

文章编号 : 1673-8411 (2019) 02-0030-05

宁波雷电时空分布特征及潜势预报方法探讨

吕劲文, 申华羽, 涂小萍, 朱宪春, 陆璠, 杨小荣, 周承

(宁波市气象局, 浙江 宁波 315012)

摘要: 利用闪电定位仪资料分析了 2010-2016 年宁波市雷电的时空分布特征, 根据雷电强度将 6-9 月雷电分为一般雷电和强雷电两组, 结合 NCEP 再分析资料计算对流参数, 运用 GA-BP 神经网络和费歇判别模型对雷电潜势预报进行分类方法探讨。结果表明: 宁波年平均地闪次数为 43223 次, 其中负地闪占比达 95.2%; 地闪的月际变化和日变化均呈单峰型, 6-9 月和 14-19 时分别为地闪次数最多的月份和时段; 宁波雷电活动表现出一定的地域性, 主城区以及海拔较高的奉化和宁海的西部山区是总地闪密度较大的区域。选择 CAPE 等 4 个对流参数参与建模, 评估结果显示 GA-BP 预报准确率为 71.60%, 临界成功指数为 56.60%, 空报率和漏报率都在 27% 左右, 模型表现出一定的预报技巧, 并且该模型预报效果优于费歇判别模型。

关键词: 雷电; 时空分布; 潜势预报; GA-BP 神经网络

中图分类号: P457.9

文献标识码: A

Discussion on the Spatial and Temporal Distribution Characteristics and Potential Forecasting Method of Lightning in Ningbo

Lv Jingwen, Shen Huayu, Tu Xiaoping, Zhu Xianchun, Lu Yun, Yang Xiaorong, Zhou Cheng
(Ningbo Meteorological Service, Ningbo Zhejiang 315012)

Abstract: In order to understand the regional regularity of lightning activities in Ningbo, the temporal and special distribution of lightning was studied by using the data from ADTD (Active Divortory Topology Diagrammer) lightning location systems from 2010 to 2016. According to the lightning intensity, the lightning from June to September is divided into two groups: general lightning and strong lightning. The convection parameters are calculated by NCEP reanalysis data. The classification method of lightning potential prediction is discussed by using GA-BP neural network and Fisher discriminant model. The results show that the annual average number of ground flashes in Ningbo is 43223, and the proportion of negative ground flashes is 95.2%. The intermonthly and diurnal variations of ground flashes show a single peak pattern, and the most frequent months and periods of ground flashes are June-September and 2 pm-7pm, respectively. In addition, Ningbo thunder and lightning activities show regional characteristics; the main urban area and the western mountainous area of Fenghua and Ninghai with higher altitude are the areas with larger flash density. Four convection parameters, such as CAPE, are selected to participate in the modeling. The evaluation results show that the accuracy of GA-BP prediction is 71.60%, the critical success index is 56.60%, empty report rate and false rate are both 27%. The model shows certain forecasting skills, and the forecasting effect of the model is better than the Fisher discriminant model.

Keywords: lightning, temporal and spatial distribution, potential forecast, GA-BP neural network

收稿日期: 2019-01-15

基金项目: 浙江省气象科技计划重点项目 (2017ZD06), 宁波市气象科技计划项目 (NBQX2015006B)

作者简介: 吕劲文 (1985-), 男, 硕士研究生, 工程师, 主要从事天气预报和服务研究。E-mail:jwlv1985@126.com

引言

雷暴泛指深厚湿对流现象, 狭义上指伴有雷电的深厚湿对流^[1], 换言之, 雷电是发生在雷暴过程中的一种天气现象。宁波全年都有可能出现雷暴, 雷电灾害多发^[2]。2013年9月14日午后北仑九峰山景区的凉亭遭遇雷击, 造成1死16伤, 当日08-20时, 全市地闪达到1605次, 最大地闪强度153.7KA。近年来, 宁波部署了多台套ADTD闪电定位仪和大, 气电场仪等观测设备, 积累多年的高分辨率资料, 为探讨宁波区域雷电的时空分布特征提供了可能。

