

doi: 10.7690/bgzdh.2021.10.013

基于量子遗传算法优化 Hopfield 神经网络军事训练效果评价

曹 瑾¹, 刘晓芬²

(1. 武警研究院建设发展研究所军事工作研究室, 北京 100101; 2. 武警后勤学院基础部数理教研室, 天津 300309)

摘要: 新兵入伍训练是提升战斗力的基础, 对新兵入伍训练成绩进行科学评价, 将入伍训练 19 个指标作为评估因子, 选取 8 个班平均训练成绩进行模糊聚类分析, 按照得分情况制定了 4 个等级的划分方法, 提出了一种基于量子遗传算法优化离散型 Hopfield 神经网络的评估模型, 然后将待分级的 4 名士兵训练成绩进行 Hopfield 编码评估, 并用实例对模型进行验证, 为基层部队强化智能化军事训练方法手段提供了理论依据。

关键词: 量子; Hopfield 神经网络; 战斗力; 新兵训练

中图分类号: E251 **文献标志码:** A

Optimization of Military Training Effect Evaluation of Hopfield Neural Network Based on Quantum Genetic Algorithm

Cao Jin¹, Liu Xiaofen²

(1. Military Work Laboratory, Construction & Development Institute, Research Institute of People's Armed Police Force, Beijing 100101, China; 2. Fundamental Science Section, Department of Basic Courses, Logistics University of People's Armed Police Force, Tianjing 300309, China)

Abstract: Recruit training is the basis of improving combat effectiveness. For scientific evaluation for recruit training scores, 19 indexes of recruit training are selected as evaluation factors, average training scores of 8 classes are selected for fuzzy clustering analysis, and 4-layers classification method is made according to scores. Put forward the optimized discrete Hopfield neural network evaluation model based on quantum genetic algorithm. Then, 4 soldiers' training scores are used for Hopfield coding evaluation, and the model is verified by example. It provides theoretical basis for enforcing basic unit intellectualization training method.

Keywords: quantum; Hopfield neural network; combat effectiveness; recruit training

0 引言

军事训练考核与评估是非战争环境下检验部队训练水平的标尺, 牵动了军队实战化训练质量提升, 推动军事训练向实战化靠拢。军事训练评估是检验训练效果、促进训练落实的重要手段。传统的考评手段难以全面反映受训者的综合素质并对其进行精准考评。目前, 在基层部队实际训练中, 指挥员通常以训练大纲为准绳机械式指导训练, 缺乏组织训练的科学性、体系性。对于军事训练的评估, 我国研究人员已经在这一领域取得了一些理论成果和相关的实践经验^[1-4]。军事训练评估还没有建立相关完善的评估指标体系和评估模型, 存在定性评估多、定量评估少、缺乏科学评估方法和统一评估标准等问题。为建立一套科学军事训练评估体系, 笔者首先通过模糊聚类分析对武警某支队 8 个班新兵 3 个月强化训练后的训练成绩进行分类, 结合实际分成优秀、良好、中等、合格 4 类, 然后建立具有

自我学习和训练功能的反馈性神经网络—离散型 Hopfield 神经网络, 通过量子遗传算法优化离散型 Hopfield 神经网络权重和阈值, 随机挑选 4 名新兵的训练成绩进行评价, 结果和实际吻合较好。仿真结果表明: 该模型能对新兵入伍训练成绩进行有效评估, 为后续科学进行军事训练评估提供技术支撑, 从而提高训练效果, 有效降低训练伤发病率, 为部队科学施训提供理论依据。

1 Hopfield 神经网络

1982 年, 美国物理学家 J. Hopfield 教授提出了 Hopfield 网络模型。1985 年, Hopfield 和 Tank 使用 Hopfield 神经网络, 成功求解优化组合问题中的旅行商问题 (traveling salesman problem, TSP), 开辟了神经网络优化的新途径, Hopfield 神经网络在人工智能之机器学习、联想记忆、模式识别、优化计算和光学设备的并行实现等方面有着广泛应用^[5-8]。离散型 Hopfield 神经网络是二值神经网络, 神经元

收稿日期: 2021-06-09; 修回日期: 2021-07-20

基金项目: 装备军内科研项目资助课题 (WJ291A030024)

