

人工神经网络在电法勘探数据反演中的应用研究综述

王英杰¹, 顾观文^{1,2}, 林兴龙¹, 王顺吉¹, 曹 来¹

(1. 防灾科技学院地球科学学院, 河北 三河 065201; 2. 河北省地震动力学重点实验室, 河北 三河 065201)

摘 要: 首先对神经网络算法的基本原理进行简述, 梳理目前电法勘探反演中常用的神经网络方法, 评述人工神经网络算法在电法勘探资料解释中的应用效果, 并进行各主流神经网络方法优缺点的对比分析; 最后探讨了非线性组合反演方法的优势, 并展望了电法勘探数据非线性反演的发展趋势, 为选择不同算法进行电法勘探数据反演提供借鉴。其中, BP 神经网络具有高度的自学习和自适应能力; 遗传算法易与其他算法结合; 卷积神经网络可以实现权值共享; 粒子群算法收敛速度快。每种方法各具特色, 神经网络组合反演, 可优势互补, 增强反演效果, 提升计算效率。

关键词: 人工神经网络; 电法勘探; 非线性; 组合反演

中图分类号: P315.72

文献标识码: A

文章编号: 1673-8047(2023)04-0036-10

0 引言

地球物理勘探技术是用于地下介质结构探测的重要手段, 电法勘探作为地球物理勘探的重要方法之一, 可获取地下介质的精细电性结构, 具有应用范围广、探测深度大、精度高、成本低等特点^[1,2]。传统的电法勘探数据反演是将非线性问题线性化, 容易实现, 但在处理此类超欠定反演问题时, 较难收敛到全局极小值, 对多个参数的反演效果不佳^[3,4]。而非线性反演算法通过大规模数据集训练网络参数, 使神经网络学习并建立电法数据与模型之间的非线性映射关系, 不仅可以避免数据量大、计算效率低的问题, 同时相较于线性算法, 其准确度有了大大的提升, 具有较高的反演精度, 已成为目前电法勘探数据反演研究的热点方向, 正逐步成为地球物理反演的重要手段。因此, 研究每种人工神经网络的特

点, 选择合适的方法为电法勘探数据反演提供依据变得尤为重要。近年来, 智能仿生优化算法发展迅速, 一大批有着全局寻优能力强、精确度高、收敛性快的智能优化算法被提出, 如粒子群算法、卷积神经网络、遗传算法等。人工神经网络(ANN)是一类利用非线性化算法的智能方法, 它由大量简单的信息处理单元组成, 以数学物理的方法模仿人类大脑的结构及其信息处理功能^[5,6], 具有高度的并行结构和并行实现能力, 综合推理能力和较快的总体处理能力, 能够有效处理电法勘探数据^[7]。神经网络非线性算法相比于传统的线性化反演方法具有其独特的优点, 近些年, 地球物理学者在将人工神经网络应用于电法勘探数据反演方面开展了相关研究工作, 并初步证明了人工神经网络的效果和应用潜力。通过系统地梳理主流神经网络算法在电法勘探反演方面的研究成果, 对比分析主流人工神经网络

收稿日期: 2023-05-02

基金项目: 中央高校创新团队项目(ZY20215108); 河北省高等学校科学技术研究项目(ZC2022056、ZC2021213); 中国长江三峡集团有限公司资助科研项目(0799217); 河北省硕士在读研究生创新能力培养项目(CXZZSS2023184)

作者简介: 王英杰(1998—), 男, 硕士研究生, 主要从事地震动力学与地球探测技术研究。

通讯作者: 顾观文(1975—), 男, 博士, 教授, 主要从事应用地球物理研究。

算法在电法勘探反演应用中的优缺点及适用性, 为后续电法勘探数据反演研究提供一定的借鉴作用。

1 人工神经网络原理简述

1.1 人工神经网络的模型基础

神经元由细胞体、轴突和树突组成, 是神经系统最基本的结构与功能单位, 神经系统的一切机能都是通过神经元实现的, 树突负责接收来自神经元的信息并传至细胞体, 细胞体整合信息, 通过细胞质进入轴突后将整合的信息传递至下一个神经元。基于对神经元的模仿, 人工神经网络对于信息的处理具有信息储存的分布性、信息处理的并行性、容错性以及自适应性等特点^[8]。每种神经网络方法的模型基础略有差异。BP 神经网络由多个神经元组成, 分为输入层、隐藏层和输出层。每个神经元与下一层中的所有神经元相连接, 并且神经元之间有确定的权重值; 遗传算法的基本模型包括: 种群、适应度函数、交叉操作、变异操作以及繁殖; 卷积神经网络的基础可以概括为卷积层、池化层、激活函数和全连接层几个方面; 粒子群算法的模型基础则是借鉴了鸟群觅食行为的原理, 通过模拟鸟群中成员间的交流与合作来实现优化问题的求解。

1.2 人工神经网络的数学模型

人工神经网络是由许多神经元连接而成的网络结构, 其构造包括神经元的结构和网络互联结构(拓扑结构)两层含义, 通过神经元之间的交互来完成信息处理, 知识与信息存储在神经元之间的权值中, 而学习和识别则依赖于每个神经元的连接权重因子。

