

doi: 10.7690/bgzd.2024.07.016

基于 GA-BP 神经网络战储仓库选址决策模型

李晓星, 陈玲, 南旭东, 戴剑华

(国防科技大学电子对抗学院, 合肥 230037)

摘要: 针对各战略方向战储仓库选址决策问题, 提出基于 GA-BP 神经网络的战储仓库选址决策模型。通过分析战储仓库选址的影响因素, 构建战储库选址决策指标体系; 基于 BP 神经网络建立选址决策模型, 运用遗传算法 (genetic algorithm, GA) 对反向传播 (back propagation, BP) 神经网络的权值和阈值进行优化, 并给出实例证明遗传算法优化 BP 神经网络, 可提高选址决策的效率和精准度。结果表明, 该研究可为科学开展战储仓库选址工作提供思路和方法。

关键词: 遗传算法; GA-BP 神经网络; 战储仓库; 选址决策

中图分类号: E233 **文献标志码:** A

Decision-making Model of War Storage Warehouse Location Based on GA-BP Neural Network

Li Xiaoxing, Chen Ling, Nan Xudong, Dai Jianhua

(College of Electronic Engineering, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China)

Abstract: In order to solve the problem of location decision of war storage depots in different strategic directions, a location decision model of war storage depots based on GA-BP neural network is proposed. By analyzing the influencing factors of the location of war storage depots, the decision index system of the location of war storage depots is constructed; Based on BP neural network, a location decision model is established, and genetic algorithm (GA) is used to optimize the weights and thresholds of back propagation (BP) neural network, and an example is given to prove that genetic algorithm optimization of BP neural network can improve the efficiency and accuracy of location decision. The results show that the research can provide ideas and methods for the site selection of war storage depots.

Keywords: genetic algorithm; GA-BP neural network; war storage warehouse; location decision

0 引言

开展装备战储仓库选址决策 (以下简称选址决策) 问题研究, 探索战储仓库选址的评价、调整和优化策略, 构建战储仓库选址决策模型, 提升战储布局的合理性、科学性, 是保障战时装备器材供应, 确保装备最大程度地发挥作战效能、顺利完成作战任务的关键。

目前, 针对仓库选址决策问题可采用多种模型进行仿真决策。文献[1]研究了装备器材储备布局的多目标规划模型; 文献[2]在多目标决策模型的基础上运用改进的遗传算法对模型进行了求解; 文献[3]研究了基于物流场理论的战储布局优化评价模型; 文献[4]研究了基于目标决策选址综合评价模型; 文献[5]研究了有约束条件的弹药物资布局多目标优化模型; 文献[6]研究了战储仓库选址的 DHGF 模型; 文献[7-8]研究了基于层次分析法的仓库选址模型; 文献[9]研究了基于免疫优化算法的仓库选址模型; 文献[10]针对联勤仓库选址问题, 研究了以最

小化使用周期成本为目标函数的遗传算法模型; 文献[11]构建仓库选址评估指标体系, 研究了基于正态云关联度的仓库选址模型。笔者结合遗传 (GA) 算法和反向传播 (BP) 神经网络 2 种算法, 建立 GA-BP 神经网络组合装备战储仓库选址决策模型, 并对战储仓库选址决策的相关数据进行处理和预测, 将期望结果与 BP 神经网络决策模型的预测结果进行分析比对, 证明 GA-BP 神经网络评估决策的优越性, 为科学开展装备战储仓库选址工作提供有益指导。

1 战储仓库选址决策指标体系

分析影响战储仓库选址决策的主要因素, 构建战储仓库选址决策的评估指标体系, 是战储仓库选址决策过程中的关键环节。基于科学性、可行性、系统性、独立性和灵活性评估指标体系设计原则^[12], 结合战储仓库选址布局的任务要求, 构建战储仓库选址决策指标体系。具体包括: 安全性、仓储能力和运输能力 3 个一级指标; 防御能力、配置

