Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт вычислительной математики им. Г.И. Марчука Российской академии наук Федеральное государственное бюджетное учреждение «Гидрометеорологический научно-исследовательский центр Российской Федерации»

На правах рукописи

Алипова Ксения Александровна

Система ансамблевого прогноза погоды с учетом неопределенностей модели

Специальность 1.2.2 —

«Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ»

Диссертация на соискание учёной степени кандидата физико-математических наук

> Научный руководитель: д-р физ.-мат. наук, проф. Толстых Михаил Андреевич

Оглавление

Введение							
Глава	1. Hee	определенности в моделировании атмосферы	11				
1.1	Истор	ия развития детерминистского и стохастического прогноза					
	погоді	ы	11				
1.2	Неопр	еделенности, возникающие в начальных данных	13				
	1.2.1	Методы генерации ансамбля начальных данных	14				
1.3	Неопределенности, возникающие в численных моделях атмосферы						
	1.3.1	Неопределенности, возникающие при параметрическом					
		описании процессов в атмосфере	21				
	1.3.2	Неопределенности, возникающие в блоке решения					
		уравнений динамики атмосферы	30				
1.4	Вывод	цы	32				
Глава	2. Сис	стема ансамблевого среднесрочного прогноза погоды	33				
2.1	Систе	ма усвоения данных, основанная на локальном					
	ансам	блевом фильтре Калмана с преобразованием ансамбля	33				
2.2	Глоба	льная модель общей циркуляции атмосферы ПЛАВ	35				
2.3	Особе	нности системы ансамблевого прогноза погоды	40				
	2.3.1	Центрирование ансамбля	41				
	2.3.2	Генерация возмущений в модели ПЛАВ	42				
2.4	Ансам	блевая система верификации	45				
	2.4.1	Верификация результатов оперативных испытаний	46				
2.5	Вывод	цы	47				
Глава	3. Сто	охастическое возмущение параметров в модели					
	ПЛ	\mathbf{AB}	48				
3.1	Реали	зация возмущения значений параметров в модели ПЛАВ .	48				
3.2	Настройки амплитуды возмущения параметров и тенденций						
	3.2.1	Выявление наиболее значимых параметров	50				
	3.2.2	Облачность	50				
	3.2.3	Торможение гравитационных волн при взаимодействии с					
		рельефом	51				
	3.2.4	Параметризация конвекции	52				

	3.2.5	Параметризация турбулентности	53	
	3.2.6	Взаимодействие турбулентности и осадкообразования	54	
	3.2.7	Тенденция завихренности	54	
	3.2.8	Тенденция температуры	55	
	3.2.9	Настройка времён декорреляции и радиусов		
		пространственной корреляции параметров	55	
	3.2.10	Настройка амплитуды возмущения значений выбранных		
		параметров	57	
	3.2.11	Настройка аддитивной инфляции в системе усвоения		
		данных наблюдений	58	
3.3	Числе	нные эксперименты и результаты	58	
	3.3.1	Результаты численных экспериментов	59	
	3.3.2	Оперативные испытания	66	
3.4	Приме	енение стохастических возмущений параметров в версии		
	модел	и ПЛАВ для ансамблевых долгосрочных прогнозов	70	
	3.4.1	Численные эксперименты и результаты	71	
3.5	Вывод	(Ы	85	
Глава	4. Сто	охастические возмущения в блоке решения		
	ypa	внений динамики атмосферы модели ПЛАВ	87	
4.1	Вычис	сление полулагранжевых траекторий в модели ПЛАВ	87	
4.2	4.2 Возмущение полулагранжевых траекторий в модели П			
	4.2.1	Алгоритм стохастического возмущения координат		
		исходной точки	90	
	4.2.2	Алгоритм стохастического возмущения компонент		
		скорости ветра	91	
	4.2.3	Выбор алгоритма возмущения полулагранжевых		
		траекторий	93	
4.3	Числе	нные эксперименты и результаты	94	
	4.3.1	Постановка экспериментов	94	
	4.3.2	Результаты	95	
	4.3.3	Оперативные испытания системы ансамблевого		
		среднесрочного прогноза на основе модели ПЛАВ20	101	
4.4	Вывод	(Ы	103	

Список литературы 108						
Прило	жение	А. Список стохастически возмущаемых				
		параметров в модели ПЛАВ				
Прило	жение	Б. Некоторые оценки качества ансамблевых				
		прогнозов				
Б.1	Детер	министские оценки				
	Б.1.1	Средняя ошибка ME (Mean error)				
	Б.1.2	Среднеквадратическая ошибка RMSE				
		$({\rm Root\text{-}mean\text{-}squared\ error})\ .\ .\ .\ .\ .\ .\ .\ .\ .\ .\ .\ .\ .\$				
Б.2	Вероя	тностные оценки				
	Б.2.1	Сравнительная оперативная характеристика ROC				
		(Relative operating characteristic) и площадь под				
		ROC-кривой (ROCA)				
	Б.2.2	Оценка Брайера BS (Brier Score)				
	Б.2.3	Непрерывная ранговая вероятностная оценка CRPS				
		(Continuous Ranked Probability Score)				
Прило	жение	В. Акт внедрения технологии ансамблевого				
		прогноза				
Прило	жение	Г. Свидетельства о государственной регистрации				
		программы для ЭВМ				

Введение

Актуальность. Повышение качества прогноза погоды в настоящее время остается важной задачей. Основная сложность численного прогноза погоды связана с нелинейной неустойчивостью, которая ограничивает практическую предсказуемость атмосферы. Выходя за границы предела предсказуемости, мы можем говорить о прогнозе погоды лишь в некотором вероятностном смысле. Поэтому в последние десятилетия бурно развивается вероятностный численный прогноз погоды [90]. Начальные условия для любой модели численного прогноза погоды могут быть получены лишь с некоторой точностью. Таким образом, ошибки, содержащиеся в начальных данных, растут при интегрировании модели атмосферы и приводят к ошибкам в прогнозе. Более того, использование различных аппроксимаций при описании физических процессов в атмосфере ведет к возникновению неопределенностей, связанных с ошибками дискретизации и с неточностями при параметрическом описании процессов, которые невозможно описать явно в модели (так называемые процессы подсеточного масштаба). При моделировании атмосферы указанные два вида ошибок невозможно отделить друг от друга, поскольку оценка начального состояния атмосферы производится с помощью численной модели, и ошибки модели оказывают влияние на ошибки в начальных данных.

Активное развитие методов ансамблевого прогноза погоды в последние годы состоит в разработке и усовершенствовании алгоритмов учета различных видов неопределенностей, возникающих в численном прогнозе погоды. Цель ансамблевого прогнозирования заключается в возможности количественного прогноза плотности вероятности возникновения некоторого состояния атмосферы для заданного момента времени в будущем. Нетривиальность этой задачи заключается в том, что эволюция неопределенности имеет нелинейный характер, зависит от качества описания адиабатических и неадиабатических процессов в атмосфере и может меняться в соответствии с текущей метеорологической обстановкой.

Оценка неопределенности вызывает интерес у исследователей, работающих во многих отраслях науки [82]. Методы оценки неопределенности, разработанные, например, для решения задач океанографии [89], нашли применение и в численном прогнозе погоды. Возможны и обратные ситуации, когда

методы оценки неопределенности, применяемые в численном прогнозе погоды, используются для решения задач из других научных областей. Методы оценки неопределенности, применяемые в численном прогнозе погоды, должны учитывать высокую зависимость решения от изменения начальных условий, взаимодействия в большом диапазоне пространственных и временных масштабов, а также тот факт, что сами источники неопределенности зачастую плохо определены [90].

Некоторые исследователи [90; 111] считают, что для конечных потребителей прогноза погоды гораздо большее практическое значение имеет прогноз вероятности возникновения тех или иных погодных явлений, чем любой, даже очень точный, детерминистский прогноз.

В последние десятилетия, в том числе в связи с изменением климата, возросла частота экстремальных метеорологических явлений, наблюдаются частые ураганы, ливни, аномальная жара или холод. Поэтому наряду с обычным прогнозом погоды возникает необходимость прогнозирования таких опасных явлений.

