

神经网络在电力系统无功优化中的应用

石培琪 孟嘉烨 吴燕聪 祖余滨 郝鹏阳

河北水利电力学院, 河北省沧州市, 061016;

摘要: 为了提高电力系统的稳定性和效率, 文章探讨了神经网络在电力系统无功优化中的应用。神经网络通过模拟生物神经元功能, 学习历史数据以调整权重和偏置, 从而预测最优无功功率配置。结果表明, 尽管网络结构设计和训练算法效率等方面存在挑战, 但通过优化数据处理、网络结构调整和算法改进, 神经网络能够显著提升电力系统的运行性能。

关键词: 电力系统; 无功优化; 神经网络

DOI:10. 69979/3029-2727. 24. 03. 025

引言

在现代电力系统管理中, 无功优化是关键环节, 直接影响系统的稳定性和效率。神经网络技术, 由于其出色的数据处理和模式识别能力, 为实现高效的无功优化提供了新的可能。文章研究成果将有助于提升电网的运行效率与自动化程度, 为实现电网智能管理提供重要的理论与技术支撑。

1 神经网络在电力系统无功优化中的应用方法

1.1 神经网络的基本原理

神经网络是一种广泛应用于电力系统无功优化的先进技术, 其基本原理源自生物神经元的功能模拟。神经网络主要由许多相互连接的节点(或称为神经元)组成, 这些节点在网络中层次分明地排列。每个神经元都可以接收输入信号, 经过加权和偏置调整后产生输出信号^[1]。这些输出信号可以作为其他神经元的输入, 整个网络通过这种方式进行信息的传递和处理。在电力系统无功优化的应用中, 神经网络通过学习和训练来识别系统的动态特性和操作规律。训练过程中, 网络通过大量历史数据来调整神经元之间的连接权重和偏置, 目标是 minimized 预测输出和实际输出之间的误差。经过充分训练后, 神经网络能够基于输入的系统状态自动预测最优的无功功率配置, 从而提高电力系统的运行效率和稳定性。神经网络在处理电力系统数据时具有很强的非线性映射能力和容错能力, 使其在复杂环境下仍能保持良好的性能。对于无功优化问题能够准确快速地处理和响应系统状态的变化, 实现实时优化。

1.2 神经网络在无功优化中的应用模型

在电力系统中, 神经网络在无功优化的应用模型主要是通过构建一个多层前馈网络来实现对系统无功功率的调控。该模型通常包括输入层、隐藏层和输出层。

输入层接收来自电力系统的多种参数, 如负荷需求、电压水平和线路负载情况等。隐藏层包含若干神经元, 用于处理输入数据的复杂关系和提取特征, 而输出层则负责生成最终的无功功率调整决策。在数学建模中, 我们可以表示这个神经网络模型为一个函数 $f(x_i; \theta)$, 其中 x 表示输入向量, θ 表示网络参数, 包括权重矩阵 W 和偏置向量 b 。每一层的输出 z 可以通过前一层的输出 a 计算得出, 具体公式为:

$$z^{(l+1)} = W^{(l)} a^{(l)} + b^{(l)}$$

其中 l 表示当前层。激活函数 g 用于引入非线性, 使得模型可以适应复杂的输入输出关系:

$$a^{(l+1)} = g(z^{(l+1)})$$

对于无功优化的具体应用, 输出层的激活函数通常选择线性函数或其他适合控制命令输出的函数。整个网络的训练通过反向传播算法进行, 该算法通过最小化预测输出与实际无功功率需求之间的差异(例如, 使用均方误差损失函数)来迭代更新权重和偏置:

$$L(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - f(x_i; \theta))^2$$

其中 y_i 是训练数据集中的实际无功功率需求, x_i 是对应的输入状态, N 是样本总数。通过这种方式, 神经网络模型能够基于实时数据预测电力系统在不同条件下的最优无功功率配置, 从而实现对系统稳定性和效率的有效提升。

1.3 神经网络在无功优化中的训练算法

在电力系统的无功优化应用中, 神经网络的训练算法是关键组成部分, 它确保了模型能够精确地预测和调控无功功率。最常用的训练方法是反向传播算法, 结合梯度下降方法来优化网络权重和偏置, 从而最小化输出误差。训练过程开始于前向传播, 其中输入数据通过网络层传递, 每一层的节点输出由下面的公式计算:

$$\begin{aligned} a^{(l+1)} &= g(z^{(l+1)}) \\ z^{(l+1)} &= W^{(l)} a^{(l)} + b^{(l)} \end{aligned}$$

