

基于多源数据的长江口概率风暴潮预报系统

宋国煜¹, 郭文云¹, 葛建忠², 张洪生¹, 裘诚³, 李钺³, 张俞^{4*}

(1.上海海事大学海洋科学与工程学院,上海 201300;2.华东师范大学河口海岸学国家重点实验室,上海 200062;3.上海市海洋监测预报中心,上海 200062;4.河海大学港口海岸与近海工程学院,江苏 南京 210024)

摘 要: 将6个气象预报机构对西北太平洋一带台风的预报数据合并为一个分析数据。根据分析数据,共得到45个台风样本(5条台风路径、3个台风最大风速和3个台风中心气压),基于WRF和FVCOM模型建立了一套适用于长江口及附近海域的风暴潮预报系统,以热带气旋“利奇马”(201909)为例,利用该预报系统进行了模拟预报,实现了风暴潮的集合预报和概率预报。结果表明,该系统对增水具有较好的预测精度,可提供各增水场的发生概率。

关键词: 风暴潮;集合预报;概率预报;FVCOM

中图分类号: P731.23 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0239(2023)01-0010-11

1 引言

风暴潮是我国主要的海洋灾害之一^[1-2]。近年来,随着沿海地区城市化的快速发展,风暴潮造成的经济损失持续增长^[3-4]。若风暴潮发生期间叠加天文大潮将造成巨灾,因此,提高风暴潮预报技术水平对保护人民群众的生命财产安全有着重要意义。

国内外学者已经在风暴潮预报方面做了大量有益的探索^[5-10]。最常见的风暴潮预报方法是经验预报法和数值预报法^[11]。随着计算机和海洋模型的发展,数值预报法已成为风暴潮预报的重要方法,采用的海洋数值模型主要有ADCIRC(The Advanced Circulation Model)、ECOM(Estuarine Coastal and Ocean Model)、SPLASH(Special Program to List Amplitudes of Surges from Hurricanes Model)、POM(Princeton Ocean Model)、FVCOM(Finite-Volume Coastal Ocean Model)和SLOSH(Sea, Lake and Overland Surges from Hurricanes)等^[12]。

台风发生发展中强烈的非线性作用使得台风

预报存在显著误差。统计数据显示,中央气象台2019年24 h、48 h和72 h台风路径预报平均误差分别为78.6 km、148.2 km和220.3 km,24 h、48 h和72 h台风风速预报平均误差分别为4.2 m/s、5.8 m/s和6.9 m/s^[13]。台风预报误差极大地限制了风暴潮预报准确性的进一步提升。采用集合预报的方法,可减小台风预报误差,有效提高风暴潮的预报精度。

集合预报技术首先在气象领域被应用。目前大多数国家都采用集合预报技术进行风暴潮业务化预报。TITLEY等^[14]对集合预报在热带气旋预报中的作用做了总结,大多数研究者采用集合预报对热带气旋的路径和成因进行预测并给出概率指导。DUBE等^[15]比较了美国国家中期天气预报中心(National Centre for Medium Range Weather Forecasting, NCMRWF)和全球业务集合预报系统的气旋预报结果,证明集合预报可提高台风预报精度。王培涛等^[16]在风暴潮集合预报中引入多重网格效应和异模式集合方法。除此之外,美国国家飓风中心(National Hurricane Center)、澳大利亚气象局

收稿日期: 2021-12-24; 修回日期: 2022-03-28。

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(41906143);上海市海洋局科研项目(沪海科 2018-07);上海市青年科技英才扬帆计划项目(19YF1418500);国家自然科学基金资助项目(51679132);上海市科委地方高校基地能力建设项目(17040501600、21ZR1427000);上海市“全渗透”深远海离岸能源动力前沿科学研究基地(培育)。

作者简介: 宋国煜(1996-),女,硕士,主要从事风暴潮预报研究。E-mail:GuoyuSong_ShanDong@163.com

*通信作者: 张俞(1982-),女,讲师,博士,主要从事河口海岸动力学研究。E-mail:jessicazhang@hhu.edu.cn

(Bureau of Meteorology Australia)也对集合预报进行了有益探索。总体来说,集合预报结果优于单一预报^[17]。

中国中央气象台、中国香港天文台、中国台湾气象机构、美国联合台风预警中心、日本气象厅和韩国气象台(下文分别简称为CMA、HKO、CWB、JTWC、RSMC_Tokyo、KMA)都对西北太平洋热带气旋进行了长期稳定的业务化预报。大量研究结果显示,将多个预报源的台风数据融合后可以构建更合理精确的分析路径^[16, 18-20]。郭文云等^[21]把6个预报源的预报数据融合成了一条误差更小的24 h、48 h和72 h预报时效的台风分析数据,但仅考虑了台风路径误差和台风最大风速误差,没有考虑台风中心气压的误差。实际上,台风中心气压是风暴潮预报的一个重要参数,它对台风风场的分布有重要影响。本文的统计表明,中央气象台2015—2019年24 h、48 h和72 h台风中心气压预报平均误差分别为8.5 hPa、11.9 hPa和12.6 hPa。因此,进一步考虑台风中心气压的不确定性是非常有必要的。本文基于郭文云等^[21]的方案,进一步考虑台风中心气压误差,建立一个更合理的风暴潮概率预报系统,基于该预报系统对201909号台风“利奇马”进行虚拟预报。

2 数据

本文采用上海台风所公布的2015—2019年CMA、HKO、CWB、JTWC、RSMC_Tokyo、KMA这6个气象预报机构发布的台风预报数据,并从CMA收集最佳路径数据集用于误差统计。本文筛选出

对长江口影响较为显著的32个台风过程,共整理得到14 856条台风预报数据,其中24 h、48 h、72 h、96 h和120 h的预报记录分别为4 270条、3 562条和2 933条、2 305条和1 786条(本文只分析24 h、48 h和72 h的数据);来自CMA、HKO、CWB、JTWC、RSMC_Tokyo、KMA的数据分别为2 979条、1 724条、2 723条、2 685条、2 846条和1 899条。台风中心气压、台风最大风速和有效台风位置的预报记录分别为5 514个、12 759个和14 856个。

