基于天气雷达数据的强对流天气下输电线风偏放电预警方法

熊小伏1,王 伟1,王 建1,周 宁2,梁 允2

(1. 重庆大学 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室,重庆 400044;

2. 国网河南省电力公司电力科学研究院,河南 郑州 450052)

摘要:夏季多发的强对流天气引起的高频次、大范围的输电线路风偏放电事故是电网"迎峰度夏"面临的主要威胁之一。天气雷达是预测强对流天气的有效工具,在气象与电力行业的融合日益紧密的背景下,提出了一种基于天气雷达数据的强对流天气下输电线路风偏放电预警方法。基于天气雷达对强对流的监测数据,采 用两层支持向量机构建了强对流大风预测模型,实现对强对流大风风力的三级预测;根据绝缘子串发生风偏时的几何模型,推导了风偏临界风速与输电线路自身参数的关系;结合风力预测结果和输电线路的风偏临界风速,计算风偏放电概率并发布相应等级的预警。通过算例验证了所提方法的可行性和准确性。

关键词:强对流天气;输电线路;风偏放电;天气雷达;预警;支持向量机

中图分类号:TM 75

文献标识码:A

DOI:10.16081/j.issn.1006-6047.2018.04.006

0 引言

日益扩大的电网规模使电网遭受恶劣气象影响的程度和频率也随之增加^[1-3]。尤其在夏季,多发的强对流天气引起的高频次线路风偏放电事故严重影响了线路的安全运行,是电网"迎峰度夏"面临的重大威胁。线路风偏放电跳闸后重合闸的成功率低, 且线路在夏季多为高负荷运行^[4],一旦停运将给电力企业及用户带来重大损失。近年来,随着气象科学的长足进步及各行业对气象需求的增多,气象服务已延伸到包括电力在内的各个领域。气象与电力相互融合,利用气象信息服务于电网灾害预警,是提高电网应对气象灾害能力的有效手段,也是构建坚强智能电网的重要一环。

现有的风偏放电应对策略主要集中于风偏监测 方面^[5],但监测手段更多地是为机理研究、改善设计 等积累数据,难以实现对风偏的提前预警。考虑到 风的激励是导致风偏放电的最直接因素,部分学者 基于风预报提出了相应的风偏预警方法^[67]。从预 警方法来看,风偏预警实现流程可归纳为两部分:获 取风预报;建立风偏角或"塔-线"间隙的计算模型。

在风预报方面,已有的风偏预警研究均采用气象部门提供的常规风预报数据^[6-7]。而根据电网运行经验,多数线路风偏事故发生于夏季强对流大风环境下,当使用常规风预报进行风偏预警时存在以下不足:气象部门提供的风预报时间分辨率一般为 1~3h且为定时发布^[8],难以反映"尺度小、突发且

收稿日期:2017-03-03;修回日期:2017-12-05

基金项目:国家电网公司重大基础前瞻科技项目(SG2014-1187);国家重点研发计划项目(2016YFB0900600)

Project supported by the Major and Basic Foresight Science and Technology Project of SGCC(SG20141187) and the National Key R&D Program of China(2016YFB0900600) 易逝"的强对流过程;常规天气预报业务对强对流等 灾害性天气的预报准确性也不够^[9],难以满足电网 气象需求。多普勒天气雷达的应用为强对流天气的 监测、预报提供了有效的途径^[10],众多学者基于天 气雷达提出了相应的强对流预报方法^[1011],但仍局 限于定性预报,对大风等级等表征强对流天气严重 程度的定量预报却鲜有研究,而后者正是进行风偏 放电预警所亟需的。

在绝缘子串风偏角的计算方面,刚体直杆法由 于计算过程容易实现,且精度可满足大部分工程需 要而被广泛应用^[12-13]。计算得到风偏角后,依据杆 塔结构进一步计算"塔-线"间隙,并通过与规程规 定的最小允许间隙^[14]相比较来确定风偏程度及预 警等级。

针对上述问题,本文提出一种基于天气雷达数据的强对流天气下线路风偏放电预警方法。将强对流大风的风力预测归结为有监督学习下的"分类"问题,基于天气雷达对强对流的监测数据,利用支持向量机 SVM(Support Vector Machine)构建了强对流大风预测模型;并根据刚体直杆法及风偏几何模型,推导了风偏临界风速与线路参数的关系;最后结合强对流大风预测模型输出的风力预测结果与风偏临界风速,基于风速分布确定风偏放电概率及预警等级,实现强对流天气下输电线路的风偏放电预警,为电网及时做好针对性防控措施提供重要依据。

1 基于天气雷达数据的强对流大风预测

1.1 天气雷达应用于强对流预报的现状及问题

雷达回波特征是预报强对流天气的重要依据, 基于对强对流天气雷达回波特征的分析衍生了众多 预报方法,但其中大多是关于强对流天气发生与否、 落区等的定性预报。而电网部门往往更希望了解并 量化"强对流天气将带来的风险"以制定合理的防 控决策,相较于定性预报,强对流天气的定量预报能 为电网提供更多有价值的信息,也是进行电网气象 预警不可或缺的一部分。