В качестве примера можно привести начало мая 2024 года, которое отличилось аномально холодной погодой в Европейской части России. Подобные аномальные погодные явления происходят регулярно и на территории нашей страны, и по всему земному шару. Часто опасные природные явления приносят не только материальный ущерб экономике страны, но и человеческие жертвы. Поэтому так важен заблаговременный и достоверный прогноз опасных погодных явлений, который позволил бы оперативно принять нужные меры и тем самым минимизировать ущерб экономике и населению. Выбранный в качестве примера аномальный холод предсказывался детерминистскими моделями за 5–7 суток, однако за такой срок не всегда можно успеть подготовиться. Гораздо удобнее было бы иметь вероятностный ансамблевый прогноз, который бы предсказывал погодные аномалии с заблаговременностью 14 суток.

В работе [32] опубликован график, показывающий изменение точности прогнозов высоты изобарической поверхности 500 гПа для заблаговременностей от 3 до 10 суток начиная с 1981 года. Согласно этому графику, детерминистский прогноз погоды на срок до 3 суток можно считать достаточно точным, чтобы предсказывать опасные погодные явления (на данном графике коэффициент корреляции аномалий для прогноза высоты изобарической поверхности 500 гПа составляет 98 %). Однако, как видно из того же графика, при увеличении заблаговременности прогноза его надежность резко падает — для прогноза на 5 суток коэффициент корреляции аномалий для прогноза высоты поверхности 500 гПа составляет примерно 90 %, а для прогноза на 7 суток — примерно 70 %. Отсюда можно сделать вывод о недостаточной надежности детерминистского прогноза опасных погодных явлений на срок более 3 суток. Предсказуемость погодных явлений зависит от типа атмосферной циркуляции в данном регионе и может составлять 3–7 суток. Этого может быть недостаточно для того, чтобы успеть подготовиться к наступлению опасных погодных явлений, и поэтому необходимо уметь предсказывать вероятность возникновения таковых с большей заблаговременностью. Это становится возможным благодаря применению методов ансамблевого прогноза погоды, которые позволяют вычислять ансамблевые среднесрочные прогнозы с заблаговременностью до 10–14 суток.

Целью данной работы является разработка и реализация алгоритмов учета неопределенностей в глобальной модели общей циркуляции атмосферы ПЛАВ (ПолуЛагранжева, на основе уравнения Абсолютной заВихренности) и их применение в ансамблевом среднесрочном и долгосрочном прогнозе погоды.

Для достижения поставленной цели необходимо было решить следующие **задачи**:

- Выполнить сравнение существующих подходов к описанию неопределенностей в моделях численного прогноза погоды и выбрать алгоритмы для реализации в модели ПЛАВ.
- 2. Реализовать выбранные в п. 1. и разработать новые алгоритмы учета неопределенностей в модели ПЛАВ, выполнить необходимую настройку.
- 3. Исследовать качество получаемых ансамблевых прогнозов модели ПЛАВ с применением реализованных алгоритмов.

Научная новизна:

- 1. Предложен новый вариант алгоритма стохастического возмущения полулагранжевых траекторий в блоке решения уравнений динамики атмосферы.
- 2. Впервые в гидродинамической модели атмосферы ПЛАВ реализованы стохастические алгоритмы учета неопределенностей.
- Выполнено оригинальное исследование влияния возмущения различных наборов параметров на оценки модели ПЛАВ для долгосрочных прогнозов.

Теоретическая значимость диссертации заключается в разработке новых вариантов алгоритма стохастического возмущения полулагранжевых траекторий.

Практическая значимость диссертационной работы состоит во внедрении полученных алгоритмов в новую систему ансамблевого среднесрочного прогноза погоды для оперативного применения в Гидрометцентре России (система совместно с соавторами реализована, испытана и внедрена); а также в повышении качества ансамблевых среднесрочных и долгосрочных прогнозов погоды в Гидрометцентре России.

Методология и методы исследования. Методы математического моделирования, методы математической статистики для обработки результатов численных экспериментов.

Основные положения, выносимые на защиту:

- 1. Стохастические алгоритмы в параметризациях модели ПЛАВ увеличивают разброс прогностического ансамбля и повышают качество ансамблевых прогнозов погоды.
- 2. Для полулагранжевых моделей атмосферы стохастическое возмущение полулагранжевых траекторий, реализованное с применением разработанного нового варианта алгоритма, увеличивает разброс ансамбля и повышает качество ансамблевых прогнозов погоды.
- Совместное применение стохастических алгоритмов в параметризациях (п. 1) и в динамике (п. 2) позволяет получить наилучшие для модели ПЛАВ вероятностные оценки ансамблевых среднесрочных прогнозов погоды.

Достоверность полученных результатов обеспечивается верификацией численных прогнозов: вычисляются ошибки среднесрочных прогнозов относительно оперативных анализов Гидрометцентра России; долгосрочные прогнозы сравниваются с данными реанализа и спутниковыми измерениями (для некоторых переменных). Результаты согласуются с результатами, полученными другими авторами. Для всех результатов выполнена проверка статистической значимости критерием Стьюдента для парных выборок с уровнем значимости 95 %.

Апробация работы. Основные результаты работы докладывались на следующих конференциях:

- 1. Международная конференция «International Conference on Computer Simulation in Physics and beyond (CSP2020)», 12–16 октября 2020 г., Москва, Россия (устный онлайн доклад).
- 2. Международная конференция по вычислительно-информационным технологиям для наук об окружающей среде «CITES-2021», 22–27 ноября 2021 г., Москва, Россия (устный доклад).
- 64-я Всероссийская научная конференция МФТИ, 29 ноября 3 декабря 2021 г., Москва–Долгопрудный–Жуковский (устный онлайн доклад).
- Всероссийская конференция с международным участием «Турбулентность, динамика атмосферы и климата», посвященная памяти академика А. М. Обухова, 22–24 ноября 2022 г., Москва, Россия (устный доклад).
- 5. Международная конференция по вычислительно-информационным технологиям для наук об окружающей среде «CITES-2023», 13–16 июня 2023 г., Москва, Россия (постерный доклад).
- 6. Международная конференция «Марчуковские научные чтения», 7–11 октября 2024 г., Новосибирск, Россия (устный онлайн доклад).
- V Всероссийская конференция с международным участием «Турбулентность, динамика атмосферы и климата», посвященная памяти академика А. М. Обухова, 19–21 ноября 2024 г., Москва, Россия (устный доклад).
- 8. Всероссийская конференция с международным участием по вычислительно-информационным технологиям для наук об окружающей среде «CITES-2025», 23–26 июня 2025 г., Москва, Россия (устный доклад).

Личный вклад. Лично автором были выполнены следующие работы:

- программная реализация генератора стохастических возмущений в рамках модели ПЛАВ (доработка разработанного ранее программного модуля);
- реализация и настройка стохастических возмущений параметров и тенденций параметризаций в модели ПЛАВ;
- разработка и реализация различных алгоритмов стохастического возмущения полулагранжевых траекторий и выбор наилучшего из них;
- все приведенные в работе численные эксперименты, а также обработка их результатов (оперативные испытания проводились коллективом авторов).

Публикации. Основные результаты работы изложены в 3 публикациях [1; 24; 25] в журналах, входящих в перечень рецензируемых научных изданий, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертаций на соискание учёной степени кандидата наук. Получен акт ЦМКП Росгидромета № 1 ЦМКП/2022/ от 26.12.2022 г. о внедрении технологии ансамблевого прогноза метеорологических полей с заблаговременностью до 10 суток, куда вошли результаты настоящей диссертационной работы (Приложение В). Получено решение ЦМКП Росгидромета от 29.05.2025 о внедрении технологии глобального ансамблевого прогноза полей метеоэлементов с заблаговременностью до 14 суток на основе локального ансамблевого фильтра Калмана и модели ПЛАВ с горизонтальным разрешением порядка 20 км, куда вошли результаты настоящей диссертационной работы. Получено 2 свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ (Приложение Г).

Благодарности. Автор диссертации благодарит научного руководителя Михаила Андреевича Толстых за всестороннюю поддержку, новые знания и научное руководство на высоком уровне. Также автор благодарит Мизяка В. Г. за помощь в работе с системой ансамблевого усвоения данных, Гоймана Г. С. за помощь в реализации генератора случайных возмущений и полезные идеи, Фадеева Р. Ю. и Астахову Е. Д. за обсуждение результатов, а также всех коллег из Лаборатории численного прогноза погоды за прекрасную творческую атмосферу.