分析雷电的时空分布特征是开展区域防雷减灾工作、提高雷电灾害防御能力的基础性工作之一。国内学者对不同省市雷电的时空分布开展了广泛的研究^[3-5], 研究结果为各地制定科学的雷电防护措施提供了客观依据。近年来, 国内学者结合对流参数, 运用各种方法^[6-8]广泛开展了区域雷电潜势预报研究。从动力学观点看, 神经网络是一个超高维非线性动力学习系统^[9], 学者运用神经网络方法开展不同学科的应用研究^[10-12]。雷电天气的发生和演变机制复杂, 具有较强的非线性特征, 神经网络方法对于雷电天气的预报具有独特的优势。赵旭寰^[13]、陈勇伟^[14]等运用该方法开展了雷电潜势预报研究, 表明其具有可行性。

一般性雷电不一定形成灾害, 而强雷电威力巨大, 常击人毁物, 形成雷电灾害, 是当前工作中的重点和难点。日常预报工作中除了关注是否有雷电天气, 还需结合天气形势和对流参数考虑产生强雷电天气的可能性。本文对宁波地闪时空分布进行分析, 旨在深入认识区域雷电活动规律, 并尝试通过再分析资料计算对流参数, 并运用神经网络和费歇判别方法对强雷电和一般雷电进行分类预报探讨, 可为日后利用数值预报产品开展雷电潜势预报提供参考。

1 资料 and 个例选取

所用气象资料为2010—2016年逐日资料, 种类包括: (1) 宁波4套ADTD闪电定位仪系统监测数据; (2) 浙江省气象观测站逐小时降水资料, 包括国家基本(准)气象站和中尺度自动气象站(以下统称气象站), 数据来源于浙江省气象信息中心, 应用时进行了人工质量控制; (3) 美国国家环境预报中心(NCEP)1°×1°6 h全球再分析资料。

ADTD闪电定位仪的定位方式有4种: 二站振幅、二站混合、三站混合、四站算法, 3个及以上站数可以探测得到比较精确的定位资料^[15], 研

究中删除地闪数据中定位站数<3的资料。采用网格法, 对闪电定位仪监测数据进行格点化处理, 网格大小为0.01°×0.01°, 宁波行政区域内格点数共计9316个。计算区域内所有网格的累计地闪次数, 分为08-20时(白天)、20时-次日08时(夜间)两段, 每段12h内地闪次数≥3时, 认为有雷电活动, 判定为一个雷电个例, 当地闪次数<3时, 可能由于不同因素干扰, 认为没有闪电发生。参考《浙江省气象灾害预警信号发布与传播规定》文件中雷电黄色预警信号的标准, 在个例时段内若气象站出现小时极大风力≥8级或小时雨强≥20mm, 并且累计地闪次数≥10, 则判定为一个强雷电个例, 否则为一般雷电个例。

2 地闪次数时空分析

2.1 时间分析

表1列出了宁波2010—2016年地闪次数和6-9月雷电个例数。可见, 宁波年平均地闪次数为43223次, 地闪次数存在较大年际差异。从正地闪和负地闪次数看, 负地闪明显大于正地闪, 占总地闪的95.2%。2010和2011年6-9月雷电个例数最多, 均为92个, 而2012年6-9月雷电个例数最少, 仅为32个, 这与2012年夏季宁波出梅后连续25天晴热高温, 午后雷阵雨天气较少, 并且8、9月受“苏拉”(1209号)、“海葵”(1211号)等6个台风影响阴雨日多等因素有关。2010-2016年6-9月除2015年外, 7a中有6a强雷电个例数均高于一般雷电, 总计520个雷电个例, 强雷电个例300个, 一般雷电个例220个, 二者比值为1.36:1, 表明宁波夏季出现强雷电的可能性是一般雷电事件的1.36倍。

表1 宁波2010—2016年地闪次数和6—9月个例数

年份	总地闪次数	正地闪次数	负地闪次数	年份	6—9月个例数	
					一般雷电	强雷电
2010	60575	2432	58143	2010	31	61
2011	62732	2558	60174	2011	43	49
2012	14179	839	13340	2012	12	20
2013	24950	726	24224	2013	25	35
2014	54136	2448	51688	2014	31	51
2015	33822	2542	31280	2015	44	36
2016	52167	2922	49245	2016	34	48
平均	43223	2067	41156	累计	220	300

