



基于 BP-LCO 的大豆种植密度和施肥量优化

卢珊, 王福林

(东北农业大学 工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150010)

摘要:为解决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结果不准确的缺陷,本研究提出基于 BP 神经网络的线性约束优化方法 (BP-Linear Constrained Optimization, BP-LCO)。以黑河 43 为试验材料,进行四因素五水平正交旋转试验,试验因素为大豆种植密度、N、P₂O₅ 和 K₂O 施用量,评价指标为大豆产量,采用 BP-LCO 算法对种植密度、施肥量与产量关系构建拟合模型,并进行全局寻优及验证试验。结果显示:通过模型分析得到最优种植密度 36.67×10^4 株·hm⁻²、施 N 量 77.98 kg·hm⁻²、施 P₂O₅ 量 93.79 kg·hm⁻²、施 K₂O 量 24.34 kg·hm⁻²,大豆产量相应为 3 679.56 kg·hm⁻²。验证试验结果表明,最优配比下大豆实际产量为 3 702.29 kg·hm⁻²,实际产量与理论产量的相对误差为 0.62%。结果说明该方法的优化结果准确,是一种行之有效的大豆种植密度及施肥量优化方法。

关键词:BP 神经网络; 线性约束优化; 大豆; 种植密度; 施肥量

Optimization of Soybean Planting Density and Fertilizer Application Rate Based on BP-LCO

LU Shan, WANG Fu-lin

(College of Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150010, China)

Abstract: In order to solve the problem of inaccurate results in the traditional regression model for optimization of soybean planting density and fertilizer application, a BP-Linear Constrained Optimization (BP-LCO) method based on BP neural network was proposed in this study. We used Heihe 43 as experimental material to carry out four-factor and five-level orthogonal rotation test. The experimental factors were planting density of soybean, application amount of N, P₂O₅ and K₂O, and the evaluation index was yield of soybean, BP-LCO algorithm was used to construct a fitting model for the relationship between planting density, fertilizer application and yield, and we carried out global optimization and validation experiments. The results of the model analysis showed that the optimal planting density was 36.67×10^4 plants·ha⁻¹, N application rate was 77.98 kg·ha⁻¹, P₂O₅ application rate was 93.79 kg·ha⁻¹, K₂O application rate was 24.34 kg·ha⁻¹, and the corresponding soybean yield was 3 679.56 kg·ha⁻¹. The verification test showed that the actual yield of soybean was 3 702.29 kg·ha⁻¹ under the optimal ratio, and the relative error between the actual yield and the theoretical yield was 0.62%, which proved that the method had accurate optimization results and was an effective optimization method.

Keywords: BP neural network; linear constrained optimization; soybean; planting density; fertilizer rate

大豆不仅是我国居民膳食中重要的植物蛋白来源,也是最主要的油料作物^[1-2]。影响大豆产量的因素有遗传因素、环境因素、栽培措施等,对于同一种植区域内的同种作物,遗传因素和环境因素基本相同,因此影响产量最关键的因素为栽培措施。栽培措施包括播种时间、种植密度、施肥量及其配比、田间管理等。研究表明,种植密度和施肥量是其中最关键的因素^[3-5],适当的种植密度和施肥量不但可以促使大豆产量提高,还能够使生产成本降低,而且可以更合理地利用生态环境,促进农业生态可持续发展^[6-9]。目前对该问题的研究多采用非线性回归模型^[10-12],非线性回归模型^[13-14]在获得了大量关于种植密度和施肥量与对应的大豆产量的

试验数据的基础上,将种植密度和施肥量作为自变量,大豆产量作为因变量,利用数理统计方法建立自变量与因变量之间的非线性方程,找出种植密度和施肥量的最优配比^[15]。但上述方法存在一定的局限性:因近似计算而导致拟合精度较低;对数据存在的噪声处理效果较差;在假设模型基础上进行回归具有一定的局限性。这导致该方法难以准确反应大豆种植密度和施肥量与产量的关系,因此往往无法得到真正的最优种植模式。

随着人工神经网络的发展,BP 神经网络理论广泛应用于社会中的各个领域,这为解决农业生产领域的问题提供了新的思路^[16-17]。靳然等^[18]利用 BP 神经网络模型对山西省运城市麦蚜最大虫株率进