Диссертационная работа выполнена в том числе при поддержке грантов Российского научного фонда 21-71-30023 и 21-17-00254.

Объем и структура работы. Диссертация состоит из введения, 4 глав, заключения и 4 приложений. Полный объём диссертации составляет 131 страницу, включая 30 рисунков и 7 таблиц. Список литературы содержит 166 наименований.

Глава 1. Неопределенности в моделировании атмосферы

В данной главе приведен обзор методов, применяемых для учета неопределенностей, возникающих при моделировании атмосферы, а именно, неопределенностей в начальных данных и в блоках описания адиабатических и неадиабатических процессов в модели общей циркуляции атмосферы.

В разделе 1.1 указаны основные этапы развития численного прогноза погоды, показано отличие детерминистского подхода к прогнозированию от стохастического (ансамблевого). В разделе 1.2 описаны неопределенности, возникающие в начальных данных для модели атмосферы и методы генерации ансамблей начальных данных. В разделе 1.3 рассмотрены методы учета неопределенностей в математических моделях атмосферы.

1.1 История развития детерминистского и стохастического прогноза погоды

Задача прогноза погоды имеет большое практическое значение. Первые попытки применения математических методов для прогноза погоды относятся ко второй половине XIX века и связаны с именами таких ученых как Кливленд Эббе и Вильгельм Бьеркнес. Уже тогда возникло понимание того, что для получения успешного прогноза требуется задать начальное состояние атмосферы, а затем вычислить его изменение на основе набора уравнений гидрои термодинамики.

В первой половине XX века основное внимание математиков, физиков и метеорологов было сосредоточено на упрощении системы уравнений динамики атмосферы и на разработке эффективных численных методов для их решения.

В 1922 году Льюис Фрай Ричардсон предпринял первую в мире попытку вычисления численного прогноза погоды на основе системы уравнений динамики атмосферы в гидростатическом приближении методом конечных разностей. В силу неустойчивости выбранного метода решения и большой погрешности в начальных условиях, прогноз Ричардсона оказался крайне далёк от наблюдаемого состояния атмосферы. Тем не менее данная задача заинтересовала впоследствии Джона фон Неймана, который предложил ее решить Джулу Чарни на первой в мире ЭВМ ENIAC, и этот эксперимент оказался успешным.

К. Г. Россби [119] и И. А. Кибель [5] провели фундаментальные исследования, которые позволили производить обоснованные упрощения в системе уравнений динамики атмосферы. А. С. Монин и А. М. Обухов разработали теорию планетарного пограничного слоя [15]. Г. И. Марчук [7] и В. П. Дымников [8] руководили разработкой первой в СССР модели общей циркуляции атмосферы, а также внесли значительный вклад в разработку новых численных методов, применяемых в моделях атмосферы.

Все описанные выше работы основывались на детерминистском подходе к прогнозированию погоды. Этот подход предполагает, что законы движения воздушных масс имеют полностью детерминированный характер. Для расчета детерминистского прогноза достаточно задать начальное состояние атмосферы и затем численно решить некоторый набор уравнений, описывающих динамику атмосферы. Прогноз представляет собой набор полей прогностических переменных для нужного момента времени. Ученые в 40-50-х годах XX века предполагали, что для вычисления точного прогноза погоды на любую заблаговременность достаточно иметь большое количество данных наблюдений и мощный суперкомпьютер с большим объемом памяти. Однако в 1963 году американский математик и метеоролог Эдвард Лоренц ввел понятие «горизонт прогноза» [29]. Лоренц исследовал динамические системы с непредсказуемым поведением и показал чувствительность решений таких систем к начальным условиям, когда малое изменение в начальных данных может привести к существенным изменениям в решении [95]. Итак, стало очевидно, что срок, на который можно рассчитать детерминистский прогноз, ограничен несколькими сутками.

А.С. Монин в своей работе [14] сформулировал проблему предсказуемости как задачу определения предела предсказуемости атмосферных процессов. В качестве факторов, влияющих на предсказуемость процесса, он выделил 1) тип процесса (и, в частности, его масштаб); 2) характер и величину начальных ошибок; 3) качество используемых численных методов.

В связи с этими открытиями, в конце 60-х годов прошлого века была предложена концепция динамико-стохастического прогноза погоды [59].Согласно этой концепции, атмосфера является глобальной нелинейной динамической системой, находящейся в неравновесном состоянии, с широким спектром пространственных и временных масштабов. Нелинейность атмосферы проявляется в интенсивном обмене энергией между различными степенями свободы и в чувствительности к малым изменениям некоторых параметров. В работе [32] приведен пример чувствительности состояния атмосферы к начальным условиям и распространения ошибок между тропиками и средними широтами. В указанном примере небольшая ошибка в определении начального состояния атмосферы в восточной части Тихого океана через 6 дней привела к значительному росту ошибок прогноза в Европе.

С 60-х годов XX века начали развиваться теоретические основы ансамблевого метода прогноза погоды, а с 80-х годов — первые модели ансамблевого прогноза, ключевой особенностью которого является представление о вероятностной природе процессов, протекающих в атмосфере [92].

С начала XXI века во всем мире наблюдается стремительное развитие массивно-параллельных вычислительных систем, а также новых вычислительных методов и технологий. Это позволило мировым центрам прогноза погоды разрабатывать более сложные модели общей циркуляции атмосферы, а также повышать пространственное разрешение, и тем самым существенно повысить точность прогнозов погоды. Согласно работе [32], оправдываемость среднесрочных прогнозов погоды за последние 40 лет росла примерно на 1 сутки за десятилетие. Так, например, оправдываемость прогнозов погоды на 7 суток в настоящее время соответствует оправдываемости прогнозов погоды на 6 суток 10 лет назад.

Увеличение вычислительных мощностей позволяет вычислять ансамблевые прогнозы в оперативном режиме, поскольку детерминистский прогноз, каким бы точным он не был, не позволяет априори оценить свою достоверность и получить вероятность возникновения тех или иных погодных явлений.

1.2 Неопределенности, возникающие в начальных данных

При вычислении численного прогноза погоды возникает необходимость инициализации (задания начальных данных) модели атмосферы. В настоящее время [47] доступен значительный объем данных о состоянии атмосферы, среди них — измерения с наземных метеостанций, судовые наблюдения, наблюде-

ния с дрейфующих буев, радиозондов, бортов самолетов, а также спутниковые наблюдения с помощью скаттерометров и других приборов. Все эти данные имеют разный формат и структуру, каждый прибор позволяет измерить лишь определенный набор параметров (причем зачастую этот набор параметров не соответствует переменным, применяемым в модели атмосферы), измерения производятся в разные моменты времени, не во всех точках земного шара и всегда с некоторой погрешностью. В связи с этим возникает ряд сложных задач, например, установление взаимосвязи между переменными в модели атмосферы и измеренными метеорологическими величинами или определение достоверности измерений, полученных разными способами.

Введем некоторые общепринятые в метеорологии обозначения и определения. Оценка состояния атмосферы, настолько точная, насколько это возможно, называется анализом или объективным анализом. Наиболее типичным является применение идеологии метода наименьших квадратов, и, согласно этой идеологии, анализ основывается на наблюдениях и первом приближении. Первое приближение обычно основывается на сверхкраткосрочном прогнозе, стартовавшем несколько часов назад. Согласно работе [39], анализ получается путем вычисления оптимальной взвешенной суммы первого приближения и данных наблюдений, и результат должен быть ближе к тем данным, которым мы больше доверяем.

1.2.1 Методы генерации ансамбля начальных данных

Для вычисления ансамблевого прогноза погоды необходимо получить ансамбль начальных данных, эта задача может быть решена путем добавления небольших возмущений к анализу. Одна из сложностей ансамблевого прогноза состоит в выборе метода формирования начальных возмущений. Правильно сгенерированные возмущения должны реалистично представлять весь диапазон ошибок, которые могут возникнуть в анализе. В то же время размер ансамбля ограничен вычислительными возможностями, поэтому важно выбрать оптимальный размер ансамбля, при этом сохранив распределение вероятности ошибки начальных данных. Под разбросом *s* ансамбля из *n* прогнозов будем понимать среднеквадратическое отклонение прогнозов x_i , $i = \overline{1,n}$ в ансамбле от среднего по ансамблю прогноза \overline{x} для соответствующей прогностической переменной модели (к прогностическим переменным относятся, например, температура, давление на уровне моря, высота геопотенциальной поверхности, зональная и меридиональная компоненты вектора скорости ветра) [159].

