

侯天宇,梁好,霍凯,等.基于智能物联网技术的天津城市积水监测预警系统[J].气象研究与应用,2021,42(1):85–89.

Hou Tianyu,Liang Hao,Huo Kai,et al.Tianjin urban water logging monitoring and early warning system based on intelligent Internet of Things technology[J].Journal of Meteorological Research and Application,2021,42(1):85–89.

基于智能物联网技术的天津城市积水监测预警系统

侯天宇, 梁 好*, 霍 凯, 赵 敏, 陈子煊, 张春莉, 苑 超

(天津市突发事件预警信息发布中心, 天津 300000)

摘要:通过智能物联网技术实时获取积水监测实况数据,利用天津市气象精细化格点预报产品和城市自动雨量观测站实况数据,以机器学习、神经网络模型和天津市城市内涝风险等级划分原理为基础,研究基于用户实时位置的城市内涝预报预警技术,研发天津市城市自动化积水监测预警系统。结果表明,该系统具备一定的城市内涝风险监测预警预报能力,并在2018—2020年多次重大天气过程中应用,积水深度预报结果与监测结果基本一致,应用数据表明验证结果良好,系统可以为政府防灾减灾决策、指挥调度提供精准、及时的气象数据支撑。

关键词:城市内涝;智能物联网;机器自主学习;神经网络模型;内涝预报预警

中图分类号:P49 **文献标识码:**A **doi:** 10.19849/j.cnki.CN45-1356/P.2021.1.15

OSID:



背景

天津位于华北平原温带季风气候区,夏季在西风带系统的控制下,受东南季风暖湿气流的影响,气象灾害十分严重,特别是强降水引起的城市内涝灾害。近几年夏季暴雨引发的天津城市内涝“看海”模式屡见不鲜,给公众出行带来极大不便。

为了应对这一棘手问题,天津市防汛部门着重加强城市内涝综合治理能力建设,建立完善的城市内涝监测预警系统是解决城市内涝的关键环节。国内外研究机构和学者对此开展了卓有成效的探索。张忠义^[1]等分析基于液位计和电子水尺的积水监测预警技术,黄丹萍^[3]等以内涝模型和风险等级划分原理为核心,研发精细化到街区的暴雨内涝监测系统。

“十三五”期间,天津市突发公共事件预警信息发布中心自主研发智能物联积水监测预警技术,运用智能物联网技术走出了一条集积水监测、预报、发布于一体化的创新路线。通过物联网传输、GPS定位

等方式,实现分钟级获取积水实况深度。现有技术可实现2min内采集到2万个监测点位的积水实况;目前已在天津市主城区建设177个积水监测站点,以内涝隐患点位的积水实况数据为基础,结合机器自主学习和神经网络模型算法,能够精确预测未来1h以内各个点位的积水深度,再通过“天津天气”微信公众号向公众提供精准的城市内涝风险提示信息,提供用户实时位置和请求的积水深度监测预报预警产品。

1 资料来源及研究方法

利用2018年1月至2020年6月期间,天津市主城区31个城市雨量观测站逐小时降水资料、天津市气象精细化格点预报产品和历史积水实况数据(包含177个积水监测点名称、经纬度、起始结束时间、积水深度实况和内涝风险指数^[3])。

文中研究方法包括机器自学习、神经网络模型和天津市城市内涝风险等级划分原理。

收稿日期:2020-10-09

基金项目:安全天津、科技惠民与可持续发展实验区建设科技专项(17ZXCXSF00060)。

作者简介:侯天宇(1989—),男,硕士,工程师,主要从事天气预报、气象信息技术工作。E-mail:617874764@qq.com

* 通讯作者:梁好(1991—),女,工程师,主要从事突发事件预警信息发布工作。E-mail:511431879@qq.com

2 内涝致灾因素

2.1 气象因素

暴雨是指日降雨量达到 50mm 以上或 12h 内降雨量达到 30mm 以上,其中日降雨量 100.0~249.9mm 或 12 小时内降雨量达到 70.0~139.9mm 时,可称为大暴雨;日降雨量达到 250mm 或 12h 内达到 140mm 时就可称为特大暴雨^[4]。