强对流天气具有"尺度小、突发且易逝"的特 点,而且受地形等多种复杂因素的影响,难以建立其 物理模型进行预测。天气雷达在强对流天气的监测 方面也已积累了大量的数据。在缺乏物理模型但拥 有充分数据时,机器学习是解决预测问题的一种有 效手段。对强对流大风进行连续数值上的预测是非 常困难的,因此本文将强对流大风的预测处理为"分 类"问题,采用有监督学习的方式,利用分类器实现 大风风力预测。

1.2 基于天气雷达数据的强对流大风预测模型

1.2.1 大风预测模型原理

本文建立了基于天气雷达数据的强对流大风预 测模型,如图1所示。采用两层 SVM 串行连接的方 式构造分类器;以天气雷达的历史强对流监测数据 构造输入向量 x,以自动气象站风速数据生成有监 督学习下的标签 l,构造训练集对分类器进行训练; 以天气雷达的实时强对流监测数据构造测试集,输 入经训练后的分类器中,输出对风力等级的预测 结果。





weather based on weather radar data

1.2.2 输入向量和标签

风暴单体识别与跟踪 SCIT(Storm Cell Identification and Tracking)^[10-11]作为新一代天气雷达的重 要算法,是探测强对流风暴的有力工具。SCIT 产品 可输出反映风暴结构、路径属性的多种雷达回波 数据。

气象专业相关研究表明,各类回波数据及其增量(相邻2次体扫数据的差值)是识别、预报强对流 天气的有效指标^[10-11]。本文基于天气雷达对强对流 监测的 SCIT 产品,根据以下步骤构造输入向量*x*。

a. 提取 t 时刻 SCIT 产品中表征强对流风暴属性的 14 种雷达数据,构造基本雷达回波数据向量 $x_{B}(t)$:

X_B(t)=(平均反射率因子,最大反射率因子,最大反 射率因子高度,风暴高,垂直液态水含量,平 均反射率因子梯度,最大反射率因子梯度,风暴质量,面积,风暴顶高,风暴底高,移速, 长轴长,短轴长)

b. 以 *t*-1 表示雷达上一体扫时刻,则 *t* 时刻的基本雷达回波数据增量向量可以表示为 **x**_B(*t*)-**x**_B(*t*-1)。

c. 以 SCIT 产品中剩余数据构造向量 $x_{R}(t)$ 如下:

 $x_{R}(t) = (降雹概率,强降雹概率,降水面积,包含的$ 二维风暴个数)

d. 构造模型的输入向量 x(t):

 $\boldsymbol{x}(t) = (\boldsymbol{x}_{\mathrm{B}}(t), \boldsymbol{x}_{\mathrm{B}}(t) - \boldsymbol{x}_{\mathrm{B}}(t-1), \boldsymbol{x}_{\mathrm{R}}(t)) \quad (1)$

自动气象站风速是逐小时观测、记录的整点时 刻风速数据(离地高 10 m、10 min 平均值),利用其 构造分类器学习的标签,形成二维标签向量 *l*(*t*),具 体步骤如下。

a. 根据 t 时刻的强对流风暴位置,查找附近 自动气象站在相邻下一整点时刻的风速 v,并基 于风力等级划分规则(见 1.2.4 节),根据风速 v确定其对应的风力等级 L_v ,其中 $L_v \in \{L_{vo}, L_{v1}, L_{v2}\}$ 。

b. 子分类器 SVM-1、SVM-2 对应的标签 *l*₁(*t*)、 *l*₂(*t*)可确定如下:

$$l_{1}(t) = \begin{cases} 1 & L_{V} = L_{V0} \\ -1 & \ddagger \& \end{cases}$$
(2)

$$l_2(t) = \begin{cases} 1 & L_{\rm V} = L_{\rm V1} \\ -1 & L_{\rm V} = L_{\rm V2} \end{cases}$$
(3)

由于子分类器 SVM-2 在训练时只使用了 L_{v_1} 和 L_{v_2} 的样本,因此式(3)中不必考虑 $L_v = L_{v_0}$ 的情况。因此,标签向量为 $l(t) = (l_1(t), l_2(t))$ 。

1.2.3 SVM 与分类器的构造

从自动气象站记录的强对流风速(离地高 10 m、 10 min 平均值)来看,高风速数据只占很小比例,如 图 2 所示,可生成的高风速训练样本数量将很少,而



图 2 某省强对流天气对应自动气象站风速分布情况及其拟合 Fig.2 Wind speed distribution and its fitting of automatic weather stations in severe convective weather of a province

输入向量 x(t)的维数较大。因此本文选择 SVM 作为强对流大风预测模型的分类工具,其在解决小样本、高维输入分类问题上具有较大的优势,而且泛化能力强,对未知的新样本也能有较好的分类效果^[15]。