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (x_i - \overline{x})^2}.$$

Среднеквадратическая ошибка *r* среднего по ансамблю прогноза \overline{x}_i для каждой прогностической переменной относительно наблюдений o_i вычисляется следующим образом:

$$r = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (o_i - \overline{x}_i)^2},$$

где *m* — количество точек сетки, в которых вычисляется ошибка.

Для достижения надежности ансамблевого прогноза погоды необходимо, чтобы разброс ансамбля был близок к среднеквадратической ошибке среднего по ансамблю прогноза для всех заблаговременностей [158]. При этом важно, чтобы при увеличении разброса ансамбля не происходило увеличение ошибки прогноза.

Развитие вычислительной техники в последние 40 лет способствовало стремительному развитию методов, применяемых в ансамблевом прогнозе погоды [92].

Эпштейн [59] впервые применил ансамблевый метод, его эксперименты включали ансамбли из 500 прогнозов для простейшей модели Лоренца с 3 параметрами. Такой размер ансамбля неприменим на практике, в связи с этим Лейт в своем исследовании [88] показал, что допустимо уменьшить число прогнозов в ансамбле на два порядка без существенных потерь свойств функции плотности вероятности. Лейт также предложил применение метода **Монте-Карло** для формирования ансамбля начальных данных. В работах [81; 126; 149] рассматриваются случайные возмущения, генерируемые методом Монте-Карло, которые затем прибавляются к значениям некоторых переменных в узлах сетки. Случайные возмущения получаются в виде линейной комбинации разностей полей случайно выбранных анализов со случайными весами. Разные реализации метода отличаются выбором возмущаемых переменных. Недостаток данного метода состоит в том, что он не учитывает природу динамически неустойчивых крупномасштабных потоков, где для возникновения случайных возмущений зачастую требуется от нескольких часов до нескольких суток. В связи с этим ансамбли, генерируемые методом Монте-Карло, не всегда обладают нужными свойствами [146]. Тем не менее метод применим для генерации возмущений, связанных с погрешностью наблюдений.

Метод осреднения с запаздыванием (Lagged average forecast (LAF)) [26; 73; 81] предполагает вычисление нескольких прогнозов на заданный момент времени с использованием в качестве начальных данных наблюдений для текущего и прошедших моментов времени, например, 6, 12, 18, 24 часа назад. Недостаток этого подхода состоит в том, что получаемые возмущения имеют существенно разную амплитуду — у более давних прогнозов возмущения больше, и это снижает качество ансамблевого прогноза. Данный метод не получил большого развития, однако он может применяться в среднеи долгосрочном прогнозе погоды, например, в работе [80] приведен успешный пример его применения для прогноза осадков на 6–15 суток.

Метод сингулярных векторов (Singular vectors (SV)) — один из распространенных подходов к генерации начального ансамбля, позволяющий определять наиболее быстрорастущие возмущения в динамической системе [45; 62; 105]. Он был разработан в Европейском центре среднесрочных прогнозов погоды (ЕЦСПП) в 90-х годах XX века для применения в оперативном ансамблевом прогнозе погоды. Сингулярные векторы прогностического оператора для заданного временного интервала вычисляются через линеаризованную модель, выделяя направления в фазовом пространстве, где малые ошибки усилятся сильнее всего. Возмущения оптимизируются относительно выбранной метрики (например, энергетической нормы). Преимущество данного метода состоит в том, что он позволяет целенаправленно генерировать возмущения, которые максимизируют неопределенность прогноза для заданного интервала времени, повышая качество описания начальных неустойчивостей. Недостаток метода сингулярных векторов состоит в значительной вычислительной сложности, а также с тем, что данный метод не позволяет улавливать медленно растущие ошибки.

Еще одним методом, применяемым в ансамблевом прогнозе погоды, является метод выращивания наиболее быстро растущих мод (бридинг). Идея алгоритма бридинга связана с методом векторов Ляпунова [148], но, в отличие от векторов Ляпунова, векторы бридинга вычисляются с помощью полной нелинейной модели атмосферы. Метод был разработан в 1992 году в Национальном центре экологического прогнозирования (NCEP) в США [146; 147] и получил дальнейшее развитие в оперативной системе усвоения данных NCEP [115]. Алгоритм бридинга основан на идее о нелинейной природе ошибок, возникающих в модели атмосферы. Ошибки в начальных данных влекут за собой ошибки в анализе и прогнозе, и в каждом цикле усвоения данных добавляются новые ошибки, которые оказываются преобладающими в последующем росте ошибок прогноза.

В методе бридинга моделируется эволюция растущих ошибок в цикле анализа. Формирование векторов бридинга происходит с помощью следующей процедуры. Рассматривается начальное состояние атмосферы, к нему добавляется случайное возмущение. После этого вычисляются два прогноза для заданной заблаговременности (как правило, 6-24 часа), в качестве начальных данных используются возмущенный и невозмущенный анализ. Затем вычисляется разность между полученными прогнозами, и эта разность масштабируется так, чтобы её амплитуда соответствовала амплитуде начального возмущения. Полученное возмущение прибавляется к анализу для соответствующего момента времени, после чего цикл бридинга повторяется. Результирующий вектор бридинга есть возмущение, сгенерированное после нескольких циклов выращивания ошибок и масштабирования [145].

Таким образом, векторы бридинга являются суперпозициями ведущих локальных (в фазовом пространстве) векторов Ляпунова атмосферы. Особенностью данного метода является то, что все случайные возмущения после переходного периода принимают структуру ведущих локальных векторов Ляпунова. В частности, для крупномасштабных процессов в атмосфере этот период составляет примерно 72 часа. Глобальные векторы бридинга из независимых циклов бридинга обладают свойством квазиортогональности, поскольку при выполнении нескольких независимых циклов бридинга фазы и амплитуды ведущих локальных векторов Ляпунова являются случайными [145]. Ансамбль начальных данных формируется за счет проведения нескольких независимых циклов бридинга для каждого элемента ансамбля.

Главная особенность метода бридинга состоит в высокой вычислительной эффективности, поскольку в этом методе отсутствует необходимость расчета дополнительных прогнозов (как, например, в методе сингулярных векторов). Указанное преимущество позволяет применять данный метод в достаточно сложных моделях атмосферы с максимально возможным горизонтальным разрешением. В работах [98; 109; 145] производится сравнение метода бридинга с методами сингулярных векторов и Монте-Карло, в большинстве из них метод бридинга выделяется как наиболее удобный для реализации. Тем не менее, метод бридинга обладает существенным недостатком — несмотря на глобальную квазиортогональность, векторы бридинга не являются локально ортогональными. Еще один недостаток состоит в том, что в каждом цикле бридинга выбирается всего одно направление роста возмущений, тогда как, например, в методе сингулярных векторов учитываются все компоненты.

Развитию метода бридинга посвящена, например, работа [145]. В ней исследованы различные размеры ансамблей и количество циклов бридинга и их влияние на качество ансамблевого прогноза, а также рассматривается метод масштабирования в цикле бридинга с учетом географически изменяющейся неопределенности. Такая неопределенность может быть связана с количеством наблюдений в регионе и их точностью.

В ряде работ рассматриваются способы решения проблемы отсутствия локальной ортогональности векторов бридинга, например, [27; 83; 98]. В статье [27] показано применение метода ортогонализации Грама-Шмидта к векторам бридинга. В работе [98] описан другой пример применения ортогонализации здесь ортогональное дополнение определяется через эмпирические ортогональные функции векторов бридинга.

В работе [83] описан модифицированный метод бридинга, основанный на ортогонализации векторов бридинга методом разложения по сингулярным значениям (singular value decomposition (SVD)). В численных экспериментах проведено сравнение качества ансамблей, полученных методом бридинга с ортогонализацией и без неё. Авторы показали, что ортогонализация существенно повышает надежность формируемых ансамблей за счет большего разброса по сравнению с обычными векторами бридинга. Недостатком данного подхода является отклонение среднего по ансамблю от невозмущенного участника ансамбля, для его устранения необходима процедура децентрирования ансамбля [154].

