

分类号 TP301.6

学号 15069004

UDC 004

密级 公开

工学博士学位论文

台风强对流天气卫星风资料同化相关问题研究

博士生姓名 段博恒

学 科 专 业 计算机科学与技术

研 究 方 向 资料同化

指 导 教 师 张卫民 研究员

国防科技大学研究生院

二〇一八年十月

Research on Data Assimilation of Satellite Wind for Typhoon Strong Convection Weather

Candidate: Duan Boheng

Supervisor: Zhang Weimin

A dissertation

Submitted in partial fulfillment of the requirements

for the degree of Ph.D of Engineering

in Computer Science and Technology

Graduate School of National University of Defense Technology

Changsha, Hunan, P. R. China

October, 2018

独 创 性 声 明

本人声明所呈交的学位论文是我本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表和撰写过的研究成果，也不包含为获得国防科学技术大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文题目： 台风强对流天气卫星风资料同化相关问题研究

学位论文作者签名： 段博恒 日期： 2018 年 10 月 24 日

学位论文版权使用授权书

本人完全了解国防科学技术大学有关保留、使用学位论文的规定。本人授权国防科学技术大学可以保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子文档，允许论文被查阅和借阅；可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

(保密学位论文在解密后适用本授权书。)

学位论文题目： 台风强对流天气卫星风资料同化相关问题研究

学位论文作者签名： 段博恒 日期： 2018 年 10 月 24 日

作者指导教师签名： 杨 日期： 2018 年 10 月 24 日

目 录

摘 要	i
ABSTRACT	iii
第一章 绪论	1
1.1 论文研究背景	1
1.2 台风强对流天气风资料同化相关问题的研究现状	3
1.2.1 卫星观测稀疏化方法的研究现状	3
1.2.2 卫星观测资料质量控制的研究现状	4
1.2.3 具有流依赖特性的同化方法研究现状	4
1.2.4 考虑观测误差协相关的同化研究现状	5
1.3 论文的主要工作与创新	6
1.4 论文结构	7
第二章 台风强对流区测风观测	9
2.1 常规测风手段	9
2.1.1 下投式探空仪	9
2.1.2 步进式频率微波辐射计	10
2.2 遥感卫星测风	10
2.2.1 微波散射计	10
2.2.2 微波辐射计	13
2.2.3 星载合成孔径雷达	14
2.2.4 微波高度计	16
2.2.5 CYGNSS	16
2.2.6 星载激光雷达	17
2.2.7 卫星导风	19
2.2.8 AMSU 风场	21
2.3 多源融合风场	22
2.3.1 CCMP	22
2.3.2 MTCSWA	23
2.4 台风强对流天气测风所面临的挑战	25
2.4.1 高风条件下散射信号饱和问题	25
2.4.2 强降水对风速反演的影响	26

2.4.3	多源测风观测的标定问题	27
2.5	本章小结	28
第三章	台风强对流区风场稀疏化技术	29
3.1	基于风场结构特征的稀疏化	30
3.1.1	SAR 风场同化实验	33
3.2	基于风场增量特征的稀疏化	39
3.2.1	超观测	39
3.2.2	基于特征盒的超观测	41
3.2.3	基于特征盒超观测的误差特性	42
3.2.4	ASCAT 风场同化实验	45
3.3	本章小结	47
第四章	台风强对流区风资料同化的质量控制	50
4.1	基于高斯分布的质量控制方案的局限性	50
4.1.1	风矢量常规质量控制方案的局限性	50
4.1.2	台风强对流区风场质量控制的局限性	52
4.2	基于 Huber 模的质量控制方案	53
4.2.1	Huber 模的定义	53
4.2.2	最优转点的计算	54
4.2.3	观测资料权重调整	54
4.3	自适应质量控制方案	56
4.3.1	观测新息量的组成成分	56
4.3.2	自适应观测误差调整方案	57
4.4	同化结果比较	57
4.4.1	实验设置	57
4.4.2	实验结果	58
4.5	本章小结	60
第五章	基于 Hybrid 的台风强对流天气风资料同化	62
5.1	变分同化框架	62
5.1.1	变分同化的优势	64
5.1.2	变分同化的局限性	64
5.1.3	WRFDA 平台介绍	64
5.2	集合卡尔曼滤波框架	66
5.2.1	集合同化的优势	68

5.2.2	集合同化的局限性	68
5.2.3	DART 平台介绍	69
5.3	基于 Hybrid 的台风强对流天气风资料同化系统设计	69
5.3.1	基于 ETKF-3DVAR 的 Hybrid 同化框架	69
5.3.2	混合资料同化系统设计	72
5.4	同化结果比较	74
5.4.1	实验设置	74
5.4.2	实验结果	75
5.5	本章小结	80
第六章	考虑风分量观测误差自相关的直接同化	81
6.1	u, v 分量的观测误差特性	81
6.1.1	u, v 分量观测误差的另一种解读	81
6.1.2	u, v 分量观测误差协相关	83
6.2	基于误差相关的风分量的直接同化	85
6.2.1	基于误差相关风分量直接同化的代价函数	85
6.2.2	误差膨胀方案	86
6.3	ASCAT 风场同化实验	87
6.3.1	ASCAT 风场数据	87
6.3.2	实验设置	88
6.3.3	实验结果	89
6.4	本章小结	92
第七章	结论与展望	95
7.1	主要研究工作及结果	95
7.2	研究展望	97
致谢	99
参考文献	101
作者在学期间取得的学术成果	115

表 目 录

表 2.1	MTCSWA 融合风场资料输入 ^[1]	24
表 3.1	同化对比实验设置	37
表 3.2	超观测代表性误差	45
表 3.3	同化对比实验设置	46
表 4.1	两种同化方案在两种质量控制方案下能保留下来的向量分量	51
表 4.2	同化对比实验设置	58
表 5.1	分析误差的平均误差与均方根误差	77
表 5.2	台风路径预报和强度预报平均误差统计	79
表 6.1	同化对比实验设置	89
表 6.2	实验组质量控制与极小化迭代结果比较	90
表 6.3	分析误差的平均误差与均方根误差	93
表 6.4	台风路径预报和强度预报平均误差统计	94

图 目 录

图 2.1	2017 年 10 月 21 日针对台风“莱恩”的 DOTSTAR 飞行路径图	10
图 2.2	海洋二号微波散射计 2013 年 10 月 04 日反演的海面风场，其中不同颜色代表了风场速度的大小 ^[2]	11
图 2.3	不同风速条件下，散射计后向散射系数与方位角的理论关系	12
图 2.4	在三个不同方位角观测情况下，获得的两个可能解	12
图 2.5	世界各中心散射计卫星发射计划一览	13
图 2.6	SSM/I 风速产品	14
图 2.7	2016 年 4 月 17 日台风 Fantala 的风速场。(a) SMAP 风场 (b) ASCAT 风场 ^[3]	15
图 2.8	Radarsat-2 卫星的 SAR 风产品	16
图 2.9	CYGNSS 卫星测风示意图	17
图 2.10	CYGNSS 星组在台风中心附近 6 小时时间窗内的模拟风速场 ^[4] 。 ..	18
图 2.11	Aeolus 模拟风场：a) 瑞利散射晴空条件 HLOS 风场；b) 米散射多云条件 HLOS 风场 ^[5] 。	19
图 2.12	Metop 卫星成像仪红外云导风，其中风矢量不同颜色代表了不同的大气高度层。	20
图 2.13	Terra 卫星 MODIS 可见光通道云导风，风矢量不同颜色表示不同的大气高度层。	21
图 2.14	Aqua 卫星 MODIS 水汽通道云导风，风矢量不同颜色代表了不同的大气高度层。	22
图 2.15	AMSU 在热带气旋 Phet 700hPa 高度层上的反演风场 ^[6] 。	23
图 2.16	2005 年 8 月 28 日 CCMP V2.0 矢量风产品 ^[7] 。	24
图 2.17	2018 年 6 月 25 日 06 时东太平洋台风丹尼尔输入风场：a) AMSU 风速场；b) 云导风；c) 红外反演台风风场；d) ASCAT 散射计风场。	25
图 2.18	2018 年 6 月 25 日 06 时东太平洋台风丹尼尔 MTCSWA 风分析场：a) 低分辨率风分析场；b) 高分辨率风分析场。	26
图 3.1	观测资料常规稀疏化示意图	29
图 3.2	台风“丹娜丝”海洋二号散射计风场图：a) 原始风场；b) 窗口采样稀疏化后的风场。	30
图 3.3	重采样后的风场与原始风场对比图：a) u 分量；b) v 分量；c) 风场差异图。	31

图 3.4 风场特征稀疏化算法流程	32
图 3.5 网格特征稀疏化示意图	33
图 3.6 台风“丹娜丝”经特征稀疏化后海洋二号散射计风场图	34
图 3.7 哨兵 1 号观测到的“狮子山”台风区域 SAR 风场, 分辨率为 500m。 a) VV 极化下 SAR 反演风场; b) VH 极化下 SAR 反演风场; c) VV/VH 极化 融合 SAR 风场。	36
图 3.8 SAR 融合风场稀疏化。a) 传统稀疏化 (25km) 风场; b) 特征稀疏化 风场。	36
图 3.9 风速分析场误差。a) 采样稀疏化同化分析场误差; b) 特征稀疏化同 化分析场误差; c) 分析误差改进量。	37
图 3.10 台风“狮子山”的路径预报与路径预报误差结果对比。a) 路径预报; b) 路径预报误差。	38
图 3.11 台风“狮子山”的最低气压预报误差与最大风速预报误差结果对比。 a) 最低气压预报误差; b) 最大风速预报误差。	38
图 3.12 基于特征盒超观测算法示意图: a) 新息量场; b) 簇集初始化; c) 簇集扫描合并过程; d) 特征盒超观测。	43
图 3.13 分辨率为 12.5km 的台风“狮子山”的 ASCAT 散射计风场	44
图 3.14 常规超观测与基于特征盒超观测比较。a) 常规超观测; b) 常规超观 测网格盒内新息量的标准差; c) 常规超观测重采样风场; d) 常规超观测重 采样误差; e) 基于特征盒的超观测; f) 特征盒内新息量的标准差; g) 基于特 征超观测重采样风场; h) 基于特征超观测重采样误差。	45
图 3.15 海平面气压场分析误差改进量 (红色圆点表示 ASCAT 观测所在的 位置, 气压负值表示特征盒超观测同化方案相比传统超观测同化改进了分 析场)	47
图 3.16 分析与观测比较。a) 传统超观测同化; b) 特征盒超观测同化。	48
图 3.17 台风“狮子山”的路径预报与路径预报误差结果对比。a) 路径预报; b) 路径预报误差。	49
图 3.18 台风“狮子山”的最低气压预报误差与最大风速预报误差结果对比。 a) 最低气压预报误差; b) 最大风速预报误差。	49
图 4.1 WRFDA 资料同化系统风矢量质量控制示意图。绿色阴影区域表示 相对于背景场 (黑色矢量) 可接受的观测矢量范围, 绿色矢量表示观测可以 通过质量控制, 红色矢量表示观测矢量部分或没有通过质量控制。a) 风分 量同化; b) 风速风向同化。	51

图 4.2 同化过程中 ASCAT 台风风场的质量控制, 其中 x 表示归一化后的新息量的大小, 台风中心区域在 $[32^{\circ}N, 145^{\circ}E]$ 附近, 黑色区域表示观测资料被拒绝。	52
图 4.3 风场新息量 (观测减去背景) 分布及其高斯拟合曲线。a) u 分量; b) v 分量。	53
图 4.4 风场新息量 (观测减去背景) 分布及其高斯拟合曲线和 Huber 模拟合曲线。a) u 分量; b) v 分量。	54
图 4.5 观测权重随新息量分布示意图。a) u 分量; b) v 分量。	56
图 4.6 观测权重随新息量分布示意图。a) u 分量; b) v 分量。	58
图 4.7 同化实验的分析风场对比。a) 控制实验的风场 (背景场); b) 基于 Huber 模的质量控制方案分析风场; c) 基于自适应的质量控制方案分析风场。	59
图 4.8 风速场分析增量。a) 基于 Huber 模的质量控制方案分析风场增量; b) 基于自适应的质量控制方案分析风场增量; c) 分析增量绝对误差。	59
图 4.9 台风“奥鹿”的路径预报与路径预报误差结果对比。a) 路径预报; b) 路径预报误差。	60
图 4.10 台风“奥鹿”的最低气压预报误差与最大风速预报误差结果对比。a) 最低气压预报误差; b) 最大风速预报误差。	60
图 5.1 WRFDA 同化过程流程	65
图 5.2 DART 同化流程示意图	70
图 5.3 ENKF-3DVAR 混合同化分析循环流程图	71
图 5.4 基于 Hybrid 的台风强对流天气风资料同化系统框架	73
图 5.5 不同同化方案初始背景场。a) 3DVAR 初始背景场; b) 集合同化初始背景场; c) 混合同化初始背景场。	76
图 5.6 10m 风场分析误差对比。a) 3DAVR; b) EAKF 集合同化; c) ETKF-3DVAR 混合同化。	76
图 5.7 10m 风场分析误差的平均误差与均方根误差。a) 3DAVR; b) EAKF 集合同化; c) ETKF-3DVAR 混合同化。	77
图 5.8 海表面气压分析误差对比。a) 3DAVR; b) EAKF 集合同化; c) ETKF-3DVAR 混合同化。	77
图 5.9 海表面气压分析误差的平均误差与均方根误差。a) 3DAVR; b) EAKF 集合同化; c) ETKF-3DVAR 混合同化。	78
图 5.10 台风“奥鹿”的路径预报与路径预报误差结果对比。a) 路径预报; b) 路径预报误差。	79

图 5.11 台风“奥鹿”的最低气压预报误差与最大风速预报误差结果对比。	
a) 最低气压预报误差; b) 最大风速预报误差。	79
图 6.1 在不同观测误差假设的前提下, 观测真值可能的取值范围。其中红色的箭头表示风矢量观测, 绿色箭头表示其相应的 u, v 分量, 红色阴影区域表示在已知风矢量观测的不确定性范围情况下, 观测真值落在的区间。a) u, v 分量误差不相关假设, 即已知 u, v 分量不确定性 δ_u 和 δ_v ; b) 已知 sd, dir 分量不确定性 δ_{sd} 和 δ_{dir} 。	82
图 6.2 在给定 sd 和 dir 的观测误差前提下, u, v 分量的观测误差随 sd, dir 观测值的大小的演变。a) u 分量观测误差标准差分布; b) v 分量观测误差标准差分布; c) u, v 分量的观测误差协相关分布。	84
图 6.3 经误差膨胀与协方差调整后, u, v 分量的观测误差随 sd, dir 观测值的大小的演变。a) u 分量观测误差标准差分布; b) v 分量观测误差标准差分布; c) u, v 分量的观测误差协相关分布。	87
图 6.4 台风“奥鹿”的 ASCAT 风场。a) ASCAT 原始风场, 分辨率为 25km; b) u 分量观测误差标准差分布; c) v 分量观测误差标准差分布; d) u, v 分量的观测误差协相关分布。	88
图 6.5 集合预报的平均风场和流依赖的 u, v 分量的背景误差标准差分布。a) 集合预报的平均风场; b) u 分量背景误差标准差分布; c) v 分量背景误差标准差分布。	89
图 6.6 不同同化方案质量控制结果。绿色的点表示成功通过质量控制的风观测。a) 传统 u, v 分量观测误差独立性假设同化; b) 基于 u, v 分量观测误差相关的直接同化。	90
图 6.7 10m 风场分析误差对比。a) 控制实验; b) 传统 u, v 分量观测误差独立性假设同化; c) 基于 u, v 分量观测误差相关的直接同化。	91
图 6.8 10m 风场分析误差的平均误差与均方根误差。a) 控制实验; b) 传统 u, v 分量观测误差独立性假设同化; c) 基于 u, v 分量观测误差相关的直接同化。	91
图 6.9 海表面气压分析误差对比。a) 控制实验; b) 传统 u, v 分量观测误差独立性假设同化; c) 基于 u, v 分量观测误差相关的直接同化。	92
图 6.10 海表面气压分析误差的平均误差与均方根误差。a) 控制实验; b) 传统 u, v 分量观测误差独立性假设同化; c) 基于 u, v 分量观测误差相关的直接同化。	92
图 6.11 台风“奥鹿”的路径预报与路径预报误差结果对比。a) 路径预报; b) 路径预报误差。	93

图 6.12 台风“奥鹿”的最低气压预报误差与最大风速预报误差结果对比。

a) 最低气压预报误差; b) 最大风速预报误差。 93

摘 要

台风的准确预报可以减少由于台风破坏和人员疏散造成的损失,对于沿海城市的防灾减灾具有重要意义。海表风矢量是台风模拟和预报的不可或缺的参数,而卫星遥感得到的海表风观测的有效同化对于改善台风路径预报和强度预报具有重要作用。然而受限于目前资料同化的处理流程,大量风场观测在台风强对流天气条件下并没有被很好地利用起来。此外,不精确的背景场,缺乏流依赖信息的背景误差协方差,高风速风场观测误差的不准确描述都会影响同化分析场的结果。本文从卫星遥感风观测的同化技术出发,针对台风强对流天气风资料同化的典型问题,详细分析了目前风资料同化流程中所存在的问题,从风资料同化的稀疏化、质量控制、观测误差定义和同化方案的选择等过程做了详细地探讨并提出了相应地改进方案,提高了台风强对流天气海表风场观测的利用率,并有效地改善了台风的路径预报和强度预报。

对于台风强对流天气而言,常规的稀疏化手段会造成大量关键区域如台风涡旋区域观测的丢失,对于能观测到台风精细结构的 SAR 风场而言,常规稀疏化会造成 SAR 风场大量台风结构信息被剔除,从而降低 SAR 风场观测的价值。本文针对台风强对流天气过程常规稀疏化的这种缺陷,提出了一种考虑风场结构的特征稀疏化方法。在此基础上,我们改进了常规超观测方案,提出一种基于特征盒的超观测方法。在台风数值模拟同化实验中,新方法都在一定程度上改进了台风的预报精度。

虽然目前获取台风区域高风的观测手段很多,但是受限于不精确的背景场以及资料同化质量控制手段,导致台风强对流天气过程中大量的风场观测因与背景场有较大背离而被剔除,大量台风关键区的风场观测无法有效地利用起来。本文引入并对比了两种适用于台风强对流天气的风场质量控制方案:基于 Huber 模分布的质量控制方案和一种自适应的质量控制方案。两种方法都能确保高风区域的观测能很好地利用起来,又确保了同化极小过程的稳定性。相比基于 Huber 模分布的质量控制方案,自适应的质量控制方案能让新息量较大的观测有更小的权重,避免过大的分析增量对模式产生较大的冲击,对台风强度预报改进效果更明显。

三维变分同化由于采用气候态的背景误差协方差,无法体现台风等强对流天气过程误差迅速演变的信息。短期的集合预报能为同化提供流依赖的背景误差协方差信息,且能在一定程度上调整背景场,但是集合同化需要一段时间同化调

整，单次的集合同化无法保证分析场满足协调性的要求。本文基于 WRFDA 同化框架，设计实现了一套完整的基于 Hybrid 的台风强对流天气风资料同化系统，并探讨了变分同化、集合同化与混合同化对于台风天气过程影响。在此基础上，针对目前风分量观测误差独立性假设所存在的问题，本文引入误差传播定律，重新定义了风分量的误差以及误差协方差，设计并实现了基于误差相关的风分量的直接同化。台风数值实验验证了本方法的有效性，相比于传统的风分量观测误差独立性假设，新方案对于台风 24 小时的最低气压和最大风速预报分别改善约 14% 和 17%。

关键词: 资料同化；卫星风观测；稀疏化；质量控制；误差相关

ABSTRACT

Accurate forecasts of typhoon is of great importance to disaster reduction and relief for coastal cities and can minimize losses due to typhoon preparation and evacuation as well as to destruction. Sea surface wind vector is one indispensable factor for numerical simulation and prediction of typhoon, while the wind observations coming from remote sensing observation of satellites are the major sources of the sea surface wind. The assimilation of these wind observations is crucial to improve the precision of typhoon forecast. However, due to defects in the assimilation process, a great deal of wind observations are not fully used. Besides, imprecise background, covariance that lack of flow-dependent information and inappropriate definition of observation error of high wind observations all will adversely affect the analysis. This thesis focuses on the data assimilation of satellite wind observation in severe convection weather, aims at the problems during the process of thinning, quality control, definition of observation error and chose of the scheme of data assimilation, and presents our solutions to these problems which have improved the utilization of satellite wind observations and reduced the forecast error of typhoon track and intensity predictions.

Traditional thinning process may cause a loss of wind observation in key areas such as vortex center of typhoon. In terms of SAR wind observed which could acquire fine structure of typhoon, the thinning process will lead to discard of lot of valuation information. This thesis proposed a new thinning method which considerates the structure of wind field. We also modified the superobbing with a feature box. The simulation experiment has shown the efficiency of these two methods.

Although there are numerous methods which could acquire high wind speed observations for typhoons, these wind observation were not effectively used due to the rejection of observations with great departure to the background, which somehow may be caused by bad background and failure of quality control process of data assimilation. We introduced two quality control schemes, one is the quality control based on Huber norm distribution and the other is an adaptive quality control scheme. These two schemes all can make good use of high wind speed observations while ensure the stability of the minimization of data assimilation. The adaptive quality control scheme make sure that wind observation with big innovation will have a minor weight than that of Huber norm distribution scheme,

avoiding impact to the model caused by big analysis increment, and it has shown obvious improvement on typhoon intensity predictions.

3DVAR could not present the rapid evolution of error of severe convection weather due to the use of climatological background error covariance. Short-term ensemble forecasts can provide flow-dependent covariance and adjusted background for data assimilation. However, ensemble data assimilation takes some cycles of assimilation process to make it more consistent with the model. We designed and implemented a complete hybrid data assimilation specially for the assimilation of wind observation under typhoon strong convection weather based on the WRFDA system. We made a detail discussion on how data assimilation schemes such as variational data assimilation, ensemble data assimilation and hybrid data assimilation would impact the forecast of typhoon. And we found a new way to definite the error and correlation of the wind components based on the law of error propagation, and made it possible for direct assimilation of correlated wind components. The simulation experiment of typhoon has verified the efficiency of this new method, and has shown a improvement of 14% and 17% for 24 hours forecasts of minimum pressure and maximum wind speed of typhoon, respectively.

Key Words: Data assimilation; Satellite wind observation; Thinning; Quality control; Error correlation

第一章 绪论

1.1 论文研究背景

台风是造成沿海城市经济损失和人员伤亡最严重的自然灾害之一，据统计，美国仅 2005 一年，由台风造成的经济总损失超过了 1000 亿美元^[8]。台风的轨迹和强度预报是气象学中最具有挑战性的问题之一，对于防灾和减灾的及时预警非常重要。目前对于台风更准确、更长的提前期的预报需求正在增加，以减小由于台风破坏和人员疏散造成的损失。因此，对台风的准确预报具有巨大的经济价值。在过去十年中，台风的短期（五天以内）轨迹预报取得了显著进展。目前台风 48 小时的轨迹预报水平与 10 年前的 24 小时预报水平相当^[9]。

遗憾的是，目前台风的强度预报仍然存在显著的误差。主要体现在台风最低海平面气压、最大风速或降水量的预报能力几乎没有什么明显的改善^[10]，对于台风形成、快速强化、波动和衰退方面的预报能力十分欠缺^[11]。造成台风的轨迹和强度预报准确度之间的差异的原因，可能是由于轨迹预报在很大程度上取决于台风所处的大尺度环境，随着数值天气预报模式和观测系统的快速发展，这种大尺度环境变得越来越易于预报。而强度预报则在很大程度上取决于台风内部动力学的可预报性，这种内部动力学只能通过较大尺度环境来调节^[12-14]。湿对流的快速增长，如垂直热塔，可能在台风内部动力学中起关键作用^[15, 16]。台风强度演化可能依赖于内部动力学和湿对流过程，而这些内部动力学和湿对流在尺度上更小，更混沌，我们对它缺乏认识，并且本质上可预报性也很差。因此，造成台风预报局限性的因素主要有：不准确的模式、较低的模式分辨率、缺乏台风内核观测和合适的资料同化方法。

台风破坏力大部分是由风暴潮直接引发，海面上产生风暴潮的两个主要力是表面风应力和气压梯度力，它们与海表面平行且相互垂直，它们的相对重要性取决于水深。对于强风条件，由气压变化引起的外力强迫可以被忽略。因此，海表风矢量对于台风模拟和预报是一个不可或缺的参数。目前，能对海表风场进行大规模观测的主要来源是卫星遥感观测，而且卫星测风的手段繁多，并在数值预报资料同化上得到了广泛的应用。欧洲中期天气预报中心（ECMWF, European Centre For Medium Range Weather Forecasts）最早于 1998 年将 ERS-1 散射计风场观测应用到数值天气预报的全球三维变分同化系统中^[17]。早先的研究表明，散射计风场观测对于改善天气预报和气候监测具有重要的意义^[18-23]，特别是对于热带^[18]和亚热带气旋预报^[19]。ASCAT（The Advanced Scatterometer）风产品目前

被广泛应用于各大气象业务部门，如 ECMWF、英国气象局、法国气象局和加拿大环境部等。日本气象局于 2009 年将 ASCAT 风场数据用于全球谱模式（GSM, Global Spectrum Model）中。

数值天气预报的准确性一方面取决于数值模式的好坏，另一个方面则取决于初始条件的质量。由于初始条件存在误差，以及模式物理过程的不完美，在模式向前积分的过程中会造成误差的累积，当误差累积到一定程度将导致预报失效^[24]。让模式持续有效地向前运行的唯一方法是让模式受观测的约束^[25]。从数值预报的角度来讲，资料同化的目的是结合观测和数值模式预报背景场，为模式提供一个更接近真实状态的初始场。卫星风场的资料同化作为台风数值预报初始化的一个重要手段，对于改进台风预报具有重要意义。然而，受限于目前一般的同化处理流程，对于台风强对流天气过程，大量的风场观测由于不适宜的观测稀疏化^[2]和传统的质量控制^[26]而被舍弃，导致大量观测没有被很好地利用起来。此外，不精确的背景场，缺乏流依赖信息的背景误差协方差，高风速风场观测误差的不准确描述都会对同化的结果产生重要的影响，具体表现在：

1. 不适宜的观测稀疏化手段：观测稀疏化的主要目的，一方面是减少观测数目，降低计算和存储开销；另一方面则是为了避免引入观测之间的空间相关性。但传统的稀疏化方法从某种程度上讲，是观测向背景场的一个妥协，往往没有考虑观测场本身的特性，特别是在台风强对流区，稀疏化之后破坏了观测场的连续性特别是台风的涡旋结构，势必会造成信息的丢失，因此对于台风强对流天气情况下的风观测，特别是高分辨率的 SAR 观测，往往不能好好利用起来。
2. 欠考虑的观测质量控制方法：对于台风强对流天气预报，模式预报的台风涡旋中心与真实的涡旋中心观测往往会有偏离，而些许的偏离往往会导致涡旋中心的背景风场与观测风场在风速风向上的极度不一致。受限于传统质量控制的思想，这些涡旋中心的风观测往往因与背景场偏离过大而被剔除，导致台风关键区域的观测无法进入同化系统。
3. 不精确的背景场和缺乏背景误差协方差流依赖信息同化方案：对于台风强对流天气条件下的资料同化而言，和一般天气条件下的资料同化相比，存在大量高度非线性的小尺度物理过程。由于模式物理过程描述的不准确，导致在强对流天气下模式的误差迅速演变，造成背景场误差比常规天气要偏大一些。传统的变分同化方案采用气候态平均的背景误差协方差，缺乏台风强对流天气误差迅速演变的流依赖的信息，不适宜应用于台风强对流天气过程的同化。

4. 风场观测误差的不准确描述：由于高海况下，卫星观测反演高风的物理机制比较复杂，且在高风情况下，缺乏真实观测的标定，所以卫星风观测在高风条件下的误差往往偏大。这样一来，传统同化框架下，统一的风场观测误差方案在台风强对流天气下明显的不适用。另外一方面，传统同化中观测误差独立性假设对于观测权重的分配也有较大的影响，而真实的由风速风向转换而来的风分量观测是存在相关的，这种相关性在台风强对流天气下表现的更为明显。

综上所述，本文的目标是在已有研究成果的基础上，针对台风强对流天气风资料同化存在问题的环境，研究和改进卫星风观测的同化流程和方法，以达到改善台风数值预报的目的。主要包括：研究适合台风强对流天气下卫星风场稀疏化的方法；改进观测质量控制方案，最大程度地用好台风关键区域的风场观测；改善同化时刻的背景场，引入流依赖的背景误差协方差；重新定义台风强对流天气下风场的观测误差及其协相关等。

1.2 台风强对流天气风资料同化相关问题的研究现状

1.2.1 卫星观测稀疏化方法的研究现状

目前，业务部门一般采用间隔采样或“超观测”的方法对观测资料进行稀疏化，这两种方法思路简单，计算开销小，适合业务化系统，但这往往是以牺牲观测场的信息为代价。T.Ochotta 提出了两种稀疏化方法^[27]，一种是按照观测的空间位置和观测的具体数值对观测资料进行聚类，最后保留每个聚类的中心作为稀疏化后的观测；另外一种方法是逐步迭代，从数据集中剔除最冗余的观测。结果表明，在北半球，聚类方法对预报的改善效果比逐步剔除的方法好，但是在北半球，聚类方法出现了负效果。Li 于 2010 年提出了一种结合模式背景误差协方差的稀疏化方案^[28]，通过挑选观测使得分析误差方差最小化。Sakov^[29] 提出了一个方法来对稀疏化后的观测的代表性误差进行估计，具体方法是将区域观测求平均至模式分辨率，根据求平均后的观测场与原始观测场的偏离计算出一个模式分辨率网格下的代表性误差。Peter^[30] 针对卫星资料提出了一种基于奇异向量寻找观测敏感性区域的方法，非敏感性区域采用常规的稀疏化方法，而敏感区域则保留较多的观测。Serge^[31] 提出了一种基于层级的观测资料稀疏化方法，该方法从最低（最稀疏）一层开始，然后基于后验的误差估计逐层添加观测资料。但是以上方法都没有从观测本身的结构特性出发，如何让稀疏化后既能尽量保留观测场的原始信息，又能满足良好的误差特性，仍是一个需要研究的问题。

1.2.2 卫星观测资料质量控制的研究现状

观测资料的质量控制是资料同化不可缺少的一个过程^[32]。质量控制确保同化之前将有错误的观测进行剔除，否则会造成分析值的不准确。一般情况下，将背景场 b 与观测 o 的偏离，也就是观测新息量 $o - b$ 的大小作为观测资料质量判断的一个依据。如果经过统计，观测长期偏离背景场，则认为观测含有粗差，需要将其剔除^[33]，剩下的观测有同化循环过程中，如果与背景场偏离过大，也将会被拒绝。一般认为，观测的误差分布满足高斯分布，假设背景误差是高斯分布的，那么无偏观测的新息量也应该是满足高斯分布的。但是从统计结果来看，很多观测资料新息量并不严格遵从高斯分布，在统计分布图形的两端会呈现明显的扬尾现象。对此，ECMWF 采用了一种基于“高斯 + 水平”近似的质量控制方案^[34]。传统的质量控制方法通过对新息量的大小进行严格的阈值控制，以牺牲观测的数量来换取观测的准确性。但是在台风强对流天气条件下，由于背景场台风涡旋中心位置与观测存在偏差，导致观测与背景往往具有较大的偏离，如果采用常规的质量控制方案，会造成有效观测的大量丢失。实际上，新息量很多时候满足一种 Huber 模分布^[35, 36]，2009 年基于 Huber 模的质量控制方法被应用于 ECMWF 的集合预报系统。与传统的截断方法不同，该方法根据观测与背景场的偏离程度取合适的权重，使得能够利用到的观测资料更多。Bonavita^[37] 后来又指出，虽然基于 Huber 模的质量控制方案使得同化系统能容纳更多的观测，但是对于观测与背景场偏差较大时，仍就会导致较大的分析增量，从而会影响同化分析的稳定性。Bonavita 针对下投式探空观测提出了一种基于新息量的自适应质量控制方案，该方案很好地解决了由于新息量过大而导致的分析增量偏大的问题。

1.2.3 具有流依赖特性的同化方法研究现状

集合同化通过一组预报的集合能够很好地表现流依赖的背景误差协方差信息，且集合预报的平均场在一定程度上减小背景场非线性物理过程演变的误差。但是集合同化也存在欠采样和计算代价过大等问题。混合资料同化旨在结合集合同化与变分同化两者的优势，使分析结果得到改善。其中集合预报系统为变分同化提供具有流依赖性质的预报误差协方差，改善变分固定的背景误差协方差结构，变分同化则能提供变量之间的物理平衡约束。目前，先后发展了基于不同集合同化方案（如 EnKF-集合卡尔曼滤波，EnSRF-集合均方根滤波，ETKF-集合变换卡尔曼滤波等方法）的混合方法。Hamil^[38] 利用一个完美的准地转模式，最先构建出了集合卡尔曼滤波与三维变分（3DVAR, Three-dimensional variational assimilation）混合同化的雏形，既保留了 3DVAR 高效的计算效率又利用了集合估

计的误差协方差,使得分析质量得到了进一步改善。Etherton^[39]用二维湍流模式测试了另外一种混合方案——ETKF-3DVAR 混合方案,表现出了相比其它方案更强的分析能力,并且计算代价明显减少。由于 ETKF 在集合子空间求解增益矩阵,相比 EnKF 和 EnSRF 在计算上有较好的优势,并且研究也表明,ETKF-3DVAR 混合方案相比后面两种方案能够产生更好的分析^[39, 40]。ETKF-3DVAR 在小样本集合的条件下,相比单纯的变分或集合同化都表现出了较好的优势^[41]。目前,基于 WRF(Weather Research and Forecasting Model) 的 ETKF-3DVAR 的混合同化框架已经开展了一系列的研究。孙菲菲^[42]利用 WRFDA (WRF Data Assimilation System) 下的 ETKF-3DVAR 方案,对 2008 年的台风艾克进行了雷达资料的同化研究,相比单纯的 3DVAR,台风的路径误报和强度预报结果都有较好的改善。王旭光^[41]同化了各种常规资料和卫星资料,也表明了混合同化在台风预报上的优势。许冬梅等^[43]则用微波 (AMSU-A) 和红外 (IASI) 遥感资料验证了混合方案的效果。大量研究表明,采用混合同化的方案,由于引入了流依赖的背景误差协方差,对于台风等强对流天气的预报相比单纯的变分同化有明显的改进。但由于受到国内业务集合预报质量的限制,混合同化方案还没有得到很好的推广^[44]。

1.2.4 考虑观测误差协相关的同化研究现状

在资料同化的实际应用过程中,受技术以及有限计算资源限制等原因,资料同化往往采用了一定的假设来降低问题的复杂度。对于变分资料同化来说,为了得到最优的分析场,必须对观测和背景场的误差协方差矩阵进行准确地估计^[45]。目前对于背景场的误差协方差矩阵的估计已开展了大量的研究工作,比较常用的方法是将带有流依赖的背景场误差协方差矩阵替换原有的气候态背景场误差协方差矩阵^[46]。由于缺乏对观测误差协方差的了解,目前同化系统一般采用对角阵的方式对观测误差协方差矩阵进行简化,也就是假设观测资料之间是互不相关的。并采用例如方差膨胀^[47, 48]、观测稀疏化^[49]和“超观测”^[50]的方法来减少观测相关带来的影响,但是这些方法并不能完全消除观测之间的相关性。对于高分辨率的卫星辐射率观测而言,观测之间具有一定的空间相关,且不同通道之间的观测也存在着通道相关^[51],此外,观测算子-辐射传输模式也会引入误差相关^[52]。其它因素如仪器设计或标定缺陷,低分辨率模式引入的代表性误差以及变分质量控制过程都会导致观测引入误差相关^[51]。为了改善分析场的结果,提高观测资料的利用率,就必须对观测误差协方差有一个准确的估计^[53]。Desroziers^[54](2005)提出了一个观测误差协方差估计的方案,通过对新息量(观测减去背景)与残差(观测减去分析)的估计得到,虽然它的前提是背景场与观测的误差信息足够准确,但是该方法已成功应用于简单模式的变分同化^[55]与集合同化^[56, 57]。Waller^[58]

(2014) 利用该方法对时间相关误差进行了估计, 并在背景与观测的误差信息不准确的情况下, 观测误差协方差的估计会受到怎样的影响进行了分析^[59]。针对 Deseoziers 方案, 采用一定的迭代方法, 能在一定程度上提高观测误差协方差的准确度^[54, 60], 但是迭代方案在传统的 (采用观测不相关假设) 业务化同化系统中难以实施。Deseoziers 方案在红外高光谱探测仪 AIRS 与 IASI 的通道相关误差估计得到了成功的应用^[61-65], 结果表明, 将考虑通道相关性的观测误差协方差引入资料同化, 改善了分析场和数值预报的效果, 也使得更多的观测能够被直接用于到同化系统, 进而提高了观测资料的利用率^[55, 65-67]。对于卫星风矢量观测而言, 一般是以风速 sd 和风向 dir 的形式发布, 但是对于大多数同化系统来说, 会先将风速风向转换为经向风 u 和纬向风 v 的形式。目前的同化系统, 一般会假设 u, v 分量的观测误差不相关, 以简化计算。实际上 u, v 分量的观测误差必定受其转换的原始分量 sd 和 dir 的直接影响, 并且会存在相关。目前, 还没有一个能准确定义和量化 u, v 分量观测误差及其相关性的方法。

1.3 论文的主要工作与创新

针对台风强对流天气卫星风资料同化所存在的这些问题, 论文的主要工作及其创新包括:

1. 提出考虑台风强对流天气风场结构的特征稀疏化算法

常规稀疏化方法在一定程度上可以减少观测之间的相关性, 但是全局的平滑会破坏数据场的一些结构性特征。而在很多情况下, 这些结构特征往往包含着一些关键性的信息, 如台风风场的涡旋结构。为了克服常规稀疏化方法造成的强对流天气条件下观测场结构信息丢失的问题, 本文在常规稀疏化方法的基础上 (采样稀疏化、超观测), 提出了基于保留原始场结构特征的稀疏化方法, 在对观测资料数量进行压缩的同时, 尽可能地保留原始数据场的物理结构信息。

2. 改进台风强对流区风资料同化的质量控制方案

在强对流天气条件下, 观测与背景往往具有较大的偏离, 但并不一定代表观测本身存在很大的粗差, 也有可能是由于模式对于强对流天气的物理过程描述有缺陷造成背景场有较大的误差导致。如果采用常规的质量控制方案, 不可避免地会造成大量有效观测的丢失。本文针对这一问题, 引进并实现了基于 Huber 模的质量控制方案以及一种自适应的质量控制方案, 保证尽可能多地利用到观测的有用信息, 又确保接入的观测不破坏同化代价函数的二次型。

3. 设计实现了基于 Hybrid 的台风强对流天气风资料同化系统

变分方法由于使用气候态、各向同性背景误差协方差，难以满足实际大气运动状态预报误差分布随时间变化的性质，而这种误差演变对于强对流天气过程显得尤为重要。集合同化中短期的集合预报能为同化提供流依赖的背景误差协方差信息，但是集合同化需要一段时间的同化周期的调整来适应模式的物理平衡。本文设计实现了一套完整的基于 Hybrid 的台风强对流天气风资料同化系统，利用 ETKF 产生的集合扰动与 3DVAR 固有的气候态的背景误差协方差相结合，使得混合同化的背景误差协方差既具有流依赖属性又包含气候态信息，并引入变分框架下的物理平衡约束，克服集合同化与变分同化自身的不足，改善了台风的路径预报与强度预报。

4. 实现了基于风分量误差自相关的直接同化方案

针对传统风分量误差相关性独立假设的局限性，本文从风速风向转换为经向风 u 和纬向风 v 的原理出发，利用误差传播定律，确切给出了风分量观测误差与相关性的诊断方式。并将误差相关直接引入到变分同化框架极小化代价函数中，实现了基于观测误差相关的风分量的直接同化。台风数值模拟实验表明，引入观测误差相关，改进了分析场，并提升了台风路径预报与强度预报的精度。

1.4 论文结构

全文总共分为七章，内容安排如下：

第一章：绪论。首先阐述了课题的研究背景和研究意义，以及涉及到的相关问题的国内外发展动态，最后详细介绍了本文的研究内容和所做的主要工作。

第二章：台风强对流区测风观测。本章对目前主要的几种海区测风手段和已有的卫星测风手段及发展规划进行了详细的介绍，对目前已有的几种多源融合风场进行了说明，并就目前高风条件下的测风机制所遇到的困难和挑战进行分析，为风场观测的同化应用提供一定的指导。

第三章：台风强对流区风场稀疏化。本章针对传统的两种稀疏化方案（采样稀疏化与超观测）的局限性，提出了两种新的观测稀疏化改进方案（基于风场特征的稀疏化和基于特征盒的超观测）。并分别利用高分辨率的 SAR 风场与 ASCAT 散射计风场验证了两种稀疏化方案的有效性。

第四章：台风强对流区风资料同化的质量控制。本章首先对传统的风资料同化的质量控制过程，特别是对于强对流天气过程的质量控制存在的问题进行了探

讨。引入并实现了两种适用于强对流天气过程的质量控制方案——基于 Huber 模的质量控制方案以及一种自适应的质量控制方案，并进行了对比分析。

第五章：基于 Hybrid 的台风强对流天气风资料同化。本章针对典型强对流天气过程，设计实现了基于 Hybrid 的台风强对流天气风资料同化系统，对变分同化、集合同化和混合同化三种方案对于台风数值预报的影响进行了比较，分析对比了变分同化与集合同化方法对于台风数值天气过程模拟的优势和不足，论证了混合同化对于强对流天气风场资料同化的重要性。

第六章：考虑风分量观测误差自相关的直接同化。本章提出了一种考虑 u, v 分量观测误差相关的直接同化方案。首先，从理论上说明了传统的 u, v 分量观测误差独立性假设存在的问题，之后，利用误差传播理论，确切给出了风分量观测误差与相关性的诊断方式。最后，在 WRFDA 上实现了基于 u, v 分量观测误差相关的直接同化，并利用台风数值模拟实验验证了本方案的有效性。

第七章：总结与展望。针对本文所做的工作进行了总结，并对目前工作中还存在的问题进行了分析，对下一步的工作提出了展望。

第二章 台风强对流区测风观测

海面风场是区域和全球海洋环流的主要动力，调节海气之间水汽、热量以及物质的交换，影响着海洋天气形势的发展演变过程^[68]。在气象预报、海洋模式研究、气候以及区域研究中，海面风场具有十分重要的作用^[69]。此外，海面风是影响航海、海上作业、渔业生产等的主要因素，因此海面风场观测是优化航线、保障航路、避免台风、搜索和救援工作的关键^[70]。目前测风手段一般分为两类：常规观测手段和卫星遥感观测手段。常规观测手段如船舶、浮标、地面观测站、和飞行器由于自身的局限性所获取的观测非常有限，而且一般局限在北半球中纬度区域。卫星遥感观测能够很好的弥补常规观测手段的不足，可以大面积同步进行测量，并且具有获取速度快、覆盖范围广、时空分辨率高、可连续观测以及不受时间和天气条件的影响。下面对几种典型的测风手段进行了比较详细的介绍。

2.1 常规测风手段

2.1.1 下投式探空仪

下投式探空仪 (Dropsonde) 是由美国国家大气研究中心 (National Center for Atmospheric Research, NCAR) 发明的一种消耗性天气探测装置，主要用来探测台风的一些结构性要素，以提高台风预报的准确性。一般由飞行器搭载，飞行到海面高空后释放，在其降落的过程中测量台风的各要素情况。探空仪包含 GPS 接收器，压力、温度和湿度传感器，以捕捉大气剖面气象要素和热力学数据。

自 2003 年开始，中国台湾在西太平洋开展了“侵台台风之飞机侦察及下投式探空仪观测试验” (Dropsonde Observations for Typhoon Surveillance near the Taiwan Region: DOTSTAR)，又称为“追风”计划。该试验收集的 Dropsonde 资料为西北太平洋增补了大量的海上探空资料，为西北太平洋台风的观测研究及理论验证工作提供了良好的契机^[71]。在即将影响我国的台风，侦察飞机在距台风中心约 250~300km，高度约 200hPa 的绕台风飞行路径上投掷探空仪，在掉落过程中，测量下降路线上的大气环境压力、温度、湿度和风速风向等信息，整个下降过程历时约 15~20 分钟。图2.1给出了针对台风“莱恩”的一次 DOTSTAR 飞行路径图（出自 <http://typhoon.as.ntu.edu.tw/DOTSTAR/tw/flight.php?id=79>），其中红色数字代表下投探空仪依次的投放点，黑色中心标记表示 2017 年 10 月 21 日 1200UTC 时台风中心位置，标记外黑色圆表示风速大于 $15m \cdot s^{-1}$ 的台风区域，半径约为 250km，绿色中心标记表示第一颗探空仪投放时台风中心的位置，蓝色中心标记表示最末颗探空仪投放时台风中心位置。