SVM 属于二分类器,通过在 2 类样本间构造最 优分类界面达到分类的效果。而对于多分类问题, 可将其转化为多个二分类问题进行分类。其中,串 行 SVM 方法是将多个 SVM 串行相连,逐层筛选一 类,最终实现多分类,其在训练、分类效率上相较于 传统多分类方法有较大的优势^[16]。本文选择串行 SVM 实现对风力的多级分类,考虑到串行结构的最 终分类效果随层数的增加而降低,本文采用 2 个 SVM 子分类器——SVM-1、SVM-2 串行相连的方 式,实现对风力的三级预测(*L*vo、*L*v1、*L*v2),如图 1 所示。

1.2.4 风力等级划分规则

强对流天气常引起短时、阵性大风,但自动气象 站记录的风速为 10 min 平均风速,经过平均处理 后,强对流天气对应的自动气象站风速并不高(如图 2 所示)。

模型中对风力的划分规则宜满足线路实际风偏 情况。统计中部某省电网历史风偏事件对应的自动 气象站观测风速,如图 3 所示。95%的风偏事件发 生时,附近自动气象站的观测风速均在 8 m/s 以上。 因此可将 L_{vo}和 L_{v1}的划分阈值取为 8 m/s。



 $\boxed{\vdots} < 8 \text{ m/s}, \ \boxed{b} 8 \sim 9 \text{ m/s}, \ \boxed{b} 9 \sim 10 \text{ m/s}$ $\boxed{b} 10 \sim 11 \text{ m/s}, \ \boxed{b} 11 \sim 12 \text{ m/s}, \ \boxed{b} > 12 \text{ m/s}$

图 3 某省电网历史风偏事件对应自动气象站风速情况

Fig.3 Wind speed of automatic weather stations corresponding to historical wind swing discharge events of a province power grid

同时,超过一半的风偏事件发生时自动气象站的观测风速在 8~11 m/s 的区间内。从图 2 也不难 看出,如果 L_{v1} 和 L_{v2} 间的阈值太大,将导致 L_{v2} 的样 本过少,从而影响 SVM-2 对 L_{v1} 和 L_{v2} 的分类效果。 因此选择 11 m/s 作为 L_{v1} 、 L_{v2} 的划分阈值。

综上,基于天气雷达数据的强对流大风预测模型的风力等级划分规则可描述为:

$$L_{\rm V} = \begin{cases} L_{\rm V0} & v < 8 \text{ m/s} \\ L_{\rm V1} & 8 \text{ m/s} \le v \le 11 \text{ m/s} \\ L_{\rm V2} & v > 11 \text{ m/s} \end{cases}$$
(4)

其中,v为自动气象站观测风速,单位为m/s。

1.3 基于下采样方法的训练集构造

1.3.1 训练样本筛选

天气雷达通常对 0~10 min 后的地面大风有较 好的预测效果^[11]。如上文所述,训练样本的输入向 量 x 来源于 t 时刻的雷达数据,而标签 l 取决于 t 时 刻的下一整点时刻(记为 t'时刻)的自动气象站风 速。如果时距 t'-t 过大,会削弱输入向量和标签间 的对应性进而影响模型的训练效果。因此需对 t'-t设置一个上限,筛选雷达与风速数据足够接近的样 本以构建待训练集:

$$T_{\rm R} = \{ (\boldsymbol{x}(t), \boldsymbol{l}(t)) \mid t' - t \leq 20 \, \min \}$$
 (5)

其中, $T_{\rm R}$ 为待训练集。由于自动气象站的风速是整 点时刻前 10 min(即t'-10 min—t')的风速平均值, 同时考虑到雷达预测地面大风有 0~10 min 的提前 量,因此将t'-t的上限取为 20 min。

1.3.2 下采样方法构造训练集

若直接将待训练集 T_R 用于训练模型,将引入数据不平衡问题从而影响模型的预测效果。即 SVM 在分类时,如果 2 类样本存在数量上的不平衡,构造的最优分类界面将发生偏移,使分类结果偏向于多数类,最终导致部分甚至全部的少数类样本被错分^[17]。

数据不平衡在子分类器 SVM-1 上最为明显。 子分类器 SVM-1 负责在全部样本中筛选低风速 L_{vo}的样本,而从图 2 不难看出,L_{vo}样本数据量远大于 其余样本的总量,这种不平衡将严重影响 SVM-1 的 分类效果,并且这种影响也会被传递至下一层的 SVM-2,从而制约了整个模型对大风的预测效果。

本文采用随机下采样的方法,即通过在多数 类样本中随机筛选一部分,与少数类样本重新构 成训练集,以改善两者间的不平衡。该方法是目 前解决分类器数据不平衡问题的常用方法,在保 证了一定准确度的同时,也具有速度快、容易实 现的优势。