造成天津市多次出现城市严重内涝的直接气象因子是降水因子。本文对 2018 年 1 月—2020 年 6 月天津市内六区暴雨日进行查找筛选。筛选范围是市区内全部 31 个自动观测站,降雨量标准为每日 08 时—08 时,20 时—20 时日降水量超过 50mm 的暴雨日。统计结果为:2018 年 1 月—2020 年 6 月天津市内六区共出现 20 个单日降水超过 50mm 的暴雨日(图 1)。由图看出,这期间暴雨集中在 5—8 月。

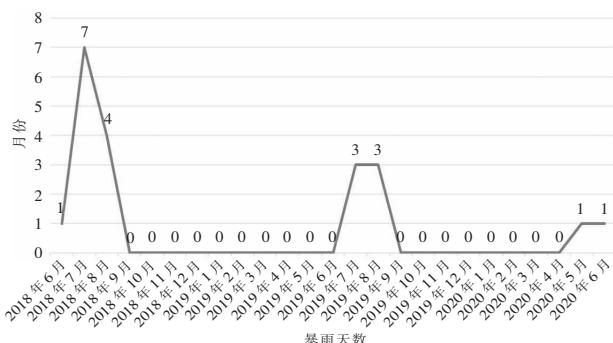


图 1 2018 年 1 月—2020 年 6 月暴雨日数统计

2.2 地理因素

天津中心城区地势低洼,短时强降水过后,极易形成积水。天津市土地总面积 95% 都是地势平坦的平原,海拔均在 5m 以下^[5],坡降大多为 0.1%~0.5%。天津地势总体呈北高南低,北部山区从海拔 1000m 降至 50m,东部沿海地区海拔 2.5m 以下,西部从武清永定河冲积扇尾部向东缓缓倾斜,南从静海南运河大堤向东部的海河河口逐渐降低。市内多处洼地,被河道分割成大小不一的小洼地,使得地面一旦积水,不易自排^[6]。

2.3 社会因素

天津作为北方最大的港口城市,在城市化进程的推动下,人类活动很大程度上改变了城市的地形、地貌、下垫面^[7~9]。城市不断扩建,建筑物密度增大,绿地面积变少,使得不透水地面占比显著增大,每当短时强降水来临之际,较大雨量的降水超过了城市的排水能力,造成内涝灾害。造成城区防漏屋塌、道

路积水,给人们的生产活动、交通出行、甚至生命安全造成较严重的影响。

3 城市自动化积水监测传感器设计

3.1 传感器原理

硬件设备通过薄膜式压力传感器,充分考虑水底外部空间压力差,薄膜发生细微形状变化后,传感器将会立即转化为电容信号,精准采集水位深度数据。该硬件兼具 GPS 定位功能和 GPRS 通信功能,水位实况数据和 GPS 位置数据将被实时推送至软件服务端。API 接口将设备位置数据、硬件序号和水位深度第一时间推送到在平台地图上^[10]。

3.2 数据采集系统

系统分为节点设备和 Web 服务器端。节点设备:主要实现针对城市积水检测预警系统需求,采集单个目标容器中的水位深度信息和设备所处位置的 GPS 信号并上传至指定服务器;接收来自服务器端的命令,解析后执行相关操作。

Web 服务器端:接收各节点上传的数据并将位置信息和水位信息显示在地图界面中;单选或多选目标设备,下发操作命令。

4 城市内涝风险预警技术

4.1 神经网络模型影响因子及来源

(1)城市地理信息^[11]:地形高程、下垫面属性,行政区域、高速公路、桥梁、涵洞。地形高程的精度可满足市内六区服务需求,比例尺为 1:10000^[12]。

(2)工程设施信息:排水管道、泵站、闸门等。

(3)城市化信息:建筑物密度,交通网络分布、重要单位、学校、医院等固定场所。

(4)气象要素:自动站实况、精细化格点预报数据、雷达分钟降水数据、彩云雷达。其中雷达分钟降水数据来源于中国气象局公服中心提供的全国雷达回播数据外推送预测临近 2 小时内降水信息数据。彩云雷达数据来源于北京华风创新网络公司提供的全国雷达回播拼图产品数据。

(5)积水要素:积水区范围,已建 177 个监测站点实时采集的积水实况数据。

4.2 神经元网络模型

采用神经元网络算法,对自动雨量站累计降水、雨强、基于雷达估算降水的面雨量、地形、排水量等预报因子与隐患点积水深度数据进行反复训练,确定出输入层、隐层的神经元和偏移量矩阵系数,建立