观测资料里的实测增水与平均水位的差值即是实测增水数据。对于模拟增水,首先利用 t_tide 从潮位数据中提取出与天文潮相关的增水,再用模拟水位减去天文潮增水与平均模拟水位之和即可得到。

3 概率预报系统设计

图1为本文设计的概率预报系统框架。由图可见,预报系统首先收集来自6家气象预报机构的实时台风预报信息;根据各预报源的历史统计误差生成一条更精确的分析台风数据;基于分析台风数据构造台风集合,即采用“概率圆”方法^[16]生成偏快、偏慢、偏左、偏右及分析台风共5条台风路径,与偏高、居中和偏低3个不同大小的台风中心气压和偏大、居中和偏小3个不同强度的台风中心风速相互交叉得到45个台风样本集合;最后采用藤田公式将这45个台风样本与WRF(Weather Research and Forecasting Model)气象模型得到的背景风场融合,形成45个不同的预报风场来驱动FVCOM模型进行风暴潮预报。

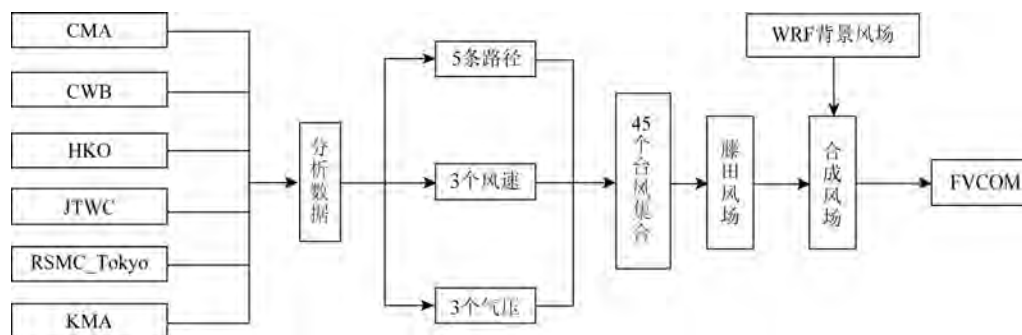


图1 概率预报系统设计框架

Fig.1 Design framework for probabilistic forecast system

3.1 台风分析数据的确定

对6个预报源的台风预报数据进行预报误差统计,分别得到各预报源不同预报时效下的台风路径预报误差、台风最大风速预报误差和台风中心气压预报误差。

台风路径预报误差采用台风位置平均绝对距离误差(ΔR)来表示:

$$\Delta R = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \left| \vec{P}_t - \vec{P}_0 \right| \quad (1)$$

式中: M 为误差计算数据量; \vec{P}_t 为预报位置; \vec{P}_0 为对应时刻最优路径位置。

台风最大风速预报误差采用风速的相对误差(α_v)表示:

$$\alpha_v = \frac{V_0 - V_h}{V_h} \quad (2)$$

式中: V_h 为预报时效的最大风速; V_0 为该时刻最佳路径的最大风速。

台风中心气压预报误差采用与最大风速预报误差同样的方法来确定:

$$\alpha_p = \frac{P_0 - P_h}{P_h} \quad (3)$$

式中: α_p 为中心气压的相对误差; P_h 为预报时效的中心气压; P_0 为该时刻最佳路径的中心气压。

根据各预报源对32个历史台风过程的预报信息,可统计得到各预报源不同预报时效(24 h、48 h和72 h)的预报误差。以每条预报源数据误差的倒数为权重,将6个预报源的台风预报路径、台风最大风速和台风中心气压数据分别融合成一条数据 P_a ,表达式为:

$$P_a = \frac{\sum_{i=1}^N a_i P_i}{\sum_{i=1}^N a_i} \quad (4)$$

式中: P_i 为某时刻第*i*个预报源的预报位置/台风最大风速/台风中心气压; $a_i = 1/Err_i$, Err_i 为预报源的预报误差; N 为该时刻可用的预报源数量, $N \leq 6$ 。

3.2 台风集合的构建及不同台风样本概率的确定

通过引入“概率圆”的方法构造台风路径集合。本文的台风路径集合由一条分析路径和“概率圆”上的4条衍生路径(偏快、偏慢、偏左和偏右)组成。

首先需要确定不同路径的发生概率,并通过历史预报误差累积概率分布得到对应的误差半径 r 。为保证路径集合最大程度地覆盖所有可能性,本文分析路径的概率设计为40%,4条衍生路径的概率均设计为15%,进而求得 r ,其对应于路径误差累积概率曲线上 $40\% + 15\% \times 4/2 = 70\%$ 处的误差值。

基于分析台风最大风速的误差分布,同样可以构建台风最大风速集合。本文拟构建的偏小、居中和偏大3个不同台风最大风速集合为 $Va + (a_1, a_2, a_3) \times Va$ (Va 为预报分析最大风速),样本发生概率分别为20%、60%和20%,系数 a_1, a_2, a_3 分别对应风速误差累积概率曲线上10%、50%、90%处的误差值。对台风中心气压的处理同上,得到3个不同中心气压集合 $Pa + (b_1, b_2, b_3) \times Pa$ (Pa 为预报分析中心气压),系数 b_1, b_2, b_3 分别对应中心气压误差累积概率曲线上10%、50%、90%处的误差值。

最后,根据以上5条台风路径集合、3个台风最大风速集合和3个台风中心气压集合可以得到24 h、48 h和72 h预报时效的45个台风集合,并得到每个台风样本发生概率的估计值,作为风暴潮集合预报的风场驱动样本。

3.3 WRF-藤田-FVCOM风暴潮预报系统

将WRF背景风场和藤田风场进行合成,作为FVCOM风暴潮模型的输入风场进行预报。预报系统采用三重嵌套的方法。采用藤田模型模拟台风影响区域的风场,在台风外围及较远的地方用WRF预报风场作为背景风场,且对两种风场的衔接区域进行合成。流场模型采用目前国际上广泛应用的FVCOM海洋模式。风场合成、边界条件等详细设置参见文献[22]。

