

doi: 10.7690/bgzdh.2023.03.001

基于神经网络的效能评估方法综述

于小岚, 熊伟, 韩驰

(航天工程大学复杂电子系统仿真国防科技重点实验室, 北京 101416)

摘要: 为进一步推动效能评估的应用, 对 3 类主要的效能评估方法进行分析。阐述基于神经网络的效能评估方法的基本原理和研究现状, 总结归纳基于模糊神经网络、BP 神经网络、深度学习等评估方法的优势与不足, 指出基于小样本深度学习的效能评估方法必将成为未来的发展趋势, 以及该方法当前面临的挑战与展望。

关键词: 神经网络; 效能评估; 模糊神经网络; BP 神经网络; 深度学习

中图分类号: TP183 **文献标志码:** A

A Survey of Effectiveness Evaluation Methods Based on Neural Network

Yu Xiaolan, Xiong Wei, Han Chi

(National Defence Science and Technology Key Laboratory of Complex Electronic System Simulation,
Space Engineering University, Beijing 101416, China)

Abstract: In order to further promote the application of effectiveness evaluation, 3 main types of effectiveness evaluation methods are analyzed. The basic principles and research status of effectiveness evaluation methods based on neural network are described, and the advantages and disadvantages of evaluation methods based on fuzzy neural network, BP neural network and deep learning are summarized. It is pointed out that the effectiveness evaluation method based on small sample deep learning will become the future development trend, and the current challenges and prospects of this method are also discussed.

Keywords: neural network; efficiency evaluation; fuzzy neural network; BP neural network; deep learning

0 引言

效能评估在军事领域是一个研究前沿热点, “效能”的含义: “系统期望达到一组具体任务要求的程度”。顾名思义, 效能评估是对于某型系统在具体任务中达到任务要求程度的评价与衡量。一方面, 随着军事领域的不断发展, 装备体系更新换代加快, 战争理念不断更新, 一个适应时代发展的军事装备体系对于战争活动的胜利至关重要; 因此, 对武器装备体系进行效能评估进而对发展建设进行指导性建设是极为必要的。另一方面, 武器装备的层出不穷, 进而作战方案战术计划也日渐复杂, 在众多作战方案中选择最优方案能够将作战的各方面损耗降至最低; 因此, 通过效能评估能够建立装备性能与作战效能之间的关系, 从而依据评估结果对作战方案进行择优选取。即效能评估与军事领域的发展息息相关也相辅相成。

近年来各种效能评估方法在军事领域中的应用十分广泛, 按照评估方法来划分可大致分为传统方法与智能分析方法 2 种。其中传统方法有专家经验法、层次分析法、ADC 法等, 由于以上方法受人为

因素影响较大, 评估结果不稳定, 在如今复杂的作战系统中适用性不高。智能分析方法是近年来的热点, 其中比较经典的是改进的支持向量机^[1]、BP 神经网络^[2]、各种深度学习等机器学习方法^[3]。该方法利用了机器学习对数据特点的敏感性有效地避免了人为因素的影响, 能够稳定地反映各项指标与效能之间的映射关系。

在智能分析方法中, 神经网络在效能评估领域的应用十分丰富, 随着神经网络的不断发展, 应用领域的不拓展, 其对非线性关系的强映射能力备受众多领域学者的喜爱, 为给神经网络在效能评估领域下一步发展打下良好基础。笔者从神经网络在效能评估领域中的应用展开论述并进行综合分析。

1 基于神经网络的效能评估方法研究现状

随着神经网络的发展拓展到各个领域, 其对事物之间的线性非线性关系的强映射能力使得神经网络在各个领域都获得了认可。针对装备体系进行效能评估本就是一个需要具备对指标与效能值之间复杂关系强映射能力, 因此, 自 21 世纪开始, 将神经网络应用于效能评估已成为被极度认可的方式之

收稿日期: 2022-11-13; 修回日期: 2022-12-28

基金项目: 国防科技重点实验室基金(XM2020XT1023)

作者简介: 于小岚(1998—), 男, 四川人, 从事作战效能评估研究。E-mail: Yuxiaolan26@163.com。

一。以知网全文数据库为数据来源，检索方式以主题检索为检索项，以神经网络、效能评估为主题进行检索，共 460 余篇文献，时间周期为 2000 年至今，采用 VOSViewer 对原始数据进行可视化处理及网

络分析。图 1 为神经网络在效能评估中的研究热点关键词与时间关系网络图。标签的灰度与尺寸分别反应了其时间和节点的出度，由深至浅表示时间跨度从 2010 到 2020 年。

