doi:10.3969/j.issn.1001-4616.2025.03.015

粒子群优化小波神经网络的功率预测研究

柴　赟[1],刘志仁[2],曹卫青[3],杨勤胜[3],陈公海[3]

(1.国网江苏省电力有限公司,江苏 南京 210000)
(2.国网江苏省电力有限公司无锡供电分公司,江苏 无锡 214000)
(3.江苏方天电力技术有限公司,江苏 南京 210000)

[**摘要**]　电力系统的复杂化及可再生能源的集成增加,对电力系统运行中的功率预测技术提出了更高的要求. 准确的功率预测对于电力系统的稳定运行、优化发电计划以及减少运营成本非常关键. 为应对这一挑战,本文设计了一种将改进后的小波神经网络(WNN)与粒子群优化(PSO)算法相结合的混合模型,有效提升了功率预测的精度与效率. 小波神经网络的优势在于其能够处理非线性和非平稳时间序列数据,而粒子群优化则通过其全局搜索能力优化网络参数,从而避免局部最优问题,加速训练过程,改进的 Gaussian 小波函数增强了模型的多尺度能力. 实验结果表明,相比于小波神经网络预测模型,改进后的 PSO-WNN 模型在预测精度和收敛速度方面均有显著的提升.

[**关键词**]　粒子群优化,小波神经网络,功率预测
[**中图分类号**]TM614　[**文献标志码**]A　[**文章编号**]1001-4616(2025)03-0129-10

Research on Power Prediction Using Particle Swarm Optimized Wavelet Neural Network

Chai Yun[1],Liu Zhiren[2],Cao Weiqing[3],Yang Qinsheng[3],Chen Gonghai[3]

(1.State Grid Jiangsu Electric Power Co.,Ltd.,Nanjing 210000,China)
(2.Wuxi Power Supply Branch,State Grid Jiangsu Electric Power Co.,Ltd.,Wuxi 214000,China)
(3.Jiangsu Fangtian Power Technology Co.,Ltd.,Nanjing 210000,China)

Abstract:As the complexity of power systems and the integration of renewable energy sources increase,higher requirements are placed on power prediction techniques in power system operation. Accurate power prediction is critical for stable power system operation,optimization of power generation schedules,and reduction of operating costs. To address this issue,this paper proposes a hybrid model combining improved Wavelet Neural Network(WNN)and Particle Swarm Optimization(PSO)algorithm to improve the accuracy and efficiency of power prediction. The advantage of wavelet neural network is its ability to handle nonlinear and non-stationary time series data,while particle swarm optimization optimizes the network parameters through its global search capability,thus avoiding the local optimum problem and accelerating the training process,and the improved Gaussian wavelet function,which enhances the model's multi-scale capability. The experimental results show that compared with the wavelet neural network prediction model,this improved PSO-WNN model has a significant performance improvement in terms of prediction accuracy and convergence speed.

Key words:particle swarm optimization,Wavelet Neural Network,power prediction

随着工业化进程的加速,传统的化石能源,如石油和天然气,已经被过度开采和使用. 这种无节制的开采行为导致了能源短缺,进而对人类社会的持续发展构成了严重威胁[1]. 在这样的背景下,新能源发电技术由于其清洁、高效和安全性,已经引起了广泛关注. 光电及风能电站的建造规模也大幅增加. 然而,新能源发电的输出受到环境因素的影响显著,其间歇性、不稳定性以及波动性给系统的调试和电网规划带来了挑战[2]. 因此需要尽可能提高功率预测精准度.

收稿日期:2024-08-28.
基金项目:国网江苏省电力有限公司科技项目(J2023116).
通讯作者:刘志仁,硕士,正高级工程师,研究方向:电力系统分析及电力二次技术,E-mail:liuzhiren30@qq.com

目前,对电力系统进行功率预测的研究大致可以归纳为两大类:第一类是传统的预测方法,如时间序列分析[3]、回归分析[4]和趋势外推[5]等,主要依赖历史数据和经验,该方法在处理具有较大变化的电力系统时,其适用性较差,而且很难综合考虑各种影响因素. 第二类是现代的分析方法,涵盖了系统动力学理念预测法[6]、模糊预测法[7-8]、专家系统预测法、神经网络预测法[9]和灰色预测法[10]等. 尤其是神经网络预测方法[11],由于具备出色的自适应性、并行处理性能及容错性,近年来在解决高度非线性和不确定性问题中被广泛采用.

尽管如此,神经网络预测法也存在一些缺陷,文献[12]采用小波神经网络进行新能源发电功率预测,相对于传统预测方式,小波分析是一种具有多尺度分解能力的非线性、非平稳信号,具有较强的识别能力,可以有效地解决非线性、非平稳信号等问题. 然而,小波在学习过程中容易出现局部极值现象,特别是在面对复杂数据时,收敛速度较慢[13],很容易陷入局部极值[14-15],难以获得较好的整体解,从而制约了对模型的进一步改进. 文献[16]除利用小波分解提取特征信号以外,还引入了自适应算法进行寻优,进一步提高了预测精度. 但是其局部搜索能力较弱,比较依赖后期的交叉和变异调整.