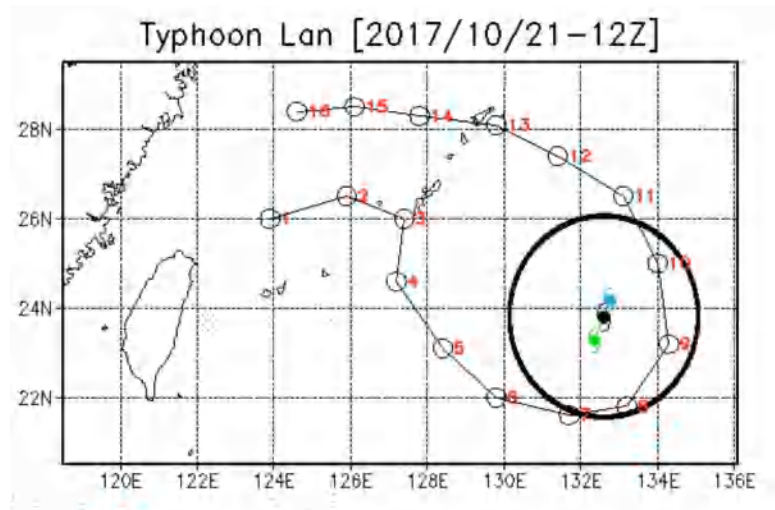


图 2.1 2017 年 10 月 21 日针对台风“莱恩”的 DOTSTAR 飞行路径图

2.1.2 步进式频率微波辐射计

机载步进式频率微波辐射计 (step frequency microwave radiometer, SFMR) 通过测量 6 个 C 波段频率的星下点海表面亮温, 然后利用表面发射率和风速相关的地球物理模型函数 (geophysical model function, GMF) 来反演沿航迹的海表风速。随着可用的 dropsonde 探测数据与相应匹配的 SFMR 观测数据, 特别是台风区域观测数据的积累, 逐步提高了 GMF 反演高风速的能力和精度 (可用风速反演范围大约为 $5 \sim 70 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ ^[72]), 大大增强了台风区域高风速风场的探测能力, 也为其它卫星测风的标定提供了主要的参考依据。

2.2 遥感卫星测风

2.2.1 微波散射计

星载微波散射计是一种专门监测全球海面风场的主动微波雷达, 能够在晴空和有云的条件下提供海面风矢量观测, 是探测海面风场的最主要的设备^[70]。散射计能够提供海洋表面高覆盖度、高分辨率和高精度的海面风场风速和风向数据。图2.2给出了海洋二号散射计 (HSCAT) 2013 年 10 月 04 日当天探测的海面风场示意图 (其中升轨扫描视场与降轨扫描视场存在空间上的重叠), 全球海洋日覆盖率可达 95%。

散射计通过测量海表面后向散射系数获得海表面粗糙度信息, 进而反演得到海面风矢量。散射计以不同的方位角和极化方式对同一视场区域测量多个不同时刻的后向散射系数, 假定这一段时间的风场比较稳定, 我们就可以利用后向散射系数与方位角的关系反演这一视场的风矢量。图2.3给出了在固定入射角的情况

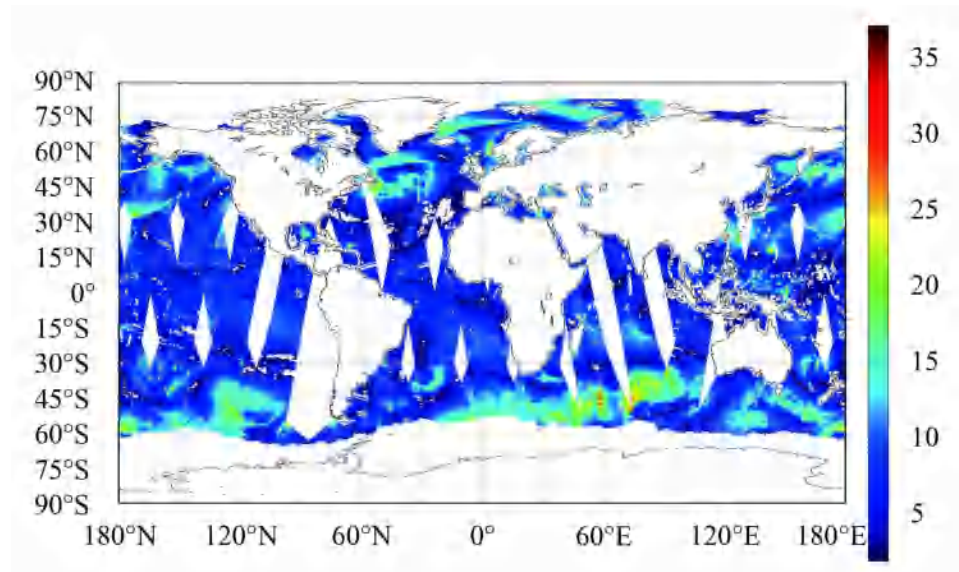


图 2.2 海洋二号微波散射计 2013 年 10 月 04 日反演的海面风场，其中不同颜色代表了风场速度的大小^[2]

下，相对方位角（风向与雷达入射方位角之间的夹角）与雷达后向散射系数在不同风速条件下的示意图，雷达的回波信号与。从图2.3中可以看出，对于一个视场，固定入射角，给定一个方位角，一个雷达后向散射系数，会有唯一的风速与之对应。反过来，给定后向散射系数和入射角，会有一组关于风速与相对方位角的曲线，若对同一视场从不同入射方位角进行多次观测，便可以得到多条关于风速和相对方位角的曲线，在理想状态下，同一视场内全部雷达后向散射系数的测量值（已知入射角的情况下）对应应在风速、风向二维解空间内交于一点或孤立的几个点，如图2.4所示，三根曲线共有两个交点（黑色圆圈表示），这些点对应的风矢量即为所求的风矢量模糊解。再通过一定的方式进行去模糊，便可以得到最终的风场产品。

自 1978 年美国第一颗业务化散射计卫星 *Seasat* 发射以来，已经有多个散射计投入业务化运行，目前在轨运行的微波散射计主要有欧洲空间局（European Space Agency, ESA）的 *Metop-A* 和 *Metop-B* 卫星系列上的 *ASCAT* (The Advanced Scatterometer)，印度的 *ScatSat-1* 卫星上的 *OSCAT*，以及中国 *HY-2A* 卫星上的 *HSCAT*。图2.5给出了 1978 年至 2024 年世界各中心的散射计计划，从图中可以看出，到 2020 年左右，我们将进入一个散射计观测的黄金时期，届时，海表风场观测的时空分辨率都将大大提高。

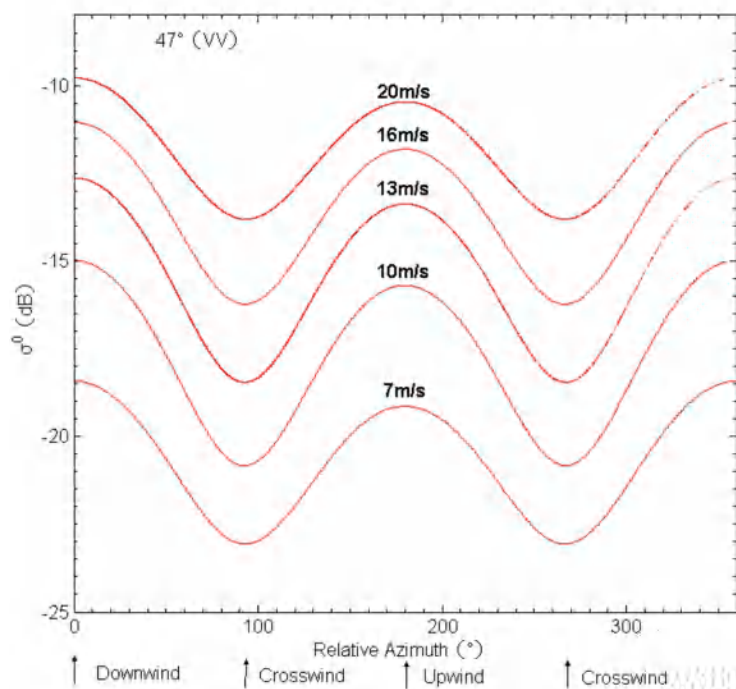


图 2.3 不同风速条件下，散射计后向散射系数与方位角的理论关系

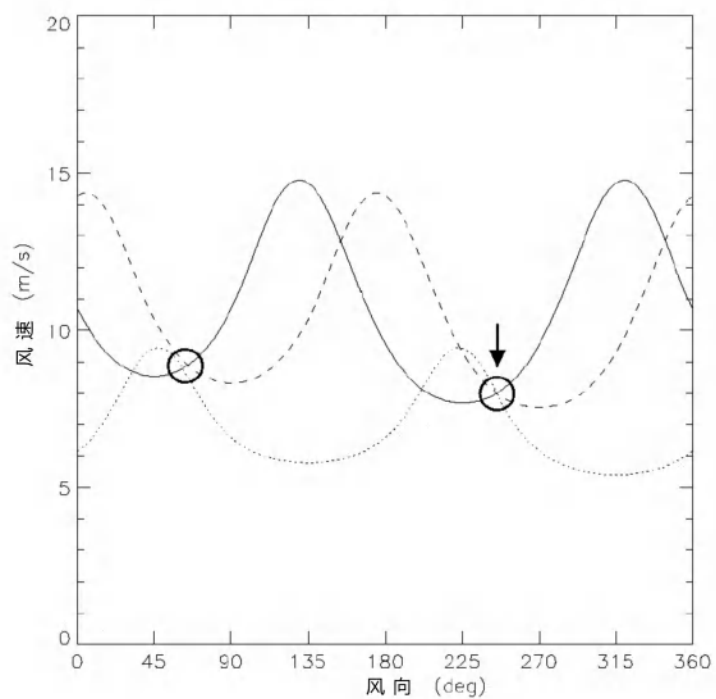


图 2.4 在三个不同方位角观测情况下，获得的两个可能解

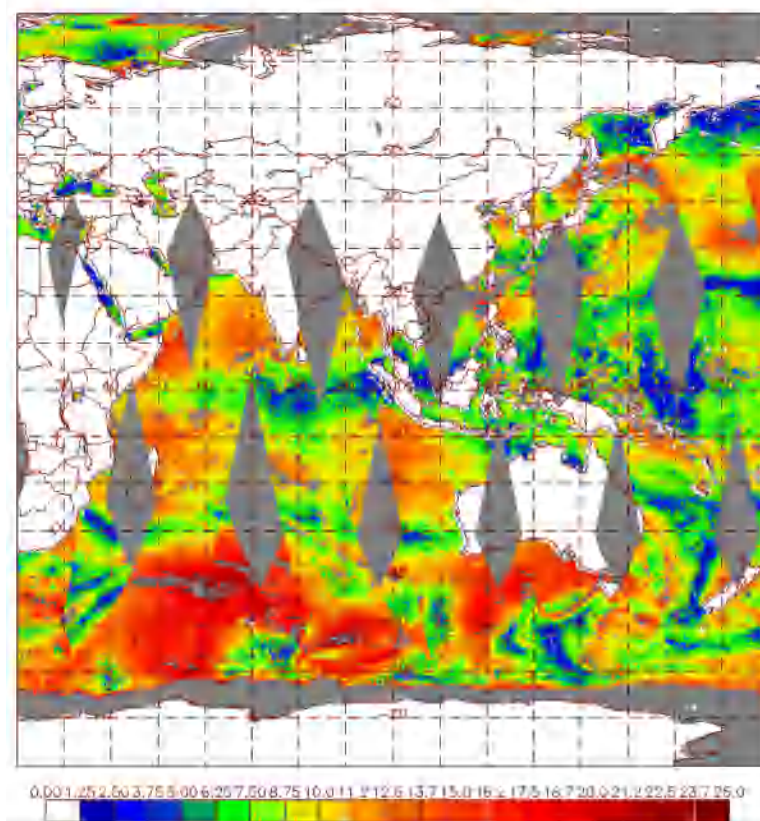


图 2.6 SSM/I 风速产品

力，测量分辨率达到 40km ，刈幅宽度为 1000 公里。SMAP 上的 L 波段辐射计的 V 极化和 H 极化通道在高风情况下有非常好探测能力，并且受降水影响较小。通过对 2015 年飓风的测风数据比较中发现，SMAP 和 SFMR 测风在 $15 \sim 70\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ 风速范围内显示出良好的相关性，并且在降水条件下没有发生退化^[73]。这使得 SMAP 与许多其他空间测风传感器（如 C 波段或 Ku 波段散射仪或辐射计）相比具有明显的优势，这些传感器对高风条件不敏感或是受到降水影响较大。如图 2.7 所示，SMAP（图 2.7a）和 ASCAT（图 2.7b）同时在台风接近最大强度时获得了观测。SMAP 风场的最大风速达到了 70ms^{-1} ，而 ASCAT 风场则明显偏弱，最大风速仅为 35ms^{-1} 。

2.2.3 星载合成孔径雷达

合成孔径雷达 SAR(Synthetic Aperture Radar)，是利用合成孔径原理，实现高分辨的微波成像，具备全天时、全天候、高分辨、多幅宽等多种特点，最初主要是机载、星载平台，后来发展出现了弹载、地基 SAR、无人机 SAR、临近空间平台 SAR、手持式设备等多种形式平台搭载的合成孔径雷达，在军事、民用领域有着广泛的应用。

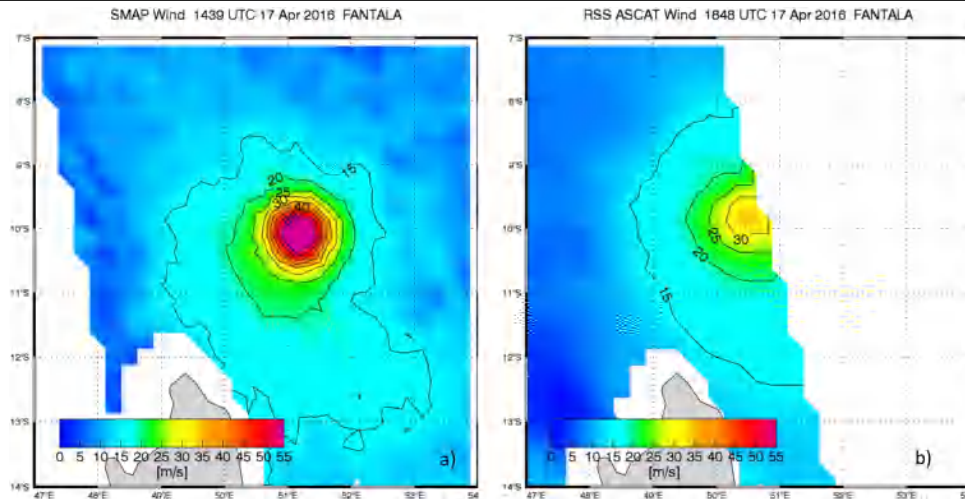


图 2.7 2016 年 4 月 17 日台风 Fantala 的风速场。(a) SMAP 风场 (b) ASCAT 风场^[3]

SAR 上的交叉极化通道对高速风场有较好的探测能力，这也使得星载 SAR 其中一个非常重要的用途就是监测台风和研究台风结构^[74-80]。由于 SAR 是固定方向角的侧视雷达，只能对同一海面单元进行单次观测，从 2.2.1 中我们知道，单个后向散射观测对应无数组风速风向的解，为了解决这个问题，必须引入新的信息来辅助反演。SAR 反演风场的风向来源一般有两种，一种是从 SAR 图像的风条纹中提取风向，另外一种则是引入数值模式、浮标等作为输入。学者针对 SAR 图像反演海风进行了大量的研究^[81-84]，通过对 SAR 反演风场的验证，结果表明 SAR 反演风场具有比较高的精度^[85-88]。SAR 风场明显的优势在于其超高的分辨率，可以达到米级。但超高的分辨率也带来了其无法避免的劣势，即较低空间覆盖率。而且 SAR 影像比较昂贵，一般用于有计划地商用。图 2.8 给出了 Radarsat-2 卫星在 2018 年 6 月 5 日的 SAR 风产品（图片来自 http://www.ospo.noaa.gov/data/ocean/sar/2018-06/RSAT2_GSS_2018_06_05_19_29_24_0581542164_168.98E_71.84N_HH_C5_GF-S05CDF_wind.png），可以看出，SAR 能给出风场比较精细的结构。

目前在轨运行的搭载 SAR 的主要卫星有：ESA 全球环境与安全监测计划（Global Monitoring for Environment and Security, GMES）的哨兵 1 号双星系统（Sentinel-1A 与 Sentinel-1B）、加拿大空间局（Canadian Space Agency, CSA）的商用卫星 Radarsat-2、印度空间研究组织（Indian Space Research Organisation, ISRO）的军民两用卫星 Risat-1、日本 JAXA 的陆地观测技术卫星 ALOS-2、德国的 TerraSAR-X 和其姊妹星 TanDEM-X、意大利的高分辨率雷达卫星 COSMO-SkyMed 和中国的高分 3 号卫星。

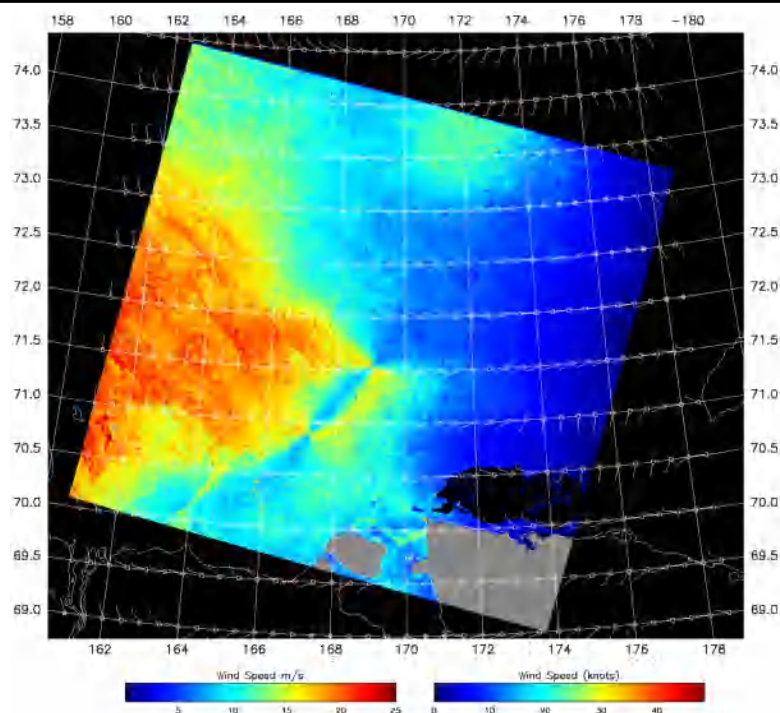


图 2.8 Radarsat-2 卫星的 SAR 风产品

2.2.4 微波高度计

星载微波高度计主要用途是测量地球表面相对高度，但是利用其测量的雷达后向散射截面与海面风速之间存在的非线性反比关系，可以反演海面风速场。即风速增加，海面粗糙度增加，使得雷达脉冲的侧向散射增强，进而导致雷达回波信号后向散射系数下降。依据这个关系，我们可以利用高度计观测反演星下点海面风速。高度计沿轨的风速分辨率高于散射计、误差小，并且高海况下的适用性可能优于散射计。但它有其明显的缺陷，即受限于工作模式，只能反演星下点风速，导致空间覆盖率严重不足。

2.2.5 CYGNSS

气旋全球导航卫星系统 CYGNSS(Cyclone Global Navigation Satellite System)是美国国家航空航天局地球系统科学探路者 ESSP(Earth System Science Pathfinder)计划的一部分，被称为地球险探测任务 EVM(Earth Venture Mission)。气旋全球导航卫星系统的主要任务是改进极端天气预报，这项任务的重点是研究热带气旋内核的演变过程。CYGNSS 通过目前的热带气旋强度预报来解决由于内部观测不足和内核建模不完善的缺陷。造成热带气旋中心观测不足的两个主要原因是：

1) 由于在热带气旋眼壁和内部雨带中伴随着强烈降水，导致常规遥感仪器观测不到气旋内核区域的海表面；

2) 传统的极轨卫星的重访周期长, 在热带气旋生命周期 (产生和强化) 的快速演变阶段的时间采样严重不足。

CYGNSS 采取了一种与传统测风卫星完全不同的方法来测量海表风速, CYGNSS 使用低地球轨道中的八颗小卫星群, 接收已经在轨的全球定位系统 (Global Positioning System, GPS) 发送的直接信号和从地球表面反射的信号, 如图2.9所示, 直接信号用来确定 CYGNSS 观测时的位置, 反射信号用来响应海表面粗糙度, 进而反演获取海表风速。使用 8 颗卫星除了可以增加整个热带地区的时间采样率外, 还可以增加空间覆盖率。CYGNSS 卫星群均匀地分布在一个共同的轨道平面上, 通过编队飞行使得每隔 12min 就可以有一颗卫星从同一个区域上空通过。由于 CYGNSS 和 GPS 星座是绕着地球运行的, 两种系统的交互使得可以每隔几个小时就可以更新一次整个热带海表地区的风速场。这和传统的极轨卫星测风相比, 有着比较明显的优势。图2.10展示了 CYGNSS 星组在 6 小时的时间窗内探测到的台风区域的模拟风场图, 可以看到, CYGNSS 星组对于台风内核和周围的环境场都有较好的覆盖。但是目前 CYGNSS 风产品存在欠标定问题, 因此它的产品并不能直接提供业务化使用。

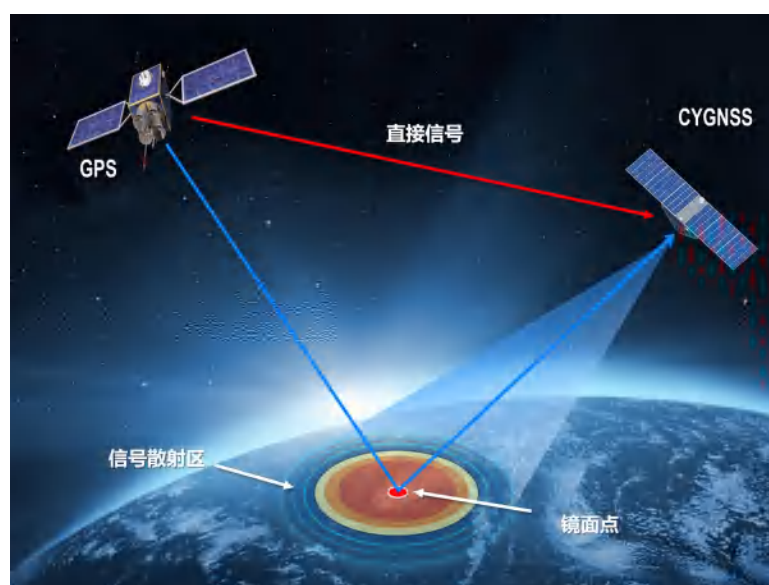


图 2.9 CYGNSS 卫星测风示意图

2.2.6 星载激光雷达

改善全球数值天气预报需要在时间和空间上获取尽可能多的观测资料, 但是目前的全球观测系统 (Global Observing System, GOS) 还达不到这个需求。世界气象组织 (World Meteorological Organization, WMO) 指出, 目前观测系统所缺

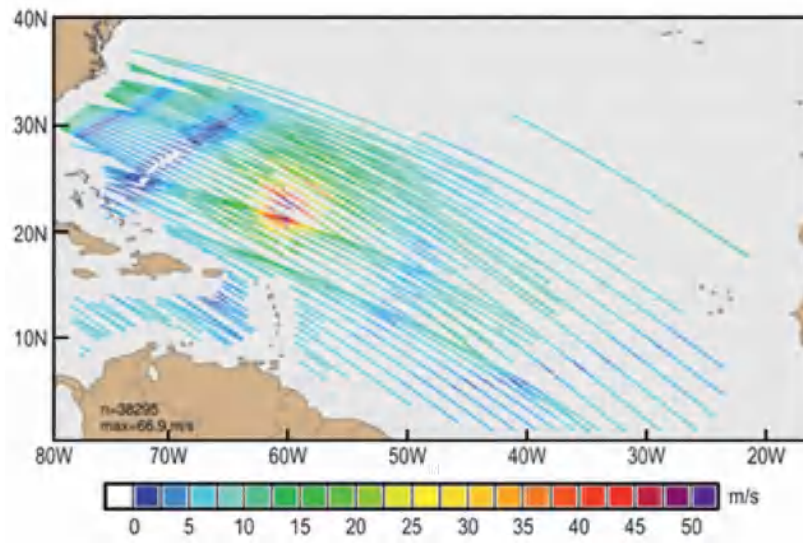


图 2.10 CYGNSS 星组在台风中心附近 6 小时时间窗内的模拟风速场^[4]。

乏的大气各层的风廓线观测对改善数值预报具有重要意义。星载多谱勒激光雷达测风仪 (Doppler Wind Lidar, DWL) 是目前唯一能测量对流层和平流层下层风廓线的观测手段, 并将会对改善数值天气预报作出重要贡献。在这样的需求推动之下, 欧洲空间局决定启动一个大气动力探测计划, 也就是大气动力学计划 ADM (Atmospheric Dynamics Mission)-Aeolus (风神) 激光雷达测风计划, 并计划于 2018 年 8 月份发射载核卫星。如果卫星发射成功, 并且运转正常, Aeolus 能够提供地表至平流层底层 (20~30 公里) 范围的风廓线信息, 垂直分辨率达到 0.5~2 公里。垂直层面 2 公里以内的测风误差小于 $1\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$, 16km 里以内测风误差小于 $2\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ 。

多谱勒激光雷达仪通过向大气层发射激光脉冲, 由于大气不同层的散射介质和仪器的相对运动, 导致回波反射信号发生频移, 也就是所谓的多谱勒效应。通过测量回波信号的多谱勒效应, 进而可以反演大气不同高度层的风场。Aeolus 激光雷达通过测量大气的两种不同散射 - 瑞利散射和米散射来获得大气运动信息, 在反演过程中, 这两种散射也需要单独进行考虑, 瑞利散射主要针对晴空条件下的测量, 是反演大气廓线风场的主要来源, 米散射则作为云层或气溶胶较厚的条件下的观测补充。图 2.11 给出了 Aeolus 沿轨的大气垂直剖面水平视线模拟风场 (Horizontal Line-of-Sight, HLOS), 两种不同散射方式相互补充, 针对不同大气条件可以完整构成卫星沿轨大气垂直剖面的风场, 对于目前所缺乏的大气各层的风场观测是一个重要的补充。

发展 ADM-Aeolus 激光雷达测风, 对于数值天气预报具有重要的意义。高分辨率的风廓线观测能有效弥补海洋上空, 南半球观测的不足, 能为我们提供更准

确的大气状态初始场，进而改善数值天气预报特别是极端天气预报，如热带气旋的路径预报和强度预报具有重要意义。高分辨率的风廓线还能改善我们对热带环流的认识，并能提高我们对风，温度和湿度之间的相互作用的理解。此外，ADM-Aeolus 激光雷达还可以为其他遥感观测提供质量控制的参考。

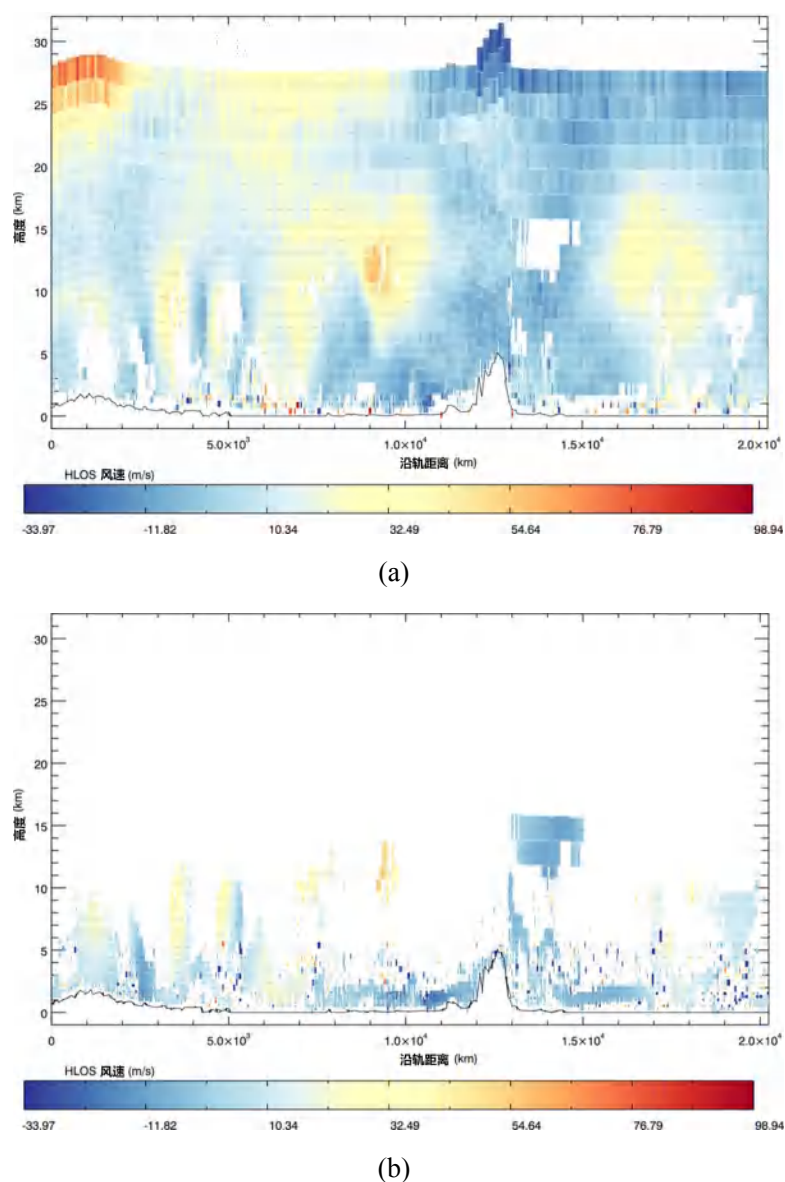


图 2.11 Aeolus 模拟风场：a) 瑞利散射晴空条件 HLOS 风场；b) 米散射多云条件 HLOS 风场^[5]。

2.2.7 卫星导风

卫星导风，又称大气运动矢量，是通过将卫星成像仪观测数据和数值模型的预报数据融合而产生的。通过对一系列图像中一个可识别的示踪器 (红外窗口和

水汽带中的云和水蒸汽特征) 进行连续跟踪, 计算在这几幅图的观测时间窗口内, 示踪器移动的距离和方向, 推导出大气不同高度层的风矢量。目前提供导风产品的卫星主要有: GOES East, GOES West, NOAA KLNN, Metop-A, Aqua, Terra 和风云 -2 系列卫星。

2.2.7.1 红外云导风

红外云导风产品主要通过地球静止轨道卫星上的成像仪追踪大气中的红外窗口通道的特征, 匹配相应的数值天气预报产品, 提供一定高度层 (100-400mb, 400-700mb, 700mb 以下) 的风矢量。GOES 成像仪能提供覆盖南北半球 ($70^{\circ}\text{S}\sim 70^{\circ}\text{N}$) 区间的云导风产品, 而 MODIS 则可以提供两极上空的云导风产品。图2.12给出了 Metop 卫星成像仪 2018 年 05 月 16 日的云导风产品 (图片来自网络 http://www.ospo.noaa.gov/Products/atmosphere/hdwnds/avhrr_N_MB.html), 它的产品生成的时间分辨率大约为两小时左右。

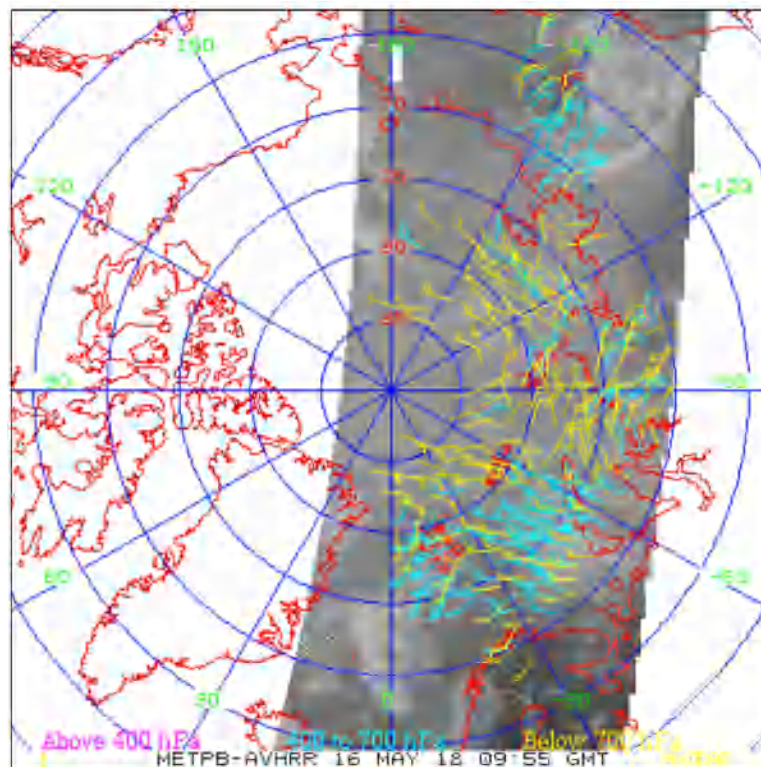


图 2.12 Metop 卫星成像仪红外云导风, 其中风矢量不同颜色代表了不同的大气高度层。

2.2.7.2 可见光云导风

可见光云导风和红外云导风产生的原理相似, 只不过是通过可见光波段观测到的云作为示踪器, 生成的风产品所在高度层处在 600-800mb 和 801-950mb。图2.13给出了 Terra 卫星 MODIS 2018 年 05 月 31 日的云导风产品 (出自

http://www.ospo.noaa.gov/Products/atmosphere/hdwinds/modis_CD_N_TE.html)。

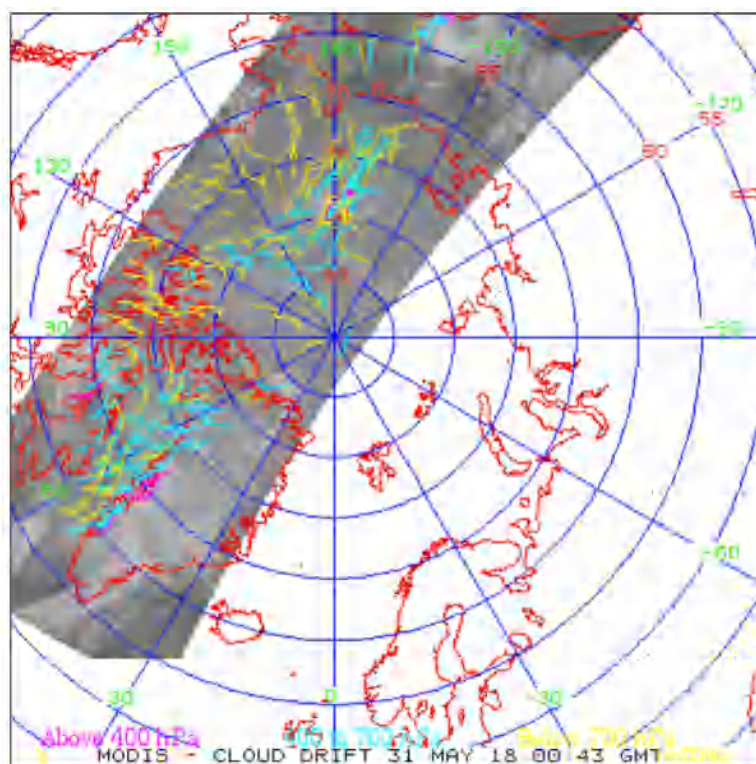


图 2.13 Terra 卫星 MODIS 可见光通道云导风，风矢量不同颜色表示不同的大气高度层。

2.2.7.3 水汽云导风

水汽云导风则以观测到的水汽作为示踪器，产品所处的高度层为 100-250 mb, 250-350 mb 以及 350-550 mb。图2.14给出了 Aqua 卫星 MODIS 2018 年 05 月 30 日的云导风产品（出自 http://www.ospo.noaa.gov/Products/atmosphere/hdwinds/modis_WV_S_AQ.html）。

2.2.8 AMSU 风场

先进的微波探测单元（Advanced Microwave Sounding Unit, AMSU）是安装在气象卫星上的多通道微波辐射计。AMSU 仪器由 2 个子单元 AMSU-A 和 AMSU-B 组成，AMSU-B 是一个湿度测深仪，AMSU-A 是一个 15 通道温度测深仪，该仪器探测大气层的几个微波辐射带，进而获取大气不同高度层的温度和湿度信息。到目前为止，总共出现了 8 个 AMSU 仪器，其中 5 个在 NOAA(National Oceanic and Atmospheric Administration, 美国国家海洋和大气管理局) 卫星平台上 (NOAA-15 到 NOAA-19)，2 个在 EUMETSAT (European Organisation for the Exploitation of Meteorological Satellites, 欧洲气象卫星应用组织) 平台上 (Metop-A 和 Metop-B)，

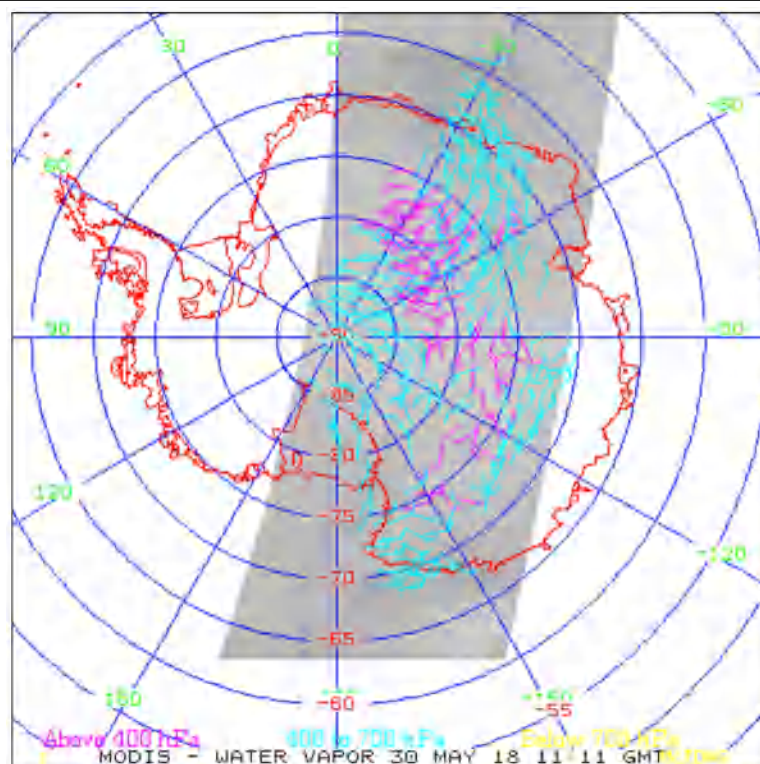


图 2.14 Aqua 卫星 MODIS 水汽通道云导风，风矢量不同颜色代表了不同的大气高度层。

还有一个在 NASA AQUA 卫星上。

利用 AMSU 亮温观测反演水平方向风场主要依据静力流体力学和梯度平衡，经过复杂的转换来获取大气各高度层的风速场^[89]。基本思想是，首先利用 AMSU 观测反演各层的温度场和高度场^[89-91]，然后利用反演得到的 700hPa 和 850hPa 的高度场计算得到热带气旋 700km 以内区域的水平风场^[92]。目前，主要由三颗卫星 (NOAA-15,16,18) 的 AMSU 载核为风场反演提供观测数据，对于观测区域覆盖率通常是每天一到四次。图2.15给出了 2010 年 6 月 2 日 18UTC 热带气旋 Phet (菲特) 在 700hPa 高度层的反演风场。

2.3 多源融合风场

2.3.1 CCMP

高质量和高时空分辨率的无间隙海表风资料是研究大规模海气相互作用所必需的。然而海洋表面风是动态变化的，在短时间内不断演变，这使得生成全球无间隙网格化风场面临挑战，特别是对于时间尺度或空间尺度较小的天气过程。此外，准确的研究诸如厄尔尼诺-南方涛动 (El Niño-Southern Oscillation, ENSO) 和季节内振荡 (Madden-Julian Oscillation, MJO) 等风致气候现象也需要连续的足够长时间的海表风观测。

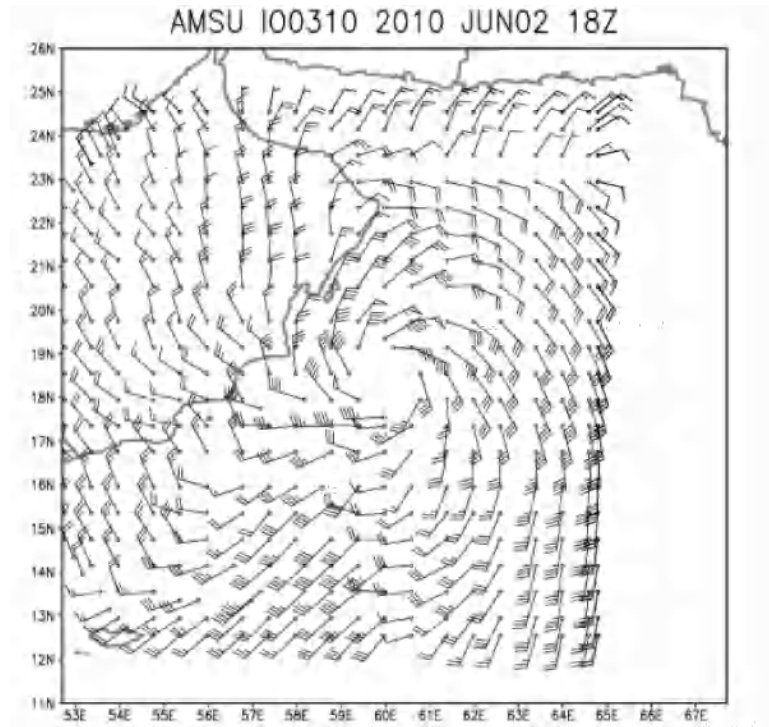


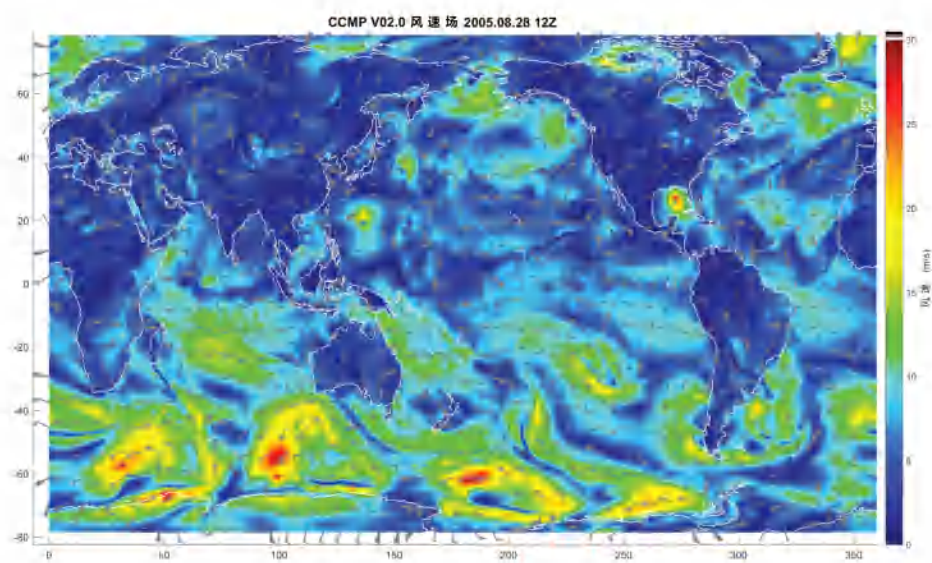
图 2.15 AMSU 在热带气旋 Phet 700hPa 高度层上的反演风场^[6]。

多平台交叉标定 (Cross-Calibrated Multi-Platform, CCMP) 高分辨率网格化 ($0.25^\circ \times 0.25^\circ$) 风矢量产品, 是通过变分分析方法^[93, 94] 融合多种卫星风 (散射计风如 ASCAT 和 QuikSCAT, 微波辐射计风如 WindSat、AMSR、SSM/I、SSMIS、TMI 和 GMI 等)、浮标风和欧洲中期天气预报中心 (European Center for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF) 的再分析资料的模式风资料而成。共有两个版本, 现在发布的产品是 CCMP V2.0, 图2.16展示了 2005 年 8 月 28 日 12 时, 在墨西哥湾的卡特里娜飓风登陆前不久的 CCMP V2.0 风场示意图。

CCMP 风产品也有一定的局限性, 由于引入了数值模式的背景场风作为输入, 其分析产品不可避免地会引入背景场的虚假趋势, 所以不适用于研究全球风趋势。同样受模式背景场风的影响, CCMP 会对大风天气过程有明显的低估。此外, 在降水条件下, 卫星风观测都被剔除。CCMP 产品也无法覆盖极地区域。

2.3.2 MTCSWA

多平台热带气旋表面风场资料 (multiplatform tropical cyclone surface wind analysis, MTCSWA) 是 NOAA/NESDIS (National Environmental Satellite Data and Information Service, 国家环境卫星数据和信息服务) 开展的研究计划, 通过多平台卫星风场资料融合算法, 提供全球区域范围的热带气旋表面风场资料产品。MTCSWA 资料主要覆盖热带气旋直径约 15° 的区域, 水平分辨率可达 $0.1^\circ \times 0.1^\circ$, 产品的