收稿日期:2022-11-08

基金项目:国家重点研发计划(2018YFD0300105)。

第一作者:卢珊(1994—),硕士研究生,主要从事管理科学与工程研究。E-mail:lushan13756696307@163.com。

通讯作者:王福林(1959—),博导,教授,主要从事农业系统工程研究。E-mail:fulinwang1462@163.com。

行预测,获得了较好的预测效果。郭丽丽等^[19]用 BP 神经网络对农业种植空气湿度进行预测,以分析农作物不同生长时期对空气湿度的需求。王囡囡^[20]用三因素三水平正交试验方法对大豆施肥量和产量之间的关系进行研究,并考虑到肥料效益,研究不同施肥处理对大豆经济效益的影响,得出了大豆收益最高的处理组合。王福林等^[21]提出基于 BP 神经网络的优化方法,并用该方法对种植模式进行了优化,提高了玉米的产量。董志贵等^[22]用该方法解决秸秆还田的功耗优化问题,取得了良好的效果。梁旭光等^[23]提出了基于 RBF 神经网络的优化方法,并用该方法对大豆种植密度和施肥量进行优化,但该方法只能用于解决无约束优化问题,并且由于 BP 神经网络的应用范围比 RBF 神经网络更大,因此对基于 BP 神经网络的优化方法的研究具有更广泛的应用价值。上述对基于 BP 神经网络的优化方法的研究中主要讨论了无约束优化问题和部分约束优化问题,研究内容不够系统和深入。本研究基于前人研究,进一步探讨约束条件为线性函数的“黑箱”优化问题,提出基于 BP 神经网络的线性约束优化方法(BP-Linear Constrained Optimization, BP-LCO),建立二次回归模型并得出优化结果,并对基于 BP 神经网络得出的线性约束优化方法进行编程及优化,对比分析两种方法的拟合效果和优化结果,计算大豆的最佳种植密度模式,并进行田间试

验以检验优化结果的准确性。

1 田间产量测定

1.1 材料

供试大豆品种为黑河 43。该品种试验地经验施肥量分别为施 N 量 59.20 kg·hm⁻²、施 P₂O₅ 量 69.00 kg·hm⁻²、施 K₂O 量 18.00 kg·hm⁻²,经验种植密度为 42.00 × 10⁴株·hm⁻²。

1.2 试验地概况

试验地点为黑龙江省农垦总局九三管理局山河农场试验园区(125°44'E,49°15'N),夏季雨季较短,全年温差较大,属典型中温带大陆性季风气候。年日照时数 2 500 ~ 2 800 h,年均降水量 490 ~ 540 mm。土壤有机质含量 47.3 g·kg⁻¹,全氮 1.8 mg·kg⁻¹,破解氮 188.25 mg·kg⁻¹,全磷 1.1 mg·kg⁻¹,速效磷 36.53 mg·kg⁻¹,缓效钾 968.5 mg·kg⁻¹,速效钾 246.5 mg·kg⁻¹,pH6.4^[22]。

1.3 试验设计

试验于 2018 年 4 月—2019 年 10 月进行。运用二次正交旋转回归方法,设计四因素五水平试验。为使计算简化,对各因素水平进行编码,设黑河 43 在试验区的种植经验值为各因素的 0 水平,设 4 个试验因素,分别为种植密度、施 N 量、施 P₂O₅ 量、施 K₂O 量,具体设计详见表 1。

表 1 因素水平设置
Table 1 Factor level setting

因素 Factor	梯度 Gradient	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

根据二次正交旋转设计要求,每个试验小区为 1 个处理,每个处理面积为 13.2 m² (4.0 m × 3.3 m),共 36 个处理,每处理种植 3 垄,垄宽 1.1 m,垄上 3 行,3 行苗带宽 0.5 m,行间距 0.25 m,各处理随机排列。试验重复进行两次,2018 年 4 月 28 日播种,9 月 27 日人工收获,期间降雨量 495 mm,

2019 年 4 月 28 日播种,9 月 27 日人工收获,期间降雨量 492 mm。

1.4 大豆产量数据

田间种植试验方案与产量结果如表 2 所示。由于两次试验数据变化趋势差别不大,因此取两次试验数据的平均值作为产量数据。

表 2 各处理及其大豆产量
Table 2 Each treatment and its soybean yield

编号 No.	种植密度 Planting density/ (× 10 ⁴ 株·hm ⁻²)	N 施用量 Amount of N/ (kg·hm ⁻²)	P ₂ O ₅ 施用量 Amount of P ₂ O ₅ / (kg·hm ⁻²)	K ₂ O 施用量 Amount 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 ~ 36	42.00	59.20	69.00	18.00	3116.84