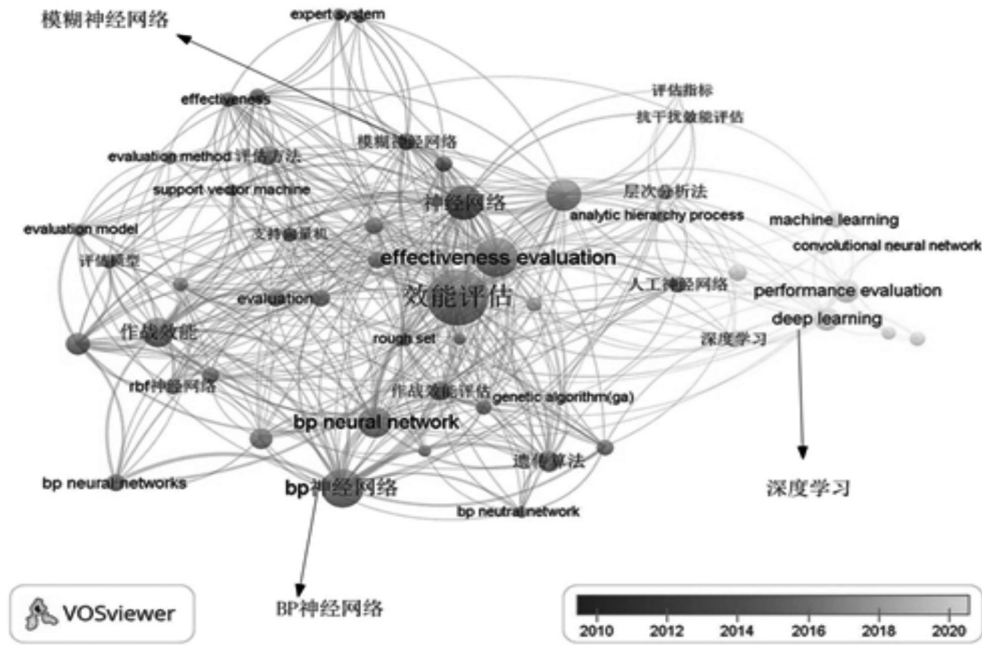


图 1 神经网络在效能评估中的研究热点关键词与时间关系网络

由上图可知，从时间维度出发，自 2010 到 2020 年，神经网络在效能评估领域的应用开始进入高速发展期。从时间线来看，神经网络在效能评估领域的发展主要可以划分为 3 个阶段：1) 2010—2012 年的起步阶段：以模糊神经网络作为效能评估领域神经网络应用的初探。2) 2012—2016 年的成长阶段：以 BP 神经网络为主支持向量机为辅，并辅以遗传算法等智能算法进行算法改进的方法进行效能评估。3) 2018 年至今的进一步探索阶段：以深度学习以及卷积神经网络为主的效能评估方法逐渐占据主流，成为复杂体系效能评估的主要方法。笔者从时间线出发，以 3 个阶段展开综述。

2 基于模糊神经网络的效能评估

模糊神经网络就是神经网络与模糊系统共同作用下的一种网络结构。随着神经网络与模糊系统的相继发展，为了将神经网络的强大映射能力与模糊系统对于模糊信息的处理能力兼顾，从而产生了模糊神经网络。模糊神经网络应用于效能评估时，其实现过程主要由训练与映射组成，训练是基于样本信息对权值与阈值进行调整，从而获取一个误差在其范围内的评估模型，映射则是将指标与效能值之间关系通过评估模型实现并对结果进行分析检验，

在该过程中对信息的模糊处理是模糊神经网络对模糊信息的关键处理，其具体过程如图 2 所示。

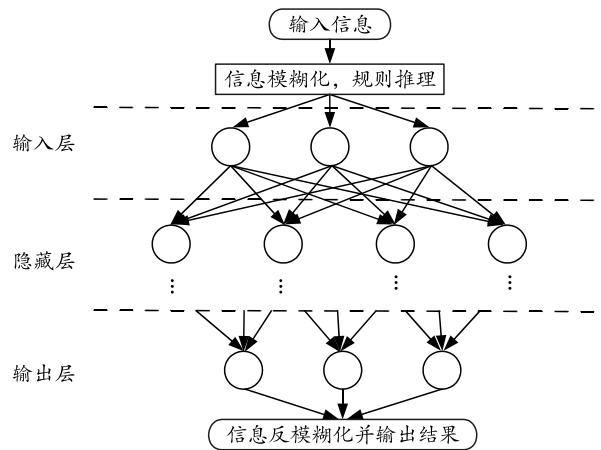


图 2 模糊神经网络的流程框架

吕学义等^[4]提出基于适应神经网络在模糊系统中的效能评估方法，基于 Matlab 实现了全景式管擦控制以及通信装备效能动态评估。刘婧等^[5]提出一种效能评估方法，在径向基函数神经网络和模糊推理规则的基础上，构建关于建在 C31 系统的作战效能评估模型。模糊规则的改变迫使模糊神经网络产生变化，夏军成^[6]等提出一种基于二型模糊神经网络的效能评估方法，利用二型模糊规则对神经网络算法进行优化设置，克服在评估过程中难以避免的

模糊因素。在传统的评估方法中不光存在着影响因素映射关系简单、过于依赖专家知识等问题，还有定性定量问题之间的转换不够准确等问题；因此，张泽正^[7]提出一种基于模糊神经网络和二元语义集成的通信平台评估方法，不仅模糊神经网络的自主学习能力，而且利用二元语义进行了主观因素的加权集成。在其他评估领域模糊神经网络依旧发挥着作用，在近年也有着不少应用，Deepak 等^[8]提出一种新的 BP 神经网络算法，利用模糊规则从 4 方面对 BP 神经网络算法进行改进，使其在算法流程、收敛速度、效率都有极大的提升，并以网络营销这一复杂系统的评价为例验证 Tan^[9]等提出了基于模糊神经网络和数据孪生的评价方法，能够有效地提升企业竞争力、将新兴技术数据孪生与模糊神经网络相结合，为模糊神经网络未来发展带来新的可能。