对于下采样后 2 类样本需保持的最佳数量比目 前尚无一致性结论。本文选取部分样本作为测试 集;对其余样本进行随机下采样,并保证下采样后多 数类(L_{v0})、少数类(L_{v1} 和 L_{v2})样本数量比为P,构 成训练集后输入 SVM-1中进行测试;重复若干次, 得到对少数类样本的(平均)空报率、漏报率以及 Gmean 指标^[17](G-mean 指标越高,表示对不平衡样本 的分类效果越好)。令 P分别取 1、2、…、10,3 个指 标的变化情况如图 4 所示。作为对比,当取全部 $T_{\rm R}$ 样本(不进行下采样)进行训练时,平均 G-mean 指 标为 37.2%,空报率为 50%,漏报率为 85.7%。





由图 4 可以看出,随着 P 的增大,多数类样本的 占比也随之增大,更多的少数类样本会被错分,即漏 报率增大,但同时空报率也有减小趋势。为了实现 对 3 个指标的综合评价,本文采用常用的 z 分数(zscore)综合评价法计算了综合评价指标 Z_e ,其值越 大表示综合效果越好, Z_e 的变化情况如图 4 所示。 可以看出,当 P=3,即随机下采样后多数类、少数类 样本数量比为 3:1时,SVM-1 有最好的分类效果,因 此本文在待训练集 T_R 的基础上,采用 L_{v0} 和其余样 本数量间 3:1的比例进行随机下采样以训练子分类 器 SVM-1。

子分类器 SVM-2 的作用是对高风速样本(L_{v1} 和 L_{v2})进行进一步分类。由于 L_{v1} 和 L_{v2} 样本数量本来就少,且不存在明显的不平衡,因此可直接以 T_{R} 中的高风速样本构造 SVM-2 的训练集。

1.4 模型的训练、预测及验证

基于天气雷达数据的强对流大风预测模型的训练步骤可归纳为:基于历史天气雷达及自动气象站风速数据,构造输入向量和标签,形成样本总体;根据式(5)筛选样本,形成待训练集 *T*_R,并对其中的低风速 *L*_{v0}样本进行随机下采样,保证采样后 *L*_{v0}的样本数量与其余 *L*_{v1}、*L*_{v2}样本总数量的比为 3:1;以下采样后的 *L*_{v0}样本以及 *L*_{v1}、*L*_{v2}样本构成训练集对SVM-1 进行训练;以 *L*_{v1}、*L*_{v2}样本构成训练集对子分类器 SVM-2 进行训练。

模型训练结束后,输入测试样本进行风力预测, 如图 1 所示。测试样本首先输入 SVM-1,预测是否 为 L_{v0}类,若是,则输出预测结果;否则将样本继续传 递至 SVM-2,进行 L_{v1}和 L_{v2}间的分类。

本文在中部某省 2013 和 2014 年历史夏季强对 流天气雷达数据及对应自动气象站风速数据的基础 上,对模型进行了测试及验证。选取历史某天 185 个样本作为测试集,其余样本按上述步骤构造训练 集,对模型进行训练及测试;更换测试集,选取另一 天的 107 个样本重复上述步骤。2 次测试的结果见 表1。

表1 基于天气雷达数据的强对流大风预测模型测试结果

Table 1 Test results of prediction model of strong convection wind based on weather radar data

| 同古竺如 | 预测 L _{V0} | | 预测 L _{V1} | | 预测 L _{V2} | |
|---------------------|--------------------|-----|--------------------|-----|--------------------|-----|
| 风刀守级 | 测试1 | 测试2 | 测试1 | 测试2 | 测试1 | 测试2 |
| 实际 L _{V0} | 176 | 91 | 3 | 4 | 0 | 0 |
| 实际 L _{V1} | 1 | 3 | 2 | 8 | 1 | 1 |
| 实际 L _v , | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 |

由表1结果可知,子分类器 SVM-1的2次测试 G-mean 指标分别为90.5%和84.8%,对不平衡风速 样本有较好的分类效果;而子分类器 SVM-2也能正 确识别高风速 L_{v2}的样本。表1中加粗元素代表正 确预测的情况,测试结果表明整体模型对强对流大 风的风力情况有较好的预测效果。

2 风偏放电概率计算及预警

2.1 风偏临界风速计算

绝缘子串风偏情况如图 5(a) 所示。引起绝缘 子串风偏的多为风向不定的阵性大风,其风向随机, 传统采用水平风计算风偏角的方法稍显"乐 观"^[67,12-13],同等风力下水平风并非会引起最大风 偏角,如图 5(b)所示。且强对流环境下多气流的垂 直运动,风向往往难以维持水平。



考虑最恶劣情况,即风向与绝缘子串位于同一 平面,且与导线垂直。假设风向与水平面夹角为 γ , 对绝缘子串的受力情况进行分析,如图 5(a)所示。 其中 F 为绝缘子串风荷载 F_i 与导线风荷载 F_c 的组 合,且均可表示为风速平方的正比例函数^[14,18], G 为 绝缘子串自重荷载 G_i 与导线自重荷载 G_c 的组 合^[12-13],如式(6)所示。

$$\begin{cases} F = F_{i} + 2F_{c} = Av_{g}^{2} + 2Bv_{g}^{2} \\ G = G_{i} + 2G_{c} \end{cases}$$
(6)

