

[负荷预测]

基于支持向量机的风电并网短期负荷预测方法

文/赵焱斌
中煤科工重庆设计研究院(集团)有限公司

在对风电并网短期负荷进行预测时,由于历史负荷数据、风速数据和时间数据等特征具有多维度属性,导致预测结果的准确性难以得到保障。为此,提出基于支持向量机的风电并网短期负荷预测方法研究。通过构建风电并网支持向量机,将负荷预测问题转化为二次规划问题,将历史负荷数据、风速数据和时间数据等作为特征,以高斯核函数为基础,构建风电并网数据的特征空间,并为其建立的映射也同样为非线性映射机制。在短期负荷预测阶段,利用风电并网向量机特征的深度学习结果对映射进行校正,代入具体的运行数据,即可得到对应的预测结果。在测试结果中,设计方法对于风电并网短期负荷的预测结果均方误差(MSE)、平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)分别仅为0.15,0.28和0.45,具有较高的准确性。

风电并网短期负荷预测对于电网管理具有重要的价值和意义^[1]。一方面,风电并网短期负荷预测能够提前对电网的负荷需求进行预测,从而帮助调度员更有效地安排发电资源和电力设备,避免负荷过大或不足的情况出现,提升电网的调度效率^[2]。另一方面,准确的短期负荷预测可以更好地满足电网负荷需求,避免负荷波动给电网带来的冲击,有助于维护电网的稳定运行^[3]。其次,通过短期负荷预测,可以更好地了解电网的负荷需求,从而更合理地配置电力资源,避免资源的浪费^[4]。除此之外,短期负荷预测结果可以为电网规划、设计和运行等方面提供重要参考依据,帮助决策者作出更为合理和科学的决策。最为重要的是,准确的短期负荷预测可以帮助电力公司合理安排发电和供电计划,提高电力设备的运行效率,降低运行成本,从而提升电力公司的经济效益。综上所述,风电并网短期负荷预测对于电网管理具有重要的价值和意义,能够提升电网的调度效率、稳定性和资源配置

优化水平,辅助决策制定以及提高经济效益等。现阶段的风电并网短期负荷预测研究工作已经取得了良好的成果,但是在预测精准度方面仍存在进一步优化升级的空间。

为此,本文提出基于支持向量机的风电并网短期负荷预测方法研究,并设置对比测试环境,分析验证设计预测方法的性能。

风电并网短期负荷预测方法设计

1. 风电并网支持向量机构建

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种有效的机器学习算法,可以用于分类和回归问题。在风电并网短期负荷预测中,主要运用SVM来预测负荷。其中,风电并网支持向量机构建的主要作用是将负荷预测问题转化为二次规划问题,通过求解最优解,得到负荷预测结果。

1) 初始化数据。将收集到的数据预处理后,

将历史负荷数据、风速数据和时间数据等作为特征，将未来目标时间段内的负荷预测作为目标变量。

2) 构建核函数。在选择过程中，本文以高斯核函数为基础，构建了风电并网数据的特征空间，可以表示为

$$k(x_i, x) = \exp\left\{-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (1)$$

式中， $k(x_i, x)$ 为风电并网支持向量机的高斯核函数； x 为风电并网的初始化数据信息； x_i 为风电并网支持向量机的第 i 个高斯函数中心； σ 为风电并网初始化数据信息中的可感知参数，该参数决定了风电并网支持向量机的宽度； $\|x - x_i\|$ 为范数，主要体现了风电并网的初始化数据信息与第 i 个高斯函数中心之间的距离。

3) 建立映射关系。以构建的风电并网支持向量机核函数为基础，如何在相同空间内实现对初始化风电并网运行数据特征的映射处理也是极为重要的控制要点。充分考虑到风电并网运行数据特征的非线性属性特征，为其建立的映射也同样为非线性映射机制，可以表示为

$$y(t) = \sum (a - a_i)k(x_i, x) + b \quad (2)$$

式中， $y(t)$ 为初始化风电并网运行数据特征的映射结果； a 为初始化风电并网运行数据； a_i 为初始化风电并网运行数据的变化幅度； b 为常数，用于控制映射区间范围。

2. 风电并网短期负荷预测

结合上述构建的风电并网支持向量机，在进行风电并网短期负荷预测的过程中，首先利用深度学习算法对建立的风电并网向量机进行深度学习，并将最终的学习结果作为确定预测过程中的重要参数。实现方式可以表示为

$$D = \sqrt{[y(t) - y(t)']^2 + [y(t+1) - y(t+1)']^2} \quad (3)$$

式中， D 为风电并网向量机特征的深度学习结果； $y(t)'$ 和 $y(t+1)'$ 分别为风电并网在 t 时刻和 $t+1$ 时刻的实际运行数据特征参量。

一般情况下，受风电自身输出不稳定性 and 不可控属性的影响，风电并网向量机特征在一定的区间范围内出现不同程度的波动是合理的。需要注意的是，构建的风电并网向量机是针对历史负荷数

据和风速数据等特征进行的，因此此时数据预处理和特征提取操作也是围绕相同的数据进行的。

在此基础上，将处理好的特征输入到建立好的风电并网向量机映射空间中，进行训练和优化，并不断调整训练参数，直到达到式(2)的输出结果得到理想要求。需要注意的是，当原始风电并网数据为多维数据时，需要控制学习过程中对应参数的时间尺度一致。