3 基于 BP 神经网络的效能评估

误差反向传播网络结构是可以多样化调整的、按照给定精度拟合任意连续函数、对于非线性关系的强映射能力。正因为其结构的灵活性，其改进性也是很强的。其训练流程如图 3 所示，而绝大多数改进方式都是从其阈值、初始权值设定上出发，增加其随机性以期望能够产生更大的解空间获取更优的解；因此已成为神经网络模式中应用最为广泛的一种模型。由于具备高度的非线性映射能力，BP 网络在效能评估领域同样得到了广泛应用。

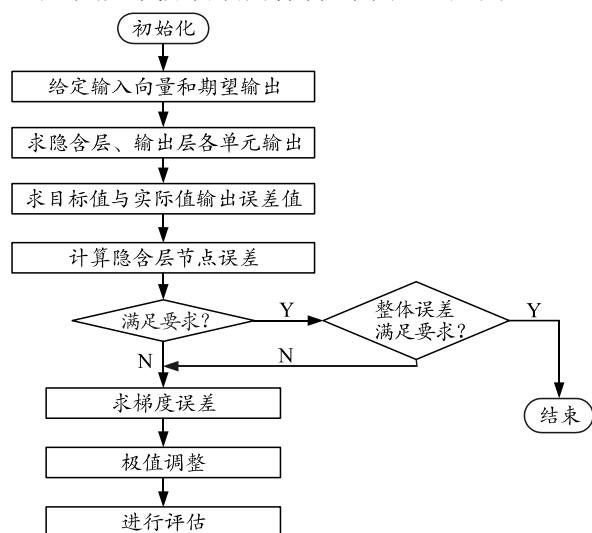


图 3 BP 神经网络的训练过程

通过阅读大量文献发现 BP 神经网络在效能评估领域的应用，根据效能评估阶段主要分为 2 方面：指标预处理，样本数据的训练。其主要应用集中在依据仿真作战数据对某型装备的效能评估预测，也

有利用 BP 神经网络的自适应性以及强映射能力实现对复杂指标体系约简，从而实现对效能评估过程的优化。笔者从效能评估预测方向出发分析国内外学者的研究方式。BP 神经网络在构建评估模型的改进应用上主要分为 3 类：1) 数据样本获取方法改进，由于 BP 神经网络构建过程需要学习样本，所以需要可靠真实的仿真数据；2) 数据预处理方法改进，一般意义学习样本的特征都是数据量大、输入变量维度高等特点，所以必要的预处理可以有效地实现算法的优化；3) 参数优化方法的改进、BP 算法的参数设置以及其内部对梯度函数等内置参数的优化，能够对最终算法寻得最优解以及更快的收敛速度有更大的帮助。以下将从 3 方面展开对效能评估领域的应用探索。

3.1 数据样本获取方法研究现状

BP 神经网络的实验过程中数据准备阶段决定着最终预测评估模型的准确率，一般情况国内外学者都采用既有作战模拟数据进行样本数据训练，进行算法验证，并没有对数据样本产生途径的研究探索。随着 BP 神经网络在效能评估领域的不断发展，不断有学者提出各类评估方法与 BP 神经网络相结合实现主客观相结合的优势。陈佳均等^[10]在 2009 年提出一种基于 AHP 和 BP 神经网络的效能评估方法，因其神经网络的特点可实现快速模拟专家知识及经验并快速连续做出反应。AHP 法在对专家知识的表达上过于单一，因此陈强等^[11]在 2016 年提出一种将灰色层次分析法与 BP 神经网络相结合的效能评估方法，其确定指标权重的方法是 AHP 法，将指标利用灰色理论进行白化，最后将指标聚合映射为效能值实现效能评估模型的建立，该模型将专家知识与仿真实验数据进行聚合从而实现了将两者的优势并存。

面向训练数据的改进，从传统意义的作战模拟数据到结合专家经验再到对专家经验进行灰度划分等一步步渐进，其主要目的是为了实现在获取样本数据过程中做到仿而不假，能对真正意义上的作战装备发展做出切实可行的指导意见，在未来的发展中可进一步对专家经验知识进行详细的层级划分，给予不同专家以不同的权重实现对专家经验的精细处理，避免人为因素造成数据误差过大而失真。