本文的风暴潮模型已得到充分验证^[22-24],它对台风引起的增水过程和台风过后的减水过程都能进行较为准确的模拟,误差均在允许范围内。

3.4 系统参数确定

首先对每个预报源的历史预报误差进行统计,分别得到各预报源在不同预报时效下的台风路径预报误差、台风最大风速预报误差和台风中心气压预报误差。计算结果见图2。

图2a为各预报源不同时效台风路径预报误差。6个预报源中台风路径预报误差最小的是

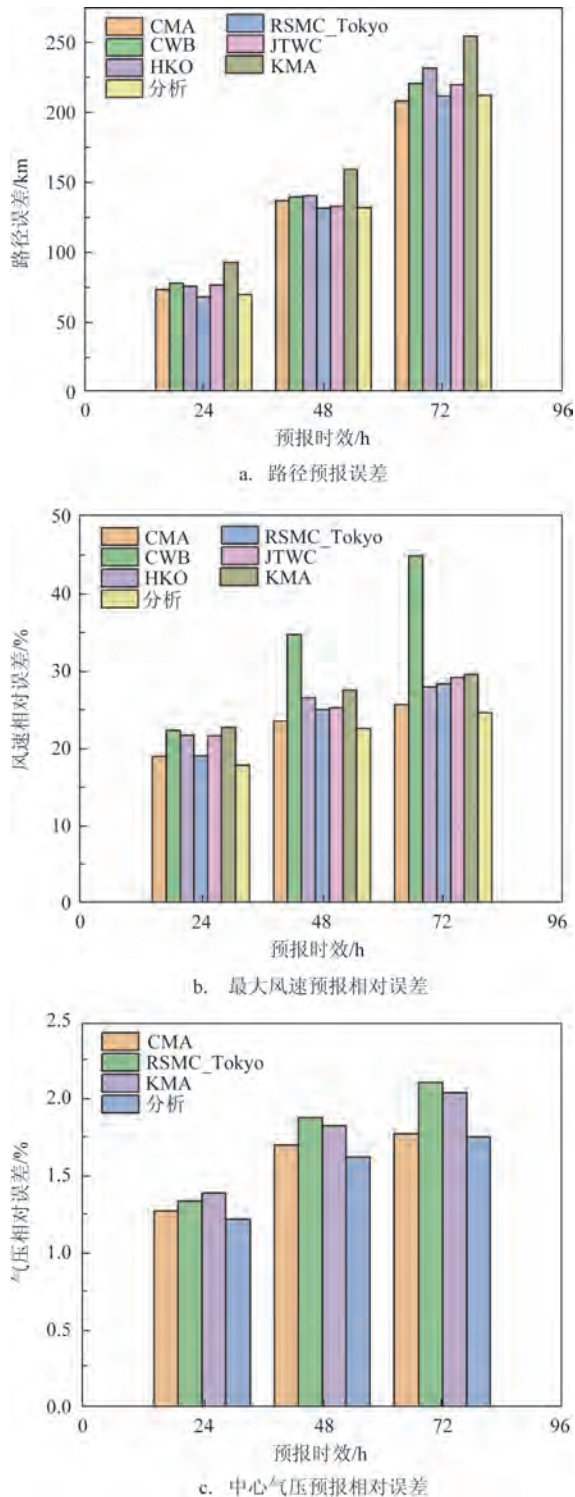


图2 各预报源预报误差

Fig.2 The forecast error of each forecast source

RSMC_Tokyo, 其24 h、48 h和72 h预报误差分别为68.5 km、131.5 km和211.3 km; 6个预报源的台风

分析路径预报误差分别为69.9 km、131.8 km和211.9 km, 与RSMC_Tokyo的预报误差相当, 比其他5个预报源的预报误差小。图2b为各预报源不同时效台风最大风速预报相对误差。6个预报源中风速预报相对误差最小的是CMA, 其24 h、48 h和72 h风速预报相对误差分别为19%、23%和26%; 分析风速预报相对误差分别为18%、22%和25%, 比误差最小的CMA更小, 相对于误差最大的CWB, 误差减小非常明显。图2c为各预报源不同时效台风中心气压预报相对误差。图中仅存在3个预报源的中心气压预报相对误差, 其余预报源的预报信息缺失。3个预报源中, 中心气压预报相对误差最小的是CMA, 其24 h、48 h和72 h中心气压预报的相对误差分别为1.3%、1.7%和1.8%; 分析中心气压预报相对误差分别为1.2%、1.6%和1.8%, 24 h和48 h的分析预报误差比最小值CMA的预报误差更小, 72 h的分析预报误差与最小值CMA的相当。

通过对比图2中各预报源的误差与分析误差可以看出, 采用多源数据可以在不同程度上减小预报误差, 这体现了多源数据的优越性。

根据历史台风预报信息, 可以得到台风预报分析路径误差、最大风速误差和中心气压误差的累积概率分布。由图3可知, 24 h、48 h和72 h的误差半径分别为79 km、153 km和246 km, 参数 a_1 的取值分别为-0.21、-0.30和-0.32, a_2 的取值分别为0.01、0.04和0, a_3 的取值分别为0.18、0.24和0.30, b_1 的取值分别为-0.014、-0.018和-0.021, b_2 的取值都为0, b_3 的取值分别为0.015、0.022和0.024(见表1和表2)。

4 结果与讨论

台风“利奇马”于2019年8月4日由RSMC_Tokyo命名, 8月7日05时(北京时, 下同)升级为台风, 23时进一步升级为超强台风, 并于8月10日01时左右在浙江省温岭市沿海第一次登陆, 登陆时中心附近最大风力为16级。随后台风纵穿浙江和江苏两省并移入黄海海面, 又于8月11日20时左右在山东省青岛市沿海第二次登陆, 此后移入渤海海面并不断减弱, 于8月13日14时被CMA停止编号。

采用本文构建的风暴潮模型对台风“利奇马”