此时，利用式(3)深度学习结果对风电并网数据的特征空间映射结果进行修正，即可以实现对风电并网短期负荷的准确度预测。

应用测试

1. 测试方案设计

在对设计的基于支持向量机的风电并网短期负荷预测方法应用效果进行分析时，以某实际的风电并网环境作为具体的测试系统。其中包括风力发电机组、电力电子接口、电网、控制系统以及能源管理系统等部分。在这个环境中，风能被风力发电机组转化为电能，然后通过电力电子接口进行调节，再馈入电网。在具体的运行环境中，风速的波动范围通常在5~25 m/s之间。风力发电机组的功率输出与风速成正比，随着风速的增加，其功率输出也会随之增加。一般来说，风速每增加2 m/s，功率输出会增加约18%。不仅如此，测试环境的风力发电机组的功率输出与风速密切相关。在风速为8 m/s时，其功率输出约为额定功率的73%，而在风速为11 m/s时，就已经达到额定功率输出。具体的电网频率标准值是50 Hz，并配置了储能装置、调整电力电子接口作为调节参数设施。其中，电力电子接口是实现风能转换为电能之后与电网连接的关键设备。其调节作用包括对输出电流的控制、对输出电压的调节以及对功率因数的补偿等。通过电力电子接口的调节作用，可以有效实现风电并网环境的高效、稳定运行。本文以UCI Machine Learning Repository数据库的数据为例，采用相同的数据集进行训练和测试。该数据集包含1 000个样本，每个样本包含历史风速数据、历史负荷数据。1部分UCI Machine Learning Repository中所选用的测试数据信息见表1。

表1 测试样本数据

时间/d	日平均负荷/kW	风速/ (m/s)
1	576.30	12.6
2	525.46	15.4
3	498.36	15.6
4	573.01	12.0
5	502.16	10.9
6	553.27	10.6
7	505.12	12.1

为确保后续所得结果的可靠性，对测试初始参数进行设置，具体见表2。

表2 初始参数设置

参数	内容
惩罚参数	0.1
带宽/ (bit/s)	0.5
时间窗口长度/min	15

在此基础上，分别设置基于历史数据的线性回归模型进行预测，即利用历史负荷数据和风速数据作为输入，通过线性回归模型得到未来负荷的预测值。利用基于时间序列的自回归积分滑动平均（AutoRegressive Integrated Moving Average，ARIMA）模型进行预测，即利用历史负荷数据和风速数据作为输入，建立时间序列模型，通过ARIMA模型对未来负荷进行预测。以本文设计方法进行预测，以表2作为建模设置，将历史负荷数据和风速数据作为输入，实现对未来负荷的预测。

2. 测试结果与分析

对于每种方法，采用相同的训练集和测试集，并比较它们的预测结果。从预测结果的对比中可以看出，设计的预测方法具有明显的优势。图1为三种方法的预测结果对比图。

由图1可看出，设计基于支持向量机的风电并网短期负荷预测方法的均方误差（Mean Squared Error，MSE）、平均绝对误差（Mean Absolute Error，MAE）和均方根误差（Root Mean Squared Error，RMSE）都小于基于历史数据的线性回归模型预测方法和基于时间序列ARIMA模型预测方法。说明设计的预测方法的预测结果更加准确。

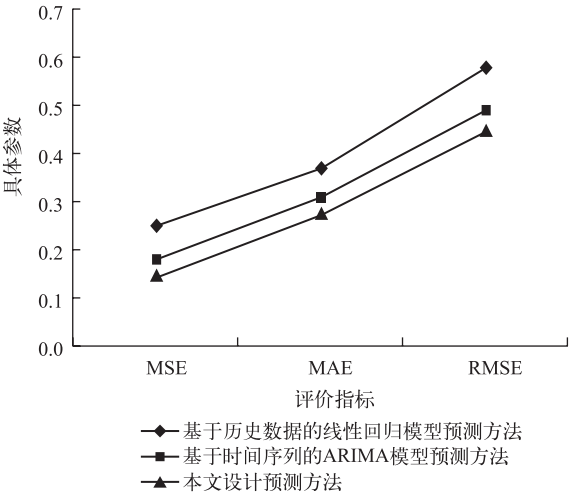


图1 风电并网短期负荷预测结果对比图

结束语

基于支持向量机的风电并网短期负荷预测方法研究，实现了对风电并网短期负荷的精准预测。通过实验证明，对应的预测结果误差始终稳定在较低水平，对于实际的风电并网短期能源管理工作而言，具有良好的实际应用价值。希望对于风电并网短期负荷预测方法的设计，能够为相关能源调度的合理开展提供有价值的帮助。在之后的研究中，可以从更多维度对风电并网的运行数据特征进行分析和研究，进一步提高预测结果的可靠性。EA

（收稿日期：2024-05-28）

参考文献

[1] 吴永洪，张智斌．基于贝叶斯优化的CNN-GRU短期电力负荷预测[J]．现代电子技术，2023，46(20)：125-129．
[2] 杜玉吉，钟崴，钱辉金，等．计及区域建筑群生长特性的动态冷热负荷预测[J/OL]．浙江大学学报(工学版)，2023，10(10)：1-10．
[3] 陈润桓，戴华，郑桂能，等．基于差异补偿和短期采样对比损失的城市电力负荷预测方法[J/OL]．计算机科学，2023，10(19)：1-11．
[4] 董晓红，孔华志，丁飞，等．考虑电池老化的电动汽车中长期充电负荷预测方法[J/OL]．电力系统自动化，2023，07(51)：1-15．