单个神经元的数学模型如图 1 所示, 对于某个神经元来说, 假设来自神经 i 的信息为 x_i , 它们与该神经元的互相作用强度即连接权值为 w_i ($i=1, \dots, n$), 神经元的内部阈值为 θ ^[7]。该神经元的输入为神经元信息与连接权值乘积的累加, 即该神经元的输入为: $\sum_i^n w_i x_i$, 该神经元的输出为: $y = f(\sum_i^n w_i x_i - \theta)$, 式中, w_i 为第 i 个神经元与该神经元的连接权重; x_i 为第 i 个神经元的输入; f 为激活函数; θ 为隐含层神经节点的阈值。

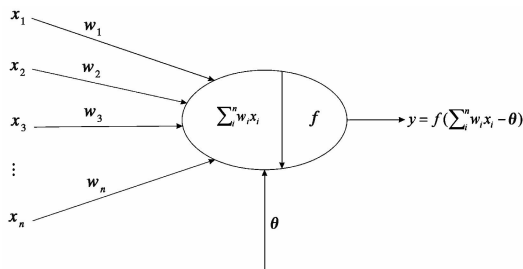


图 1 神经元数学模型图

Fig.1 Mathematical model of neurons

BP 神经网络利用激活函数对输入信号进行非线性变换, 并将其传递给下一层。常用的激活函数包括 Sigmoid 函数、ReLU 函数等; 遗传算法用于求解优化问题的离散空间搜索。通过对问题空间中的可行解进行编码表示, 使用适应度函数评估个体的适应度; 卷积神经网络利用矩阵乘法和非线性函数组合。通过反向传播算法, 可以基于训练数据来调整网络中的权重, 从而使网络能够学习到输入数据的特征; 粒子群算法常见的数学模型有 3 种, 分别是带惯性权重的粒子群模型、带收缩系数的粒子群模型以及 Bare Bones Particle Swarm 模型。

1.3 人工神经网络的拓扑结构

图 2 的神经网络结构有三层, 分别是输入层、隐含层和输出层。其中, 神经元用圆表示, 每条线则代表一个特定的权重(权值), 神经元相互连接形成拓扑结构。神经网络的拓扑结构包含了网络层数、各层神经元数量和各神经元间相互连接的方式。其中, 输入层神经元接收外部输入信息并传递给隐含层神经元。隐含层神经元进行内部信息处理和变换, 最终经过激活函数处理后在输出层进行输出。在电法勘探数据反演中, 通常会包含多个隐含层, 以便应对大量的电法勘探的非线性数据。

拓扑结构是神经网络方法的核心部分, 代表了神经元之间的连接方式和层次结构。BP 神经网络的拓扑结构通常是多层前馈结构, 即输入数据从输入层开始, 通过隐藏层传递到输出层; 遗传算法的拓扑结构一般为进化树或进化图; 典型的卷积神经网络拓扑结构包括输入层、多个卷积层、池化层、全连接层和输出层。这种结构设

能,能高效地处理地球物理非线性数据。

2 应用于电法勘探数据反演中的人工神经网络方法及其对比

近年来应用于电法勘探数据反演的方法主要是 BP 神经网络(BP)、遗传算法(GA)、卷积神经网络(CNN)和粒子群算法(PSO)。针对四种方法逐一进行表述,并阐述每种方法在电法勘探数据反演方面的应用。

2.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种具有输入层、隐含层以及输出层三层或三层以上的多输入单输出的具有监督学习模式的前馈神经网络。当 BP 神经网络的层数,以及每层的神经元数量都得到确定以后,就必须确定各个层级间的权值系数,如此就可以在输入的基础上得出适当的输出值^[10]。BP 网络使用了误差反向传播的学习算法,沿着减小误差的方向进行学习,该方法是一步一步对网络结构中的连接权值进行修正,从而达到降低错误率的目的。

BP 神经网络能学习和存储大量的非线性输入输出模式的映射关系,而且不需要提前揭示描述这种映射关系的数学方程^[11-12]。该模型非常依赖样本数据的选取,在处理数据之前,需要将数据进行归一化处理,确保数据格式的统一性。在进行 BP 神经网络的训练时,往往典型的数据更能体现出网络模型的逼近及推广能力。

在电法勘探数据反演方面,BP 神经网络被用于处理和分析电法勘探所获得的数据。张小娟等^[13]利用 BP 神经网络进行电法勘探反演成像,研究表明 BP 神经网络具有更强的灵活性和适用性,该方法在计算量上有明显的降低,对于复杂的二维、三维地形具有更好的实用价值;Dennis Conway 等^[14-16]利用神经网络处理三维大地电磁数据,结果表明:人工神经网络大大地减少了计算量,而且具有足够好的插值和外推能力;王鹤等^[17]利用 BP 神经网络算法先进行学习训练,然后采用正向传递和负向传递两种方式,迭代计算得到最佳的网络连接权值,进而利用训练后的神经网络反演未知模型的视电阻率,对 2、3 层的大地电磁模型构建神经网络,并对其