预报隐患点积水深度的神经元网络模型^[13]。

利用天津市气象局 CIMISS 平台获取的历史降水监测数据和从天津市排水管理处、市交管局、基层社区搜集的历史积水监测数据,统计降水数据(自动雨量站不同时间的累积雨量、雨强、基于雷达估算降水的面雨量分布、精细化网格降水预报应用产品)与关联积水隐患点积水深度数据(包括地形、排水能力)的关系,分析积水成因,挑选预报因子,进行归一化处理。

循环神经网络算法公式为^[14]:

输入向量 $(x^{(t)}, y^{(t-1)})$, 输出 $y^{(t)}$,

$$S^{(t)} = W(x^{(t)}, y^{(t-1)}) + Uh^{(t-1)} + b_h,$$

$$h^{(t)} = g(s^{(t)}), y^{(t)} = Vh^{(t)} + b_y.$$

式中: $x^{(t)}, y^{(t)}$ 表示 t 时刻降水量、积水量; W, U, V 为权值矩阵; b_h, b_y 为基底; $s^{(t)}$ 为隐层的输入; $h^{(t)}$ 为中间层的非线性变换; g 为预定义的非线性函数。

将逐 10min 更新的过去 1h 累计降水量数据、过去 1h 最大积水深度数据以及未来 1h 雷达估测降水量数据作为输入因子,未来 1h 最大积水深度作为输出。当降水发生时,通过快速计算得到降水强度和积水深度之间的相关性,与历史曾出现的类似降雨情

境相比较,从而估测得到该点的积水规律,并利用 TensorFlow 深度学习框架实现单点积水深度的短时预测计算。另一方面将累计降水量数据与城区各积水片内涝风险降水量阈值、积水片地理信息数据、内涝风险等级标准相结合,处理生成全市内涝风险预警等级分布图。

4.3 积水深度分布

利用预测隐患点积水深度,结合地形分布,计算隐患点周边地区的积水深度分布,根据隐患点的积水深度预测值加工更为精细的积水分布^[15]。

5 内涝灾害预警产品和等级划分

过去 5a, 天津市气象局初步建立了基于全市易积水区临界致灾雨量的内涝积水风险预警、预报风险评估体系,同时在市内示范社区建立有城市内涝预警监测设施和联防联控机制,针对重点区域街道开展了风险预警服务和内涝普查工作^[16]。

参考中国气象局气象灾害等级划分方法,结合天津地方多部门联合调查结果^[17]。给出不同易损性承灾体灾害风险等级划分标准(具体见表 1),以城市内涝风险等级的形式快速发布内涝灾害预警产品。

表 1 天津城市内涝风险等级划分标准

分级	1	2	3	4
积水深度 PD (cm)	$PD \geq 80$	$50 \leq PD < 80$	$25 \leq PD < 50$	$10 \leq PD < 25$
积水程度	特别严重积水	严重积水	中度积水	轻度积水
积水情况描述	预计积水深度将超过 80cm, 车辆基本无法通行, 交通中断, 工厂、商店、住宅进水现象严重, 对生产生活造成特别严重影响	预计积水深度在 50~80cm, 大型客、货车通行困难、对交通造成严重影响, 部分工厂、商店、住宅有进水现象发生, 对生产生活造成严重影响	预计积水深度在 25cm~50cm, 中小型车辆通行困难, 对交通造成一定影响, 少数工厂、商店、住宅有进水现象发生, 对生产生活造成一定影响	预计积水深度在 10~25cm 行人通行困难, 对居民生活造成一定影响

6 城市自动化积水监测预警平台

基于以上内涝风险预警技术,研发天津城市自动化积水监测预警服务平台。目前平台基于 WebGIS 技术实时显示各积水监测站点的积水监测实况、精细化格点化预报、气象监测自动站实况、卫星云图、雷达图等实况数据^[18]。

6.1 数据传输与加工

积水传感器具备数据实时回传和 GPS 定位功能。当短时强降水引发城市内涝时,积水传感器按照

每 2min 采集 1 次的频率将积水实况回传到预警平台,存入积水监测数据库中。

平台中嵌入的神经网络模型将气象自动站实况、卫星资料、天津市气象一体化平台气象格点化降水预报等相关数据融合处理,反复训练后,预报出未来 1h 积水深度初值。随后,平台利用人工智能中的机器自学习算法将历史积水训练的经验与值预报数据进行对比修正,最终训练出未来 1h 积水深度预报数据终值^[7]。

