基于神经网络的光伏发电系统输出功率预测分析

光伏发电具有较强的随机性和不确定性，在进行大规模并网的过程中，为了降低其对电网产生的影响，有必要对其发电功率进行预测，从而采取应对措施。对基于BP神经网络的光伏发电系统输出功率预测进行了讨论，采用历史发电数据对神经网络预测模型进行训练，从而对未来的发电功率进行预测，该方法相对于光伏发电的间接预测方法具有更高的准确度，希望能够为相关工作提供一定的参考。

程　名　付立思／沈阳农业大学信息与电气工程学院

程　名／硕士研究生

关键词／Keywords
光伏发电·
BP神经网络·
输出功率预测·

光伏系统发电功率特性

光伏发电系统的发电功率具有一定的随机性和不确定性。在对光伏发电系统发电输出功率进行预测的过程中，需要充分考虑太阳光照强度、光伏阵列的转换效率、安装角度、温度和其他因素。对于既定的光伏发电系统，所有数据均来自同一套发电系统，数据自身就包含了光伏阵列的系统信息，解决了光伏阵列安装位置、角度以及光伏阵列的使用时间等对转换效率产生的影响。

1. 日类型对光伏发电系统输出功率的影响

光伏发电系统的发电功率在具有随机性的同时还体现出了明显的周期性。通常情况下，光伏发电系统的输出功率主要集中在每天的6：00～19：00之间[1]。图1给出了某光伏电站，在连续两天晴天条件下的输出功率变化曲线。

从图1中可以看出，虽然两天相同时间点的输出功率存在一定的变化，但是发电曲线的总体变化规律非常接近。

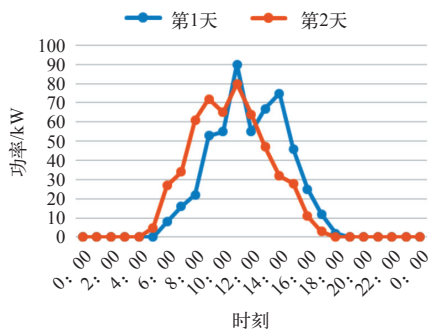

图1　某光伏电站连续两天晴天条件下的发电功率变化情况

图2给出了某光伏电站在阴天和雨天的日输出功率。从图2中可以看出，当日类型不同时，同一光伏系统的输出功率存在极大的差距。因此，需要结合天气预报中日类型的特点对光伏历史数据进行分类，比如分为晴天、雨天、多云和阴天。

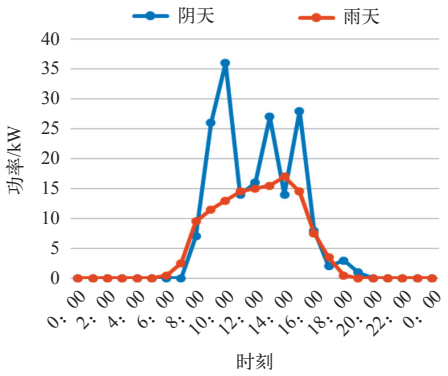

图2　某光伏电站在阴天和雨天条件下的发电功率变化情况

2. 光照强度对光伏系统发电功率的影响

单位面积的光伏电源输出功率可以按照下面公式进行计算[2]

$$P_s = \eta SI[1-0.005(t_0+25)] \quad (1)$$

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

式中，η为光伏电源的转换效率；S为光伏电源的面积，m^2；I为光照强度，kW/m^2；t_0为空气温度，℃。

图3给出了某光伏电站实测的日输出功率与光照强度对比图。从图3中可以看出，光照强度越大时，光伏系统的发电输出功率越高。

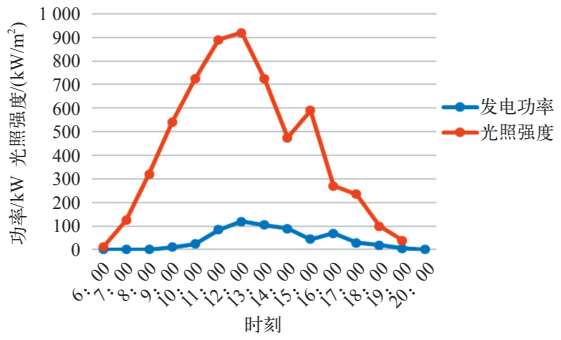

图3 某光伏电站发电功率与光照强度对比

3. 温度对光伏系统发电功率的影响

大气温度变化会在一定程度上影响光伏系统的发电功率。历史发电功率数据映射出发电功率曲线的形状与日类型的曲线相似，而在相同日类型条件下，气温的变化将会映射为曲线高度的细微变化。因此，在预测模型的输入变量中需要对大气温度进行考虑。

图4给出了某光伏电站2015年9月23日～9月27日（日类型为晴天）的日平均输出功率和平均大气温度。从图4中可以看出，在相同日类型条件下，发电功率随着日平均温度的上升而增加。