2 BP 神经网络拟合

2.1 二次正交旋转回归拟合

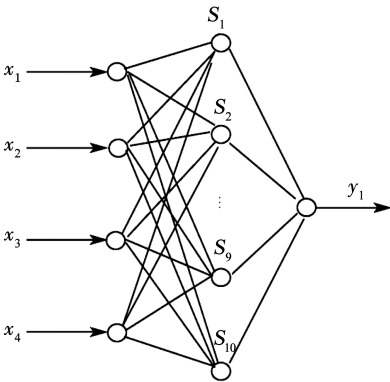
依据表 2 数据建立二次旋转正交回归模型,得到拟合方程为: $y = 0.242x_1^2 - 0.078x_2^2 + 0.193x_3^2 + 0.873x_4^2 + 65.134x_1 - 0.403x_1x_2 + 0.078x_1x_2 - 3.645x_1x_4 + 29.269x_2 - 0.026x_2x_3 + 0.138x_2x_4 - 21.175x_3 + 132.144x_4 + 46.707$, R^2 值为 0.84 ($P < 0.05$), 平均绝对百分比误差 (MAPE) 为 1.98%。

2.2 BP 神经网络结构设计

建立大豆种植密度和施肥量与产量的 BP 神经网络模型。网络输入神经元数目由试验中变量数目决定,因此输入层神经元数目为 4,分别为种植密度(x_1)、施 N 量(x_2)、施 P₂O₅ 量(x_3)和施 K₂O 量(x_4)。网络输出数目由试验响应指标数目决定,因此输出层神经元的数量为 1,为大豆产量(y_1)。隐含层中神经元数目的设置通常采用公式法确定范围^[24],计算公式为: $b = \sqrt{a + c} + d$,式中 b 代表隐

含层神经元数, a 代表输入层神经元数, c 代表输出层神经元数, d 是 1 ~ 10 之间的整数。

经过计算确定隐含层神经元数目的范围,再经过若干次试验得出隐含层神经元最佳数量为 10。BP 神经网络的结构如图 1 所示, X 为输入向量, $X = [x_1, x_2, x_3, x_4]^T$; Y 为输出向量, $Y = [y_1]$ 。选取双极性 S 函数作输入层至隐含层的传递函数 f_1 ,线性函数作为隐含层至输出层的传递函数 f_2 。网络训练结束后可得到输入层到隐含层的权值矩阵 V ,隐含层的阈值 b ,隐含层到输出层的权值矩阵 U ,输出层的阈值 t 。此时产量与种植密度和施肥量之间的函数关系可表示为: $Y = F(X) = f_2[U \cdot f_1(V \cdot X + b) +$



注: x_1 . 种植密度; x_2 . 施 N 量; x_3 . 施 P_2O_5 量; x_4 . 施 K_2O 量;
 $S_1 \sim S_{10}$. 隐含层节点; y_1 . 大豆产量。
Note: x_1 . Planting density; x_2 . N application rate; x_3 . P_2O_5 application rate; x_4 . K_2O application rate; $S_1 \sim S_{10}$. Hidden layer nodes; y_1 . Soybean yield.

图 1 BP 神经网络结构图

Fig. 1 Structure chart of BP neural network

2.3 数据处理

为使网络输入的数据处于一定的范围内,消除奇异样本数据和数据量纲不同导致的不良影响,对表 2 中数据进行归一化处理,将归一化区间设置为 $[0.2, 0.8]$,归一化的计算公式为: $x' = 0.2(0.8 - 0.2) \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$,其中 x 表示试验中的一个变量, x_{\min} 、

x_{\max} 分别表示该变量中的最大、最小值。拟合结束后需对网络输出的数据进行反归一化,计算公式为:

$$x = x_{\min} + (x' - 0.2) \frac{x_{\max} - x_{\min}}{0.8 - 0.2}。$$

2.4 BP 神经网络的拟合训练

将归一化后的试验数据作为训练样本数据,构建结构为 4-10-1 的 BP 神经网络,利用 Matlab R2018b 编写程序,对 BP 神经网络进行拟合训练,初始学习率为 2,网络输出误差满足 $\varepsilon < 1e^{-4}$ 时,得到权值阈值为:

$$V = \begin{bmatrix} -3.1469 & -0.5827 & -3.2197 \\ 3.6220 & -4.9503 & 5.3897 \\ -1.6490 & -2.0972 & -4.7583 \\ 0.5132 & 5.9447 & 3.4039 \\ -3.5981 & -3.5091 & 3.0964 \\ 1.0759 & 4.4892 & 4.1319 \\ -2.7600 & 0.3377 & -4.0579 \\ 2.1233 & 5.9000 & -0.0438 \\ 2.1839 & -4.6307 & -2.4247 \\ 3.2399 & -0.8887 & 3.0597 \end{bmatrix},$$

$$b = [2.2077 \quad -0.6987 \quad 3.4709 \quad 0.2304 \quad -1.1556 \quad 5.1947 \quad 4.2259 \quad 1.1707 \quad 1.2276 \quad 1.4356]^T,$$