宁波地闪月际变化呈现明显的单峰型分布(图1a)。6-9月地闪次数最多, 其中7月和8月的多年平均总地闪次数均超过12000次, 分别占年地闪总次数的33.8%和30.0%, 10月至次年5月发生闪电的可能性较小; 各月正地闪次数明显低于负地闪, 并且月际变化的幅度相对负地闪更

小。地闪日变化也同样表现为单峰型(图1b)。每天的午后到上半夜地闪次数最多,14-19时的小时平均总地闪次数均超过10次,上述6个时

次累计地闪次数占所有时次地闪总数的71.8%,其中最大时次为18时,该时次多年小时平均总地闪为20.8次,后半夜到早晨前后地闪次数最少。

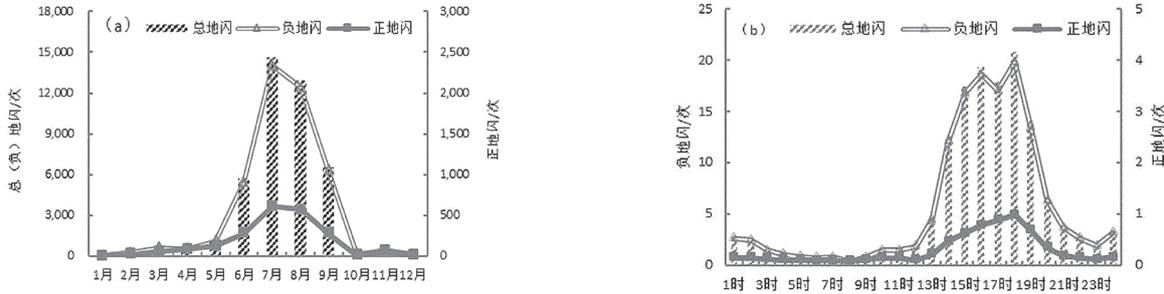


图1 2010—2016年宁波地闪次数的时间变化:(a)月际变化,(b)日变化

2.2 空间分析

2010-2016年资料分析得到宁波年平均地闪密度分布(图2)。宁波年平均地闪密度为4.6次·km⁻²,雷电活动表现出一定的地域性,主城区以及海拔较高的奉化西部和宁海西部山区总地闪密度较大,最大的格点地闪次数达到42.3次·km⁻²,表明上述区域出现强对流天气引发的雷电可能性较大,这可能与城市热岛效应和山区地形抬升作用有一定的关系。在相同的天气背景下,由于城市热岛效应,城区热力抬升作用相对大,导致雷电天气发生频率相对高,而山区的地形抬升作用也容易触发和形成强对流天气从而导致雷电的发生;宁波北部的慈溪、余姚和沿海的北仑、象山地闪密度相对较低,年平均地闪次数普遍在7次·km⁻²以下,正地闪的分布特征和总地闪分布特征相似,但年均地闪密度相对小,最大格点的地闪次数为6.3次·km⁻²。

3 雷电天气潜势预报分析

3.1 对流参数选取

预报员一般通过分析天气形势,并结合物理参数来开展强对流潜势预报,常用参数包括对流有效位能(CAPE)、K指数(KI),500hPa和850hPa的假相当位温差($\Delta \Theta_{se500-850}$)、抬升指数(LI),大气可降水量(PW),低层垂直风切变(SHRL1000-700)、中层垂直风切变(SHRL700-500)、强天气威胁指数(SWEAT)等。

利用NCEP再分析资料,计算所有雷电个例的上述对流参数。白天时段计算08时、14时以及20时3个时次的参数,而夜间时段则计算20时、次日02时以及次日08时3个时次的参数,并计算对流参数与强雷电或一般雷电(1/0)的相关系数(见表2)。CAPE参数的前两个时次以及LI等3个参数的3个时次均与雷电强弱与否有相关性,并且均通过了0.01的显著性检验,而 $\Delta \Theta_{se500-850}$ 等4个参数的各个时次均未与雷电强弱与否表现出相关性。

表2 强对流参数与雷电个例的相关系数

物理量 / 单位	08(20) 时	14(02) 时	20(08) 时
CAPE/J·kg ⁻¹	0.181*	0.147*	0.057
LI/°C	-0.275*	-0.217*	-0.141*
PW/mm	0.174*	0.247*	0.236*
KI	0.201*	0.243*	0.225*
$\Delta \Theta_{se500-850}/^{\circ}\text{C}$	-0.053	-0.047	-0.021
SHRL ₁₀₀₀₋₇₀₀ /10 ⁻³ s ⁻¹	-0.09	0.039	0.026
SHRL ₇₀₀₋₅₀₀ /10 ⁻³ s ⁻¹	-0.004	0.005	-0.063
SWEAT	0.022	0.002	0.038