因此,考虑到快速收敛和多尺度能力等问题,本文通过对 Gaussian 小波函数进行改进,增强其多尺度分析能力,并将改进后的小波函数与神经网络紧密结合,采用 PSO 和神经网络相结合的方法,对神经网络进行了优化,从而提高了网络的收敛速度和功率预测精度.

1　小波神经网络基础

1.1　小波基函数理论

小波基函数(Mother Wavelet)是一个具有特殊性质的函数,与傅里叶变换中只采用单一的基函数不同,该函数经过比例变换和位移变换,能得到一组小波函数. 小波分析所采用的函数有多种形式,只要满足小波的定义准则,就能被认为是小波[16]. 常见的小波基函数包括:

1.1.1　Haar 小波

Haar 小波[17]是一类结构简单、具有矩形脉冲形式的小波基函数,常用于检测信号中的突变. 在其基本定义的基础上,衍生出一种在半开区间[0,1]上的分段常值函数集合,其在某些子区间内取值为 1 或-1,其余区间则为 0. 该类函数的典型表达形式如下所示:

$$\varphi(t)=\begin{cases}1, & 0\leqslant t\leqslant\dfrac{1}{2}\\ -1, & \dfrac{1}{2}\leqslant t\leqslant 1\\ 0, & \text{others}\end{cases}. \tag{1}$$

1.1.2　Mexican Hat 小波

Mexican Hat 小波,也被称为 Ricker 波或拉普拉斯高斯波,因其形状类似于墨西哥的传统帽子而得名. 可以使用二阶微分的 Gauss 函数表示 Mexican Hat 小波. 将高斯函数设置为:

$$g(x)=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\mathrm{e}^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}. \tag{2}$$

Mexican Hat 的小波函数可写作:

$$\psi(x)=\frac{\mathrm{d}^2}{\mathrm{d}x^2}g(x)=\left(\frac{x^2}{\sigma^2}-1\right)\cdot\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\mathrm{e}^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}, \tag{3}$$

式中,σ 是小波的尺度参量,它决定了小波的幅频特征. 通过改变尺度参数,Mexican Hat 小波可以适应不同尺度的特征检测.

1.1.3　Daubecies 小波

在 20 世纪 90 年代,Saleh 等[18]在小波变换理论方面取得了卓越成就. 她们致力于研究尺度为 2 的整数幂小波变换. 尤其是在构造具有紧支撑的正交小波基方面,构建了著名的 Daubechies 小波(dbN),可以精确地捕捉信号的瞬态变化. Daubechies 小波是一组小波的正交基,它能使每一尺度上的系数保持相对独立. 而正交性不仅简化了计算流程,还提升了信号表达的效率.

1.1.4　Gaussian 小波函数

Gaussian 小波是小波的一种特殊类型,已被广泛地应用于信号和图像处理中. 小波分析是一种新的图像处理技术,它是在高斯函数基础上实现的:

$$\psi(x)=\frac{1}{\sqrt{s}}\exp\left(-\frac{t^2}{2s^2}\right), \tag{4}$$

式中,s 为尺度参数,小波函数的扩展程度就由它来确定.

1.2　改进小波基函数

由于 Gaussian 函数具有简单性、数据平滑能力、自适应性和处理高维数据的能力,尤其是在需要捕捉长期趋势和适应数据变化的场景中更具备优势,所以本文选用 Gaussian 小波函数的一阶偏导作为神经网络的激活函数,并对 Gaussian 函数进行改进.

Gaussian 函数的表达式:

$$y(x)=\mathrm{e}^{-\frac{x^2}{2}}. \tag{5}$$

Gaussian 函数的一阶偏导表达式:

$$y(x)=x\mathrm{e}^{-\frac{x^2}{2}}. \tag{6}$$

通过对 Gaussian 基函数进行改进,可以增强其多尺度分析的能力. 且改进后的 Gaussian 基函数引入了尺度参数,使得基函数能够在不同的尺度上对信号进行分析.

在多尺度分析过程中,首先根据所需的尺度数量生成一组尺度值,对每个尺度构建一个高斯核函数,并将其与信号进行卷积操作,得到不同尺度下的系数,从而捕捉到信号在不同尺度上的特征. 再通过将所有尺度上的系数进行加权求和,得到多尺度重构的信号,即对原始信号进行了多尺度分析.

首先假设有多个不同尺度的 Gaussian 基函数,分别为:

$$g_i(x)=\exp\left(-\frac{(x-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right), \tag{7}$$

式中,μ_i 是第 i 个基函数的均值,σ_i 是对应的标准差.

对于输入的时序数据 x,通过将其与多个 Gaussian 基函数进行组合,可以得到多尺度的特征表示:

$$y(x)=[g_1(x),g_2(x),\cdots,g_n(x)], \tag{8}$$

式中,$y(x)$ 是输入数据 x 在多尺度 Gaussian 基函数下的特征表示.

1.3　神经网络概述

在神经网络研究中,BP 网络是一种常用的神经网络模型,是深度学习的基本模型. 该网络结构包括一个输入层、一个或几个隐藏层和一个输出层. BP 神经网络利用反向传播算法(Backpropagation)进行训练,以优化网络中的权重和偏置,从而使网络能够识别输入数据中的模式和特征.

神经网络一般由下列部分组成:

神经元(Nodes):一种模仿生物神经元功能的神经网络的核心单元. 各神经元接受输入的信号,对其进行处理,并将其输出.