$$U = [-1.4051 \quad 5.2622 \quad -0.3971 \quad -2.2887 \quad 4.2217 \quad 5.1174 \quad -0.7033, -3.6812 \quad -2.5758 \quad -0.4921],$$

$$t = [-4.7375],$$
此时二次回归模型 R^2 值为 0.96 ($P < 0.01$),平均绝对百分比误差 (MAPE) 为 0.05%。

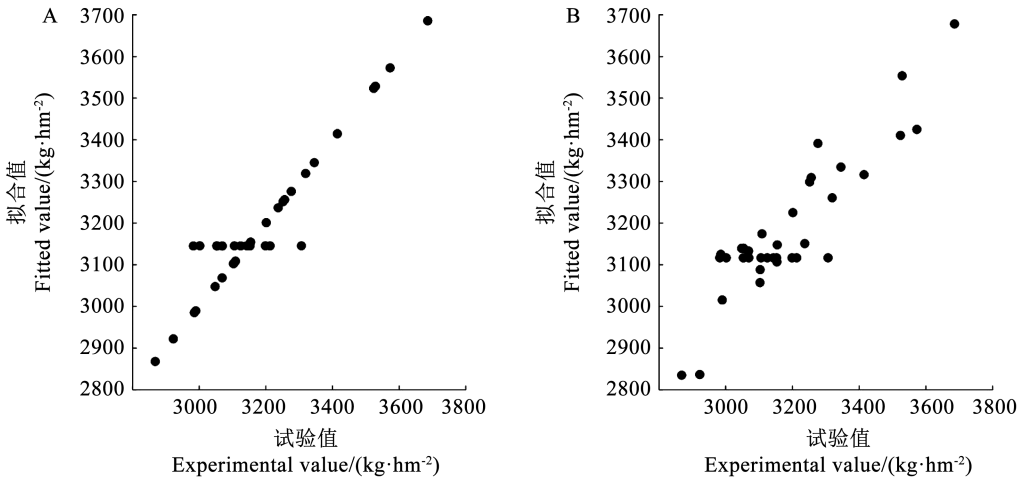
2.5 拟合结果比较与分析

判断拟合结果好坏的常用指标主要有 SSE(误差平方和)、MSE(均方差)、RMSE(均方根)、 R^2 (确定系数)。二次正交旋转回归拟合和 BP 神经网络拟合结果如表 3 所示,和二次回归模型拟合函数相比,BP 神经网络模型拟合函数的各项指标更好,说明 BP 神经网络对大豆种植密度及施肥量的优化问题具有更好的拟合效果(图 2)。

表 3 二次正交旋转回归拟合和 BP 神经网络拟合结果

Table 3 Quadratic orthogonal rotation regression fitting and BP neural network fitting results

项目 Item	SSE	MSE	RMSE	R ²
二次正交旋转回归 Quadratic orthogonal rotation regression	160210.46	4450.88	45.03	0.84
BP 神经网络 BP neural network	3356.78	93.24	10.56	0.96



注:A. 二次回归方程拟合值与试验值;B. BP 神经网络拟合值与试验值。

Note: A. Quadratic regression equation fitting value and experimental value; B. BP neural network fitting value and experimental value.

图 2 二次回归方程与 BP 神经网络拟合效果

Fig. 2 Fitting effect of quadratic regression equation and BP neural network

3 基于 BP 神经网络的大豆种植密度和施肥量优化

3.1 优化方法

首先,设定终止准则的收敛精度 ε_1 和 ε_2 ,并随机产生或人为选定一个初始可行点 X_0 ,并设 $X(s)$ 为第 s 次迭代时求得的可行点,求出 $X(s)$ 的梯度,即: $\nabla F(X(s)) = \frac{\partial Z}{\partial x}|_{X=X(s)}$ 。若满足迭代终止条件,即满足 $\left\|\frac{\partial Z}{\partial X}|_{X=X(s)}\right\| \leq \varepsilon_1$,式中 $\left\|\frac{\partial Z}{\partial X}|_{X=X(s)}\right\|$ 为 $\frac{\partial Z}{\partial X}|_{X=X(s)}$ 的模,则最优解为 $X^* = X(s)$,其对应的输出 $Z^* = F(X^*)$ 为最优值;如果不满足迭代终止条件,则令 $d(s) = -\frac{\partial Z(s)}{\partial X(s)}$,计算 $X(s)$ 沿搜索方向 $d(s)$ 的最优步长 $\lambda(s)$, $\lambda(s) = -\frac{d(s)^T \nabla F(X(s))}{d(s)^T H(X(s)) F(X(s))}$,其中, $d(s)$ 是 $X(s)$ 的搜索方向,是 $\nabla F(X(s))$ 的 $X(s)$ 梯度向量, $H(X(s))$ 是目标函数在 $X(s)$ 处的海塞矩阵,可以通过网络输出对输入的二阶导数得到。