3.2 数据样本预处理方法研究现状

BP 神经网络的构建源于样本数据依赖于训练样本，由于效能评估领域指标体系庞大、各个指标

之间关系复杂等特点,因此通过各种途径获取的样本数据存在着数据维度大、数据量级大、变量之间关联性复杂。这给神经网络训练带来了极大的困扰,会影响到训练学习的速度以及最终的收敛性,以及最终模型是否为全局最优。面对以上问题,国内外学者自 21 世纪以来进行了不同程度地探索。史军涛等^[12]提出一种基于 SOM-BP 云神经网络的效能评估方法,在数据样本预处理过程中使用 SOM 进行聚类,将筛选过的具有特征性的样本进行训练,训练方式采用改进后的 BP 神经网络。Liu 等^[13]同年在成绩评价领域提出一种聚类分析和 BP 神经网络相结合的评价方法,该方法通过聚类分析对训练样本数据进行预处理,能够有效地提高训练模型的训练速度以及收敛程度。BP 神经网络在效能评估领域应用的另一种方式是对指标体系的优化,周兴旺等^[14]提出一种基于 BN-and-BP 神经网络融合的效能评估方法,该方法在对指标体系进行降维处理过程使用了 BP 神经网络,为贝叶斯网络建立网络结构提供了便利,最终建立一个科学、合理的效能评估模型。针对效能评估领域的特点,需要寻找一个能够进行降维和去相关性处理的方法是很有必要的,乔蓉等^[15]在 2020 年提出一种基于 PCA-BP 神经网络的效能评估方法,通过主成分分析法(principal component analysis, PCA)对原始数据进行处理,该

方法能够有效解决以上问题,进而取得较好的预测值。

该方法在数据预处理上改进空间比较大,其主要研究方向是基于效能评估领域不同评估对象指标体系的状况有不同的应对方式。BP 神经网络训练的初始依据便是样本数据,一个能够正确表达特征且数据容量小的样本数据才能迅速获得一个正确的网络模型。相关数据预处理算法领域不光有 PCA,还有奇异值分解、独立成分分析、因子分析等方法,根据具体情况具体分析。

3.3 BP 神经网络算法优化方法研究现状

BP 神经网络的构建从本质上出发,在于其不断进行负反馈调整以实现最优解的寻找,这种反向传播机制的内部参数设置优化必然能够实现其从算法本身提高性能,此处不赘述相关领域的所有改进方法,笔者以效能评估领域为范畴,探寻在效能评估领域中针对 BP 神经网络算法参数设置以及结构优化进行总结归纳。用于 BP 神经网络的优化算法众多,诸如 LM 算法^[16]、粒子群算法^[17]、共轭梯度法^[18]、蚁群算法^[19]、遗传算法^[20]、增加动量项法^[21]等方法。其中 LM 算法与遗传算法等智能算法在效能评估领域使用较为广泛^[22-29]。BP 神经网络的参数优化方法应用如图 4 所示。

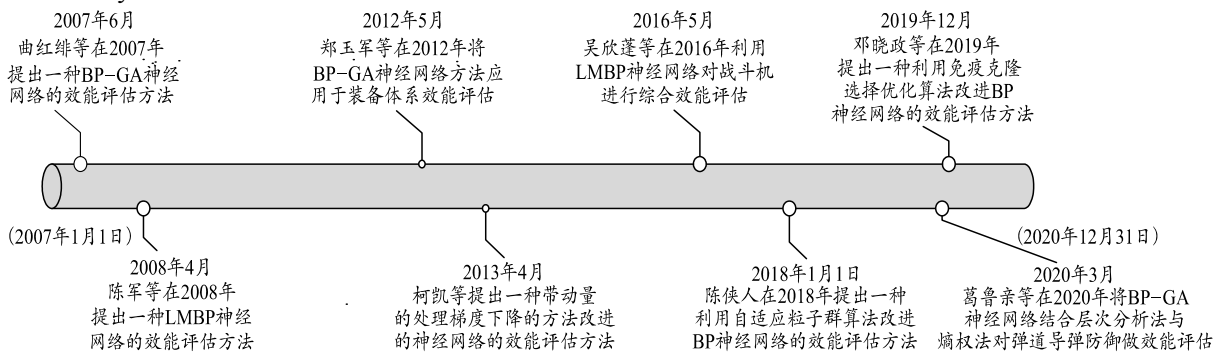


图 4 BP 神经网络的参数优化方法应用

从上图可以发现,针对 BP 神经网络算法本身参数设置的优化研究从未停止,随着优化算法的不断发展,从传统意义的数学优化算法、生物优化算法到如今应用火热的智能优化算法都在 BP 神经网络算法的优化上有着丰硕成果。在未来的研究中应当结合效能评估领域本身的特点,其强烈的非线性以及不确定性会给神经网络的训练带来一些不可预知的变化,这个时候选取一个合适的算法在硕大的解集空间中快速地寻找到最优解便成了首要任务。

结合以上 3 个阶段不同优化方式的总结,可见 BP 神经网络应用于效能评估领域是由来已久且持续发展,根据不同的效能评估任务以及最终达到的目的不同,可以发现 BP 神经网络在效能评估中有着很好的映射能力及可信度。但是在 BP 神经网络的广泛应用中其改进方式开始出现瓶颈,主要从以下 3 方面展开叙述: 1) 训练数据: 虽然将作战模拟以及专家主观经验等先验信息充分融合以期获取更接近真实的作战数据,但还是没能摆脱主观因素的影响。2) 数据预处理: 缺乏一种适用于处理变量关

联性复杂，数据量大的数据预处理算法，并与传统算法进行比较，期望获得更快的训练速度以及训练效率。3) 参数优化：缺乏一种优化算法对 BP 神经网络算法的内部参数设置进行优化，从而更大幅度地增强其全局搜索的能力以及算法效率。