图 2.16 2005 年 8 月 28 日 CCMP V2.0 矢量风产品^[7]。

时间间隔为 6h，为台风区域提供 10m 高度和 700hPa 高度的台风风场资料^[95]。

MTCSWA 主要由四种不同的卫星资料风融合而成，主要包括 AMSU 资料反演的 700hPa 高度层的风速场，低于 600hPa 高度层的水汽、云导风，卫星红外反演台风风场资料和散射计 (QuikSCAT、ASCAT) 风资料，如表 2.1 所示，图 2.17 (图片来自 <http://www.ssd.noaa.gov/PS/TROP/mtcswa.html?storm=EP052018&id=DANIEL>) 给出了 2018 年 6 月 25 日 06 时东太平洋上的台风丹尼尔 (Daniel) 的输入风场。融合算法除了要解决输入风场时空分辨率不一致的问题，还要解决卫星风场资料高度不一致的问题，最终得到 700hPa 高度层的融合风场，如图 2.18 (图片来自 <http://www.ssd.noaa.gov/PS/TROP/mtcswa.html?storm=EP052018&id=DANIEL>) 所示。

表 2.1 MTCSWA 融合风场资料输入^[1]

数据类型	卫星平台	数据来源	高度层
AMSU 反演风	NOAA-15, 16, 18	NCEP	850, 700hPa
水汽导风	静止轨道卫星	NESDIS	低于 600hPa
云导风	静止轨道卫星	NESDIS	低于 600hPa
红外反演台风资料	静止轨道卫星	NESDIS	850, 700hPa
QuikSCAT 散射计风	SeaWinds	NESDIS	10m
ASCAR 散射计风	Metop-A	NESDIS	10m

虽然 MTCSWA 提供了台风区域较为完整的观测资料，但资料整体的精度

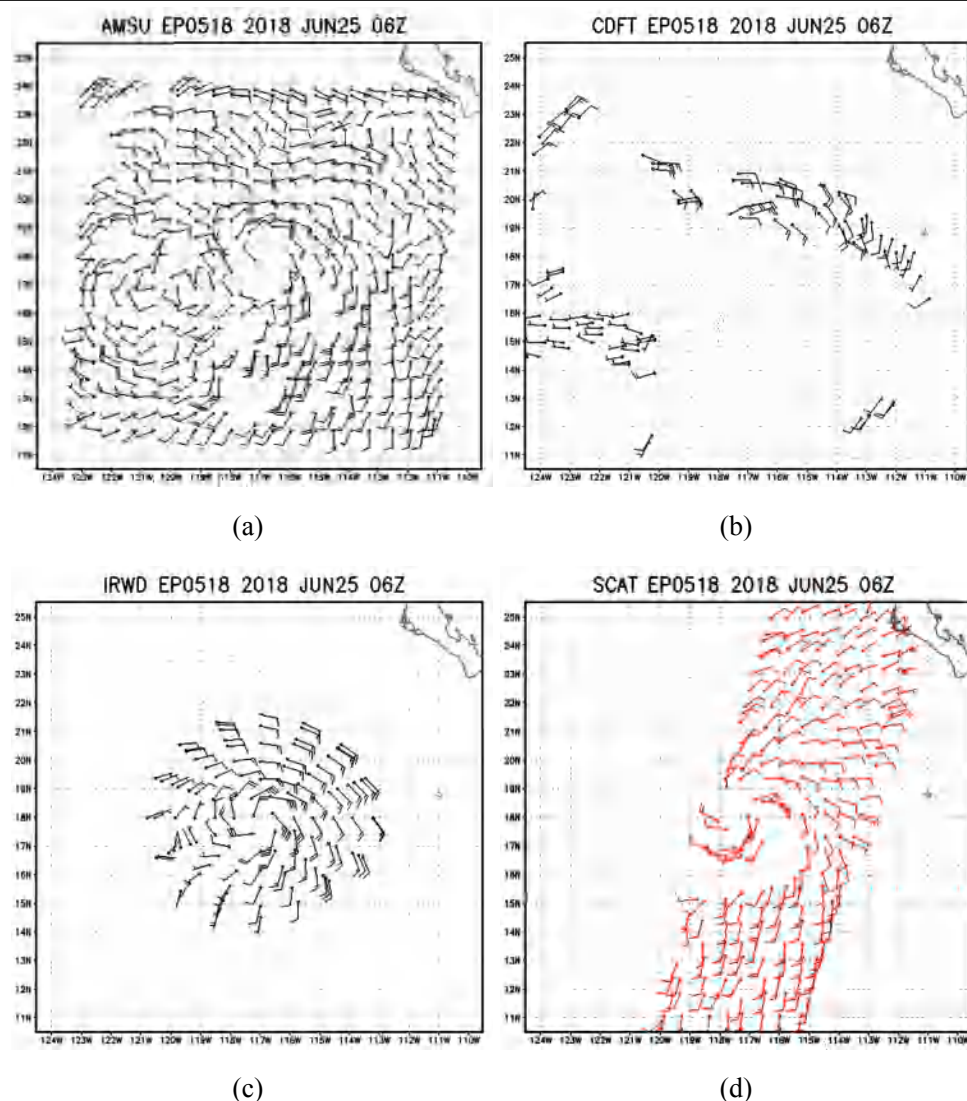


图 2.17 2018 年 6 月 25 日 06 时东太平洋台风丹尼尔输入风场: a) AMSU 风速场; b) 云导风; c) 红外反演台风风场; d) ASCAT 散射计风场。

并不高。当浮标站的风速在 5~10 级风力等级 ($8\sim24\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$) 时, MTCSWA 风场与浮标站的标准偏差约为 $4.2\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$, 在风力达到 10 级以上 ($>24\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$) 时, MTCSWA 资料对台风特别是台风中心区域有明显的低估, 标准偏差达到 $9.6\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ [96]。

2.4 台风强对流天气测风所面临的挑战

2.4.1 高风条件下散射信号饱和问题

强对流天气下海区测风一直是学者们所关注的热点。低风条件下, 各种观测手段获取风场观测的手段已相对比较成熟, 精度也比较高。但是对于强对流天

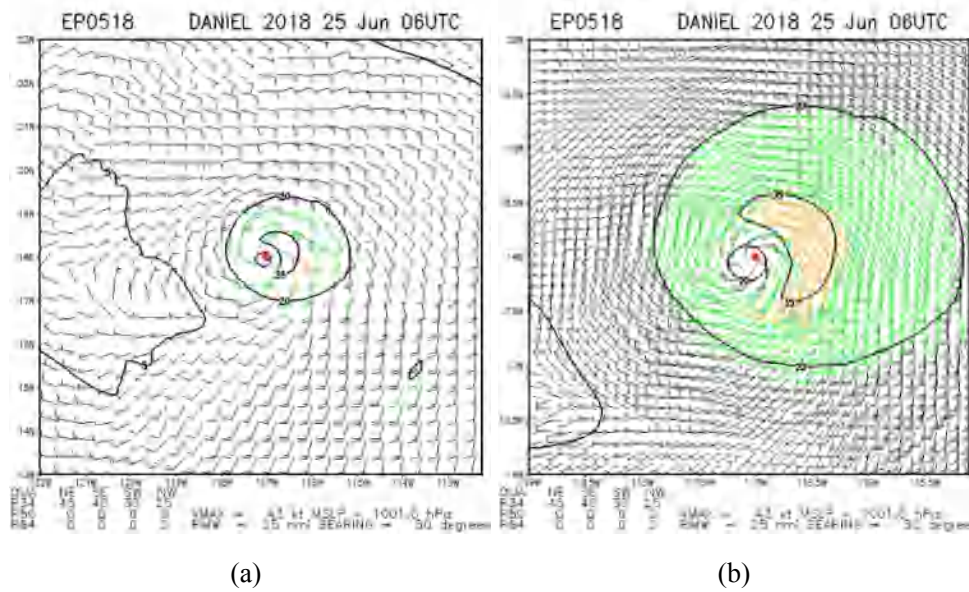


图 2.18 2018 年 6 月 25 日 06 时东太平洋台风丹尼尔 MTCSWA 风分析场：a) 低分辨率风分析场；b) 高分辨率风分析场。

气，一方面，可用的观测量有限，单一一种手段无法做到对其进行实时监测。另外一方面，受限于高海况海面微波散射机理，单极化的微波散射计、辐射计等都会出现探测信号饱和的问题。Donnelly 在研究时发现，单一极化的雷达后向散射系数在海表风速超过 $20\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ 时形如出现饱和现象^[97]。针对热带气旋的下投式探空仪风速观测表明，海表粗糙度和阻尼系数并不会一直随着风速的增加而增加，此外，当海表风速超过飓风等级时 ($> 33\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)，海表动量通量也开始趋于平稳^[98]。空气动力学实验也表明，空气动力粗糙度在大风条件下开始接近极限值^[99]。机载 C 波段和 Ku 波段在飓风条件下的观测也表明，VV 极化的后向散射在飓风风速条件下也趋于饱和^[100]。因此，单纯利用单一极化后向散射系数在高风条件下会出现风速模糊问题。在全极化 SAR 数据集中，交叉极化下雷达后向散射系数在大风条件下并没有很快趋于饱和，为了从卫星 SAR 观测中反演高风观测，张彪等提出了经验 C 波段交叉极化海洋后向散射模型 (C-2PO)，该模型在高风条件下的后向散射依旧有很好的线性响应^[101]。但对于 $35\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ 以上风速条件，仍就会出现观测饱和现象。

2.4.2 强降水对风速反演的影响

对于热带气旋的微波遥感探测的另外一个限制因素就是大部分风暴中存在强降雨，理论模拟研究表明，当降雨率达到 $15\text{mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 时，VV 极化的后向散射会有明显的衰减，进而导致反演的风速被低估^[102]。当降雨率超过 20 时，由表面

反散射对雷达后向散射的贡献远小于由于雨量导致的体积散射。因此，如果不能精确的得知降雨率，在强降雨条件下使用后向散射反演海表风矢量是不可靠的。降水对散射信号的衰减以及雨水对海面的扰动是影响 SAR 观测反演风速的一个重要因素^[103, 104]。研究表明，当风速超过 $30m \cdot s^{-1}$ ，降雨速率超过 $15mm \cdot h^{-1}$ 时，反演风速误差可能超过 $10m \cdot s^{-1}$ ^[105]。Reppucci 从现有的辐射传输模型估算了暴雨对 C 波段后向散射的影响，结果表明，当降雨率达到 $30mm \cdot h^{-1}$ 时，雷达后向散射衰减可达 1dB，当降雨率达到 $50mm \cdot h^{-1}$ 时，雷达后向散射衰减甚至可能高达 2dB^[106]。而最近的研究表明，在飓风条件下，当风速超过 $20m \cdot s^{-1}$ 时，0.5-1.0dB 的雷达后向散射误差将导致 $3 - 8m \cdot s^{-1}$ 的风速反演误差^[107]。因此，对于目前以有的地球物理模型函数，必须引入降雨率修正参数，才能提高降水条件下高风反演的精度。

2.4.3 多源测风观测的标定问题

虽然目前对于海区的高风观测手段和产品繁多，但是不同的观测仪器的风产品和相同仪器的不同的风产品之间存在着很大的差异，造成这些差那的原因主要有：

- 1) 观测分辨率不同，观测在空间上的平均会导致高风信号被过滤，进而影响高风反演精度；
- 2) 不同仪器对于高风状况的响应不同，如不同波段，不同极化方式对于相同海况的雷达响应不一样；
- 3) 地球物理模型函数不统一，目前反演风场所用到的地球物理模型函数众多，基本上是针对不同类型的仪器和观测参数进行专门定制；
- 4) 反演的算法不一样，不同仪器的反演风场的方式不一样，如针对 SAR 观测获取风向的手段众多，进而导致反演得到的风场也会不一致；
- 5) 天气和海况对于不同仪器的影响也不一样，如降水对 C 波段和 Ku 波段的散射计影响不同。

影响高风观测产品质量的一个重要的原因，是缺乏高风条件下的真实观测，也就是为多源测风产品进行标定的参考依据。浮标可以测量低到中等海况下的海风，但当风速接近飓风等级时，浮标便会失去观测能力。SFMR 是直接观测热带气旋内核海表风速最重要的观测值之一，SFMR 可以提供飞行轨迹下高时空分辨率的海表风速和降雨率资料。在风速从 10 米到 60 米的范围内，SFMR 风观测与

下投式探空仪风观测的均方根误差为 $3.3m \cdot s^{-1}$ ^[108]。因此，SFMR 也成为了其它高风观测进行标定的最主要的参考之一。但总体而言，针对高风条件的风场反演技术还不是特别成熟，一方面需要新的技术手段来适应高风条件的响应，另外，需要大量高风条件下真实观测来对已有的高风产品进行标定。

2.5 本章小结

本章对目前主要的几种台风强对流区测风手段和卫星测风手段及发展规划进行了比较全面的探讨，对目前已有的几种多源融合风场进行了介绍并对目前多源遥感测风观测存在的问题进行了探讨。虽然遥感卫星测风的手段十分多样化，但仍就受观测仪器自身和复杂天气条件等物理因素的限制，导致大部分卫星遥感观测在高风风场反演上存在瓶颈和欠标定的问题。目前，在同化系统里应用比较成熟的遥感卫星测风观测主要是散射计风和导风，但是散射计风场在高风海况下存在观测信号饱和问题，导风受其反演机制的限制，观测存在较大的空缺。因此，对多源遥感测风观测的同化研究，对于提高有效风场观测资料量和改善台风强对流天气的预报具有重要意义。

第三章 台风强对流区风场稀疏化技术

欧洲中尺度天气预报中心（ECMWF）的业务化四维变分资料同化系统中，卫星观测资料占总同化观测资料的 95% 以上，其中辐射率资料占卫星观测的 90%。以红外高光谱资料为例，2002 年美国国家航空航天局（NASA）地球观测系统（EOS）卫星之一 Aqua，携带地大气红外探测器 AIRS 的星下点分辨率达到了 13km；2017 年中国发射的新一代静气象卫星风云四号 A 星所搭载的干涉式大气垂直探测仪，其红外高光谱的分辨率更是达到了惊人的 24km。在目前的资料同化系统中，仅 6 个小时的时间窗口内，可获得的卫星观测资料的维数就达到了 10^6 ^[109]，随着观测手段的不断发展，这个数字还将不断上升。然而，受资料同化系统框架以及业务数值模式自身的限制，观测资料在引入同化系统前，需要经过仔细地筛选。规模庞大的观测不仅大大增加了计算开销，而且占用大量的存储空间和传输带宽。此外，高时空分辨率的观测资料将不可避免地引入观测相关性，而在大部分业务资料同化系统中，观测资料是假设互不相关的^[27]，相关性观测资料的引入势必会对同化产生负面的效果。因此，观测资料稀疏化是卫星资料同化过程必须考虑的一种预处理技术。

对大规模数据进行压缩的同时，保留数据的主要特征，这在很多学科领域都是一个比较关键的问题。目前，在同化系统中，对观测资料最常用的稀疏化方法是窗口采样或是加权平均，如图3.1所示，对观测场进行 2×2 网格的稀疏化，窗口采样只选取格点内其中的一个观测，超观测则是对窗口内的观测资料进行加权平均得到一个新的观测。

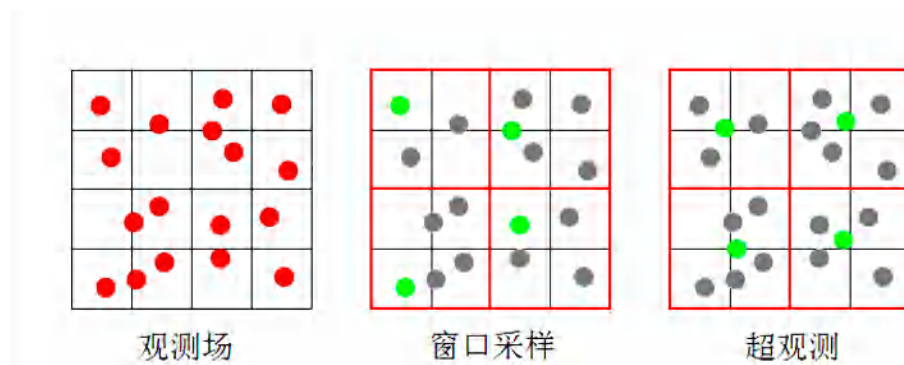


图 3.1 观测资料常规稀疏化示意图

常规稀疏化方法在一定程度上可以减少观测之间的相关性，但是全局的平滑会破坏数据场的一些结构性特征。而在很多情况下，这些结构特征往往包含着一些关键性的信息，如台风风场的涡旋结构。以窗口采样为例，如图3.2所示，

图3.2(a)表示的是台风区域原始海洋二号卫星散射计风场观测，图3.2(b)为经过 4×4 稀疏化后的散射计风场。可以看到，经过稀疏化后的台风眼已经很明显地丢失了部分它原有的涡旋结构信息。

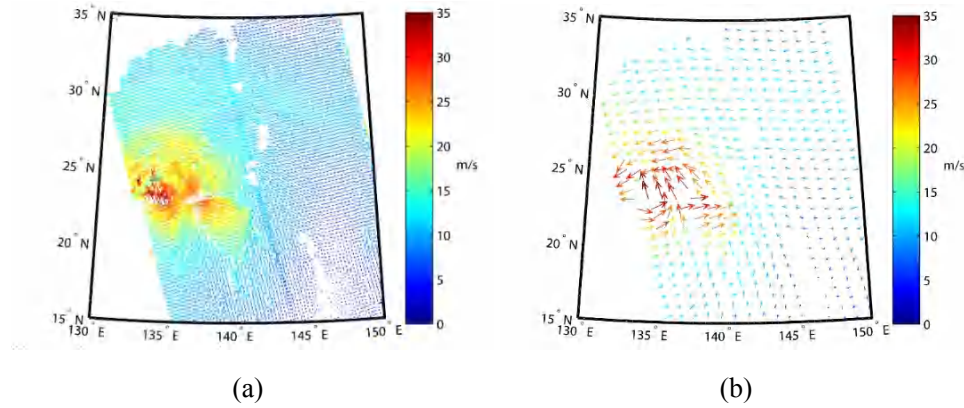


图 3.2 台风“丹娜丝”海洋二号散射计风场图：a) 原始风场；b) 窗口采样稀疏化后的风场。

为了直观表示稀疏化后的风场和原始风场相比丢失的信息，我们将稀疏化后的风场重采样至原始分辨率，分别就重采样后的 u 、 v 风分量与原始风场 u 、 v 风分量作对比，如图3.3(a)和3.3(b)所示，采样后的风场与原始风场的差异如图3.3(c)所示。可以看出，常规的窗口采样造成了大量的信息丢失，特别是在强对流天气区域。

为了克服常规稀疏化方法造成的台风强对流天气条件下观测场结构信息丢失的问题，本章提出了两种基于保留观测场结构特征的稀疏化方法，在对观测资料数量进行压缩的同时，尽可能地保留原始数据场的物理结构信息。

3.1 基于风场结构特征的稀疏化

基于常规采样稀疏化方法带来的缺陷，本课题以矢量风场为例，提出了一种特征稀疏化方法 -FT(Feature Thinning)，它的基本思想是：当一个点的观测与周围的观测相似度高时，此时，可以认为该点观测的冗余度高，算法就将这个点的观测和周围的观测进行归并；反之，当与周围观测相差较大时，此时，可以认为该点的观测是一个特征观测，算法将该点观测保留。这样既对观测资料进行了压缩，又保留了观测场的结构信息，而且加权平均在一定程度上也减少了随机误差和相关性误差。

FT 算法主要由以下几个步骤组成，以风矢量为例，如图3.4所示：

- 1) 网格划分：为了方便计算机进行计算，第一步需要将观测资料按照地理位置进行规则网格划分，使得每一个单元网格至多有一个观测。假设风场被划分

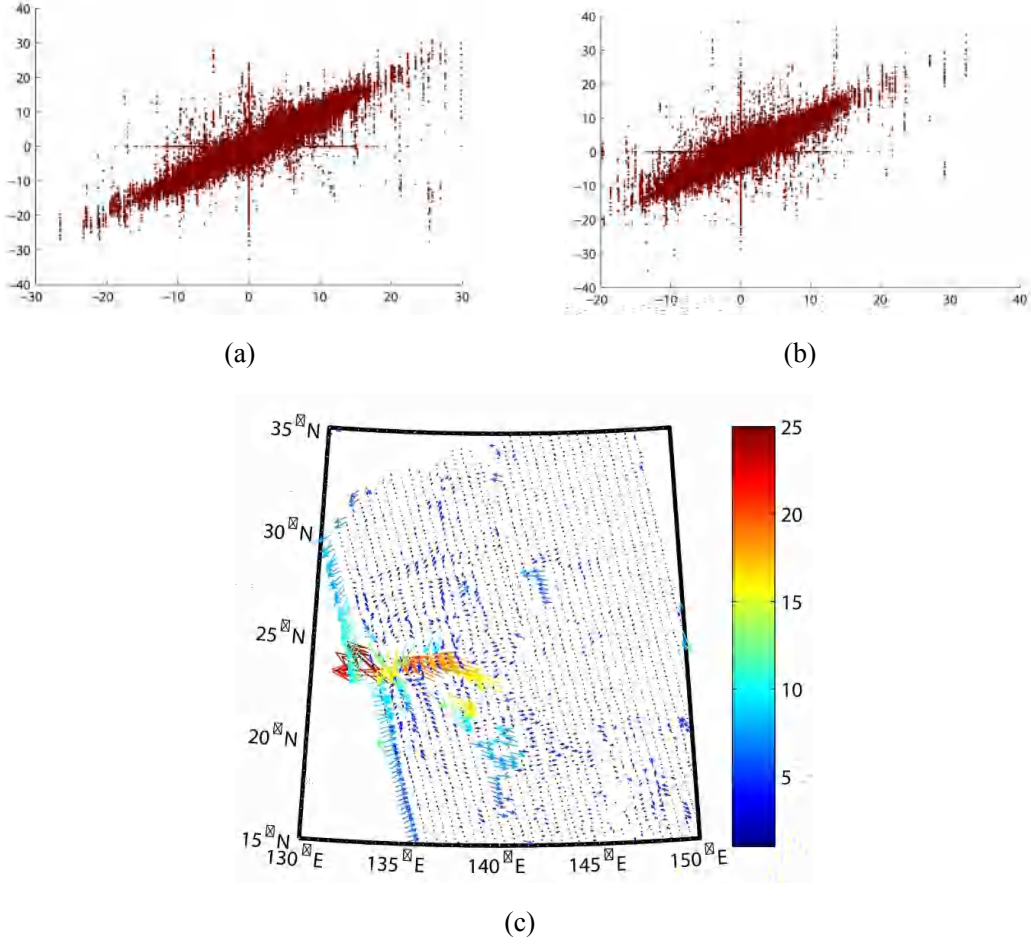


图 3.3 重采样后的风场与原始风场对比图: a) u 分量; b) v 分量; c) 风场差异图。

为 m 行与 n 列的网格，每个网格单元内最多有一个观测。这样划分的目的是方便计算机存储与计算。

- 2) 初始化簇集：算法开始前需要对整个网格进行初始化，让每个网格单元 W_i 隶属于一个单独的簇 C_i ，表示为 $W_i \Rightarrow C_i$ ，其中下标 i 为簇的索引，且

$$i = (x - 1) \times n + y, 1 \leq x \leq m, 1 \leq y \leq n \quad (3.1)$$

(x, y) 为网格单元的行列索引。每个簇包含网格单元内观测的风矢量 (u_i, v_i) 以及经纬度坐标 (lat_i, lon_i) 信息，即

$$C_i = \{u_i, v_i, lat_i, lon_i\} \quad (3.2)$$

- 3) 网格扫描：按照从左至右，从上到下的顺序对整个网格进行扫描。扫描的具体过程是，以当前网格为中心，将右边（下方）的网格所属的簇 C_j 和当前簇 C_i 进行比较：如果 C_j 的风矢量与 C_i 的风矢量的矢量差

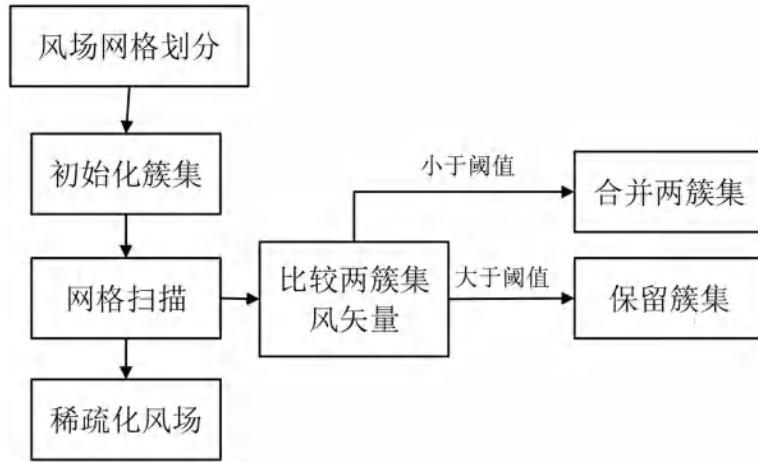


图 3.4 风场特征稀疏化算法流程

$\nabla = (u_i - u_j, v_i - v_j)$, 和 C_j 的风矢量比例 $\frac{|\nabla|}{|u_i, v_i|}$ 小于或等于给定的阈值 r ,

$$\frac{|(u_i - u_j, v_i - v_j)|}{|(u_i, v_i)|} \leq r \quad (3.3)$$

即两个簇的风矢量差不超过一定的比例阈值 r , 则将簇 C_i 和 C_j 进行合并。合并后新簇 $C_{(i,j)}$ 的风分量与经纬坐标为两个簇的平均值, 即

$$C_{(i,j)} = \{\overline{u_{i,j}}, \overline{v_{i,j}}, \overline{lat_{i,j}}, \overline{lon_{i,j}}\} \quad (3.4)$$

其中下标 (i, j) 表示新簇包含的所有网格的索引, 同时将两个网格的所属的簇进行更新, 即

$$\begin{aligned} W_i &\Rightarrow C_{(i,j)} \\ W_j &\Rightarrow C_{(i,j)} \end{aligned} \quad (3.5)$$

如果两个簇的风矢量差超过比例阈值 r , 即

$$\frac{|(u_i - u_j, v_i - v_j)|}{|(u_i, v_i)|} > r \quad (3.6)$$

则保留两个网格所属的簇, 并将搜索过程移至下一个网格单元。网格扫描这一步可以迭代执行, 即当整个网格完成一次扫描之后, 更新整个网格簇集, 在新簇集的基础上, 再重新执行网格扫描。迭代停止的条件可以是设置最高迭代次数或是当网格簇集不再更新时中止。

图3.5给出了网格为 5×5 的风场稀疏化的示意图。算法从风场的第一个网格开始扫描, 先将其右边网格的簇的风矢量与当前网格簇的风矢量作比较, 超过阈值, 保留第二个簇; 再将其下边的网格与当前网格作比较, 小于阈值, 将两个

簇合并，形成一个新的簇。整个网格扫描完成后，保留下来的新簇集组成的风矢量场，就是进行特征稀疏化后的风场，如图3.5右下角网格所示。图3.6给出了台风“丹娜丝”经特征稀疏化后海洋二号散射计风场图，这里阈值 $r = 0.15$ ，和图3.2(b)（常规稀疏化）相比，特征稀疏化更好地保留了台风中心的涡旋特征以及台风周边风场的流线特性。

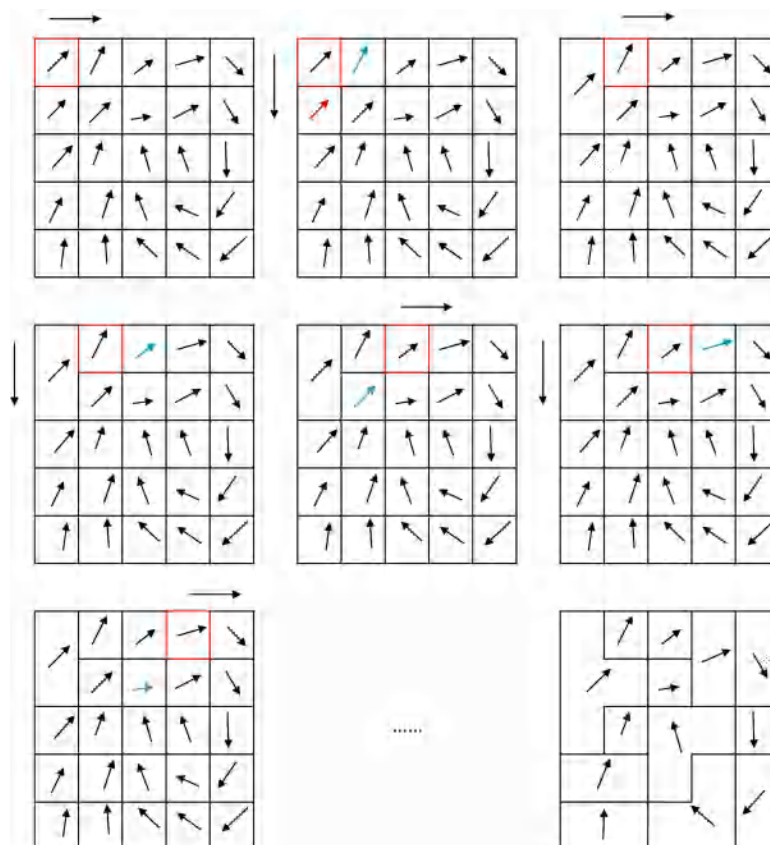


图 3.5 网格特征稀疏化示意图

3.1.1 SAR 风场同化实验

3.1.1.1 SAR 风场数据

星载 SAR 是对海表海况、目标进行监测的重要工具。1978 年，美国发射了第一颗搭载 SAR 的卫星 SEASAT，自那以后，各国针对 SAR 的应用研究开始快速发展。起初，大部分的 SAR 都是采用单波段、单极化的成像雷达，如 ESA 的 ERS-1/2 卫星、加拿大 RADARSAT-1 卫星上搭载的 SAR 系统等。从 21 世纪初开始，SAR 开始朝多波段、多极化和多模式的方向发展。2002 年，ESA 发射的 Envisat 卫星上搭载的多极化的 SAR，在自然灾害监测与资源环境探测方面发挥了重要的作用。2006 年日本的 ALOS 卫星，第一次实现了全极化的 SAR。同一年，

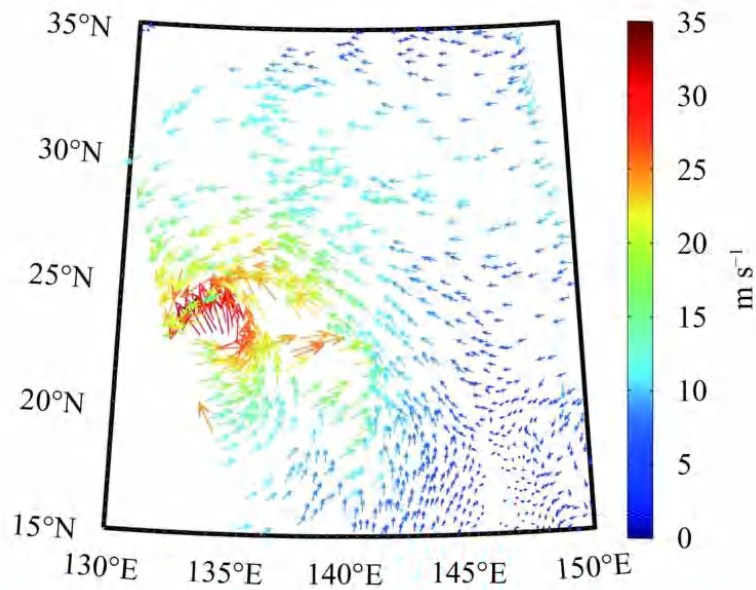


图 3.6 台风“丹娜丝”经特征稀疏化后海洋二号散射计风场图

意大利的 COSMO-SkyMed 卫星搭配的 SAR 系统实现了米级的分辨率。2007 年，德国的 TerraSAR-X 将 SAR 影像的重访周期缩短至 11 天。2014 年，ESA 发射的哨兵 1 号 (Sentinel-1)，搭载了一个 C 波段 SAR，工作频率为 5.405GHz，采用多种扫描模式，其中特宽扫描模式能提供分辨率为 20m 至 40m，刈幅为 400km 的影像，重访周期短，能快速地为更广泛的用户提供多模式、多应用的产品。另外，哨兵 1 号可以通过预计划改变姿态，从而对重要目标如台风进行实时跟踪观测。

SAR 观测可以被反演成多种气象水文产品，并且被广泛应用于资料同化当中。2003 年，SAR 反演的土壤湿度产品被第一次应用到同化当中^[110]；Matgen^[111]于 2010 年将 SAR 反演的水位产品应用到水力-水文耦合模式当中；Scott^[112]在 2015 年进行了 SAR 反演的海冰产品的同化研究；Pichelli^[113]将 SAR 反演的水汽产品应用于植被区域的降水研究当中。SAR 的另外一个重要应用是台风监测和台风结构研究^[74-80]，针对 SAR 影像反演海表面风场有了较大的发展^[81-84]，并且研究表明，SAR 反演的海表面风场具有较高的精度^[85-88]。但是，将 SAR 反演的风产品应用到同化还是一个较新的领域，特别是利用 SAR 影像反演的高精度的、具有精细结构的台风风场进行同化来改善台风数值预报还是一个空白。

相比于散射计观测反演海面风场，由于 SAR 对同一点只有一个方向的观测 (雷达后向散射系数)，利用地球物理模式函数 (GMF) 对单一后向散射系数反演风矢量场，这是一个欠定问题。为了解决这个问题，利用 SAR 影像反演风场必须引入一些辅助信息，如从 SAR 影像提取的风条纹、来自数值模式的背景风场或是浮标等信息。本章所用的哨兵 1 号 SAR 风场是通过引入 NCEP 的 GFS 数值模式

背景风场，利用 C-2PO GMF^[101] 反演得到。

3.1.1.2 SAR 风场数据的处理

本实验用到了哨兵 1 号的特宽扫描模式、双极化 (VV/VH) 影像反演得到的风场，成像时间为 2016 年 8 月 29 日 20:36:44UTC。如图 3.7 所示，图 3.7(a) 与图 3.7(b) 分别给出了台风“狮子山”区域 VV 极化与 VH 极化的 SAR 风场（为了方便显示，风矢量显示时稀疏到了 25km）。VV 极化下的 SAR 观测具有较高的信噪比，在低风速条件下反演的风场的精度较高，但是和散射计一样，当风速超过一定阈值时 ($>25m \cdot s^{-1}$ 时)，VV 极化的雷达对于风速信号的响应将达到饱和，因此，VV 极化对于高风海况下的风场反演能力有限。而交叉极化 VH 的雷达能够突破这个限制，对于高风海况下的风场信号更为敏感，这也导致了它对于噪声信号也比较敏感，因此，VH 极化下反演的风场在低风速条件下有较大的噪声，如图 3.7(b) 所示。

为了结合 VV 极化与 VH 极化反演产品各自的优势，我们将两种产品通过一定的方式进行融合。基本思想是，当风速不超过 $25m \cdot s^{-1}$ 时，我们给予 VV 极化风场更多的权重，当风速超过 $25m \cdot s^{-1}$ 时，给予 VH 极化产品更多的权重。具体的表达式如下：

$$v_S = \begin{cases} (1 - \lambda_1) \cdot v_{VV} + \lambda_1 \cdot v_{VH} & v_{VV} \leq 25m \cdot s^{-1} \\ (1 - \lambda_2) \cdot v_{VV} + \lambda_2 \cdot v_{VH} & v_{VV} > 25m \cdot s^{-1}, 25m \cdot s^{-1} < v_{VH} < 35m \cdot s^{-1} \\ v_{VH} & v_{VV} > 25m \cdot s^{-1}, v_{VH} \geq 35m \cdot s^{-1} \end{cases} \quad (3.7)$$

其中 v_{VV} 、 v_{VH} 和 v_S 分别代表 VV 极化、VH 极化与融合风场的风速。 λ_1 与 λ_2 为权重算子，其中 $\lambda_1 \in [0, 0.5]$ ， $\lambda_2 \in [0.5, 1]$ 。 λ_1 和 λ_2 的设置确保了当 $v_{VV} \leq 25m \cdot s^{-1}$ 时，确保给予 VV 极化更多的权重，当 $v_{VV} > 25m \cdot s^{-1}$ 时，给予 VH 极化更多的权重。最终融合风场如图 3.7(c) 所示，可以看到，融合风场不仅很好地保留了 VV 极化下低风速信息，又融进了 VH 的高风信息，尽量避免了噪声信号的引入。

对于正常的散射计风场分辨率 (25km，如图 3.7(c) 中风矢量所示) 而言，SAR 风场能够观测到更精细的台风风场结构。但是 500m 的分辨率风场对于模式或同化系统而言有点过高，在将其应用到同化时，需要先对其进行稀疏化。常规的稀疏化，虽然仍能保留台风的涡旋结构，如图 3.7(c) 中风矢量所示，但是台风的一些非对称结构信息（如风速的梯度变化情况）在稀疏化后的风场中不能体现出来。而特征稀疏化在这种情况下，能很好地提取台风风场的结构信息。但是，SAR 反演的风场引入了一些条带噪声，这些噪声在特征稀疏化前如果不能很好地剔除，将会被算法误认为特征信息而保留下来，所以在进行特征稀疏化之前，需要先对

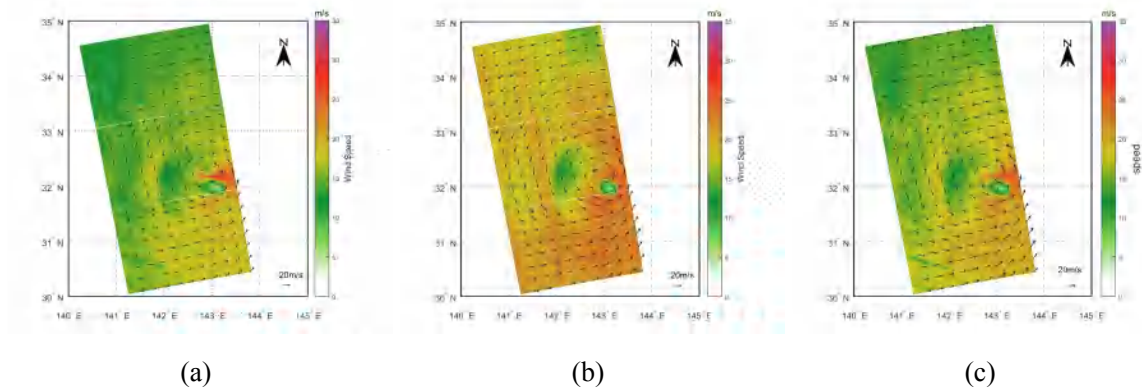


图 3.7 哨兵 1 号观测到的“狮子山”台风区域 SAR 风场，分辨率为 500m。a) VV 极化下 SAR 反演风场；b) VH 极化下 SAR 反演风场；c) VV/VH 极化融合 SAR 风场。

这些条带噪声进行滤波。我们结合条带噪声的结构特点，进行了多次迭代中值滤波（算法略）。图3.8给出了经滤波，稀疏化后的 SAR 融合风场。可以看到，和图3.7(c)相比，滤波之后，很好地剔除了这些条带噪声，风场过渡也更平滑。在这里，我们进行稀疏化的阈值取 $r = 0.1$ ，和传统稀疏化（如图3.8(a)所示）相比，特征稀疏化（如图3.8(b)所示）后的风场更好地保留了台风非对称涡旋场结构信息，主要体现在风速场梯度发生变化的地方。

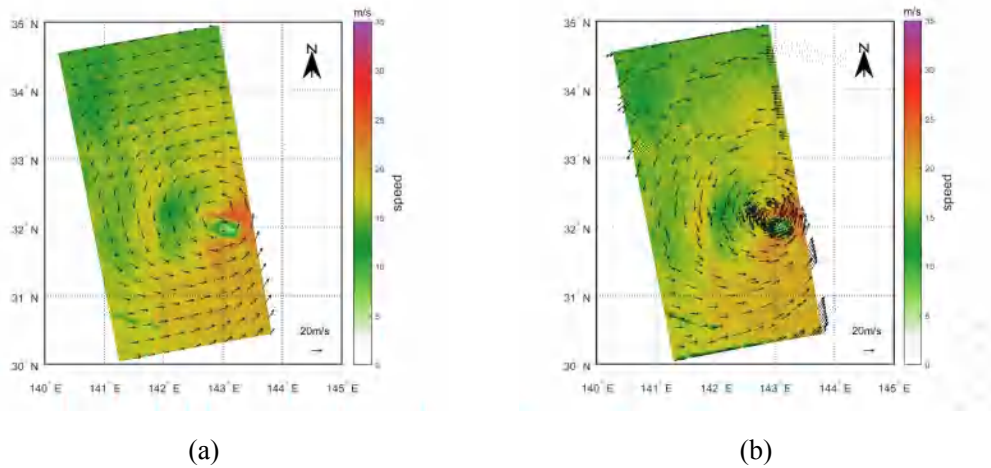


图 3.8 SAR 融合风场稀疏化。a) 传统稀疏化（25km）风场；b) 特征稀疏化风场。

3.1.1.3 实验设置

本章我们选择 2016 年的超强台风“狮子山”作为数值模拟案例，“狮子山”于 2016 年 8 月 19 日产生于西北太平洋。同化系统选择 NCAR 的 WRFDA(Weather Research and Forecasting Data Assimilation) 同化系统。选择的网格分辨率大小为 15km，区域范围为 360×360 网格，垂直分层为 51 层。同化窗口根据已有的

SAR 观测到的台风风场的时刻来定，我们选择的同化时刻为 2016 年 8 月 29 日 0900UTC。将 NCEP 2016 年 8 月 28 日 00 时的 FNL 再分析资料向前预报到同化时刻得到的预报场作为初始的背景场。同化过后，将分析场再向前预报 24 小时，即预报到 2016 年 8 月 30 日 09 时。

同化的对照实验组如表3.1所示。控制实验是不加任何观测的预报，对照实验为传统的采样稀疏化同化实验与基风场特征的稀疏化同化实验。

表 3.1 同化对比实验设置

	同化方案	稀疏化方案	观测类型
1	控制实验	无稀疏化	无
2	采样稀疏化同化实验	采样稀疏化	SAR 风场
3	特征稀疏化同化实验	特征稀疏化	SAR 风场

3.1.1.4 实验结果

我们选择同化时刻的 FNL 再分析场作为参考场，比较了不同稀疏化方案下分析场的误差。如图3.9所示，图3.9(a)与图3.9(b)分别给出了采样稀疏化同化方案与特征稀疏化同化方案的风速场分析误差。为了更好地体现分析误差的差异，我们将两个风速同化分析场误差 ($S_{abs} = |S_{fnl} - S_{analysis}|$) 的绝对值作了比较，给出了分析误差的改进量 ($\delta S = S_{abs}^{regular} - S_{abs}^{feature}$)，当 $\delta S > 0$ 时，表示特征稀疏化相比采样稀疏化，改进了分析场，反之则相反。如图3.9(c)所示，红色区域表示特征稀疏化相比采样稀疏化改进了分析场，黑色箭头表示了特征稀疏化的风场分布。可以看到，由于特征稀疏化很好地保留了台风涡旋的结构，使得相应区域的分析场也得到了改善。

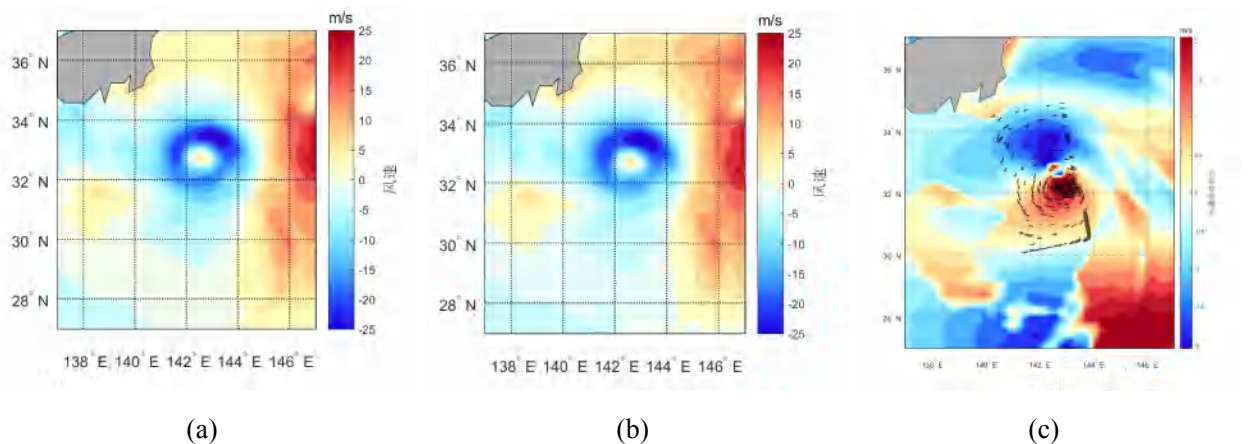


图 3.9 风速分析场误差。a) 采样稀疏化同化分析场误差；b) 特征稀疏化同化分析场误差；c) 分析误差改进量。

图3.10给出了台风“狮子山”的路径预报的结果。图3.10(a)给出了不同实验的台风 24 小时预报路径和真实的台风路径，图3.10(b)给出了不同实验的路径误差。可以看到，在同化 SAR 风场资料以后，整体改善了台风路径预报的结果。总的来说，不同稀疏化方案的路径预报结果相当。