注:相关系数右上角*号表示通过0.01的显著性检验。

3.2 GA-BP神经网络模型相关参数设置及预报性能检验

根据前面的分析,选取4个对流参数以及白天或夜间时段(8/20)为预报因子,预报对象为是

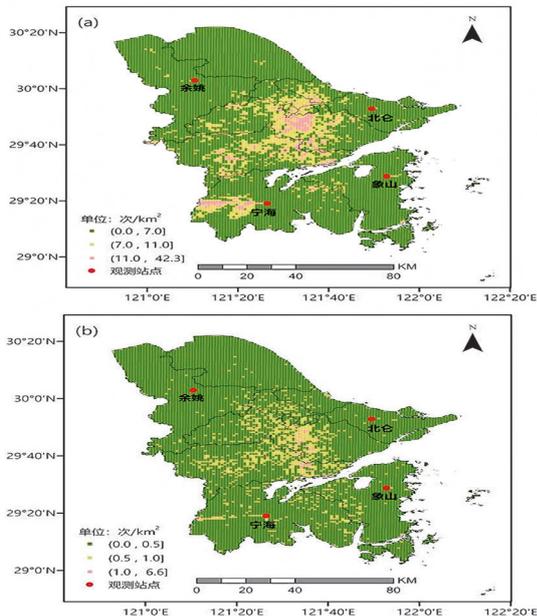


图2 2010—2016年宁波年均地闪密度分布:(a)总地闪,(b)正地闪

否为强雷电个例 (1/0), 因此共计 12 个输入层, 1 个输出层。2010-2014 年 6-9 月共计 358 个个例作为训练集, 进行仿真和学习, 2015、2016 年 6-9 月共计 162 个个例用来开展模型预测检验。

利用遗传算法优化 BP 神经网络的初始权值和阈值, 主要步骤如下: (1) 创建神经网络。文本采用传统 3 层网络结构来构建模型, 输入层为雷电潜势预报因子, 隐含层为 1 层, 输出层为雷电或强雷电的判别, 传递隐含层选用 tansig 函数, 输出层选用 purelin 函数, 设置隐层节点数 L , 通常 $L < (m+n)^{1/2} + a$, 其中 m, n 分别代表输入节点数和输出节点数, a 为 $[1, 10]$ 之间的任意数, 经反复试验选取最佳节点数为 9; 选择的学习算法为 trainlm, 指定精度为 0.0001, 最大训练次数为 1000, 学习速率为 0.05; (2) 初始化种群, 设置种群规模为 30、交叉概率为 0.7、变异率为 0.08, 最大进化代数数为 20; (3) 对种群进行实数编码, 计算所有遗传个体的适应度值, 并将预测数据与期望数据之间的误差作为适应度函数; (4) 循环

进行选择、交叉、变异、计算适应度操作, 进化到指定代数后选择种群中适应度值最小的个体即为最优个体; 将编码后的最优个体进行解码后得到遗传算法优化后神经网络的最优初始权值和阈值; (5) 以遗传算法得出的最优初始权值和阈值作为 BP 神经网络预测模型的初始权值和阈值, 预测模型经训练后输出结果。

图 3 给出了强雷电个例和非强雷电个例的预报和实际对比, 以 0.5 为分类界限, 黑色圆圈为实况值 (期望输出), 黑色星号为预报数值。强雷电个例预报中, 预报值 ≥ 0.5 即视为预报正确, 非强雷电个例中预报值 < 0.5 即视为预报正确。预报评估结果如表 3 和表 4, 预报准确率达到 71.60%, 临界成功指数为 56.60%, 空报率和漏报率相仿, 在 27% 上下, 而真实技巧统计量为 0.43。STS 如果评分高于 0, 表明预报水平大于随机预报水平^[16], 有一定的预报技巧, 本文中该指标为 0.43, 可见 GA-BP 神经网络对于强雷电天气的预报表现出一定的技巧。