Во всех перечисленных работах по ортогонализации векторов бридинга показано преимущество применения ортогональных векторов по сравнению с оригинальным методом.

В некоторых работах были предложены альтернативные способы повышения разброса ансамбля, например, добавление в каждом цикле бридинга небольшого случайного возмущения методом Монте-Карло [67], добавление масштабирования [31; 113], применение стохастически возмущенных векторов бридинга (stochastically perturbed bred vectors (SPBV)) и случайных векторов бридинга (random draw bred vectors (RDBV)) [66].

В статье [103] исследуется качество ансамблей, получаемых методами бридинга и сингулярных векторов. В частности, рассматриваются векторы бридинга и сингулярные векторы в рамках упрощенной спектральной модели баротропной системы в периодическом канале. Моделируемая система является сильно нелинейной и мультимодальной, она содержит в себе два аттрактора. Авторами был проведен ряд экспериментов с разным числом участников в ансамбле для определения способности ансамблей воспроизводить динамику описанной системы. В результате были уточнены свойства ансамблей, получаемых методами бридинга и сингулярных векторов, а именно, показана эффективность применения небольших ансамблей, выбранных из подпространства сингулярных векторов, по сравнению с векторами бридинга для разных режимов работы модели и задания начальных условий.

В работе [41] проведено сравнение методов бридинга, сингулярных векторов, случайных возмущений и ансамблевых фильтров Калмана. Работа перечисленных методов проверялась в рамках модели Lorenz 95 [96], для оценки эффективности методов были рассмотрены среднеквадратические ошибки среднего по ансамблю, отношение разброса ансамбля к ошибке, а также значения собственных векторов возмущений. Последние позволяют оценить независимость генерируемых возмущений. Авторы статьи заключили, что наиболее эффективным из предложенных методов для генерации разброса ансамбля является ансамблевый фильтр Калмана с локализацией ковариаций ошибок первого приближения, который к тому же является вычислительно недорогим.

Работа [151] посвящена сравнению алгоритмов бридинга и ансамблевого фильтра Калмана с переходом в пространство ансамбля (ETKF). Метод ETKF очень похож на бридинг в том, что обоих методах возмущения анализа рассматриваются как отфильтрованные возмущения прогноза. Однако вместо умножения каждого возмущения прогноза на глобальный или локальный масштабирующий коэффициент ETKF преобразует возмущения прогноза в возмущения анализа с помощью линейных комбинаций. Для этого решается уравнение для дисперсии ошибок для оптимального усвоения данных в подпространстве возмущений ансамбля. Следовательно, возмущение анализа ETKF способно отражать плотность и точность наблюдений. В методе бридинга такая возможность отсутствует, поскольку маска коэффициентов является двумерной и не меняется со временем. Более того, бридинг приводит к дисбалансу возмущений в начальный момент времени, а в методе ETKF такого недостатка нет. Также в работе отмечается невысокая вычислительная стоимость метода ETKF, что позволяет использовать его в оперативном режиме.

1.3 Неопределенности, возникающие в численных моделях атмосферы

Как уже было отмечено, разброс идеального ансамбля, определенный в разделе 1.2, должен быть близок к среднеквадратической ошибке прогноза. При нарушении этого требования возникает переоценка либо недооценка неопределенности прогноза, что ведет к росту ошибок. Характерной проблемой многих современных систем ансамблевого прогноза погоды является недооценка неопределенности, то есть недостаточный разброс прогностического ансамбля [44]. В случае недостаточного разброса ансамбля возможно увеличение амплитуды возмущений, вносимых в начальные данные, что позволит увеличить разброс ансамбля и, соответственно, уменьшить недооценку неопределенности для больших заблаговременностей прогноза. Однако такой подход существенно ухудшает качество ансамбля для небольших заблаговременностей — разброс ансамбля будет слишком велик, что снизит точность прогнозов.

Выше были рассмотрены некоторые подходы к ансамблевому прогнозированию, все они отличались методами получения ансамбля начальных данных. Ансамблевый прогноз погоды позволяет учесть не только неопределенности в начальных данных, но также и в самой модели атмосферы. Такие неопределенности возникают вследствие применений различных параметризаций упрощенного описания сложных процессов, протекающих в атмосфере [32]. Это происходит либо для процессов, пространственный масштаб который меньше, чем горизонтальное разрешение модели, либо для тех процессов, которые невозможно описать явно (например, облачность или выпадение осадков) [144]. Согласно требованиям Всемирной метеорологической организации, все ведущие мировые прогностические центры обязаны иметь и имеют системы ансамблевого прогноза для краткосрочного и среднесрочного прогноза погоды. Как правило [157], ансамбли имеют размер от 18 до 51 участников, а заблаговременность прогноза составляет 7–16 суток.

Первой ансамблевой системой прогноза погоды в России стала система ансамблевого прогноза погоды Гидрометцентра России, разработанная Е.Д. Астаховой [2; 3]. В её основу легла спектральная модель Гидрометцентра России T169L31 [22] и система подготовки начальных данных на основе бридинг-метода [145]. Каждый ансамбль состоит из 14 прогнозов: 1 невозмущенный прогноз по модели T169L31 по невозмущенным начальным данным, 12 прогнозов по модели T169L31 по возмущенным начальным данным и 1 прогноз по невозмущенным начальным данным по модели ПЛАВ [21] в версии с разрешением 0,9 на 0,72 градуса по долготе и широте соответственно (что составляет примерно 75 км) и 28 вертикальных уровней. Развитие указанной системы долгое время было затруднено недостатком вычислительных ресурсов. Система прошла оперативные испытания в 2011–2014 гг. и была принята для оперативного использования в Гидрометцентре России в 2014 году.

Рассмотрим методы, применяемые в разных моделях атмосферы для получения ансамблей.

1.3.1 Неопределенности, возникающие при параметрическом описании процессов в атмосфере

Для вычисления прогноза погоды необходимо решить систему уравнений динамики атмосферы. Вне зависимости от набора применяемых численных методов, производится аппроксимация исходных дифференциальных уравнений на модельной сетке. Получаемая система уравнений в сеточном пространстве способна воспроизвести ограниченный диапазон движений воздуха, который зависит от шага сетки. Шаг сетки в современных моделях атмосферы имеет порядок десятка километров [157], что, разумеется, превышает масштаб многих процессов, протекающих в атмосфере. В качестве примера таких процессов могут выступать турбулентные и конвективные движения воздуха, за счет которых передаются потоки тепла и импульса. Этими потоками допустимо пренебречь при вычислении прогнозов на несколько часов, однако для прогнозов с заблаговременностями несколько суток или месяцев это приведёт к существенным ошибкам. В силу того, что явное описание процессов подсеточного масштаба в моделях атмосферы не представляется возможным, для их описания применяются так называемые параметризации, которые воспроизводят суммарный эффект от различных процессов на динамику атмосферы.

Тенденцией прогностической переменной вследствие параметризаций назовем сумму правых частей уравнений динамики атмосферы для этой переменной, умноженную на величину шага по времени.

Подходы к представлению этого вида неопределенностей можно условно разделить на следующие группы:

- 1. Детерминистский подход:
 - мульти-модель;
 - мульти-параметризация;
 - мульти-параметр.
- 2. Стохастический подход:
 - Представление неопределенности в целом удобные в практическом применении подходы:
 - Стохастическое возмущение тенденций параметризаций (SPPT, iSPPT, pSPPT, SPT, AMPT, SMME).
 - Представление неопределенностей на уровне отдельных процессов:
 - Стохастические параметризации (глубокая и мелкая конвекция, облачность, микрофизика) — стохастика лежит в основе алгоритмов параметризаций.
 - Стохастическое возмущение параметров параметризаций (SPP, PSP, PSP2) — детерминистские параметризации, в которых стохастически возмущаются некоторые параметры.

Рассмотрим подробнее перечисленные методы.

Детерминистские методы

1. Мульти-модельный подход.