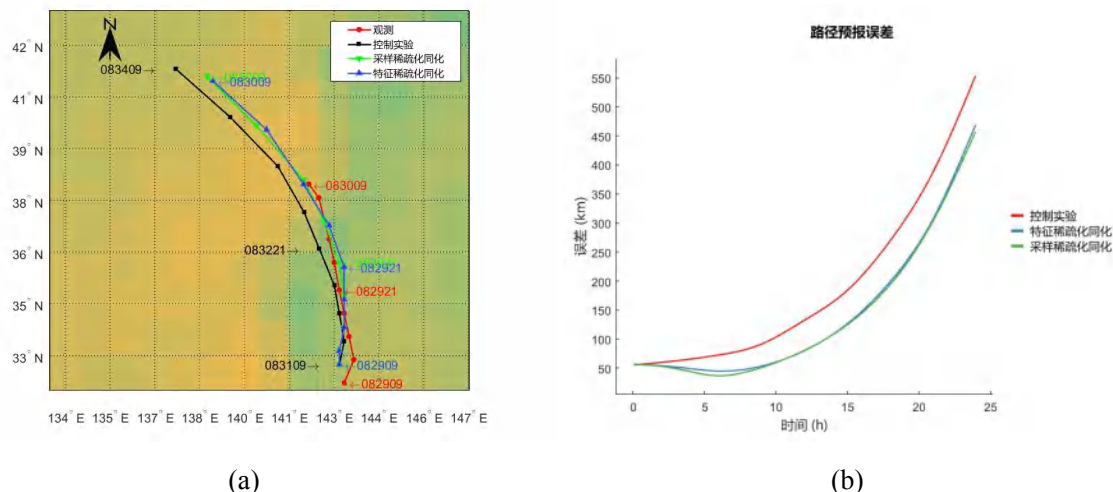


图 3.10 台风“狮子山”的路径预报与路径预报误差结果对比。a) 路径预报；b) 路径预报误差。

图3.11给出了不同实验的台风强度（最大风速3.11(b)与最低气压3.11(a)）预报误差。从图中可以看出，特征稀疏化方案相比传统的采样稀疏化方案整体改进了强度预报的误差。

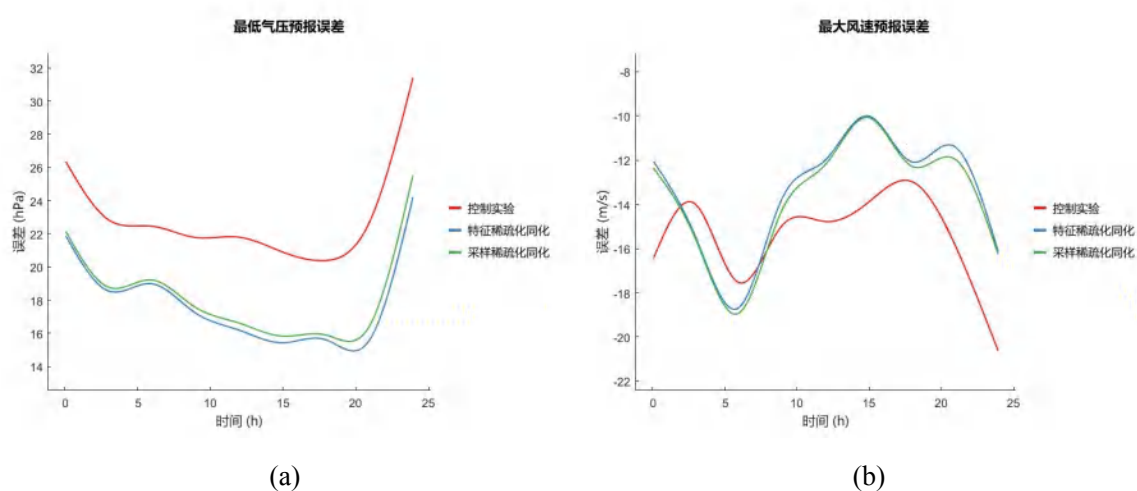


图 3.11 台风“狮子山”的最低气压预报误差与最大风速预报误差结果对比。a) 最低气压预报误差；b) 最大风速预报误差。

可以看到,单纯地通过调整观测的稀疏化策略,就能对同化的结果产生影响。由于 SAR 风场相比散射计风场而言幅宽较小,观测覆盖区域较小,且经稀疏化过后,本身的资料量也会大大减少,本实验同化的 SAR 风场观测的数目在 200~300 之间。可以预想,当观测规模够大,覆盖区域够广时,特征稀疏化势必会对同化产生更有利的影响。我们在 2017 年利用观测覆盖范围更广的 HY-2 号散射计 (HSCAT) 风场资料,进行了不同稀疏化方案下的台风数值模拟同化实验^[2]。结果表明,针对观测的特征稀疏化方案相比采样稀疏化,改善了台风“丹娜丝”的路径预报和强度预报。

3.2 基于风场增量特征的稀疏化

3.2.1 超观测

超观测 (Superobbing) 是目前业务化应用的比较多的一种稀疏化方法,通过对一个区域内 (网格盒) 的新息量 ($O - B$) 进行加权平均,然后附加到指定的背景场。超观测的好处是不仅能消除部分观测的相关误差,也能减少一定的不相关误差,前提是基于以下几个假设^[14]:

- 1) 观测误差和相应的背景场误差不相关;
- 2) 同一网格盒里面的背景场的误差具有相同的量级,并且假设它们的误差是全相关的;
- 3) 同一网格盒内的观测误差是定值,并且观测之间的空间相关不随距离而变化;
- 4) 网格盒内的所有信息量具有相同的权重。

以 ASCAT 散射计风场为例,对于一个给定大小的网格盒,假设有 N 个观测 x_i^o (x 表示 u 或 v 分量, $1 \leq i \leq N$ 表示网格盒里观测的索引) 和相应的背景场 x_0^b 。那么超观测 x_0^s 的具体表达式为

$$x_0^s = x_0^b + \sum_{i=1}^N w_i (x_i^o - x_i^b) \quad (3.8)$$

其中 x_0^b 表示超观测所在位置的背景场, w_i 是赋予每一组新息量 $x_i^o - x_i^b$ 的权重。假设 x_i^t 表示观测位置 i 处的真值,那么超观测还可以表示为 $x_0^s = x_0^t + e_0^s$, e_0^s 表示超观测的观测误差,类似地,有 $x_0^b = x_0^t + e_0^b$, $x_i^o = x_i^t + e_i^o$, e_0^b 表示超观测位置的背景场误差, e_i^o 表示位置 i 处的观测误差,那么超观测观测误差还可以表示为

$$e_0^s = e_0^b + W^T (\varepsilon^o - \varepsilon^b) \quad (3.9)$$

W , ε^o 和 ε^b 分别是权重、观测和背景场的误差向量，将公式3.9两边求平方，并求期望，有

$$\overline{e_0^s e_0^{sT}} = \overline{e_0^b e_0^{bT}} + W^T \overline{(\varepsilon^o - \varepsilon^b) e_0^b} + \overline{e_0^b (\varepsilon^o - \varepsilon^b)^T} W + W^T \overline{(\varepsilon^o - \varepsilon^b) (\varepsilon^o - \varepsilon^b)^T} W \quad (3.10)$$

根据假设 1，有 $(\overline{\varepsilon^o \varepsilon^b T} = \overline{\varepsilon^b \varepsilon^o T} = \overline{e^b \varepsilon^o} = \overline{e^b \varepsilon^o T} = 0)$ ，则式3.10可以化简为

$$\overline{e_0^{s2}} = \overline{e_0^{b2}} - W^T \overline{\varepsilon^b e_0^b} - \overline{\varepsilon^b T} e_0^b W + W^T \overline{\varepsilon^o \varepsilon^o T} W + W^T \overline{\varepsilon^b \varepsilon^b T} W \quad (3.11)$$

因为我们假设所有的新息量的权重是相等的，所以有 $(W = [\frac{1}{N} \dots \frac{1}{N}]^T)$ ，并且根据假设 2，我们有：

$$\overline{e_0^{b2}} = W^T \overline{\varepsilon^b e_0^b} = \overline{\varepsilon^b T} e_0^b W = W^T \overline{\varepsilon^b \varepsilon^b T} W \quad (3.12)$$

代入式3.11，化简得到

$$\overline{e_0^{s2}} = W^T \overline{\varepsilon^o \varepsilon^o T} W \equiv e_0^{s2} \quad (3.13)$$

根据假设 3， $\overline{\varepsilon^o \varepsilon^o T}$ 可以表示为观测误差方差 σ_o 和观测协相关 C 的积，即 $\overline{\varepsilon^o \varepsilon^o T} = \sigma_o C$ ，那么有 $e_0^{s2} = \sigma_o W^T C W$ ，其中

$$C = \begin{pmatrix} 1 & a & \cdots & a \\ a & \ddots & a & \vdots \\ \vdots & a & \ddots & a \\ a & \cdots & a & 1 \end{pmatrix} \quad (3.14)$$

假设观测误差可以分解为非相关部 $\sigma_o^u = (1 - a)\sigma_o$ 和相关部 $\sigma_o^c = a\sigma_o$ ，则超观测可以简化为：

$$e_0^{s2} = \frac{\sigma_o^u}{N} + \sigma_o^c \quad (3.15)$$

Howard 指出观测误差的非相关部分可以由网格盒内的新息量的方差近似表示^[114]，即 $\sigma_o^u = \sigma^{o-b}$ 。因为一个网格盒内每个新息量都可以看作是一个样本，那么新息量方差可以通过标准统计方程计算得到

$$\sigma^{o-b} = \frac{N}{N-1} \sigma_{box}^{o-b} \quad (3.16)$$

那么，超观测误差方差可以重新表示为：

$$e_0^{s2} = \frac{\sigma_{box}^{o-b}}{N-1} + \sigma_o^c \quad (3.17)$$

虽然式3.17并不是超观测误差方差的真实形式，但是它是在所给假设之下的超观测误差方差的一个合理估计。从表达式上我们可以看出，超观测可以大大降低网格盒内的随机误差，但是并不会降低其相关误差。如果观测之间是不相关的，则超观测误差方差只依赖于网格盒内的新息量方差，在新息量方差不发生太大的变化的情况下，网格盒越大，超观测误差方差越小。但是，如果网格盒太大的话，会导致一些气象特征信息的丢失，并且，网格盒太大，会违背之前网格盒内的观测空间相关是常量的假设。根据经验，一般业务化资料系统将网格盒的大小设置为 $1^\circ \sim 2^\circ$ 。

3.2.2 基于特征盒的超观测

在上一节，我们提出了观测场特征的概念，基本思想是将观测场中观测值相近的信息进行归并，这样，即使稀疏化以后，整个观测场的关键信息也并没有损失太多。对于超观测而言，在同化处理之前本身就引入了背景场的信息，并且网格盒的划分也并没有考虑观测场或是背景场本身的一些特征。在同化中，观测的信息是以新息量的形式影响背景场的，因此，我们借鉴特征稀疏化的思想，结合超观测的特性，引入基于特征盒的超观测，只不过我们进行特征提取的基础是新息量场。

基于特征盒的超观测算法流程和风场特征稀疏化类似：

- 1) 网格划分：和 FT 算法类似，将数据按照方便计算机存储和计算的方式进行划分。
- 2) 初始化簇集：和 FT 算法类似，只不过原始的簇集成员由风场的 u, v 变为新息量 u^{o-b} 和 v^{o-b} ，即

$$C_i = \{u_i^{o-b}, v_i^{o-b}, lat_i, lon_i\} \quad (3.18)$$

- 3) 网格扫描：和 FT 算法类似，决定簇集合并的基础是相邻簇中新息量的差别不超过一定阈值，即

$$\frac{|(u_i^{o-b} - u_j^{o-b}, v_i^{o-b} - v_j^{o-b})|}{|(u_i^{o-b}, v_i^{o-b})|} \leq r, \quad (3.19)$$

新的簇集成员表示为

$$C_{(i,j)} = \{\overline{u_{(i,j)}^{o-b}}, \overline{v_{(i,j)}^{o-b}}, \overline{lat_{(i,j)}}, \overline{lon_{(i,j)}}\}, \quad (3.20)$$

算法搜索与终止的过程和 FT 算法类似。

- 4) 超观测：在第 3 步完成以后，得到的一系列新的簇，我们称之为特征盒，需要注意的是，簇 C_i 中 $(\overline{u_i^{o-b}}, \overline{v_j^{o-b}})$ 是落在特征盒内所有新息向量的均值。假设同一特征盒内的新息向量的权重相等，则对于特征盒 B_i ，相应的超观测 $S_i = (u_i^s, v_i^s)$ 可以表示为

$$\begin{aligned} B_i = C_i &= \{\overline{u_i^{o-b}}, \overline{v_i^{o-b}}, \overline{lat_i}, \overline{lon_i}\}, \\ u_i^s &= u_i^b + \overline{u_i^{o-b}}, \\ v_i^s &= v_i^b + \overline{v_i^{o-b}}. \end{aligned} \quad (3.21)$$

其中 $(\overline{lat_i}, \overline{lon_i})$ 是特征盒内所有成员坐标的均值， (u_i^b, v_i^b) 则是相应位置的背景场风分量。

图3.12给出了基于特征盒的超观测算法示意图，图3.12(a)表示的是新息量场，新息量的大小用不同颜色表示，在算法开始时，每一个新息量初始化为一个单独的簇，如图3.12(b)所示。然后，各簇根据新息量的相似程度进行合并，如图3.12(c)所示。最后，新簇集内的新息量和坐标取平均，得到超观测的新息量与坐标值，如图3.12(d)所示。

3.2.3 基于特征盒超观测的误差特性

我们以 ASCAT 散射计风场为例，来对超观测和基于特征盒的超观测的误差特性作比较。图3.13给出了分辨率为 12.5km，2016 年 08 月 29 日 09 时刻的台风“狮子山”的 ASCAT 散射计风场，因为 ASCAT 采用的是双侧扫描的方式，两条扫描条带中间会有空缺，但右侧扫描条带很好地捕捉到了台风风场的结构。为了对比常规超观测和基于特征盒的超观测的差异，我们将常规超观测的观测盒的大小设置为 37.5km，基于特征盒的超观测的阈值 $r = 0.15$ 。

图3.14(a)与图3.14(e)分别给出了经过常规超观测与经过基于特征盒的超观测稀疏化后的散射计风场，和直接基于风场的特征稀疏化不同的是，基于特征盒的超观测反映了新息量场的特征，同一特征盒内的新息量相似，即同一特征盒内的观测与背景具有相似的特征，因而基于特征盒的超观测从某种程度上反映了观测场和背景场的差异变化的特征。根据特征盒的性质，在超观测网格盒与特征盒大小相近的情况下，特征盒内的新息量的标准差要远远小于常规网格盒，如

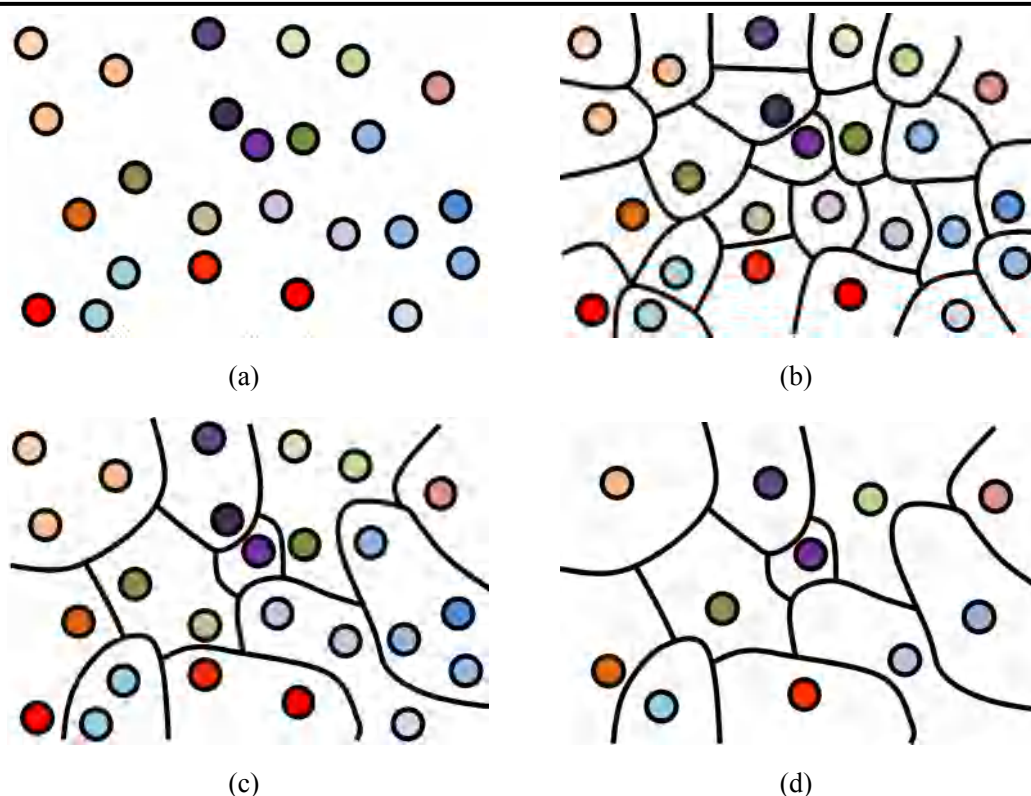


图 3.12 基于特征盒超观测算法示意图：a) 新息量场；b) 簇集初始化；c) 簇集扫描合并过程；d) 特征盒超观测。

图3.14(b)与图3.14(h)所示。根据式3.17可以知道，当特征盒与常规网格盒大小相近时或远大于常规网格盒时，基于特征盒的超观测的观测误差要远小于常规超观测。与此同时，因为同一特征盒内的新息量大小相近，有

$$\begin{aligned}
 x_0^s &= x_0^b + \sum_{i=1}^N w_i (x_i^o - x_i^b) \\
 &\approx x_0^b + \left[\frac{1}{N} (x_0^o - x_0^b) + \dots \frac{1}{N} (x_0^o - x_0^b) \right] \\
 &= x_0^b + x_0^o - x_0^b = x_0^o
 \end{aligned} \tag{3.22}$$

也就是说，基于特征盒的超观测不仅具有超观测的性质，又最大程度地保留了原始的观测信息，避免过度引入背景场的信息，进而造成同化过程中的背景场信息冗余。

超观测场与原始风场相比，信息的丢失程度可以作为稀疏化好坏的一个评判标准。量化信息丢失的方法之一可以通过比较原始风场与稀疏化后重采样的风场的差异的大小。这两种场之间的差异又可称之为代表性误差 (Representation Error, RE)，即受分辨率不同而产生的插值误差^[115-117]。在已知背景场，相应的网格盒（或特征盒）以及相应超观测场的前提下，我们可以将超观测场重采样至原

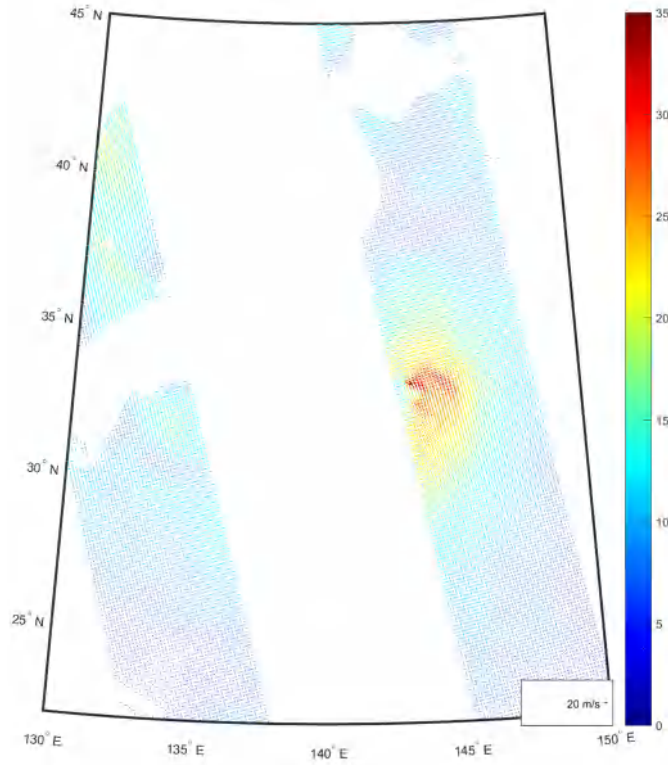


图 3.13 分辨率为 12.5km 的台风“狮子山”的 ASCAT 散射计风场

始分辨率场，对于某一网格盒（或特征盒）有

$$\hat{x}_i^o = x_i^b + (x_0^s - x_0^b) \quad (3.23)$$

其中 \hat{x}_i^o 表示在观测位置 i 处的重采样观测。

图3.14(c)与图3.14(g)分别给出了常规超观测与基于特征超观测重采样后的风场，可以看出，常规超观测重采样场在不同的网格盒边界上出现了明显的条带，这是由于网格盒内的新息量的标准差较大，由式3.23可知，真实观测位置的新息量和超观测新息量差别较大，重采样后，导致同一网格盒内的观测被过度平滑，而不同网格盒之间由于这种平滑的差异在网格盒的边界上明显的体现出来。而基于特征盒超观测的重采样场由于特征盒内新息量差异较小，所以特征盒内重采样观测与原始观测差别不大，这两种方法的重采样误差在图3.14(d)和图3.14(f)中有很好的体现。表3.2给出了两种不同超观测方法的重采样均方根误差（也称代表性误差），可以看出，基于特征盒的超观测和常规超观测相比，大大减少了其代表性误差。

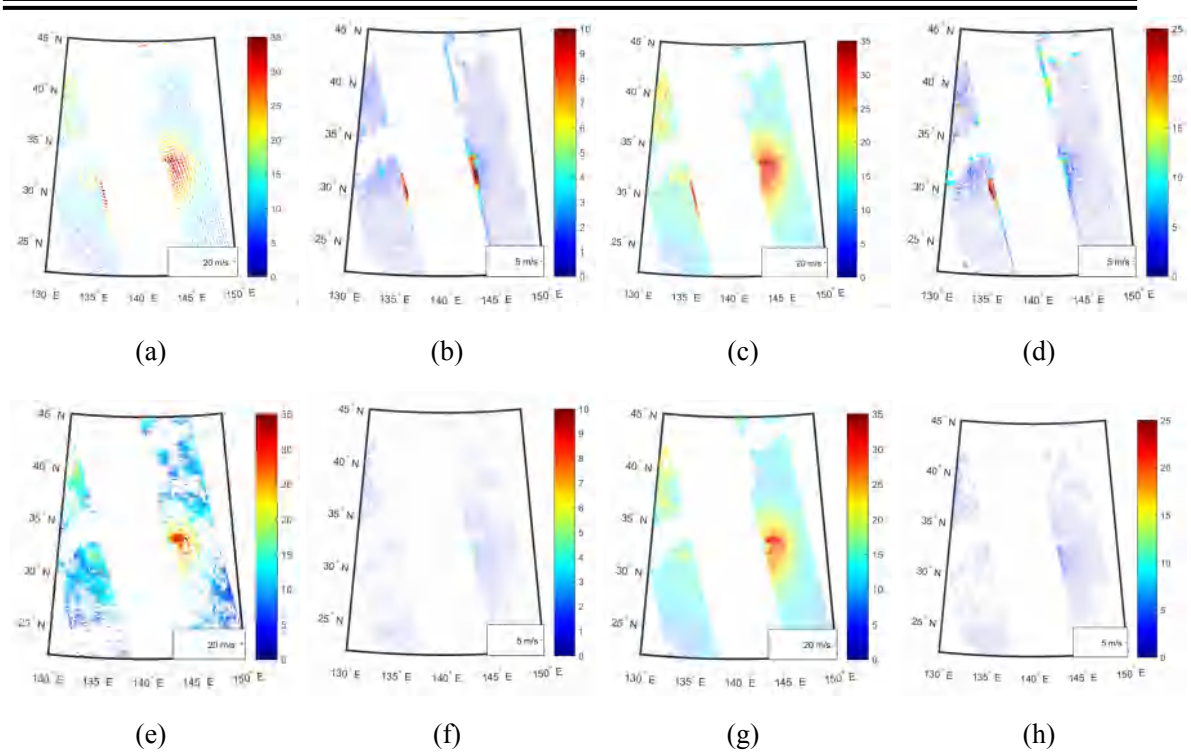


图 3.14 常规超观测与基于特征盒超观测比较。a) 常规超观测；b) 常规超观测网格盒内新息量的标准差；c) 常规超观测重采样风场；d) 常规超观测重采样误差；e) 基于特征盒的超观测；f) 特征盒内新息量的标准差；g) 基于特征超观测重采样风场；h) 基于特征超观测重采样误差。

表 3.2 超观测代表性误差

超观测类型	rms_u^{RE}	rms_v^{RE}
常规超观测	$0.71 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$	$0.64 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$
特征超观测	$0.39 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$	$0.37 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$

3.2.4 ASCAT 风场同化实验

由于 SAR 风场分辨率大大超过背景场的分辨率，如果直接采用 SAR 风场进行超观测稀疏化，与观测相对应的背景场会引入较大的差值误差，无法较好地提取真实地观测增量特征。因此，我们在这里选择与背景场分辨率相当的 ASCAT 风场进行同化实验。

3.2.4.1 ASCAT 风场数据

ASCAT 是搭载在 MetOp 系列 (MetOp-A 和 MetOp-B) 卫星上散射计，由 ESA 发射并交由 EUMETSAT 运行管理。MetOp-A 与 MetOp-B 卫星采用编队飞行的方式，散射计的扫描轨道基本上重合，编队飞行重访同一星下点的时间间隔大约为 50 分钟。ESA 计划于 2018 年下半年发射第三颗 MetOp 卫星，也即

MetOp-C (见图2.5), 与前两颗一起进行三星编队组网, 大大增强对地观测能力。ASCAT 散射计的工作频率为 C 波段 (5.255GHz), 此波段受云和降水的影响较小。ASCAT 采用双边三天线侧扫模式, 单边扫描刈幅宽度达 550km, 基本上一天能实现对地全覆盖扫描。由于采用三个不同方的天线在极短的时间内对同一区域进行三次重复观测, 通过对同一视点不同方位角的后向散射系数, 利用地球物理模式函数 (GMF) 就可以反演得到这一视点的风矢量。

3.2.4.2 实验设置

本实验用到的 ASCAT 风场数据如图3.13所示。我们仍就以 2016 年的超强台风“狮子山”作为数值模拟案例, 同化系统选择 NCAR 的 WRFDA 同化系统。选择的网格分辨率大小为 15km, 区域范围为 260×250 网格, 垂直分层为 30 层。同化窗口根据已有的 ASCAT 观测到的台风风场的时刻来定, 我们选择的同化时刻为 2016 年 8 月 29 日 0900UTC。将 NCEP 2016 年 8 月 28 日 12 时的 FNL 再分析资料向前预报到同化时刻得到的预报场作为初始的背景场。同化过后, 将分析场再向前预报 39 小时, 即预报到 2016 年 8 月 31 日 00 时。同化的对照实验组如表3.3所示。控制实验是不加任何观测的预报, 对照实验为传统的超观测 (网格盒大小为 37.5km) 同化实验与特征盒超观测 (阈值 $r = 0.1$) 同化实验。

表 3.3 同化对比实验设置

	同化方案	稀疏化方案	观测类型
1	控制实验	无稀疏化	无
2	传统超观测同化实验	传统超观测	ASCAT 风场
3	特征盒超观测同化实验	特征盒超观测	ASCAT 风场

3.2.4.3 实验结果

为了更好地体现分析误差的差异, 我们将两个气压同化分析场误差 ($P_{abs} = |P_{fnl} - P_{analysis}|$) 的绝对值作了比较, 给出了分析误差的改进量 ($\delta P = P_{abs}^{feature} - P_{abs}^{regular}$), 当 $\delta P < 0$ 时, 表示特征盒超观测相比传统超观测, 改进了分析场, 反之则相反。如图3.15所示, 蓝色区域表示特征盒超观测相比传统超观测同化改进了分析场, 红色圆点表示了特征盒超观测的风场分布。可以看到, 分析场改进的区域与观测分布区域十分很吻合。由于特征盒超观测主要保留的是风场增量变化较大区域的观测, 因此, 相比传统的超观测, 特征盒超观测同化方案将进一步将分析场往观测拉近。为此, 我们还对比了两种同化方案后的分析残差 (分析与对应观测之差)。如图3.16给出了同化后 uv 分量的分析残差及相应的平均误差、均方根误差和标准差, 图3.16(a)为传统超观测 uv 分量的分析残差, 图图3.16(b)为特

征盒超观测 uv 分量的分析残差。从图中可以看出，特征盒超观测同化方案的分析场与观测靠得更近，在不破坏模式平衡的前提下，后者的同化方案更好。

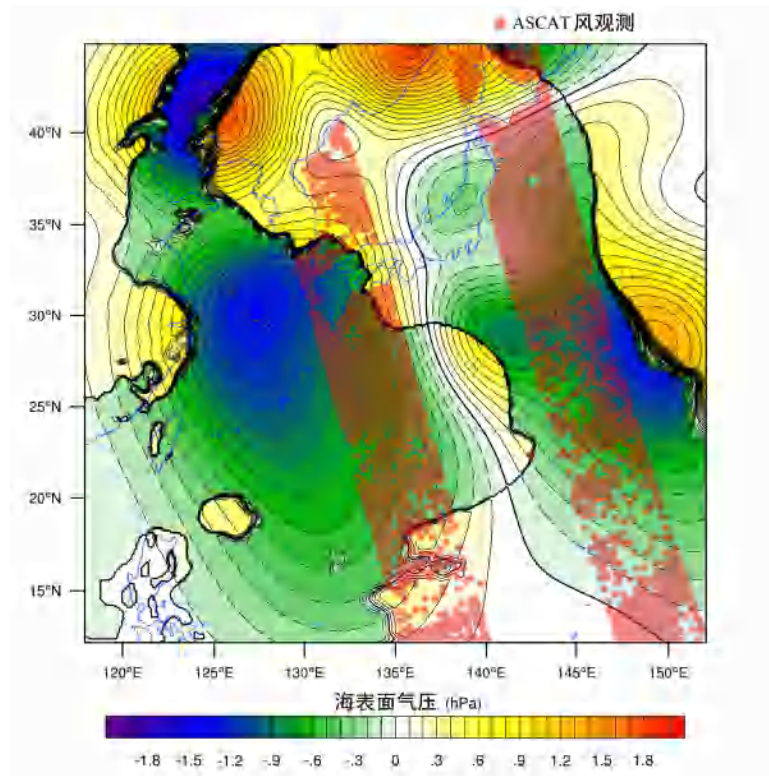


图 3.15 海平面气压场分析误差改进量 (红色圆点表示 ASCAT 观测所在的位置，气压负值表示特征盒超观测同化方案相比传统超观测同化改进了分析场)

图3.17给出了台风“狮子山”的路径预报的结果。图3.17(a)给出了不同实验的台风 39 小时预报路径和真实的台风路径，图3.17(b)给出了不同实验的路径误差。可以看到，在同化 ASCAT 风场资料以后，整体改善了台风路径预报的结果。特征盒超观测方案的台风路径预报误差比传统超观测方案的路径预报误差更小。

图3.18给出了不同实验的台风强度（最大风速3.18(b)与最低气压3.18(a)）预报误差。从图中可以看出，特征盒超观测方案相比传统的超观测方案整体改进了强度预报的误差。

3.3 本章小结

本章我们针对传统的两种稀疏化方案（采样稀疏化与超观测）的局限性，提出了两种新的观测稀疏化改进方案（基于风场特征的稀疏化和基于特征盒的超观测）。我们借鉴了一点信息压缩的理念，基本思想是，在稀疏化时，不是简单地采用等距采样或是规则网格，而是考虑场本身的特征信息，保留场的关键特征信息。对于台风等强对流天气状况，风场本身在空间上变化迅速，特别是台风涡

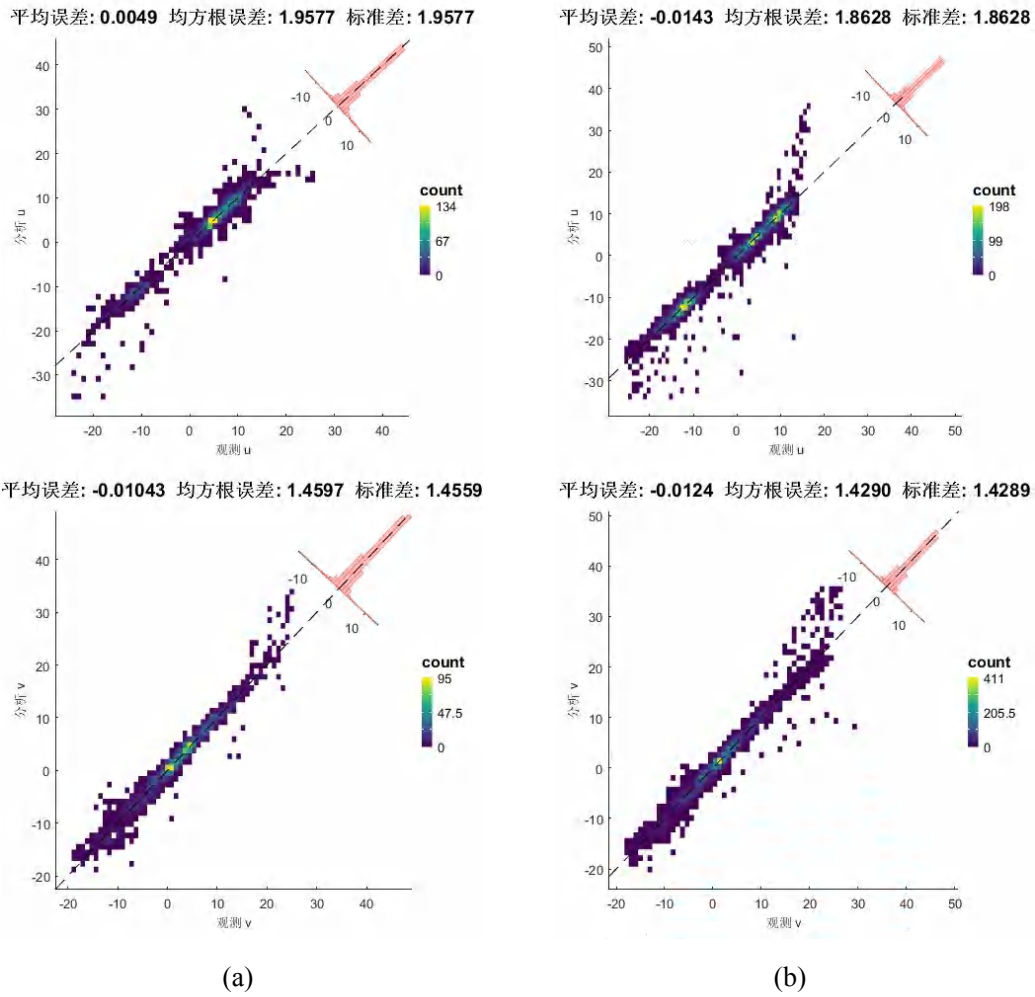


图 3.16 分析与观测比较。a) 传统超观测同化；b) 特征盒超观测同化。

旋区域，传统的稀疏化会造成涡旋结构信息的丢失，而基于风场特征的稀疏化很好地保留了涡旋的结构信息。超观测本身有一些很好的误差特性，而采用基于特征盒的超观测不仅具有超观测的性质，又最大程度地保留了原始的观测信息，避免过度引入背景场的信息，进而造成同化过程中的背景场信息冗余。台风数值模拟实验也很好表现了新的稀疏化方案的优势。

对于稀疏化来说，如何选取稀疏化的最优尺度（特征稀疏化的阈值）是我们下一步需要考虑的问题，因为我们对于风场观测误差的空间相关是不清楚的。如何诊断风场观测误差之间的空间相关，以及空间相关是否随着风场的变化而变化也是我们需要继续研究的问题。

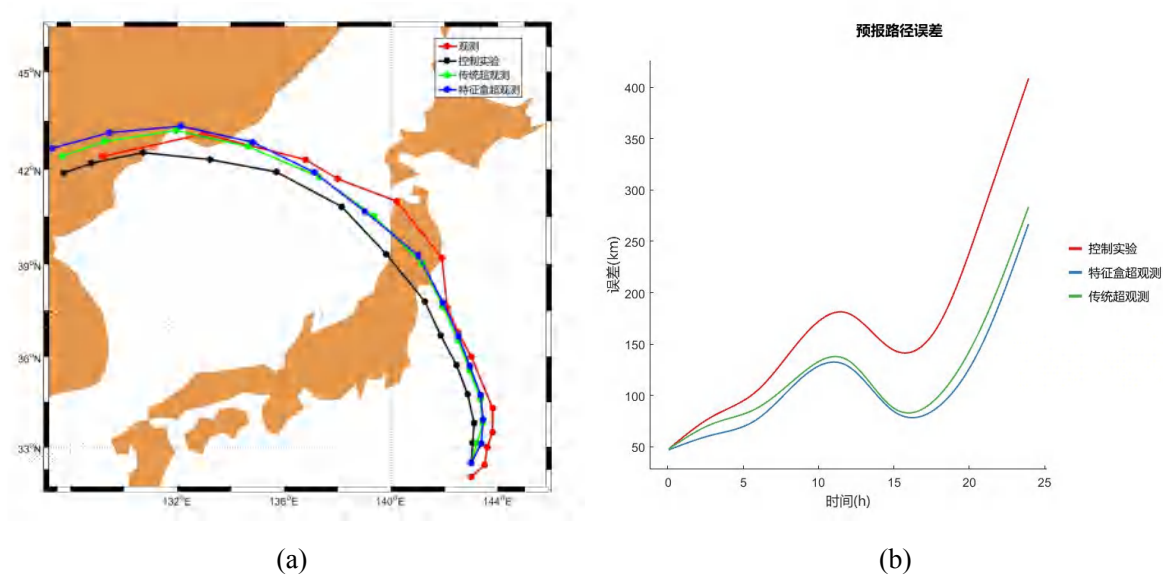


图 3.17 台风“狮子山”的路径预报与路径预报误差结果对比。a) 路径预报；b) 路径预报误差。

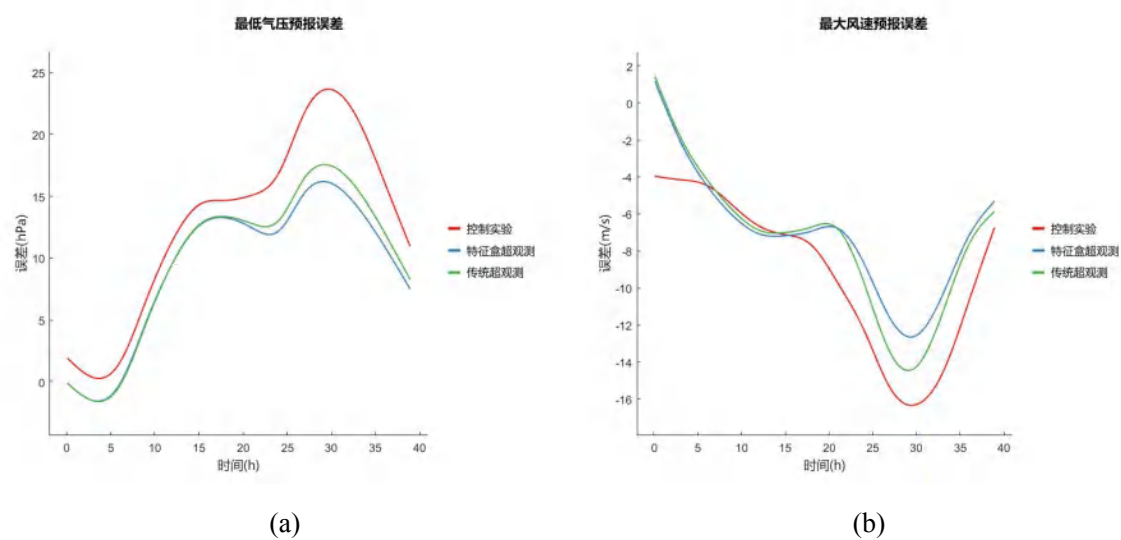


图 3.18 台风“狮子山”的最低气压预报误差与最大风速预报误差结果对比。a) 最低气压预报误差；b) 最大风速预报误差。

第四章 台风强对流区风资料同化的质量控制

观测的质量控制 (Quality Control, QC) 是资料同化的一个重要环节^[32]。质量控制确保同化之前将有错误的观测进行剔除, 否则会造成分析值的不准确。一般情况下, 将背景场 (b) 与观测 (o) 的偏离, 也就是观测新息量 ($o - b$) 的大小作为观测资料质量判断的一个依据。如果经过统计, 观测长期偏离背景场, 则认为观测含有粗差, 需要将其剔除^[115], 剩下的观测在同化循环过程中, 如果与背景场偏离过大, 也将被拒绝。而导致新息量偏大的原因有两种情况: 一种是观测本身存在比较大的粗差 (坏的观测), 远大于观测误差定义的值; 二是背景场本身存在较大的误差, 这种情况下, 无论观测是否存在粗差, 都有可能因为观测新息量偏大而被剔除。

4.1 基于高斯分布的质量控制方案的局限性

4.1.1 风矢量常规质量控制方案的局限性

一般认为, 观测的误差分布满足高斯分布, 假设背景误差是高斯分布的, 那么无偏观测的新息量也应该是满足高斯分布的。当观测满足条件 $d = (o - b)^2 < \alpha^2(\sigma_o^2 + \sigma_b^2)$ 时, 观测能被接收到同化系统中, 其中 σ_o 和 σ_b 分别表示观测和背景的误差, 在本文, α 的值设为 5。

风场一般是以风速 spd 和风向 dir 形式存在的 (如散射计风场), 对于大部分资料同化系统而言, 风速风向观测一般转换成风分量的形式, 即经向风 u 与纬向风 v , 再接入同化系统^[118]。在这里, 在质量控制过程中, 对于 u 和 v 分量, 我们假设 $\sqrt{\sigma_o^2 + \sigma_b^2} = 2m \cdot s^{-1}$ 。对于像 WRFDA 这样的同化系统而言, 风矢量观测 u 和 v 一般假设是误差不相关的, 并且 u 和 v 作为同化系统的控制变量, 在质量控制的过程中, 也是分别进行的^[119]。对于质量控制后观测资料的接纳与否有两种方案: 一种是 u 和 v 的质量控制与同化是相互独立的, 互不影响, 也就是说, 对于同一个风矢量观测 (u, v), 当 u 被质量控制过程拒绝, 而 v 通过质量控制时, v 仍能进入下一步的同化过程 (简称为 QC_{ind}^{uv}); 另外一种当 u 或 v 任何一类被质量控制拒绝时, 则整个风矢量观测都被剔除 (简称为 QC_{all}^{uv})。此外, WRFDA 还支持对风速风向的直接同化^[120], 同样的, 针对风矢量 (spd, dir), 风速风向同化方案的两种质量控制方案分别为 QC_{ind}^{sd} 和 QC_{all}^{sd} 。在这里, 风速和风向的观测误差分别为 $2m \cdot s^{-1}$ 和 20° 。图4.1给出了 WRFDA 资料同化系统在两种同化方案下风矢量质量控制的几种情况, 绿色阴影区域表示的是相对于背景场可接受的观测分布范围, 红色矢量表示观测部分或没有通过质量控制。如图4.1(a)中的观测 1 和

观测 4，都能通过质量控制过程，而观测 2 只有 v 分量通过了质量控制。

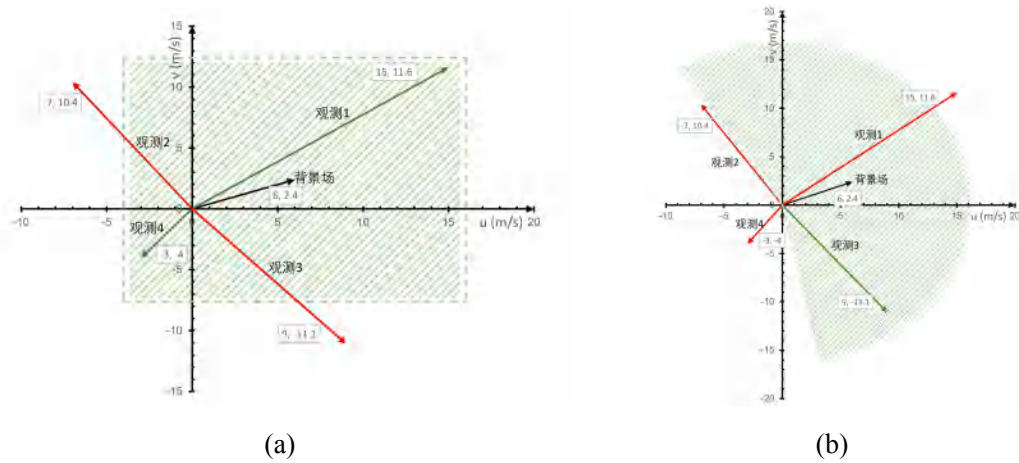


图 4.1 WRFDA 资料同化系统风矢量质量控制示意图。绿色阴影区域表示相对于背景场（黑色矢量）可接受的观测矢量范围，绿色矢量表示观测可以通过质量控制，红色矢量表示观测矢量部分或没有通过质量控制。a) 风分量同化；b) 风速风向同化。