层(Layers):神经网络结构分为上述三层. 在此基础上,本文提出了一种基于神经网络的模型,该模型是一种基于神经网络的神经网络模型. 输入层用于接收原始数据,隐藏层进行复杂的计算,提取数据特征,输出层产生最终的预测或分类结果.

权重(Weights):用来调整输入讯号影响的神经元间连结的强度.

偏置(Bias):允许模型在没有输入的情况下也能产生输出,类似于线性方程中的截距.

激活函数(Activation Functions):对神经元的激活进行判定,并将其转化为输出. 常见的激活函数包括 sigmoid、tanh、ReLU(Rectified Linear Unit)等.

1.4　小波神经网络的结构与原理

小波神经网络(Wavelet Neural Network,WNN)是一种把小波分析与神经网络有机地结合在一起,进行多尺度分析的方法,适用于捕捉数据输入中的短时变化和长时趋势,有助于提高预测精度. 这种融合不仅保留了神经网络在非线性映射上的强大能力,能够灵活地逼近复杂函数,还充分发挥了小波分析在信号处

理中同时获取时间和频率信息的独特优势. 图 1 给出了小波神经网络的结构图.

一方面,小波神经网络能够通过其内在的小波基函数,有效地从信号中提取出多层次的特征,尤其是在处理非平稳信号时,其多分辨率分析能力能够精准地捕捉到信号的瞬态和局部变化;另一方面,神经网络的非线性学习机制使得小波神经网络能够自动调整其参数,以适应不同类型的输入数据,实现更高效的数据拟合和预测. 双重优势使得小波神经网络在诸如信号与图像处理、故障诊断、模式识别、数据压缩、预测建模等多个领域展现出卓越的性能,尤其是在处理那些同时包含低频趋势和高频细节的复杂信号时,小波神经网络的优越性更为明显.

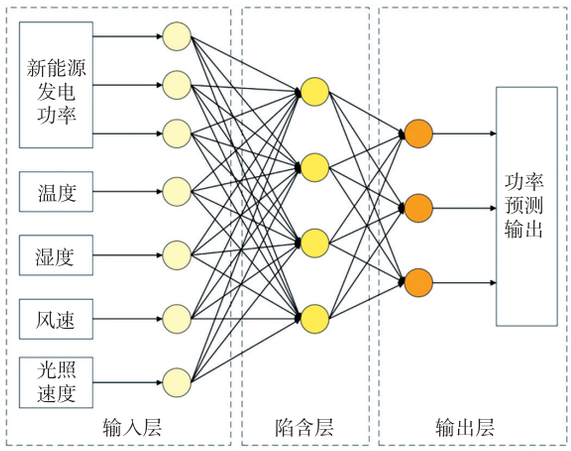


图 1　小波神经网络的结构示意图

Fig. 1　The topology of Wavelet Neural Network

预先确定输入级和输出级的结点数目. 本文提出了一种基于网络拓扑结构的网络模型,该模型采用了一种新的网络结构. 隐藏层中的结点数目以以下方式计算:

$$n=\sqrt{a+b}+m, \tag{9}$$

式中,n 代表隐含层的节点数,a 代表 WNN 的输入节点数,b 代表 WNN 的输出节点数,其中 m 取值范围为 $[1,10]$. 该模型以风功率、风速、空气温度、湿度、温度等参数作为输入层的结点个数为 5,并以 1 个结点作为输出. 模拟实验显示,当隐含层结点数目为 8 时,其性能最好.

2　粒子群优化算法

2.1　粒子群优化算法原理

粒子群优化(Partical Swarm Optimization,PSO)算法是一种启发式的全局优化技术,模拟了社会心理行为,尤其是群体动物如鸟类和鱼类的觅食行为. 粒子具有自身的运动速率和自身的位置,并通过个体与群体的学习,使其在搜索空间内不断地运动,从而达到优化的目的. 此外,利用粒子群算法得到的全局最优解具有较高的概率,更符合新能源功率预测的高度复杂性、随机性和不确定性. 传统小波神经网络一般采用梯度下降法对模型参数进行优化,存在着结构简单、收敛速度慢等缺点,不仅难以达到新能源功率预测所需的高精度,而且容易陷入局部最小值.

2.2　粒子群优化算法的数学模型

首先,对粒子群体进行随机搜索,并对其进行求解. 对每一个粒子,通过计算其当前所在位置的适应值,来更新其最优位置. 其次,针对每一个粒子,基于最优的个体定位和种群的最优定位,对粒子的运动轨迹进行更新. 反复几次,直至终止条件满足为止(如:迭代数最大或适应值不变).

PSO 算法的更新公式如下:

速度更新公式:

$$v_i^{t+1}=w\cdot v_i^l+c1\cdot\mathrm{rand}(\,)\cdot(pbest_i-x_i^t)+c2\cdot\mathrm{rand}(\,)\cdot(gbest-x_i^t). \tag{10}$$

位置更新公式:

$$x_i^{t+1}=x_i^t+v_i^{t+1}, \tag{11}$$

式中,x_i^{t+1} 表示第 i 个粒子在第 t 次迭代的位置,v_i^t 表示第 i 个粒子在第 t 次迭代的速度,$pbest$ 表示第 i 个粒子的个体最优位置,$gbest$ 表示群体最优位置,w 是惯性权重,$c1$ 和 $c2$ 分别是个体和社会学习因子,rand( ) 是 0 到 1 之间的随机数.