其中, v_g 为线路位置离地 10 m 的风速,单位为 m/s, 由于绝缘子串摆动的动态过程持续时间很短, v_g 实际上是瞬时/短时风速; $A \setminus B$ 分别为绝缘子串风荷载 $F_i \setminus 导线风荷载 F_e 中 v_g^2$ 的系数,在特定地形及线路下 为常数,可由 GB 50545—2010^[14]确定。

根据余弦定理可计算风偏角 θ :

$$\theta = \arccos \frac{G - F \sin \gamma}{\sqrt{G^2 + F^2 - 2GF \sin \gamma}}$$
(7)

令风速不变(此时 $F \ C$ 均为定值),通过求导可 得,当风向与水平方向夹角满足 $\gamma = \arcsin(F/G)$ 时, 风偏角取得最大值 $\theta_{max} = \arcsin(F/G)$,此时绝缘子 串向杆塔的偏移程度最大,且稳定时的风偏角 θ_{max} 与 γ 相等,即稳定后绝缘子串与风荷载 F 垂直。也 可根据三角形法则,对同等风力、不同风向的风作用 下的绝缘子串进行受力分析,可得到相同结论,如图 5(b)所示,当绝缘子串所在直线(图中短虚线)与各 方向风荷载所构成圆弧相切时,风偏角最大,此时风 荷载 F_1 与稳定后绝缘子串垂直。

风偏角是风对绝缘子串作用的直接体现,为了 计算风偏临界风速,首先要计算临界风偏角。

不难计算 2 种可能发生风偏放电的"塔-线"空 气间隙——绝缘子串末端导线或带电部件距塔身的 间隙 *d*₁以及距横担的间隙 *d*₂,如式(8)所示。

$$\begin{cases} d_1 = l_h \sin \alpha - l_i \cos \left(\alpha - \theta \right) \\ d_2 = l_i \cos \theta \end{cases}$$
(8)

其中, l_i 为绝缘子串长度; $l_h \propto$ 如图 5(a)所示。

令 *d*₁、*d*₂分别等于带电部件与杆塔的风偏最小 允许间隙 *d*_h^[14],易得对应的风偏角分别为:

$$\begin{cases} \theta_{\rm th1} = \alpha - \arccos \frac{l_{\rm h} \sin \alpha - d_{\rm th}}{l_{\rm i}} \\ \theta_{\rm th2} = \arccos \frac{d_{\rm th}}{l_{\rm i}} \end{cases}$$
(9)

当考虑分裂导线时,同一风偏角下的"塔-线" 间隙 d_1 、 d_2 要小于式(8)所示的单导线情况,如图 5 (a)所示。此时在计算式(9)时,可以将 d_{th} 改为 d_{th} + b/2以简单修正这种影响,其中 b为分裂导线的最大 间距。

假设风偏角 θ 由 0°逐渐增大,当 2 种"塔-线" 间隙 $d_1 \langle d_2 \rangle$ 中的任一个等于 d_{th} 时将发生风偏放电, 此时的风偏角即临界风偏角,即临界风偏角为 $\theta_{th} =$ min $\{\theta_{th1}, \theta_{th2}\}$ 。

如上所述,同等风力下风向满足γ=arcsin(*F/G*) 时将导致最大风偏角。换言之,若绝缘子串风偏角 为某一定值,当风向满足该关系时所需的风力最小。 因此当风偏角为 θ_t时,根据上述分析及式(6)可得 瞬时/短时风偏临界风速(风偏所需最小风速)为:

$$v_{\rm th-g} = \sqrt{\frac{(G_{\rm i} + 2G_{\rm c})\sin\theta_{\rm th}}{A + 2B}}$$
(10)

v_{th-g}的意义可表述为:当绝缘子串所受瞬时/短时风速 v_g(离地 10 m 高)超过临界值 v_{th-g}时,将不满足风偏最小允许空气间隙要求而发生风偏放电。而 实际中难以获取瞬时/短时风速数据,本文引入结构 风工程中常用的阵风因子,即阵风持续期(常取3 s) 的平均风速与基本时距(常取 10 min)平均风速之 比。式(10)可改写为:

$$v_{\text{th}-10} = \frac{v_{\text{th}-g}}{g_v} = \frac{1}{g_v} \sqrt{\frac{(G_i + 2G_c)\sin\theta_{\text{th}}}{A + 2B}}$$
(11)

其中, v_{th-10} 为离地 10 m 高度、10 min 时距的风偏临 界风速,单位为 m/s; g_v 为阵风因子,其值与风的湍 流程度正相关,一般可取 1.4~2.0^[19]。

2.2 风偏放电概率计算及预警等级

以风速模拟中常用的4种分布分别对强对流天 气风速分布情况进行拟合,如图2所示,拟合效果见 表2。对数似然值的绝对值越小表示拟合效果越 好,因此选择广义极值分布来模拟强对流天气的风 速分布情况。