对于四种不同的观测情况，在两种不同质量控制方案下，能通过质量控制的风矢量分量如表 4.1 所示，对于风分量同化方案，观测 2 和观测 3 分别由于 u 分量和 v 分量没能通过质量控制，所以在方案 QC_{all}^{uv} 风分量被全部拒绝，但在方案 QC_{ind}^{uv} 下，观测 2 的 v 分量和观测 3 的 u 分量不受影响，而可以单独进入资料同化的下一步。但不论是方案 QC_{ind}^{uv} 还是方案 QC_{all}^{uv} ，可以看到，对于类似于观测 4 的风矢量，相对于背景场而言，风向几乎相差了 180° ，但这个观测却通过了同化的质量控制。对于风速风向同化方案，受风向质量控制影响，观测 4 则没能通过质量控制。我们同时也可以看到，两种同化方案的质量控制最终保留下来的风矢量分量十分不一样，这主要是由同化系统的 uv 分量的观测误差独立性假设决定的，这一点我们将在第 6 章进行详细讨论。从以上两种方案的质量控制情况对比，我们可以发现，对于风分量同化方案，如果出现像观测 4 这样的情况，同化系统会将其认为是好的观测，进而对分析结果造成影响。

表 4.1 两种同化方案在两种质量控制方案下能保留下来的向量分量

观测序号	QC_{ind}^{uv}	QC_{all}^{uv}	QC_{ind}^{sd}	QC_{all}^{sd}
观测 1	u, v	u, v	dir	—
观测 2	v	—	—	—
观测 3	u	—	sd, dir	sd, dir
观测 4	u, v	u, v	—	—

4.1.2 台风强对流区风场质量控制局限性

另外一方面，在极端天气条件下，观测与背景往往具有较大的偏离，但并不一定代表观测本身存在较大的粗差。如果采用常规的质量控制方案，会造成有效观测的大量丢失，如图4.2所示，图中表示的是，同化 ASCAT 散射计台风风场经过传统质量控制后，进入同化系统的观测，其中 x 表示归一化后的新息量的大小，台风中心区域在 $[32^{\circ}N, 145^{\circ}E]$ 附近，黑色区域表示观测资料被拒绝。可以看出，传统的质量控制造成大量台风中心区域的观测不可用。

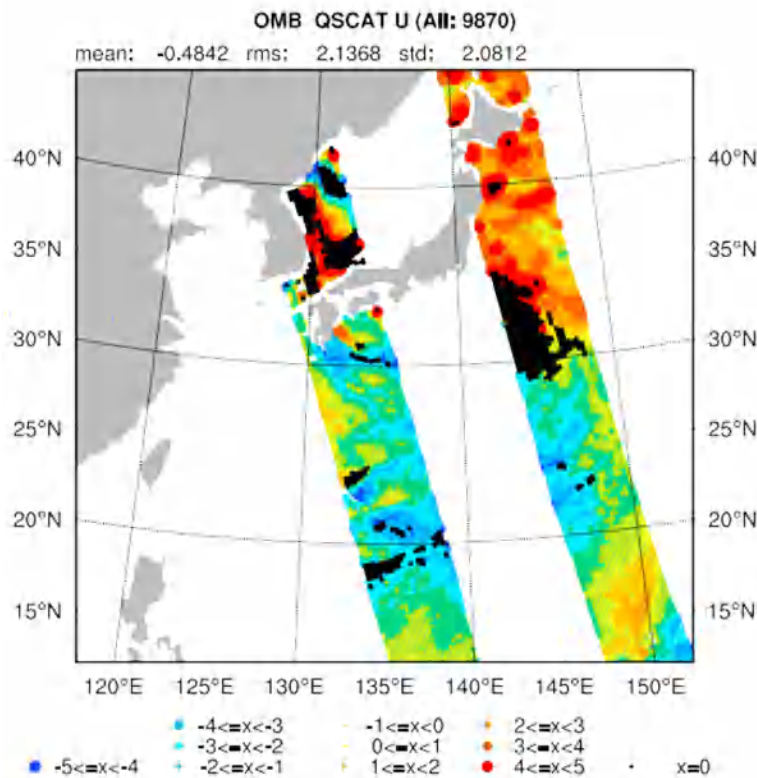


图 4.2 同化过程中 ASCAT 台风风场的质量控制，其中 x 表示归一化后的新息量的大小，台风中心区域在 $[32^{\circ}N, 145^{\circ}E]$ 附近，黑色区域表示观测资料被拒绝。

从统计结果来看，很多观测资料新息量并不严格遵从高斯分布，在统计分布图形的两端会呈现明显的扬尾现象。对此，ECMWF 采用了一种基于“高斯 + 水平”近似的质量控制方案^[121]。但是实际的情况是很多观测资料的新息量并不严格遵从高斯分布，如图4.3所示，图4.3(a)与图4.3(b)分别给出了一次同化过程中散射计风场 u, v 分量新息量的分布以及其高斯拟合曲线。从图中我们可以看出， u 分量的新息量分布存在明显地不对称，并且高斯曲线并不能很好拟合其真实的分布情况。此外，我们还从图中可以看到，高斯分布的均值和 0 值并不很吻合，也就是说，新息量存在一定的偏差。

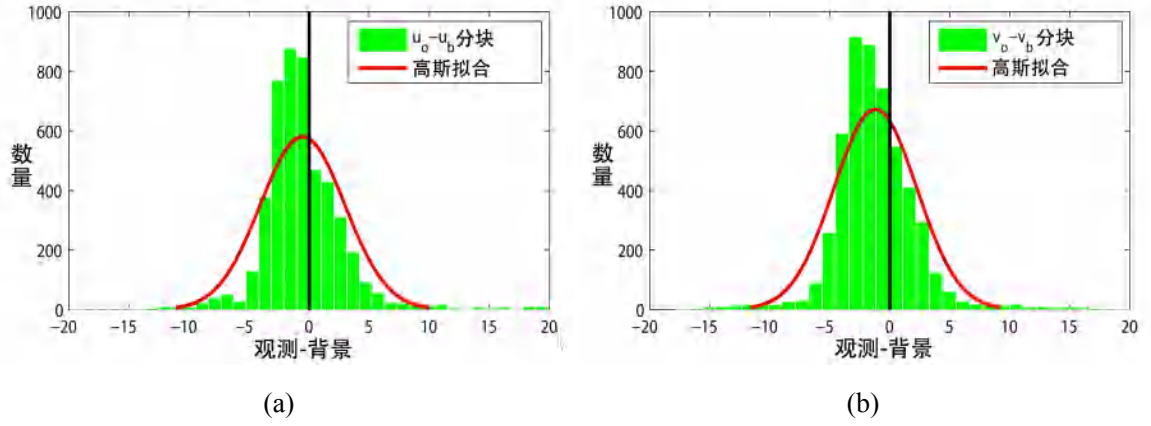


图 4.3 风场新息量（观测减去背景）分布及其高斯拟合曲线。a) u 分量；b) v 分量。

4.2 基于 Huber 模的质量控制方案

4.2.1 Huber 模的定义

有研究表明，Huber 模能更好地拟合真实观测新息量的分布。Huber 模利用高斯分布曲线与指数分布曲线的组合，来拟合任意的真实观测新息量分布。其中，高斯分布曲线用于拟合新息量分布中间的部分，而指数分布曲线则用于拟合新息量两侧的分布，如下式函数 $f(x)$ 所示：

$$f(x) = \frac{1}{\sigma_o \sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{\rho(x)}{2}} \quad (4.1)$$

其中

$$\rho(x) = \begin{cases} \frac{x^2}{\sigma_o^2} & \text{if } |x| \leq c \\ \frac{2c|x| - c^2}{\sigma_o^2} & \text{if } |x| > c \end{cases} \quad (4.2)$$

在同化框架中， $x = y - h(x_b)$ 代表新息量，其中 y 表示观测， x_b 为相应的背景场， h 为将背景场从模式空间转换到观测空间的观测算子， σ_o 为相应的观测误差。 $\rho(x)$ 为分段函数，其中 c 为高斯拟合曲线与指数函数拟合曲线的转接点，也就是高斯拟合曲线结束点与指数函数曲线的开始点。当 $|x| \leq c$ 时， $\rho(x)$ 的定义确保 $f(x)$ 为均值为 $h(x_b)$ ，标准差为 σ_o 的高斯分布函数；当 $|x| > c$ 时， $\rho(x)$ 的定义为一个使 $f(x)$ 变为一个指数分布的函数。 $\rho(x)$ 这样的分段，也确保了函数 $f(x)$ 及基导数在转点 c 处是连续的。由于真实的观测新息量并不是严格对称的，所以， $\rho(x)$ 的转接点 c 又可以分为左转点 c_L 和右转点 c_R 。转点的计算根据具体类型观测的新息量的分布统计而来。

4.2.2 最优转点的计算

在计算观测新息量的最优转点前，需要先对观测本身进行偏差订正（在这里不做讨论）。Huber 模拟合曲线主要由 σ_o, c_L, c_R 这几个参数决定，其中 σ_o 根据具体观测，是直接给定的， c_L, c_R 则需要分别计算。转点计算一般采用步进式搜索的方法，寻找使真实分布与设定拟合曲线拟合误差最小的参数值。步进参数的搜索范围为 $[0.0, 5.0]$ ，步长为 0.1。拟合误差 $M(c_L, c_R)$ 的表达式如下所示：

$$M(c_L, c_R) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{N_i}{N_{sum}} - \frac{S_i}{S_f} \right)^2 \quad (4.3)$$

其中 N_i 表示第 i 个分块内新息量的数目， N_{sum} 为新息量的总数。 S_i 为第 i 个分段内，拟合曲线 $f(x)$ 的积分值， S_f 为拟合曲线 $f(x)$ 的全积分。由于观测新息量的非对称性，因此，我们可以将拟合曲线分作两段，以零值隔开，分别计算左右转点的值。此外，对于散射计风场的 u, v 分量，我们分别计算其拟合曲线的左右转点。图4.4给出了经过偏差订正并以 Huber 模拟合函数计算得到的最优拟合曲线。

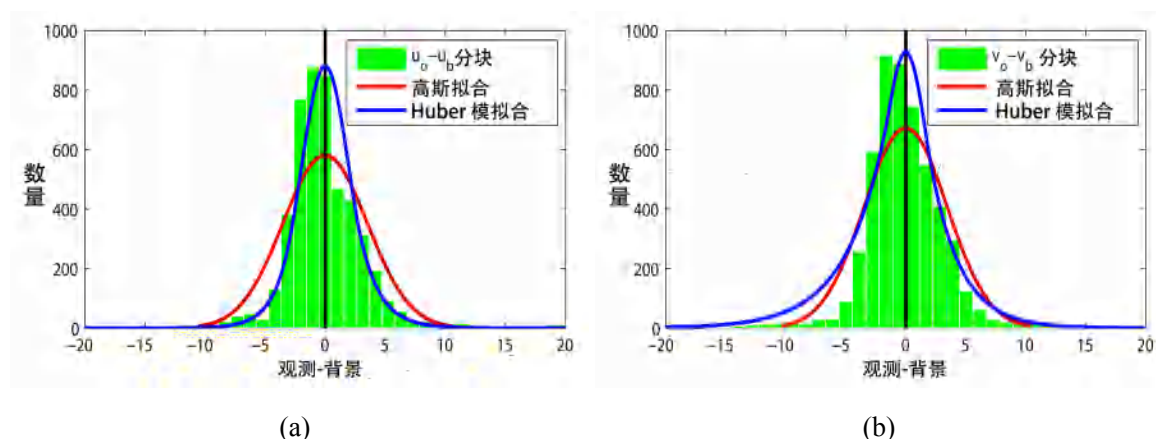


图 4.4 风场新息量（观测减去背景）分布及其高斯拟合曲线和 Huber 模拟合曲线。a) u 分量；b) v 分量。

4.2.3 观测资料权重调整

传统的高斯分布质量控制方案，对于满足质量控制条件 $(o-b)^2 < \alpha^2(\sigma_o^2 + \sigma_b^2)$ 的观测，将赋予等值的权重，也即观测资料对于同化的权重主要由观测误差来决定。对于基于 Huber 模的观测质量控制方案而言，一方面，它放宽了观测质量控制的限度，另外一方面，通过新的拟合函数来重新定义观测的权重。对于与背景场更接近的观测将会赋予更大的权重，与背景场背离较大的观测将赋予较小的权

重。通过这种方式，保证了即使观测与背景有较大的背离，仍能对最后的分析作出贡献，又避免了对分析场产生较大的冲击。

Lorenc 定义了单个观测的质量控制的代价函数^[33]：

$$J_O^{QC} = -\frac{1}{2} \ln(f(x)) = \rho(x) + \text{const} \quad (4.4)$$

对于单个观测所应该赋予的权重，是由该观测的代价函数 J_o^{QC} 与其在高斯假设下的质量控制代价函数的比值决定，即

$$W = \frac{J_o^{QC}}{J_o^{\text{Gaussian}}} \quad (4.5)$$

对于 Huber 模函数，当 $|x| < c$ (或者 $-c_L \leq x \leq c_R$) 时，有

$$W = \frac{2 \ln(\sigma_o \sqrt{2\pi}) + \left(\frac{y - h(x_b)}{\sigma_o} \right)^2}{2 \ln(\sigma_o \sqrt{2\pi}) + \left(\frac{y - h(x_b)}{\sigma_o} \right)^2} = 1 \quad (4.6)$$

当 $|x| > c$ (或 $x < -c_L$ 或 $> c_R$) 时，有

$$W = \frac{2 \ln(\sigma_o \sqrt{2\pi}) - \frac{c^2}{\sigma_o^2} + \frac{2c|y - h(x_b)|}{\sigma_o^2}}{2 \ln(\sigma_o \sqrt{2\pi}) + \left(\frac{y - h(x_b)}{\sigma_o} \right)^2} \quad (4.7)$$

因为 $|x| > c$ ，所以有

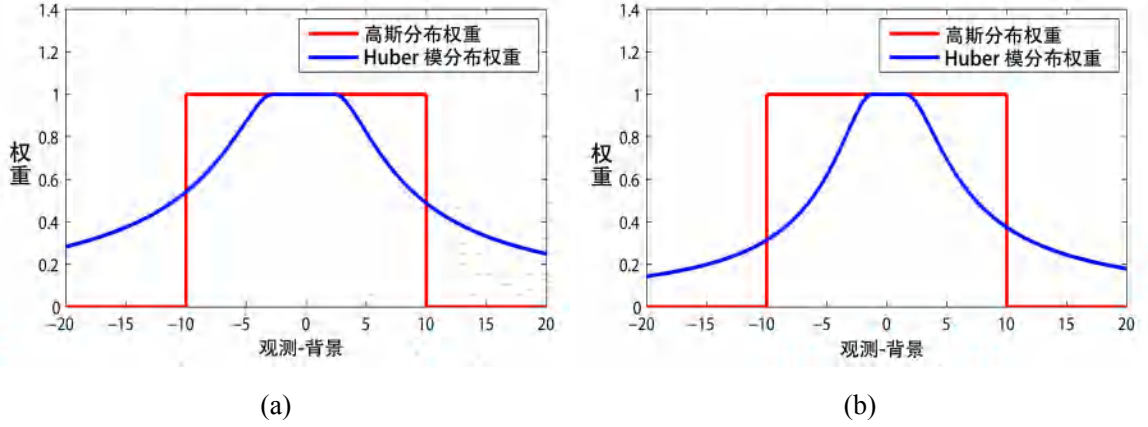
$$(c - |x|)^2 = c^2 - 2c|y - h(x_b)| + (y - h(x_b))^2 > 0 \quad (4.8)$$

也就是说

$$(y - h(x_b))^2 > -c^2 + 2c|y - h(x_b)| \quad (4.9)$$

所以此时必有 $W < 1$ ，也就是说，对于新息量落在转点外的观测，它将适当地降低观测的权重。

图4.5给出了观测权重随着新息量分布的示意图，其中红色线条表示的是传统高斯分布假设的质量控制权重分布，对于通过质量控制过程的观测，观测权重统一为 1，而超过截断阈值（这里阈值为 5 倍的观测误差，也就是 $10m \cdot s^{-1}$ ）的观测权重为 0。蓝色线条表示的是采用 Huber 模分布后的质量控制权重分布，对于新息量处于转点之间的观测，权重也为 1，转点两侧的观测的权重根据式4.5具体计算（对于 Huber 模质量控制方案，截断误差选择 10 倍的观测误差）。从图4.5(a)和图4.5(b)可以看到，除了 u, v 分量本身观测权重不一致以外，观测权重本身也是非对称分布的，这一点与高斯分布假设的观测权重统一赋值为 1 有很大的不同。

图 4.5 观测权重随新息量分布示意图。a) u 分量；b) v 分量。

4.3 自适应质量控制方案

4.3.1 观测新息量的组成成分

对于新息量 $y - h(x_b)$ 来说，决定它偏离程度大小的不仅是观测误差本身，还有来自模式预报的不确定性。为了更好地说明这一点，我们可以将观测误差分解为^[33]：

$$y = h(x) + \varepsilon^I + \varepsilon^R + \varepsilon^H \quad (4.10)$$

其中 h 为观测算子， x 在这里代表模式的真实状态量； ε^I 表示观测来源本身的仪器误差，对于散射计风观测而言，主要来源于散射计风的反演误差； ε^R 为代表性误差，主要由于模式空间无法解析观测空间的尺度信息导致； ε^H 为观测算子误差，即将模式状态量转换为观测量的过程中由于观测算子缺陷导致的误差。对于风场观测而言，由于模式变量与观测变量都为 u, v ，所以对于散射计风场观测而言，观测误差中占主要因素的为观测的代表性误差与仪器误差。由于散射计在高风观测条件存在观测饱和现象，因此，在强对流天气条件下，散射计风的观测误差要比统计的均值误差要大。而代表性误差是依赖于状态的和时间相关的^[122, 123]，并且在强对流天气条件下的影响不容忽视。

在观测误差与背景误差不相关的前提下，观测的新息量 $y - h(x_b)$ 可以看作是由下面几个部分组成：

$$(y - h(x_b))^2 = \sigma_b^2 + \sigma_o^2 = \sigma_b^2 + \sigma_{o,I}^2 + \sigma_{o,R}^2 + \sigma_{o,H}^2 \quad (4.11)$$

其中 σ_b^2 代表转换到观测空间的背景场误差方差，观测误差方差 σ_o^2 的分量 $\sigma_{o,I}^2, \sigma_{o,R}^2, \sigma_{o,H}^2$ 分别代表仪器误差、代表性误差和观测算子误差方差。对于散射计

风观测而言, $\sigma_{o,H}^2 = 0$, 因为不存在变量之间的转换。

4.3.2 自适应观测误差调整方案

对于同化系统而言, 观测的仪器误差和对应的背景误差是已知的, 以 WRF-DA 里面的散射计风场而言, 有 $\sigma_b^2 + \sigma_{o,I}^2 = 2m \cdot s^{-1}$ (背景误差根据具体的同化方案而定, 如采用集合预报产生的流依赖的背景误差方差,)。基于以上假设, Bonavita 针对下投式探空观测提出了一种基于新息量的观测误差调整自适应模型^[37], 来定义代表性误差和观测算子误差:

$$\begin{aligned} \sigma_{o,R}^2 + \sigma_{o,H}^2 &= 0, & \text{如果 } (y - h(x))^2 \leq \sigma_b^2 + \sigma_{o,I}^2 \\ \sigma_{o,R}^2 + \sigma_{o,H}^2 &= (y - h(x))^2 - (\sigma_b^2 + \sigma_{o,I}^2), & \text{如果 } (y - h(x))^2 > \sigma_b^2 + \sigma_{o,I}^2 \end{aligned} \quad (4.12)$$

上式相当于我们重新调整了观测误差的大小, 当新息量比预期的值 $\sigma_b^2 + \sigma_{o,I}^2$ 要大时, 我们适时地放大观测误差的值, 即

$$\bar{\sigma}_o^2 = \begin{cases} \sigma_{o,I}^2, & \text{如果 } (y - h(x))^2 \leq \sigma_b^2 + \sigma_{o,I}^2 \\ (y - h(x))^2 - \sigma_b^2, & \text{如果 } (y - h(x))^2 > \sigma_b^2 + \sigma_{o,I}^2 \end{cases} \quad (4.13)$$

$\bar{\sigma}_o^2$ 为自适应调整后的观测误差方差。此时, 观测的权重不再重新计算, 即就由观测误差的倒数决定。换算成等效权重 (即新的观测误差与高斯质量控制下观测的误差的比值), 如图4.6所示, 图中的绿线表示的是观测经过自适应观测误差调整后的等效权重, 权重为 1 的部分的阈值范围由 $\sigma_b^2 + \sigma_{o,I}^2$ 的值的大小来定, 对于强对流天气条件, 如果采用流依赖的背景误差方差, 这个阈值范围要比气候态条件下要大一些, 也即会有更多的观测具有较高的权重。相比 Huber 模方案的权重而言, 自适应方案的权重随着新息量值的增大而更快地衰减。这也保证了与背景偏离较大的观测 (无论背景误差是否低估) 具有更小的权重, 使之对分析值的影响进一步降低, 从而保证新息量过大的观测不会导致较大的分析增量, 减少观测对模式的冲击而破坏模式的物理平衡。此外, 它还能确保变分代价函数满足切线性假设条件 (泰勒展开条件), 保证极小化过程的稳定性。

4.4 同化结果比较

4.4.1 实验设置

本章实验所用到的观测数据来自 RSS (Remote Sensing Systems) 反演的 ASCAT 风产品^[124]。该产品按卫星扫描轨道来组织, 分辨率约为 25km。ASCAT 观测得到的风矢量单元的三个不同方向的后向散射系数通过 C-2015GMF^[125] 反演得到风速、风向产品。我们选择 2017 年的超强台风“奥鹿”作为数值模拟案

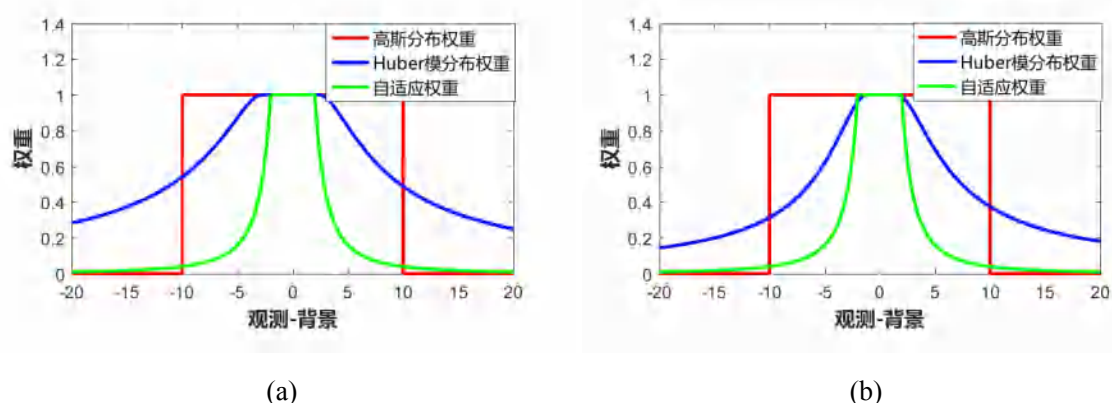


图 4.6 观测权重随新息量分布示意图。a) u 分量；b) v 分量。

例来对比变分同化与集合同化对于台风预报的影响，“奥鹿”于 2017 年 7 月 20 日产生于西北太平洋，于 7 月 23 日快速强化变为台风。变分同化借助同化系统 WRFDA 的三维变分框架，选择的网格分辨率大小为 25km，区域范围为 80×80 网格，垂直分层为 51 层。同化窗口根据已有的 ASCAT 观测到的台风风场的时刻来定，我们选择的同化时刻为 2017 年 7 月 25 日 2100UTC。对于变分同化，我们将 NCEP 2017 年 7 月 23 日 18 时的 FNL 再分析资料向前预报到同化时刻得到背景场，同化过后，将分析场再向前预报 24 小时，即预报到 2017 年 7 月 26 日 21 时，以验证同化对台风预报的影响。

同化的对照实验组如表 4.2 所示。控制实验是不加任何观测的预报，对照实验为基于 Huber 模的质量控制同化方案与基于自适应的质量控制同化方案。

表 4.2 同化对比实验设置

	同化方案	QC 方案	观测类型
1	控制实验	无 QC	无
2	基于 Huber 模的质量控制同化方案	Huber 模 QC	ASCAT 风场
3	基于自适应的质量控制同化方案	自适应 QC	ASCAT 风场

4.4.2 实验结果

图 4.7 给出了不同同化实验的分析风场。图 4.7(a) 为没有观测同化的风场背景场，图 4.7(b) 为基于 Huber 模的质量控制方案的分析风场，图 4.7(c) 为基于自适应的质量控制方案分析风场。可以看到同化以后，台风的涡旋结构有细微的调整。对于基于 Huber 模的质量控制同化的分析风场来说，台风西侧眼墙风场风速有所增强，东侧则有所减弱，台风外围风场也有所减弱。而对于基于自适应的质量控制同化的分析风场，台风西侧眼墙风速稍有减弱，东侧也稍有加强。

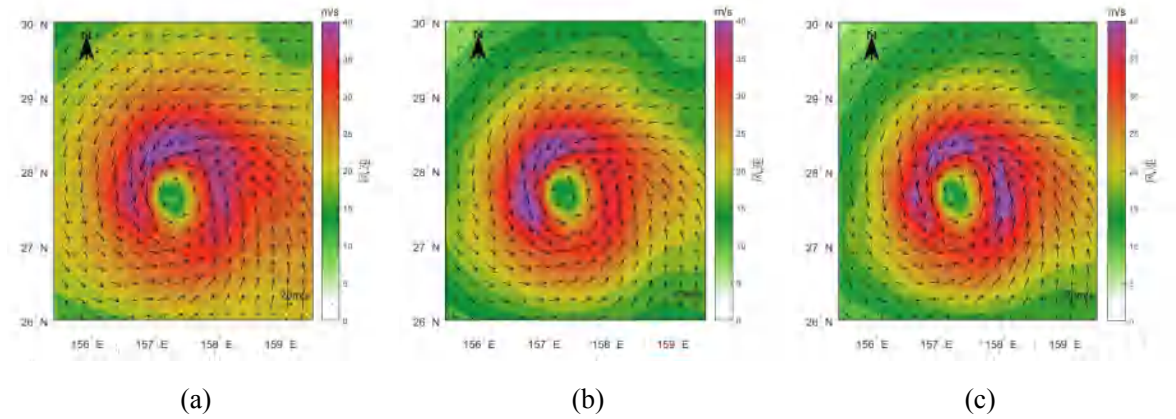


图 4.7 同化实验的分析风场对比。a) 控制实验的风场（背景场）；b) 基于 Huber 模的质量控制方案分析风场；c) 基于自适应的质量控制方案分析风场。

为了说明不同质量控制方案对权重调整之后，对分析增量的影响，我们对比了两种同化方案的风场分析增量场以及分析增量场的绝对值 ($S_{abs} = |S_{background} - S_{analysis}|$) 的绝对分析增量差值 ($\delta S = S_{abs}^{regular} - S_{abs}^{feature}$)，当 $\delta S > 0$ 时，表示自适应质量控制方案的分析增量要小，反之则相反。如图4.8所示，其中图4.8(a)与图4.8(b)分别给出了两种质量控制同化方案的风速分析增量场，图4.8(c)给出了两者分析增量的绝对值差值。可以看到，自适应质量控制方案相比 Huber 模质量控制方案，在台风中心及台风眼墙西侧的分析增量要低。这也说明了自适应控制方案能够有效地减少新息量较大的观测对模式的影响，特别是在台风中心区域，观测与背景有较大的偏离的地方。

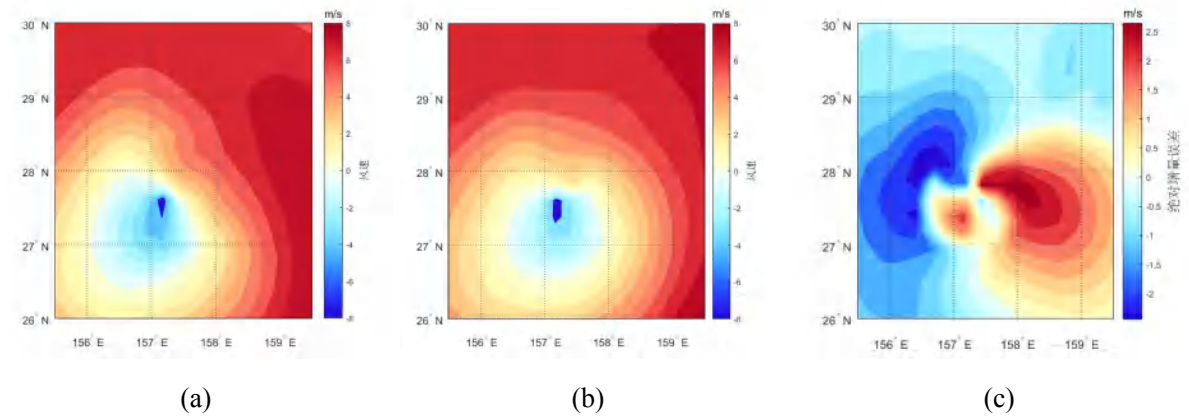


图 4.8 风速场分析增量。a) 基于 Huber 模的质量控制方案分析风场增量；b) 基于自适应的质量控制方案分析风场增量；c) 分析增量绝对误差。

图4.9(a)给出了不同同化实验的台风 24 小时预报路径和真实的台风路径，图4.9(b)给出了不同对照实验的路径误差。可以看到，在同化 ASCAT 风场资料以

后，都较好地改善了台风路径预报的结果。而基于自适应质量控制的同化实验，在 3 小时左右路径迅速向控制实验路径靠近，随后转向向观测靠拢，之后预报路径与基于 Huber 模的质量控制同化重合。

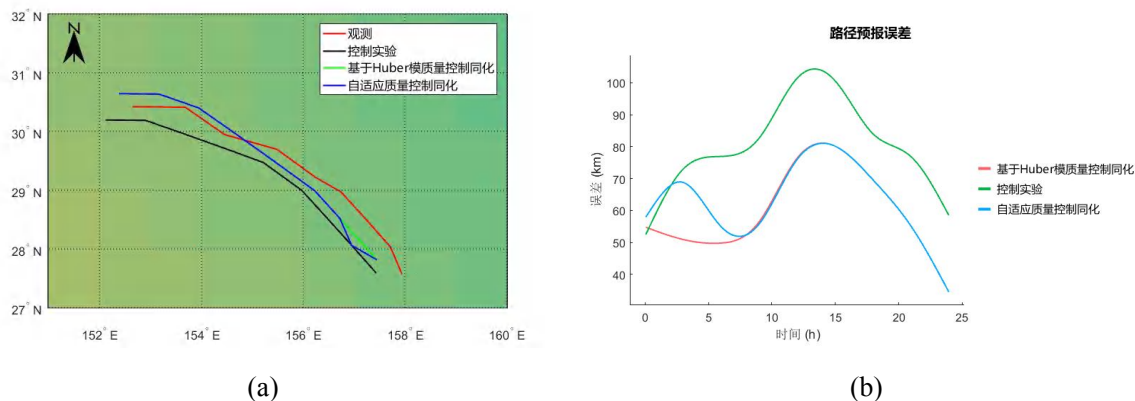


图 4.9 台风“奥鹿”的路径预报与路径预报误差结果对比。a) 路径预报；b) 路径预报误差。

图4.10给出了不同实验的台风强度（最大风速与最低气压）预报误差。同化 ASCAT 风场观测对于台风强度预报的改进也比较明显，而基于自适应质量控制的同化方案相比基于 Huber 模的质量控制同化方案，不仅具有更小的台风强度初始误差，而且整体上提高了台风最低气压和最大风速的预报精度。

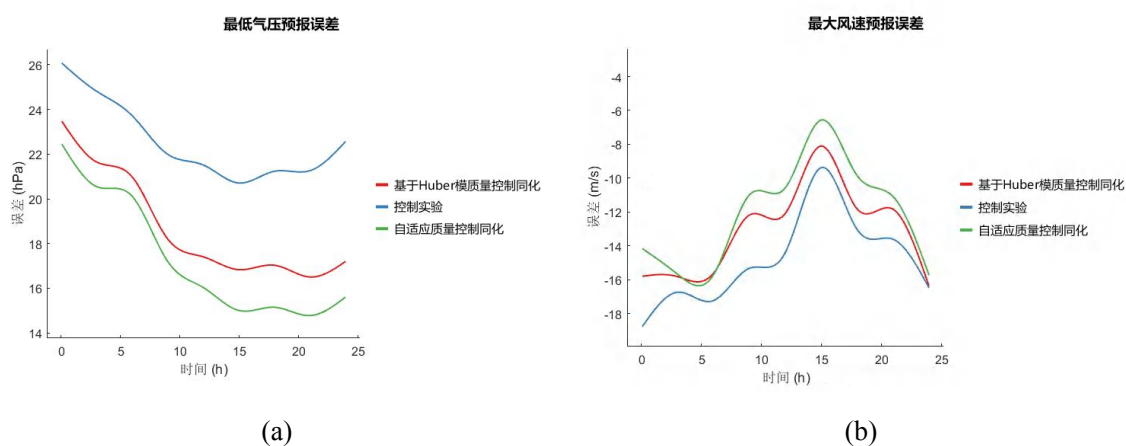


图 4.10 台风“奥鹿”的最低气压预报误差与最大风速预报误差结果对比。a) 最低气压预报误差；b) 最大风速预报误差。

4.5 本章小结

本章我们首先探讨了传统质量控制方案对于风矢量观测在 u, v 分量同化和风速风向同化下的不一致性，而这一点则主要是由于风观测 u, v 分量的观测误差独

立性假设不足造成的。另外一方面，我们探讨了在强对流天气条件下，由于传统的质量控制方案的局限，导致大部分关键区域的观测被剔除。对此，我们分别引入了基于 Huber 模的质量控制方案和自适应的质量控制方案。两种方法均能有效地将与背景场偏离较大的观测接入同化系统，并能确保新息量较大的观测不会对模式造成较大的冲击，且确保极小化过程的稳定性。而自适应的质量控制方案依据观测误差组成成分假设，直接对新息量过大的观测的观测误差进行调整，相比基于 Huber 模的质量控制而言，它能确保有效观测保有较高的权重，而对于新息量较大的观测赋予较大的观测误差，进一步降低这一部分观测对模式的影响，减少对模式的冲击，尽可能地避免破坏模式的物理平衡，同化实验的结果也很好地展示了自适应质量控制方法的优势。

第五章 基于 Hybrid 的台风强对流天气风资料同化

变分方法对于卫星遥感观测的同化而言具有明显的优势，且可以在同化的代价函数中引入平衡约束。但是对于台风强对流天气条件下的资料同化而言，和一般天气条件下的资料同化相比，存在大量高度非线性的小尺度物理过程。由于模式物理过程描述的不准确，导致在强对流天气下模式的误差迅速演变。而变分方法，特别是三维变分同化的背景误差协方差缺乏流依赖性，导致了对模式背景场误差的低估。这对同化会造成三个方面的影响：第一，变坏的第一初值场本身会影响分析场的质量；第二，低估的背景误差会影响同化质量控制的过程，即降低了实际的质量控制的阈值限制，会导致一部分有效观测，特别是台风强对流区的观测被剔除；第三，低估的背景误差协方差还会影响同化极小化的过程，使得背景场的权重被高估，观测对分析的影响被降低。集合同化通过一组预报的集合能够很好地表现流依赖的背景误差协方差信息，且集合预报的平均场在一定程度上减小背景场非线性物理过程演变的误差。但是集合同化也存在欠采样和计算代价过大等问题。

本章针对区域台风强对流天气过程，基于变分同化下的 WRFDA 框架和以集合卡尔曼滤波为基础的 DART 平台，设计实现了基于 ETKF-3DVAR 混合的台风强对流天气风资料同化系统。同化结果表明，混合同化很好地结合两种同化方法的优势，极好地改善了台风强对流天气过程分析场的质量和预报技巧。

5.1 变分同化框架

变分方法能很好地接纳各种类型的观测，特别是遥感观测，例如卫星和雷达观测。它将不同时刻、不同地区、不同性质的气象观测资料作为一个整体同时进行考虑，从而使分析场满足协调性要求。在过去的几十年中，业务化 NWP 模式主要采用三维变化或四维变分资料同化方法^[126-130]。变分资料同化利用最优控制原理，通过调整控制变量，将资料处理问题描述为动力模式约束下的极小化问题，通过最小化变分代价函数（分析场与背景场，分析场与观测的差异）来得到分析值。

在数学上，变分方法旨在通过最小化代价函数 J 来得到同时满足动态平衡和统计约束的状态分析：

$$J = J_b + J_o + J_c = \frac{1}{2}(x^a - x^b)^T \mathbf{B}^{-1}(x^a - x^b) \quad (5.1)$$

$$+ \frac{1}{2} \sum_{k=0}^K [H_k M_k(x^a) - y_k^o]^T \mathbf{R}^{-1} [H_k M_k(x^a) - y_k^o] + J_c \quad (5.2)$$

其中 J_b , J_o , J_c 分别为背景场, 观测和惩罚项的代价函数, 下标 k 表示在观测窗口内的分析时次。在 J_b 项中, x^a 为初始时刻的分析值, x^b 是初始时刻内的背景场, \mathbf{B} 为相应时刻的背景误差协方差矩阵。对于 J_o , H_k 为非线性观测算子, M_k 为非线性模式, \mathbf{R} 为观测误差协方差矩阵, y_k^o 为 k 时次同化窗口内的观测。 J_c 项通过引入数值滤波来消除分析场中的高频项。4DVAR 和 3DVAR 之间的区别在于 4DVAR 采用多个不同时间窗口的观测进行代价函数 J 的最小化, 而 3DVAR 仅同化一个固定的时刻即分析时刻的观测, 也即代价函数式中 $k = 0$ 。

在实际应用中, 一般采用增量方法进行代价函数极小化^[128], 等式5.1可以重写为:

$$J = \frac{1}{2} \delta x^T \mathbf{B}^{-1} \delta x + \frac{1}{2} \sum_{k=0}^K (\mathbf{H}_k \mathbf{M}_k \delta x - d_k)^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{H}_k \mathbf{M}_k \delta x - d_k) + J_c \quad (5.3)$$

其中 $\delta x = x^a - x^b$ 为初始时刻的分析增量, \mathbf{H}_k 与 \mathbf{M}_k 分别为观测算子与模式的切线性, $d_k = y_k^o - H_k M_k(x^b)$ 为观测空间第 k 时刻的新息量。增量方案使得同化的内循环可以使用简化的或低维的线性模式进行极小化, 对于业务同化系统来说, 可以大大增加计算的效率。此外, 多个外循环可以从某种程度上克服非线性问题对复杂物理参数化的影响^[131]。

变分方法其中一个重要的问题是必须为模式变量定义一个符合实际的和下定背景误差协方差矩阵, 其隐含地决定了观测资料在分析中的权重。背景误差协方差矩阵 \mathbf{B} 的好坏, 对于同化的结果有着重要的影响。实际上, 背景误差协方差在同化时间内应该随着多变量和多尺度相关性的演变而发生变化, 也就是所谓的流依赖性。但是大多数变分同化中的 \mathbf{B} 矩阵是基于气候态统计得到的, 通常使用所谓的“NMC 方法”^[132]。因为大气状态真值无法得到, 基于 NMC 的 \mathbf{B} 方法前提是假设背景误差统计量可以通过预报差异的平均来近似, 一般用同一时刻的具有不同预报时效的两个预报场的差值作为背景误差的替代。例如, 取 24 小时和 12 小时预报差异的一个月的平均值来统计 12 小时预报的背景误差协方差^[133], 如下式所示:

$$\mathbf{B} = (x^b - x^t)(x^b - x^t)^T = \epsilon \bar{\epsilon}^T \approx [(x^f(24h) - x^f(12h))][\bar{(x^f(24h) - x^f(12h))}]^T \quad (5.4)$$

其中 x^b , x^t 和 x^f 分别代表背景场, 真实场和预报场。这种方法对稳定性系统的模式演进的背景误差协方差能够进行很好的近似, 当系统的非线性很强时, 如台风天气等强对流过程, 通过这种方法统计得到的结果与真实情况往往会有很大的偏差。在 4DVar 中, 背景场误差协方差只在一个分析步的时间窗口内存在一定的流依赖, 并且通过弱约束的方式引入模式误差, 但都无法真正意义上的提供流依

赖的背景场和模式误差协方差估计^[46]。

5.1.1 变分同化的优势

变分同化方法的优势主要体现在：

- 1) 变分方法对于卫星遥感观测的同化有着明显的优势，它可以不进行反演而直接对卫星观测的原始观测量进行同化，这样可以避免由于观测反演引入一些额外的观测误差和相关性。
- 2) 变分方法可以对所有观测同时进行同化。
- 3) 异步数据可以在变分同化的时间窗口内被同化。如在 4DVAR 中，可以引入多个时间步观测，或者也可以通过“快速更新”的 3DVAR 技术来实现。
- 4) 变分方法可以在同化的代价函数中引入平衡的约束项。对于 4DVAR 中，还引入了模式的隐式平衡。

5.1.2 变分同化的局限性

虽然变分同化有很多优势，但也存在一定局限。变分方法的有效性建立在大量的假设前提下。首先，由于背景场和观测都存在误差，作为同化系统的输入，分析场质量的好坏关键取决于背景场和观测误差定义的准确程度。其次，变分方法可以引入线性化后的物理过程，但实际上 NWP 系统中的误差演化可能是高度非线性的，对于对流尺度或热带地区的一些高度非线性天气过程，变分方法的效果可能并不理想。3DVAR 的背景误差协方差缺乏流依赖性，具有固定的、均匀的各向同性的属性，难以满足实际大气运动状态预报误差分布随时间变化的性质。4DVAR 虽然在一个周期的同化窗口内隐含流依赖性，但 4DVAR 计算代价昂贵，此外，由于需要模式和观测算子的切线性和伴随，代码编写和维护十分复杂。

5.1.3 WRFDA 平台介绍

WRFDA 是美国 NCAR 基于 WRF 模式的一个开源的资料同化系统，可以在多种平台上编译运行，被广泛应用于科研与教学中。WRFDA 集成了多种同化方案，包括：三维变分、四维变分、集合同化和混合同化等。它可以同化多种常规观测、雷达反射率资料、卫星风场、卫星辐射率资料和降水资料等等。WRFDA 同化系统一个完整的同化过程如图 5.1 所示，图中方块表示预报场处理相关模块，带阴影方块表示 WRFDA 的功能模块，椭圆表示同化过程中的输入或输出。

图中输入输出参数的含义如下：

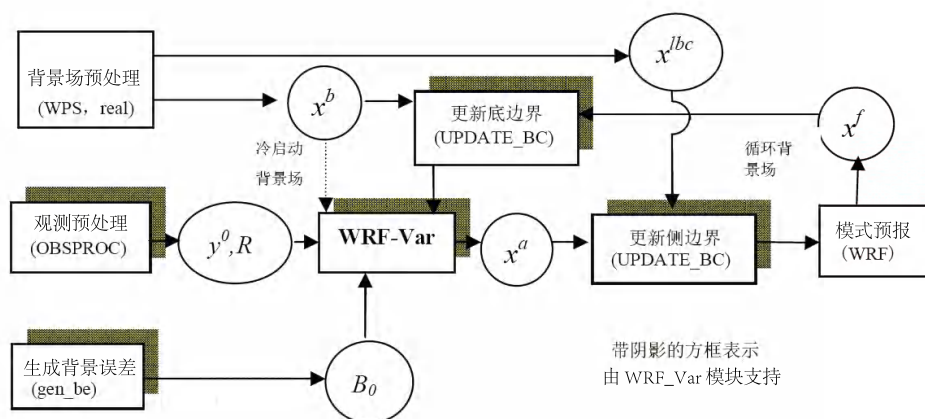


图 5.1 WRFDA 同化过程流程

x^b : 从 WRF 模式预报或从 (WPS, real) 模块预处理输出的背景场;

x^{lbc} : 从 (WPS, real) 模块预处理输出的边界条件;

x^a : WRFDA 同化系统计算计算输出的分析值;

x^f : WRF 模式预报输出;

y^o : 经 (OBSPROC) 模块预处理得到的观测;

B_0 : 由 (gen_be) 模块统计生成的背景场误差协方差矩阵;

R : 观测误差和代表性误差矩阵。

图中各模块的功能如下:

- 1) 背景场预处理: WPS (WRF Preprocessing System) 是 WRF 的前处理模块, 为 *real* 程序提供输入, 它由三个子程序组成: *geogrid* *ungrid* *metgrid*。其中 *geogrid* 用来定义模式区域并将静态的地形数据插值到模式网格点; *ungrid* 提取输入的 GRIB 格式数据 (例如 FNL 再分析数据) 中的气象要素; *metgrid* 则将 *ungrid* 提取出的气象要素水平插值到 *geogrid* 定义的网格中。*real* 程序对 WPS 处理后的数据进行进一步处理并计算模式的边界条件。最终将输入的 GRIB 格式的文件转换为 WRFDA 能够处理的 *nc* 格式的文件。
- 2) 观测预处理: OBSPROC 是 WRFDA 的观测处理模块, 主要用来筛选同化时间窗口和空间区域内的观测, 剔除在时间和空间上重复的观测, 提取观赏的高度层信息, 给观测赋予观测误差。将 *littler* 或 *bufr* 格式的文件转换为 WRFDA 能处理的 ASCII 格式文件。

- 3) 生成背景误差: WRFDA 里面有两种背景误差方案, 一种是气候态统计的全球背景误差协方差 (CV5), 另外一种是通过 *gen_be* 模块采用 NMC 方法统计得到的针对区域的背景误差协方差 (CV3)。
- 4) 同化计算: 结合观测, 背景场, 观测误差协方差与背景误差协方差矩阵, 通过对变分代价函数极小化计算得到分析场, 也就是下一个预报场的初始场。
- 5) 更新边界条件: 在得到分析场后, 进行下一次预报前, 都需要通过 *UPDATE_BC* 模块对边界条件进行更新。
- 6) 预报: 在得到初始场后, 通过 WRF 模式向前进行预报积分。