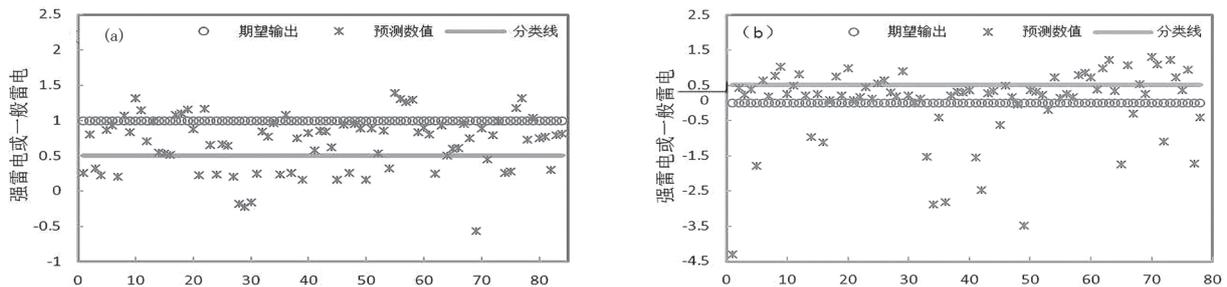


图 3 雷电天气预测与实际对比 (a) 强雷电个例 (b) 非强雷电个例

表 3 GA-BP 模型预报结果

预报	14(02) 时	
	强雷电	一般雷电
强雷电	n11=60	n12=22
一般雷电	n21=24	n22=56

表 4 两种预报模型评估指标和结果

名称	符号	表达式	GA-BP 模型	费歌判别
预报准确率	A_F	$(n11+n22) / (n11+n12+n21+n22) * 100\%$	71.60%	62.96%
临界成功指数	C_{SI}	$n11 / (n11+n12+n21) \times 100\%$	56.60%	44.44%
空报率	R_{FA}	$n12 / (n11+n12) \times 100\%$	26.83%	33.33%
漏报率	R_{DF}	$n21 / (n11+n21) \times 100\%$	28.57%	42.85%
真实技巧统计量	S_{TS}	$(n11 \cdot n22 - n12 \cdot n21) / [(n11+n21) \times (n12+n22)]$	0.43	0.26

研究中白天个例相对多, 检验样本中白天和夜间个例分别为 105 个和 57 个, 从不同时段的预报看, 白天时段预报准确率为 77.14%, 高于夜间时段的 63.79%, 并且临界成功指数也是白天时段明显优于夜间时段, 模型对于夜间时段的强雷电易出现漏报, 而白天时段则容易空报强雷电。宁波夏季午后常出现伴有短时强降水或雷雨大风的强对流天气, 这类强对流天气通常具备较好的水

汽和层结不稳定条件, 模型对于白天时段内是否出现强雷电天气过程表现出较好的预报效果, 而夜间时段由于个例相对少, 并且部分夜间强雷电天气个例属于午后强对流天气的延续, 而部分个例则是由于后半夜到早晨前后西风槽或台风倒槽等等天气系统影响造成的, 不同的天气系统强对流指标差异明显, 因此模型对于夜间时段的预报效果不及白天时段。

3.3 基于费歇准则的雷电判别分析

费歇判别方法借助于方差分析的思想,以类间方差与类内方差的比值为最大作为判别方程建立的原则构建线性判别函数^[17],该方法在气象相关领域已有应用研究^[18, 19]。选择与GA-BP神经网络方法相同的建模和检验个例以及强对流参数构建费歇判别模型,比较两种模型的雷电潜势预报效果。由表4和表5可见,费歇判别模型的预报准确率以及临界成功指数均低于GA-BP模型,而空报率和漏报率则高于GA-BP模型,同时判别模型也表现出一定的预报技巧。从不同时段的预报看,虽然白天时段预报准确率60.95%略低于夜间时段的66.67%,但临界成功指数白天时段明显优于夜间时段。与GA-BP模型相似,费歇判别模型对于夜间时段的强雷电易出现漏报,而白天时段则容易空报强雷电。

表5 费歇判别模型预报结果

预报	观测	
	强雷电	一般雷电
强雷电	n11=48	n12=24
一般雷电	n21=36	n22=54

4 结论与讨论

(1) 宁波年平均地闪次数为43223次,年际差异较大;负地闪明显多于正地闪,占总地闪的95.2%。地闪的月际变化和日变化均呈单峰型分布,每年6—9月是地闪次数最多的月份,14—19时是地闪次数最多的时段。