表 2 强对流天气风速拟合效果

 Table 2 Wind speed fitting result of severe convective weather

| 分布 | 对数似然值 | 分布 | 对数似然值 |
|------|----------|-----|----------|
| 广义极值 | -116 064 | 伽马 | -116 588 |
| 对数正态 | -116 354 | 威布尔 | -118 810 |

广义极值分布的概率密度函数为:

$$f(v) = \frac{1}{\sigma} \left(1 + k \frac{v - \mu}{\sigma} \right)^{-1 - 1/k} \exp\left[- \left(1 + k \frac{v - \mu}{\sigma} \right)^{-1/k} \right] \quad (12)$$

其中,v为风速,单位为 m/s;k、 σ , μ 均为待定参数。

根据强对流大风预测模型的风力预测结果及风偏临界风速,基于风速分布计算风偏放电概率。如图6所示(截取了整个分布的一部分),当预测风力为 P_{LV} 时,其中 $P_{LV} \in \{L_{V0}, L_{V1}, L_{V2}\}$,且 P_{LV} 对应风速区间的上、下界分别为 v_{PLV+} 。以当前预测风力条件下,风速超过风偏临界风速 v_{th-10} 的概率作为线路的风偏放电概率 P_{fp} ,如式(13)所示。



图 6 风偏放电概率计算示例 Fig.6 Calculation example of probability of wind swing discharging



根据风偏放电概率发布相应等级的预警,如表 3 所示。

表 3 预警等级及预警条件

Table 3 Early warning levels and corresponding conditions

| 预警等级 | 预警条件 | 预警等级 | 预警条件 |
|------|-------------------------------|------|-------------------------------|
| I 级 | $P_{\rm fp} \ge 70\%$ | Ⅲ级 | $10\% \leq P_{\rm fp} < 40\%$ |
| Ⅱ级 | $40\% \leq P_{\rm fp} < 70\%$ | 无预警 | $P_{\rm fp} < 10\%$ |

2.3 基于天气雷达数据的强对流天气下输电线路 风偏放电预警流程

基于天气雷达数据的强对流天气下输电线路风 偏放电预警流程如图7所示。



图 7 基于天气雷达数据的强对流天气下 输电线路风偏放电预警流程图

Fig.7 Flowchart of early warning for wind swing discharging of transmission lines under severe convective weather based on weather radar data

a. 以天气雷达监测到强对流风暴作为风偏放电 预警启动条件;

b. 基于天气雷达的实时数据构造输入向量,输入经历史样本训练后的强对流大风预测模型中,输出预测的风力等级*P*_{LV};

c. 基于强对流风暴区域内的线路参数,根据2.1 节依次计算杆塔的临界风偏角 θ_{th} 、风偏临界风 速 v_{th-10} ;

d. 根据 2.2 节计算杆塔的风偏放电概率,并根据表 3 发布对应等级的预警。

若针对某条线路或某区域输电网,可通过对 各基杆塔的风偏放电概率进行排序,获取具有高 风偏放电风险的杆塔集合以制定针对性的防范 措施。

3 算例分析

以中部某省电网的输电线路历史风偏跳闸事件 为例对本文所提风偏预警方法进行验证。该省电网 220 kV 某线路于 2013 年 8 月 1 日 18:43 发生风偏 跳闸,风偏放电杆塔均位于 A 县区域。故障杆塔及 两侧线路的相关参数如下:杆塔所在地形为 B 类地 形^[14], l_h =1.15 m, α =133°,水平档距为 600 m,垂直 档距为 400 m;导线为二分裂导线,外径为 18.9 mm, 分裂间距为 0.6 m,自重为 0.732 kg/m;绝缘子串距 地面高度为 30 m,长度为 2.77 m(含金具),自重为 22.1 kg(含金具)。其中绝缘子串的长度、自重参数 已计及了线夹、联板等连接金具。

在该省 2013 和 2014 年 7、8 月份天气雷达 SCIT 数据的基础上对强对流大风预测模型进行验证。以 跳闸前后 1 h 内(2013 年 8 月 1 日 17:30—19:30)天气 雷达在 A 县监测到的强对流风暴 SCIT 数据构造测试 样本并形成测试集;并以其余雷达数据构造训练集。

根据 1.4 节所述步骤对强对流大风预测模型进 行训练及测试。测试结果显示:对 18:24—18:42 共 计 4 次雷达体扫的预测风力为 L_{v1}级,对 18:18 时刻 体扫的预测风力为 L_{v2}级,其余时刻预测结果均为 L_{v0}级,风力预测结果 P_{Lv}的时序图见图 8(其中某次 体扫的风力预测结果反映了该次体扫与下一体扫之 间的风力情况,因此 L_{v1}的时序曲线延伸到了 18:48)。



图 8 大风预测及风偏放电预警结果时序图

Fig.8 Sequence chart of wind level prediction and early warning results for wind swing discharging

