[负荷预测]

LSSVM输入向量对夏季日最大负荷预测准确率的影响

文/国网湖北省电力有限公司随州供电公司　何　舟　朱锦峰　贾耀坤　潘俊文
北京清软创新科技股份有限公司　于美丽

以某地区为例，分析了LSSVM输入向量维数及长度对夏季日最大负荷预测准确率的影响。输入向量的设置考虑了气象因素对夏季日最大负荷的实时、综合和累积等方面的影响，以及负荷对气象敏感程度随时间的变化。

夏季负荷中一般包含大量的空调降温负荷，使日最大负荷具有很强的气象敏感性，当温度、湿度等发生变化时，往往会引起日最大负荷的明显波动，导致负荷的预测难度高于其他季节。为了研究LSSVM输入向量规模对夏季最大负荷预测精度的影响，以寻找最优输入向量规模，本文利用Matlab软件，以某地夏季日最大负荷为例进行了分析。

LSSVM是标准SVM的改进，它采用了最小二乘线性系统作为损失函数，代替了标准支持向量机所采用的二次规划方法，用等式约束代替了标准SVM的不等式约束，因此简化了计算的复杂程度，提高了算法的运算速度。

气象因素对负荷的影响

影响负荷的气象因素有很多种，像温度、湿度等，气象因素对负荷的影响也非常复杂。各种气象因素对负荷的影响既存在实时作用，也存在累积作用，还存在多个气象因素综合作用。

下面以某地区2017年夏季最大负荷为例说明气象对负荷的各种影响。

图1是平均温度和最大负荷的散点图。从图1中可以看出，最大负荷与平均温度呈正相关性，即平均温度越高，最大负荷越大。总体上可以看出平均温度对最大负荷具有实时影响作用。

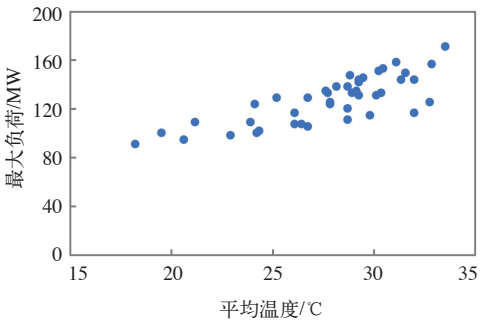


图1　某地区负荷与平均温度的关系

图2是平均温度和相对湿度与最大负荷之间的散点图。可以看出平均温度相同，相对湿度不同时，最大负荷也会存在较大的差异。例如平均温度约为30℃时，相对湿度在60%～70%左右时最大负荷较高，相对湿度低于50%时最大负荷较低。可以看出平均温度和相对湿度对最大负荷会产生综合影响作用。

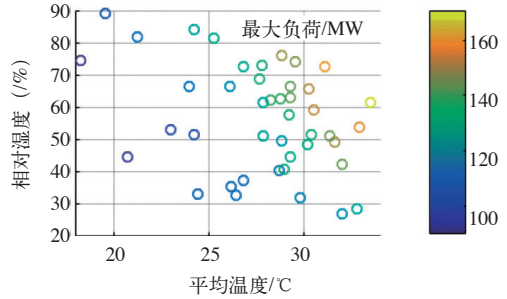


图2　某地区负荷与平相对湿度的关系

累积效应是指负荷除了受当天气象因素影响外，也会受到前几日气象条件的影响。典型的气象累积效应为温度累积效应。

图3是该地区一段时间内最高温度和最大负荷曲线。可以看出整体上最大负荷与最高温度的变化趋势一致，但连续多日高温时，虽然温度变化幅度不大，负荷也会持续升高。例如图3中7月10～13日最高温度未呈上升趋势，而是均高于35℃，但最大负荷却呈现出明显的上升趋势。可以看出最高温度的累积效应对最大负荷具有影响作用。

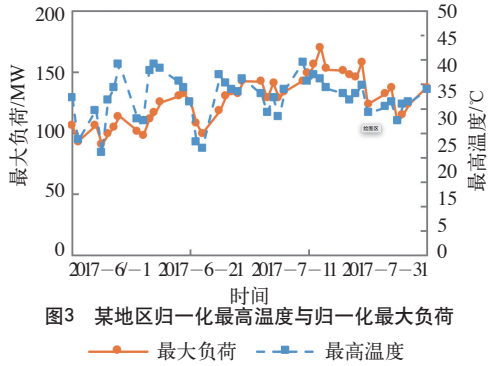


图3　某地区归一化最高温度与归一化最大负荷

LSSVM输入向量的设计

1．LSSVM输入向量的维数设计

考虑到气象因素的各种影响，本文在利用LSSVM对夏季最大负荷进行分析预测时，设计了不同维数的输向量进行训练，以分析向量维数对模型预测精度的影响，进而寻找最优的输入向量维数。