作者简介: 曹 瑾 (1980—), 男, 山西人, 硕士, 从事军事运筹学研究。E-mail: caojin3210@163.com。

的输出只取 1 和 0。相对前馈类型神经网络(如 BP 神经网络)，它有更强大的联想记忆功能和自我学习、训练能力，在复杂情况下仍具有自学习、自适应的联想记忆学习能力，可以通过反馈而具有更强全局稳定性。Hopfield 神经网络可以划分为连续型和离散型 2 种网络模型，分别记为 CHNN(continuous hopfieldneural network) 和 DHNN(discrete hopfieldneural network)。Hopfield 神经网络从系统输出到输入过程都有动态反馈，笔者考虑离散型网络模型，即 DHNN，其拓扑结构如图 1 所示。

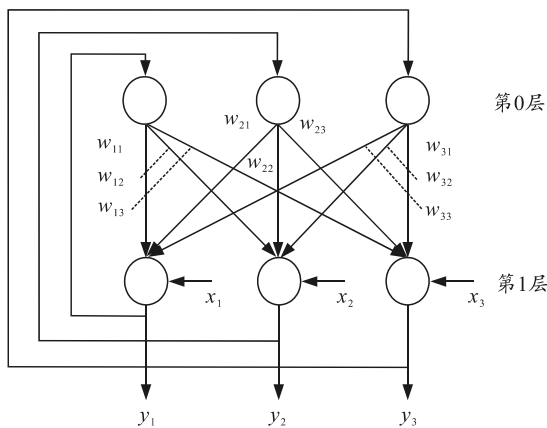


图 1 离散型 Hopfield 网络结构

Hopfield 网络中每个神经元都有相同功能，取值为 0 和 1，神经元 i 和神经元 j 之间的权重由 w_{ij} 决定。以由 3 个神经元组成的离散型 Hopfield 神经网络为例(如图 1 所示)，神经元有当前状态 u_i 和输出状态 y_j ，式(1)表示神经元输入和输出状态的关系，即离散型 Hopfield 神经网络演化方程：

$$u_j(t+1) = \sum_{j=1}^n w_{ij} y_j(t) + I_j \quad (1)$$

其中： I_j 为神经元的连续外部输入，非线性函数 f 是激活函数，即

$$y_j(t+1) = f(u_j) = \begin{cases} 1, & u_j \geq \theta_j \\ 0, & u_j < \theta_j \end{cases} \quad (2)$$

Hopfield 网络中的神经元在 $t+1$ 时刻的输出状态与 t 时刻的输出状态有关。它按神经动力学的方式进行，当网络更新时，如果权重矩阵与非负对角线对称，对于给定的初始状态，按照能力减小的方式演化，最终达到稳定的状态，即如下能量函数可以保证最小化：

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n w_{ij} y_i y_j - \sum_{j=1}^n I_j y_j \quad (3)$$

2 量子遗传算法优化 Hopfield 神经网络

量子遗传算法是由 Han K H 等提出的一种将量子计算和遗传算法相结合的智能优化算法。量子遗传算法是一种概率搜索算法，其基因采用量子位来表示。在量子遗传算法中，染色体的基因是不确定值，用概率幅的方式表示。Hopfield 网络容易陷入局部极小值^[7]，采用量子遗传算法来优化神经网络是解决这个缺陷的有效方法。量子遗传算法优化 Hopfield 神经网络主要是对网络权值、结构和学习规则的优化。优化网络权值流程如图 2 所示，基本思想：首先采用 Hopfield 神经网络通过自我学习和训练网络结构，然后再用量子遗传算法对网络权值进行优化，得到全局最优解。量子遗传算法优化 Hopfield 神经网络的基本步骤：

- 1) 初始化种群，随机生成规模为 n 种群；
- 2) 对每个染色体基因进行编码，计算每个个体状态适应值，判断是否满足停止条件，若满足则终止算法流程，记录最佳个体及适应度，否则继续迭代；
- 3) 判断种群是否需要灾变，如果需要就转到步骤 6)；
- 4) 采用量子旋转门对每个染色体量子位进行更新；
- 5) 进行量子交叉和变异操作更新；
- 6) 判断网络是否达到稳定状态，若达到稳定状态或满足给定条件达到终止条件，输出最佳个体及适应度，否则转到步骤 2) 继续运行。