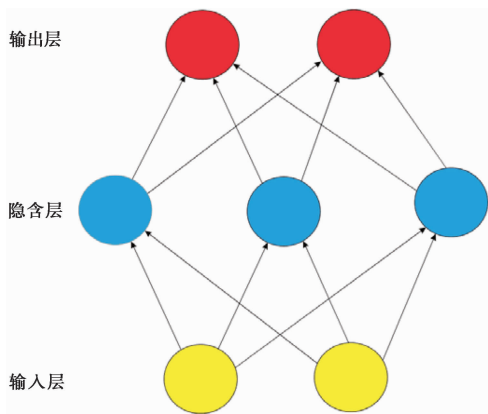


图 2 神经网络结构图

Fig.2 Neural network structure diagram

计旨在逐层提取并组合输入数据的特征,从而实现对复杂模式的建模能力;粒子群算法中常见的拓扑结构有全局拓扑结构、环形拓扑结构和星形拓扑结构等,在不同拓扑结构中,粒子交流信息的方式不同。

1.4 人工神经网络的学习规则

人工神经网络在运行时负责建立模型和确定权值两部分工作。在信号输入的过程中,由神经网络的输入连接来增强其连接的强度,每一个连接都有一个相应的权值。通过该权值的量化,采用激活函数累加得到各权重的总和,从而得到输出结果。在信号输出时,神经网络通过对输入端的信息进行学习,并根据输入端的误差实时调节神经网络的权值和阈值,直至结果与期望的结果一致为止^[7]。

人工神经网络的学习规则,实际上就是网络连接权的调整规则,对于不同的网络结构采用不同的学习规则^[9],BP 神经网络的学习过程主要是指权重的更新过程,其中最常用的方法是基于误差反向传播算法;遗传算法的学习规则主要是基于自然选择和遗传机制的原理,在进化过程中逐步优化个体的适应度;卷积神经网络的学习规则与 BP 神经网络类似,包括前向计算和反向传播两个过程;粒子群算法常用的学习规则有全局最优学习规则和局部最优学习规则。神经网络系统是一个十分庞大的非线性系统,具有并行性、非线性以及强大的自适应信息处理功

进行了试验反演,从而极大地提升了反演的速度和效率;张杰等^[18]利用BP神经网络进行普通电阻率曲线和双侧向曲线的相互转化,不仅提高电阻率曲线精度,还避免了多组偏微分方程的求解和参数的选择;在高密度电阻率法数据反演方面,颜钟、贺文博等^[19-20]将BP神经网络进行充分得当的训练,之后对高密度电阻率数据进行反演,反演结果比传统方法更精准,对精细结构具有更好的刻画能力,反演速度更快,得到的电阻率值也更准确;黄一配等^[21]对高密度电阻率法数据反演研究则表明,BP神经网络具有更好的横向分辨率和纵向分辨率。

上述研究表明,在电法勘探数据反演方面,BP神经网络具有一定的潜力以及应用前景,可以用于实现电阻率分布的反演和预测。通过大量的训练样本和合适的网络结构设计,BP神经网络可以在一定程度上提高反演的准确性和稳定性。

2.2 遗传算法

遗传算法是以达尔文的进化论和孟德尔的遗传学说作为基础,遵循“适者生存”原则,通过引用随机理论形成的;遗传算法首先使用二进制(或其他进制)对所解决的问题的各个参数进行编码,被编码的参数结合在一起共同构成染色体^[22]。产生的染色体(初始种群)通过“再生”、“交换”、“变异”等方式,产生下一代的种群,不断的重复这个过程,直至种群趋于均匀或种群中的最佳个体满足一定的条件。该方法是在模型或参数空间中进行抽样,并在遗传和变异两个方面进行进化,最终得到一系列符合一定条件的最优模型。遗传算法可以得到反演问题的不同解的集合,可以直接处理非线性和多目标最小化任务,避免了线性化和选择合适的起始模型^[23]。王光杰^[24]利用遗传算法对两层理论曲线和三层H型理论视电阻率和相位曲线反演,证实了该算法精度高,可行性强;秦善强等^[25-26]提出用遗传算法优化神经网络的权值,提高了数据处理结果的准确性以及稳定性。遗传算法可以用于大地电磁反演问题,并能够帮助寻找到较优的地下介质模型,考虑到多层构造反演的多解性问题,李帝铨^[22]在反演中引入最小构造约束,利用遗传

算法对可控源音频大地电磁测深数据进行反演研究,该方法的稳定性强,精度高,而且具有较强的去虚假多余构造和抗噪能力;Marco A^[27]应用改进的遗传算法“重组遗传类似物”(RGA)反演大地电磁数据,RGA适合于非线性假设检验以及反向建模,模型对反演过程的整体收敛没有阻碍,在模型高度异构和数据受噪声污染的情况下也可以使用RGA作为二维大地电磁反演方法;M. E. Everett^[28]利用遗传算法进行二维非线性大地电磁反演,提取全局最佳拟合的电导率模型;遗传算法很容易适应任何正向解或目标函数,并允许对反演施加先验信息。遗传算法具有广泛的适用性、并行搜索能力以及较强的全局搜索能力,适用于各种优化问题,在电法勘探数据反演中可以用来优化反演模型,以寻找到最佳的地下介质参数。