粒子群算法通过不断地调节粒子的位置与速率,可以有效地寻找到最优解. 将粒子群算法寻找到的最优解赋值给小波神经网络,将归一化处理好的历史数据输入到小波神经网络中,该算法利用小波网络迭代算法来训练. 然后,将小波神经网络应用于实际数据的训练中,以获得预测效果.

3　粒子群优化小波神经网络的功率预测模型

3.1　模型构建

3.1.1　模型构建流程

在上述基础上,将粒子群算法(PSO)和小波神经网络(WNN)联合起来,建立 PSO-WNN 模型,以提高电力系统功耗预测的准确性. 两者结合理论依据主要为:小波神经网络的连接权值、权重等参数直接影响着模型的性能,但传统的基于梯度下降的优化算法易陷入局部极值或收敛速度过慢. 粒子群算法利用全局寻优的思想,对 WNN 的参数进行优化,使得神经网络能够寻找到更优的权值和偏置配置,进而提升模型的学习精度与推广性能. 同时,利用粒子群算法对加权参数进行优化,可以提高网络的收敛速度,同时也可以解决传统 BP 网络在梯度更新方面的缺陷,使其对复杂非线性时序数据具有更强的适应性.

该模型的主要构建流程如图 2 所示.

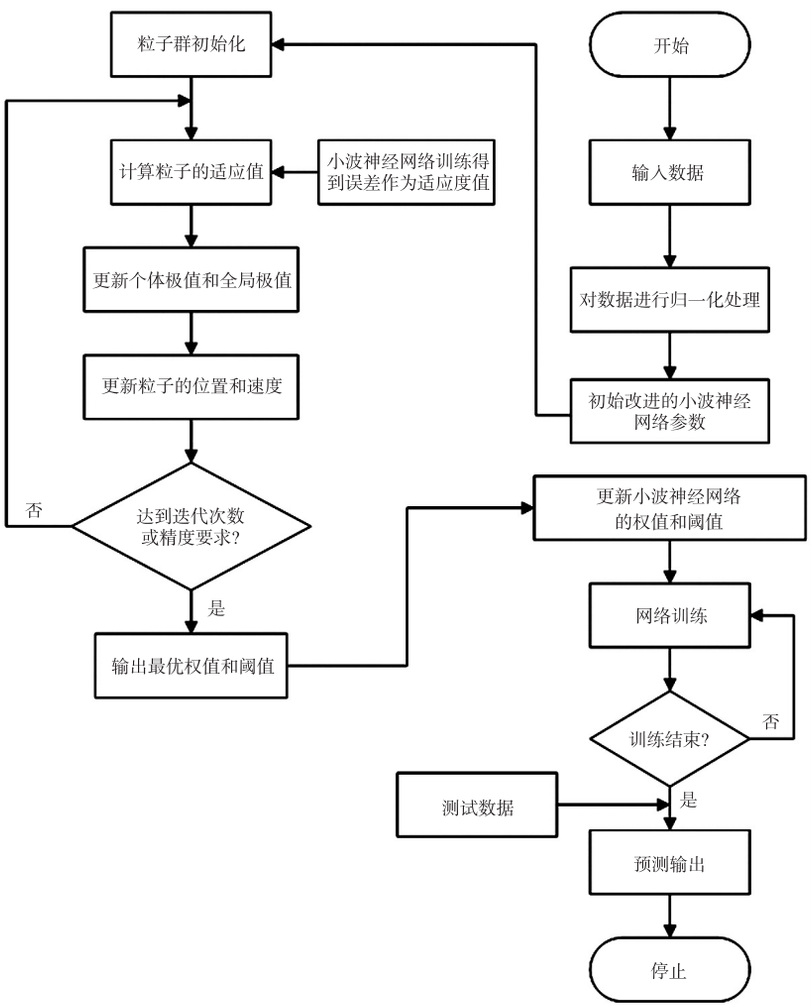


图 2　模型构建流程图

Fig. 2　Model building flowchart

主要流程大致为:

(1)获取高频气象信息,对其进行分类及数据处理;

(2)获取新能源发电的历史数据,其中包括光伏发电和风力发电,对数据进行归一化处理,并赋给发电量历史数据与各个气象因素合适的权重;

(3)构建小波神经网络,根据输入的气象信息种类,确定输入、隐藏和输出节点的数量,然后,对小波神经网络中的小波基函数进行了改进,选取一阶导数修改后的高斯类小波作为神经网络的激发函数,对其进行训练.

(4)利用 PSO 对小波网络的权值进行了优化,解决了传统的梯度下降方法存在的问题.

(5)将粒子群算法寻找的最优权值和阈值赋给小波神经网络,使用处理好的发电量数据和气象信息对小波神经网络进行训练;

(6)将测试数据集输入到训练完成的小波神经网络预测模型中,生成预测结果.

(7)评估误差.