其中, g 是激活函数, $W^{(l)}$ 和 $b^{(l)}$ 分别是第 l 层的权重和偏置, $a^{(l)}$ 是第 l 层的激活输出。

在模型的输出与真实目标值之间的误差计算完成后, 这个误差通过网络反向传播, 用于更新权重和偏置。误差的反向传播通过链式法则计算每层的误差梯度, 具体为:

$$\frac{\partial L}{\partial W^{(l)}} = \frac{\partial L}{\partial z^{(l+1)}} \cdot \frac{\partial z^{(l+1)}}{\partial W^{(l)}}$$

$$\frac{\partial L}{\partial b^{(l)}} = \frac{\partial L}{\partial z^{(l+1)}}$$

这里 L 是损失函数, 通常选用均方误差损失来衡量模型输出 $\hat{y}$ 与实际需求 y 之间的差异:

$$L = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2$$

梯度下降方法用于更新参数, 其更新规则为:

$$W^{(l)} = W^{(l)} - \eta \frac{\partial L}{\partial W^{(l)}}$$

$$b^{(l)} = b^{(l)} - \eta \frac{\partial L}{\partial b^{(l)}}$$

其中 η 是学习率, 一个小的正数, 决定了学习过程中参数更新的步长。通过迭代这一过程, 神经网络模型逐渐学习到如何根据电力系统的状态来调整无功输出, 以达到优化系统性能和稳定性的目的。训练过程中的每次参数更新都是基于实际数据, 这保证了模型在实际操作中的适应性和准确性。

2 神经网络在电力系统无功优化中的应用存在的问题

2.1 数据质量不足

神经网络作为一种高效的数据驱动模型, 虽具有显著优势, 但在应用过程中常常面临数据质量不足的问题, 这一问题对模型的性能产生了深远的影响。首先, 数据不足意味着训练神经网络的样本量有限, 这会导致模型无法充分学习电力系统的复杂动态, 从而影响预测的准确性和泛化能力。在电力系统中, 无功优化需要基于精确的系统状态预测来进行, 如果输入数据无法全面反映系统状态或数据点过于稀疏, 神经网络无法形成有效的决策支持。数据的不准确或含有错误也是电力系统中常见的问题, 这些数据错误源自传感器故障、数据传输错误或处理过程中的失误。不精确的数据会误导模型训练过程, 导致学习到的权重和偏置不能真实地反映系统的运行规律, 进而影响无功优化的结果^[2]。例如, 如果神经网络基于错误数据预测了不适当的无功功率调整方案, 会加剧系统的不稳定性, 甚至引发更大的安全风险。

数据更新频率低或延迟也是一个重要问题。电力系统的运行环境瞬息万变, 仅凭过时的数据训练出的模型难以适应快速变化的环境。

2.2 网络结构设计不合理

不适当的神经元数目会使模型性能下降, 但如果神经元数目太少, 则不能很好地反映系统的复杂度, 因此不能对无功功率优化进行精确的预测。但是, 过量的神经元会造成模型的过拟合, 使其在训练集中效果好而在现实中效果差。另外, 隐含层的个数对模型的表现也有重要的影响。由于隐藏层的存在, 会导致模型难以对复杂的数据进行有效的学习与表示, 而过多的隐藏层又会导致模型的训练困难、计算开销大、在训练中易陷入局部极值。网络结构的设计不仅需要考虑层数和神经元数量, 还需关注激活函数的选择。不恰当的激活函数会影响神经网络的学习能力和收敛速度。例如, 如果选用了不适合处理特定类型数据的激活函数, 如在输出层错误地使用了 Sigmoid 函数处理非二分类任务, 将会导致网络输出的非线性不足, 从而无法有效地执行无功优化任务。参数初始化方法也是网络结构设计中的关键考虑因素之一。当初始值选择不当时, 在训练过程中会出现梯度消失或者爆炸现象, 从而降低了网络的学习效率, 降低了网络的整体性能^[3]。比如, 权值的初值设置太大或者太小, 都会造成正向传输时的信号衰减或者放大, 从而使网络很难从训练样本中获得有用的信息。

2.3 训练算法效率低下

神经网络的训练算法效率存在显著不足, 这直接影响了模型的实用性和响应速度。标准的反向传播算法虽然在理论上有效, 但在处理大规模数据时, 其计算成本高昂。每次迭代更新权重和偏置时, 都需要对整个训练集进行计算, 这在电力系统的大数据环境下显得尤为耗时, 导致训练过程缓慢。算法在处理非线性和高维数据时的收敛速度也往往不尽人意。神经网络要经过几次迭代才能逼近最优, 但在每一次迭代过程中, 都会因数据的复杂度而陷入局部极值。梯度下降方法在更新参数时容易受到学习率选择的影响, 不合适学习率设置会导致训练过程中出现震荡或者过慢的收敛, 影响模型的训练效率。比如, 学习速率太高, 会使模型在最优解附近震荡, 不能达到稳定; 如果学习速率太小, 就会导致算法的收敛速度变得太慢, 从而导致网络的运行时间变长。电力系统的动态性对模型提出了更高的要求, 而传统的学习方法通常不具备这样的能力^[4]。当系统运行状态改变时, 必须对其进行重构, 这既耗费了大量的计算资源, 又降低了系统的实时性。