2.3 卷积神经网络

卷积神经网络的结构与人工神经网络类似,由多个神经元节点层连接而成,卷积神经网络由输入层、卷积层、激活层、池化层、全连接层和输出层构成,由于CNN在求解过程中使用卷积操作,因此与常规的矩阵运算相比,CNN的运行效率大幅提升。卷积层与池化层的交叉应用可以高效提取数据的局部特征,并对其进行降维处理^[29]。电阻率观测数据具有深度变化特征,即不同深度的相同异常体引起的异常特征不同^[30]。在特征识别方面,卷积神经网络能力较强。李军健^[31]利用卷积神经网络进行了直流电阻率的二维地电模型的识别与方法研究,不仅解决了线性反演中辨识精度不高的问题,还使得识别网络结果准确度达到91%;将CNN运用于电法勘探资料处理的反演,从理论上来说,所获取的某个观测数据能够被看成是1个像素点,将视电阻率看成是具有不同颜色通道的像素点,将其用作卷积神经网络的输入。将输入数据进行卷积处理,通过使用不同的卷积核来完成对数据的不同特性的提取,并使用最大池化法对被卷积过的数据进行池化,通过信息的正向传播和误差反向传播获得最佳反演网络排列及超参数,将地电模型参数作为网络的输出^[32]。对于大地电磁数据的反演研究,廖晓龙^[32]基于卷积神经网络,实

现了对地电模型的精准定位与成像。李赓等^[33-34]利用卷积神经网络方法成功反演了大地电磁数据,取得了不错的效果;刘宇^[35]利用深度卷积神经网络对污染场地的电阻率和极化率进行反演,提高了污染场地的探测精度与准确率。由此可见,卷积神经网络优化了传统神经网络训练出现的参数过多导致模型更复杂和计算资源的浪费以及对于训练数据的过度学习等问题,对初始模型依赖少、可以减少权值数量、降低模型的复杂度,具有很强的表征学习能力和全局寻优性能。

2.4 粒子群算法

1995 年,社会心理学家 Kennedy^[36] 和 Eberhar R^[37]首次开发了粒子群算法,模拟了鸟类随机搜索食物的捕食行为^[38],后来这种进化算法由 Shi^[39]修改,为更好地控制粒子群优化算法的全局搜索和局部搜索能力,将惯性权重引入粒子群算法中,形成了目前的标准算法^[40]。Chatterjee A^[41]提出了一种动态自适应的非线性惯性权重,并用其改进粒子群优化算法的收敛速度,微调算法的搜索过程。

粒子群算法具有收敛速度快、参数设置少、概念简单、方便实现等优点,主要用于连续函数空间的优化,是一种高效的全局寻优算法,在迭代的过程中,会根据其之前所在的最佳位置以及种群所在的最佳位置进行粒子本身位置和速度的更新迭代。粒子群算法在模型空间中随机地进行全局搜索,因此搜索能力差,搜索精度不高,易陷入局部极小值^[42]。在软件开发方面,陈紫静^[43]在 matlab 软件开发平台上,编写了大地电磁测深的正反演程序,完成了基于粒子群算法的大地电磁测深的反演软件,并通过实验验证了反演程序的正确性。崔益安^[44]通过对粒子群优化算法参数的合理设计,利用其良好的全局与局部均衡的搜索能力,实现了对多个异常目标体的同时反演,以实时准确的定量解译中梯剖面法圈定的异常目标体,较好地满足工程等领域的高时效性要求。

近年来,粒子群算法在地球物理反演领域的应用越来越广泛,其高效的全局寻优能力以及强大的非线性处理能力为电法勘探数据反演提供

了一种全新的途径。

2.5 多种神经网络方法的组合反演

单一的神经网络方法在处理电法勘探数据时,往往存在容易陷入局部极小值、对训练样本数据的依赖性大、处理数据效率低等问题,利用神经网络方法组合反演,能够削弱单一方法的缺陷,提高反演效率。目前在电法勘探领域应用成功的神经网络组合反演方法主要包括 BP 神经网络与遗传算法、BP 神经网络与粒子群算法、BP 神经网络与蚁群算法、BP 神经网络与模拟退火法、BP 神经网络与多目标优化算法、卷积神经网络与长短时记忆网络以及遗传算法与统计学的组合反演。

2.5.1 遗传算法与 BP 神经网络的组合反演

仿生学的遗传算法将 GA 和 BP 神经网络相结合,可以克服 BP 神经网络易陷入局部极小的缺点,利用 GA 算法优化 BP 神经网络的初始权值和阈值矩阵,有效缩短了 BP 神经网络训练学习时间,提高了网络泛化性能。GA-BP 组合算法的反演在时间上与 BP 单独反演基本一致,但是反演精度和反演可靠性更高。陈风超^[45]将遗传算法 GA 与 BP 神经网络组合,对电法勘探进行非线性反演,研究结果表明,组合神经网络泛化性能强、反演时间短、反演成功率高、反演精度高,GA-BP 算法应用到电法勘探反演中是可行的;在高密度电法数据反演方面,张凌云等^[46-47]研究了利用 GA 算法来优化 BP 神经网络的非线性反演方法,提高了 BP 神经网络反演方法的成功率,取得了明显的效果;高明亮^[48]将免疫遗传算法(IGA)和 BP 神经网络相结合,应用于二维高密度电法数据反演,提高了反演精度,缩短了反演时间并增强了反演成像的准确度;在大地电磁数据非线性反演研究中,王鹤^[49]利用 GA-BP 的方法,提高了反演的准确性、稳定性和计算速度;陈广^[50]将 GA-BP 神经网络应用于接地网断点仿真的实验中,验证了 GA-BP 在瞬变电磁快速成像、收敛速度和计算精确度方面所具有的优越性。综上分析表明,遗传算法可以有效改善 BP 神经网络精度低、收敛缓慢、易陷入局部极小值等问题,提高反演精度和反演的可靠性。