收稿日期: 2024-03-08; 修回日期: 2024-04-15

第一作者: 李晓星 (1973—), 男, 山东人, 硕士。

方向、地形条件、仓库规模、储存条件、包装能力、投送能力、路况条件、运输距离和运输时间 10 个二级指标，如图 1 所示。

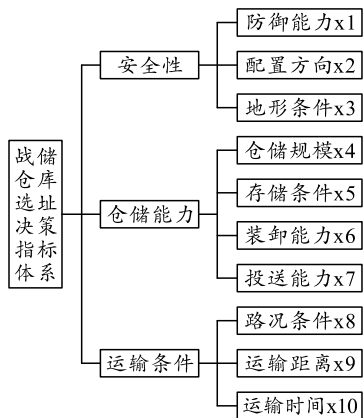


图 1 战储仓库选址决策评估指标体系

2 BP 神经网络选址决策模型

BP 网络是一种具有多层的神经网络，包括输入层、中间层(隐层)和输出层^[12-14]。基于战储仓库选址决策指标体系，构建战储仓库选址决策的 3 层 BP 神经网络构架。

输入层：以指标体系中二级指标作为输入层节点 $(x_1, x_2, \dots, x_{10})$ ，将二级指标进行量化和归一化^[15]，即 $Y=(\max-X_i)/(\max-\min)$ 。 X 为原始数据样本； $\max(\min)$ 指对同一指标而言，该单位可能出现的最大值(或最小值)，处理后作为节点输入向量值。

输出层：为战储仓库选址决策的综合评价结果，输出层节点数值为 3 (y_1, y_2, y_3) ，选址决策等级评定的 Boolean 向量如表 1 所示。

表 1 选址决策等级评定

输出	评价等级		
	好	中	差
y_1	1	0	0
y_2	0	1	0
y_3	0	0	1

隐含层：采用三层网络拓扑结构时，隐含层节点数一般采用经验公式和多次试验的方法综合确定，经验公式^[16-17]如下：

$$S = \sqrt{m+n+a} \quad (1)$$

式中： m 、 S 、 n 分别为输入层、隐含层、输出层节点数； a 一般取 1~10 之间的整数，隐含层神经元节点数 S 取 5，同时隐含层激励函数仍采用 S 型激励函数：

$$f(x) = 1/(1+e^{-x}) \quad (2)$$

则战储仓库选址决策 BP 神经网络拓扑结构如图 2 所示。

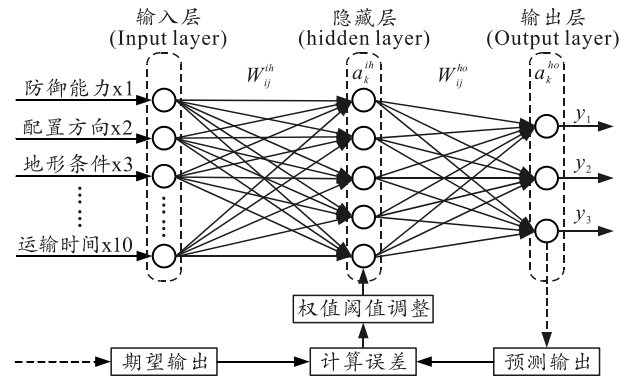


图 2 基于 BP 神经网络的战储仓库选址决策模型

图中： W_{ij}^{ih} 表示输入层与隐含层权值； W_{ij}^{ho} 表示隐含层与输出层权值； a_k^{ih} 表示隐含层阈值； a_k^{ho} 表示输出层阈值。BP 神经网络初始权值和阈值随机生成，BP 神经网络学习算法循环往复实现决策信息的前向传播和决策误差的反向传播^[18]，决策误差即决策输出和期望输出间的误差，引导 BP 神经网络不断调整权值和阈值，直到决策输出结果满足神经网络设定的目标精度，则 BP 神经网络完成训练，可利用该 BP 神经网络开展选址决策工作。BP 算法存在运算结果精度依赖初始值、收敛速度慢、易陷入局部最优值等缺点^[15,19]，遗传算法可以很好克服这些缺陷。

3 遗传算法 (GA)

遗传算法优化 BP 神经网络，核心思想是对 BP 神经网络初始权值和阈值进行优化，优化过程如图 3 所示。优化过程主要包括：① 种群(权值、阈值)初始化；② 计算种群个体适应度；③ 进行遗传(选择、交叉、变异)操作；④ 产生下一代种群；⑤ 重复操作②，直到达到最大遗传代数，输出最优权值和阈值。