3.1.2 数据预处理

在训练前,必须先对训练样本进行预处理,以提高训练的效率和预测的准确度. 具体的过程大致可以分成以下步骤:

(1)标准化:通过对样本的标准化,消除样本的维度差异,从而克服由于样品的数量级差异而导致的训练难度. 具体运用的归一化方法是最小-最大归一化,其公式为:

$$X'=\frac{X-X_{\min}}{X_{\max}-X_{\min}}(b-a)+a, \tag{12}$$

式中,X'为归一化后的值,X 为原始值,$X_{\min}$和 $X_{\max}$分别为特征的最小值和最大值. 通常在训练集上计算得出. a 和 b 是归一化后数据的范围,其中 $a=0$ 且 $b=1$,表示将数据归一化到[0,1]范围内.

原始数据通过减去最小值 $X_{\min}$和除以 $X_{\max}-X_{\min}$来确保其分布在 0 和 1 之间. 这一步消除了不同特征之间由于量纲不同带来的不公平影响,使它们都在统一尺度下进行比较.

(2)缺失值处理:为了保证资料的完整与连续,使用插值或其它合适的方式对遗漏的数据进行填充. 在此基础上,本文提出了一种基于平均插值法的缺失值处理方法.

$$x_i=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}x_i, \tag{13}$$

式中,x_i 是缺失值的插值,N 是数据集中非缺失值的数量,是已有数据. 对于整个数据集,使用平均插值法来填补所有缺失值,缺失值所占比例是数据插值中较为重要的一个参数,一般用于数据分布较为均匀且缺失值不多的情况. 如果缺失值比例较高(例如超过 30%),可能需要更复杂的插值方法或移除该列.

(3)数据分段:将数据划分为三类,即训练样本、验证样本、测试样本. 最后,利用已有的训练集合对模型进行训练,并对其进行检验.

假定一个数据集由 N 个抽样组成,样本可以分为训练集、验证集和测试集,各自的比例为 r_{train}、r_{val}和 r_{test},通常满足 $r_{\text{train}}+r_{\text{val}}+r_{\text{test}}=1$. 本文中使用的数据量较大,因此将比例设置为 8∶1∶1,即 $r_{\text{train}}=0.8$,$r_{\text{val}}=0.1$,$r_{\text{test}}=0.1$.

训练集:

$$N_{\text{train}}=r_{\text{train}}\cdot N, \tag{14}$$

式中,N_{train}为训练集的样本数量.

验证集:

$$N_{\text{val}}=r_{\text{val}}\cdot N, \tag{15}$$

式中,N_{val}为验证集的样本数量.

测试集:

$$N_{\text{test}}=r_{\text{test}}\cdot N, \tag{16}$$

式中,N_{test}为测试集的样本数量.

确保训练集、验证集、测试集之间不存在交叉. 当一个样本同时存在于训练集和测试集中时,将会造成数据泄露,从而使模型在测试集上的性能过高而在现实中的性能下降.

在此基础上,设计了一套有效的方法,并对其进行了优化. 当模型的性能较差时,要保证集合能反应实际数据的分布情况,并避免对训练集中的超级参数进行过分的调整. 通过对数据集合进行合理分割,调节参数设定,保证模型对不同类型数据具有较强的泛化能力,进而提高模型的真实性能.

3.1.3 小波神经网络

小波神经网络综合了小波分析与神经网络的优势,能更好地体现数据的多尺度特征,在实际应用中具有重要意义. 它的主要步骤是:

(1)小波分析:选择合适的小波基函数(如多贝 echies 小波),对原始数据进行多尺度分解,并在此基础上进行多尺度特征提取. 小波分析对信号进行了分解,使其具有较强的细节特征.

(2)神经网络结构:构造网络结构,包括输入层、小波变换层、隐藏层和输出层. 输入层接收预处理后的数据,小波变换层对数据进行多尺度分析,隐藏层进行特征提取和学习,输出层生成最终的预测结果.

神经网络的学习由前向传播、误差计算、后向传递等环节组成. 在此基础上,通过对神经网络权值的持续优化,减小了训练过程中输出数据与实际数据的偏差.

3.2　参数优化策略

本研究拟采用粒子群算法对 WNN 的参数进行优化. PSO 作为一种群体智能驱动的算法,特别适合处理复杂的非线性优化问题.

3.2.1　粒子群初始化

首先,初始化粒子群. 每个粒子对应 WNN 模型的一组参数(包含权重和阈值). 初始化时,粒子的位置表示参数的初值,速度反映参数的变化率. 通常,这些位置和速度在预设范围内随机生成.

3.2.2　适应度函数

为了评价每一个粒子的优点,设置一个适应值函数,一般采用均方误差(mean mean error,MSE)作为适应值函数,其定义如下:

$$\mathrm{MSE}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\hat{y}_i-y_i)^2, \tag{17}$$

式中,$\hat{y}_i$ 代表模型预测值,y_i 代表实际值,MSE 为样本数量. MSE 值愈低,说明该模式具有较好的预测效能.

3.2.3　更新粒子位置和速度

在每一步的迭代中,根据遗传算法的评估结果来调整粒子的位置与速度. 前节已详细介绍更新公式和原理.

3.2.4　迭代终止条件

设定循环结束的条件,比如最大的迭代数目,或者是适合函数的收敛到特定的临界值. 当满足终止条件时,迭代结束,输出最佳粒子作为 WNN 模型的最终参数. 通常的结束情况是:到达一个预先确定的最大迭代数,或者在多次迭代中,适应值没有改变到设置的临界值.