2.5.2 蚁群算法与BP神经网络的组合反演

蚁群算法(ACO)由意大利人 Dorigo M 等^[51]在1991年首先提出。蚁群算法与BP神经网络组合反演的反演模型具有稳定性好、吻合度高、速度快、精度高等诸多优点,是目前各种非线性组合反演方法中结果较好的一种。在电法勘探数据反演的非线性方法研究中,利用蚁群算法ACO优化选择BP的初始权值、预值,然后赋值给BP神经网络进一步学习训练出更优的网络,形成ACO-BP算法。张凌云等^[52-53]利用神经网络优化方法与蚁群算法ACO组合反演,分别实现了高密度电阻率法的电阻率二维非线性反演和对复杂层状电阻率结构的检测,体现了神经网络方法高精度、高效率以及计算速度快等优点;陈风超^[45]在对电阻率法地质勘探反演方法研究的探索中,将ACO-BP算法与BP神经网络算法分别应用在异常体模型的反演中,实验表明:ACO-BP算法的反演时间更短,稳定性更强,对地质异常体参数变化较灵敏,能准确地反演出异常体位置、电阻率值、形状大小等参数。ACO-BP算法将蚁群优化的信息素更新机制与反向传播神经网络的学习能力相结合,能够有效地利用ACO的全局搜索能力和BP的局部优化能力,增强求解复杂问题的效果。

2.5.3 粒子群算法与BP神经网络的组合反演

PSO的作用在于对BP神经网络的参数(权值和阈值)进行学习和优化。使用样本数据进行训练,以神经网络的权值和阈值数作为粒子向量的维数,其中的每一个粒子都是网络权值和阈值的解,整个权值和阈值空间就是微粒群的搜寻空间;粒子群算法以神经网络的输出误差作为其适应度函数^[54]。戴前伟^[55]提出基于混沌振荡的粒子群算法,使用PSO训练和优化BP神经网络的权值和阈值,混沌振荡PSO-BP不依赖初始模型,稳定性、准确性以及成像质量较好,提高了在反演电阻率层析时的收敛速度和求解质量。这种组合反演方法可以通过已知的数据建立起预测模型,并利用优化算法调整模型参数来提高预测准确性。

2.5.4 模拟退火法与BP神经网络的组合反演

模拟退火(SA)是一种随机组合优化技术,

它的基本原理主要包括统计力学、热力学和多变量概率论等,模拟退火方法具有以下几个优点:(1)在反演过程中能够摆脱局部极小值;(2)全局搜索能力强;(3)具有随机性和自适应性的特点,利用随机性进行搜索,在搜索过程中能够自适应地调整搜索方向和步长,从而能够灵活地适应问题的特征。张凌云^[52]利用非线性模拟退火法SA与BP神经网络组合方法进行电阻率法二维反演。用SA的全局搜索方法来优化BP神经网络,形成一种新的非线性算法SA-BP,其反演精度和速度略高于单一BP神经网络反演,但SA-BP算法反演整体效果不佳。利用BP神经网络的拟合能力来快速搜索模型参数空间,并结合模拟退火法进行全局优化,从而提高反演问题的求解效率和准确度。

2.5.5 多目标优化算法与BP神经网络的组合反演

非支配排序遗传算法(NSGA-II)使用了快速非支配排序法,是一种基于非支配的多目标优化算法。NSGA-II可以有效优化BP神经网络的权值和阈值,提高BP算法的全局寻优能力和神经网络泛化能力。多目标优化算法与BP神经网络的组合反演是一种常用的方法,用于解决复杂问题的参数估计或模型反演问题。结合神经网络节点权值数量级越小,网络泛化能力越强的特点,赵涛^[56]将多目标优化算法与BP神经网络算法相结合,同时以BP神经网络的训练均方误差和隐含层参数的均方根值作为目标函数,对BP神经网络进行多目标优化,提高了BP神经网络对高密度电法数据的反演精度。这种组合反演方法能够提高参数估计或模型反演精度和效率,并具有一定的鲁棒性。结合了多目标优化算法和BP神经网络的特点,可以有效克服各自的局限性并增强求解效果。

2.5.6 卷积神经网络与长短时记忆网络的组合反演

CNN-LSTM混合网络模型具有极高的精度和计算速度。长短时记忆(LSTM)网络可以用来捕获时间序列依赖关系,以解决传统循环神经网络(RNN)存在的爆炸梯度和消失梯度问题。CNN通过局部连接和权重共享来处理局部结构

表 1 常用神经网络算法优缺点对比

Tab.1 Comparison of advantages and disadvantages of commonly used neural network algorithms