4 基于深度学习的效能评估

多伦多大学的 Hinton 等^[30]提出深度学习的概念，其含义就是通过对样本数据采取一定的训练方法得到包含多个层级的深度网络结构的机器学习过程^[31]。

深度神经网络是由大量的单一神经元在一定的网络结构连接下，通过学习的过程建立连接之间的权重关系来修改网络功能，建立在这样基础上的深度学习得到的网络结构就称之为深度神经网络 (deep neural network, DNN)。

DNN 由多个单层非线性网络叠加而成，这些单层网络由编码器与解码器组成，根据含有编码器解码器的不同可能，将深度神经网络分为 3 类：1) 只含有编码器；2) 只含有解码器；3) 两者皆有。因此深度神经网络可以分为以下 3 类^[32]，具体如图 5 所示。

1) 前馈深度网络 (feedforward depth network, FFDN)：多个编码器层组成，如多层感知机 (multi-layer perceptron, MLP)、卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 等。

2) 反馈深度网络 (feedback depth network, FBDN)：多个解码器层组成，如反卷积网络 (deconvolution network, DN)、层次稀疏编码网络 (hierarchical sparse coding network, HSC) 等。

3) 双向深度网络 (bidirectional depth network, BDDN)：多个编码器层和解码器层构成，如深度信念网络 (deep belief network, DBN)、深度玻尔兹曼机 (deep boltzmann machine, DBM)、栈式自编码器 (trestle self encoder, SAE) 等。

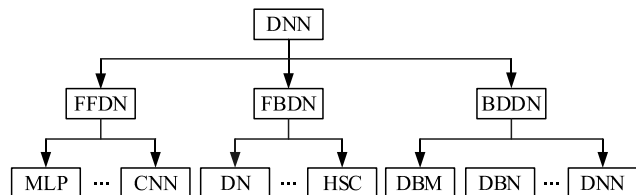


图 5 深度神经网络的分类

近年来深度学习在效能评估领域的应用不断深入，从最开始模糊神经网络到 BP 神经网络再到现在的深度网络，随着神经网络的结构不断复杂，其

能够表达的信息就越丰富，准确度、可靠性就越高。通过查阅文献，可以发现深度学习在效能评估领域大受欢迎的原因有 3 点：1) 深度学习是一种多层人工神经网络，可以高效、准确地支持大数据处理运算。2) 深度学习支持从全体数据入手，具有良好的逐层特征提取能力，可以摆脱过于依赖领域知识的人工指标选取。3) 深度学习理论上可以拟合任意非线性函数，支持对指标之间非线性聚合关联模式的发现，能够摆脱认为设定的指标聚合关系的主观性问题。在效能评估领域常用的是前馈深度网络与双向深度网络，从前馈深度网络、双向深度网络 2 方面分析深度网络在效能评估领域的应用现状以及前景。

4.1 前馈深度网络的效能评估方法研究现状

前馈神经网络是人工神经网络最基本的模型之一。该网络的信息流向只有一个，均是从输入单元到输出单元，网络中不存在闭环。在效能评估领域主要使用的是卷积神经网络，主要解决了效能评估过程中指标体系的构建以及指标值与效能值的聚合问题。

近年来国内外学者在这一方面都有所涉猎，张创基^[33]在 2019 年提出一种基于大数据采样和卷积神经网络学习的效能智能评估方法，针对大样本特征提取采用了卷积神经网络，将评价对象定义为入侵信息的拦截概率，在结合定量递归方式的基础上最终实现效能自适应动态评估。次年 Zhang^[34]提出一种基于卷积神经网络的国有支柱制造企业绩效评价模型，选取我国 2016—2018 年的业绩数据作为训练样本，最后实证建立的评价模型具有较好的效果。当然卷积神经网络的强大拟合能力不光对效能评估模型的建立提供帮助，还可用于对指标体系的构建，关于指标建立的问题使用卷积神经网络是近年来首次提出，由李辰等^[35]于 2021 年提出了一种多形态卷积并行神经网络构建效能评估指标体系的方法，针对复杂装备建立指标体系的难题，引入了 1 维卷积神经网络，构建了多形态卷积核并行处理框架，从多个观测角度自适应学习，进而获取新的效能评估指标体系，避免了主观经验以及计算难度的困扰。卷积神经网络强大的特征提取于分类能力不光可应用于效能评估指标体系的建立，还可用于效能评估结果可视化分析，贾斯涵等^[36]在 2021 年提出一种基于 TextCNN 模型的处理方法对微博评论进行情感分类处理，同时将复杂稀疏的数据集进行图

形化处理，使无序的数据信号转换为一目了然的视觉图像，可以更好地展示数据效果。

结合以上文献可以发现，卷积神经网络在效能评估领域的使用不是特别广泛，这是由于它本身的算法特性并不适合处理这样的问题，应为卷积神经网络更善于处理特征信息分类等问题，其在效能评估领域的利用更多的应该向着指标体系构建这样需要处理特征信息的领域靠近，本身更加适合处理目标检测、图像分类、人脸识别等问题。