5.2 集合卡尔曼滤波框架

和变分同化方法不同, EnKF 不需要显式定义背景误差协方差, 它使用短期预报的集合来估计流依赖的背景误差协方差。EnKF 还能生成一系列集合分析成员, 这些分析成员中包含分析误差相关信息, 并可以循环到未来的分析时刻。EnKF 不需要模式和观测算子的切线性或伴随, 因此大大降低了同化系统开发的难度, 易于实现, 使之成为变分同化方法的流行替代方案。EnKF 最早业务化应用于加拿大环境部^[134, 135]。EnKF 理论基于线性递归估计, 在假设噪声过程是无偏的前提下, 通过最小二乘方法产生最小无偏方差估计。与扩展卡尔曼滤波一样, EnKF 有两个基本步骤: 预报步和分析步。

在预报步中, 状态向量 x 和与之对应的流依赖的不确定性矩阵 \mathbf{P}^f 通过非线性模式 M 和其切线性模式 \mathbf{M} 从时间 $k-1$ 到时间 k 进行演变:

$$x_k^f = M(x_{k-1}^a) \quad (5.5)$$

$$\mathbf{P}_k^f = \mathbf{M}\mathbf{P}_{k-1}^a\mathbf{M}^T + \mathbf{Q} \quad (5.6)$$

其中下标 f 和 a 分别表示预报量 (先验) 和分析量 (后验), \mathbf{Q} 代表模式误差协方差矩阵。不确定性矩阵 \mathbf{P}^f 对应于变分同化中的背景误差协方差矩阵 \mathbf{B} 。

在第 k 步分析步中, 有

$$x_k^a = x_k^f + \mathbf{K}_k d_k \quad (5.7)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_k^a &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^f (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k)^T + \mathbf{K}_k \mathbf{O} \mathbf{K}_k^T \\ &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^f \end{aligned} \quad (5.8)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^f \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^f \mathbf{H}_k^T + \mathbf{O})^{-1} \quad (5.9)$$

其中 d_k 为新息向量, \mathbf{K} 为卡尔曼增益矩阵, 用来平衡观测和背景场之间的权重, 并通过引入空间和多元相关性来扩展其影响, 以获得最小方差的分析场。由于 NWP 模式的高度非线性, 并且它的计算规模通常能达到 $10^6 10^8$ 的量级, 因此, 卡尔曼滤波难以解决实际的大气资料同化问题。此外, 它仍就需要模式的切线性和伴随。

Evensen 在 1994 年最先提出通过一组短期预报的集合来近似估计背景场误差协方差矩阵^[136], 形式如下:

$$\mathbf{P}^f \approx \epsilon^f (\bar{\epsilon}^f)^T = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i^f - \bar{x}^f)(x_i^f - \bar{x}^f)^T \quad (5.10)$$

其中 $\epsilon^f = x^f - \bar{x}^f$ 为集合成员扰动 (集合成员与集合平均的差), N 为集合预报成员的总数, \bar{x}^f 是集合平均, x_i^f 表示第 i 个集合成员。当误差是线性增长并且集合成员的数目接近于无穷大时, EnKF 等效于扩展卡尔曼滤波。

EnKF 方法的优势是显而易见的, 主要包括: (i) 流依赖背景误差协方差信息可以通过相对较低维度的 \mathbf{P}^f 矩阵显示地表示; (ii) 可以直接使用非线性的模式和观测算子; (iii) 不再需要切线性和伴随模式, 这也是同化系统代码实现比较困难的部分; (iv) 可以提供集合分析和流依赖的不确定性估计, 而不是变分方法中的确定性分析; (v) 集合预报可以通过 EnKF 集合分析轻松进行初始化。但是通过数量有限的集合成员来近似表示背景场误差协方差也会造成一定的问题, 主要表现在以下两个方面:

- 1) 在 EnKF 方法中, 分析误差往往被低估, 对于 \mathbf{P}^a , 我们可以改写为:

$$\mathbf{P}^a \approx \epsilon^a (\bar{\epsilon}^a)^T = (\mathbf{I} - \mathbf{KH}) \mathbf{P}^f (\mathbf{I} - \mathbf{KH})^T \quad (5.11)$$

其中 ϵ^a 为更新后的集合扰动, 相对于等式 5.7 中, 式 5.11 省略了正项 \mathbf{KOK}^T , 也就是说, 上式中分析误差被低估了。因为分析偏离了真实值, 导致背景误差协方差在下一个预报步中被错估, 进而导致后续同化循环周期中集合的离散度 (即集合的方差) 收缩, 这种现象被称之为“滤波发散”。此外, 模式误差 \mathbf{Q} 的不确定性可能是导致预报步中背景误差协方差低估的另一个来源。为了避免这种问题, 衍生了一些基于集合卡尔曼滤波新方法。例如, 基于观测序列扰动的 EnKF^[137], 基于平行采样的“双” EnKF^[138], 不进行观测扰动的集合平方根滤波^[139], 基于奇异向量分解 (SVD) 的集合调整卡尔曼滤波^[140] 和集合变换卡尔曼滤波^[141]。对背景误差协方差进行膨胀来弥补低估造成的影响也是一种被广泛采用的方案^[48, 142, 143]。

- 2) 有限的集合成员可能会导致统计得到的背景误差协方差有较大的采样误差,

采样误差具体表现为变量之间的伪相关和造成背景误差被低估^[139]。对背景误差协方差进行局地化是减少采用样误差的有效方法。具体做法是将基于集合成员统计得到的背景误差协方差矩阵的每一个元素与一个距离相关的高斯函数相乘，该函数定义了一个与观测位置相关的影响半径，以消除长距离相关。

5.2.1 集合同化的优势

集合卡尔曼滤波是卡尔曼滤波方法的一种近似方案，它通过一组预报的集合来获取背景误差协方差信息。这种近似方案有几个方面的优势：

- 1) 背景误差协方差具有流依赖性，和气候态的背景误差协方差相比，它能更好地刻画一些快速变化天气过程的误差特性。
- 2) 对于非线性模式或观测算子，无需额外的切线性或伴随模式，降低了系统开发的难度。
- 3) 从贝叶斯统计理论出发，集合均值本身就是最小方差的最优估计。
- 4) 它不仅提供了对状态的最优估计，还提供了相应的流依赖的背景误差协方差信息；此外，它可以与集合预报无缝耦合，更方便地计算模式误差。
- 5) 背景误差协方差矩阵是从集合成员采样而来，避免了代价高昂的矩阵运算。
- 6) 集合成员的产生和更新可以同时进行，易于并行化^[144-146]。

5.2.2 集合同化的局限性

EnKF 也有一定的局限性，主要表现在。

- 1) EnKF 的结果高度依赖于集合成员的质量和第一次猜值场的好坏，以及由采样不足造成的一系列问题（见第5.2节）。
- 2) 非线性系统相关的概率分布通常是非高斯的，而卡尔曼滤波方法是基于高斯假设。
- 3) EnKF 需要顺序处理观测资料，计算代价会随着观测的数量呈线性生长。

5.2.3 DART 平台介绍

DART(Data Assimilation Research Testbed) 是由 NCAR 的资料同化研究部 (Data Assimilation Research Section, DAREs) 开发和维护的一个资料同化研究平台, 它采用模块化设计理念, 提供了大量模式 (包括简单模式和高阶模式) 的接口和多种集合资料同化方案。既能用理想模式进行同化试验, 又能用高阶模式同化真实观测, 还能根据需要扩展自己的模式, 接入新类型的观测, 开发自己的同化方法。

图5.2给出了 DART 同化流程示意图 (从上至下, 顺时针方向)。同化流程通过观测和 Fortran 参数表来驱动, 通过一个叫“filter”的可执行程序来读取参数表、初始集合状态场和一个包含观测的文件, 然后执行同化过程, 之后再根据参数表设置来决定后续的执行过程 (是否进行模式向前积分或者循环同化)。DART 通过 “dart_to_model” 子程序将同化后的状态向量场格式转换为模式可以识别的格式, 通过参数表设置决定模式是否向前积分, 再通过子程序 “model_to_dart” 将模式状态向量转换为 “filter” 程序可识别的格式。如果达到循环同化终止的条件, DART 会输出一系列重载资料 (方便同化流程再启动) 和相应的诊断文件, 诊断文件详细记录了每一步同化前和同化后观测空间的相关信息, 并记录了观测位置相应的模式状态量的集合平均和集散度。

5.3 基于 Hybrid 的台风强对流天气风资料同化系统设计

5.3.1 基于 ETKF-3DVAR 的 Hybrid 同化框架

变分方法由于使用气候态、各向同性背景误差协方差, 难以满足实际大气运动状态预报误差分布随时间变化的性质, 所以有学者将短期集合预报统计得到的基于流依赖的背景误差协方差引入到变分同化当中。研究表明, 将集合预报统计得到的背景误差协方差引入 3DVAR, 能改善变分同化的效果^[147, 148], 这种同化方法又叫集合-变分混合资料同化。该方案能较好地克服变分同化和集合同化的缺陷, 发挥两种方案各自的优势。

基于 ETKF-3DVAR 的混合同化方案的数学公式在 Wang (2008) ^[149] 中有详细描述。我们在这里仅简要介绍一下。混合同化的最终分析增量 δx 是两部分分量的总和,

$$\delta x = \delta x_1 + \sum_{k=1}^K (a_k \circ x_k^e)$$

其中 δx_1 是和 3DVAR 气候态背景误差协方差相关的分析增量, 等式右边第二项

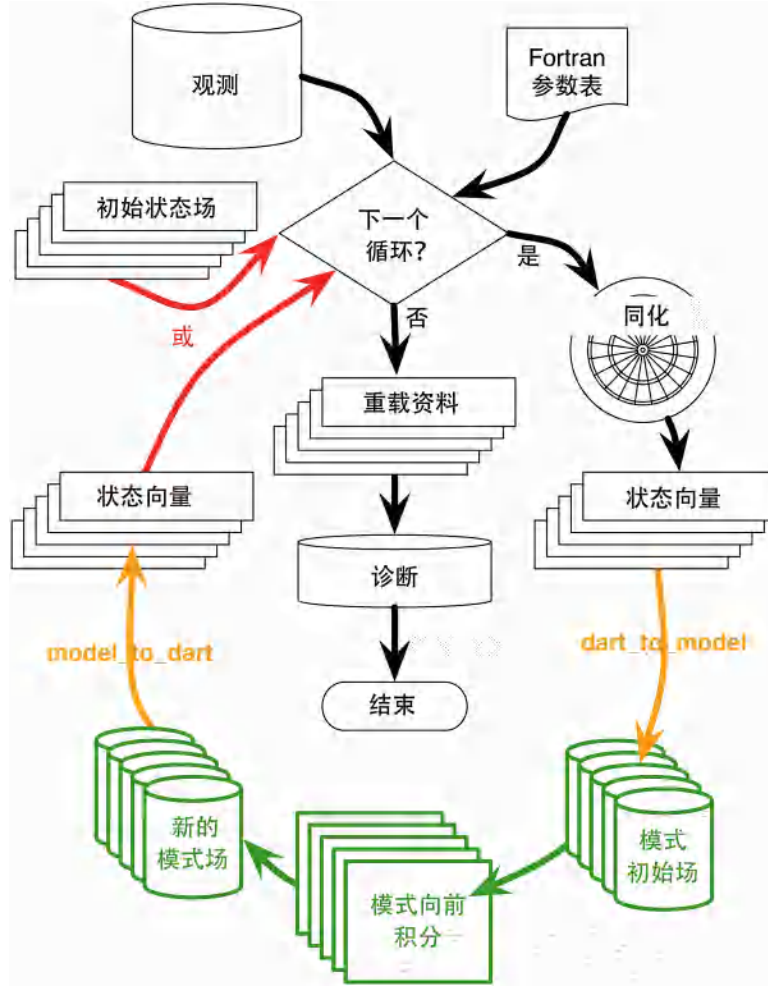


图 5.2 DART 同化流程示意图

是具有流依赖的误差协方差相关的分析增量。 a_k 为第 k 个集合成员的扩展控制变量向量，符号 \circ 为 a_k 和 x_k^e 的舒尔积， x_k^e 为第 k 个集合成员经 $\sqrt{K-1}$ 归一化后的扰动向量， K 为集合成员的数目：

$$x_k^e = (x_k - \bar{x}) / \sqrt{K-1} \quad (5.12)$$

x_k 代表第 k 个集合预报成员， \bar{x} 为 K 个集合成员的平均。

通过对下面的代价函数进行极小化，得到最后的分析 δx ：

$$J(\delta x) = \beta_1 \cdot J_s(\delta x_1) + \beta_2 \cdot J_e(a) + J_o(\delta x), \quad (5.13)$$

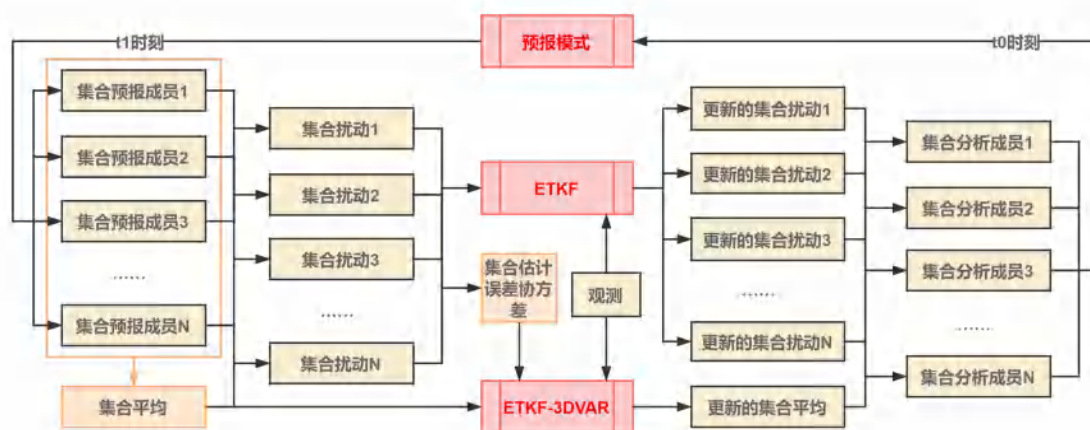
$$= \beta_1 \cdot \frac{1}{2} \delta x_1^T \mathbf{B}^{-1} \delta x_1 + \beta_2 \cdot \frac{1}{2} a^T \mathbf{A}^{-1} a \quad (5.14)$$

$$+ \frac{1}{2} (\mathbf{H} \delta x - d)^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{H} \delta x - d), \quad (5.15)$$

和 3DVAR 的代价函数不同的是，混合同化中的背景代价函数项 J_b 被 J_s 和 J_e 项的加权所替代，其中 β_1 和 β_2 分别代表气候态背景误差协方差项和具有流依赖特

$$\frac{1}{\beta_1} + \frac{1}{\beta_2} = 1 \quad (5.16)$$

观测项代价函数 J_o 中, $d = y - H(x^b)$ 为新息向量, y 观测向量。对于混合资料同化, 背景场 x^b 来自集合成员的均值; H 为非线性观测算子, \mathbf{H} 是 H 切线性, \mathbf{R} 观测误差协方差矩阵。



我们从上一分析时刻得到集合分析向前预报得到当前时刻的集合预报成员，那么混合同化循环主要步骤为：

5.3.2 混合资料同化系统设计

本节针对台风强对流天气卫星风资料同化，设计并实现了一套完整的混合资料同化系统，包括观测资料预处理、集合预报、同化、诊断和可视化一套完整的流程。如图5.4所示，平行四边形表示数据流，长方形表示可执行程序或处理流程。其中绿色部分表示本文设计实现的处理流程，红色部分表示 WRF 或 WRFDA 自带的处理程序或流程，蓝色部分表示 DART 平台自带的处理流程。

完整的处理流程介绍如下：

- 1) 观测资料预处理：对于不同来源的卫星风场观测（如 ASCAT 散射计风场、SAR 风场），一般为 nc 格式的文件，需要先对观测资料进行解码，转换成方便处理的格式。由于不同来源的风场观测，存储的数据变量有所不同，有的是按风速、风向的数据来存储，有的是以风分量的形式来存储，最终输出的时候需要转换为风速、风向的形式进行存储。有的风向起算点与同化系统的风向起算点不一致，WRFDA 同化系统的风向是以正北方向为起算点，RSS 的 ASCAT 散射计风资料的风向是以正南方向为起算点，存储进需要统一转换为正北方向为起算点。为了方便计算和可视化，风场资料的稀疏化（常规稀疏化、特征稀疏化、基于特征盒的超观测）采用离线的方式进行。经稀疏化后的风场观测需要再经过程序 HDF_LITTLER 的处理，转换为 WRFDA 的标准观测资料文件格式，并给观测指定观测误差。之后，WRFDA 的子程序 obsproc.exe 根据模拟的区域，同化的时间窗来筛选落在模拟区域和时间窗的观测，最后生成一个 ob.ascii 的观测资料文件。
- 2) 产生集合预报成员：同化所需要的背景场来自 NCEP 的 FNL 资料，先经过 WPS 的预处理得到模式预报的初始场。然后，我们借助 DART 平台，对模式初始场添加扰动并预报到同化时刻，生成一系列的集合预报成员。WRFDA 中的 gen_be_ensmean.exe 子程序用来计算集合预报成员的集合平均和集合方差，利用子程序 gen_be_ep2.exe 来计算集合扰动。
- 3) 同化计算：WRFDA 里面质量控制是集成在同化计算过程中的，需要注意的是，原始 WRFDA 里面在进行质量控制时，对于特定的观测，采用的是指定的质量控制阈值 $\sqrt{\sigma_o^2 + \sigma_b^2}$ ，由于引入了集合预报成员生成的流依赖的背景误差方差，需要根据集合方差来修改质量控制阈值。此外，自适应的质量控制方案也是在这里实现。通过质量控制的观测，集合预报的产生的集合方差，集合平均（这里作为同化的背景场），集合扰动，以及气候态的背景误差协方差文件 be.dat，作为程序 da_wrfvar.exe 的输入，进行同化计算，最终

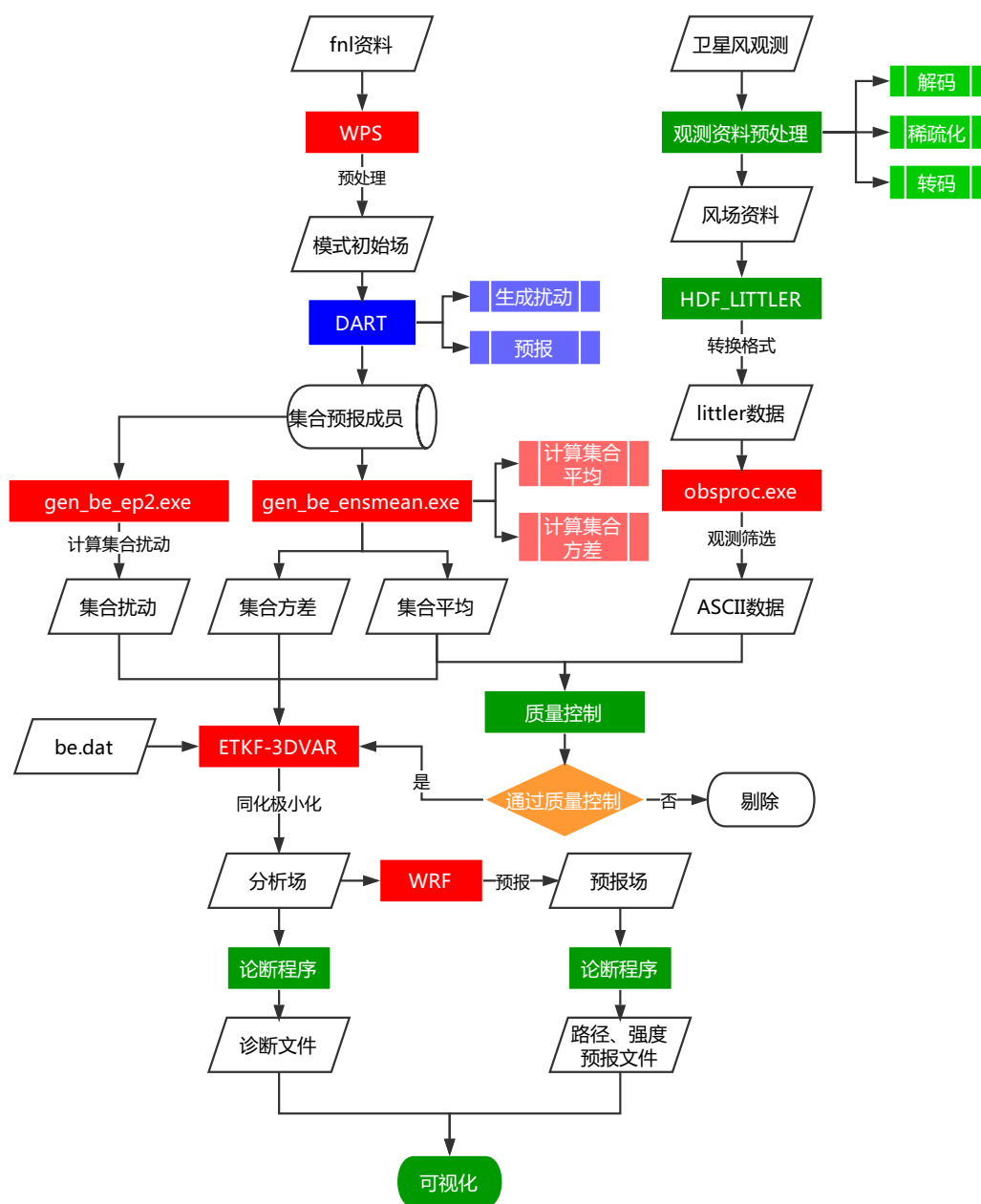


图 5.4 基于 Hybrid 的台风强对流天气风资料同化系统框架

得到分析场文件 `wrfvar_out`。

- 4) 诊断：诊断过程主要分为两种，一是对同化后的输出文件进行诊断，计算分析误差、分析残差等；二是对同化后预报场的输出文件进行诊断，针对台风强对流天气过程，主要用于计算台风的路径预报、强度预报数据。
- 5) 可视化：主要用于将诊断的文件进行合适的可视化，方便人员分析。如文章中实验分析中的各种图示：分析场、分析误差场、分析残差场、散点图、路径预报和强度预报图等。

5.4 同化结果比较

5.4.1 实验设置

本章我们仍就以 2017 年的超强台风“奥鹿”作为数值模拟案例，其中变分同化的实验设置与第 4 章一样，但是采用的是常规的高斯假设质量控制方案。对于集合同化，我们借助 DART 平台上较为成熟的 EAKF（集合调整卡尔曼滤波）方案。我们设定集合成员的个数为 40，将 2017 年 7 月 23 日 18 时的 FNL 再分析资料加扰动预报到同化时刻，得到 40 个集合预报成员和先验的集合平均（EAKF 中的集合平均采用的是与集合成员平均最相近的那个集合成员，使之具有模式协调性），然后通过 EAKF 将先验的集合平均和集合扰动进行更新，得到后验的集合平均和每一个集合成员的更新，更新后，将后验的集合平均和集合更新成员向前预报 24 小时，得到 40 个预报轨迹和一条集合平均的预报轨迹。混合同化所需要的集合预报成员，我们直接调用 DART 生成的 40 个集合成员，WRFDA 对应的混合同化参数表设置为 `ensdim_alpha=40`。混合同化使用的背景场为集合预报成员的平均，对于混合同化中两种背景误差协方差权重的配置，根据上一节集合同化的结果，我们适当增强变分框架下的约束，也即适当降低流依赖背景误差协方差的权重，在这里，我们设置 $\beta_2 = 6$ ，对应参数表设置为 `je_factor=6`。混合同化其它参数表使用默认值，同化相关的其它参数项设置与 WRFDA-3DAVR 同化方案保持一致。同化过后，将分析场再向前预报 24 小时，得到台风的路径预报与强度预报。

```
1 &wrfvar7
2 je_factor = 6.0
3 /
4 &wrfvar16
5 ensdim_alpha = 40
6 alphacv_method = 2
7 alpha_corr_type=3
8 alpha_corr_scale = 1500.0
```



```

9  alpha_std_dev=1.000
10 /

```

参数表各参数解释如下:

- 1) **je_Faktor**: 集合背景误差协方差权重因子, 对应的气候态背景误差协方差权重因子为 $jb_factor = je_factor / (je_factor - 1)$ 。
- 2) **ensdim_alpha**: 集合成员的个数。
- 3) **alphacv_method**: 1= 在控制变量空间扰动 (ψ , χ_u , t_u , rh , ps_u); 2= 在模式空间扰动 (u , v , t , q , ps), 默认值为 2。
- 4) **alpha_corr_type**: 相关性函数, 1= 指数型; 2=SOAR; 3= 高斯型, 默认值为 3。
- 5) **alpha_corr_scale**: 背景误差协方差局地化尺度, 单位为 km, 默认值为 1500。
- 6) **alpha_std_dev**: α 标准差, 默认值为 3。

5.4.2 实验结果

图5.5给出了不同同化方案初始背景场, 图5.5(a)是由 FNL 再分析资料不加扰动直接预报得到初始背景场, 图5.5(b)是由 FNL 再分析资料加扰动向前预报得到的 40 个集合预报成员的集合平均场最相近的那个集合成员。图中红色圆点表示的是背景场台风中心位置, 图5.5(a)中台风中心位置为 $[157.44^\circ E, 27.60^\circ N]$, 图5.5(b)中台风中心位置为 $[157.70^\circ E, 27.58^\circ N]$, 图5.5(c)中台风中心位置为 $[157.44^\circ E, 27.45^\circ N]$, 而同化时刻观测得到的台风中心位置 (绿色圆点) 为 $[157.94^\circ E, 27.58^\circ N]$ 。可以看到, 集合预报调整了台风预报的初始场, 使得预报场的涡旋中心与观测更加接近, 进而影响台风的路径预报。

我们以同化时刻的 FNL 再分析场作为参考场, 对比了同化时刻混合同化、集合同化和变分同化的分析结果。图5.6给出了台风中心区域 10m 风场分析误差的分布, 图5.7给出了相应的平均误差和均方根误差。可以看到, 单独的变分同化与集合同化在台风区域都有较高的分析误差。变分同化由于采用气候态的背景误差协方差, 无法很好地描述强对流天气的风场 (台风涡旋区域) 的演变过程, 虽然整体分析误差较小, 但是在强风区域分析场和参考场相比明显地偏大, 如图5.7(a)中分析风场 $> 30 m \cdot s^{-1}$ 的部分所示, 由于观测影响偏大, 导致高风区域的分析风场风速偏大。和上一节的分析结果比较一致的是, 由于单独一步的集合同化缺少模式的约束和观测的持续调整, 具有较大的分析误差, 如图5.7(b)所示, 集合同化的

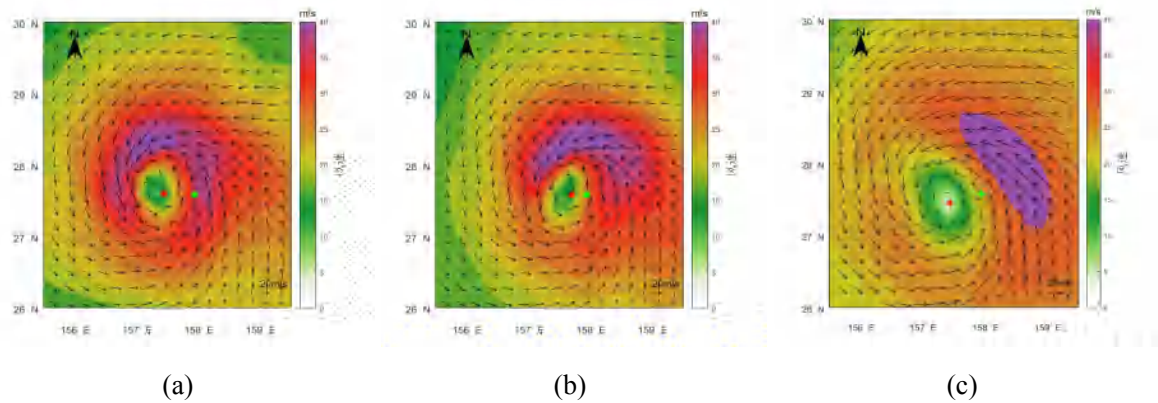


图 5.5 不同同化方案初始背景场。a) 3DVAR 初始背景场；b) 集合同化初始背景场；c) 混合同化初始背景场。

分析风场风速在高风区域风速偏高，在低风区域又偏低。而集合变分混合同化既融入了集合预报统计得到的流依赖的背景误差协方差信息，使得台风涡旋区域的背景误差协方差更符合真实的情况，又引入了变分同化框架下的模式约束，避免了分析场强制性向观测或背景一边靠近，因而它可以很好地改善台风区域的分析场。如图5.6(c)所示，混合同化的分析场整体上分析误差比较缓和，并且相比变分同化分析场，高风观测影响被降低，如图5.7(c)所示。

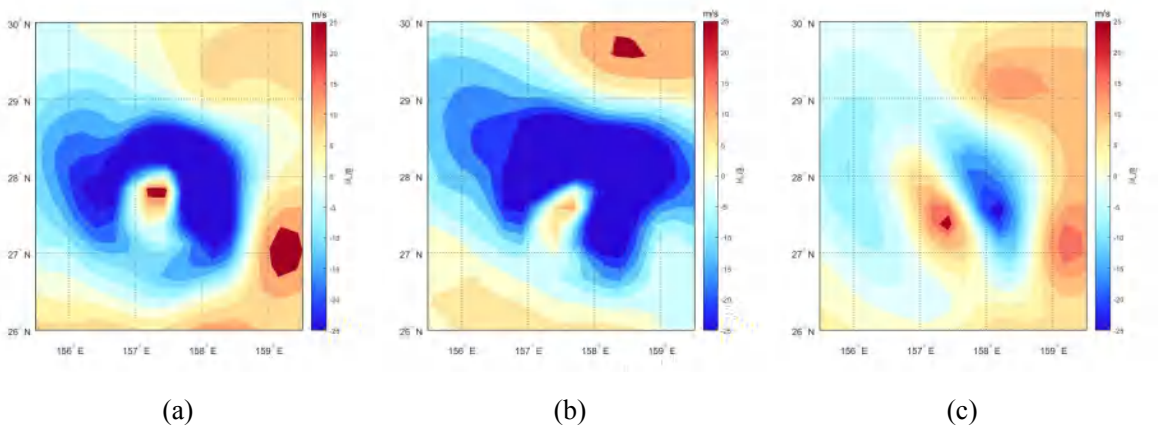


图 5.6 10m 风场分析误差对比。a) 3DAVR；b) EAKF 集合同化；c) ETKF-3DVAR 混合同化。

图5.8给出了台风中心区域海表面气压分析误差的分布，图5.9给出了相应的平均误差和均方根误差。由于混合同化采用的是集合预报平均作为背景场，由于缺乏观测对背景场的调整，风场观测同化对背景气压场的调整仅仅依靠背景误差协方差中的平衡关系来调整，但影响有限。因而，海表面气压分析场的好坏主要取决于初始背景场的好坏，这也是混合同化的海表面气压分析场与集合同化的分析场分析误差相当的原因，而集合预报的平均本身就破坏了场本身的平衡关系，

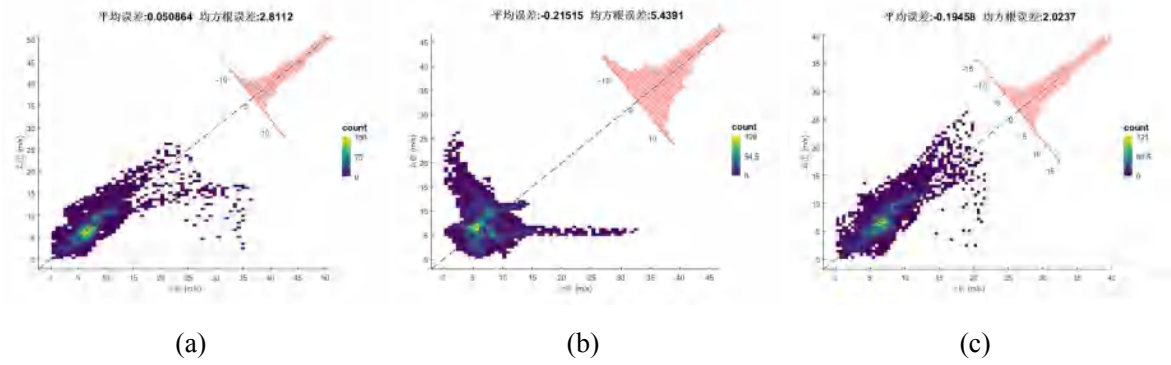


图 5.7 10m 风场分析误差的平均误差与均方根误差。a) 3DAVR; b) EAKF 集合同化; c) ETKF-3DVAR 混合同化。

所以混合同化的海表面气压场分析误差较大。

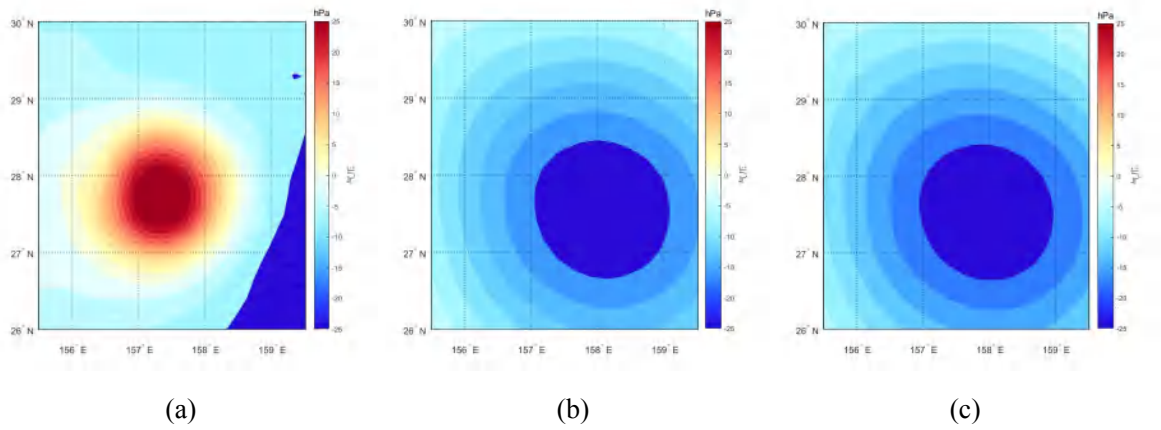


图 5.8 海表面气压分析误差对比。a) 3DAVR; b) EAKF 集合同化; c) ETKF-3DVAR 混合同化。

表5.1统计了 10m 风场与海表面气压场的分析误差的平均误差与均方根误差。由于仅同化了风场观测，因此，混合同化对于风场分析改善比较大，分析误差均方根误差最小。而海表面气压分析场受集合预报的影响，有所变坏。

表 5.1 分析误差的平均误差与均方根误差

同化方案	e_{speed}^{mean}	e_{speed}^{RMS}	$e_{pressure}^{mean}$	$e_{pressure}^{RMS}$
1 变分同化	$0.05 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$	$2.81 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$	0.14 hPa	1.98 hPa
2 集合同化	$-0.22 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$	$5.39 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$	1.71 hPa	3.91 hPa
3 混合同化	$-0.19 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$	$2.02 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$	2.41 hPa	4.54 hPa

为了进一步展示同化的改进效果，我们还对比了台风的路径预报和强度预报的结果。图5.10(a)给出了不同实验的台风 24 小时预报路径和真实的台风路径，其

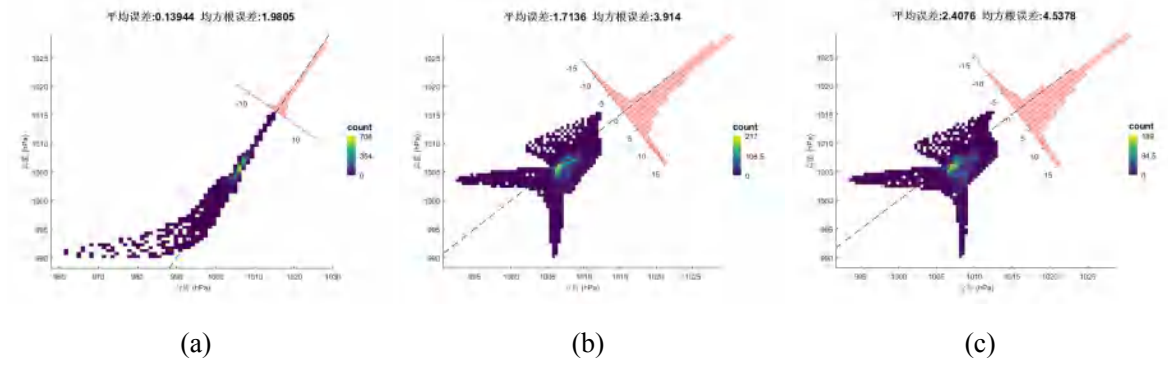


图 5.9 海表面气压分析误差的平均误差与均方根误差。a) 3DAVR; b) EAKF 集合同化; c) ETKF-3DVAR 混合同化。

中不同颜色的灰色线条表示不同的集合成员预报路径，洋红色线条代表后验集合平均的预报路径，图5.10(b)给出了不同对照实验的路径误差。可以看到，在同化 ASCAT 风场资料以后，较好地改善了台风路径预报的结果。对于变分同化而言，同化虽然调整了初始场，但由于变分框架受到模式的约束，并没有改变台风的涡旋中心，所以和控制实验相比，台风的初始路径误差不变。而对于集合同化而言，由于集合预报成员是对初始场加了扰动，集合成员在向前演变的过程中，本身就对涡旋中心进行了调整（如图5.5(b)所示），所以集合同化极大地改善了台风的初始路径误差。但同样因为缺乏模式约束，集合同化在一定程度上破坏的模式物理平衡，使得集合预报的台风路径随着时间渐渐向外发散。另外一个原因是，集合同化需要经过一段时间的观测的调整（循环同化）才会慢慢趋于稳定。混合同化方案的初始时刻预报路径稍有变坏，3 小时以后，预报路径迅速向真实路径靠拢，并且没出现集合同化那样的发散现象。

图5.11给出了不同实验的台风强度（最大风速与最低气压）预报误差。可以看到变分同化相比控制实验，极好地改善了台风的强度预报。但是对于集合同化来说，由于缺乏长同期的观测的调整（循环同化），更新后的集合平均场的物理平衡被破坏，使得初始的台风强度误差偏大，此后的时刻经过模式向前积分的调整，平衡性慢慢恢复，误差和控制实验相比也慢慢趋于一致。混合同化方案对于台风强度预报改进效果十分明显，并且对台风强度预报初始误差改进幅度较大。表5.2台风路径 24 小时预报平均误差 ($\overline{e_{track}}$) 和强度预报平均误差 ($\overline{e_{speed}}$ 和 $\overline{e_{pressure}}$) 统计结果。不论是在台风路径预报还是在台风强度预报，都有绝对的优势。

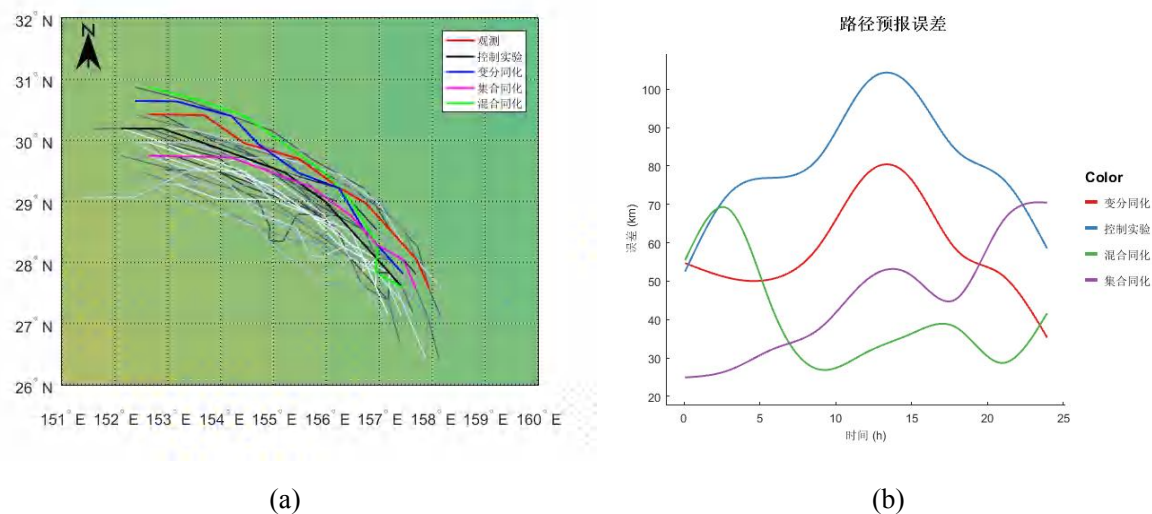


图 5.10 台风“奥鹿”的路径预报与路径预报误差结果对比。a) 路径预报；b) 路径预报误差。

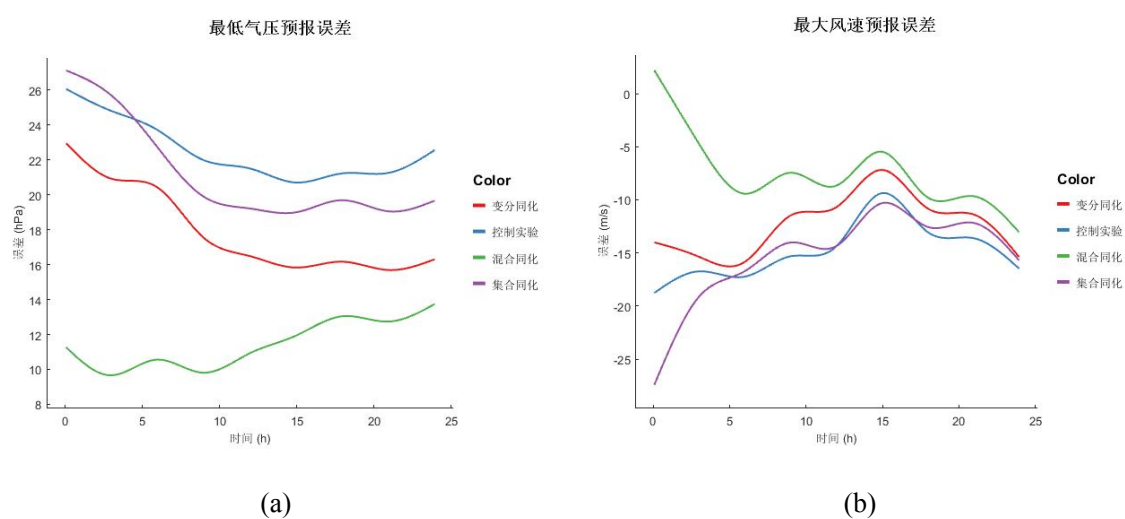


图 5.11 台风“奥鹿”的最低气压预报误差与最大风速预报误差结果对比。a) 最低气压预报误差；b) 最大风速预报误差。

表 5.2 台风路径预报和强度预报平均误差统计

同化方案	\bar{e}_{track}	\bar{e}_{speed}	$\bar{e}_{pressure}$
1 变分同化	57.23 km	-12.47 $m \cdot s^{-1}$	18.05 hPa
2 集合同化	44.93 km	-15.83 $m \cdot s^{-1}$	21.36 hPa
3 混合同化	40.96 km	-7.33 $m \cdot s^{-1}$	11.52 hPa

5.5 本章小结

本章针对台风强对流天气过程，设计了一套完整的基于 Hybrid 的台风强对流天气风资料同化系统，并就变分同化、集合同化和混合同化三种方案对于台风数值预报的影响进行了比较。通过对比实验，我们发现：对于强对流天气过程，三维变分由于采用气候态的背景误差协方差矩阵，无法体现台风强对流天气过程误差迅速演变的信息，因而对于台风路径预报和强度预报的改善有限；而对于集合同化，一般需要通过多步的同化调整，来使集合预报趋于稳定，然而受数值模拟区域的限制，无法很好地实现循环同化，虽然集合同化对于改进背景场比较明显，特别是改进了台风中心的初始位置，进而改进了台风的路径预报。但是由于缺乏模式的物理平衡约束，单步集合同化的分析场并不是很理想；而混合同化很好地结合了变分同化与混合同化的优点，既引入了集合预报得到的流依赖的背景误差协方差信息，又依赖于变分框架下物理平衡约束，很好地改善了分析场，并且极大地改进了台风的路径预报和强度预报。

第六章 考虑风分量观测误差自相关的直接同化

风矢量观测一般是以风速 sd 和风向 dir 的形式直接测量或间接获取的，但是对于大多数同化系统来说，会先将风速风向转换为经向风 u 和纬向风 v 的形式。因为 u , v 分量并不是真实获取得来的，而是由风速风向转换得到，所以， u , v 分量的观测误差必定受其转换的原始分量 sd 和 dir 的直接影响，并且会存在相关。但是多数同化系统，以 WRFDA 为例^[118]，会假设 u , v 分量的观测误差不相关，以确保观测误差协方差矩阵为对角阵^[150]。虽然这种简化能方便计算，但是带误差相关的观测会在同化的过程中引入冗余信息，进而对影响分析值的准确性。黄向宇在 2013 年提出了一种直接同化风速风向的方案，并且同时考虑风速观测误差和风向观测误差^[150]。虽然这种方法从源头上规避了 u , v 分量观测误差协相关的引入，但是由于本身缺乏对背景场 u , v 分量误差相关的认识，在观测算子将背景场 u , v 分量转化为风速风向的过程中，会引入额外的相关误差。并且这也会影响观测的质量控制过程，因为质量控制是基于观测误差与背景误差已知的基础上的。因此，我们需要对经由风速风向转换为 u , v 分量的观测误差及其协相关进行准确估计，并且设法实现对带有观测误差相关的 u , v 分量的直接同化。