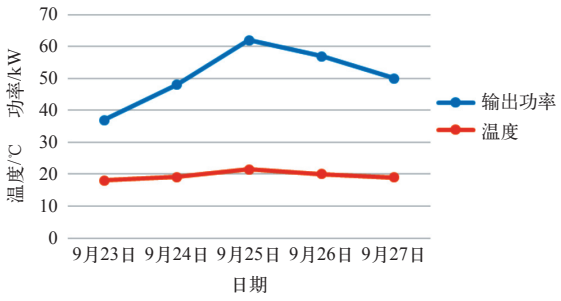

图4 某光伏电站输出功率与温度对比

另外，季节的变化会导致光照强度和太阳入射角度发生一定的变化，因此也会对光伏系统的发电输出功率产生一定的影响。

光伏发电功率预测模型设计

1. BP神经网络

人工神经网络被视为预测太阳辐射强度以及光伏发电系统输出功率的最佳方法之一。BP神经网络基于误差方向传播算法的多层前馈神经网络，BP神经网络是当前研究最成熟、应用最广泛的一种人工神经网络模型[3]。选择BP神经网络对光伏发电系统输出功率的预测模型进行设计。图5给出了BP神经网络的3层网络结构（输入层、隐含层和输出层）。输入层节点的输出等于其输入，W_{ij}为输入层与隐含层节点之间的连接权值；W_{jk}为隐含层与输出层节点之间的连接权值。

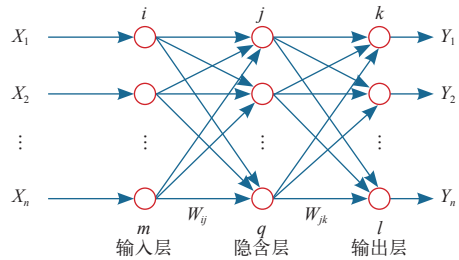

图5 BP神经网络3层网络结构

利用其中的某个固定样本中的输入X_n以及输出Y_n训练BP神经网络，则输出层第k个节点的输入为

$$n_k = \sum_{j=1}^{q} W_{jk} O_j \tag{2}$$

式中，O_j为前一层的输出值，即

$$O_j = f(n_k) \tag{3}$$

式中，$f(n_k)$为激励函数，即

$$f(n_k) = \frac{1}{1+e^{(nk-\theta_j)/\theta_0}} \tag{4}$$

式中，θ_j为偏置或阈值，当θ_j为正时，能够使激励函数沿水平轴向右移动；θ_0是对e函数形状的调节。

2. 预测模型设计

神经网络能够逼近任意复杂的非线性函数，但是光伏发电系统输出功率的预测问题具有较高的复杂性，而且涉及到大量的数据，为了避免预测模型发生失效，通常会根据某种设定好的条件将一个复杂的模型分解为多个简单的子模型，分

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

别通过多个网络进行模拟。虽然这种方法能够在一定条件下提升预测的准确度，但是在预测之前需要对数据进行人工分类，程序的可移植性较差。

所建立的BP神经网络预测模型主要突出了日类型对光伏发电系统输出功率的影响，在建立模型时，需要对这一点进行重点考虑，提高日类型指数的权重，预测时不需要考虑天气因素的影响，能够适应各类天气，具有较强的适应性和较好的预测能力。

（1）确定输入数据

输入层节点数对应着预测模型的输入变量，预测模型共有13个输入变量。考虑到选择数据的光伏电站的具体地理位置，结合历史数据来看，一天中的18：00到次日6：00之间的发电功率为0，因此选取预测日前一天7：00～17：00共11个发电时间序列的发电功率作为输入量输入到预测模型中。

在光伏发电输出功率预测中，通常需要根据日类型对子模型进行划分，否则可能会导致预测模型发生失效，根据对光伏发电系统产生影响的因素来看，由于日类型在光伏发电输出功率影响因素中影响因子较大，因此在建立预测模型时进一步增加了日类型指数的权重。

由于日类型直接影响到发电量，对PVA系统的运行数据进行了统计，根据天气类型将一天的发电功率进行分类统计，如图6所示。根据数据之间的倍率关系，将此倍率关系映射为日类型指数。