6.2 基于位置内涝风险预警推送服务

积水服务平台读取积水监测实况数据，并转化为适用于移动端的数据格式。平台将获取的数据和以经过经纬度计算的精确的街道和社区进行匹配，将各个隐患站点积水深度预报数据插值到 GIS 地图上。据此生产覆盖社区的网格化区域，提供社区内涝数据，完成积水预报预警数据的业务化生产，基于移动端展现，实现基于位置的城市积水监测及内涝风险预警。同时，通过“天津天气”微信公众号积水模块向公众提供基于居住社区位置和基于请求位置的内涝风险信息，提醒公众出行规避积水路段或延时出行，做到贴心、精准靶向服务。目前，天津市气象局已业务化形成天津城市内涝风险预警决策产品，向天津市政府和有关防汛部门提供决策辅助支撑^[19]。

7 天津市 2018 年台风“安比”短时强降水过程分析检验

2018 年 7 月 23—24 日台风“安比”影响天津，带来暴雨强降水天气过程，24 日早晨项目组到积水监测站点现场勘测，选取三个易积水点位作为代表

站。将实况数据与平台预报数据进行对比。其中，河北区增产道与王串场四号路交口实测值 40.1cm，系统预报值 43.2cm，实际内涝风险和模型预报风险都是三级，结果相符；南开区广开四马路与西市大街交叉口实测值 31.9cm，系统预报值 32.8cm。实际内涝风险三级，模型预报风险为四级，结果存在偏差；河西区吴家窑地铁站实测值 30.7cm，预报值 31.4cm，实际内涝风险和模型预报风险都是三级，结果相符（表 2）。

由上述三个代表站点的结果初步发现，预报模型对于不同区域的内涝隐患点预报能力趋于一致。可较好地预报天津市内城区隐患点的积水深度。另一方面，由于城市化进展导致路面变化等复杂原因，本系统的预报模型还需要经年累月获得大量实况数据，形成天津城市积水监测业务案例库。在科研与业务融合的过程中，对积水预报模型不断进行优化改进，逐渐缩小单站预报值和实况值之间的数据偏差。

表 2 积水实况值与模型预报值对比

序号	内涝点	定位信息	人工实测 深度 (cm)	系统实 况深度	系统预报 深度 (cm)	绝对误差 (cm)	实际风险 等级	预报风险 等级
1	河北区，增产道与王串场四号路交口	117.21(LON), 39.15(LAT)	40.2	40.1	43.2	2.1	三级 (中度)	三级 (中度)
2	南开区，广开四马路与西市大街交叉口	117.15(LON), 39.13(LAT)	31.8	31.9	32.8	0.9	三级 (中度)	四级 (一般)
3	河西区，吴家窑地铁站	117.17(LON), 39.09(LAT)	30.8	30.7	31.4	0.7	三级 (中度)	三级 (中度)

8 结论与讨论

(1) 基于智能物联网技术研发了低功耗、低成本、易安装的积水监测设备，可快速获取天津城市积水实况信息。

(2) 研发具有天津本地特色的针对不同积水区域不同情景的积涝智能快速预警预报模型。该系统模型可较好预报未来 1h 天津市内六区积水深度变化。

(3) 天津城市自动化积水监测预警平台自 2018 年投入使用以来，多次为市政府和防汛部门提供了数据支持和决策服务，为天津地方防灾减灾发挥重要作用。政府决策部门及公众如果能在第一时间收

到不同区域的积水预测信息，则可采取更具针对性的排水措施，保障人民生命财产少受或免受损失。

但是客观地讲，该系统在实际业务工作中仍然存在诸多需要和改进的地方。平台目前监测范围及基础数据采集量有限，导致内涝风险预测精确度未达到 95% 以上，仍然需要积累宝贵的积水实况数据，并优化神经网络模型和 AI 机器自学习算法，将智能积水预警服务更好地融入到天津智慧城市的建设当中。

