

[DOI]10.12315/j.issn.1673-8160.2021.24.074

基于BP神经网络的新能源发电负荷预测

黄锦铭

(国网山东省电力公司德州市陵城区供电公司,山东 德州 253500)

摘要:随着全球化石能源消耗加剧、电力供应紧张,光伏发电迅速发展并大规模并网,光伏场站的大规模并网会对电网产生冲击,带来一系列的运行风险,同时加大电网调度的难度。本文创新提出一种基于BP神经网络的光伏场站发电负荷预测方法,获取光伏场站所在地区精确到小时的历史气象数据及对应时刻的发电负荷数据作为训练样本,针对每个整点时刻分别构建单独的基于BP神经网络的初始预测模型,利用各整点时刻的训练样本分别对各整点时刻对应的初始预测模型进行训练,基于训练好的网络得到待测日全天各整点时刻的发电负荷预测数据。本文提出的基于BP神经网络的光伏场站发电负荷预测方法在各种天气类型下均具有较准确的预测能力和较强的适用性,可以对光伏场站次日发电负荷进行精准预测。

关键词:光伏;负荷预测;BP神经网络;精准天气预报;整点

近年来,光伏发电项目因其清洁性、安全性、广泛性、资源充足性等特点而快速发展。但是,由于光伏出力对太阳辐射强度、风力、气温等天气因素很敏感,天气稍有变化,就会引起光伏出力的大幅波动,从而增加了调度电网的难度,进而影响电网的安全、稳定、经济运行。

目前,对于电网以及光伏场站的短期负荷预测仍然主要依靠人工综合考虑历史数据、光照、风力等因素后进行上报,这些影响因素具有很大的不确定性,因此负荷规律难以掌握、负荷预测准确率偏低。光伏负荷预测方法目前主要有基于数学统计方法和基于神经网络预测方法。基于数学统计方法主要有建立ARMA模型和马尔科夫链模型^[1],基于神经网络预测方法主要有建立灰色神经网络组合模型^[2]以及基于模糊识别方法建立RBF神经网络^[3]。

基于数学统计方法的ARMA模型和马尔科夫链模型对于晴天的负荷具有较高的预测精度,但对多云、阴雨天气预测准确率较低。基于模糊识别方法建立RBF神经网络对光伏负荷进行预测,由于只对全天天气进行模糊分类,对具体时刻的天气因素考虑不足,准确率仍旧偏低。

本文在上述研究的基础上,提出一种针对每个整点时刻分别构建单独BP神经网络预测模型的方法。首先获取光伏场站所在地区精确到小时的历史气象数据及对应时刻的发电负荷数据作为训练样本,针对每个整点时刻分别构建单独的基于BP神经网络的初始预测模型,之后利用各整点时刻的训练样本分别对各整点时刻对应的初始预测模型进行训练,基于训练好的网络得到待测日全天各整点时刻的发电负荷预测数据。通过对比可知,本文提出的基于BP神经网络的光伏场站发电负荷预测方法在各种天气类型下均具有较准确的预测能力,更适合于实际工程应用场景。

一、光伏发电负荷影响因素分析

通过对光伏场站的发电系统建立模型并进行研究发现,影响光伏输出负荷的因素主要包括气温、光照强度、空气湿度、逆变器转换效率、电池板安装角度等。如果将每一个对输出负荷的影响因素都考虑在内,作为BP神经网络的输入节点,将会极大增加BP神经网络模型的复杂程度,同时随着输入节点的增多,对应历史数据的收集和整理工作的难度也会随之增加。所以为了提高神经网络预测模型的准确性和可用性,我们首先要进行的工作就是对光伏发电负荷的各影响因素进行精准分析,并将与输出负荷关联性最强的因素分离出来,作为神经网络的输入量。

光伏场站的发电负荷与电池板本身的材料及制作工艺有关的因素固化到历史发电负荷数据中,短期内其对预测结果的影响不再考虑。短期内发电负荷波动主要受气象条件的影响,而光照强度、气温等天气情况的变化会引起光伏发电负荷的波动。目前,短时天气预报不包含对次日光照强度的预测,部分光伏场站安装有光照强度的监测装置,可以实时对光照强度进行监测和记录,但尚且无法对次日光照强度进行精准预测。所以目前只能通过天气状况、云量、气温等普通的气象条件间接推测出光照强度,继而对光伏发电负荷进行预测。现在天气预报可以预测逐时天气情况,近几天每小时的云量、气温、天气状况等天气因素的预报都比较精准,这为精准预测光伏发电负荷的提供了有利条件。但我们同时应注意,云量、气温等一般气象条件与光照强度的对应并不完全一致,与光伏发电负荷的对应关系更加复杂,因此通过建立BP神经网络来模拟气象条件与光伏发电负荷的映射关系,从而通过目前能掌握的天气预报中的气象数据实现光伏发电负荷的精准预测。