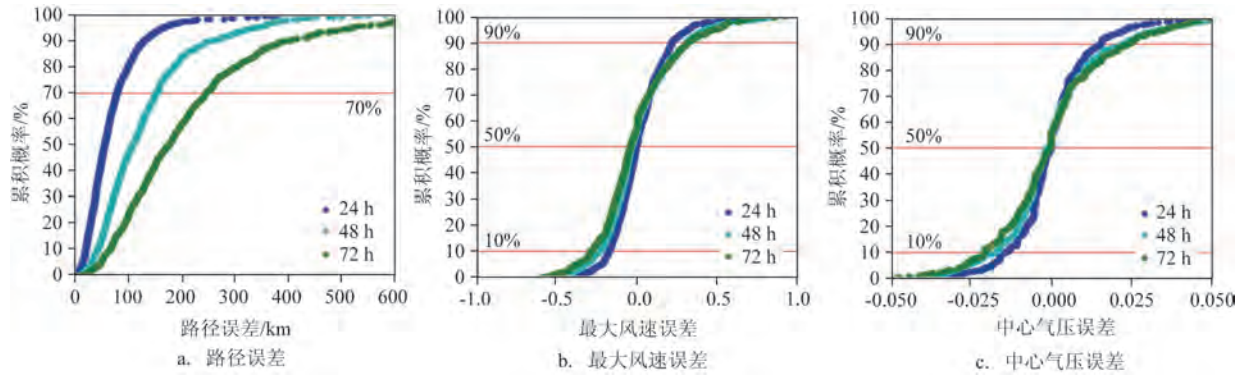


图3 误差累积概率图

Fig.3 Cumulative Probability of the error

表 1 不同预报时效最大风速参数取值

Tab.1 The values of maximum wind speed parameter for different forecast time

参数	预报时效			P
	24 h	48 h	72 h	
a_1	-0.21	-0.30	-0.32	20%
a_2	0.01	0.04	0	60%
a_3	0.18	0.24	0.3	20%

表 2 不同预报时效中心气压参数取值

Tab.2 The values of central pressure parameter for different forecast time

参数	预报时效			P
	24 h	48 h	72 h	
b_1	-0.014	-0.018	-0.021	20%
b_2	0	0	0	60%
b_3	0.015	0.022	0.024	20%

进行虚拟实时预报,在系统可承受范围内,每6 h进行一次预报,每次预报大约耗时3~4 h。

4.1 预报台风集合

根据芦潮港站的观测水位,台风“利奇马”引起

的风暴增水在2019年8月10日14时左右达到最大。选取芦潮港站最大增水发生前24 h左右(8月9日14时)为起报时刻。采用台风集合构造方案,先把6个预报源的预报路径融合成一条分析路径(见图4a),然后基于分析路径及其统计误差生成“概率

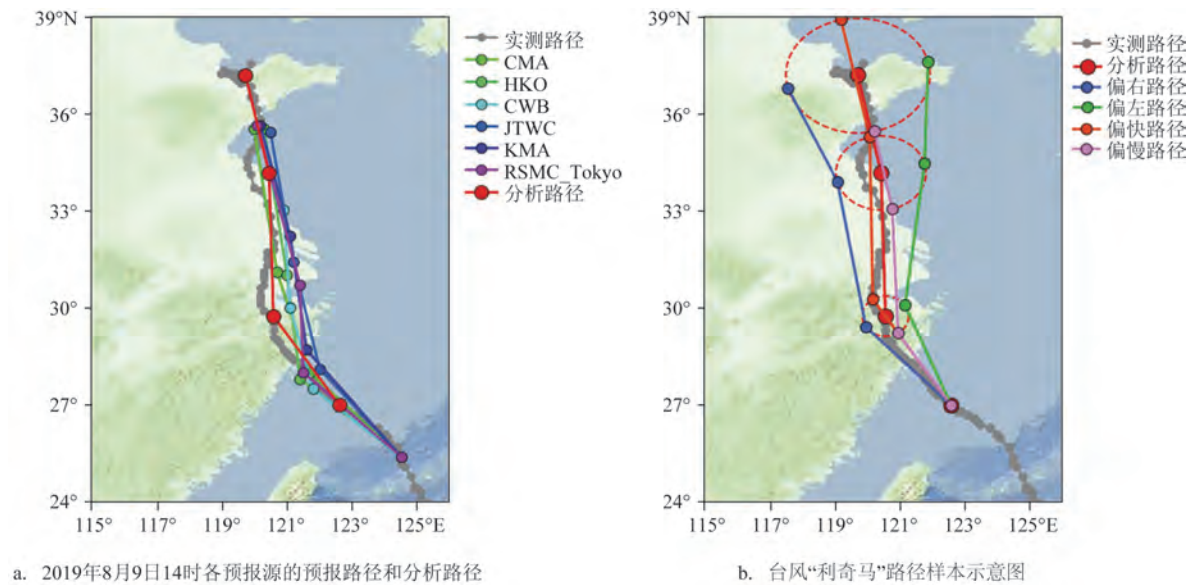


图4 台风“利奇马”路径集合样本构建

Fig.4 Track ensemble samples of the typhoon "Lekima"

圆”上的4条衍生路径(见图4b)。

4.2 增水场和站位时间序列分析

根据5条台风路径、3个台风风场和3个台风气压场可以得到45个台风样本,在FVCOM模型中分别加入这45个台风样本进行计算,可得到45个风暴增水场。每个增水场的概率根据其台风风场的发生概率来确定。由每个增水场的发生概率求得平均增水场 $\bar{\eta}$,公式如下:

$$\bar{\eta} = \sum_{i=1}^{45} p_i \eta_i \quad (5)$$

式中: p_i 为第*i*个数值实验所用台风样本的发生概率; η_i 为该数值实验的增水值。

同样选取芦潮港站最大增水发生前24 h左右(2019年8月9日14时)为预报时刻。图5a为24 h、48 h和72 h预报时效的平均增水场分布和站点分布。由图5a可见,24 h预报时效下,台风对长江口的影响最大,预报的平均增水场呈现口内较大、外