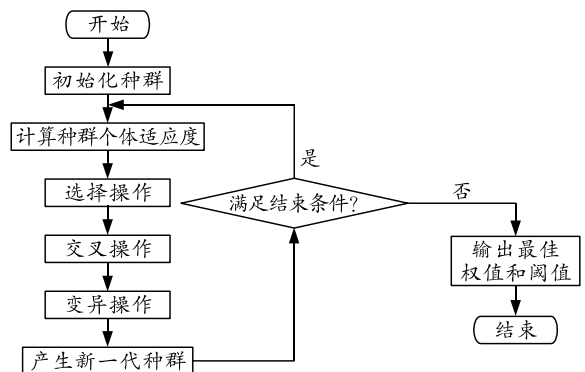


图 3 遗传算法流程

1) 种群(权值、阈值)初始化。
将 BP 神经网络的输入层与隐含层连接权值

W_{ij}^{ih} 、隐含层阈值 a_k^{ih} 、隐含层与输出层连接权值 W_{ij}^{ho} 、输出层阈值 a_k^{ho} 4 部分顺序生成种群个体，种群中单个权值或阈值用 l 位二进制数进行编码，则种群个体编码长度 L 为^[20]：

$$L=l*(m*S+S*n+S+n)。 \quad (3)$$

式中 m 、 S 、 n 分别为输入、隐含、输出层节点数。

依次设定种群规模 P_s (如 $P_s=40$)，最大遗传代数 GEN (如 $GEN=50$)。

2) 计算种群个体适应度。

利用种群个体适应度来判断种群个体是否具有较强的适应能力，同时用于判断种群中个体的优良程度。种群个体适应度通过适应度函数进行计算，本文中适应度函数用种群个体决策值与期望值的误差关系表征：

$$f=1/(1+E)。 \quad (4)$$

式中 E 为 BP 神经网络训练样本决策值与期望值误差向量的范数，即：

$$f = \sqrt{\sum_{i=1}^n [(q_i - y_i)]^2}。 \quad (5)$$

式中： q_i 为期望输出； y_i 为决策输出。

3) 遗传操作。

遗传操作包括选择操作、交叉操作和变异操作^[15]。

① 选择操作。

对种群中优秀个体进行优选，“优胜劣汰”，不断生成新一代优秀个体。个体优秀程度通过个体的适应度进行评价，适应度值越高个体越优秀。选择操作一般采用轮盘赌法，个体越优秀适应度越大，被选择的概率越大。个体 i 被选择的概率 A_i 为：

$$A_i = f_i / \sum f_i。 \quad (6)$$

② 交叉操作。

交叉操作随机选取个体的交叉位置，将个体在交叉位置处的信息进行交换，产生新的个体。在不破坏大量优良基因的基础上，交叉操作可产生一些优质的新个体。笔者采用单点交叉，把位串中某点设置成交叉点，然后该点之后的子串全部取反，如图 4 所示。

$$[0|101\dots1] \longrightarrow [0|010\dots0]$$

图 4 个体单点交叉操作

③ 变异操作。

变异操作随机选取某一个体，并对个体数码串中随机某个位置上的数值进行翻转(0 改为 1，1 改为 0)。变异操作能够产生一些更优个体，并且能规避搜索陷入局部最优的情况。