计算迭代修正量 $\Delta X(s)$, $\Delta X(s) = \lambda(s)d(s)$ 。验证其是否满足迭代中止条件 $|\Delta X(s)| \leq \varepsilon_2$,如果满足则说明 $X(s)$ 沿着搜索方向 $d(s)$ 迭代的修正量 $\Delta X(s)$ 很小,则 $X(s)$ 为最优解,其对应的网络输出为最优值,迭代终止。否则, $X(s)$ 以最优步长 $\lambda(s)$ 沿着搜索方向 $d(s)$ 迭代,得到新的迭代点 $X(s+1)$, $X(s+1) = X(s) + \Delta X(s)$,计算 $X(s+1)$ 处所有约

束函数的函数值 $g_j(X(s+1)) \leq 0(j = 1, 2, \dots, a)$,计算 $g(X(s+1))$, $g(X(s+1)) = \max\{g_j(X(s+1)) \leq 0 | (j = 1, 2, \dots, a)\}$ 。对于约束问题,迭代点 $X(s+1)$ 相对于可行域的位置有3种不同情况,可以通过比较 $g(X(s+1))$ 与0的关系来判断。所以 $X(s+1)$ 在迭代过程中有3种不同过程模式。

情况一: $g(X(s+1)) < 0$,此时 $X(s+1)$ 位于可行域内,令 $s = s+1$,进行下一次迭代计算。

情况二: $g(X(s+1)) = 0$,此时 $X(s+1)$ 位于约束边界上,令 $s = s+1$,在 $X(s)$ 点计算目标函数的梯度 $\nabla F(X(s))$ 和起作用约束函数的梯度 $\nabla g_h(X(s))$,通过下式判断其是否满足库恩-塔克条件:

$$\begin{cases} \nabla F(X(s)) + \sum_{h=1}^J \beta_h \nabla g_h(X(s)) = 0 \\ \beta_h \geq 0 (h = 1, 2, \dots, J < a) \end{cases}$$

其中 $J = \{h | g_h(X(s)) = 0\} (h = 1, 2, \dots, a)$, $\beta_h \geq 0 (h = 1, 2, \dots, J < a)$ 是第 h 个约束条件的拉格朗日乘子。如果 $X(s)$ 满足库恩-塔克条件,则 $X(s)$ 为最优解,其对应的网络输出为最优值,迭代终止。否则,将目标函数的负梯度向量投影到约束边界(或约束曲面的交点),由式(16)得到梯度投影向量: $d(s) = \frac{-P \nabla f(X(s))}{\|P \nabla f(X(s))\|}$, $P = I - G(G^T G)^{-1} G^T$,式中 I 为单位矩阵, G 为起作用约束函数的梯度矩阵。 $G(s) = \left[\frac{\partial g_j(X(s))}{\partial X(s)} \right]$,然后计算 $X(s)$ 沿着搜索方向 $d(s)$ 迭代的最优步长: $\lambda_d^*(s) = \min\{\lambda_h(s) | (h = J+1, J+2, \dots, a)\}$,其中, $\lambda_h(s)$ 为 $X(s)$ 沿着搜索方向 $d(s)$ 迭代到第 h 个无贡献约束边界的

步长。对于所有 $(a - J)$ 个非作用约束, $X(s)$ 沿搜索方向 $d(s)$ 迭代到约束边界 $g_h(X(s)) = A_h X + B_h = 0$ 的步长 $\lambda_h(s)$ 必须满足 $g_h(X(s + 1)) = g_h(X(s) + \lambda_h(s) A_h d(s))$, $\lambda_h(s) = \frac{-g_h(X(s))}{A_h d(s)} (h = J + 1, J + 2, \cdots, a)$, 令 $\lambda(s) = \lambda_d^*(s)$, 由 $\lambda_h(s) = \frac{-g_h(X(s))}{A_h d(s)} (h = J + 1, J + 2 \cdots a)$ 计算 $X(s)$ 在最优约束步长 $\lambda(s)$ 下沿搜索方向 $d(s)$ 迭代的修正量, 并验证其是否满足迭代中止条件 $|\Delta X(s)| \leq \varepsilon_2$ 。若满足, 则 $X(s)$ 为最优解, 其对应的网络输出为最优值, 则迭代终止。否则按式 $X(s + 1) = X(s) + \Delta X(s)$ 计算 $X(s + 1)$, 然后令 $s = s + 1$, 进行下一次迭代计算。