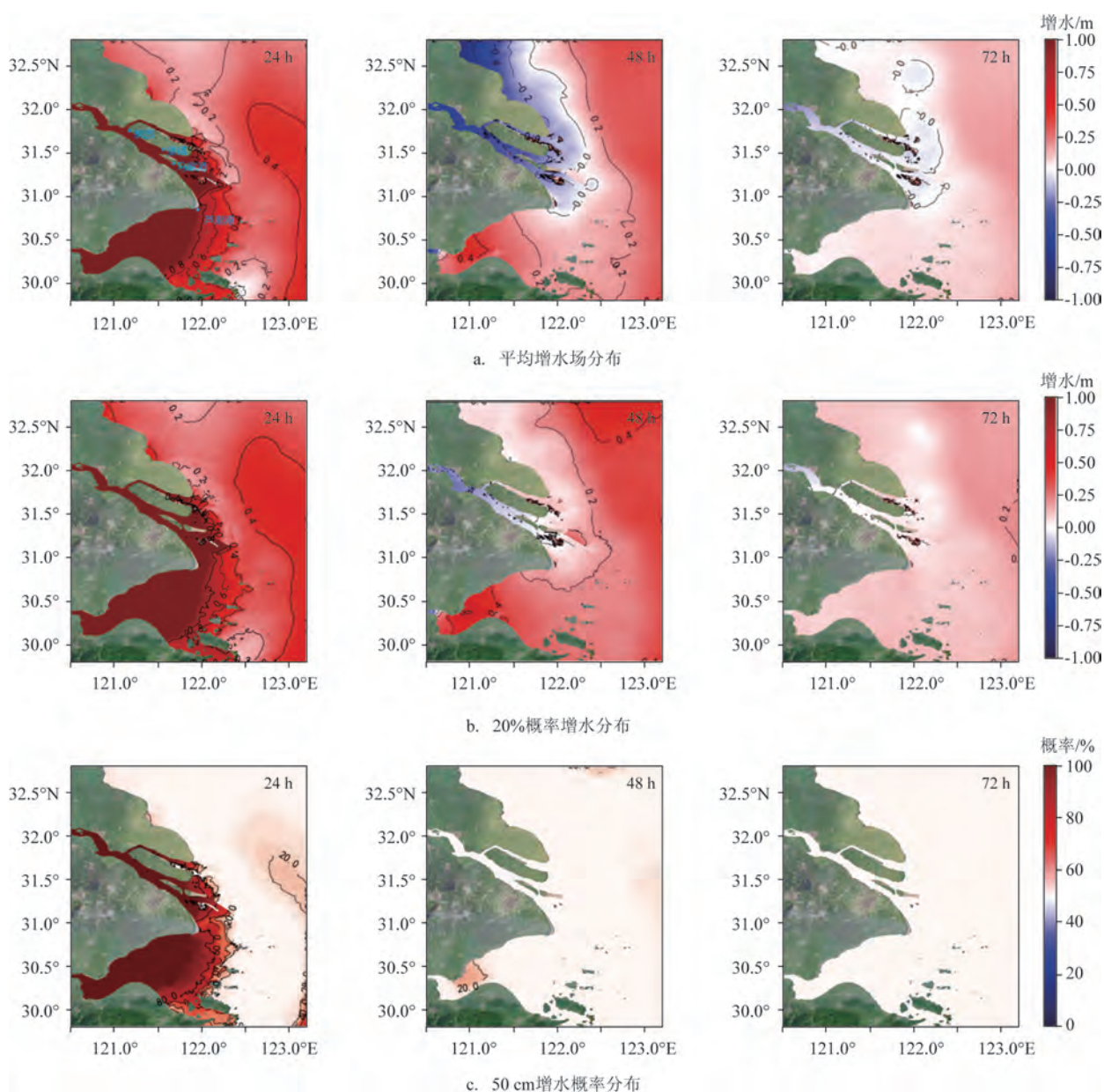


图5 24 h、48 h和72 h预报时效的平均增水场、概率增水和增水概率分布

Fig.5 Average surge field, probability surge field and surge probability distribution for 24 h, 48 h and 72 h forecast time

海较小的特点,长江口和杭州湾内预报的平均增水普遍大于1.0 m。48 h预报时效下,台风已经移动到长江口以北位置,长江口以离岸风为主,预报的整体平均增水场也呈现减水状态。72 h预报时效下,台风已远离长江口区域,台风对长江口的影响降低,预报增水普遍较小,一般不超过0.3 m。

从风暴潮概率预报系统可以得到某个站点在未来某个时刻的多个增水值及其发生概率。郭文云等^[22]建议可以在概率预报中用概率增水值和增水概率值来进行结果分析。概率增水值是某个固定的概率对应的增水值;增水概率值是对于某个固定的增水值,概率预报系统预报的高于其的发生概率。依据以上定义,我们可以通过概率预报结果得到未来某个时刻的概率增水分布及增水概率分布。

图5b为24 h、48 h和72 h预报时效下长江口20 %概率增水场的分布。24 h预报时效下,台风对长江口的影响最大,此时实测芦潮港站发生最大增水,长江口20 %概率增水超过1 m,长江口和杭州湾内增水大于50 cm的概率达到100 % (见图5c)。48 h

预报时效下,台风已经北上,长江口南支20 %概率增水为负值,即为减水状态,此时长江口和杭州湾内几乎不可能达到50 cm的增水。72 h预报时效下,台风已经远离长江口并到达山东附近,此时台风对长江口的影响已十分微弱,增减水主要受背景风场的影响。

图6为2019年8月9日14时预报的堡镇、马家港、芦潮港和崇西4个站点的水位和增水过程。由于预报风速比实际风速显著偏大,这几个站的预报最大增水都显著高于实际增水。从9日14时—10日14时,随着台风临近长江口区域,台风预报误差所带来的增水不确定性逐渐增大,预报的最小—最大增水范围也逐渐扩大。虽然台风逐渐远离长江口海域,但由于预报台风路径误差、最大风速误差和中心气压误差也更大,增水的不确定性依然增加。例如,堡镇站的预报增水70 %范围在10日17时达到最大,此时最大可能增水为3.8 m,最小可能增水仅为0.4 m。各站达到最大平均增水的时间也略有差异。以台风“利奇马”第一次登陆时间为基