设计的输入向量维数及其所包含的气象因素见下表。其中*T*代表温度，*S*代表湿度，*W*代表风速，*P*代表负荷，max代表最大值，min代表最小值，ave代表平均值，*N*代表当日，*N*－1代表前一日，以此类推。

表　LSSVM输入向量维数设计方案

维数	气象影响	包含的气象向量
4	实时	*N*：Tmax、*T*min、*T*ave；*N*－1：*P*
5	实时、综合	*N*：Tmax、*T*min、*T*ave、*S*ave；*N*－1：*P*
6	实时、综合	*N*：Tmax、*T*min、*T*ave、*S*ave、*W*ave；*N*－1：*P*
9	实时、综合、累积两日	*N*：Tmax、*T*min、*T*ave、*S*ave、*W*ave；*N*－1：*P*、*T*max、*T*min、*T*ave
12	实时、综合、累积三日	*N*：Tmax、*T*min、*T*ave、*S*ave、*W*ave；*N*－1：*P*；*N*－1～*N*－2：*T*max、*T*min、*T*ave
15	实时、综合、累积四日	*N*：Tmax、*T*min、*T*ave、*S*ave、*W*ave；*N*－1：*P*；*N*－1～*N*－3：*T*max、*T*min、*T*ave
18	实时、综合、累积五日	*N*：Tmax、*T*min、*T*ave、*S*ave、*W*ave：*N*－1：*P*；*N*－1～*N*－4：*T*max、*T*min、*T*ave

2．LSSVM输入向量的组数设计

气象对负荷的影响一般会随季节变化，这方面可以在时间维度进行考虑，即在组织LSSVM的输入向量时，选取不同长度的历史数据进行训练，以分析向量组数对模型预测精度的影响，进而寻找最优的历史数据长度。

本文设计LSSVM输入向量的组数——即训练历史数据长度时，以周为单位，分别截取近1~18周的数据作为训练数组。

输入向量规模对LSSVM模型预测精度的影响分析

利用Matlab软件，按照第3节介绍的7种LSSVM输入向量维数以及18种输入向量组数——共计126种输入向量方案，对某地区2017年夏季7月份的日最大负荷进行逐日预测，对预测准确率的平均值进行统计分析。

输入向量维数与平均预测准确率的关系如图4所示。可以看出，预测准确率随着输入向量维数的增加呈先增后减的趋势，即输入向量的维数存在一个最优值，本例中最优维数为6维，即气象因素考虑温度、湿度和风速的实时和综合影响时，最大负荷的平均预测准确率最高，比4维和18维输入分别高了2%和1%。由于4维和5维输入考虑的气象因素不够全面，预测效果相对差一些。另外9维、12维、15维和18维输入考虑了历史温度，但平均预测准确率没有升高，这意味着通过直接将历史温度作为输入的方式考虑累积效应不能改善预测效果。

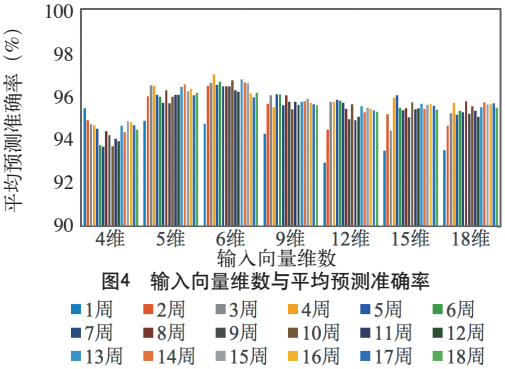


图4　输入向量维数与平均预测准确率

输入向量周数与平均预测准确率的关系如图5所示。可以看出，输入向量长度存在一个最优值，输入向量维数不同，最优向量长度有一定差异。本例中4维输入向量对应的最优输入长度为1周，5维对应3周，6维对应4周，9维、12维和15维对应5周，18维对应8周。