4.2 双向深度网的效能评估方法研究现状

双向深度网络即为结合前馈神经网络与反馈神经网络 2 种网络的连接方式，同时拥有多个编码器与解码器，并在每一层网络中都有可能含有编码器与解码器。双向深度网络主要有 DBN、DBM、SAE，在效能评估领域中应用较多的是 DBN 与 SAE 或是融合使用，当然也有少数使用深度回归网络。应用主要以效能评估指标约简以及效能评估模型建立 2 方面为主要内容。相关研究成果如表 1 所示。

表 1 双向深度网络的效能评估方法研究成果

网络	学者(年)	研究成果
自编码神经网络	郭圣明 ^[37] (2018)	提出一种基于强制稀疏自编码神经网络的防空作战体系效能回溯分析方法,该方法首先依据主观分析方法构建先验指标体系框架,以先验框架为基础,构建在结构约束下的强制自编码深度学习网络模型形式化地描述防空体系能力指标之间的级联涌现关系,并在此基础上深入分析体系能力生成机理及贡献度,经过实例验证发现与传统方法相比,所提模型体现了涌现过程的非线性、不确定性等复杂性特征,同时还赋予指标体系相对明确的物理含义,为辅助指挥员深入认知并管控复杂作战体系提供了可行的方法手段
	Shi-sheng Zhong ^[38] (2017)	提出一种基于加噪优化的栈式稀疏降噪自编码网络(SDAE)的效能评估方法,该方法针对评估对象数据维度高、噪声大、数量大的特点,建立了基于深度学习的性能评价模型,并与传统的主成分分析法相比较更具有优势
	殷小静 ^[39] (2021)	提出一种基于 SDAE+Softmax 模型的体系贡献率评估方法,该方法能够对体系对抗的涌现过程进行建模,通过验证分析可以发现该方法相较于传统方法具有更高的精确性,并且能够通过 Softmax 分类对其体系变化作战效能带来的非线性影响进行量化
深度信念网络	段尊雷 ^[40] (2017)	提出一种基于深度信念网络的智能评估方法,该方法以大量的实操数据作为样本数据,以多层的限制玻尔兹曼机构建深度信念网络,以贪心训练算法逐层训练,利用 BP 神经网络算法进行微调形成评估模型,并于自编码网络、BP 神经网络构建的模型进行对比,该方法表现优异
	李波 ^[41] (2019)	提出基于深度学习的效能拟合方式,构建了深度信念网络,结合无监督预训练和有监督调优实现了网络训练和参数优化,构建出效能拟合模型
	戚宗锋 ^[42] (2020)	提出一种基于深度学习的效能评估方法,该方法将效能评估过程的指标体系构建与优化、综合评估等融为一体,利用深度信念网络对底层数据进行分类判定并结合传统的层次分析法实现对雷达侦察系统作战能力的评估
	杨洋 ^[43] (2020)	提出一种基于改进深度信念网络的效能评估方法,在利用层次分析法获取的样本数据进行逐层无监督学习的基础上,使用反向传播算法进行网络参数调整,最后利用 Softmax 进行干扰效能评估等级划分,该方法大大提高了评估的准确性以及泛化能力
其他双向深度网络	张笑楠 ^[44] (2018)	提出基于双路径神经网络与胶囊神经网络(DPCNet)的无人机群智能化效能评估方法,该方法结合了两者的优点,提高了分类精度、降低了计算开销,并且创造性地实现了将 1 维数据转化为 2 维数据,增加了信息表达丰富度,还能解决了小数据集性能不佳的问题
	李妮 ^[45] (2020)	提出一种基于深度学习的体系作战效能智能评估以及优化方法,该方法针对当下评估流程复杂、耗时长等问题,采用了全连接深度回归网络模型建立效能评估预测模型,并结合遗传算法进行优化,这在一定程度上大大提高了评估的便捷性以及精确性

5 存在的问题

现代武器装备早已从单一作战武器巨变为复杂武器装备体系，具备装备种类繁多、应用范围广、打击杀伤大、建设成本高等特点。以上特点使装备系统的能力指标之间以及指标与效能值之间的关系日益复杂。效能评估方法从早期的面对单一作战装备的简单作战环境下的评估工作到现今的复杂装备体系在联合一体化作战环境中的评估工作，这对效能评估方法在揭示非线性关系、面对复杂系统的可靠稳定性提出了更高的要求。综上所述从以下 3 方面进行分析：

1) 针对模糊神经网络在效能评估上的应用现状，可以发现模糊神经网络诞生较早，应用较为成熟，可改进的地方相对较多，充分利用模糊理论推理对神经网络进行改进能够较好地实现模糊因素的表达以及主观因素的客观化；但是模糊神经网络的改进始终局限于模糊理论在神经网络中的应用方法上，其改进方向可将模糊理论应用于不同的神经网络上，尤其是如今比较热门的深度学习、强化学习等方法中。

2) 针对 BP 神经网络在效能评估领域的研究现状，结合 3 类不同优化方式的总结，可知 BP 神经网络应用于效能评估领域是由来已久且持续发展

的,根据不同的效能评估任务及最终达到的目的不同,可以发现BP神经网络在效能评估中有着很好的映射能力及可信度;但是在BP神经网络的广泛应用中其改进方式开始出现瓶颈,主要从以下3方面展开叙述:①训练数据,虽然将作战模拟以及专家主观经验等先验信息充分融合以期获取更接近真实作战数据,但是能否还是没能摆脱主观因素的影响。②数据预处理,缺乏一种适用于处理变量关联性复杂,数据量大的数据预处理算法,并与传统算法进行比较,期望获得更快的训练速度以及训练效率。③参数优化,缺乏一种优化算法对BP神经网络算法的内部参数设置进行优化,从而更大幅度地增强其全局搜索的能力以及算法效率。