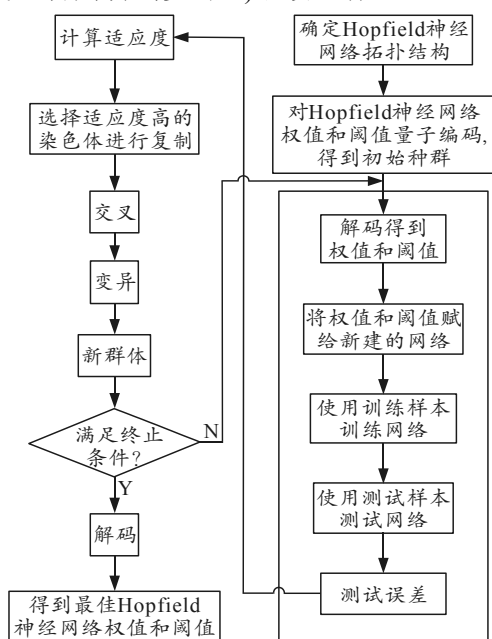


图 2 量子遗传算法优化 Hopfield 网络流程

3 军事训练评价模型构建

3.1 军事训练评价指标的选取与等级划分

从武警某支队选取 8 个班新入伍战士 3 个月军事训练平均成绩进行模糊聚类分析，笔者将队列、擒敌术基础动作、卫生与防护训练、防暴弹投掷、30 m×2 m 蛇形跑和 3 000 m 等 19 个指标作为新入伍战士军人身体素质单项指标。因各指标的成绩有效益型指标和成本性指标，故做标准化处理，计算结果如表 1 所示。

表 1 武警某支队 8 个班的各项指标平均成绩

班 级	成 绩				30 m×2 m 蛇形跑/s	3 000 m 跑/min
	队 列	擒敌术基 础动作	防暴弹 投掷	...		
1	80.3	87.4	92	...	20.11	12.03
2	80.6	88.8	89	...	20.30	12.04
3	81.0	86.9	83	...	20.03	11.98
4	82.3	90.6	84	...	19.28	11.97
5	81.8	87.9	82	...	19.61	12.26
6	82.2	87.3	86	...	19.80	11.61
7	85.7	93.4	93	...	19.20	11.67
8	79.2	84.5	76	...	19.41	11.95

1) 模糊相似矩阵:

$$R = \begin{pmatrix} 1.000\ 0 & 0.170\ 8 & 0.414\ 9 & 0.105\ 6 & 0.096\ 6 & 0.032\ 0 & 0.051\ 3 & 0.050\ 5 \\ 0.170\ 8 & 1.000\ 0 & 0.512\ 8 & 0.176\ 5 & 0.375\ 5 & 0.275\ 8 & 0.110\ 0 & 0.220\ 8 \\ 0.414\ 9 & 0.512\ 8 & 1.000\ 0 & 0.168\ 4 & 0.423\ 0 & 0.209\ 4 & 0.284\ 3 & 0.370\ 7 \\ 0.105\ 6 & 0.176\ 5 & 0.168\ 4 & 1.000\ 0 & 0.301\ 2 & 0.346\ 1 & 0.221\ 5 & 0.043\ 2 \\ 0.096\ 6 & 0.375\ 5 & 0.423\ 0 & 0.301\ 2 & 1.000\ 0 & 0.432\ 6 & 0.320\ 4 & 0.419\ 4 \\ 0.032\ 0 & 0.275\ 8 & 0.209\ 4 & 0.346\ 1 & 0.432\ 6 & 1.000\ 0 & 0.178\ 7 & 0.170\ 7 \\ 0.051\ 3 & 0.110\ 0 & 0.284\ 3 & 0.221\ 5 & 0.320\ 4 & 0.178\ 7 & 1.000\ 0 & 0.061\ 3 \\ 0.050\ 5 & 0.220\ 8 & 0.370\ 7 & 0.043\ 2 & 0.419\ 4 & 0.170\ 7 & 0.061\ 3 & 1.000\ 0 \end{pmatrix}。$$