6.1 u , v 分量的观测误差特性

6.1.1 u , v 分量观测误差的另一种解读

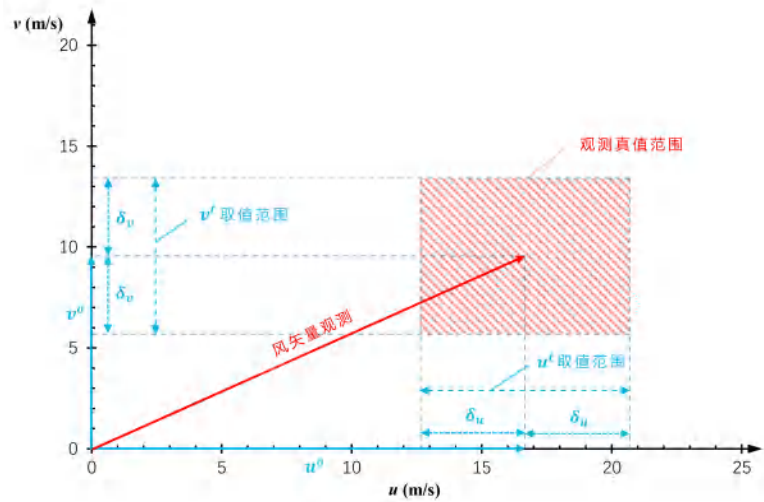
对于风速风向观测 (sd, dir) ，风分量 (u, v) 可以通过式 6.1 得到：

$$\begin{aligned} u &= -sd \cdot \sin(dir) \\ v &= -sd \cdot \cos(dir) \end{aligned} \quad (6.1)$$

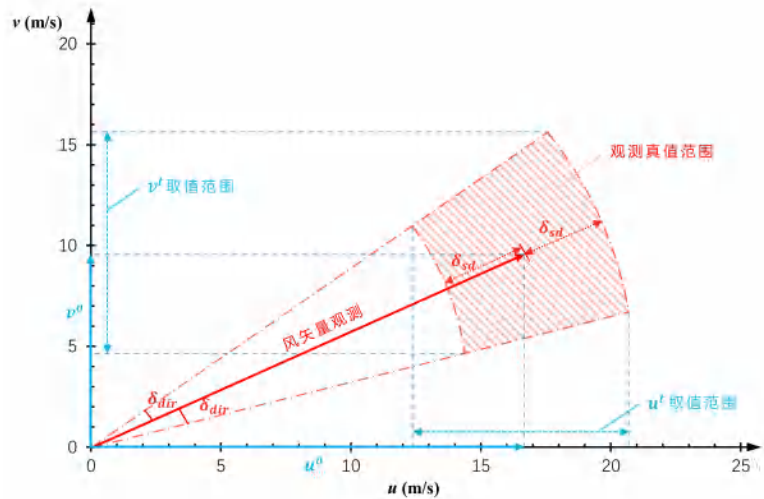
从上面的式中我们可以看到， u , v 分量同时受到 sd 和 dir 分量的影响，换句话说， u , v 分量的观测误差应该同时受 sd 和 dir 分量观测误差的影响，并且它们的误差存在相关性。而不是像大多数同化系统假设的那样， u , v 分量的观测误差仅仅来自于 sd 分量，并且误差相互独立。

我们现在讨论一下现有的 u , v 分量观测误差假设和真实的 sd 和 dir 分量观测误差相比，具体有哪些差别，以及对于同化系统的影响。图 6.1 给出了两种观测误差假设的前提下，观测真值可能的取值范围。一种是现有同化系统的 u , v 分量误差不相关假设，即已知 u , v 分量不确定性 δ_u 和 δ_v ，如图 6.1(a) 所示。在这种情况下，观测真值的取值范围（阴影部分的面积）是固定不变的，即不受观测本身值的影响， u^t 和 v^t 的取值范围也随之固定不变；另外一种已知 sd , dir 分量

不确定性 δ_{sd} 和 δ_{dir} ，如图6.1(b)所示。观测真值的取值范围如扇形区域所示，扇形区域本身面积的大小受风速值大小的影响，此外，扇形区域在 u ， v 方向上的投影值的大小不但受 δ_{sd} 和 δ_{dir} 的影响，而且还受风矢量风速和风向值大小的同时影响，也即 u^t 和 v^t 的取值范围不再是定值，而是随着观测风矢量 sd ， dir 分量的变化而变化。因此，风速风向观测转换为 u ， v 分量的时候，其观测误差也必然存在相关性。



(a)



(b)

图 6.1 在不同观测误差假设的前提下，观测真值可能的取值范围。其中红色的箭头表示风矢量观测，绿色箭头表示其相应的 u ， v 分量，红色阴影区域表示在已知风矢量观测的不确定性范围情况下，观测真值落在的区间。a) u ， v 分量误差不相关假设，即已知 u ， v 分量不确定性 δ_u 和 δ_v ；b) 已知 sd ， dir 分量不确定性 δ_{sd} 和 δ_{dir} 。

6.1.2 u, v 分量观测误差协相关

从风速和风向观测误差假设出发, 要获取真实的 u, v 分量的观测误差及其协相关, 我们需要引入误差传播定律^[151]。误差传播定律被广泛应用于测绘学与测量学, 它可以将一个变量的误差通过变量映射的关系转换到另外一个变量, 下面简单介绍一下误差传播定律的基本原理。

假设 $x \in R^n$ 是一个随机向量, 它的期望为 μ_x , 误差协方差矩阵为 Δ_x 。假设 $f: R^n \rightarrow R^m$ 是一个非线性函数, 对于随机向量 $y \in R^m$, 有 $y = f(x)$, 且 $J \in R^{m \times n}$ 是 $\partial f / \partial x$ 在 μ_x 处的雅克比矩阵, 根据误差传播定律, 我们可以得到 y 的期望 $\mu_y \approx f(\mu_x)$ 以及误差协方差矩阵 $\Delta_y \approx J \Delta_x J^T$, 其中 T 表示矩阵的转置^[151]。

对于风向量 sd, dir 向 u, v 分量的转换方程 (见式6.1), 对应到上面的误差传播公式, 有 $x = (sd, dir)^T$ 和 $y = (u, v)^T$, 其相应的雅克比矩阵的具体表达式为

$$J = \partial y / \partial x = \begin{pmatrix} \partial u / \partial sd & \partial u / \partial dir \\ \partial v / \partial sd & \partial v / \partial dir \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\sin(dir) & -sd \cdot \cos(dir) \\ -\cos(dir) & sd \cdot \sin(dir) \end{pmatrix} \quad (6.2)$$

假设风向量 sd, dir 的误差方差分别为 σ_{sd}^2 和 σ_{dir}^2 , 并且假设 sd, dir 之间没有误差相关, 那么 x 的误差协方差矩阵为

$$\Delta_x = \begin{pmatrix} \sigma_{sd}^2 & \\ & \sigma_{dir}^2 \end{pmatrix} \quad (6.3)$$

由式 $\Delta_y \approx J \Delta_x J^T$ 可得 y 的误差协方差矩阵为

$$\Delta_y = \begin{pmatrix} \sigma_u^2 & \sigma_{u,v} \\ \sigma_{u,v} & \sigma_v^2 \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} -\sin(dir) & -sd \cdot \cos(dir) \\ -\cos(dir) & sd \cdot \sin(dir) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sigma_{sd}^2 & \\ & \sigma_{dir}^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -\sin(dir) & -\cos(dir) \\ -sd \cdot \cos(dir) & sd \cdot \sin(dir) \end{pmatrix} \quad (6.4)$$

其中 σ_u^2 和 σ_v^2 分别为 u, v 分量的误差方差, $\sigma_{u,v}$ 和 $\sigma_{v,u}$ 是相应的误差协方差并且大小相等。因此, 在给定风向量 (sd, dir) 的值, 以及相应的误差协方差矩阵, 那么 (u, v) 的误差方差和相应的误差协方差可以直接通过式6.4得到, 即

$$\begin{aligned} \sigma_u^2 &= \sin^2(dir) \cdot \sigma_{sd}^2 + sd^2 \cdot \cos^2(dir) \cdot \sigma_{dir}^2, \\ \sigma_v^2 &= \cos^2(dir) \cdot \sigma_{sd}^2 + sd^2 \cdot \sin^2(dir) \cdot \sigma_{dir}^2, \\ \sigma_{u,v} &= \sin(dir) \cdot \cos(dir) \cdot (\sigma_{sd}^2 - sd^2 \cdot \sigma_{dir}^2) \end{aligned} \quad (6.5)$$

此外, (u, v) 的误差协相关系数 $\rho_{u,v}$ 可以通过式6.6求得。

$$\rho_{u,v} = \frac{\sigma_{u,v}}{\sqrt{\sigma_u^2 \sigma_v^2}} \quad (6.6)$$

为了更好地说明 u, v 分量的误差如何随 sd, dir 观测值的变化而变化，我们分别计算了 u, v 分量在 sd, dir 一定取值范围内的观测误差。假设 sd 和 dir 的观测误差保持不变，分别为 $2m \cdot s^{-1}$ 与 20° ，由式6.5计算得到的 u 和 v 的观测误差及其相关性如图6.2所示，观测风矢量在 uv 空间 $(-20: 20, -20: 20)$ 的范围内变化，步长为 0.05，坐标空间上的每一个点对应于一个 (sd, dir) 向量。从图6.2(a)可以看出， u 的观测误差标准差不会保持不变，而是在垂直方向上快速增长，从式6.5我们可以看到，对于 σ_u^2 ，在风向为 0° 或 180° 时（取正北为 0 向），其观测误差标准差的大小主要取决于式中的第二项，及风速的大小。同样的，在水平方向上， v 的观测误差标准差也随着风速的增大而快速增长，如图6.2(b)所示。此外，我们也可以看到， u, v 分量的误差存在很强的相关性，尤其是在对角线方向上，如图6.2(c)所示。当 u, v 的取值正负相同时，表现为误差负相关，取值符号相反时，表现为正相关。仅当 u, v 分量其中一个分量的取值为零时，其相关性为零。但是，相关性绝对值总是小于 1。

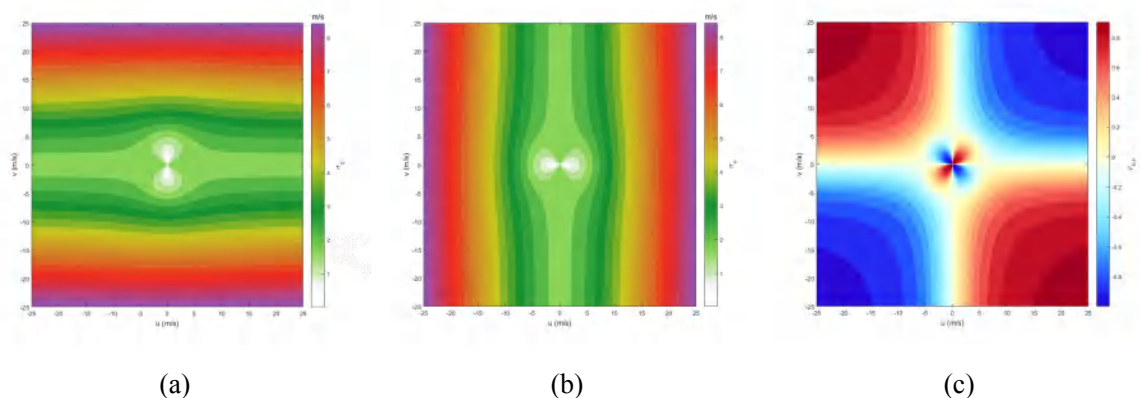


图 6.2 在给定 sd 和 dir 的观测误差前提下， u, v 分量的观测误差随 sd, dir 观测值的大小的演变。a) u 分量观测误差标准差分布；b) v 分量观测误差标准差分布；c) u, v 分量的观测误差协相关分布。

从上面的分析我们可以看出，基于误差传播定律，计算 u, v 分量的观测误差及其相关对于传统的资料同化的简单定值假设是一个很大的挑战，但是也更符合现实逻辑。一方面，它改变了风矢量观测在同化过程中基于观测误差的固定权重，如图6.2(a)所示，当风速值超过 $20m \cdot s^{-1}$ 时， u 的观测误差可以接近 $7m \cdot s^{-1}$ ，在在强对流天气条件下，如台风中心区域，风速更高，观测的不确定性也更高，因此适当降低观测的权重是有必要的。此外，考虑观测误差之间的相关性，对观测的权重本身又是一种修正；另外一方面，同样对于强对流天气，增加观测误差的大小，相当于适当放宽了质量控制的阈值条件，能确保有更多的观测能接入到同化系统。

6.2 基于误差相关的风分量的直接同化

在得到新的 u, v 分量的观测误差及其相关性之后，相对于传统的 u, v 资料同化方案，首先要对质量控制方案进行调整，即 $d = (o - b)^2 < \alpha^2(\sigma_o^2 + \sigma_b^2)$ 不再是固定阈值，而是针对具体观测的观测误差而定。背景误差协方差也是一个需要考虑的重要因素，因为准确的背景误差协方差不仅影响着质量控制的过程，也影响着极小化代价函数背景项权重的分配。对于强对流天气而言，背景误差方差的大小有时候是气候态方差的 10 倍以上^[37]，因此，我们需要采用流依赖的背景误差方差，在这里，我们仍就采用 ETKF-3DVAR 方案。由于要考虑 u, v 分量之间的误差协相关，因此，相应的同化代价函数也需要进行相应的调整。

6.2.1 基于误差相关风分量直接同化的代价函数

混合资料同化的代价函数为：

$$J(\delta x) = \beta_1 \cdot J_s(\delta x_1) + \beta_2 \cdot J_e(a) + J_o(\delta x), \quad (6.7)$$

$$= \beta_1 \cdot \frac{1}{2} \delta x_1^T \mathbf{B}^{-1} \delta x_1 + \beta_2 \cdot \frac{1}{2} a^T \mathbf{A}^{-1} a \quad (6.8)$$

$$+ \frac{1}{2} (\mathbf{H} \delta x - d)^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{H} \delta x - d), \quad (6.9)$$

我们在这里仅关注观测的代价函数项，对于风矢量 (u, v) ，由于我们只考虑观测误差的自相关，并不考虑不同风矢量观测之间的相关性，所以，在同化的代价函数中，我们只需要将单一的风矢量拿出来考虑，其完整的形式为

$$J_o(\delta x) = \frac{1}{2} (\delta u - d_{u^o}, \delta v - d_{v^o}) \begin{pmatrix} \sigma_u^2 & \sigma_{v,u} \\ \sigma_{u,v} & \sigma_v^2 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \delta u - d_{u^o} \\ \delta v - d_{v^o} \end{pmatrix} \quad (6.10)$$

其中 (u^o, v^o) 是观测向量， (u^b, v^b) 为相应的背景场， (u^a, v^a) 为相应的分析场， $\delta u = u^a - u^b$ 和 $\delta v = v^a - v^b$ 分别是 u, v 分量的分析增量， $d_{u^o} = u^o - u^b$ 和 $d_{v^o} = v^o - v^b$ 是相应的新息量。设 $X = (x_1, x_2)^T$ ，且 $x_1 = \delta u - d_{u^o}$ ， $x_2 = \delta v - d_{v^o}$ 。那么代价函数方程 $J_o(\delta x)$ 是向量 X 的二次型，即

$$J_o(\delta x) = f(X) = \frac{1}{2} X^T \mathbf{A} X \quad (6.11)$$

其中 \mathbf{A} 观测误差协方差的逆。二次型函数 $f(X)$ 有解的条件为矩阵 \mathbf{A} 为正定矩阵，或者说 \mathbf{A} 的逆 \mathbf{R} 为正定矩阵。从上一节我们知道

$$\rho_{u,v} = -1 < \frac{\sigma_{u,v}}{\sqrt{\sigma_u^2 \sigma_v^2}} < 1 \quad (6.12)$$

所以有

$$\sigma_{v,u}^2 < \sigma_u^2 \sigma_v^2 \quad (6.13)$$

对于观测误差协方差矩阵 \mathbf{R} ，有

$$\sigma_u^2 > 0, \quad \begin{vmatrix} \sigma_u^2 & \sigma_{v,u} \\ \sigma_{u,v} & \sigma_v^2 \end{vmatrix} = \sigma_u^2 \sigma_v^2 - \sigma_{v,u}^2 > 0. \quad (6.14)$$

即 \mathbf{R} 是一个正定矩阵，也即 \mathbf{A} 是正定矩阵，所以二次型函数 $f(X)$ 有极小值解。所以，在同化过程中，考虑 u, v 分量观测误差的自相关，并不会影响同化代价函数的二次性，并能确保能求得极小值。

6.2.2 误差膨胀方案

传统的 u, v 分量同化，由于假设 u, v 分量的观测误差是不相关的，即观测误差协方差矩阵 \mathbf{R} 为对角阵，因此它们的代价函数的极小化可以单独进行。在考虑 u, v 分量的相关性之后， \mathbf{R} 不再是对角阵列， u, v 分量的同化代价函数必须一起考虑，代价函数的梯度也因作为一个向量整体同时进行考虑，有

$$\nabla f(X) = AX = \begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma_u^2 & \sigma_{v,u} \\ \sigma_{u,v} & \sigma_v^2 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \quad (6.15)$$

其中 g_1, g_2 分别是 u, v 分量的梯度。在这里，我们直接给出梯度的具体表达式

$$\begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sigma_u^2(1-\rho^2)} & -\frac{\rho}{\sigma_u\sigma_v(1-\rho^2)} \\ -\frac{\rho}{\sigma_u\sigma_v(1-\rho^2)} & \frac{1}{\sigma_v^2(1-\rho^2)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\sigma_v^2 x_1 - \rho \sigma_u \sigma_v x_2}{\sigma_u^2 \sigma_v^2 (1-\rho^2)} \\ \frac{\sigma_u^2 x_2 - \rho \sigma_u \sigma_v x_1}{\sigma_u^2 \sigma_v^2 (1-\rho^2)} \end{pmatrix} \quad (6.16)$$

其中 ρ 是 u, v 分量观测误差协相关。可以看到， u, v 分量的梯度不仅仅是只与 u, v 分量自身相应的观测误差相关，而是存在互相关，当且仅当 $\rho = 0$ 时，梯度向量化简为

$$\begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{x_1}{\sigma_u^2} \\ \frac{x_2}{\sigma_v^2} \end{pmatrix} \quad (6.17)$$

此时的梯度项和传统的 u, v 分量不相关假设同化一样。但是同样存在另外一个极端，就是当 ρ 的值接近 1 时，梯度向量的值会变的非常大，进而影响代价函数极小化的收敛过程。为了避免这样的情况发生，我们需要对 ρ 的值进行一定的限制，

$$\bar{\rho} = \begin{cases} \rho, & \text{if } |\rho| < 0.9 \\ 0.9, & \text{if } |\rho| \geq 0.9 \end{cases} \quad (6.18)$$

$\bar{\rho}$ 是我们经过修正后的协相关系数。对于 $|\rho| \geq 0.9$ 的观测，我们需要对其观测误差方差进行一定的膨胀来作为降低误差协相关的一个补偿。误差膨胀被广泛应用于卫星资料同化中^[47]，在 WRFDA 中，我们采用新的误差方差 $\bar{\sigma}_x^2$ ，如下式所示，其中下标 x 表示 u 或者 v ，

$$\bar{\sigma}_x^2 = \begin{cases} \sigma_x^2, & \text{if } |\rho| < 0.9 \\ \frac{|\rho|}{0.9} \cdot \sigma_x^2, & \text{if } |\rho| \geq 0.9 \end{cases} \quad (6.19)$$

误差膨胀仍能确保观测误差协方差矩阵 \mathbf{R} 为正定矩阵。

经误差膨胀与协方差调整后的 u, v 分量观测误差分布如图6.3所示。可以看到，协相关系数绝对值超过 0.9 的观测主要分布在 u, v 分量观测值大于 $13m \cdot s^{-1}$ 的区域，如图6.3(c)所示，因此，该策略对于强对流天气，如台风中心区域的风观测会有比较明显的影响。

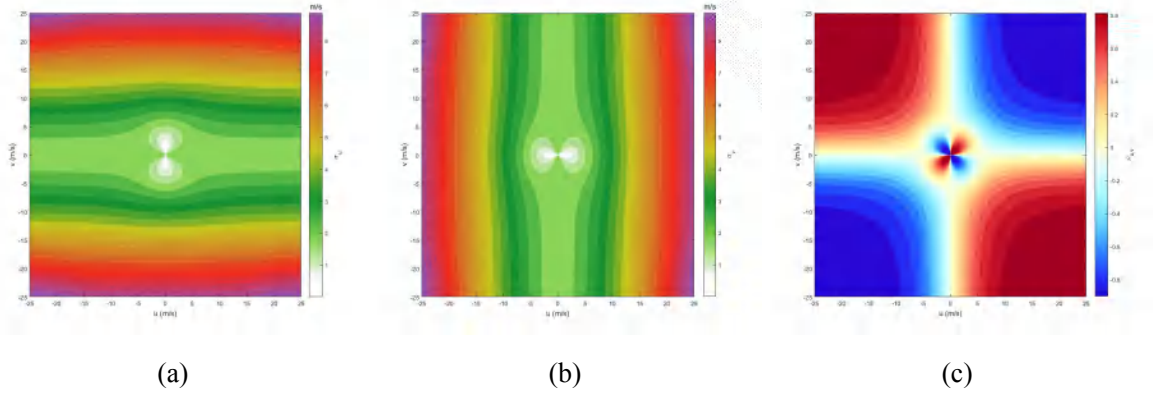


图 6.3 经误差膨胀与协方差调整后， u, v 分量的观测误差随 sd, dir 观测值的大小的演变。a) u 分量观测误差标准差分布；b) v 分量观测误差标准差分布；c) u, v 分量的观测误差协相关分布。

6.3 ASCAT 风场同化实验

6.3.1 ASCAT 风场数据

本章实验所用到的观测数据同样来自 RSS 反演的 ASCAT 风产品，和上一章实验所用的数据一致。本实验中，风速误差和风向误差分别为 $2m \cdot s^{-1}$ 和 20° ，并且假设风速风向的观测误差是不相关的。图6.4(a)给出了 2017 年 7 月 25 日 2100UTC 台风“奥鹿”中心区域的 ASCAT 风场。

图6.4还给出了 ASCAT 风场的观测误差及相关性分布图。图6.4(b)与图6.4(c)分别是由 sd 与 dir 导出的 u 分量与 v 分量的观测误差的标准差分布，图6.4(d)给出了相应的 u, v 分量误差协相关分布。可以看出，风分量的观测误差标准差受风

速风向的共同影响，并且观测误差的协相关的变化受风向的影响较大，当风分量的绝对值相当时（也即当风向为 $45^\circ, 135^\circ, 225^\circ, 315^\circ$ 时），相关性最强。此时，相关性的大小随着风速的增大而增大。

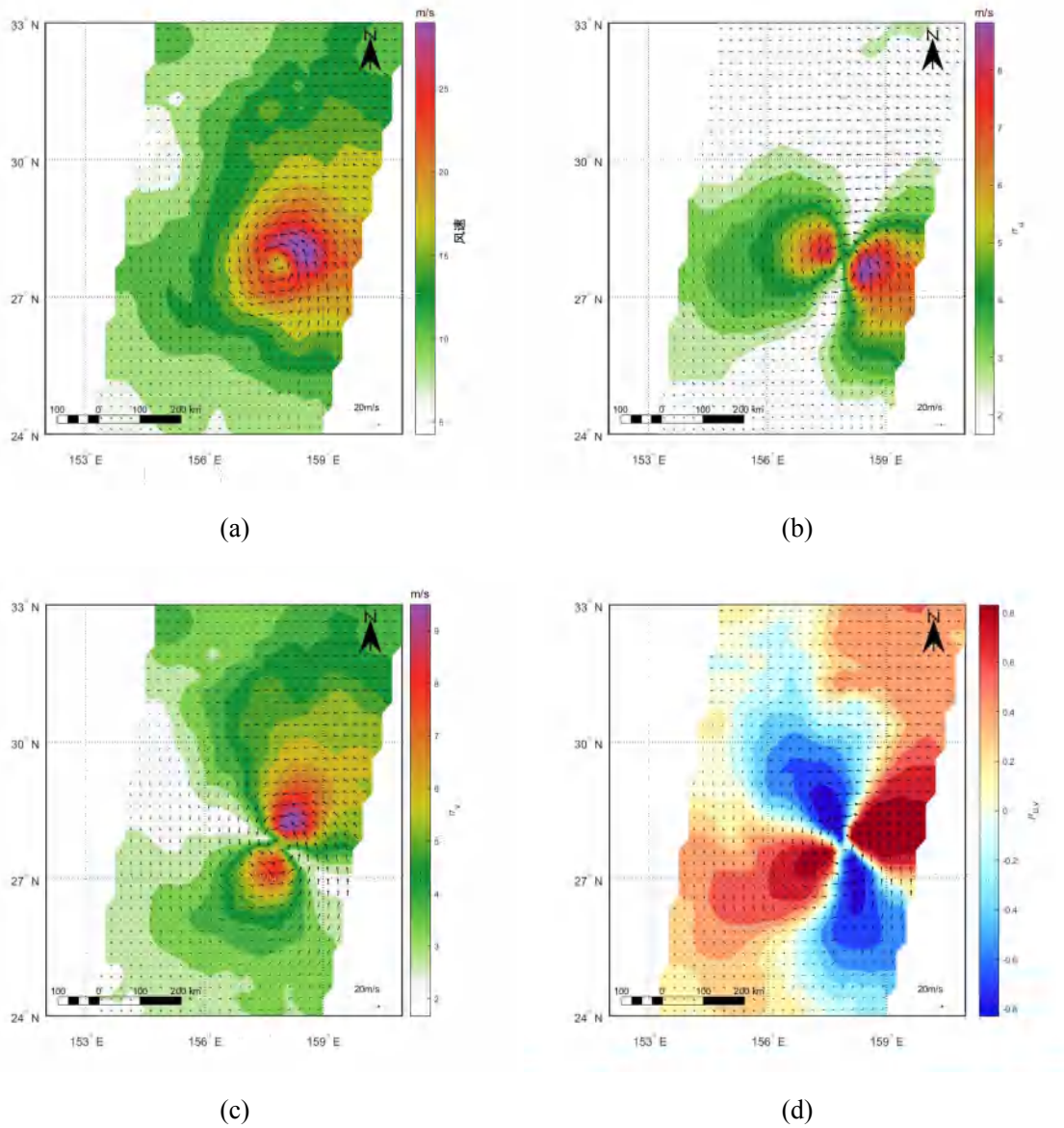


图 6.4 台风“奥鹿”的 ASCAT 风场。a) ASCAT 原始风场，分辨率为 25km；b) u 分量观测误差标准差分布；c) v 分量观测误差标准差分布；d) u, v 分量的观测误差协相关分布。

6.3.2 实验设置

本章我们仍就以 2017 年的超强台风“奥鹿”作为数值模拟案例。我们以基于 Hybrid 的台风强对流天气风资料同化系统，实现了基于误差相关的 u 、 v

分量同化框架，质量控制选择基于自适应的质量控制方案，同化方法选择基于 ETKF-3DVAR 的混合同化方案，以引入流依赖的背景误差。选择的网格分辨率大小为 25km，区域范围为 80×80 网格，垂直分层为 51 层。同化窗口根据已有的 ASCAT 观测到的台风风场的时刻来定，我们选择的同化时刻为 2017 年 7 月 25 日 2100UTC。将 NCEP 2017 年 7 月 23 日 18 时的 FNL 再分析资料向前预报到同化时刻得到的集合预报的平均场作为初始的背景场，集合成员的个数为 40。同化过后，将分析场再向前预报 24 小时，即预报到 2017 年 7 月 26 日 21 时。

同化的对照实验组如表 6.1 所示。控制实验是不加任何观测的预报，对照实验为传统 u, v 分量观测误差独立性假设同化与基于 u, v 分量观测误差相关的直接同化。

表 6.1 同化对比实验设置

	同化方案	QC 方案	观测类型
1	控制实验	无 QC	无
2	传统 u, v 分量观测误差独立性假设同化	自适应 QC	ASCAT 风场
3	基于 u, v 分量观测误差相关的直接同化	自适应 QC	ASCAT 风场

6.3.3 实验结果

图 6.5 给出了集合预报的平均风场和流依赖的 u 、 v 分量的背景误差标准差分布。从图中我们可以看出，台风中心区域的背景误差标准差的分布形态和 ASCAT 风场的观测误差分布形态（见图 6.4）十分相似，即背景误差标准差的分布与风场的风速风向分布有关。

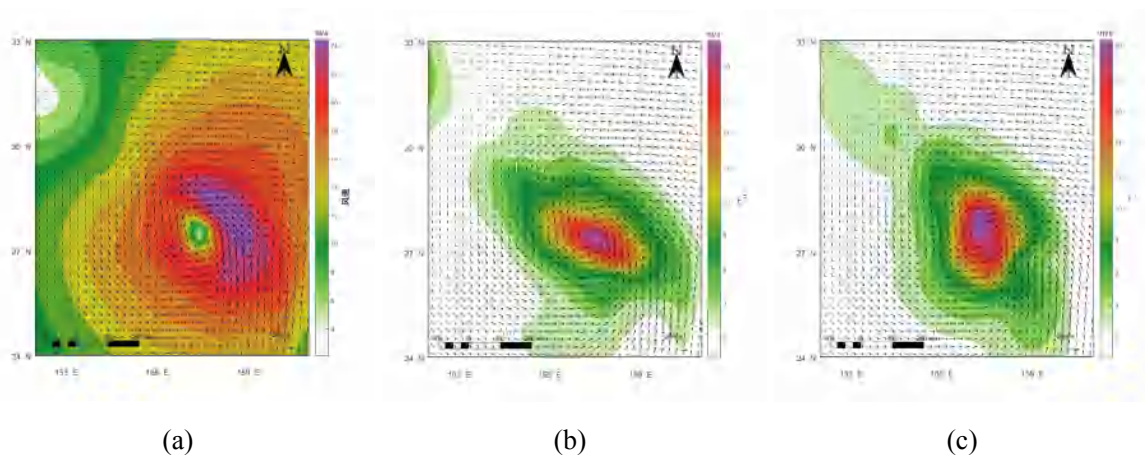


图 6.5 集合预报的平均风场和流依赖的 u 、 v 分量的背景误差标准差分布。a) 集合预报的平均风场；b) u 分量背景误差标准差分布；c) v 分量背景误差标准差分布。

表6.2给出了不同同化方案下质量控制和极小化迭代的结果，图6.6给出了具体的质量控制的结果。图6.6(a)中台风中心区域空缺的原因主要是观测风场的涡旋中心 ($158^{\circ}E, 28^{\circ}N$) 与背景风场的涡旋中心 ($157.5^{\circ}E, 27.5^{\circ}N$) 有偏离，这种偏离导致背景风场的风分量与观测风场的风分量产生较大的偏差，进而影响了质量控制的结果。由于采用新的误差方案，高风区域的风分量有较大的观测误差，这实际上相当于放宽了质量控制的条件，如图6.6(b)所示，使得更多的观测能够通过质量控制进入同化系统。对于极小化代价函数，准确的观测误差意味着更恰当的权重分配，对同化的极小化过程也有着重要影响。如表6.2所示，新方案极小化迭代次数要远小于传统方案。

表 6.2 实验组质量控制与极小化迭代结果比较

	同化方案	QC 前观测数目	QC 后观测数目	迭代次数
1	传统 u, v 分量观测误差独立性假设同化	1681	1595	11
2	基于 u, v 分量观测误差相关的直接同化	1681	1658	7

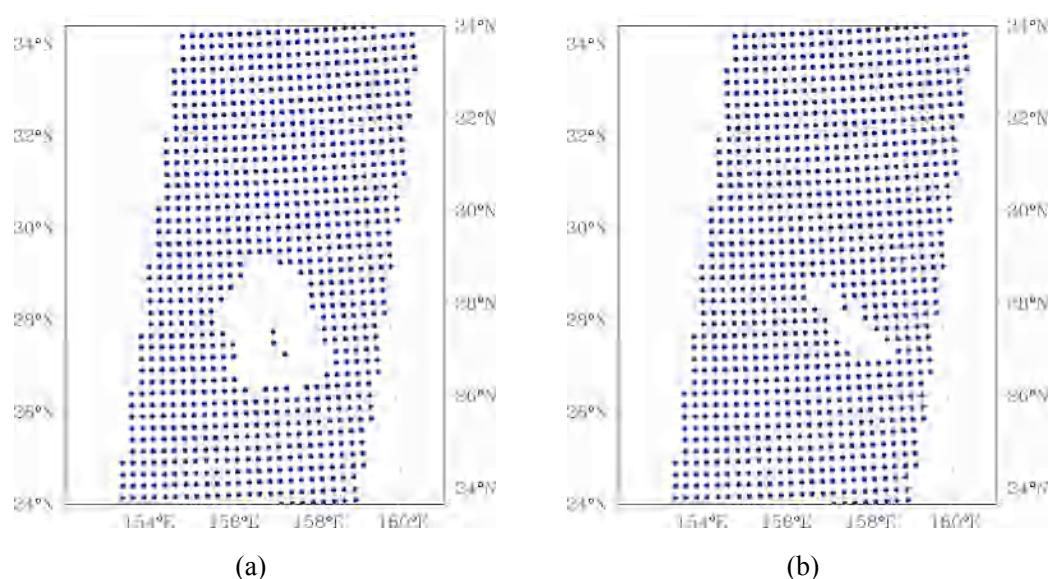


图 6.6 不同同化方案质量控制结果。绿色的点表示成功通过质量控制的风观测。a) 传统 u, v 分量观测误差独立性假设同化；b) 基于 u, v 分量观测误差相关的直接同化。

为了验证分析场的好坏，我们以 ERA-Interim 的再分析资料作为参考场。ERA-Interim 再分析场是 ECMWF 最新的全球再分析产品，产品从 1979 年开始一直到现在，实时地产生^[152]。图6.7给出了台风中心区域 10m 风场分析误差的分布，图6.8给出了相应的平均误差和均方根误差。可以看到，相比控制实验，同化 ASCAT 风场资料以后，分析场都有较好的改善。特别是在台风中心

[158°E, 28°N], 新方案的分析误差最小。

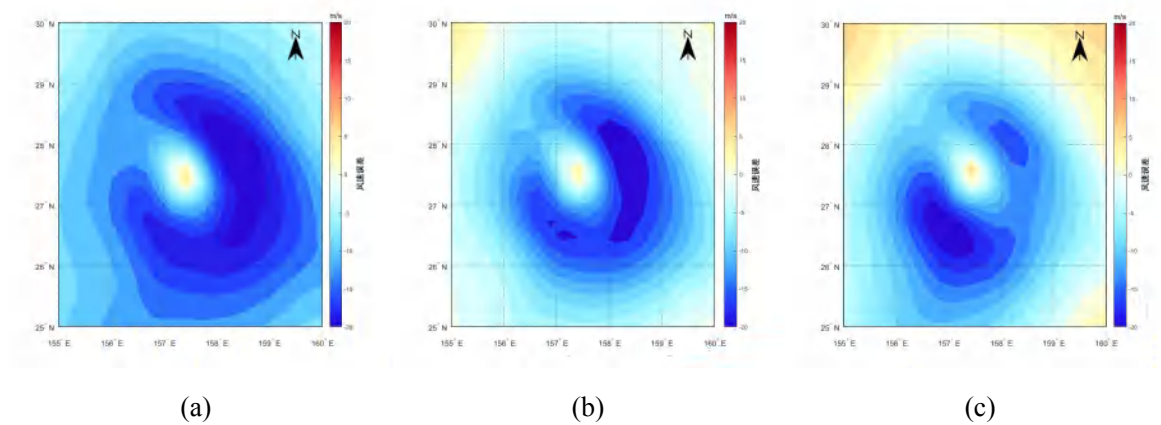


图 6.7 10m 风场分析误差对比。a) 控制实验；b) 传统 u, v 分量观测误差独立性假设同化；c) 基于 u, v 分量观测误差相关的直接同化。

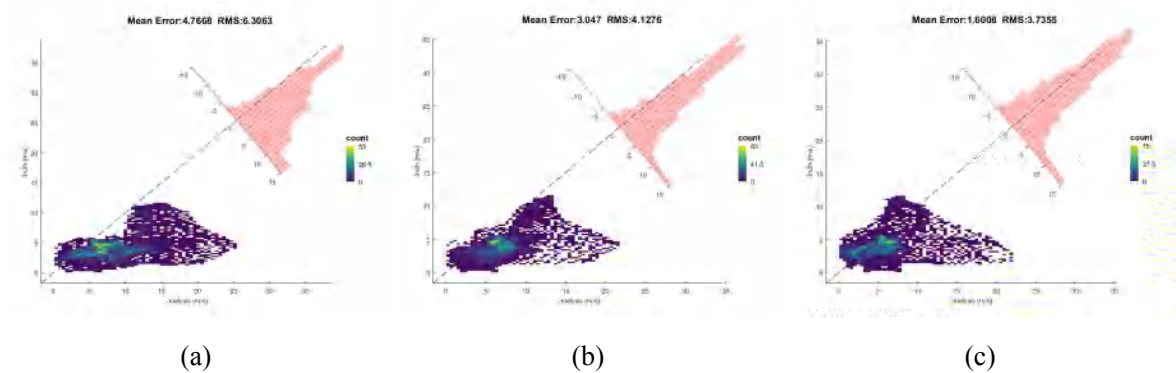


图 6.8 10m 风场分析误差的平均误差与均方根误差。a) 控制实验；b) 传统 u, v 分量观测误差独立性假设同化；c) 基于 u, v 分量观测误差相关的直接同化。

图6.9给出了台风中心区域海表面气压分析误差的分布，图6.10给出了相应的平均误差和均方根误差。虽然实验组相比再分析场都有一定的偏差，但是新方案的分析误差依旧是最小的。

表6.3统计了 10m 风场与海表面气压场的分析误差的平均误差与均方根误差。可以看到，基于 u, v 分量观测误差相关的直接同化方案和传统 u, v 分量观测误差独立性假设同化方案相比，明显改进了分析误差，体现了新方法的优势。

为了进一步展示同化的改进效果，我们还对比了台风的路径预报和强度预报的结果。图6.11(a)给出了不同实验的台风 24 小时预报路径和真实的台风路径，图6.11(b)给出了不同实验的路径误差。可以看到，在同化 ASCAT 风场资料以后，整体改善了台风路径预报的结果。在台风初始时刻，新方案的路径改善效果比较

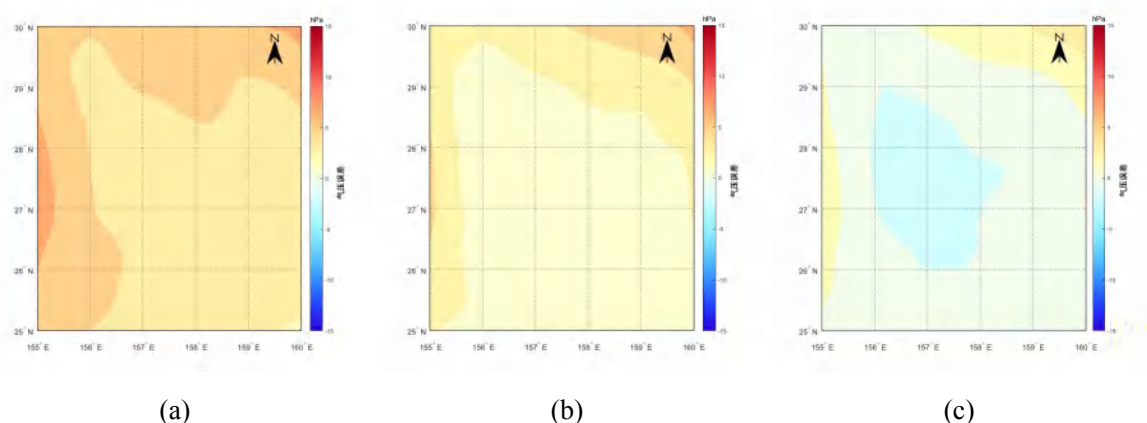


图 6.9 海表面气压分析误差对比。a) 控制实验；b) 传统 u, v 分量观测误差独立性假设同化；c) 基于 u, v 分量观测误差相关的直接同化。

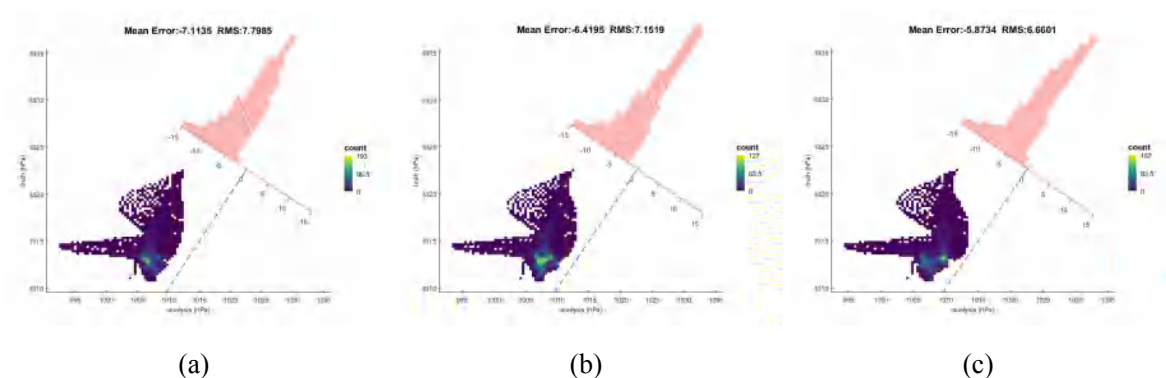


图 6.10 海表面气压分析误差的平均误差与均方根误差。a) 控制实验；b) 传统 u, v 分量观测误差独立性假设同化；c) 基于 u, v 分量观测误差相关的直接同化。

明显，但是从第 18 小时开始，新方案误差开始发散，但是总的来说，路径预报结果相当。

图6.12给出了不同实验的台风强度（最大风速与最低气压）预报误差。可以看到，新方案相比于 u, v 观测误差独立性假设同化，对于台风强度预报改善效果明显。表6.4台风路径 24 小时预报平均误差 ($\overline{e_{track}}$) 和强度预报平均误差 ($\overline{e_{speed}}$ 和 $\overline{e_{pressure}}$) 统计结果。其中平均路径预报误差表现相当，但是新方案强度预报平均误差相比传统方案分别改善 14% 和 17%。

6.4 本章小结

本章我们提出了一种考虑 u, v 分量观测误差相关的直接同化方案。首先，我们从理论上说明了传统的 u, v 分量观测误差独立性假设存在的问题，并从实际情况解释了从风速风向出发，转换为风分量的过程中，风分量观测误差必然会引入

表 6.3 分析误差的平均误差与均方根误差

	同化方案	e_{speed}^{mean}	e_{speed}^{RMS}	$e_{pressure}^{mean}$	$e_{pressure}^{RMS}$
1	控制实验	$4.77 m \cdot s^{-1}$	$-6.31 m \cdot s^{-1}$	$-7.11 hPa$	$7.80 hPa$
2	u, v 观测误差独立性假设同化	$3.05 m \cdot s^{-1}$	$4.13 m \cdot s^{-1}$	$-6.42 hPa$	$7.15 hPa$
3	u, v 观测误差相关的直接同化	$1.60 m \cdot s^{-1}$	$3.74 m \cdot s^{-1}$	$-5.87 hPa$	$6.66 hPa$

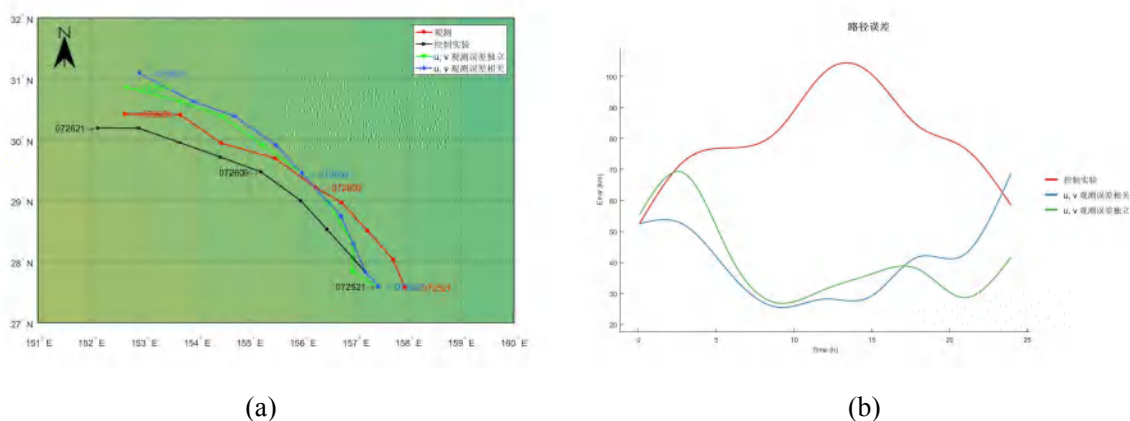


图 6.11 台风“奥鹿”的路径预报与路径预报误差结果对比。a) 路径预报；b) 路径预报误差。

风速风向的相关性误差。之后，我们利用误差传播理论，给出了 u, v 分量观测误差及其协相关的具体计算公式。最后，我们在基于 Hybrid 的台风强对流天气风资料同化系统上实现了基于 u, v 分量观测误差相关的直接同化，并利用台风“奥鹿”数值模拟实验验证了本方案的有效性。