3) 针对深度学习在效能评估领域的应用现状,可发现对深度学习在效能评估领域应用虽然是在近几年兴起的,但是发展速度极快,从前馈深度网络到双向深度网络都有所涉及,随着国内外学者研究探索,显然卷积神经网络、自编码神经网络、深度信念网络等深度网络在该领域中应用较多,针对以上几种网络的改进方法主要以遗传算法、BP神经网络算法为主对参数设置进行优化调整,在后续研究中可针对深度学习网络的参数优化以及其应用角度这2点出发更深一步进行思考与探索。

结合以上分析,笔者就神经网络在效能评估领域的应用目前存在的问题提出以下参考:

1) 基于模糊神经网络的效能评估方法在利用模糊理论处理模糊信息时虽然能够对一些模糊信息处理,但是会受到主观经验的影响。

2) 基于BP神经网络的效能评估方法虽然能够做到对数据进行挖掘处理实现对效能值的预测,但是纯数据的特征提取使其在评估原理上的解释性变差,易于使结果呈现程式化,需要通过依靠不同的寻优算法进行改进。

3) 基于深度学习的效能评估方法能够实现从指标处理到最终效能值映射的全流程学习,深度神经网络适合于大样本多任务的效能评估工作,具有较好的评估效果和鲁棒性,但是针对数据样本量小、数据缺失等状况的学习效果不佳。可以发现随着神经网络的发展,针对效能评估的神经网络模型也在不断改进发展,但是依旧存在暂时不能解决的问题。

6 结束语

笔者针对神经网络在效能评估上的应用进行归

纳总结,从时间维度出发梳理神经网络在效能评估领域的发展进程,并提出当下评估领域在神经网络模型的建立上所呈现的问题。基于所提出的问题,笔者认为有以下2点发展方向需要关注:

1) 深度学习需要大量的样本数据,而效能评估数据的采集难度较大,针对这个问题提出2种解决方法:①基于数据增强的小样本深度学习,可以从数据样本的预处理上进行数据性能增强,以此实现小样本学习;②基于支持向量机对数据样本要求少的特点,将深度学习用于支持向量机进行融合使用。

2) 针对不同深度学习网络都有相应的优化算法进行参数调整,例如经典的遗传算法、反向传播算法等。此外还可通过调整训练流程来加快训练速度,例如并行化训练,通过并行训练提高运算速度。

效能评估是当前武器装备体系发展建设流程中的重要一环,将神经网络应用于效能评估是未来评估领域工作的重要发展方向。神经网络对于非线性关系的映射能力是解决效能评估非线性问题最好的抓手。笔者综述了基于神经网络的效能评估方法,分析了基于深度学习的效能评估方法是将来效能评估领域的发展方向,并提出了相关深度学习亟待解决的问题研究趋势,对下一步工作具有一定的指导意义。

参考文献:

- [1] 韩驰,熊伟.基于改进灰狼算法优化SVR的航天侦察装备效能评估[J].系统工程与电子技术,2021,43(10):2902-2910.
- [2] 曹林,陈亮,马小博.基于神经网络集成的阵地工程效能评估[J].兵器装备工程学报,2021,42(4):156-161.
- [3] 李健,刘海滨,胡笛.基于生成对抗网络和深度神经网络的武器系统效能评估[J].计算机应用与软件,2020,37(2):253-258.
- [4] 吕学义,王正.自适应神经模糊在通信装备效能评估中应用[J].四川兵工学报,2011,32(7):93-95.
- [5] 刘婧,冒长礼,赵呈阳.RBF模糊神经网络在舰载C-31系统效能评估中的应用[J].解放军理工大学学报(自然科学版),2013,14(6):674-678.
- [6] 夏军成,李迪,李超.基于二型模糊神经网络的电子战效能评估[J].舰船电子对抗,2015,38(3):74-76,80.
- [7] 张泽正.基于模糊神经网络和二元语义集成的通信台站评估方法[D].郑州:郑州大学,2018.
- [8] Deepak P, Viral P, Sahil G, et al. Research on