4 GA-BP 神经网络选址决策模型

如图 5 所示，GA-BP 神经网络选址决策模型主要包括构建 BP 神经网络、遗传算法优化 BP 神经网络的权值和阈值、开展 BP 神经网络决策 3 个部分。

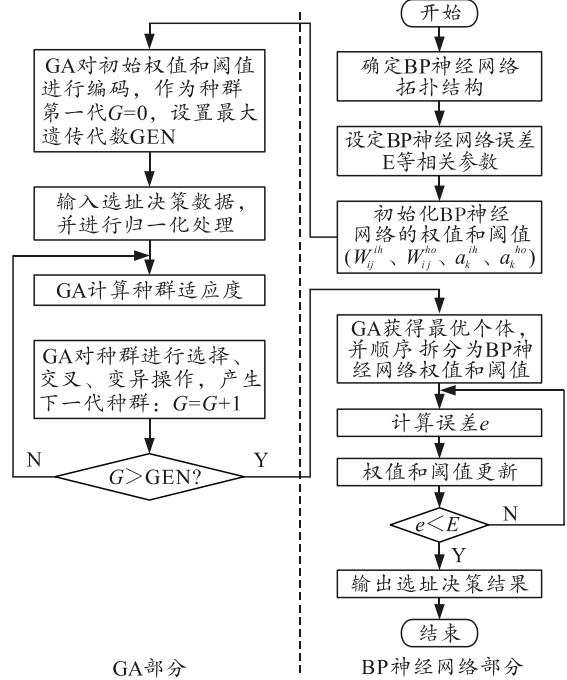


图 5 GA-BP 神经网络选址决策模型

基于遗传算法优化的 BP 神经网络选址决策模型的工作流程如下：

- 1) 确定 BP 神经网络的拓扑结构，主要包括输入层节点数、隐含层节点数和输出层节点数。
- 2) 设定 BP 神经网络相关参数，主要包括最大迭代次数、目标误差和学习率等。
- 3) 随机生成具备一定规模、由 BP 神经网络的初始权值和阈值 (W_{ij}^{ih} 、 a_k^{ih} 、 W_{ij}^{ho} 、 a_k^{ho}) 构成的种群，设定种群代数 $G=0$ ，种群规模 N 。
- 4) 对选址决策的原始数据 $x_i(1 \leq i \leq 10)$ 进行量化和归一化处理 ($0 < x_i < 1$)，作为 BP 神经网络的输入层数据。
- 5) 按照式(4)计算种群个体的适应度。
- 6) 依据适应度，择优选择种群个体，进行应用选择、交叉和变异操作，产生更优的下一代个体。
- 7) 判断是否达到最大遗传代数，若满足继续下一步骤，不满足，将返回步骤 5)。
- 8) 将遗传算法获得的最优个体进行顺序拆分，分别作为 BP 神经网络的权值和阈值。
- 9) BP 神经网络进行前向传播，计算全局误差，调整网络的参数，重复进行学习训练，当达到要求

的精度或者达到学习上限次数，则结束网络训练。

10) 输出仿真选址决策结果。

5 实例分析

5.1 模型训练

1) 训练样本。

某战略方向上 12 个待建战储仓库 10 个指标综合评价数据经量化和归一化处理，形成战储仓库评价输入数据的训练样本集(库 1~9)和测试样本集(库 10~12)，其中 $x_1 \sim x_{10}$ 为选址决策数据输入， $y_1 \sim y_3$ 为选址决策期望输出，如表 2 所示。

表 2 选址决策评价指标数据样本集

样本-期望	库 1	库 2	库 3	库 4	库 5	库 6	库 7	库 8	库 9	库 10	库 11	库 12
x_1	0.96	0.91	0.91	0.76	0.71	0.62	0.46	0.41	0.34	0.86	0.51	0.43
x_2	0.89	0.92	0.9	0.68	0.56	0.67	0.44	0.38	0.3	0.91	0.66	0.31
x_3	0.91	0.84	0.94	0.74	0.64	0.69	0.48	0.42	0.32	0.81	0.72	0.27
x_4	0.88	0.85	0.85	0.75	0.7	0.61	0.48	0.47	0.28	0.94	0.74	0.56
x_5	0.95	0.91	0.87	0.69	0.68	0.6	0.49	0.35	0.34	0.72	0.68	0.67
x_6	0.84	0.92	0.83	0.71	0.61	0.52	0.36	0.41	0.24	0.85	0.73	0.47
x_7	0.97	0.83	0.89	0.78	0.65	0.54	0.41	0.43	0.24	0.93	0.84	0.37
x_8	0.93	0.81	0.92	0.76	0.63	0.58	0.45	0.33	0.35	0.8	0.53	0.44
x_9	0.86	0.8	0.84	0.74	0.62	0.67	0.41	0.31	0.33	0.89	0.59	0.25
x_{10}	0.91	0.95	0.93	0.68	0.66	0.62	0.49	0.35	0.37	0.91	0.61	0.34
y_1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0
y_2	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	0
y_3	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1
评价等级	好	好	好	中	中	中	差	差	差	好	中	差

2) 参数设置与训练。

BP 神经网络的输入层节点数 $I=10$ ，输出层节点数为 $O=3$ ，参照公式并通过不断试验反复比对试验结果，当隐含层节点数 $H=5$ ，最大迭代次数 $epochs=100$ ，目标误差 $goal=0.01$ ，学习率 $lr=0.1$ 。BP 神经网络训练 4 次达到预定目标，训练过程如图 6 所示。