参考文献：

[1] 张忠义, 王皓, 方丹辉. 基于物联网与 GPRS 技术对武汉

- 市内涝监测预警系统的优化设计[J].安全与环境工程, 2018, 25(2):37–43.
- [2] 黄丹萍, 黄莉.南宁市暴雨内涝监测预警系统[J].气象研究与应用, 2019, 40(3):43–46.
- [3] 梁好, 段丽瑶, 霍凯, 等.天津城市自动化内涝监测预警系统设计与实现[J].中国防汛抗旱, 2020, 30(6):27–31.
- [4] 陈靖, 解以扬, 李大鸣, 等.天津市典型区域立体多重城市内涝模型研究[J].气象与环境学报, 2017, 33(3): 36–44.
- [5] 章国材.暴雨洪涝预报与风险评估[M].北京:气象出版社, 2012:5–7.
- [6] 解以扬, 韩素芹, 由立宏, 等.天津市暴雨内涝灾害风险分析[J].气象科学, 2004, 24(3):342–349.
- [7] 杨艳娟, 任雨, 郭军.1951–2009年天津市主要极端气候指数变化趋势[J].气象与环境学报, 2011, 27(5): 21–26.
- [8] 段丽瑶, 解以扬, 陈靖, 等.基于城市内涝仿真模型的天津风暴潮灾害评估[J].应用气象学报, 2014, 25(3): 354–359.
- [9] 陈靖, 解以扬, 东高红, 等.雷达雨量计联合估算降水在城市内涝模型中的应用[J].气象科技, 2015, 43(5): 866–873.
- [10] 郝莹, 陈靖, 王元, 等.基于高时空分辨率降水预报产品城市内涝预警研究[J].暴雨灾害, 2019, 38(3):229–237.
- [11] 尹占娥, 暴丽杰, 殷杰.基于GIS的上海浦东暴雨内涝灾害脆弱性研究[J].自然灾害学报, 2011, 20(2):29–35.
- [12] 柳园园, 王船海, 吴朱昊, 等.城市排水管网明暗交替非恒定流数学模型的研究[J].水动力学研究与进展(A辑), 2016, 31 (2): 210–219.
- [13] 魏军, 魏铁鑫, 陈莎, 等.基于GIS的石家庄市暴雨内涝数学模型与应用[J].干旱气象, 2018, 36(4):701–708.
- [14] 闫慧, 赵桂香, 董春卿, 等.集合预报方法在山西暴雨预报中的应用试验[J].干旱气象, 2017, 35(2):321–329.
- [15] 房国良, 解以扬, 李培彦, 等.上海城市暴雨积涝预警系统研究[J].大气科学研究与应用, 2010(2):32–41.
- [16] 张萍萍, 王丽, 张宁.武汉市城市积涝预警系统及其仿真模拟效果[J].暴雨灾害, 2010, 29(1):71–88.
- [17] 黎健, 殷剑敏, 张瑛, 等.南昌市城区暴雨积水的数值模拟[J].南京气象学院学报, 2007, 30(4):450–456.
- [18] 郑国, 薛建军, 范广州, 等.淮河上游暴雨事件评估模型[J].应用气象学报, 2011, 22(6):753–759.
- [19] 张玮玮, 王颖, 许浩恩, 等.阶段性动态风险评估方法在暴雨灾害风险评估中的应用[J].干旱气象, 2017, 35(4): 694–701.

Tianjin urban water logging monitoring and early warning system based on intelligent Internet of Things technology

Hou Tianyu, Liang Hao, Huo Kai, Zhao Min, Chen Zixuan, Zhang Chunli, Yuan Chao
(Tianjin Public Emergency Warning Information Release Center, Tianjin 300000)

Abstract: This paper used intelligent Internet of Things technology to obtain real-time monitoring live data of stagnant water, and obtained Tianjin's fine-grained meteorological grid forecast products and live data from the city's automatic rainfall observation stations. Based on the machine self-learning, neural network model and the classification principle of urban waterlogging risk classification in Tianjin, the paper studied the technology of urban waterlogging prediction and early warning based on the real-time location of users, and developed the automatic water logging monitoring and warning system in Tianjin. The results showed that the system had a certain capability of monitoring, early warning and forecasting of urban waterlogging risks. In the application of multiple major weather processes from 2018 to 2020, the results of the depth prediction of the accumulated water were basically consistent with the monitoring results, and the application data showed that the verification results were ideal. The system can provide accurate and timely meteorological data support for government disaster prevention and mitigation decision-making, command and scheduling.

Key words: urban waterlogging; intelligent Internet of things; machine independent learning; neural network model; flood forecast and early warning