情况三: $g(X(s + 1)) > 0$, 此时 $X(s + 1)$ 不满足约束条件, 则将 $X(s + 1)$ 调整至其满足约束条件。令 $\Delta X(s) = \alpha \Delta X(s)$, 式中 α 为收缩系数, 一般 α 取 0.5。继续按式 $X(s + 1) = X(s) + \Delta X(s)$ 计算 $X(s + 1)$, 若新的 $X(s + 1)$ 仍不满足约束条件, 则令: $\alpha \Leftarrow 0.5\alpha$, 按式 $\Delta X(s) = \alpha \Delta X(s)$ 计算新的迭代调整量, 然后按式 $X(s + 1) = X(s) + \Delta X(s)$ 计算新的迭代点 $X(s + 1)$, 直到 $X(s + 1)$ 满足约束条件为止, 然后检查 $\Delta X(s)$ 是否满足式 $|\Delta X(s)| \leq$

ε_2 , 若满足, 则 $X(s)$ 为最优解, 其对应的输出为最优值。若不满足, 则令 $s = s + 1$, 进行下一次迭代计算。将上述计算重复至迭代点满足终止条件, 即梯度模量或修正量小于预设精度和库恩 - 塔克条件。

3.2 优化的约束条件

大豆种植密度和施肥量优化问题的约束条件为各因素水平的上下限, 即: $32.66 \leq x_1 \leq 51.34$, $18.50 \leq x_2 \leq 99.90$, $24.14 \leq x_3 \leq 113.86$, $6.42 \leq x_4 \leq 29.58$ 。

3.3 优化结果及比较分析

将二次回归模型拟合的回归方程作为目标函数, 用 Design-Expert 8.0 优化软件对目标函数进行优化, 计算得出最佳种植密度 37.33×10^4 株 \cdot hm⁻², 施 N 量 79.55 kg \cdot hm⁻², 施 P₂O₅ 量 91.43 kg \cdot hm⁻², 施 K₂O 量 23.79 kg \cdot hm⁻², 对应的大豆产量为 3 553.86 kg \cdot hm⁻²。

将训练后的 BP 神经网络模型作为目标函数, 用 BP-LCO 算法对大豆种植密度和施肥量进行优化, 从 8 个不同的初始点 $X(0)$ 分别出发进行求解, 结果如表 4 所示, 最佳种植密度和施肥量为种植密度 36.67×10^4 株 \cdot hm⁻², 施 N 量 77.98 kg \cdot hm⁻², 施 P₂O₅ 量 93.79 kg \cdot hm⁻², 施 K₂O 量 24.34 kg \cdot hm⁻², 对应的大豆产量为 3 679.56 kg \cdot hm⁻² (表 4)。

表 4 基于 BP 神经网络的线性约束优化结果
Table 4 Results of linear constraint optimization based on BP neural network

初始点 Initial point					最优点 Optimum point				
序号 No.	密度 Planting density/ (10 ⁴ 株 \cdot hm ⁻²)	N 施用量 Amount of N/ (kg \cdot hm ⁻²)	P ₂ O ₅ 施用量 Amount of P ₂ O ₅ / (kg \cdot hm ⁻²)	K ₂ O 施用量 Amount of K ₂ O/ (kg \cdot hm ⁻²)	密度 Planting density/ (10 ⁴ 株 \cdot hm ⁻²)	N 施用量 Amount of N/ (kg \cdot hm ⁻²)	P ₂ O ₅ 施用量 Amount of P ₂ O ₅ / (kg \cdot hm ⁻²)	K ₂ O 施用量 Amount of K ₂ O/ (kg \cdot hm ⁻²)	产量 Yield/ (kg \cdot hm ⁻²)
1	32.47	36.85	91.43	12.21	36.67	77.98	93.79	24.34	3679.56
2	44.12	38.45	46.57	23.79	36.67	77.98	93.79	24.34	3679.56
3	46.00	59.20	69.00	14.00	36.67	77.98	93.79	24.34	3679.56
4	50.05	18.50	75.80	8.80	36.67	77.98	93.79	24.34	3679.56
5	42.76	40.75	39.10	15.00	36.67	77.98	93.79	24.34	3679.56
6	40.00	99.90	25.50	6.50	36.67	77.98	93.79	24.34	3679.56
7	36.22	79.55	113.86	18.00	36.67	77.98	93.79	24.34	3679.56
8	38.57	53.00	110.00	20.41	36.67	77.98	93.79	24.34	3679.56