(2) 宁波年平均地闪密度为4.6次·km⁻²,雷电活动表现出一定的地域性,主城区(平原)以及奉化西部和宁海西部的山区是全市总地闪密度较大的区域。

(3) 运用GA-BP神经网络和费歇判别模型对雷电天气进行分类方法探讨,结果表明前者预报效果优于后者,前者预报准确率71.60%,临界成功指数56.60%,空报率和漏报率都在27%左右,模型表现出一定的预报技巧,在业务中有参考价值。

闪电定位数据可能受到周围电磁环境和地形地貌等等因素影响,探测结果具有不确定性,部分地闪或源于云闪的干扰,因此需审慎应用探测数据开展相关研究。考虑到当前对雷电活动规律的认知还不够全面,雷电天气可能产生在不同

天气形势下,如午后强对流、梅汛期暴雨或东风波等等,不同的形势下表征大气层结稳定性、水汽条件和抬升机制的对流参数有一定差异,因此日后需在雷电天气的天气学分型基础上,进行更细致的学习和分类,为强雷电和一般雷电天气预报提供更有效的参考。

参考文献:

- [1] 俞小鼎,周小刚,L.Lemon,等.强对流天气临近预报[M].北京:中国气象局气象干部培训学院,2012:1-4.
- [2] 刘爱民,涂小萍,胡春蕾,等.宁波气候和气候变化[M].北京:气象出版社,2009:130-131.
- [3] 郑栋,孟青,吕伟涛,等.北京及其周边地区夏季地闪活动时空特征分析[J].应用气象学报,2005,16(5):638-644.
- [4] 王小萍,洪萍,陈剑锋.杭州市地闪分布和雷电灾害特征[J].科技通报,2013,29(5):30-33.
- [5] 刘平英,周清倩,胡颖,等.近12年云南省云地闪活动变化及雷电灾害时空分布特征[J].气象研究与应用,2018,39(3):86-91.
- [6] 郑栋,张义军,吕伟涛,等.大气不稳定性参数与闪电活动的预报[J].高原气象,2005,24(2):196-203.
- [7] 殷娴,肖稳安,尹丽云.江苏省雷电活动潜势预报研究[J].热带气象学报,2011,27(5):758-764.
- [8] 胡邦辉,袁野,王学忠,等.基于贝叶斯分类方法的雷暴预报[J].解放军理工大学学报(自然科学版),2010,11(5):578-584.
- [9] 徐健学,陈永红,蒋耀林.神经网络非线性动力学及应用[J].力学进展,1998,28(2):145-162.
- [10] 梁之彦,黎洁仪.基于神经网络的广州市能见度预报[J].气象研究与应用,2014,35(1):17-20.
- [11] 覃卫坚,廖雪萍,陈思蓉.延伸期暴雨过程的神经网络预报技术应用初探[J].气象研究与应用,2018,39(4):1-4.
- [12] 姚日升,涂小萍,丁焯毅,等.宁波桃树花期预报方法[J].气象科技,2014,42(1):180-186.
- [13] 赵旭寰,王振会,肖稳安,等.神经网络在雷暴预报中的应用初步研究[J].热带气象学报,2009,25(3):357-360.
- [14] 陈勇伟,郑涛,王汉堃,等.基于BP神经网络模型的雷电潜势预报[J].干旱气象,2013,31(3):595-601.
- [15] 冯民学,韦海容,焦圣明,等.南京市闪电定位资料的对比分析[J].大气科学学报,2008,31(2):151-157.
- [16] 罗阳,赵伟,翟景秋.两类天气预报评分问题研究及一种新评分方法[J].应用气象学报,2009,20(2):129-136.
- [17] 黄嘉佑.气象统计分析与预报方法(第2版)[M].北京:气象出版社,2000:92-98.
- [18] 曹杰,陶云,田永丽.基于Fisher判别准则的逐步判别方法及其应用[J].气象科学,2001,21(2):186-192.
- [19] 宋丹,夏晓玲,张蕾,等.基于回归和判别分析的贵州电线积冰厚度预报方法[J].气象研究与应用,2018,39(4):26-29.