2) λ=0.4 时，所得截矩阵:

$$R_{0.4} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}。$$

3) 得到的分类是 4 类:

{1 班, 3 班, 8 班}, {2 班, 5 班}, {4 班, 6 班}, {7 班}。

4) 聚类图如图 3。

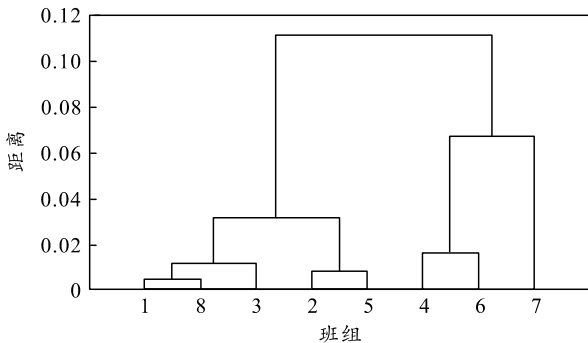


图 3 武警某支队 8 个班成绩聚类

结合实际情况，取 7 班成绩为第 I 类，评定结果为优秀；4 班、6 班平均成绩为第 II 类，评定结果为良好；2 班、5 班平均成绩为第 III 类，评定结果为

中等；1 班、3 班、8 班平均成绩为第 IV 类，评定结果为合格。分别取它们的平均成绩作为 4 个理想的等级评价指标得分，并把这 4 类数据的平均值用于创建如表 2 所示的神经元拓扑网络。

表 2 4 个等级理想的评价指标得分

指 标	等 级			
	I	II	III	IV
队列成绩	85.70	82.25	80.80	80.20
擒敌术基础动作成绩	93.40	89.10	88.45	86.30
防暴弹投掷成绩	93.00	85.00	85.50	82.25
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
30 m×2 m 蛇形跑/s	19.20	19.54	19.96	19.85
3 000 m 跑/min	11.67	11.79	12.15	12.98

3.2 Hopfield 神经网络模型构建

离散型 Hopfield 神经网络神经元的输出状态只有 0 和 1 两种状态。将军事训练 19 个指标映射为神经元的状态时，需要对其进行编码，编码规则为：当训练指标数值落在某个等级的范围内时，对应该等级的神经元状态设为 1，否则为 0。

3.3 4 个理想等级评价指标编码

由离散型 Hopfield 神经网络定义，将训练指标数据采用一定规则对神经元进行编码。编码规则：将 8 个班新兵各项指标的平均成绩设定为阈值，以参考数值为某项等级评价指标的比较项，若待评价指标数值大于参考数值，则映射出来的神经元状态为“1”，用符号“●”的形式表示；反之则设置为“0”，以符号“○”的形式表示。图 4 为 4 个理想

的等级评价指标编码。

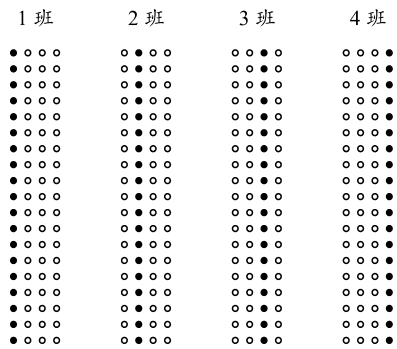


图 4 理想的评估因子等级编码

3.4 待分类的士兵军事训练成绩评价指标编码

笔者随机选取 4 名新入伍士兵，经过 3 个月强化训练后，各项指标的成绩见表 3。如图 5 所示，把 4 个待分类的等级评价指标根据编码规则设置相应的编码。

表 3 待分类的 4 名新兵军事训练成绩

指标	新兵 1	新兵 2	新兵 3	新兵 4
队列成绩	83.00	81.00	82.30	79.20
擒敌术基础动作成绩	89.00	87.90	90.60	84.50
防暴弹投掷成绩	94.00	81.00	91.00	84.00
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
30 m×2 m 蛇形跑/s	19.30	20.03	19.28	20.21
3 000 m 跑/min	11.02	12.01	11.24	12.25