根据上述参数计算故障杆塔的风偏临界风速。 风偏最小允许间隙 d_{th} 取为 0.55 m^[14],根据式(9)可 计算 $\theta_{th1}, \theta_{th2}$ 分别为 42.8°、72.1°,因此临界风偏角 θ_{th} 为 42.8°;根据 GB 50545—2010 及上述参数,易计 算参数 $A \setminus B$ 分别为 2.663×10⁻⁴、1.351×10⁻²;根据导 线自重、垂直档距易计算 G_e 为 5.739 kN;故障发生于 夏季强对流天气下,对应湍流程度较大,阵风因子 g_e 可取为 2。因此根据式(11)可计算风偏临界风速:

$$v_{\text{th}-10} = \frac{1}{2} \times \sqrt{\frac{(22.1 \times 9.8 \times 10^{-3} + 2 \times 5.739) \times \sin 42.8^{\circ}}{2.663 \times 10^{-4} + 2 \times 1.351 \times 10^{-2}}} = 8.53 \text{ (m/s)}$$
(14)

借助 MATLAB 采用广义极值分布对历史强对 流风速进行拟合,得待定系数 k、σ、μ 分别为 0.175 4、 1.168 1、2.046 5。因此,将 v_{th-10}代入式(12)及式 (13)中,易计算各预测风力下的风偏放电概率为:

$$P_{\rm fp} = \begin{cases} 0 & P_{\rm LV} = L_{\rm V0} \\ 70.5\% & P_{\rm LV} = L_{\rm V1} \\ 1 & P_{\rm LV} = L_{\rm V2} \end{cases}$$
(15)

因此,根据本文方法应该在 18:18—18:48 时段 内发布 I 级风偏预警,如图 8 所示。实际风偏事件 发生于 18:43 时刻,针对本算例来看,本文所提风偏 预警模型约有 20 min 的预警提前量,这与气象上雷 达预测地面大风的 0~10 min 的提前量相差不大。 通过本算例验证了本文所提风偏放电预警方法的可 行性和准确性。

4 结论

本文基于天气雷达数据提出了一种针对强对流 天气下输电线路风偏放电事故的预警方法。通过研 究得出以下结论。

a. 天气雷达为强对流大风的预测提供了有效工具。本文基于强对流雷达监测数据及对应风速数据,将强对流大风的预测处理为有监督学习下的"分类"问题,利用两层 SVM 构建了强对流大风风力的 三级预测模型。通过下采样方法可减小低风速、高风速样本间的不平衡对模型预测效果的影响。

b. 根据绝缘子串风偏时的几何模型,推导了输 电线路临界风偏角、风偏临界风速的表达式,风偏临 界风速的大小仅与输电线路自身参数有关。

c. 强对流大风的风速分布可用广义极值分布模 拟。结合强对流大风预测模型输出的风力预测结果 及风偏临界风速,基于风速的广义极值分布可计算 输电线路的风偏放电概率并发布相应等级预警。

d. 本文所提风偏预警方法可为电网运行、调度 决策的制定提供重要依据,有助于及时做好针对性 的防控措施,尤其是在强对流天气和风偏事故多发 的夏季,可为电网安全"迎峰度夏"提供重要保障。

参考文献:

- [1] 王建,熊小伏,李哲,等. 气象环境相关的输电线路故障时间分 布特征及模拟[J]. 电力自动化设备,2016,36(3):109-114.
 WANG Jian, XIONG Xiaofu, LI Zhe, et al. Time distribution of weather-related transmission line failure and its fitting[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(3):109-114.
- [2]杨晓萍,王媛,王明. 基于单向 S-粗集理论的输电系统可靠性 评估[J]. 电力自动化设备,2016,36(12):57-62.
 YANG Xiaoping, WANG Yuan, WANG Ming. Transmission system reliability evaluation based on one direction S-rough set theory[J].
 Electric Power Automation Equipment,2016,36(12):57-62.
- [3]程宏波,何正友,王玘,等.一种高铁供电事故气象因素关联模型的分析方法[J].电力自动化设备,2015,35(9):49-53.
 CHENG Hongbo,HE Zhengyou,WANG Qi, et al. Analysis method for meteorological factor associated accident model of high-speed railway[J]. Electric Power Automation Equipment,2015,35(9):

49-53.

 [4]张贲,史沛然,蒋超. 气象因素对京津唐电网夏季负荷特性影响 分析[J]. 电力自动化设备,2013,33(12):140-144.

ZHANG Ben, SHI Peiran, JIANG Chao. Impact of meteorological factors on summer load characteristics of Beijing-Tianjin-Tangshan Power Grid [J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33 (12):140-144.

[5] 胡志坚,李洪江,文习山,等. 基于差分 GPS 的输电线路舞动和风偏在线监测方法[J]. 电力自动化设备,2012,32(3): 120-124.
HU Zhijian,LI Hongjiang,WEN Xishan, et al. Online monitoring of transmission conductor wave and wind gallop based on differential

transmission conductor wave and wind gallop based on differential GPS[J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(3): 120-124.