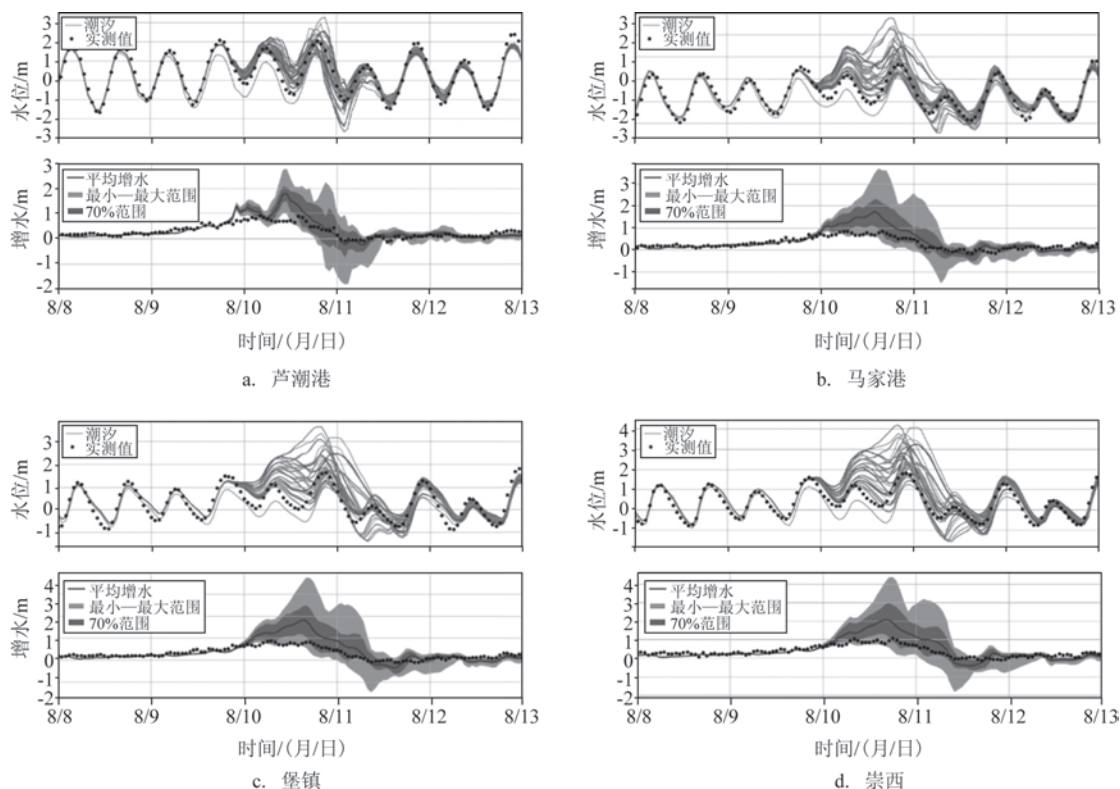


图6 2019年8月9日14时预报的4个站点的潮位和增水过程

Fig.6 The tidal level and surge process of four stations predicted at 14:00 on August 9, 2019

准,10 h后芦潮港站达到最大平均增水 1.78 m,13 h后马家港站达到最大平均增水 1.74 m,堡镇站和崇西站分别于 14 h 和 15 h 后达到最大平均增水 1.81 m 和 2.06 m。之后台风继续远离长江口区域,影响不断减弱,其预报误差导致的增水不确定性也逐渐减小,直至可以忽略。从这 4 个站点的数据中我们也可以发现,对于同一站点同一时间,增水最大值和最小值的差距很大。这说明台风预报中的路径、风速和气压等参数对增水的不确定性影响很大,也体现了建立风暴潮概率预报系统的重要性,单一预报是无法提供这些详细信息的。

最大增水是风暴潮预报的重要参数。本文以 24 h 预报为例,对芦潮港、马家港、堡镇和崇西 4 个站点的数据进行分析。将分析路径作为单一预报的代表,将其结果与本文的集合预报结果进行对比,结果见表 3。芦潮港、马家港、堡镇和崇西 4 个站点的实际最大增水分别为 0.90 m、0.84 m、0.86 m 和 1.09 m,集合预报最大增水分别为 1.78 m、1.74 m、1.81 m 和 2.06 m。由于本文的预报台风风速比实际风速显著偏大,即使是概率偏弱(20% 概率)的台风最大风速都较实测最大风速更大,所以计算增水会比实测增水大,这主要是由风速预报误差导致的。芦潮港、马家港、堡镇和崇西 4 个站点集合预报增水与实测增水的误差分别为 0.88 m、0.90 m、0.95 m 和 0.97 m,误差依次增大,这是由于站点越靠近内陆,

表 3 不同站点最大增水预报结果检验(单位:m)

Tab.3 Validation of prediction results of maximum surge at different stations (unit:m)

站点	集合预报	单一预报	实测
芦潮港	1.78	1.97	0.90
马家港	1.74	1.85	0.84
堡镇	1.81	1.96	0.86
崇西	2.06	2.28	1.09

下垫面越复杂,其对风场预报准确性的影响越大,计算增水的误差也越大。但相较于单一预报,集合预报误差总体明显偏小,这充分说明集合预报的精度优于单一预报。

4.3 每 6 h 预报的站位时间序列分析

采用本文构建的风暴潮模型对台风“利奇马”进行每 6 h 预报(以 24 h 预报为例),直至台风结束。图 7 为芦潮港、马家港、堡镇和崇西 4 个站点 24 h 预报时效的增水过程及概率范围。8 月 6—8 日,台风距离长江口一直较远,台风对长江口的影响没有显现,各个站点的增水概率范围很小。从 8 月 9 日开始,随着台风不断靠近长江口,台风影响逐渐增大,预报误差对增水的影响也逐渐显现,预报增水的概率范围开始增大,且在 8 月 10 日 17 时达到最大。8 月 12 日以后,台风已经远离长江口,台风对长江口