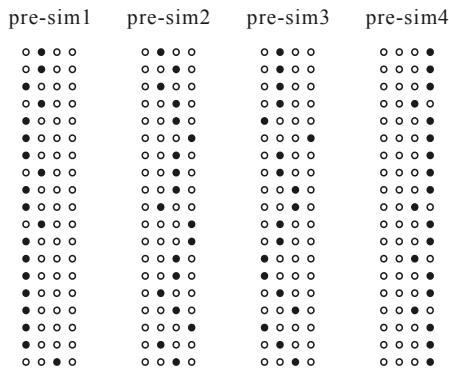


图 5 4 名待分类的等级评价指标编码

为了使离散型 Hopfield 神经网络具有学习能力和记忆功能，在计算网络权值和阈值时要满足以下 2 点^[9-13]：1) 将训练数据尽量分布在能量函数的极小值点处；2) 每个吸引子的吸引域不能太小。笔者采用量子遗传算法优化 Hopfield 神经网络的初始权值和阈值，通过网络训练不断修正权值和阈值，使得网络输出的误差越来越小，使优化后的网络能更好地进行样本预测。

创建好神经元平衡点 P 后，取最大遗传代数 maxgen=200，种群规模 sizepop=40，然后输入待评价的 4 个等级指标的编码，经过量子遗传算法对

Hopfield 网络多次训练，最终得到全局最优解，仿真实验结果如图 6—8 所示。结果表明：选取 4 名士兵的训练结果通过测试数据进行评估，评价结果分别为优秀、中等、良好和合格。在评估结果基础上对第 2 名士兵的队列训练、3 000 m 跑和仰卧起坐成绩进行调整，得到结果如图 8 最后一列 sim5 所示，最后评价结果可以由中等变为优秀。

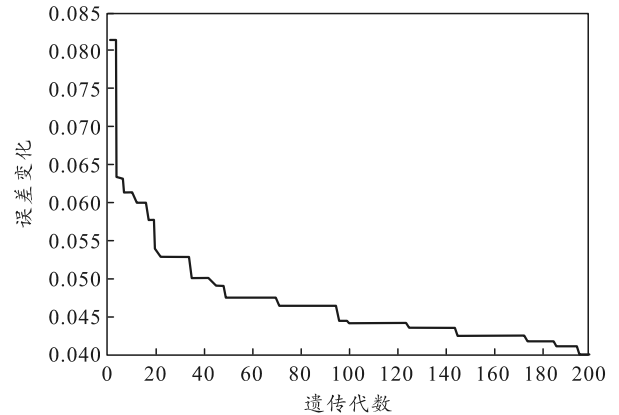


图 6 误差进化过程

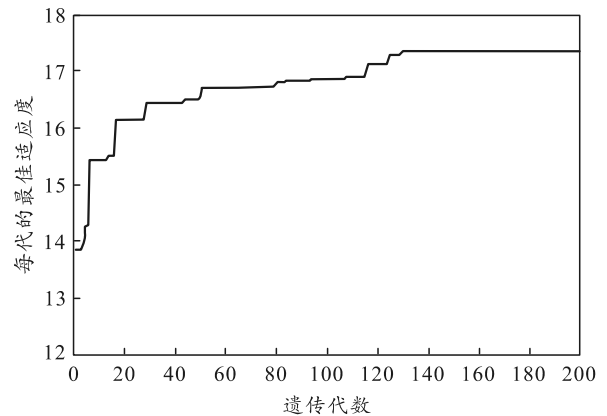


图 7 适应度值进化过程

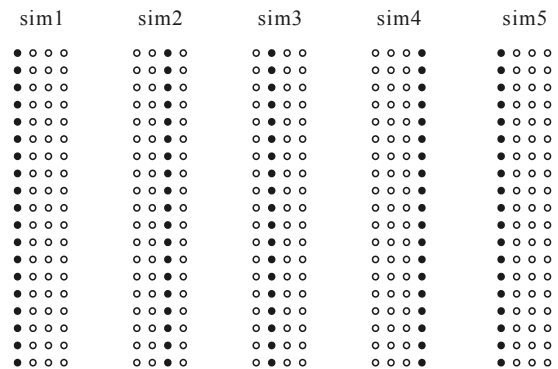


图 8 评价指标仿真结果

4 结论

笔者基于量子遗传算法优化离散 Hopfield 神经网络权重和阈值，自主地获取与指导优化求解的方向，降低了陷入局部最优解的概率，使得搜索过程

具有算法简单、收敛速度快、全局寻优性强和寻优效果好等优点。仿真结果表明:

1) 选取 4 名士兵的成绩得到评价结果与实际情况吻合较好。通过图 4—5 的指标编码可以看到: 第 2 名士兵评价结果中等, 通过对关键指标进行调整, 经过已训练好的 Hopfield 神经网络仿真模拟, 评价结果变为优秀, 因此在训练中可以对这些科目的训练, 以提高整体训练成绩, 达到精准施训的效果。笔者通过分析训练数据, 挖掘出训练中存在的薄弱环节, 提出合理化改进意见建议, 从而提高训练效果。

2) 基层部队训练方法单一、训练评估较弱等问题比较突出, 目前比武竞赛评价标准各科目之间权重都默认相等, 把各科目成绩简单相加求和或取平均值进行评价。这种方法虽能反映一些客观实际, 但并不能完全反映各班之间真实训练水平, 采取该算法模型, 可为有效解决相关问题提供理论借鉴。该算法模型可通过输入军事训练原始成绩, 自动迅速评估训练成绩及缺点弱项, 生成可视化军事训练评估成果。一方面, 该算法模型可以解决基层部队军事训练评估不会评、无抓手的问题; 另一方面, 该算法模型以智能化训练为目标, 以智能化算法为工具, 以可视化、便捷化操作为途径, 采取尝试构建智能化训练评估的方法, 为基层部队强化智能化军事训练方法提供理论借鉴。

3) 研究中, 笔者设定的等级指标和分值仍然需要借助人的经验和主观评判处理相关数据, 在下一阶段的研究中将考虑设计借助更多历史数据迭代求解理想等级的阈值, 进一步提高模型的智能性和自适应性, 为后续智能化训练提供理论基础。

参考文献:

[1] 郑娜娥, 赵智昊, 任修坤, 等. 基于模糊评判的模拟训

练效果评估模型[J]. 软件, 2016(9): 68-71.

- [2] 张登谦, 王惠源, 王海旭, 等. 基于组合权重的武器方案评价[J]. 兵工自动化, 2020, 39(3): 57-60.
- [3] 李华楠, 郝威, 张世伟. 基于 BP 神经网络的通信训练考核评估方法[J]. 舰船电子工程, 2015(6): 80-82.
- [4] 白炜, 鞠儒生, 邱晓刚. 基于 RBF 神经网络的作战效能评估方法[J]. 系统仿真学报, 2018, 20(23): 6391-6394.
- [5] 厉丹, 鲍蓉, 李敏杰, 等. 基于 hopfield 神经网络的学生能力评价模型[J]. 电脑知识与技术, 2018(24): 187-189.
- [6] 王欢, 李强. 基于离散 Hopfield 神经网络的高校教师教学能力评价研究[J]. 现代计算机(专业版), 2018(28): 20-23.
- [7] 郭进超. 基于 Hopfield 神经网络的企业创新能力评价[J]. 物流工程与管理, 2019, 41(7): 140-143.
- [8] LI Y K, LI Y. Almost automorphic solution for neutraltype high-order Hopfield neural networks with delays inleakage terms on time scales[J]. Applied Mathematics and Computation, 2014: 242.
- [9] 史峰, 王小川, 郁磊, 等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010(4): 81-99.
- [10] KARBASI A, AMIR H, SALAVATI, et al. Iterative learning and denoising in convolutional neural associative memories[C]//International Conference on Machine Learning, 2011: 445-453.
- [11] 朱献文, 张敬. 基于遗传算法的 Hopfield 神经网络应用[J]. 信息与电脑, 2011(10): 166-167.
- [12] 潘园园, 张力, 段玲玲, 等. 离散 Hopfield 神经网络的手写数字识别研究[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2018(1): 75-79.
- [13] QI M T. Evaluation of scientific research ability in colleges and universities based on discrete Hopfield neural network[J]. Academic Journal of Computing & Information Science, 2019, 2(3): 1-8.