	优点	缺点
BP 神经网络	①具有泛化能力 ②具有容错能力 ③非线性映射能力较强 ④高度的自学习和自适应能力	①易陷入局部极小 ②收敛速度慢 ③网络结构选择不一 ④样本依赖性问题
遗传算法	①搜索过程简单 ②具有可拓展性,易与其他算法结合 ③不易陷入局部极小,全局寻优能力强 ④使用概率机制进行迭代,具有随机性	①编程实现复杂 ②交叉和变异等参数难以确定 ③算法的搜索速度慢,训练时间长 ④依赖于初始种群的选择
卷积神经网络	①局部感知 ②权值共享,可减少参数数量 ③具有多个卷积核	①对数据量的需求很高 ②平移不变性 ③池化层
粒子群算法	①收敛速度快 ②参数相对来说比较少 ③公式简单、易于理解	①算法不是全局收敛 ②未加权重-易陷入局部极小值 ③难以解决离散以及组合优化问题 ④难以解决一些非直角坐标系问题

相似度,LSTM 对 CNN 层的序列信息进行进一步处理,并构建一维模型。廖晓龙利用 CNN 提取电磁响应数据中的浅深层特征,之后通过 LSTM 对来自 CNN 层的序列信息进行处理并重构一维电阻率模型,建立了电阻率模型与大地电磁响应之间复杂的非线性映射关系,完成了大地电磁数据的一维反演^[57]。

2.5.7 遗传算法与统计学组合应用

遗传算法与统计学的组合应用在处理电法勘探数据时具有三个优点:(1)计算量小;(2)有利于判断地层电性结构;(3)参数有限使得反演更快、反演结果更准确。程勃^[58]通过结合遗传算法和统计学的方法,利用一维反演结果的统计学特征来确定地层电性结构,并设计初始模型,随后使用遗传算法来对模型进行修改,并通过二维有限单元法进行正演分析,从而使得模型达到最小拟合误差,最终成功完成电阻率测深数据二维反演。遗传算法与统计学的结合适合应用于优化和数据分析方面,可以实现参数优化、特征选择、数据建模与预测优化问题求解以及数据聚类与分类等诸多应用,使问题求解更加高效准确。

2.6 不同神经网络方法对比

表 1 为目前应用于电法勘探反演中的 4 种

常用神经网络算法优缺点对比,每一种算法都有其特点。BP 神经网络算法应用最为广泛,并且可以处理高维度电法数据,但过于依赖样本数据;遗传算法不易陷入局部极小,全局优化能力较强,且容易与其他算法相结合,但种群大小、交叉率、变异率等参数难以确定;卷积神经网络可以最大程度提取实物特征,且计算速度快,但对数据量的要求高,同时具有平移不变性和池化层的缺陷;粒子群算法原理简单,需要调整的参数少,容易实现,但搜索精度不高,易陷入局部极小,在处理高维度复杂问题时可能会早熟收敛。人工神经网络目前仍存在样本需求量大、计算速度慢、泛化能力弱等诸多问题,所以在进行电法勘探数据反演时需要选择适合的神经网络方法^[59]。

3 结论

传统电阻率反演是对非线性问题进行线性化转化的线性反演方法,因此极易陷入局部极值,存在高度病态性和多解性,伴随着神经网络研究日趋深入,各种神经网络方法也被引入电法勘探非线性数据反演研究之中,并取得了良好的反演效果。通过对前人研究成果较为系统的梳理,总结了目前电法勘探反演中主流的人工神经

网络方法,阐述了人工智能对电法勘探非线性数据的反演技术特点,探讨了组合反演方法并分析其优势,最后针对4种主流神经网络方法进行优缺点的比较,获得以下几点认识:

(1)神经网络算法对于非线性复杂信息具有高效的处理能力,计算结果有较高的稳定性和准确性;BP神经网络作为目前最典型、最成熟的神经网络算法,在电法勘探反演中应用最为广泛;遗传算法具有广泛的适用性,可以解决大尺度、多参数问题;卷积神经网络可通过权值共享减少参数数量;粒子群算法概念简单,方便实现。每一种神经网络方法都具有其独有的特点,但同时也存在着一些不足之处,因此不同方法处理电法勘探数据的结果也存在差异。

(2)神经网络组合反演算法旨在充分利用它们各自的优点克服各自的局限性并增强求解效果,具有降低反演多解性、提高反演效率、摆脱样本依赖、全局寻优等特点,神经网络组合反演方法是今后一段时间电法勘探非线性反演的研究热点和难点。神经网络组合反演多为BP神经网络与其他全局寻优算法相结合,相互补充,可以一定程度上弥补BP神经网络在电法勘探数据反演问题上的不足,提高多参数反演的准确性与收敛性。

(3)人工神经网络在电法信号处理、反演成像等领域具有较好潜力以及应用前景,但存在样本需求量大,计算成本高,容易过拟合等诸多问题,有待于进一步研究改进。

(4)电法勘探种类较多,且数据量大,传统的线性反演方法存在局限性,神经网络技术应用于电法勘探反演已成为必然趋势,不同的神经网络方法在反演电法勘探数据时效果不同,因此对于人工神经网络方法的选择至关重要。

参考文献

- [1] 马富安,师虎峰,甘以津,等. 地球物理勘查技术的现状与发展趋势[J]. 中国高新科技,2022(9): 115-116.
- [2] 顾观文. 基于矢量有限元的带地形大地电磁三维正反演研究[D]. 长春:吉林大学,2020.
- [3] 李双成,郑度. 人工神经网络模型在地学研究中

的应用进展[J]. 地球科学进展,2003,18(1): 68-76.