3.2.5　模型构建实现过程

(1)在前向传播过程中,WNN 通过小波函数将输入数据进行变换. 假设输入数据为 $X=[x_1,x_2,\cdots,x_n]$,网络的输出 Y 可以表示为:

$$Y=\sum_{i=1}^{n}w_i\cdot\psi(x_i)+b, \tag{18}$$

式中,w_i 为权重,$\psi(x_i)$ 为小波变换后的激活函数,b 为偏置项. 小波神经网络的激活函数通常使用小波基函数,例如 Gaussian 小波函数:

$$\psi(x_i)=\exp\left(-\frac{x_i^2}{2\sigma^2}\right)\cos(2\pi x_i). \tag{19}$$

通过这样的处理,输入数据被映射到小波空间,能够更好地捕捉数据的非线性和多尺度特征.

(2)计算模型的输出与真实值 $Y_{\mathrm{true},i}$ 之间的误差 E,E 将作为 PSO 优化过程中的目标函数.

(3)PSO 算法用于优化 WNN 的权重 w_i 和偏置 b,假设当前有 m 个粒子,每个粒子代表一组权重和偏置. 粒子的运动遵循式(10)和式(11),通过多次迭代更新,粒子的位置(即神经网络的权重和偏置)逐渐逼近最优解.

在每一次前向传播计算输出和误差后,PSO 算法会根据误差反馈优化粒子群中的权重和偏置. 通过多次迭代,PSO 最终找到使得误差最小的最优参数组合,从而提升小波神经网络的预测性能. 这种基于 PSO-WNN 的组合模型利用了 PSO 全局优化能力和小波神经网络的非线性处理能力,通过上述公步骤描述,能够更形象地展现两者结合在实际应用中的有效性和实现细节.

3.3 模型训练与验证

运用前节 PSO 原理,PSO 算法将粒子的当前位置作为神经网络的权值集合. 粒子群算法经过几次迭代,搜索出最小的权值集合,从而使神经网络在训练集中的错误率最小. 利用 PSO 优化的初值,采用梯度下降等方法,使神经网络更易达到或趋近于全局最优,提高了训练效率. 在确定了最佳的参数之后,就可以进行 PSO-WNN 的训练和检验.

3.3.1 训练过程

PSO-WNN 是用训练样本来训练的,其方法是:

参数初始化:采用 PSO 算法得到的最佳参数初始化神经网络.

前向传播:将训练好的数据导入一个模型,并对其进行正向操作,获得最后的输出结果.

误差计算:通过特定的指标衡量预测值与真实值之间的偏差.

反向传播:利用梯度下降方法对模型中的参数进行修正,以最大限度地减小误差. 该算法采用一步一步迭代求出误差的梯度值,并对每一层权值进行更新.

在训练阶段,为了避免过度学习,采用了交互检验的方法来评价模型的表现. 在此基础上,通过不断的迭代学习,使模型的误差趋于最优.

3.3.2 验证过程

模型评估:采用均方误差、绝对平均误差和判决系数来评价该模型.

$$\begin{aligned} \mathrm{MAE} &= \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} \left| \hat{y}_i - y_i \right|, \\ R^2 &= 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N} (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^{N} (y_i - \bar{y})^2}, \end{aligned} \tag{20}$$

式中,$\hat{y}_i$ 称之为模型的预测值,实际值用 y_i 来表示. 真实值的平均值用 $\bar{y}$ 来表示,其中,N 是样本总数. 在均方差和均值均差不大的情况下,当 R^2 趋近 1 时,模型的预测结果是令人满意的.

实验结果表明,PSO-WNN 模型在预测精度、稳定性等方面均优于传统方法. 通过与基准模型(如线性回归、支持向量机等)的比较,可以验证 PSO-WNN 模型的优越性.

3.3.3 交叉验证

最后,利用 k-折叠交叉检验对该模型进行了验证. 该方法将数据集合划分为 k 个子集,每次使用 k-1 个子集和剩余的 1 个子集分别进行检验,然后以 k 个子集的平均性能作为评价结果. 常见的 k 值为 10,即 10 折交叉验证.

通过以上步骤,构建并验证了基于粒子群优化小波神经网络(PSO-WNN)的功率预测模型,确保其在实际应用中的有效性和可靠性. 本研究的 PSO-WNN 模型在多种数据集上进行了验证,结果表明其具有较高的预测精度和良好的泛化能力,能够有效解决实际应用中的预测任务.

4 案例分析与实验结果

采用内蒙古某风电站的 416 h 的风力发电数据提供的真实风力功率数据进行研究分析. 在每次 1 h 的间隔中,收集了 416 h 的数据. 在这些时间中,最初的 336 h 被用作模式训练数据,后面的 80 h 被用作试验数据. 使用 matlab 进行本次实验以验证模型预测误差,在当地的气象站获取高频气象信息,包括气温、气压、风速、湿度、云、降水.

4.1 粒子群优化收敛速度验证

首先,我们将检验 PSO 算法小波网络的收敛性. PSO 有很好的全局收敛性,结合 PSO 和小波神经网络,可以有效地改善模型的收敛性和学习性能.