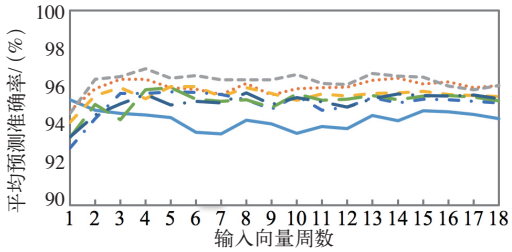
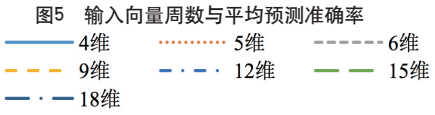


图5 输入向量周数与平均预测准确率



根据以上分析，本例中最优维数为6维，最优长度为4周。以6维×4周的规模作为输入向量，得到的预测结果如图6所示。月平均预测准确率为97%，其中，准确率超过98%的天数占42.9%，准确率超过96%的占71.43%，准确率均在92%以上。可以看出，预测效果良好。

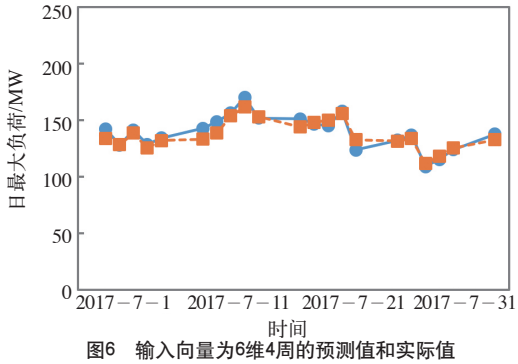


图6 输入向量为6维4周的预测值和实际值

结束语

通过分析发现，利用LSSVM对夏季最大负荷进行预测时，输入向量的规模对预测精度存在明显影响。输入向量的维数和长度均存在最优值。

对于输入向量维数而言，考虑温度、湿度和风速的实时综合影响时，预测效果最优，本文对应维数为6维。当考虑气象因素不足，维数较低时，会影响预测准确率，而直接将历史温度作为输入变量来考虑温度的累积效应不会提高预测准确率。

负荷对各气象因素的敏感度存在差异，各因素敏感度也会随时间变化，受此影响，输入向量长度的最优值与输入向量维数有一定关系，本文以3～5周为宜。当选取历史数据过长时，模型难以拟合差异显著的气象与负荷的关系，预测准确率较低；当选取历史数据过短时，模型稳定度降低，延展性差，预测准确率低。

LSSVM预测准确率与输入向量维数显示出良好的对应关系，组织LSSVM输入向量时，可先寻优向量维数再寻优向量长度。

本文的研究可以为如何优化LSSVM输入向量提供参考，有利于改进LSSVM在短期负荷预测及夏季负荷分析中的应用。**EA**

（收稿日期：2018.12.28）
（编辑：朱金凤）

（上接第56页）

C区配置110 kV相关设备，可以独立完成110 kV典型间隔的组态调试。

D区配置35 kV及主变压器间隔相关设备，可以独立完成220 kV主变压器及35 kV典型间隔的组态调试。

根据不同培训项目培训需求的不同，智能变电站一体化监控实训系统A、B、C、D各区之间可以灵活组合。培训时可以采用以下工作方式：

方式一，各区独立工作，A区负责整个变电站系统层面设备调试，B区、C区、D区完成不同电压等级间隔层调试，每个功能区同时配置了独立的监控后台系统，均可独立进行SCD组态制作。各区之间相互没有干扰，可以实现最大化的培训系统，可以同时提供四套独立工作工位，最多可以容纳12人同时培训。

方式二，智能变电站进行整站系统联调，B区、C区、D区将220 kV、110 kV、35 kV不同电压等级的间隔信息统一送到A区进行汇总处理，并接受A区的各项控制命令。此时可以开展相关专项培训，提高学员处理异常和故障的综合能力。

结束语

本套220 kV智能变电站一体化监控实训系统采用模块化结构设计，通过对智能变电站监控系统进行站控层优化、间隔层重组和过程层设备模拟，可以实现四个培训功能区块的独立应用或组合应用，培训方式灵活，同时将大量的一次开关设备和互感器通过仿真实现，节约了一次设备的投资而不影响培训的开展。**EA**

（收稿日期：2018.06.12）
（编辑：朱金凤）