- [4] 刘卫强,吕庆田,林品荣,等. 基于深度学习的分布式全波形激电勘探信噪识别与分离方法[C]//中国地球科学联合学术年会.2021年中国地球科学联合学术年会论文集(五)-专题十三无人机地球物理技术、专题十四地球物理人工智能和信息技术进展、专题十五智能物探. 北京:伯通电子出版社,2021,228-229.
- [5] 江沸波. 基于神经网络的混合非线性电阻率反演成像[D]. 长沙:中南大学,2014.
- [6] Singh U K,Tiwari R K,Singh S B,et al. Prediction of electrical resistivity structures using artificial neural networks[J]. Journal of Geological Society of India, 2006, 67(2): 234-242.
- [7] 王良玉,张明林,祝洪涛,等. 人工神经网络及其在地学中的应用综述[J]. 世界核地质科学, 2021, 38(1): 15-26.
- [8] 陈雯柏. 人工神经网络原理与实践[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2016.
- [9] 王家映. 地球物理资料非线性反演方法讲座(五)人工神经网络反演法[J]. 工程地球物理学报, 2008, 5(3): 255-265.
- [10] 宣翠仙. 基于BP算法的图像压缩编码[J]. 长春师范学院学报(自然科学版), 2005, 24(5): 22-24.
- [11] 陈嘉博. 机器学习算法研究及前景展望[J]. 信息通信,2017(6): 5-6.
- [12] 王丕光,崔智谋,赵娟. 基于BP神经网络算法的混凝土单层框架损伤识别[J]. 防灾科技学院学报, 2011, 13(2): 32-37.
- [13] 张小娟. 基于BP神经网络的电法勘探反演成像[D]. 湘潭:湖南科技大学,2016.
- [14] Conway D, Alexander B, King M, et al. Inverting magnetotelluric responses in a three-dimensional earth using fast forward approximations based on artificial neural networks[J]. Computers & Geosciences, 2019, 127: 44-52.
- [15] Spichak V, Popova I. Artificial neural network inversion of magnetotelluric data in terms of three-dimensional earth macroparameters[J]. Geophysical Journal International, 2000, 142(1): 15-26.
- [16] Neyamadpour A, Wan Abdullah W A T, Taib S, et al. 3D inversion of DC data using artificial neural networks[J]. Studia Geophysica et Geodaetica,

- 2010, 54(3): 465-485.
- [17] 王鹤,蒋欢,王亮,等. 大地电磁人工神经网络反演[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2015, 46(5): 1707-1714.
- [18] 张杰,张超漠,雷少佳,等. 基于 BP 神经网络实现普通电阻率和双侧向电阻率的转化[J]. 测井技术, 2016, 40(2): 171-174.
- [19] 贺文博. 基于人工神经网络的高密度电阻率法反演研究及其在冻土监测中的应用[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
- [20] 颜钟. 基于 BP 人工神经网络的高密度电法反演理论应用研究[D]. 武汉: 长江科学院, 2012.
- [21] 黄一配. 基于 BP 神经网络高密度电阻率法的反演研究[D]. 北京: 中国地质大学, 2021.
- [22] 李帝铨,王光杰,底青云,等. 基于遗传算法的 CSAMT 最小构造反演[J]. 地球物理学报, 2008, 51(4): 1234-1245.
- [23] Schwarzbach C, Börner R U, Spitzer K. Two-dimensional inversion of direct current resistivity data using a parallel, multi-objective genetic algorithm[J]. Geophysical Journal International, 2005, 162(3): 685-695.
- [24] 王光杰,王勇,李帝铨,等. 基于遗传算法 CSAMT 反演计算研究[J]. 地球物理学进展, 2006, 21(4): 1285-1289.
- [25] 秦善强. 瞬变电磁法的神经网络快速成像及其在接地网检测中的应用[D]. 重庆: 重庆大学, 2019.
- [26] Wang J L, Tan Y J. 2-D MT inversion using genetic algorithm[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2005, 12: 165-170.
- [27] Pérez-Flores M A, Schultz A. Application of 2-D inversion with genetic algorithms to magnetotelluric data from geothermal areas[J]. Earth Planets and Space, 2002, 54(5): 607-616.
- [28] Everett M E, Schultz A. Two-dimensional nonlinear magnetotelluric inversion using a genetic algorithm[J]. Journal of Geomagnetism and Geoelectricity, 1993, 45(9): 1013-1026.
- [29] 贾睿,杨国华,郑豪丰,等. 基于自适应权重的 CNN-LSTM & GRU 组合风电功率预测方法[J]. 中国电力, 2022, 55(5): 47-56, 110.
- [30] 汤宇婷. 基于深度学习的隧道电阻率/极化率联合反演梯度优化方法[D]. 济南: 山东大学, 2022.
- [31] 李军健. 基于卷积神经网络的直流电阻率法地电模型识别方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
- [32] 廖晓龙,张志厚,姚禹,等. 基于卷积神经网络的大地电磁反演[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2020, 51(9): 2546-2557.
- [33] 李赓,曹飞翔. 基于深度学习的二维航空大地电磁数据反演[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(4): 1272-1278.
- [34] Puzyrev V. Deep learning electromagnetic inversion with convolutional neural networks[J]. Geophysical Journal International, 2019, 218(2): 817-832.
- [35] 刘宇. 基于卷积神经网络的污染场地电阻率与极化率反演[D]. 上海: 上海应用技术大学, 2021.
- [36] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya: IEEE, 1995, 39-43.
- [37] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. Perth: IEEE, 1995: 1942-1948 vol.4.
- [38] Li C X, Zhang Q, Zhang L Y. Research on wireless sensor network coverage based on improved particle swarm optimization algorithm[C]//2017 International Conference on Computer Network, Electronic and Automation (ICCNEA). Xi'an: IEEE, 2017, 305-311.
- [39] Shi Y, Eberhart R C. Empirical study of particle swarm optimization[C]//Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation - CEC99. Washington D C: IEEE, 1999, 1945-1950.
- [40] 张维鑫. 基于并行电法的复电阻率非线性反演研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2020.
- [41] Chatterjee A, Siarry P. Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization[J]. Computers & Operations Research, 2006, 33(3): 859-871.
- [42] 易远元,王家映. 地球物理资料非线性反演方法讲座(十)粒子群反演方法[J]. 工程地球物理学报, 2009, 6(4): 385-389.
- [43] 陈紫静. 大地电磁测深的粒子群反演方法[D]. 桂林: 桂林理工大学, 2019.
- [44] 崔益安,纪铜鑫,李溪阳,等. 基于粒子群优化的多目标体中梯电阻率异常反演[J]. 地球物理学进展, 2013, 28(4): 2164-2170.