从图 3、4 中可以看到,PSO-WNN 的收敛性明显优于传统的神经网络. 具体来说,PSO-WNN 在经过 100 次左右迭代训练后接近收敛,而 WNN 要经过 350 次左右的训练才接近收敛,并且 PSO-WNN 的网络输出误差明显降低. 结果显示,PSO-WNN 在学习效果方面得到了有效改善.

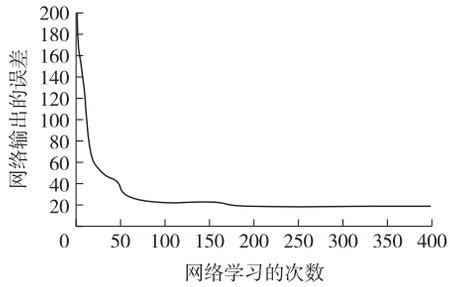


图 3　小波神经网络的训练效果

Fig. 3　Training results of Wavelet Neural Network

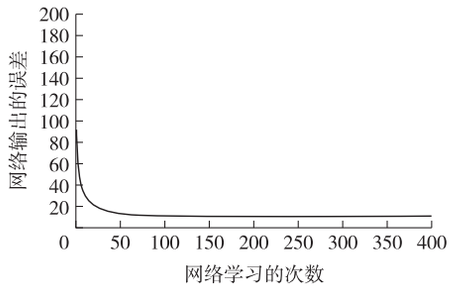


图 4　粒子群优化小波神经网络训练效果

Fig. 4　Training results of particle swarm optimized Wavelet Neural Network

4.2　预测性能验证

在此基础上,对传统的小波神经网络、改进的小波基函数和改进的小波神经网络与 PSO 相结合的方法进行了预测试验. 图 5~图 7 显示了三个模式的预测结果.

图 6 相比于图 5 预测结果更加平稳,说明改进小波基函数后的小波神经网络预测的多尺度能力更强.

图 7 显示出了使用粒子群优化的改进的小波神经网络. 在此基础上,提出一种基于粒子群优化算法的改进算法,使其具有更好的收敛性和鲁棒性.

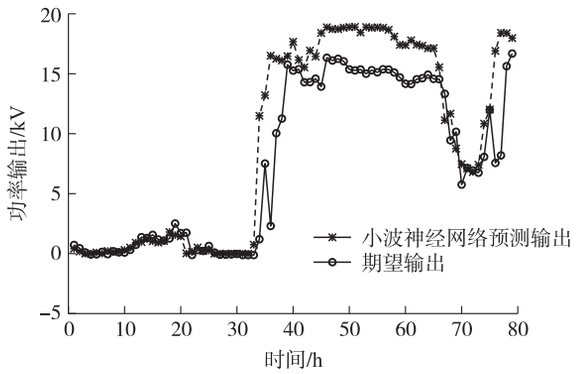


图 5　小波神经网络预测值与真实值对比

Fig. 5　Comparison of predicted and actual values of Wavelet Neural Network

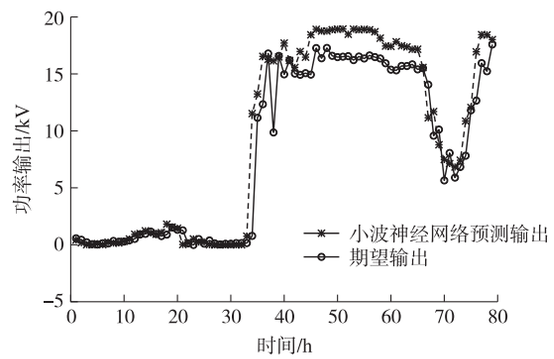


图 6　改进小波神经网络预测值与真实值对比

Fig. 6　Comparison of predicted and actual values of improved Wavelet Neural Network

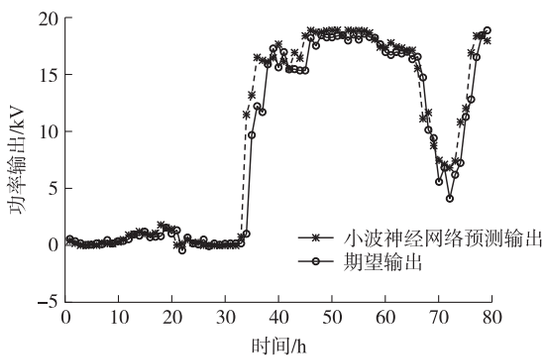


图 7　粒子群小波神经网络预测值与真实值对比

Fig. 7　Comparison of predicted and actual values of particle swarm Wavelet Neural Network

4.3　实验结果与分析

为了更清晰地展示粒子群优化改进的小波神经网络预测模型精度的显著提升,本文使用了三种误差分析方法:MAE、MRE 以及 RMSE. 相关公式如下:

$$\mathrm{MAE}=\frac{|x_{ir}-x_{ipre}|}{n}, \tag{21}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{x_{ir}-x_{ipre}|}{x_{ir}}\right|, \tag{22}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-x_{ipre})^2}{n}}, \tag{23}$$

式中,x_{ir}为真实的功率,x_{ipre}为模型的预测,n 为抽样的个数. 误差分析的结果显示在表 1 中.