二、基于BP神经网络的光伏场站发电负荷预测模型

(一) BP神经网络

BP神经网络是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络,包括信号的前向传播和误差的反向传播两个过程。计算误差输出时按从输入到输出的方向进行,而调整权值和阈值按从输出到输入的方向进行。

使用经过预处理的输入数据对已构建的BP神经网络进行训练,并在训练过程中自动根据网络预测误差调整网络的权值和阈值直至输出层得到期望输出。以下算法迭代过程中,将输入层和隐含层节点之间的连接权值定义为 w_{ij} ,将隐含层和输出层节点之间的连接权值定义为 w_{jk} 。

(1)隐含层输出计算。根据输入变量、输入层和隐含层间连接权值 w_{ij} 、隐含层阈值 a 来计算隐含层输出 H 。

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - a_j\right), j=1, 2, \dots, l;$$

其中, l 为隐含层节点数,在本发明专利中隐含层节点数取4; f 为隐含层激励函数,本发明专利所选的函数为 $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ 。

(2)输出层输出计算。根据隐含层输出、隐含层和输出层间连接权值 w_{jk} 、输出层阈值 b 来计算BP神经网络的预测输出 O 。

$$O_k = \sum_{j=1}^l H_j \omega_{jk} - b_k, k=1, 2, \dots, m$$

其中, m 为输出层节点数, 在本发明专利中输出层节点数取 1。

(3) 误差计算。根据网络预测输出和期望输出来计算网络预测误差 e 。

$$e_k = Y_k - O_k, k=1, 2, \dots, m$$

(4) 权值更新。根据网络预测误差 e 来更新网络连接权值 w_{ij}, w_{jk} 。

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x(i) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k, i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, l$$

$$\omega_{jk} = \omega_{jk} + \eta H_j e_k, j=1, 2, \dots, l, k=1, 2, \dots, m$$

其中, n 为输入层节点数, 在本发明专利中输入层节点数取 4; η 为学习速率。

(5) 阈值更新。根据网络预测误差 e 来更新网络节点阈值 a, b 。

$$\alpha_j = \alpha_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k, j=1, 2, \dots, l$$

$$b_k = b_k + e_k, k=1, 2, \dots, m$$

(6) 判断算法迭代是否结束, 若未结束, 则返回 1)。

(二) 针对每个整点构建单独的 BP 神经网络模型

针对每个整点, 构建单独的 BP 神经网络模型, 并进行网络初始化。本发明专利选取的 BP 神经网络为 3 层神经网络, 输入层节点数对应于预测模型的输入变量, 即天气、气温、风力、湿度共 4 个节点。输出层即该整点的输出负荷, 故输出层只有 1 个输出节点。充分考虑训练时间和精度, 对模型进行多次训练仿真, 选取隐含层的节点个数为 4。初始化输入层、隐含层神经元之间的连接权值和隐含层、输出层神经元之间的连接权值, 初始化隐含层阈值 a 、输出层阈值 b 。

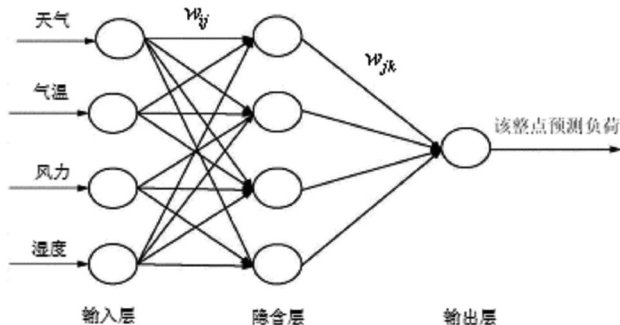


图 1 某整点 BP 神经网络预测模型

(三) 训练样本的选取和数据预处理

收集近 10 天光伏场站所在地区精确到小时的气象条件及对应时刻的发电负荷, 提取近 10 天该整点的气象条件和发电负荷作为训练样本。

采用最大最小法对输出负荷数据进行归一化处理, 将输出负荷数据转换到 $[0, 1]$ 区间内, 从而消除各维数据间数量级差别, 避免因输入输出数据数量级差别较大而造成网络预测误差较大。最大最小法函数如下: $x_k = (x_k - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min})$, 其中 x_k 是需要进行归一化处理的数据, x_{\min} 为数据数列中的最小值, x_{\max} 为数据数列中的最大值。