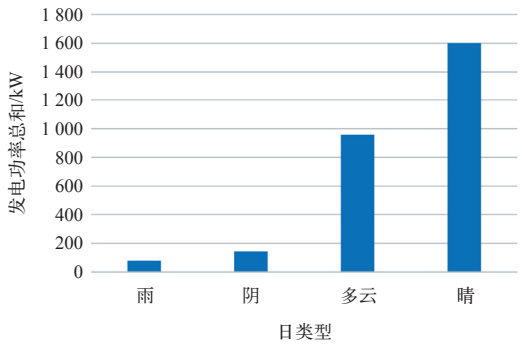

图6　不同日类型一天的发电功率总和

由于光伏系统在雨天时的发电输出功率最小，将其日类型指数设置为1，则其余3类天气的日类型指数分别如下：晴天、多云以及阴天的日类型指数分别为20、12和1.8。

（2）确定输出层

预测结果是对当天各个时段的发电输出功率进行预测，因此输出端存在11个节点，分别与7：00～17：00间的每小时的输出功率相对应。

（3）确定隐含层及其节点数量

BP神经网络中隐含层的单元数目选择会对结果产生较大的影响。隐含层单元的具体数目和问题的要求、输入/输出单元的数目存在直接关系。当数目过少时，会导致网路获取的信息量不足；而当数目过多时，会增加训练次数和训练时间，且误差不一定为最佳。因此，对隐含层单元数目的合理选择显得非常重要。当前，隐含层单元数量的确定主要采用以下3种方法。

第一种方法为

$$\sum_{i=0}^{n} C_{n_1}^{i} > k \tag{5}$$

式中，k为样本数量；n_1为隐含层的单元数量；n为输入单元数量；i为[0，n]之间的一个常数。

第二种方法为

$$n_1 = \sqrt{n+m} + a \tag{6}$$

式中，n_1为隐含层的单元数量；n为输入单元数量；m为输出单元数量；a为[1，10]之间的一个常数。

第三种方法为

$$n_1 = \log 2^n \tag{7}$$

式中，n_1为隐含层的单元数量；n为输入单元数量。

本文采用第二种方法进行BP神经网络隐含层节点数量的选取，同时进行多次尝试，选取13个隐含层节点数。

预测结果分析

在该模型中，通过尝试法选取得到适合网络收敛的权值和阈值。采用弹性BP算法训练该网络模型。图7给出了具体的训练曲线。图8给出了训练后的线性回归分析。图8中的A为输出功率的标

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

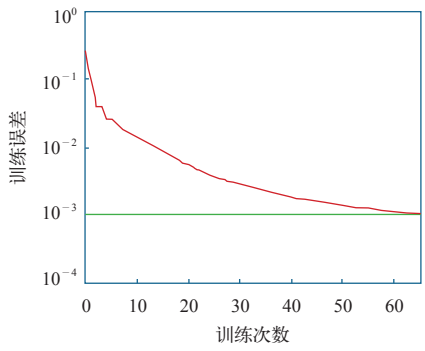

图7　弹性BP算法训练曲线

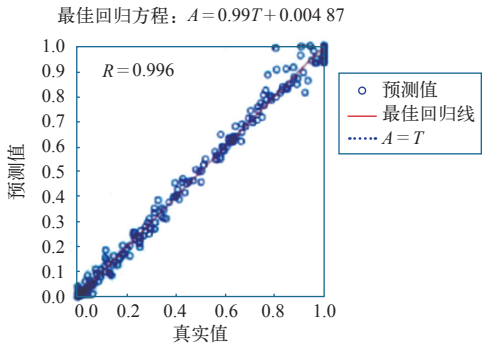

图8　输出功率标幺值与目标值之间的线性回归分析

幺值；T为目标值；R为相关系数。由图7、图8可以看出，该模型具有较快的收敛速度，网络输出与目标输出的相关系数R较大。

根据上面的预测模型得到某日预测发电功率，具体如下表所示。从表中可以看出，预测结果的准确度较高。

结束语

确定了光伏发电系统输出功率BP神经网络预测模型的网络结果，通过光伏系统数据库的历史发电功率数据和历史天气数据对模型进行训练。从预测结果来看，验证了该模型能够较为准确地实现对光伏系统输出功率的预测。

表　光伏发电系统输出功率预测结果误差

时刻	真实标幺值	预测标幺值	相对误差(%)
06：00	–	–	–
07：00	0.036 7	0.038 9	6.189 0
08：00	0.104 1	0.099 9	−3.971 1
09：00	0.180 7	0.180 2	−0.305 6
10：00	0.707 1	0.746 3	5.542 3
11：00	1.000 0	0.931 6	−6.840 6
12：00	0.910 0	0.970 5	6.655 8
13：00	0.768 3	0.819 2	6.628 3
14：00	0.394 4	0.380 3	−3.590 8
15：00	0.858 0	0.585 4	0.060 8
16：00	0.329 9	0.348 6	5.670 1
17：00	0.210 1	0.213 1	1.418 3
18：00	0.046 6	0.054 3	16.572 5
19：00	0.001 8	0.001 4	−25.102 2

参考文献

[1] 丁明，王磊，毕锐．基于改进BP神经网络的光伏发电系统输出功率短期预测模型 [J]．电力系统保护与控制，2012，40 (11)：93-99，148．

[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)：37-41．

[3] 康洪波，刘瑞梅，侯秀梅．基于神经网络光伏发电预测模型的研究 [J]．电源技术，2013 (3)：447-449．

（收稿日期：2015－08－19）EA

欢迎订阅　欢迎投稿　欢迎刊登广告

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net