将两种方法所计算出的结果进行对比可知, BP-LCO 算法所得大豆最佳种植密度和施肥量对应的大豆产量为 3 679.56 kg \cdot hm⁻², 高于二次回归模型得到的 3 553.86 kg \cdot hm⁻²。由于两种方法均是基于对大豆种植密度和施肥量与产量之间函数关系的拟合, 相对平均误差小的拟合函数更接近问题的真实函数, 所得优化结果的准确性更高。因此可以得出, BP-LCO 算法具有更高的准确性和有效性。

4 田间验证

于 2020 年 4 月 28 日—9 月 27 日进行准确性验证试验。试验区总面积为 1 hm², 平均分为 10 个地块。种植密度 36.67×10^4 株 \cdot hm⁻², 施 N 量 77.98 kg \cdot hm⁻², 施 P₂O₅ 量 93.79 kg \cdot hm⁻², 施 K₂O 量 24.34 kg \cdot hm⁻², 其余种植模式不变。期间降雨量 493 mm。

如表 5 所示, 试验小区中最小产量为 3 602.54

kg·hm⁻²,最大产量为3 692.15 kg·hm⁻²,平均产量为3 702.29 kg·hm⁻²,与理论最优产量(3 679.56 kg·hm⁻²)之间相对误差为0.62%,可以证明BP-LCO具有较高的准确性和实际应用价值。

表5 各小区产量
Table 5 Yield of each plot 单位:kg·hm⁻²

编号 No.	产量 Yield	编号 No.	产量 Yield
1	3602.54	6	3683.84
2	3679.04	7	3645.66
3	3649.51	8	3685.36
4	3666.43	9	3692.15
5	3642.95	10	3675.42

5 讨论

本研究基于BP神经网络的线性约束优化方法,通过对大豆种植密度、施肥量与产量关系数据构建BP神经网络模型,推导出模型输出对输入的一阶偏导,将拟合后的BP神经网络作为目标函数,将梯度法和梯度投影法相结合,对目标问题进行全局寻优,计算出使得大豆产量达到最大种植密度及施肥量的组合。与二次回归模型相比,本研究提出的方法有更高的拟合精度,理论上可以计算出更优的种植配比,以获得更高的大豆产量。

本研究设置不同种植密度和施肥量的四因素五水平的二次正交旋转回归模型,而在实际生产中存在其他影响大豆产量的因素。张瑞等^[25]研究种植密度、施肥量以及播种期对大豆品种十月黄产量的影响,表明适宜的播种期为6月中旬—7月上旬,7月中旬以后不宜播种,并得出经济效益较好的种植密度和施肥量。在基于BP神经网络的大豆产量优化研究中,可增加输入的层神经元数目即影响因素的数目,引入更多相关影响因素进行研究。

6 结论

本研究提出了一种基于BP神经网络的线性约束优化方法,从8个不同初始配比出发,对黑河43种植密度和施肥量试验数据进行优化,获得该环境条件下大豆最佳种植配比为种植密度36.67×10⁴株·hm⁻²,施N量77.98 kg·hm⁻²,施P₂O₅量93.79 kg·hm⁻²,施K₂O量24.34 kg·hm⁻²。该参数组合下大豆产量高达为3 679.56 kg·hm⁻²,高于二次回归模型优化所得大豆最高产量3 553.86 kg·hm⁻²。与该配比下田间验证试验得到的平均产量3 702.29 kg·hm⁻²误差仅0.62%,说明该方法计算结果稳定且准确,可用于计算大豆高产的种植密度与施肥量。

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 agronomic 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] 黄新阳,周静,赵恩海,等. 施肥、密度、化控对山宁17产量的影响[J]. 大豆科技,2019(5): 20-23. (HUANG X Y, ZHOU J, ZHAO E H, et al. Effects of fertilization, density and chemical control on yield of Shanning 17 [J]. Soybean Science & Technology, 2019(5): 20-23.)

[4] 高阳,章建新,楚光红,等. 不同施氮量下春大豆根系生长与花荚形成的关系[J]. 吉林农业大学学报,2018,40(3): 258-263. (GAO Y, ZHANG J X, CHU G H, et al. Relationship between root growth and flower pod formation of spring soybean under different nitrogen application rates [J]. Journal of Jilin Agricultural University,2018, 40(3): 258-263.)

[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 sown soybean in Hebei mountainous area [J]. China Agricultural Science and Technology Review, 2017,19(8): 115-123.)

[6] 段英华,卢昌艾,杨洪波,等. 长期施肥下我国灌淤土粮食产量和土壤养分的变化[J]. 植物营养与肥料学报,2018,24(6): 1475-1483. (DUAN Y H, LU C G, YANG H B, et al. Changes of grain yield and soil nutrients in irrigated siltation soil in China under long-term fertilization [J]. Plant Nutrition and Fertilizer Science,2018,24(6): 1475-1483.)