Этот подход, как следует из его названия, предполагает использование каждым членом ансамбля своей модели атмосферы, которая не изменяется в процессе интегрирования по времени. Такой подход, несомненно, позволяет лучше воспроизвести процессы в атмосфере, чем использование одной и той же модели атмосферы для всех участников ансамбля, поскольку при использовании набора из разных моделей уменьшаются систематические ошибки, присущие любой модели. Однако есть и ограничения — размер ансамбля ограничен количеством доступных моделей атмосферы, которое, как правило, ограничено числом порядка одного десятка.

Мультимодельные ансамбли сложнее использовать для оперативных прогнозов, чем ансамблевые прогнозы с одной моделью, однако существует много исследований, например, [60; 70; 120; 164], для краткои среднесрочных, сезонных и климатических прогнозов, в которых показано, что мультимодельные ансамблевые прогнозы имеют не только меньшую ошибку, но и более высокую надежность по сравнению с прогнозами одной модели. Также существует ряд работ, в которых исследуются методы получения среднего по ансамблю прогноза с разными весами [155], методы постпроцессинга мультимодельных прогнозов [46] и другие аспекты.

Помимо численного прогноза погоды мультимодельный подход применяется в исследованиях климата, например, в проектах CMIP [54].

2. Мульти-параметризационный подход.

В этом случае предлагается использовать для разных членов ансамбля одну и ту же модель с подключенными разными параметризациями физических процессов. Этот подход выступает как альтернатива мультимодельному, поскольку существенный вклад в ошибки моделей атмосферы вносят неточности при описании процессов подсеточного масштаба в блоке параметризаций. Преимущество этого подхода заключается в том, что в разных параметризациях может быть заложен разный физический смысл, и вычислительные ошибки будут накапливаться по-разному, обеспечивая хороший разброс ансамбля. Недостаток данного подхода такой же, как и у мультимодельного — в мире существует не так много уникальных параметризаций процессов подсеточного масштаба, а разработка новых параметризаций является очень трудоёмким процессом. Тем не менее, данный подход развивается, и численные эксперименты показывают улучшение оценок прогнозов, вычисленных с использованием мульти-параметризационных ансамблей, по сравнению с ансамблями с одним и тем же набором параметризаций [34; 60; 76; 77; 107; 134; 161; 166].

3. Мульти-параметрический подход.

В данном подходе предлагается варьировать значения одного или нескольких параметров для каждого члена ансамбля. Очевидно, что по сравнению с предыдущими двумя подходами, в данном подходе несложно использовать достаточно большие ансамбли и выбирать различные наборы параметров и диапазоны их значений. При этом выбранные параметры могут оставаться неизменными в процессе интегрирования модели (как, например, в методе **PP** — **Perturbed Parameters**); могут инициализироваться случайным образом для каждого цикла интегрирования или для каждого члена ансамбля, а затем оставаться неизменными в процессе интегрирования модели (метод **RPP** — **Random Perturbed Parameters**); а могут инициализироваться случайным образом для каждого цикла интегрирования или для каждого члена ансамбля, а затем оставаться зафиксированными для каждого узла сетки по пространству и при этом меняться во времени (метод **RP** — **Random Parameters**).

Мульти-параметрический подход широко применяется в климатических моделях, например, [106; 150].

Стохастические методы

1. Представление неопределенности в целом.

К данному подходу относятся различные методы возмущения тенденций параметризаций — SPPT, iSPPT, AMPT, SMME — все они достаточно просты и удобны для применения, в том числе и в оперативном режиме. Существует ряд работ, в которых показана эффективность возмущения тенденций для повышения разброса ансамбля и улучшения ансамблевых метрик качества прогноза погоды [52; 91; 112; 121].

Алгоритм SPPT (Stochastically Perturbed Parametrization Tendencies) [44; 112] был разработан в Европейском центре среднесрочных прогнозов погоды (ЕЦСПП) и применяется в системе ансамблевого прогноза погоды ЕЦСПП с 1998 года [91; 94; 156]. В основе данного алгоритма лежит идея возмущения общей тенденции, то есть суммы тенденций из всех схем физических параметризаций. За счет этого удается избежать нарушения баланса между тенденциями различных схем физических параметризаций. Предполагается, что ошибки всех физических параметризаций коррелируют друг с другом. Случайные возмущения в SPPT, как правило, генерируются в спектральном пространстве в виде двумерного поля [36; 136].

В оригинальном алгоритме SPPT предлагается генерировать возмущения, коллинеарные невозмущенным тенденциям. Возмущения добавляются к тенденциям температуры, влажности и скорости ветра. Получение возмущенной тенденции можно схематически представить следующим образом [112]:

$$X_p = (1 + r\mu)X_c,$$

где X_c — невозмущенная тенденция, X_p — возмущенная тенденция, r — случайная величина с распределением, близким к гауссову, µ ∈ [0,1] — коэффициент для настройки амплитуды возмущений. Как правило, амплитуду возмущений уменьшают до нуля вблизи поверхности Земли и в стратосфере, а в остальной части атмосферы оставляют неизменной вне зависимости от высоты [162].

Из такой формулировки алгоритма очевидно следует, что свойства распределения случайной величины *r* одинаковы для всех возмущаемых тенденций в разных параметризациях.

Особенностью алгоритма SPPT является возможность формирования достаточно больших возмущений, что, с одной стороны, позволяет получить большой разброс ансамбля, а с другой стороны, может привести к значительному росту ошибки прогноза, соизмеримому с ростом разброса ансамбля.

Многие исследователи отмечают значительное влияние применения метода SPPT на увеличение разброса ансамблей в тропиках [37; 162]. Однако один из недостатков SPPT состоит в нарушении законов сохранения влаги [84]. Это приводит к высушиванию и охлаждению атмосферы и заметнее всего проявляется в тропиках. В работах [55; 91] предложен способ решения указанной проблемы, который заключается в коррекции возмущенной тенденции, чтобы глобальный интеграл возмущенной тенденции совпадал с глобальным интегралом невозмущенной тенденции.

Алгоритм SPPT получил широкое развитие как в Европейском центре среднесрочных прогноз погоды, так и в некоторых других мировых центрах прогноза погоды.

В работе [52] показана реализация метода независимых возмущений тенденций **iSPPT** (Independent Stochastically Perturbed Parameterization Tendency) в модели IFS (Integrated Forecast System), развиваемой в ЕЦСПП. Метод iSPPT является модификацией оригинального метода SPPT, в iSPPT предлагается использовать возмущения с разными параметрами дисперсии, пространственной и временной корреляции для тенденций из разных физических параметризаций. В данной модификации предполагается, что ошибки из разных параметризаций не скоррелированы между собой. Согласно работе [52], этот метод позволил получить больший разброс ансамбля, чем метод SPPT, в особенности в регионах с высокой конвективной активностью.

В работе [121] описан метод стохастического возмущения тенденций SPT (Stochastic Perturbation of Tendencies), реализованный в модели MetUM (Met Office Unified Model) и являющийся модификацией метода SPPT. Для метода SPT доступны 3 различные конфигурации — SPT с полным набором возмущаемых тенденций, SPT с отключенным возмущением радиации в безоблачной атмосфере, а также SPT с коррекцией влажности для выполнения законов сохранения. Случайные возмущения генерируются таким же образом, как и в методе SPPT, они имеют квази-гауссово распределение. Стандартное отклонение возмущений для всех тенденций одинаково и равно 0,5, исключение составляет параметризация гравитационно-волнового сопротивления, где стандартное отклонение возмущений тенденций равно 0,42 для обеспечения численной устойчивости.

В системе ансамблевого прогноза WEPS (one-week Ensemble Prediction System) Японского метеорологического агентства [162] также реализовано стохастическое возмущение тенденций на основе оригинального алгоритма SPPT. Возмущения генерируются в спектральном пространстве аналогично возмущениям в работе [36]. Среднее значение генерируемых случайных возмущений равно нулю, амплитуда ограничена диапазоном от -0.7 до 0.7, а в стратосфере она устанавливается равной нулю. Временная корреляция составляет шесть часов для всех возмущаемых тенденций.

В Метео-Франс была разработана адаптация метода SPPT для мезомасштабной модели AROME (Application of Research to Operations at Mesoscale) [40]. Генерация возмущений производится в спектральном пространстве, однако сферические функции заменены на разложение в ряды Фурье по обеим координатам. В адаптированном методе SPPT используется двумерный генератор возмущений, состоящий из нескоррелированных авторегрессионных процессов (AR(1)) [133] на каждом спектральном коэффициенте с заданным спектром дисперсии шума. Получаемые таким образом возмущения имеют нормальное распределение с нулевым средним значением и стандартным отклонением, равным 0,5. Автокорреляция имеет пространственный масштаб 500 км и временной масштаб 8 часов для всех процессов. В качестве возмущаемых тенденций выбраны физические тенденции ветра, температуры и содержания водяного пара.