- [45] 陈风超. 电阻率法地质勘探反演方法研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2016.
- [46] 张凌云. 高密度电阻率勘探反演的非线性方法研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2011.
- [47] 赵涛, 于师建. 基于 GA-BP 神经网络算法的高密度电法非线性反演[J]. 煤田地质与勘探, 2017, 45(2): 147-151.
- [48] 高明亮, 于生宝, 郑建波, 等. 基于 IGA 算法的电阻率神经网络反演成像研究[J]. 地球物理学报, 2016, 59(11): 4372-4382.
- [49] 王鹤, 刘梦琳, 席振铎, 等. 基于遗传神经网络的大地电磁反演[J]. 地球物理学报, 2018, 61(4): 1563-1575.
- [50] 陈广. 基于神经网络的瞬变电磁快速成像方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2014.
- [51] Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed optimization by ant colonies[C]//Proceedings of ECAL 91-European Conference On Artificial Life. Paris: Elsevier Publishing, 1991, 134-142.
- [52] 张凌云, 刘鸿福. ABP 法在高密度电阻率法反演中的应用[J]. 地球物理学报, 2011, 54(1): 227-233.
- [53] Singh U K, Tiwari R K, Singh S B. Neural network modeling and prediction of resistivity structures using VES Schlumberger data over a geothermal area[J]. Computers & Geosciences, 2013, 52: 246-257.
- [54] 刘勇健, 杨雪强, 符纳, 等. 地震地质灾害综合评价的 PSO-BP 神经网络方法及应用[J]. 地震研究, 2012, 35(4): 571-577.
- [55] 戴前伟, 江沸波. 基于混沌振荡 PSO-BP 算法的电阻率层析成像非线性反演[J]. 中国有色金属学报, 2013, 23(10): 2897-2904.
- [56] 赵涛. 基于 NSGA-BP 神经网络算法的高密度电法非线性反演[D]. 青岛: 山东科技大学, 2017.
- [57] 廖晓龙. 基于深度学习的大地电磁智能反演算法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2021.
- [58] 程勃, 底青云. 基于遗传算法和统计学的电阻率测深二维反演研究[J]. 地球物理学进展, 2012, 27(2): 788-795.
- [59] 刘卫强. 基于机器学习的分布式全波形激电信噪分离与反演成像方法[D]. 北京: 中国地质科学院, 2020.

Review of the Application of Artificial Neural Networks in Inversion of Electrical Exploration Data

WANG Yingjie¹, GU Guanwen^{1,2}, LIN Xinglong¹, WANG Shunji¹, CAO Lai¹

(1. School of Earth Sciences, Institute of Disaster Prevention, Sanhe 065201, China;

2. Hebei Key Laboratory of Earthquake Dynamics, Sanhe 065201, China)

Abstract: Firstly, the basic principles of neural network algorithms are briefly introduced. Secondly, by systematically surveying the commonly used neural network methods for inversion in electric exploration, the application effects of the artificial neural network algorithm in interpreting electric exploration data are reviewed, and the strengths and weaknesses of main neural network methods are compared. Lastly, the advantages of nonlinear combination inversion methods are discussed and the anticipated development trends in nonlinear inversion of electric exploration data are displayed, which could serve as a reference for selecting different algorithms for inversion in electrical exploration. The results show that the Back Propagation (BP) neural network demonstrates high self-learning and self-adaptive abilities, the genetic algorithm can be easily combined with other algorithms, while the convolutional neural network enables weight sharing. Additionally, the particle swarm algorithm exhibits fast convergence speed. In sum, each method possesses its unique characteristics. The combinatorial inversion of different neural network techniques can leverage their respective advantages, enhance inversion effectiveness, and improve computational efficiency.

Key words: artificial neural network; electrical exploration; nonlinear; combinatorial inversion