and Practice, 2018, 38(9): 2401-2408.)

[21] 韩力群. 人工神经网络教程[M]. 北京:北京邮电大学出版社, 2006: 127-142. (Han L Q. Artificial neural network tutorial [M]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2006: 127-142.)

[22] Poggio T, Girosi F. Networks for approximation and learning[J]. Proceedings of the IEEE, 1990, 78(9): 1481-1497.

[23] 王伟. 黑龙江省大豆合理施肥参数的研究[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2009: 10-20. (Wang W. A study on parameters of rational fertilization for soybean in Heilongjiang [D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2009: 10-20.)

[24] 高隽. 人工神经网络原理及仿真实例[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003: 55-61. (Gao J. Principle of artificial neural network and simulation examples [M]. Beijing: China Machine Press, 2003: 55-61.)