[7] 樊海潮,张继雨,王俊涛,等. 种植密度对大豆新品种产量及农艺性状的影响[J]. 山东农业科学,2020,52(2): 38-42. (FAN H C, ZHANG J Y, WANG J T, et al. Effects of planting density on yield and agronomic traits of new soybean varieties[J]. Shandong Agricultural Sciences,2020,52(2): 38-42.

[8] 戴建军,宋朋慧,闫暮春,等. 不同种植方式对苗期大豆、玉米根际土壤酶活性及微生物量碳、氮的影响[J]. 东北农业大学学报,2013,44(2): 17-22. (DAI J J, SONG P H, YAN M C, et al. Effects of different planting methods on rhizosphere soil enzyme activities and microbial biomass carbon and nitrogen of soybean and maize [J]. Journal of Northeast Agricultural University,2013,44(2): 17-22.)

[9] 杨芳,陈艳,汪媛媛,等. 施肥量和种植密度对中豆4601产量及农艺性状的影响[J]. 湖北农业科学,2019,58(23): 53-56.

(YANF F, CHEN Y, WANG A A, et al. Effects of fertilizer application rate and planting density on yield and agronomic characters of zhongdou 4601 [J]. Hubei Agricultural Sciences, 2019,58(23): 53-56.)

[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, IRMARK S. Development and evaluation of ordinary least squares regression models for predicting irrigated and rainfed maize and soybean yields [J]. Biological Systems Engineering, 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配施效应及用量研究[J]. 大豆科学,2018,37(1): 117-125. (CHEN H Z, YANG S Z, TANG X M, et al. Effects of nitrogen, phosphorus and potassium combined application on south China spring soybean [J]. Soybean Science, 2018,37(1): 117-125.)

[13] 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. (WANG H P. Experiment and model study on soybean multi-factor nutrient density effect [D]. Harbin: Northeast Agricultural University,2016.)

[14] 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. Effects of planting density, fertilizer application rate and effective content on soybean yield[J]. Soybean Science and Technology,2013(1): 21-25.)

[15] 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. Research on multi-factor sowing and fertilization technology [J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2009, 40(10): 119-121.)

[16] 彭秋连, 冯璐, 邓军,等. BP 神经网络在云南甘蔗产量预测中的应用[J]. 中国糖料,2019,41(3): 54-57. (PENG Q L, FENG L, DENG J, et al. Application of BP neural network in sugarcane yield prediction in yunnan province [J]. Sugar of China,2019, 41(3): 54-57.)

[17] 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 application strategy for greenhouse tomato based on BP neural network algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(8): 239-244.)

[18] 靳然,李生才. 基于 BP 神经网络的麦蚜最大虫株率预测[J]. 山西农业大学学报(自然科学版), 2015, 35(4): 361-366. (JIN R, LI S C. Prediction of maximum wheat aphid plant rate based on BP neural network [J]. Journal of Shanxi Agricultural University(Natural Science Edition), 2015, 35(4): 361-366.)

[19] 郭丽丽, 刘勇, 令狐琛, 等. 粒子群优化 BP 算法在温室农作物所需空气湿度中的应用[J]. 黑龙江大学工程学报, 2020, 11(1): 91-96. (GUO L L, LIU Y, LING H C, et al. Application of particle swarm optimization algorithm BP algorithm in air humidity required for greenhouse crops[J]. Journal of Engineering of Heilongjiang University, 2020,11(1): 91-96.)

[20] 王囡囡. 不同施肥处理对大豆产量及肥料效应的影响[J]. 中国种业,2020(6): 56-58. (WANG N N. Effects of different fertilization treatments on soybean yield and fertilizer effect[J]. China Seed Industry, 2020(6): 56-58.)

[21] 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.)

[22] 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. Power consumption optimization of whole straw returning machine based on BP neural network [J]. Systems Engineering Theory & Practice,2018,38(9): 2401-2408.)

[23] 梁旭光,王福林,赵红磊,等. 基于 RBF 神经网络的大豆种植密度和施肥量优化[J]. 大豆科学, 2020, 39(3): 406-413. (LIANG X G, WANG F L, ZHAO H L, et al. Optimization of soybean planting density and fertilizer application rate based on RBF neural network [J]. Soybean Science, 2020, 39(3): 406-413.)

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

[25] 张瑞,崔萌萌,冯洁琼. 不同播种期、施肥量和种植密度对秋大豆十月黄产量的影响[J]. 上海蔬菜, 2016(2): 34-35. (ZHANG R, CUI M M, FENG J Q. Effects of different sowing date, fertilizer application rate and planting density on yield of autumn soybean Shiyuehuang [J]. Shanghai Vegetables, 2016(2): 34-35.)