3 神经网络在电力系统无功优化中的应用优化策略

3.1 提高数据质量的措施

为提高神经网络在电力系统无功优化中的应用效

果,采取措施提高数据质量是关键步骤。加强数据采集的全面性是基础,应通过增设监测点和使用高精度传感器来确保收集到的数据全面且精确,覆盖电力系统各个关键部分。这不仅提高数据的代表性,还确保了模型可以学习到系统的真实运行状态。实施严格的数据预处理流程以提高数据的可用性和一致性。包括数据清洗,去除异常值和填补缺失值,这些步骤能够减少噪声对模型训练的干扰,增强神经网络的学习效率和预测精度。预处理也包括数据的标准化或归一化处理,这有助于避免某些特征在模型训练过程中的过度影响。

应用实时数据更新和动态调整机制也是提升数据质量的有效方式。通过建立数据反馈循环,可以根据最新操作和环境变化实时更新训练数据集。这种动态更新确保模型能够适应系统状态的实时变化,提升模型在实际应用中的准确性和稳定性。加强数据的多样性和复杂性也是不可忽视的,通过引入来自不同季节、不同负荷条件下的数据,模型能更全面地学习和适应各种情况,提高其泛化能力。此外,对于复杂数据,采用高级的数据分析技术,如特征工程,可以提取更有效的信息,供神经网络学习,从而增强模型的预测能力^[5]。

3.2 优化网络结构的方法

优化神经网络结构是提高电力系统无功优化效率和准确性的重要策略。选择适合的网络结构对提高模型性能至关重要。可以通过实验比较不同的网络架构(如全连接网络、卷积神经网络、循环神经网络等),找到最适合电力系统数据特性的模型。例如,考虑到电力系统数据的时序性质,循环神经网络更适合处理这类数据。调整网络的深度和宽度也是优化网络结构的关键。增加网络的深度可以帮助模型学习更复杂的特征,但同时也需要注意避免过拟合。适当的正则化技术,如L1和L2正则化,或者使用Dropout技术,可以有效减少过拟合的风险。同时,调整每层神经元的数量也是优化的一部分,需要根据具体问题和数据量来定。

优化网络训练的初始化方法也显著影响模型的表现。合理的参数初始化可以加快训练速度,提高模型的收敛性。例如,使用He初始化或Glorot初始化方法,根据不同激活函数的特点来选择最合适的初始化策略,在训练开始时给模型一个好的起点。引入高级优化算法如Adam或RMSprop替代传统的SGD(随机梯度下降),可以更有效地进行网络参数的更新。该方法通过调节学习速率的自适应机制,实现了对各阶段各参数重要性的动态调节,从而有效地解决了因学习速率选取不合理而导致的问题。

3.3 改进训练算法的途径

改进神经网络的训练算法是提升电力系统无功优

化效果的关键途径。引入更高效的优化算法是基本的改进策略。例如,使用Adam或RMSprop等自适应学习率的优化算法根据每个参数的重要性自动调整学习步长,这样的算法不仅加快了模型的收敛速度,还提高了训练过程的稳定性。实施批量训练技术也是提高训练效率的有效方法。通过在训练过程中使用小批量数据进行梯度更新,减少内存的使用量,同时还可以利用现代计算框架对小批量数据进行并行处理,显著提高训练速度。在训练过程中,采用提前终止的方法,可以有效地解决在训练过程中出现的过度拟契约问题。在检验集中性能不断提高而检验集中性能下降的情况下,提前终止方法可以在保证系统推广性能的前提下,在节约资源的前提下,有效地保留了模型的推广能力。进一步,应用迁移学习策略,通过在一个相关的任务上预训练神经网络,然后将网络的部分知识迁移到电力系统无功优化任务上,在保证预测准确性的前提下,有效地减小了训练所需要的数据,降低了训练时间。针对电网数据的特点,对其进行自适应调整是十分重要的。在此基础上,通过增加规则项、修正损耗函数的权值等方法,使其能更好地反应电网的实际运行状况。

结论

神经网络在电力系统无功优化中展现出显著的潜力,能有效提高系统运行效率与稳定性。尽管存在数据质量、网络结构设计、及训练算法效率的挑战,通过持续优化数据处理方法、结构调整及算法改进,未来研究可进一步提升模型的准确性和泛化能力,为智能电网技术的发展提供强有力的支持。

参考文献

- [1] 李付强,张文朝,潘艳,等基于改进深度确定性策略梯度算法的电压无功优化策略[J]. 智慧电力,2024,52(05):1-7+30.
 - [2] 严文博,黄云辉,熊斌宇,等基于神经网络的船舶综合电力系统负荷组合预测研究[J]. 舰船科学技术,2024,46(07):112-120.
 - [3] 吴凡,叶望芬,汪然,等配网无功补偿方法在新型电力系统中的应用研究[J]. 电气技术与经济,2024,(01):65-69.
 - [4] 刘思宁. 电力系统无功补偿技术的应用[J]. 集成电路应用,2023,40(09):100-101.
 - [5] 孔玲玲,张世文,邹成明. 无功功率补偿在电力系统中的应用研究[J]. 云南民族大学学报(自然科学版),2023,32(03):366-370.
- 作者简介:石培琪(2003.12.17-)男,汉,河北省沙河市,本科,研究方向:电力工程及其自动化