- [6] XIONG X F, WENG S J, WANG J. An online early-warning method for wind swing discharge of the conductor toward the tangent tower and jumper toward the strain tower [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 30(1):114-121.
- [7] WANG J, XIONG X F, LI Z, et al. Wind forecast-based probabilistic early warning method of wind swing discharge for OHTLs[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2016, 31(5):2169-2178.
- [8]中国国家标准化管理委员会. 短期天气预报;GB/T 21984—2008[S]. 北京:中国标准出版社,2012.
- [9] 苗春生. 现代天气预报教程[M]. 北京:气象出版社, 2013:1-19.
- [10] 俞小鼎,周小刚,王秀明. 雷暴与强对流临近天气预报技术进展
 [J]. 气象学报,2012,70(3):311-337.
 YU Xiaoding, ZHOU Xiaogang, WANG Xiuming. The advances in the nowcasting techniques on thunderstorms and severe convection
 [J]. Acta Meteorologica Sinica,2012,70(3):311-337.
- [11] 李国翠,刘黎平,张秉祥,等. 基于雷达三维组网数据的对流性 地面大风自动识别[J]. 气象学报,2013,71(6):1160-1171.
 LI Guocui,LIU Liping,ZHANG Bingxiang, et al. Automatic iden-tification of ground thunderstorm gale based on the radar mosaic 3D data[J]. Acta Meteorologica Sinica,2013,71(6):1160-1171.
- [12] 邵天晓. 架空送电线路的电线力学计算[M]. 2 版. 北京:中国 电力出版社,2003:190-194.
- [13] 张殿生. 电力工程高压送电线路设计手册[M]. 2 版. 北京:中国电力出版社,2003:103-104.
- [14] 中华人民共和国住房和城乡建设部.110 kV~750 kV 架空输电 线路设计规范:GB 50545—2010[S].北京:中国计划出版社, 2010.
- [15] 孙即祥. 现代模式识别[M]. 2版. 北京:高等教育出版社, 2008:624-645.
- [16] 万九卿,李行善. 基于串行支持向量分类器的模拟电路故障诊断[J]. 北京航空航天大学学报,2003,29(9):789-792.
 WAN Jiuqing, LI Xingshan. Analog circuits fault diagnosis based on serial support vector multi-classifier[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics,2003,29(9):789-792.
- [17] HE H, GARCIA E A. Learning from imbalanced data [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2009, 21 (9): 1263-1284.
- [18] 杨清,魏亚楠,赵渊,等. 强风雨荷载冲击下的输电线路可靠性 建模方法[J]. 电力自动化设备,2015,35(2):133-137.
 YANG Qing, WEI Yanan, ZHAO Yuan, et al. Reliability model of transmission lines under impact of strong wind and rain[J]. Electric Power Automation Equipment,2015,35(2):133-137.
- [19] 楼文娟,王嘉伟,卢明,等. 运动雷暴冲击风下输电线风载计算 参数[J]. 东南大学学报(自然科学版),2016,46(2):371-378.

LOU Wenjuan, WANG Jiawei, LU Ming, et al. Wind load calculation parameter of transmission line in moving thunderstorm downburst [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2016,46(2):371-378.

作者简介:



熊小伏(1962—),男,四川南充人,教 授,博士研究生导师,博士,主要研究方向 为电力系统保护与控制、电力系统风险评 估及气象灾害预警(E-mail:cquxxf@vip. sina.com);

熊小伏

王 伟(1993—),男,河南濮阳人,博士研究生,主要研 究方向为电力系统风险评估及气象灾害预警(E-mail: 1119656298@qq.com);

王 建(1986—),男,四川广安人,博士,主要研究方向 为电力系统风险评估及气象灾害预警(E-mail:wangrelay@ formail.com)。

周 宁(1971—),男,河南洛阳人,高级工程师,硕士,主 要从事电力系统自动化、智能电网等领域的研究和技术应用 工作;

梁 允(1981—),男,河南郸城人,工程师,硕士,主要从 事电力系统自动化等相关研究。

Early warning method for wind swing discharging of transmission lines under severe convective weather based on weather radar data

XIONG Xiaofu¹, WANG Wei¹, WANG Jian¹, ZHOU Ning², LIANG Yun²

(1. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University,

Chongqing 400044, China; 2. Electric Power Research Institute of State Grid Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450052, China)

Abstract: The high-frequency and large-scale wind swing discharging accident of transmission lines caused by severe convective weather in summer is one of the main threats for power grid to meet summer peaks. Weather radar is an effective tool for severe convective weather forecasting. With the increasingly close integration between meteorological and electrical industries, an early warning method for wind swing discharging of transmission lines under severe convective weather based on weather radar data is proposed. The prediction model of wind level under severe convective weather is constructed by two-layer support vector machine to forecast wind in three levels based on the severe convective weather monitoring data of weather radar. According to the geometric model of insulator string swinging under wind, the relation between the critical wind speed of wind swing discharging and parameters of transmission line is deduced. The probability of wind swing discharging is calculated and the corresponding early warning levels are published, considering the predicted wind level and the critical wind speed of transmission line. The feasibility and accuracy of the proposed method are verified by examples.

Key words: severe convective weather; transmission lines; wind swing discharging; weather radar; early warning; support vector machines