В работе [53] были разработаны два способа возмущения отдельных параметров в параметризации конвекции. Оба способа были протестированы для четырех параметров в схеме конвекции в модели EPPES (Ensemble Prediction and Parameter Estimation System). В первом методе предлагается использовать фиксированные возмущенные параметры, которые отличаются у разных участников ансамбля, но остаются постоянными в течение всего прогноза. Второй метод предполагает использование изменяющихся возмущенных параметров. В работе приведены результаты сравнения указанных методов с алгоритмом SPPT и с моделью без возмущений, в качестве наиболее эффективного метода выбран метод SPPT.

В метеорологической службе Канады разработан метод возмущения физических тенденций, основанный на методе SPPT для модели GEM (Global Environmental Multiscale model) [50]. Особенностью канадской системы ансамблевого прогноза погоды является использование разных наборов физических параметризаций для разных участников ансамбля. Возмущения тенденций генерируются в спектральном пространстве, аналогично работе [93].

В Национальном центре по прогнозированию окружающей среды США (NCEP) была разработана схема стохастических возмущений SPS (Stochastic Perturbation Scheme) для модели GEFS (Global Ensemble Forecasting System) [75]. Идея этой схемы заключается в стохастическом возмущении суммарных тенденций модели. Основное отличие метода SPS от SPPT состоит в том, что в SPS возмущение добавляется к суммарной тенденции от параметризаций процессов подсеточного масштаба и от процессов, разрешаемых явно. Амплитуда возмущений изменяется в зависимости от широты и сезона и определяется с учетом осредненной по двум полушариям ошибки модели.

2. Представление неопределенности на уровне отдельных процессов.

Алгоритм SPP (Stochastically Perturbed Parametrizations) [84; 110] позволяет учитывать неопределенность, возникающую при использовании параметризаций процессов подсеточного масштаба, за счет добавления возмущений к некоторым параметрам. Данный алгоритм был разработан в Европейском центре среднесрочных прогноз погоды (ЕЦСПП) и в настоящее время применяется в модели IFS [84]. Алгоритм SPP воздействует точечно на параметры в схемах физических параметризаций. За счет этого не нарушается согласованность физических процессов и выполняются локальные законы сохранения. Для корректной работы алгоритма требуется выбор подходящих параметров в каждой параметризации, а затем тщательная настройка характеристик закона распределения возмущений для каждого параметра по отдельности. Таким образом, метод SPP характеризуется значительной трудоемкостью и чувствительностью к изменению схем физических параметризаций. Важным преимуществом данного алгоритма является возможность представления в модели неопределенностей, близких к их источникам, и тем самым улучшения характеристик получаемых ансамблей. Отсюда следует и основной недостаток этого подхода, он заключается в формировании возмущений с небольшой амплитудой, которые вносят малый вклад в разброс прогностического ансамбля. Возмущения, добавляемые к параметрам, генерируются в спектральном пространстве таким же способом, как и для алгоритма SPPT.

В статье [69] проведено изучение свойств прогностических ансамблей при варьировании нескольких параметров физических параметризаций. Было выбрано 4 параметра и показана чувствительность модели к изменению амплитуды возмущений каждого из них. Численные эксперименты проводились с мезомасштабной моделью для ансамблей из 10 участников.

В Национальном центре атмосферных исследований США (NCAR) было исследовано влияние стохастического возмущения параметров параметризации образования облачности на точность ансамблевых прогнозов. В работах [68; 138] приведено описание алгоритма **SPP-MP**, который является модификацией алгоритма SPP.

В Мет Офисе Великобритании был предложен алгоритм возмущения отдельных параметров физических параметризаций [43] для глобальной и региональной версии системы ансамблевого прогноза MOGREPS для краткосрочного прогноза погоды. Для вычисления значений возмущаемых параметров используется авторегрессионная модель первого порядка (AR(1)-процесс) [133]. Всего было выбрано восемь параметров из четырех различных физических параметризаций, а именно, параметризации крупномасштабных осадков, конвекции, пограничного слоя и сопротивления гравитационных волн.

В Центральном институте метеорологии и геодинамики Австрии (ZAMG) были разработаны две модификации метода SPPT. Первая модификация предполагает последовательное возмущение тенденций после запуска каждой параметризации (метод **pSPPT** [153]). Во второй модификации реализована гибридная версия алгоритмов SPP и SPPT — гибридная схема стохастических возмущений параметризаций HSPP (Hybrid Stochastically Perturbed Parameterization) [152]. В этой схеме возмущаются тенденции в параметризациях радиации, мелкой конвекции и микрофизики, а в параметризации турбулентности возмущаются параметры.

1.3.2 Неопределенности, возникающие в блоке решения уравнений динамики атмосферы

Неопределенности, возникающие при описании взаимодействия крупномасштабных движений в атмосфере с движениями подсеточного масштаба

Еще одним источником неопределенности в модели атмосферы являются масштабные взаимодействия в атмосфере, когда крупномасштабные движения взаимодействуют с движениями подсеточного масштаба. Численная модель атмосферы не может воспроизвести такие взаимодействия, поэтому в работах [36; 128] предложена стохастическая параметризация обратного потока кинетической энергии (The stochastic kinetic energy backscatter scheme (SKEB)). SKEB основана на идее моделирования крупномасштабных вихрей (large eddy simulation (LES)). Алгоритм SKEB предполагает вычисление эффективной функции тока (the effective streamfunction forcing), которая на каждом шаге по времени прибавляется к правой части уравнения импульса. Эффективная функция тока получается из случайного двумерного поля, взвешенного с мгновенной общей скоростью диссипации. Для вычисления случайного поля строится авторегрессионный процесс первого порядка (AR(1)) [133], он строится таким образом, чтобы получаемые возмущения были изотропными, масштаб пространственной корреляции соответствовал наибольшему волновому числу, а корреляция по времени соответствовала параметру авторегрессии. При вычислении общей скорости диссипации учитываются диссипативные процессы синоптического и субсиноптического масштаба, которые связаны с систематическими потерями энергии и ростом ошибок, к таким процессам относятся численная диссипация, гравитационное волновое сопротивление и глубокая конвекция. Для вычисления форсинга эффективной функции тока необходимо преобразовать возмущения спектральной функции тока в пространство точек сетки, а затем умножить их на квадратный корень из нормализованной скорости диссипации. Настройка параметризации осуществляется через параметр скорости обратного рассеяния.

Алгоритм SKEB применялся также и в модели океана [114].

Согласно работе [121], применение алгоритма SKEB может приводить к возникновению ложных физических артефактов, вызванных возмущениями с низким волновым числом. В работе [35] говорится об избыточной активности SKEB в Южном полушарии при больших значениях коэффициента, регулирующего долю возвращаемой кинетической энергии. В работах [130; 139] сообщается о возможных проблемах при применении SKEB для малых волновых чисел и предлагается применять данный метод только при больших волновых чиселах. В статье [122] описано появление ложной тропической волны, направленной на запад, при больших значениях коэффициента, регулирующего долю возвращаемой кинетической энергии. Также в этой работе отмечена недостаточная чувствительность алгоритма SKEB к горизонтальному разрешению модели атмосферы.

В работе [121] представлена модификация метода SKEB – SKEB2. Среди предложенных в [121] изменений можно отметить увеличение амплитуды воспроизводимых волн, внедрение бигармонической функции скорости численной диссипации (данная функция лучше воспроизводит диссипацию кинетической энергии турбулентности в тропических широтах и в планетарном пограничном слое, тогда как используемая ранее функция Смагоринского больше работала на уровнях струйных течений в атмосферы и в высоких широтах), а также коэффициента, регулирующего долю возвращаемой кинетической энергии в зависимости от горизонтального разрешения модели атмосферы.

В работе [129] была описана стохастическая схема обратного потока конвекции. Она генерирует возмущения, возникающие в результате взаимодействия параметризованной глубокой конвекции с динамикой модели в масштабе, близком к масштабу сетки.