充分考虑训练时间和精度, 对天气、气温、风力、湿度进行如下量化处理。

气温: 本地区气温在零下 20°C 至 40°C 之间, 按最大最小法进行归一化处理。

天气: 晴天发电量最大, 将其量化为 20; 将少云天气量化为 16; 将多云天气量化为 12; 将阴天天气量化为 1.8; 雨天发电

量最小, 将其量化为 1。

风力: 本地区风力一般在 0 级至 7 级之间, 可以直接输入, 无须量化处理。

湿度: 本地区空气湿度一般在 30% 至 70% 之间, 可以直接输入, 无须量化处理。

(四) 模型的训练

使用经过预处理的输入数据对已构建的 BP 神经网络进行训练, 并在训练过程中自动根据网络预测误差调整网络的权值和阈值直至输出层得到期望输出。训练结束后, 将待预测日该整点的天气预报输入到该网络中, 进行该整点的负荷预测, 得出整点负荷预测数据。

对全天每一个整点时刻都构建一个单独的 BP 神经网络, 输出每一个整点时刻的预测数据, 可得全天负荷预测总曲线。

(五) 预测结果分析

本文提出的预测模型, 采用 Matlab 实现神经网络的学习算法和迭代过程, 实际输入数据来源是山东陵城区某光伏电站运行数据, 预测结果如图所示。

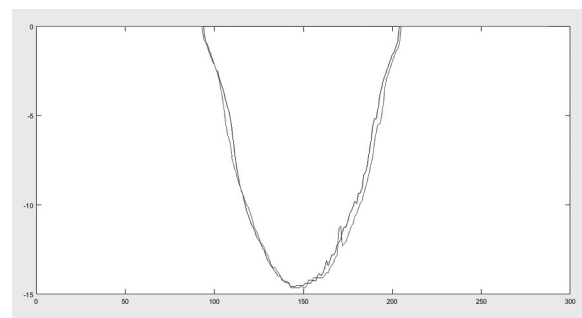


图 2 预测曲线

晴天预测精度可达 97% 左右。相对于晴天和雨天的预测结果, 多云天气的预测结果误差偏大, 这是因为训练样本中多云天气云层厚度和位置变化难以预测, 使预测结果受到影响。

三、结语

本文研究出一种基于精准天气预报和 BP 神经网络的光伏发电负荷预测方法, 针对光伏发电负荷受日照、气温、风力等天气因素影响较大的特点, 借助 BP 神经网络可以拟合任意非线性关系的优势, 依托目前精准到小时的天气预报, 对每个整点的负荷都构建一个单独的 BP 神经网络, 用天气因素和历史负荷对该网络进行训练, 将次日此整点的天气因素输入到训练好的网络中, 可以得到此整点负荷预测数据。汇总所有整点负荷预测数据, 可以得到次日全天负荷预测数据。

将光伏负荷的关联性因素量化后纳入模型, 该模型在各种天气类型下均具有较准确的预测能力和较强的适用性, 由此可以对光伏场站次日负荷进行精准预测, 从而有效提高电网负荷预测精度, 实现电力供需平衡, 最大限度地满足用户的用电需求, 保证电网安全经济运行和实现电网科学管理及调度, 提高电力系统的经济效益和社会效益。

参考文献

[1] 兰华, 廖志民, 赵阳. 基于 ARMA 模型的光伏电站出力预测[J]. 电测与仪表, 2011, 48(54): 31-34.
 [2] 王守相, 张娜. 基于灰色神经网络组合模型的光伏短期出力预测[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(19): 1-5.
 [3] 张博. 基于改进神经网络的电力负荷预测研究[D]. 山东理工大学, 2020.

作者简介: 黄锦铭 (1986-), 女, 学士, 副高级工程师, 主要从事电力设备继电保护技术及电网负荷预测工作。