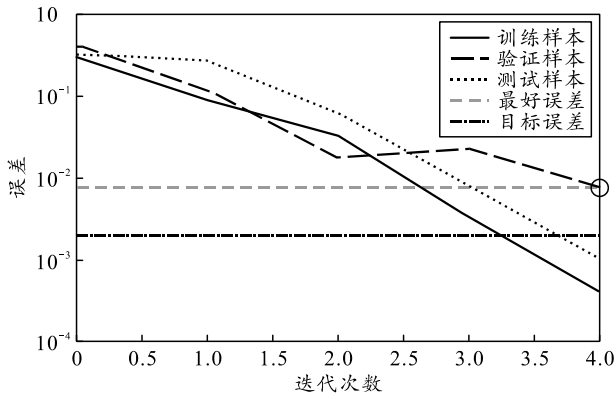


图 6 BP 神经网络选址决策模型训练过程

GA-BP 组合选址决策模型的种群规模 $PS=40$ ，最大遗传代数 $GEN=50$ ，选择概率 $P_{st}=0.85$ ，交叉概率 $P_x=0.4$ ，变异概率 $P_m=0.01$ ，选择操作选用轮盘赌法，评价种群中各个体的适应度，利用遗传算法寻找神经网络最优的权值和阈值。GA-BP 算法中误差的变化趋势如图 7 所示。

在选取最优权值和阈值后，在利用 BP 神经网络选址决策模型进行训练，BP 神经网络训练 3 次达到预定目标，训练过程如图 8 所示。

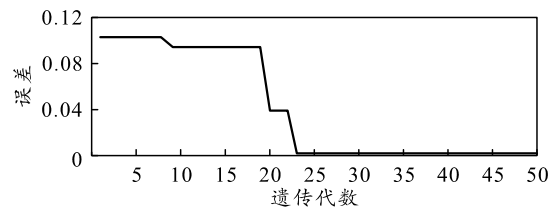


图 7 GA-BP 算法中误差变化

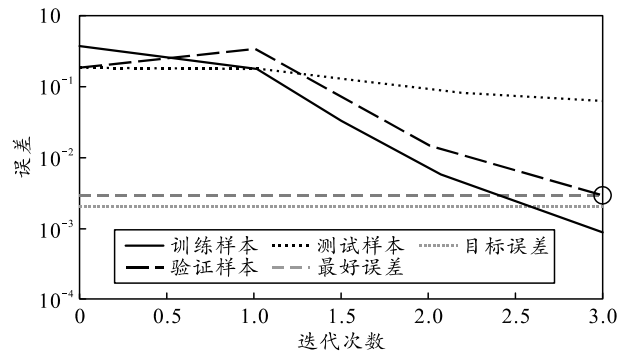


图 8 GA-BP 网络选址决策模型训练过程

5.2 评价结果分析

训练结束后，选取表 2 中库 10~12 的数据作为测试样本，进行选址决策模型测试，并且对 BP 模型和 GA-BP 模型的选址决策结果进行比较，如表 3 所示。

以绝对误差(E_{MA})和均方根误差(RMSE)作为最终的评价指标：

$$E_{MA} = \sum_{i=1}^n |q_i - y_i|; \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n [(q_i - y_i)]^2}. \quad (8)$$

表 3 BP 模型和 GA-BP 模型的选址决策对比

战储库	y_1	y_2	y_3	BP 神经网络选址决策模型				GA-BP 神经网络选址决策模型			
				决策输出 1	决策输出 2	决策输出 3	E_{MA}	决策输出 1	决策输出 2	决策输出 3	E_{MA}
库 10	1	0	0	1.000 0	0.188 0	0.000 3	0.188 3	0.965 8	0.044 5	0.018 1	0.028 4
库 11	0	1	0	0.055 4	0.980 4	0.046 3	0.082 1	0.011 9	0.998 5	0.000 2	0.010 6
库 12	0	0	1	0.024 4	0.034 7	0.969 9	0.029 0	0.000 6	0.040 4	0.961 3	0.002 3
RMSE	-	-	-	-	-	-	0.021 8	-	-	-	0.012 0