表 1　误差对比

Table 1　Comparison of errors

实验模型	MAE	MRE	RMSE
小波神经网络	33.434	0.865	0.954
改进后的小波神经网络	26.445	0.633	0.798
一种改进的小波神经网络 PSO 算法	14.322	0.305	0.402

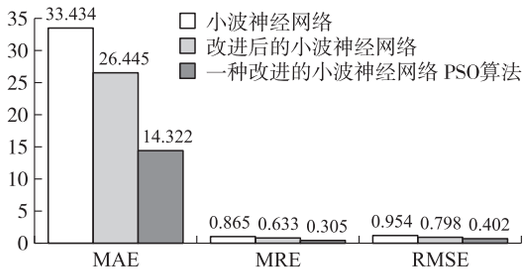


图 8　实验模型误差对比图

Fig. 8　Comparison of experimental model errors

相较于表 1 的误差对比,图 8 所示的柱状图能更直观的体现出各实验模型的误差对比结果. 由表 1 和图 8 可看出,经过改进的小波神经网络各方面误差都有所降低,说明改进后的小波神经网络拥有多尺度能力,而粒子群优化算法的加入可以加速网络收敛速度,避免局部极值,从而实现对模型的准确预测.

5　结论

针对传统小波网络预测方法计算效率低、缺乏多尺度处理能力等方面的不足,本文提出了一种融合 PSO 算法的改进型小波神经网络混合预测模型. 该模型通过优化小波基函数,显著增强了在处理非平稳与多尺度特征数据方面的表达能力;同时,利用 PSO 算法对网络参数进行全局优化,有效避免了陷入局部最优的问题,加快了模型训练的收敛速度. 实验结果表明,改进后的小波神经网络具备更强的多尺度建模能力,在多个典型功率预测数据集上均表现出更高的预测精度与更快的训练效率,验证了所提方法的有效性与实用性.

[参考文献]

[1] 姜建国,杨效岩,毕洪波. 基于 VMD-FE-CNN-BiLSTM 的短期光伏发电功率预测[J]. 太阳能学报,2024,45(7):462-473.
[2] 陈国平,董昱,梁志峰. 能源转型中的中国特色新能源高质量发展分析与思考[J]. 中国电机工程学报,2020,40(17):5493-5506.
[3] 周文,孟良,杨正富,等. 基于时间序列的大型光伏电站发电短期预测[J]. 电源技术,2021,45(11):1490-1494.
[4] 褚景春,郭鹏,解加盈. 自组织核回归风电机组功率曲线建模与应用研究[J]. 太阳能学报,2021,42(7):372-377.
[5] 唐冰婕,陈宁,张磊,等. 适用于风-光-火耦合系统运行控制的状态感知及预测技术[J]. 高电压技术,2024,50(4):1596-1607.
[6] 黄玲玲,石孝华,符杨,等. 基于 DCGCN 模型的海上风电场超短期功率预测[J]. 电力系统自动化,2024,48(15):64-72.
[7] 张金金,张倩,马愿,等. 模糊聚类-Elman 神经网络短期光伏发电预测模型[J]. 电测与仪表,2020,57(12):46-51.
[8] 刘媛媛,李峰. 短期光伏功率模糊 Elman-DIOC 神经网络预测分析[J]. 机械设计与制造,2024,(6):26-29.
[9] 胡浔惠,丁伟,曹敬,等. 基于天气状态模式识别的 SSA-BP 神经网络光伏电厂功率及碳减排量预测[J]. 可再生能源,2024,42(7):877-885.
[10] 游佳凝,高玲,王庆. 基于 GA-BP 神经网络的颗粒阻尼器减振特性预测[J]. 福建师范大学学报(自然科学版),2023,39(3):106-115.
[11] 张昊立,张菁,倪建辉,等. 引入注意力机制的 LSTM-FCN 海上风电功率预测[J]. 太阳能学报,2024,45(6):444-450.
[12] 白春江,陈翔,何鋆,等. 基于小波神经网络的 PIM 功率时间序列预测[J]. 空间电子技术,2023,20(6):22-29.
[13] 常东峰,南新元. 基于混合麻雀算法改进反向传播神经网络的短期光伏功率预测[J]. 现代电力,2022,39(3):287-298.
[14] 杨锡运,王诗晨,张艳峰,等. 基于相似日的 Grey-Markov 与 BP_AdaBoost 的短期光伏功率预测[J]. 电源技术,2023,47(6):790-794.
[15] 王海燕,刘佳康,邓亚平. 基于预估-校正综合 BP 神经网络的短期光伏功率预测[J]. 智慧电力,2023,51(3):46-52.
[16] 李争,徐若思,曹欣,等. 基于小波变换和 IAGA-BP 神经网络的光伏功率短期预测方法[J]. 可再生能源,2023,41(7):883-890.
[17] MOSHTAGHPOUR A,BIOUCAS-DIAS J M,JACQUES L. Close encounters of the binary kind:signal reconstruction guarantees for compressive hadamard sampling with haar wavelet basis[J]. IEEE transactions on information theory,2020,66(11):7253-7273.
[18] SALEH S A,RAHMAN M A. Modeling and protection of a three-phase power transformer using wavelet packet transform[J]. IEEE transactions on power delivery,2005,20(2):1273-1282.

[责任编辑:杜忆忱]