在这里，我们只关注了风分量自身的协相关，并没有考虑其它相关误差来源，如观测误差的空间相关以及代表性误差。一方面，这些误差难以诊断；另一方面，这些误差的引入必然会对观测误差矩阵的结构带来变化，进而对同化计算

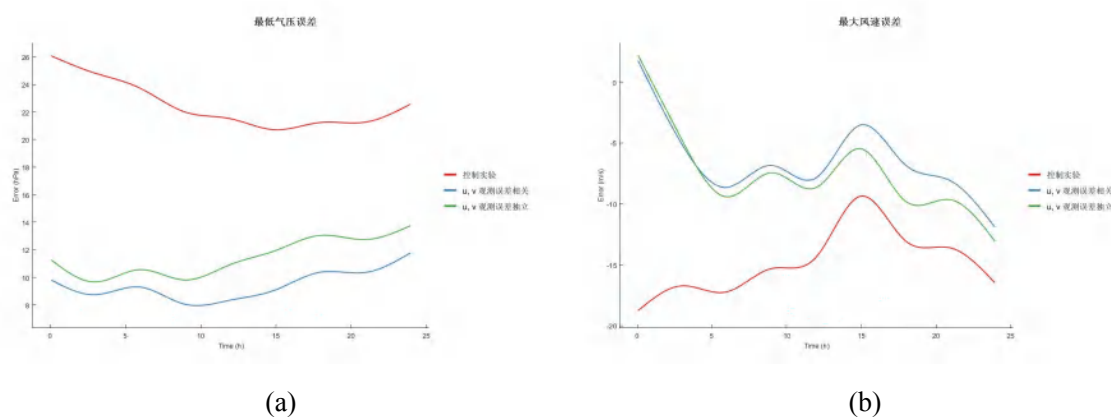


图 6.12 台风“奥鹿”的最低气压预报误差与最大风速预报误差结果对比。a) 最低气压预报误差；b) 最大风速预报误差。

表 6.4 台风路径预报和强度预报平均误差统计

	同化方案	$\overline{e_{track}}$	$\overline{e_{speed}}$	$\overline{e_{pressure}}$
1	控制实验	78.44 km	-15.00 m · s ⁻¹	22.66 hPa
2	u, v 观测误差独立性假设同化	40.96 km	-7.32 m · s ⁻¹	11.52 hPa
3	u, v 观测误差相关的直接同化	41.85 km	-6.33 m · s ⁻¹	9.53 hPa

方法提出了更高的要求。另外，我们在计算风分量协相关时，是假设风矢量观测的风速风向的观测误差是不相关的，事实上，不论是传统风观测^[153–155] 还是卫星反演风观测^[156, 157]，在某些情况下，风速风向的观测误差是存在一定的相关的。在接下来的研究过程中，我们将考虑以上因素。

第七章 结论与展望

7.1 主要研究工作及结果

台风是造成沿海城市经济损失和人员伤亡最严重的自然灾害之一，它的轨迹和强度预报也是气象学中最具有挑战性的问题之一，对于防灾和减灾的及时预警非常重要。台风更准确、更长的提前期的预报可以减小由于台风破坏和人员疏散造成的损失，因此，对台风的准确预报具有巨大的经济价值。而海表风矢量对于台风模拟和预报是一个不可或缺的参数。目前，能对海表风场进行大规模观测的主要来源是卫星遥感观测，而且卫星测风的手段繁多。因此，如何更好地利用好这些卫星风观测，将其有效地应用于同化对于台风预报也就显得尤为重要。本文针对几种常见的卫星遥感测风观测，就常规资料同化流程中的稀疏化、质量控制、观测误差假设存在的缺陷及适用于台风强对流天气过程的同化方案进行了全面的探讨，主要的研究成果和创新点包括：

(1) 针对一般资料同化流程中的采样稀疏化，我们分析了对于风场观测，常规的采样稀疏化会造成大量关键信息的丢失，对于台风强对流天气而言，常规的稀疏化会导致涡旋的结构信息丢失。星载 SAR 观测具有很高的分辨率，能提供精细的台风风场结构，但是观测幅宽较窄，单纯的采样稀疏会舍弃大量风场观测，从而大大降低 SAR 风场的同化利用价值。本文针对强对流天气强规稀疏化的这种缺陷，提出了一种针对风场结构特征的特征稀疏化方案，对于真实 SAR 风场的稀疏化和同化实验表明，特征稀疏化能够在降低观测资料量的同时，很好地保留台风风场的涡旋结构信息，并且通过和常规稀疏化的同化实验结果表明，稀疏稀疏化对于同化分析场有更好的改善作用，特别是台风涡旋中心的分析场，进而对台风的预报起到了正的效果。此外，我们还在常规超观测方法的基础之上，结合特征超观测的思想，提出了一种基于特征盒的超观测方案。理论研究表明，基于特征盒的超观测具有很好地误差特性，它不仅具有超观测的性质，又最大程度地保留了原始的观测信息，避免过度引入背景场的信息，从而避免造成同化过程中的背景场信息冗余，同化实验的结果也验证了该方法的有效性，对于台风数值预报的结果有改进作用。

(2) 虽然目前有多种手段获取台风区域的风场观测，但是受模式自身的缺陷，导致对于像台风等强对流天气预报的背景场会存在较大的误差，因此，在台风强对流天气区，观测与背景场通常有较大的背离，但这并不代表着观测本身具有较大的粗差。而常规的同化质量控制过程为了保证模式平衡和极小化过程的稳

定性，并没有单独考虑强对流天气过程，将与背景场有较大偏离的观测剔除，而造成大量台风区域的关键性观测被舍弃。为了更好地利用好台风关键区域的风场观测，我们引入了基于 Huber 模的质量控制方案和一种自适应的质量控制方案。基于 Huber 模的质量控制方法，通过数学方法找到了一种更符合新息量分布的拟合曲线，在放宽质量控制条件的同时，也调整了观测的权重。这样既保证同化系统能接收更多的特别是强对流区的观测，又保证了较大的观测增量不会对同化系统造成较大的冲击。而自适应的质量控制方案则是一种更为简单合理的对观测误差权重进行调整的方法，它相比 Huber 模质量控制，能更好地减少观测增量对模式的冲击，对于同化的改善也更为明显。

(3) 三维变分同化对于台风等强对流天气过程模拟有着明显的不足，主要由于三维变分采用气候态的背景误差协方差矩阵，无法体现台风强对流天气过程误差迅速演变的信息，因而对于台风路径预报和强度预报的改善有限。短期的集合预报能为同化提供流依赖的背景误差协方差信息，且能在一定程度上调整背景场，但是集合同化需要一段时间同化调整，来达到一种模式的稳定与平衡，对于区域模式而言，无法稳定持续地获取单一的风场观测资料，单次的集合同化无法保证分析场满足协调性的要求。因此，我们选用了一种结合变分同化与集合同化优势的 ETKF-3DVAR 混合同化方案，并设计实现了一套完整的基于 Hybrid 的台风强对流天气风资料同化系统。台风数值模拟实验也表明，由于引入了流依赖的背景误差协方差信息，加上集合同化改进的背景场以及变分框架下的物理平衡约束，混合资料同化能很好地改善台风的路径预报与强度预报。

(4) 对于目前大部分的卫星遥感测风观测而言，都是以风速风向的形式获取的，但最终将其转换为 u, v 分量接入同化系统，并假设 u, v 分量的观测误差相等且不相干，没有考虑原始风速风向观测误差对 u, v 分量的影响。本文从风速风向转换为 u, v 分量的本质出发，分析了风速风向观测误差对 u, v 分量观测误差的具体影响，并从理论上引入误差传播定律，给出了 u, v 分量观测误差及其误差相关性的具体诊断方式，从理论上给出了 u, v 分量观测误差及其相关性随着风速风向观测本身及其观测误差量的影响。随后，我们在变分同化框架下引入了 u, v 分量相关性，并根据误差相关的特点，引入了误差膨胀，实现了基于观测误差相关的风分量的直接同化。对于台风强对流区域的集合预报得到的风场流依赖的背景误差方差分布与真实的 u, v 分量诊断的观测误差分布十分一致，这也表明，引入观测误差相关，对于台风强对流区域观测， u, v 分量观测误差相比原有的观测误差独立性假设给定的固定的观测误差要更接近真实情况。对于同化，其实相当于在两个方面起到了改进作用。一方面，更准确的观测误差能使得质量控制能容纳的观测也更多；另一方面，对于具体观测的观测误差调整，使得同化的极小化过

程更加稳定，减小了迭代次数。台风数值模拟实验也表明，引入观测误差相关，改进了分析场，并提升了台风路径预报与强度预报的精度。

7.2 研究展望

造成台风预报局限性的因素主要有：不准确的模式、较低的模式分辨率、缺乏台风内核观测和合适的资料同化方法。本文的研究只是针对几种典型的卫星遥感测风观测的同化对于台风预报影响，得到一些初步的研究结果，研究的局限性还比较大，如何将这些方法扩展到其它新的观测或同化方法，未来还有很多的工作需要继续深入地研究，包括以下几个方面：

(1) 目前遥感卫星测风观测种类很多，但是在同化里应用到的主要是散射计风观测和卫星导风，而大量其它类型的风观测并没有很好地作为观测资料地补充应用到同化系统中。此外，随着新的卫星发射计划的实施，在不久的将来，将会有大量新的风场观测，包括一些新型的卫星风观测补充进来。如何利用好这些已有的观测，真正发掘多源风观测的价值变得十分必要。因此，开展卫星风观测资料的融合和同化研究是我们下一步需要研究的问题。

(2) 虽然目前对于高风条件下的风场反演精度还存在一定的局限性，但真正影响高风观测同化利用的主要因素，不是同化的质量控制，而是需要一个能够更加精确刻画强对流天气过程的物理模式，只有不断完善模式的物理过程，才能得到更加精确的模式背景场，并减少高风观测对于模式的冲击影响。完善和发展模式的物理参数化方案，对于台风强对流天气下高风资料的同化具有重要意义。

(3) 质量控制过程是建立在观测资料误差无偏的基础上进行的，但也受模式自身模式偏差的影响。对于繁多的风场观测资料而言，如何寻找一种自适应的模式和观测误差偏差订正的方法对于同化系统十分重要，这也是我们下一步需要探究的问题。

(4) 风场观测资料的相关性不仅体现在风速风向向风分量转换过程中的误差相关，还有空间相关和时间相关。一方面，我们需要通过合适的手段来诊断这些相关性；另外一方面，我们需要构建合适的观测误差协方差模型来引入这些相关性，并在同化系统框架中实现非对角观测误差协方差的引入。此外，对于误差传播定律而言，它的应用不仅仅体现在不同变量空间的转换，不同观测资料的融合以及稀疏化合并等方面。这些都是我们下一步将要考虑的问题。

(5) 将本文研究的方法集成到业务化系统，以及这些方法对业务系统的预报技巧、同化效果的影响，还需要进一步地探索。

总之，通过本文的研究，展现了未来卫星测风观测同化应用的广阔前景。如何充分发挥这些观测资料的应用价值，更有效地为数值天气预报服务，仍需要长

期的探索与研究。

致 谢

光阴荏苒，岁月如梭。回首漫漫求学路，一如白驹过隙，令人唏嘘不已。背负父母期望，怀揣报国理想，至 2012 年来到科大，从硕士到博士，眨眼六年半。承蒙恩师教化，一路走来，收获了许多，也成长了许多。在此期间，我所能改变的和不能改变的，选择的和未能选择的，拥有的和失去的，关心的和忽略的，精彩的和平凡的，都是生活。不以物喜，不以己悲。未来之路，无论如何，我都将怀着一颗感恩之心，且行且远。

首先，我要感谢我的父母，感谢他们用一双勤劳的双手将我抚养长大。他们辛勤的汗水，无私的奉献是我这条孤独的求学、成长之路上最大的动力。父母的牵挂，家的温暖和亲人们鼓励与支持，使我走出了一次次的困境，让我学会更加坚强地、坦然地面对人生。

其次，我要感谢我的恩师——张卫民研究员。感谢张老师至硕士以来，对我在数值天气预报资料同化领域的悉心指导，让我实现了从测绘工程专业到数值气象预报同化领域的成功跨越。张老师不仅是我的专业导师，更是我的人生导师。张老师对于所从事事业的热爱，对新知识求知若渴的态度，对人才的重视，对学生学术上周到细致的指导和生活无微不至的关怀，像一盏明灯，给了我莫大的信心和勇气，去迎接博士生涯的挑战。张老师的严谨、求真务实的科研作风，也值得我一生学习。

感谢气象海洋研究院的任建军、曹小群、吴建平、赵延来、冷洪泽、戴海璠、赵娟等老师们在我攻读博士期间给予的帮助和指导。特别感谢一下中科院遥感所的杨晓峰研究员，感谢杨老师在我论文撰写和发表上帮助和在研究方向上的指导与建议。杨老师深厚的学术造诣、丰富的生活阅历、渊博的见识和幽默风趣的谈吐值得人钦佩和学习。

感谢同一个师门的朱孟斌、皇群博和刘柏年师兄以及余意师姐在我学习生活上的帮助和指导；感谢我的师弟孙敬哲、王品强、邢德、邢翔、林士伟、罗藤灵，师妹陈妍、王晓慧、冯淼和陈睿，正是因为他们，让我感受到了师门的温暖，也让我的博士生涯不再单调无趣。感谢我的室友赵成武，我的班长黄万荣，同班同学刘志强、刘英文、徐利洋、王思齐、高翔、周思航、李方召和尹帮虎，感谢同年级的一同当骨干的好兄弟孙红辉、邓全、张振宁、熊敏，感谢我的跆拳道教练文武，感谢我的球友李晶、覃婧、汪文伦，感谢我的队领导欧阳登轶政委和寻兵斌队长，感谢他们让我在学习之余，平淡的生活充满了生机。

生而有涯，学海无涯。博生生活的结束并不代表着学习生涯的结束，而是一个全新的开始。在今后的工作生活中，我将继续坚守这份执着，用我所学所长，发挥自己的光与热。

参考文献

- [1] Knaff J A, Demaria M. NOAA/NESDIS Multiplatform Tropical Cyclone Surface Wind Analysis [R/OL]. 2010. http://www.ssd.noaa.gov/PS/TROP/MTCSWA_UM.pdf.
- [2] Duan B, Zhang W, Cao X, et al. Assimilation of HY-2A Scatterometer Ambiguous Winds Based on Feature Thinning [J]. 气象学报英文版. 2017, 31 (4): 720–730.
- [3] Meissner T, Ricciardulli L, Wentz F J. Capability of the SMAP Mission to Measure Ocean Surface Winds in Storms [J]. Bulletin of the American Meteorological Society. 2017, 98 (8).
- [4] Ruf C S, Atlas R, Chang P S, et al. New Ocean Winds Satellite Mission to Probe Hurricanes and Tropical Convection [J]. Bulletin of the American Meteorological Society. 2012, 97: 150626133330005.
- [5] Houchi K. On high resolution wind, shear and cloud vertical structure : preparation of the aeolus space mission [J]. 2016.
- [6] Singal D P, D’Souza M, Sood S K. An Automated, Objective, Multiple-Satellite-Platform Tropical Cyclone Surface Wind Analysis [J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology. 2011, 50 (10): 2149–2166.
- [7] Scott J P, Wentz F J, Hoffman R N, et al. Improvements and Advances to the Cross-Calibrated Multi-Platform (CCMP) Ocean Vector Wind Analysis (V2.0 release) [C]. In American Geophysical Union, Ocean Sciences Meeting 2016, Abstract. 2016.
- [8] Jr R A P, Gratz J, Landsea C W, et al. Normalized Hurricane Damage in the United States: 1900–2005 [J]. Natural Hazards Review. 2008, 9 (1): 29–42.
- [9] Cangialosi J P, Franklin J L. 2004 National Hurricane Center Forecast Verification Report [J]. Noaa. 2004.
- [10] Houze R A, Chen S S, Smull B F, et al. Hurricane Intensity and Eyewall Replacement [J]. Science. 2007, 315 (5816): 1235–1239.
- [11] Elsberry R L, Lambert T D B, Boothe M A. Accuracy of Atlantic and Eastern North Pacific Tropical Cyclone Intensity Forecast Guidance [J]. Weather and Forecasting. 2007, 22 (22): 747.

-
-
- [12] Holland G J. The maximum potential intensity of tropical cyclones [J]. *J.atmos.sci.* 1997, 54 (21): 2519–2541.
- [13] Willoughby H E. Hurricane heat engines [J]. *Nature.* 1999, 401 (6754): 649–650.
- [14] Emanuel K A. Thermodynamic control of hurricane intensity [J]. *Nature.* 1999, 401 (6754): 665–669.
- [15] Krishnamurti T N, Pattnaik S, Stefanova L, et al. The Hurricane Intensity Issue [J]. *Monthly Weather Review.* 2005, 133 (7): 1886–1912.
- [16] Hendricks E A, Montgomery M T, Davis C A. The role of vortical hot towers in the formation of tropical cyclone Diana (1984) [J]. *Journal of the Atmospheric Sciences.* 2004, 61 (11): 1209–1232.
- [17] Andersson E J H P U. The ECMWF implementation of three-dimensional variational assimilation (3D-Var). III: experimental results [J]. *Quart. J. Roy. Meteor.Soc.* 1998 (124): 1831–1860.
- [18] Stoffelen A J C. The impact of Seasat-A scatterometer data on high-resolution analyses and forecasts: the development of the QEII storm [J]. *Monthly Weather Review.* 1991 (119): 2794–2802.
- [19] Stoffelen A P v. The impact of improved scatterometer winds on HIRLAM analyses and forecasts [J].
- [20] Isaksen L A S. ERS scatterometer wind data impact on ECMWF’ s tropical cyclone forecasts [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.* 2000 (38): 1885–1892.
- [21] Atlas R R H. The use of satellite surface wind data to improve weather analysis and forecasting at the NASA Data Assimilation Office [J]. *Satellites, oceanography and society.* 2000: 57–78.
- [22] Atlas R R H S L J S. The effects of marine winds from scatterometer data on weather analysis and forecasting [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society.* 2001 (82): 1965–1990.
- [23] Candy B. The assimilation of ambiguous scatterometer winds using a variational technique: method and forecast impact [J]. *Met Office FR Technical Report 349.* 2001 (23).
- [24] Tribbia J, Baumhefner D P. Scale Interactions and Atmospheric Predictability: An Updated Perspective [J]. *Monthly Weather Review.* 2004, 132 (3): 703–713.

-
-
- [25] Leith C E. Numerical models of weather and climate [J]. Plasma Physics and Controlled Fusion. 1993, 35 (8): 919–927.
- [26] Duan Z W Y X e a, Boheng. Assimilation of Typhoon Wind Field Retrieved from Scatterometer and SAR Based on the Huber Norm Quality Control [J]. Remote Sensing. 2017, 9 (10).
- [27] Ochotta T, Gebhardt C, Saupe D, et al. Adaptive thinning of atmospheric observations in data assimilation with vector quantization and filtering methods [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2010, 131 (613): 3427–3437.
- [28] Li X C, Jiang Z, Xiao Y G, et al. A model-based observation-thinning scheme for the assimilation of high-resolution SST in the shelf and coastal seas around China. [J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology. 2010, 27 (6): 1044–1058.
- [29] Sakov P, Oke P R. Objective Array Design: Application to the Tropical Indian Ocean [J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology. 2010, 25 (5): 794–807.
- [30] Bauer P, Buizza R, Cardinali C, et al. Singular vector-based thinning of satellite data [C]. In EGU General Assembly Conference. 2010.
- [31] Gratton S, Rincon-Camacho M, Simon E, et al. Observation thinning in data assimilation computations [J]. Euro Journal on Computational Optimization. 2015, 3 (1): 31–51.
- [32] Lorenc A C, Hammon O. Objective quality control of observations using Bayesian methods. Theory, and a practical implementation [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 1988, 114 (480): 515–543.
- [33] Lorenc A C. Analysis methods for numerical weather prediction [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 1986, 112 (474): 1177–1194.
- [34] Anderson E, Järvinen H. Variational quality control [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 1999, 125 (554): 697–722.
- [35] Huber P J. Robust Estimation of a Location Parameter [M]. Springer New York, 1992.
- [36] Huber P J. Robust Statistics: A Review [J]. Annals of Mathematical Statistics. 1972.
- [37] M Bonavita P L F P, M Dahoui. On the initialization of Tropical Cyclones [R]. 2017.

-
-
- [38] Hamill T M, Snyder C, Morss R E. Analysis-Error Statistics of a Quasigeostrophic Model Using Three-Dimensional Variational Assimilation [J]. Monthly Weather Review. 2002, 130 (11): 2777–2790.
- [39] Etherton B J, Bishop C H. Resilience of Hybrid Ensemble/3DVAR Analysis Schemes to Model Error and Ensemble Covariance Error [J]. Monthly Weather Review. 2004, 132 (5): 1065–1080.
- [40] Hamill T M, Snyder C. A Hybrid Ensemble Kalman Filter-3D Variational Analysis Scheme [J]. Monthly Weather Review. 2000, 128 (8): 2905–2919.
- [41] Wang X. Application of the WRF Hybrid ETKF–3DVAR Data Assimilation System for Hurricane Track Forecasts [J]. Weather and Forecasting. 2011, 26 (6): 868–884.
- [42] Shen F, Min J, Xu D. Assimilation of radar radial velocity data with the WRF Hybrid ETKF–3DVAR system for the prediction of Hurricane Ike (2008) [J]. Atmospheric Research. 2012, 169 (11): 127–138.
- [43] Xu D, Huang X, Wang H, et al. Impact of assimilating radiances with the WRFDA ETKF/3DVAR hybrid system on prediction of two typhoons in 2012 [J]. Journal of meteorological research. 2015, 29 (1): 28–40.
- [44] 马旭林, 陆续, 于月明, et al. 数值天气预报中集合-变分混合资料同化及其研究进展 [J]. 热带气象学报. 2014, 30 (6): 1188–1195.
- [45] Houtekamer P L, Mitchell H L. Ensemble Kalman filtering [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2005, 131 (613): 3269–3289.
- [46] Bannister R N. A review of forecast error covariance statistics in atmospheric variational data assimilation. II: Modelling the forecast error covariance statistics [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2008, 134 (637): 1971–1996.
- [47] Hilton F, Collard A, Guidard V. Assimilation of IASI Radiances at European NWP Centres [J]. 2009.
- [48] Whitaker J S, Hamill T M, Wei X, et al. Ensemble Data Assimilation with the NCEP Global Forecast System [J]. Monthly Weather Review. 2008, 136 (2): 463.
- [49] Buehner M. Error Statistics in Data Assimilation: Estimation and Modelling [M]. Springer Berlin Heidelberg, 2010.
- [50] Daley R. Atmospheric Data Analysis [M]. Cambridge University Press, 1993.

-
-
- [51] Bormann N, Bauer P. Estimates of spatial and interchannel observation-error characteristics for current sounder radiances for numerical weather prediction. I: Methods and application to ATOVS data [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2010, 136 (649): 1036–1050.
- [52] Sherlock V, Britain G, Britain G. Impact of RTIASI fast radiative transfer model error on IASI retrieval accuracy [J]. 2000.
- [53] Waller J, Ballard S, Dance S, et al. Diagnosing Horizontal and Inter-Channel Observation Error Correlations for SEVIRI Observations Using Observation-Minus-Background and Observation-Minus-Analysis Statistics [J]. Remote Sensing. 2016, 8 (7): 581.
- [54] Desroziers G, Berre L, Chapnik B, et al. Diagnosis of observation, background and analysis-error statistics in observation space [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2005, 131 (613): 3385–3396.
- [55] Stewart L, Dance S L, Nichols N. Correlated Observation Errors in Data Assimilation [J]. International Journal for Numerical Methods in Fluids. 2008, 56 (8): 1521–1527.
- [56] Li H, Kalnay E, Miyoshi T. Simultaneous estimation of covariance inflation and observation errors within an ensemble Kalman filter [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2009, 135 (639): 523–533.
- [57] Miyoshi T, Kalnay E, Li H. Estimating and including observation-error correlations in data assimilation [J]. Inverse Problems in Science and Engineering. 2013, 21 (3): 387–398.
- [58] Waller J A, Dance S L, Lawless A S, et al. Estimating correlated observation error statistics using an ensemble transform Kalman filter [J]. Tellus A. 2014, 66 (1): 23294.
- [59] Waller J A, Dance S L, Nichols N. Theoretical insight into diagnosing observation error correlations using observation-minus-background and observation-minus-analysis statistics [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2016, 142 (694): 418–431.
- [60] Menard R. Error covariance estimation methods based on analysis residuals: theoretical foundation and convergence properties derived from simplified observation networks [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2016, 142 (694): 257–273.

-
-
- [61] Stewart L, Cameron J, Dance S L, et al. Observation error correlations in IASI radiance data [J]. University of Reading Department of Mathematics. 2009.
- [62] Stewart L, Dance S L, Nichols N, et al. Estimating interchannel observation-error correlations for IASI radiance data in the Met Office system [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2014, 140 (681): 1236–1244.
- [63] Bormann N, Bauer P. Estimates of spatial and interchannel observation-error characteristics for current sounder radiances for numerical weather prediction. I: Methods and application to ATOVS data [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2010, 136 (649): 1036–1050.
- [64] Bormann N, Collard A, Bauer P. Estimates of spatial and interchannel observation-error characteristics for current sounder radiances for numerical weather prediction. II: Application to AIRS and IASI data [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2010, 136 (649): 1051–1063.
- [65] Weston P P, Bell W, Eyre J R. Accounting for correlated error in the assimilation of high-resolution sounder data [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2014, 140 (685): 2420–2429.
- [66] Stewart L, Dance S L, Nichols N. Data assimilation with correlated observation errors: experiments with a 1-D shallow water model [J]. Tellus A. 2013, 65 (1): 19546.
- [67] Healy S B, White A A. Use of discrete Fourier transforms in the 1D-Var retrieval problem [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2005, 131 (605): 63–72.
- [68] 张凯峰, 邓婉月, 王挺, et al. 基于变分多参数正则化方法融合卫星散射计资料 [J]. 海洋学报. 2017, 39 (12): 122–135.
- [69] 钟剑, 费建芳, 黄思训, et al. 多参数背景场误差模型在散射计资料台风风场反演中的应用 * [J]. 物理学报. 2013, 62 (15): 159302–7.
- [70] 林明森, 邹巨洪, 解学通, et al. HY-2A 微波散射计风场反演算法 [J]. 中国工程科学. 2013, 15 (7): 68–74.
- [71] 彭犁然, 舒守娟. 利用 GPS Dropsonde 资料研究“龙王”台风的结构特征 [J]. 热带气象学报. 2010, 26 (1): 13–21.
- [72] Uhlhorn E W, Klotz B. Improvements to Stepped Frequency Microwave Radiometer Real-time Tropical Cyclone Products [C]. In AGU Fall Meeting. 2012.

-
-
- [73] Ricciardulli L, Meissner T, Wentz F J. Tropical Cyclones Wind Measurements with the SMAP L-Band Radiometer [C]. In AGU Fall Meeting. 2016.
- [74] Li X, Pichel W G, He M, et al. Observation of hurricane-generated ocean swell refraction at the Gulf Stream north wall with the RADARSAT-1 synthetic aperture radar [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2002, 40 (10): 2131–2142.
- [75] Li X, Zhang J A, Yang X, et al. Tropical Cyclone Morphology from Spaceborne Synthetic Aperture Radar [J]. Bulletin of the American Meteorological Society. 2013, 94 (2): 215.
- [76] Jin S, Wang S, Li X. Typhoon eye extraction with an automatic SAR image segmentation method [J]. International Journal of Remote Sensing. 2014, 35 (11-12): 3978–3993.
- [77] Xiaofeng L. The first Sentinel-1 SAR image of a typhoon [J]. Acta Oceanologica Sinica. 2015, 34 (1): 1–2.
- [78] Monaldo, Jackson C R, Pichel W G, et al. A Weather Eye on Coastal Winds [J]. Eos Transactions American Geophysical Union. 2015, 96 (17): 16–19.
- [79] Lee I K, Shamsoddini A, Li X, et al. Extracting Hurricane Eye Morphology from Spaceborne SAR Images Using Morphological Analysis [J]. Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2016, 117: 115–125.
- [80] Zheng G, Yang J, Liu A K, et al. Comparison of Typhoon Centers From SAR and IR Images and Those From Best Track Data Sets [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2016, 54 (2): 1000–1012.
- [81] Zhou X, Yang X F, Ziwei L I, et al. Estimation of tropical cyclone parameters and wind fields from SAR images [J]. Science China Earth Sciences. 2013, 56 (11): 1977–1987.
- [82] Monaldo F M, Li X, Pichel W G, et al. Ocean Wind Speed Climatology from Spaceborne SAR Imagery [J]. Bulletin of the American Meteorological Society. 2014, 95 (4): 565–569.
- [83] Zhang B, Li X, Perrie W, et al. Synergistic measurements of ocean winds and waves from SAR [J]. Journal of Geophysical Research Oceans. 2015, 120 (9): 6164–6184.

-
-
- [84] Hwang P A, Li X, Zhang B. Retrieving Hurricane Wind Speed From Dominant Wave Parameters [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. 2017, PP (99): 1–10.
- [85] Yang X, Li X, Pichel W G, et al. Comparison of Ocean Surface Winds From ENVISAT ASAR, MetOp ASCAT Scatterometer, Buoy Measurements, and NOGAPS Model [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2011, 49 (12): 4743–4750.
- [86] Yang X, Li X, Zheng Q, et al. Comparison of Ocean-Surface Winds Retrieved From QuikSCAT Scatterometer and Radarsat-1 SAR in Offshore Waters of the U.S. West Coast [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2010, 8 (1): 163–167.
- [87] Monaldo F, Jackson C, Li X, et al. Preliminary Evaluation of Sentinel-1A Wind Speed Retrievals [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. 2016, 9 (6): 2638–2642.
- [88] Zhang G, Perrie W, Li X, et al. A Hurricane Morphology and Sea Surface Wind Vector Estimation Model Based on C-Band Cross-Polarization SAR Imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2017, PP (99): 1–9.
- [89] Demuth J L, Demaria M, Knaff J A, et al. Evaluation of Advanced Microwave Sounding Unit Tropical-Cyclone Intensity and Size Estimation Algorithms [J]. Journal of Applied Meteorology. 2004, 43 (2): 282–296.
- [90] Knaff J A, Zehr R M, Goldberg M D, et al. An Example of Temperature Structure Differences in Two Cyclone Systems Derived from the Advanced Microwave Sounder Unit [J]. Weather and Forecasting. 2010, 15 (4): 476–483.
- [91] Demuth J L, Demaria M, Knaff J A. Improvement of Advanced Microwave Sounding Unit Tropical Cyclone Intensity and Size Estimation Algorithms [J]. Journal of Applied Meteorology. 2006, 43 (43): 282–296.
- [92] Bessho K, Demaria M, Knaff J A. Tropical Cyclone Wind Retrievals from the Advanced Microwave Sounding Unit: Application to Surface Wind Analysis [J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology. 2016, 45 (3): 415.
- [93] Atlas R, Hoffman R N, Bloom S C, et al. A Multiyear Global Surface Wind Velocity Dataset Using SSM/I Wind Observations. [J]. Bull.amer.meteor.soc. 1996, 77 (5): 869–882.

-
-
- [94] Atlas R, Hoffman R N, Ardizzone J, et al. A Cross-calibrated, Multiplatform Ocean Surface Wind Velocity Product for Meteorological and Oceanographic Applications [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*. 2011, 92 (2): 157–174.
- [95] Knaff J A, Demaria M, Molenaar D A, et al. An Automated, Objective, Multiple-Satellite-Platform Tropical Cyclone Surface Wind Analysis [J]. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*. 2011, 50 (10): 2149–2166.
- [96] 田伟, 吴立广, 刘青元, et al. NOAA/NESDIS 多平台热带气旋风场资料在中国东海区域评估 [J]. *热带气象学报*. 2016, 32 (1): 63–72.
- [97] Donnelly W J, Carswell J R, McIntosh R E, et al. Revised ocean backscatter models at C and Ku band under high-wind conditions [J]. *Journal of Geophysical Research Oceans*. 1999, 104 (C5): 11485–11497.
- [98] Powell M D, Vickery P J, Reinhold T A. Reduced drag coefficient for high wind speeds in tropical cyclones [J]. *Nature*. 2003, 422 (6929): 279–283.
- [99] Donelan M A, Haus B K, Reul N, et al. On the limiting aerodynamic roughness of the ocean in very strong winds [J]. *Geophysical Research Letters*. 2004, 31 (18): 355–366.
- [100] Fernandez D E, Carswell J R, Frasier S, et al. Dual-polarized C- and Ku-band ocean backscatter response to hurricane-force winds [J]. *Journal of Geophysical Research Oceans*. 2006, 111 (C8).
- [101] Zhang B, Perrie W. Cross-Polarized Synthetic Aperture Radar: A New Potential Measurement Technique for Hurricanes [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*. 2012, 93 (4): 531–541.
- [102] Tournadre J, Quilfen Y. Impact of rain cell on scatterometer data: 1. Theory and modeling [J]. *Journal of Geophysical Research Oceans*. 2003, 108 (C7).
- [103] Nie C, Long D G. A C-Band Wind/Rain Backscatter Model [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2007, 45 (3): 621–631.
- [104] Nie C, Long D G. A C-Band Scatterometer Simultaneous Wind/Rain Retrieval Method [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2008, 46 (11): 3618–3631.
- [105] Yang J, Zhang X, Chen X, et al. Effect of precipitation on ocean wind scatterometry [C]. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings. 2004 IEEE International*. 2004: 4913–4916 vol.7.

-
-
- [106] Reppucci A, Lehner S, Schulz-Stellenfleth J, et al. Extreme wind conditions observed by satellite synthetic aperture radar in the North West Pacific [J]. *International Journal of Remote Sensing*. 2008, 29 (21): 6129–6144.
- [107] Yang X, Li X, Pichel W G, et al. Comparison of Ocean Surface Winds From ENVISAT ASAR, MetOp ASCAT Scatterometer, Buoy Measurements, and NOGAPS Model [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2011, 49 (12): 4743–4750.
- [108] Uhlhorn E W, Black P G. Verification of Remotely Sensed Sea Surface Winds in Hurricanes [J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*. 2003, 20 (1): 99–116.
- [109] Stewart L M, Dance S L, Nichols N K. Correlated observation errors in data assimilation [J]. *International Journal for Numerical Methods in Fluids*. 2010, 56 (8): 1521–1527.
- [110] Francois C A Q C O. Sequential Assimilation of ERS-1 SAR data into a coupled land surface-hydrological model using an extended kalman filter [J]. *Journal Of Hydrometeorology*. 2003 (4): 473–487.
- [111] Matgen P M M R H L P. Towards the sequential assimilation of SAR-derived water stages into hydraulic models using the particle filter: Proof of Concept [J]. *Hydrology And Earth System Sciences*. 2010 (14): 1773–1785.
- [112] Scott K A Z A M B L P T C. Assimilation of ice and water observations from SAR imagery to improve estimates of sea ice concentration [J]. *Tellus A*. 2015 (67).
- [113] Scott K A Z A M B L P T C. InSAR water vapor data assimilation into mesoscale model MM5: technique and pilot study [J]. *Ieee Journal Of Selected Topics In Applied Earth Observations And Remote Sensing*. 2015 (8): 3859–3875.
- [114] Berger H. Satellite Wind Superobbing [C]. In *Forecasting Research Technical Report*. Met Office. 2010.
- [115] Lorenc A C. Analysis methods for numerical weather prediction [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. 2010, 112 (474): 1177–1194.
- [116] DALEY. Estimating observation error statistics for atmospheric data assimilation [J]. *Annales Geophysicae*. 1993, 11 (7): 634–647.
- [117] † H L M, ‡ R D. Discretization error and signal/error correlation in atmospheric data assimilation [J]. *Tellus Series A-dynamic Meteorology and Oceanography*. 2010, 49 (1): 54–73.

-
-
- [118] Barker D, Huang X, Liu Z, et al. The Weather Research and Forecasting Model's Community Variational/Ensemble Data Assimilation System: WRFDA [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*. 2012, 93 (6): 831–843.
- [119] Hollingsworth A, Lonnberg P. The statistical structure of short-range forecast errors as determined from radiosonde data. Part I: The wind field [J]. *Tellus A*. 1986, 38 (2): 111–136.
- [120] Gao F, Huang X Y, Jacobs N A, et al. Assimilation of wind speed and direction observations: results from real observation experiments [J]. *Tellus*. 2015, 67.
- [121] Anderson E, Järvinen H. Variational quality control [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. 2010, 125 (554): 697–722.
- [122] Janjic T S C. Treatment of observation errors due to unresolved scales in atmospheric data assimilation [J]. *Monthly Weather Review*. 2006 (134): 2900–2915.
- [123] Waller D S L L A S N N K E J R, J A. Representativity error for temperature and humidity using the Met Office high-resolution model [J]. *Q.J.R. Meteorol. Soc.* 2014 (140): 1189–1197.
- [124] Ricciardulli W F, L. Remote Sensing Systems ASCAT C-2015 Daily Ocean Vector Winds on 0.25 deg grid, Version 02.1 [J]. Remote Sensing Systems 2016, Available at www.remss.com/missions/ascats. 2016.
- [125] Ricciardulli W F, L. Development of Consistent Geophysical Model Functions for Different Scatterometer Missions: Ku and C-band [J]. NASA IOVWST meeting, Utrecht, Netherlands. 2016.
- [126] Lewis J M, Derber J C. The use of adjoint equations to solve a variational adjustment problem with advective constraints [J]. *Tellus Series A-dynamic Meteorology and Oceanography*. 1985, 37A (4): 309–322.
- [127] Parrish D F. The National Meteorological Center's spectral-statistical interpolation analysis system [J]. *Monthly Weather Review*. 1991, 120 (120): 62.
- [128] Courtier P, Thépaut J N, Hollingsworth A. A strategy for operational implementation of 4D-Var, using an incremental approach [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. 1994, 120 (519): 1367–1387.
- [129] Park S K, Županski D. Four-dimensional variational data assimilation for mesoscale and storm-scale applications [J]. *Meteorology and Atmospheric Physics*. 2003, 82: 173–208.

-
-
- [130] Rawlins F, Ballard S P, Bovis K, et al. The Met Office global four-dimensional variational data assimilation scheme [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2007, 133 (623): 347–362.
- [131] Lorenc A C. The potential of the ensemble Kalman filter for NWP—a comparison with 4D-Var [J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2003, 129 (595): 3183–3203.
- [132] Parrish D F, Derber J C. The National Meteorological Center’s Spectral Statistical-Interpolation Analysis System [J]. Monthly Weather Review. 1992, 120 (120): 62.
- [133] Barker D M, Huang W, Guo Y R, et al. A Three-Dimensional Variational Data Assimilation System for MM5: Implementation and Initial Results [J]. Mon. wea. rev. 2004, 132 (4): 897–914.
- [134] Buehner M, Houtekamer P L, Charette C, et al. Intercomparison of Variational Data Assimilation and the Ensemble Kalman Filter for Global Deterministic NWP. Part I: Description and Single-Observation Experiments [J]. Monthly Weather Review. 2010, 138 (5): 1550–1566.
- [135] Buehner M, Houtekamer P L, Charette C, et al. Intercomparison of Variational Data Assimilation and the Ensemble Kalman Filter for Global Deterministic NWP. Part II: One-Month Experiments with Real Observations [J]. Monthly Weather Review. 2010, 138 (5): 1567–1586.
- [136] Evensen G. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics [J]. Journal of Geophysical Research Oceans. 1994, 99 (C5): 10143–10162.
- [137] Houtekamer P L, Mitchell H L. A Sequential Ensemble Kalman Filter for Atmospheric Data Assimilation [J]. Mon. wea. rev. 2001, 129 (1): 123–137.
- [138] Houtekamer P L, Mitchell H L. Data Assimilation Using an Ensemble Kalman Filter Technique [J]. Mon. wea. rev. 1998, 126 (3): 796–811.
- [139] Whitaker J S, Hamill T M. Ensemble Data Assimilation without Perturbed Observations [J]. Mon. wea. rev. 2002, 130 (7): 1913–1924.
- [140] Anderson J L. An ensemble adjustment Kalman filter for data assimilation [J]. Monthly Weather Review. 2001, 129 (12): 2884–2903.
- [141] Bishop C H, Etherton B J, Majumdar S J. Adaptive Sampling with the Ensemble Transform Kalman Filter. Part I: Theoretical Aspects [J]. Monthly Weather Review. 2001, 129 (3): 420–436.
-

-
-
- [142] Hamill T M. Distance-Dependent Filtering of Background Error Covariance Estimates in an Ensemble Kalman Filter [J]. *Monthly Weather Review*. 2001, 129 (11): 2776–2790.
- [143] Zhang F, Snyder C, Sun J. Impacts of Initial Estimate and Observation Availability on Convective-Scale Data Assimilation with an Ensemble Kalman Filter [J]. *Monthly Weather Review*. 2004, 132 (5): 1–16.
- [144] Evensen G. The Ensemble Kalman Filter: theoretical formulation and practical implementation [J]. *Ocean Dynamics*. 2003, 53 (4): 343–367.
- [145] Hamill T M. Ensemble-based atmospheric data assimilation [M]. Cambridge University Press,, 2006.
- [146] Zhang F, Snyder C. Ensemble-Based Data Assimilation [J]. *Bull.amer.meteor.soc*. 2010, 87 (4): 565–568.
- [147] Buehner M. Ensemble-derived stationary and flow-dependent background-error covariances: Evaluation in a quasi-operational NWP setting [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. 2010, 131 (607): 1013–1043.
- [148] Meng Z, Zhang F. Tests of an Ensemble Kalman Filter for Mesoscale and Regional-Scale Data Assimilation. Part III: Comparison with 3DVAR in a Real-Data Case Study [J]. *Monthly Weather Review*. 2008, 136 (2): 522–540.
- [149] Wang X, Barker D, Snyder C, et al. A Hybrid ETKF–3DVAR Data Assimilation Scheme for the WRF Model. Part I: Observing System Simulation Experiment [J]. *Monthly Weather Review*. 2008, 136 (12): 5116–5131.
- [150] Huang X Y, Gao F, Jacobs N A, et al. Assimilation of wind speed and direction observations: a new formulation and results from idealised experiments [J]. *Tellus Series A-dynamic Meteorology and Oceanography*. 2013, 65 (2): 301–306.
- [151] Ochoa B, Belongie S. Covariance Propagation for Guided Matching [J]. 2008.
- [152] Dee D P S A J, Uppala S M. The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system [J]. *QJ Roy. Meteor. Soc*. 2011: 553–597.
- [153] Dobson H L, F, Davis R. Air-Sea Interaction: Instruments and Methods [J]. Springer. 1980.
- [154] Schwartz B E, Benjamin S G. A comparison of temperature and wind measurements from ACARS-equipped aircraft and rawinsondes [J]. *Wea. Forecasting*. 1995: 528–544.

- [155] Gao Z X J N A H X-Y Z X, F. Estimation of TAMDAR Observational Error and Assimilation Experiments [J]. Wea. Forecasting. 2012: 856–877.
- [156] Plant W J. Effects of wind variability on scatterometry at low wind speeds [J]. J. Geophys. Res. 2000: 16899–16910.
- [157] Ebuchi G H C, N H, Caruso M J. Evaluation of wind vectors observed by QuikSCAT/SeaWinds using ocean buoy data [J]. J. Atmos. Oceanic Technol. 2002: 2049–2062.

作者在学期间取得的学术成果

发表的学术论文

- [1] Duan B, Zhang W, Cao X, et al. Assimilation of HY-2A Scatterometer Ambiguous Winds Based on Feature Thinning[J]. 气象学报英文版, 2017, 31(4):720-730. (SCI 收录, 检索号:000408337200007.)
- [2] Duan, Boheng, Zhang, Weimin, Yang, Xiaofeng, et al. Assimilation of Typhoon Wind Field Retrieved from Scatterometer and SAR Based on the Huber Norm Quality Control[J]. Remote Sensing, 2017, 9(10). (SCI 收录, 检索号:000414650600017.)
- [3] Duan B, Zhang W, Dai H. ASCAT Wind Superobbing Based on Feature Box[J]. Advances in Meteorology, 2018.(SCI 收录, 检索号:000431536000001.)
- [4] Duan, Boheng, Zhang, Weimin, Yang, Xiaofeng, et al. Assimilation of ASCAT Sea Surface Wind Retrievals With Correlated Observation Errors[J]. Remote Sensing, 2018.(SCI 在投)
- [5] Yu Y, Yang X, Zhang W, et al. Assimilation of Sentinel-1 Derived Sea Surface Winds for Typhoon Forecasting[J]. Remote Sensing, 2017, 9(8):845.(SCI 收录, 检索号:000408605600083.)
- [6] Feng M, Zhang W, Zhu X, Duan B, et al. Multivariate Interpolation of Wind Field Based on Gaussian Process Regression[J]. Atmosphere, 2018, 9(5): 194. (SCI 收录, 检索号:000435190300037.)