由上表可知：将 BP 神经网络与 GA-BP 组合 2 种选址决策模型的评价指标相比较，前者预测结果中最大绝对误差为 0.188 3，最小绝对误差为 0.029，误差绝对值均值为 0.099 8，均方根误差 RMSE 为 0.023 2；后者预测结果的最大绝对误差为 0.028 4，最小绝对误差为 0.002 3，误差绝对值均值为 0.013 8，均方根误差 RMSE 为 0.009 1；相比前者，其误差绝对均值、均方根误差 RMSE 分别减小或降低了 0.086 和 0.014 1。相比 BP 神经网络模型，GA-BP 网络模型的绝对误差最大优化值为 0.159 9。GA-BP 网络模型所得到的决策结果与实际决策结果更为接近。

6 结束语

针对战储仓库选址问题，笔者基于遗传算法对 BP 神经网络选址决策模型进行了优化。实验结果表明优化后选址决策模型收敛速度更快，决策结果更准、更符合实际情况。

参考文献：

[1] 蒲爽, 王丰. 基于多目标规划的野营装备物资储备布局模型研究[J]. 指挥控制与仿真, 2019, 41(1): 50-53.

[2] 高军, 雷救, 陈金. 军区后方仓库弹药储备布局模型研究[J]. 系统仿真技术, 2016, 12(1): 61-65.

[3] 谢枫, 张大鹏, 王凤忠. 车辆装备维修器材战备储备布局优化研究[J]. 物流技术, 2016, 35(9): 155-159.

[4] 郭继坤, 穆祥静. 应急物资储备点选址问题研究[J]. 军事运筹与系统工程, 2015(4): 46-50.

[5] 杜伟, 崔成, 蔡蔚, 等. 弹药物资储备布局规划仿真模型[J]. 指挥控制与仿真, 2014, 36(4): 72-75.

[6] 苑德春, 常刚, 李健. 基于 DHGF 的交通战备器材储备仓库选址问题研究[J]. 军事交通学院学报, 2013, 15(5): 71-75.

[7] 王可以. 层次分析法在战时后勤仓库选址中的应用[J]. 物流工程与管理, 2016, 38(7): 100-102.

[8] 辛昱, 郑金忠, 张梁, 等. 基于 AHP-FMEA 的航材仓库选址合理性评价研究[J]. 兵工自动化, 2016, 35(6): 81-83, 93.

[9] 张天赫, 彭绍雄, 罗亚民, 等. 基于免疫优化算法的军用中心仓库选址[J]. 兵工自动化, 2017, 36(10): 93-96.

[10] 王勇, 盛景军, 王晴, 等. 基于遗传算法的联勤仓库选址模型研究[J]. 军事物流, 2014, 33(7): 364-366.

[11] 邵帅, 戴明强, 张肖, 等. 基于正态云关联度的军事后勤仓库选址评估[J]. 兵器装备工程学报, 2016, 37(2): 65-68.

[12] 袁义, 赵宏宇. BP 神经网络在装备维修保障能力评估中的应用[J]. 电脑与信息技术, 2009, 15(5): 28-31.

[13] 朱敦祥, 史宪铭, 苏小波, 等. 基于 BP 神经网络的军民融合维修保障任务区分[J]. 火力与指挥控制, 2019, 44(5): 139-143.

[14] 张扣平, 贾赞, 刘高飞, 等. 基于 BP 神经网络的气象台站装备保障能力评估研究[J]. 气象水文装备, 2018(5): 27-29.

[15] 墨蒙, 赵龙章, 龚媛雯, 等. 基于遗传算法优化的 BP 神经网络研究应用[J]. 现代电子技术, 2018, 41(9): 41-44.

[16] 董川龙, 程虹铭, 杨栋, 等. 回归分析在具有蠕变特点滑坡变形预测中的应用[J]. 山西大同大学学报(自然科学版), 2016, 32(6): 63-65, 89.

[17] 易黄智, 高飞. 基于 GA-BP 神经网络的地铁变形预测模型[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2021, 44(11): 1513-1517.

[18] ANDREW W, TRASK. 深度学习图解[M]. 北京: 清华大学出版社, 2020: 17-40, 90-118.

[19] 孟林丽, 郑宁, 汪沁, 等. 基于遗传算法的 BP 神经网络供应商评价模型研究[J]. 物流技术, 2015, 34(14): 199-201, 210.

[20] 容静, 文鸿雁, 周吕. 一种改进灰色预测模型在变形预测中的应用[J]. 测绘科学, 2017, 42(3): 35-38.