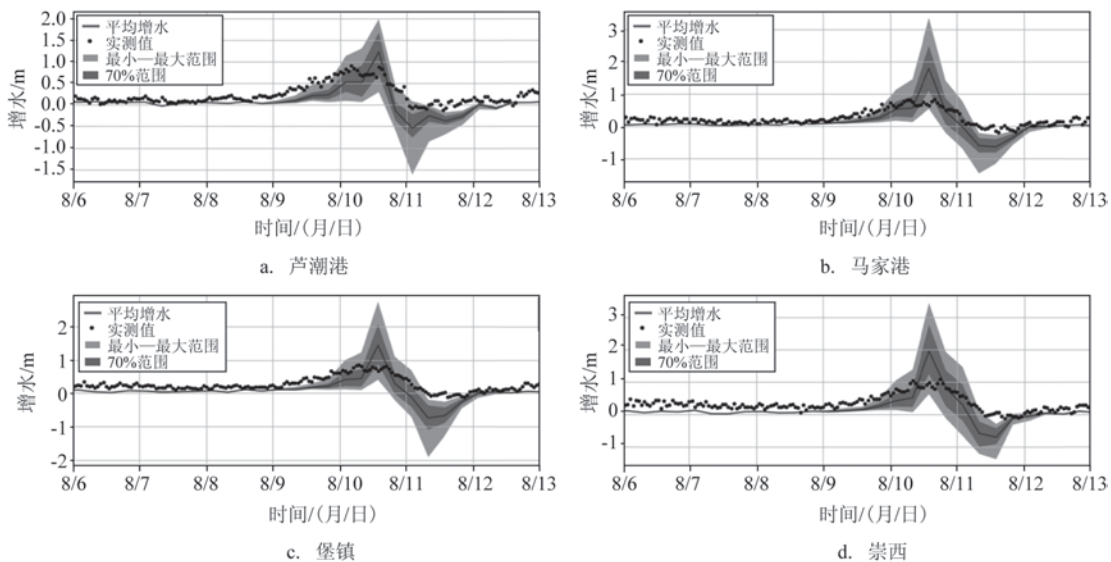


图 7 4 站 24 h 预报时效的增水过程及概率范围

Fig.7 Surge process and probability range for 24 h forecast time of four stations

几乎没有影响,增水范围不断缩小直至为0。平均增水也有同样的规律。8月9日前,各站点平均增水基本为0,随着台风影响逐渐增强,增水也逐渐达到最大,其中,芦潮港最大平均增水接近1.25 m,马家港超过1.75 m,堡镇接近1.5 m,崇西接近2 m,各站预测的最大平均增水值均大于实测值。随后,预报增水不断减小,芦潮港在8月10日开始出现减水,其他站点也在8月11日相继出现减水,但实测值只出现轻微减水或没有出现减水。造成这一现象的原因可能是由于预报没有考虑降雨影响,台风过境期间产生的强降水导致径流量加大,从而弥补了减水。从总体上看,在台风“利奇马”影响期间,模型的计算结果总体上能够抓住台风过境时的增水趋势,模拟的最大增水时刻与实际接近。

5 结论

本文基于郭文云等^[21]的台风集合构造方案,考虑台风中心气压误差,利用FVCOM三维海洋模型和WRF中尺度气象模型建立了多源台风长江口风暴潮的概率集合预报系统。该系统基于CMA、HKO、CWB、JTWC、RSMC_Tokyo和KMA 6个气象预报机构的台风路径预报数据,将其合成为一条分析数据,并衍生出45个台风样本(5条台风路径、3个台风最大风速和3个台风中心气压),每个台风样本的发生概率通过对历史台风数据的分析得到。考虑台风中心气压的不确定性,采用以上45个台风样本进行多源台风的集合预报,完善了风暴潮概率预报结果的相关产品,如增水值大小范围、平均增水值、概率增水值和增水概率值等。通过集合预报与单一预报的结果对比,说明了集合预报精度优于单一预报。采用模型对台风“利奇马”进行全程预报,从预报结果中可以获取更为全面准确的信息,为长江口杭州湾地区风暴潮防灾减灾提供一定的技术支持。

本文建立的概率预报系统还亟待完善。预报系统中的台风样本只是单纯地将台风路径、台风最大风速、台风中心气压分别生成样本后再进行组合,台风样本的概率为路径样本、风速样本和气压样本概率的乘积。这实际隐含了一个假设,即台风路径、台风最大风速和台风中心气压是相互独立

的,而在实际中,它们的相互独立性很难满足。在概率预报系统中进一步考虑各个台风要素之间的相互关系,采用联合概率分布来生成台风样本,才有望克服上述缺陷。

参考文献:

- [1] MIHIRANGA H K M, JIANG Y, LI X Y, et al. Nitrogen / phosphorus behavior traits and implications during storm events in a semi-arid mountainous watershed[J]. *Science of the Total Environment*, 2021, 791: 148382.
- [2] 王喜年. 风暴潮灾害及其预报与防御对策[J]. *海洋预报*, 1998, 15(3): 26-31.
WANG X N. Storm surge disaster and its prediction and prevention countermeasures[J]. *Marine Forecasts*, 1998, 15(3): 26-31.
- [3] PIELKE JR R A, LANDSEA C W. Normalized hurricane damages in the United States: 1925-95[J]. *Weather and Forecasting*, 1998, 13(3): 621-631.
- [4] RAGHAVAN S, RAJESH S. Trends in tropical cyclone impact: a study in Andhra Pradesh, India: a study in Andhra Pradesh, India [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2003, 84(5): 635-644.
- [5] BILSKIE M V, HAGEN S C, MEDEIROS S C. Unstructured finite element mesh decimation for real-time Hurricane storm surge forecasting[J]. *Coastal Engineering*, 2020, 156: 103622.
- [6] THUY N B, KIM S, ANH T N, et al. The influence of moving speeds, wind speeds, and sea level pressures on after-runner storm surges in the Gulf of Tonkin, Vietnam[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 212: 107613.
- [7] 王燕妮, 吕晓凤, 郝嘉凌, 等. 珠江口沿岸极值增水的空间分布[J]. *海洋预报*, 2017, 34(5): 74-82.
WANG Y N, LYU X F, HAO J L, et al. Spatial distribution of extreme water enhancement along the Pearl River Estuary[J]. *Marine Forecasts*, 2017, 34(5): 74-82.
- [8] 张娟, 周水华, 黄宝霞, 等. 人工神经网络在台风风暴潮模拟中的解释应用[J]. *海洋预报*, 2016, 33(2): 60-65.
ZHANG J, ZHOU S H, HUANG B X, et al. Interpretation of numerical storm surge model results using the artificial neural network[J]. *Marine Forecasts*, 2016, 33(2): 60-65.
- [9] 徐婉明, 邓伟铸, 赵明利, 等. 深圳0814号台风风暴潮数值模拟及最高潮位特征分析[J]. *海洋预报*, 2020, 37(1): 11-17.
XU W M, DENG W Z, ZHAO M L, et al. Numerical simulation of the storm surge and characteristics of the highest tide level in Shenzhen caused by typhoon 0814[J]. *Marine Forecasts*, 2020, 37(1): 11-17.
- [10] 于福江, 张占海, 林一骅. 一个稳态 Kalman 滤波风暴潮数值预报模式[J]. *海洋学报*, 2002, 24(5): 26-35.
YU F J, ZHANG Z H, LIN Y H. A numerical storm surge forecast model with Kalman filter[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2002, 24