- Complicated System Evaluation based on Fuzzy Neural Network-Taking Network Marketing Performance Evaluation for Example[J]. *The Veterinary Nurse*, 2014, 1(4): 1-3.
- [9] TAN F C, ACHANDRAN V. Financial performance of intelligent manufacturing enterprises based on fuzzy neural network and data twinning[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2021, 40(4): 6641-6653.
- [10] 陈佳昀, 武斌, 唐唐. AHP 和 BP 神经网络在通信效能评估中的应用[J]. *现代电子技术*, 2009, 32(7): 65-67, 78.
- [11] 陈强, 陈长兴, 陈婷, 等. 基于灰色层次分析法-BP 神经网络的数据链系统效能评估[J]. *弹箭与制导学报*, 2016, 36(3): 109-113, 116.
- [12] 史军涛, 周铭, 张振坤. 基于 SOM-BP 云神经网络的通信对抗作战能力评估[J]. *火力与指挥控制*, 2013, 38(10): 99-102.
- [13] LIU L, ZHOU G C, LI F. Application of Cluster Analysis and BP Neural Network for Aerobics Athletes Achievement Evaluation Model[J]. *International Journal of Applied Mathematics and Statistics™*, 2013, 51(21): 310-318.
- [14] 周兴旺, 从福仲, 庞世春. 基于 BN-and-BP 神经网络融合的陆空联合作战效能评估[J]. *火力与指挥控制*, 2018, 43(4): 3-8.
- [15] 乔蓉, 周峰. 基于 PCA-BP 神经网络地空导弹武器系统作战效能评估[J]. *军事运筹与系统工程*, 2020, 34(4): 38-43, 67.
- [16] CHEN Y Y. Credit risk assessment based on Improved BP neural network based on L-M method[C]. Xi'an China: *Computer Science*, 2020.
- [17] MO L, XIE Z. An Improved BP Neural Network based on IPSO and Its Application[J]. *Journal of Computers*, 2013, 8(5): 1267-1272.
- [18] YAO Z T, PAN H X. Engine Fault Diagnosis Based on Improved BP Neural Network with Conjugate Gradient[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2014, 3138(536-537): 296-299.
- [19] CHEN M J. An Improved BP Neural Network Algorithm and its Application[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2014, 3082(543-547): 2120-2123.
- [20] LI S F. Short-Term Load Forecasting of Power System Based on Improved BP Neural Network[J]. *International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing*, 2020, 14: 840-846.
- [21] FENG L X, WANG D, CHENG R C. Application of Improved BP Neural Network Algorithm in Hydrocarbon Identification of Salinity Mud Invasion Reservoirs[C]. Shunhe, China: *Geology*, 2015.
- [22] 曲红绯, 李增华. BP-GA 神经网络在装备保障综合防护效能评估中的应用[J]. *科学技术与工程*, 2007(6): 1194-1197.
- [23] 郑玉军, 张金林, 李跃华. 基于 GA-BP 神经网络的某型装备作战效能评估方法[J]. *空军雷达学院学报*, 2012, 26(5): 346-348.
- [24] 葛鲁亲, 南英, 谢如恒. GA-BP 模型在弹道导弹协同突防效能评估中的应用[J]. *机械制造与自动化*, 2020, 49(3): 119-122.
- [25] 陈军, 王汝奋. 基于 LMBP 神经网络的声诱饵对抗鱼雷效能评估[J]. *鱼雷技术*, 2008(5): 55-59.
- [26] 吴欣蓬, 屈高敏. 基于 LMBP 神经网络的战斗机综合作战效能评估[J]. *西安航空学院学报*, 2016, 34(5): 12-19.
- [27] 柯凯, 唐梓璐, 姚啸. 基于改进的 BP 神经网络的雷达干扰效能评估模型[J]. *舰船电子对抗*, 2013, 36(4): 71-74.
- [28] 陈侠, 胡乃宽. 基于 APSO-BP 神经网络的无人机空地作战效能评估研究[J]. *飞行力学*, 2018, 36(1): 88-92.
- [29] 邓晓政, 叶冰. 免疫 BP 网络的机载嵌入式训练系统效能评估[J]. *计算机技术与发展*, 2019, 29(12): 173-177.
- [30] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. *Neural computation*, 2006, 18(7): 1527.
- [31] BENGIO Y. Learning deep architectures for AI[J]. *Foundations and Trends in Machine Learning*, 2009, 2(1): 1-55.
- [32] ZEILER M D, KRISHNAN D, TAYLOR G W, et al. Deconvolutional networks[C]//2010 IEEE Computer Society Conference on computer vision and pattern recognition. IEEE, 2010: 2528-2535.
- [33] 张创基. 基于神经网络学习的网络防火墙拦截效能评估[J]. *信息技术*, 2019, 43(7): 97-100.
- [34] ZHANG C W. Research on Performance Evaluation System of Manufacturing Listed Companies Based on CNN[C]. Xi'an, China: *Computer Science*, 2020.
- [35] 李辰, 陈浩, 李建勋. 多形态卷积并行神经网络建立效能评估指标体系[J/OL]. *电光与控制*: 1-5[2021-11-21]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/41.1227.TN.20210728.1852.022.html>.
- [36] 贾斯涵, 王英, 郝琳琳, 等. 政府政务微博效能评估及可视化分析[J]. *软件导刊*, 2021, 20(3): 13-20.
- [37] 郭圣明, 贺筱媛, 吴琳, 等. 基于强制稀疏自编码神经网络的防空作战体系效能回溯分析方法[J]. *中国科学: 信息科学*, 2018, 48(7): 824-840.
- [38] ZHONG S S, FU S, FU X Y. Application of Deep Learning in Comprehensive Performance Evaluation of Aero Engines[C]//2017 2nd International Conference on Artificial Intelligence. Techniques and Applications(AITA 2017), 2017.
- [39] 殷小静, 胡晓峰, 郭圣明, 等. 基于 SDAE+Softmax 模型的体系贡献率评估方法[J]. *火力与指挥控制*, 2021, 46(6): 7-11, 20.