- (5): 26-35.
- [11] 王喜年. 风暴潮预报知识讲座 第四讲 风暴潮预报技术(1)[J]. 海洋预报, 2001, 18(4): 63-69.
- WANG X N. Lecture 4 on knowledge of storm surge forecast: techniques of storm surge forecast (1)[J]. Marine Forecasts, 2001, 18(4): 63-69.
- [12] JELESNIANSKI C P. SPLASH: (Special program to list amplitudes of surges from Hurricanes). I. Landfall storms[R]. NWS (National Weather Service), 1972: 52.
- [13] 陈国民, 张喜平, 杨梦琪, 等. 2019年西北太平洋和南海台风预报精度评定[J]. 气象, 2021, 47(10): 1266-1276.
- CHEN G M, ZHANG X P, YANG M Q, et al. Verification on forecasts of typhoons over Western North Pacific and South China Sea in 2019[J]. Meteorological Monthly, 2021, 47(10): 1266-1276.
- [14] TITLEY H A, YAMAGUCHI M, MAGNUSSON L. Current and potential use of ensemble forecasts in operational TC forecasting: results from a global forecaster survey[J]. Tropical Cyclone Research and Review, 2019, 8(3): 166-180.
- [15] DUBE A, ASHRIT R, KUMAR S, et al. Improvements in tropical cyclone forecasting through ensemble prediction system at NCMRWF in India[J]. Tropical Cyclone Research and Review, 2020, 9(2): 106-116.
- [16] 王培涛, 于福江, 刘秋兴, 等. 台风风暴潮异模式集合数值预报技术研究及应用[J]. 海洋学报, 2013, 35(3): 56-64.
- WANG P T, YU F J, LIU Q X, et al. Research and applications on multi-model ensemble numerical typhoon surge forecast technology[J]. Acta Oceanologica Sinica, 2013, 35(3): 56-64.
- [17] 陈静, 陈德辉, 颜宏. 集合数值预报发展与研究进展[J]. 应用气象学报, 2002, 13(4): 497-507.
- CHEN J, CHEN D H, YAN H. A brief review on the development of ensemble prediction system[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2002, 13(4): 497-507.
- [18] 刘莹, 潘毅, 陈永平, 等. 预估偏差法集合化台风路径概率预报[J]. 海洋预报, 2019, 36(3): 18-23.
- LIU Y, PAN Y, CHEN Y P, et al. Probability prediction of typhoon track based on error-estimation ensemble forecast[J]. Marine Forecasts, 2019, 36(3): 18-23.
- [19] 丁雪霖, 陈永平, 顾茜. 2013年西北太平洋台风路径集合预报[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2015, 43(4): 361-365.
- DING X L, CHEN Y P, GU X. Ensemble forecasts of 2013's typhoon tracks over Northwestern Pacific[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2015, 43(4): 361-365.
- [20] 钱奇峰, 张长安, 高拴柱, 等. 台风路径集合预报的实时订正技术研究[J]. 热带气象学报, 2014, 30(5): 905-910.
- QIAN Q F, ZHANG C A, GAO S Z, et al. Real-time correction method for ensemble forecasting of typhoon tracks[J]. Journal of Tropical Meteorology, 2014, 30(5): 905-910.
- [21] 郭文云, 安佰超, 裘诚, 等. 基于多源数据的台风风暴潮概率预报研究: 台风集合的构建[J]. 海洋预报, 2021, 38(1): 26-33.
- GUO W Y, AN B C, QIU C, et al. Probabilistic forecast for typhoon storm surge based on multi-source data: Creation of typhoon ensemble[J]. Marine Forecasts, 2021, 38(1): 26-33.
- [22] 郭文云, 安佰超, 裘诚, 等. 基于多源数据的台风风暴潮概率预报研究: 数值预报系统[J]. 海洋预报, 2021, 38(2): 1-11.
- GUO W Y, AN B C, QIU C, et al. Probabilistic forecast for typhoon storm surge based on multi-source data: numerical forecast system[J]. Marine Forecasts, 2021, 38(2): 1-11.
- [23] 丁骏, 吕忻, 姚雅倩, 等. 上海邻近海域风暴潮数据同化与特征分析[J]. 海洋学报, 2021, 43(3): 135-145.
- DING J, LYU X, YAO Y Q, et al. Research on data assimilation and features analysis of storm surge in the Shanghai offshore areas [J]. Haiyang Xuebao, 2021, 43(3): 135-145.
- [24] 付元冲, 丁平兴, 葛建忠, 等. 长江河口沿海区域温带风暴潮预报模式的建立与应用[J]. 华东师范大学学报(自然科学版), 2017 (2): 116-125.
- FU Y C, DING P X, GE J Z, et al. Development and application of the forecasting model for extratropical storm surges around the Changjiang estuary[J]. Journal of East China Normal University (Natural Science), 2017(2): 116-125.

A probabilistic storm surge prediction system based on multi-source data for the Changjiang Estuary

SONG Guoyu¹, GUO Wenyun¹, GE Jianzhong², ZHANG Hongsheng¹, QIU Cheng³, LI Cheng³, ZHANG Yu^{4*}

(1. Shanghai Maritime University, Shanghai 201300, China; 2. State key laboratory of estuarine and coastal research, East China Normal University, Shanghai 200062, China; 3. Shanghai Marine monitoring and forecasting center, Shanghai 200062, China; 4. College of Harbour, Coastal and Offshore Engineering, Hohai University, Nanjing 210024, China)

Abstract: The typhoon forecast data of six meteorological forecasting agencies for the northwest Pacific Ocean are selected and combined into one analysis data, based on which a total of 45 typhoon samples are derived

including 5 tracks, 3 maximum wind speeds and 3 central air pressures. A storm surge prediction system for the Changjiang Estuary and its offshore areas is established by using the WRF and FVCOM models. The system is used to simulate the storm surge along the Changjiang Estuary caused by the tropical cyclone "Lekima" (201909), and the ensemble forecast and probability prediction of storm surge are realized. The results show that the system has a good prediction accuracy for storm surge, and can provide the occurrence probability for each surge field.

Key words: storm surge; ensemble forecast; probability prediction; FVCOM