В работе [91] проведено сравнение методов SPPT, SPP и SKEB, и показано их влияние на увеличение разброса ансамбля в рамках системы ансамблевого прогноза ЕЦСПП. Согласно данному исследованию, наибольший вклад в повышение разброса ансамбля вносят возмущения, полученные методами SPPT и SPP, в то время как увеличение разброса ансамбля при применении алгоритма SKEB незначительно.

Источники неопределенностей, возникающие при вычислении полулагранжевых траекторий

В ряде моделей атмосферы используется полулагранжев метод для решения уравнения переноса. При этом возникает два источника неопределенности. Первый из них — это итерационный метод для определения исходных точек полулагранжевых траекторий, второй — метод интерполяции. Поскольку интерполяционный метод, как правило, имеет порядок точности выше, чем метод определения положения исходной точки траектории, имеет смысл учитывать неопределенности при вычислении траекторий.

Идея возмущения положения исходных точек полулагранжевых траекторий была впервые описана в работе [42], выполненной в Met Office Великобритании.

В последние годы активно развивается новый подход к описанию неопределенности, возникающей при вычислении полулагранжевой адвекции в модели атмосферы. В этом подходе предлагается добавлять случайные возмущения к координатам исходной точки, вычисленным в полулагранжевой схеме адвекции. Возмущение положения точки масштабируется на разницу между двумя разными итерациями [91].

1.4 Выводы

Опыт ведущих зарубежных центров прогноза погоды, описанный в разделе 1.3, говорит о перспективности стохастических возмущений параметров и тенденций параметризаций в моделях атмосферы. Для реализации стохастических возмущений в блоке решения уравнений динамики атмосферы выбран метод стохастического возмущения полулагранжевых траекторий.

Глава 2. Система ансамблевого среднесрочного прогноза погоды

В диссертационной работе рассматривается система ансамблевого прогноза погоды, которая состоит из ансамблевой системы усвоения данных [127] и глобальной полулагранжевой модели атмосферы ПЛАВ [21], развиваемых в Гидрометцентре России и Институте вычислительной математики им. Г. И. Марчука Российской академии наук. Раздел 2.1 посвящен системе ансамблевого усвоения данных. В разделе 2.2 описана модель ПЛАВ. В данном разделе рассказывается, как в модели учитываются основные физические процессы, протекающие в атмосфере, перечислены применяемые параметризации процессов подсеточного масштаба. В разделе 2.3 обсуждаются особенности рассматриваемой системы ансамблевого прогноза погоды.

2.1 Система усвоения данных, основанная на локальном ансамблевом фильтре Калмана с преобразованием ансамбля

Подготовка начальных данных осуществляется с помощью системы ансамблевого усвоения данных на основе локального ансамблевого фильтра Калмана с преобразованием ансамбля (Local Ensemble Tranform Kalman Filter (LETKF)) [78].

Специфика данного метода заключается в локализации наблюдений и переходе в пространство ансамбля. Локализация наблюдений позволяет существенно снизить объем обрабатываемых данных и усваивать только наблюдения из заданного радиуса локализации с весом, зависящим от расстояния до точки сетки. Оценка начального состояния атмосферы (анализ) вычисляется независимо в разных точках сетки, что обеспечивает высокую степень параллелизма по данным. В работе [13] представлены подробности параллельной реализации системы усвоения данных.

Переход в пространство ансамбля позволяет более эффективно организовать вычисления, поскольку размерность пространства ансамбля составляет $O(10^2)$, что гораздо меньше, чем размерность модели и пространства наблюдений ($O(10^9)$). Настройка разброса анализа осуществляется с помощью параметров аддитивной инфляции в алгоритме системы усвоения. Детали реализации системы ансамблевого усвоения можно найти в работе [127].

В статье [17] дано описание реализованного алгоритма усвоения и коррекции радиозондовых наблюдений за влажностью. В работе [12] показаны особенности усвоения данных спутниковых наблюдений ветра AMV.

Характерной особенностью ансамблевых фильтров Калмана является недооценка ковариаций ошибок анализа. Это связано с тем, что оценка матрицы ковариации ошибок проводится в пространстве существенно меньшей размерности, чем пространство модели. Недооценка неопределённости анализа приводит к тому, что при усвоении данных первое приближение (см. раздел 1.2) будет иметь больший вес, чем данные наблюдений. Для решения указанной проблемы применяются мультипликативная и аддитивная инфляция [127].

В нашей системе ансамблевого усвоения данных на основе LETKF настройка параметра мультипликативной инфляции производилась вне рамок данной работы В.Г. Мизяком в соответствии с работой [78].

Аддитивная инфляция добавляет к каждому члену ансамбля анализов изотропные случайные возмущения с гауссовым распределением, настройка параметров аддитивной инфляции позволяет управлять разбросом ансамбля анализов. Такой подход позволяет смоделировать ошибку модели, которая представляет собой некоторый неизвестный стохастический шум с нулевым математическим ожиданием.

Алгоритм аддитивной инфляции предполагает добавление к ансамблю анализов случайного шума $\varepsilon_i^{\text{In}}$. Тогда получаем ансамбль анализов $\tilde{\mathbf{x}}_i^{\text{a}}$ по формуле:

$$\tilde{\boldsymbol{x}}_{i}^{\mathrm{a}} = \boldsymbol{x}_{i}^{\mathrm{a}} + \boldsymbol{\varepsilon}_{i}^{\mathrm{In}}, i = \overline{1, N_{f}}.$$

Здесь N_f — размер ансамбля, $\boldsymbol{x}_i^{\mathrm{a}}, i = \overline{1, N_f}$ — ансамбль анализов до добавления аддитивной инфляции, $\tilde{\boldsymbol{x}}_i^{\mathrm{a}}, i = \overline{1, N_f}$ — ансамбль анализов после добавления аддитивной инфляции.

Случайный шум, согласно работе [112], определяется по формуле:

$$\varepsilon_i^{\mathrm{In}} = r \boldsymbol{x}_i^{\mathrm{a}},$$

где r — случайный множитель, вычисляемый при помощи сферических функций:

$$r = \sum_{mn} \hat{r}_{mn} Y_{mn}.$$

Здесь Y_{mn} — сферические гармоники, m — зональное волновое число, n — полное волновое число, \hat{r}_{mn} — спектральные коэффициенты.

Приведем определение сферических функций Y_{mn} согласно Б. Махенхауэру ([10], раздел III):

$$Y_l^m(\theta, \varphi) = \sqrt{\frac{2l+1}{4\pi} \frac{(l-m)!}{(l+m)!}} P_l^m(\cos \theta) e^{im\varphi},$$

где l — порядок сферической гармоники, m — степень сферической гармоники, $P_l^m(\cos \theta)$ — многочлены Лежандра, m! — факториал.

Многочлены Лежандра определяются согласно формуле:

$$P_l^m(x) = \frac{(-1)^m}{2^l l!} \left(1 - x^2\right)^{m/2} \frac{d^{l+m}}{dx^{l+m}} \left(x^2 - 1\right)^l$$

Для вычисления спектральных коэффициентов используется авторегрессионная модель 1-го порядка:

$$\hat{r}_{mn}(t + \Delta t) = \hat{r}_{mn}(t) + \sigma_n \eta_{mn}(t),$$

где $\eta_{mn} \in \mathbb{C}$, причем $Re(\eta_{mn})$ и $Im(\eta_{mn})$ – независимые случайные величины, и $Re(\eta_{mn}), Im(\eta_{mn}) \sim \mathcal{N}(0,1).$

Константа σ_n позволяет настраивать требуемую дисперсию случайной величины \hat{r}_{mn} , так, чтобы получить необходимый радиус корреляции шума по горизонтали и вертикали.

Применение обоих типов инфляции позволяет генерировать необходимый разброс ансамбля анализов, а также обеспечивает устойчивую работу алгоритма LETKF.

2.2 Глобальная модель общей циркуляции атмосферы ПЛАВ

Основой системы ансамблевого прогноза погоды является глобальная гидродинамическая модель общей циркуляции атмосферы ПЛАВ (ПолуЛагранжева, на основе уравнения Абсолютной заВихренности) [142].

Особенностями модели ПЛАВ являются применение полулагранжева метода для решения уравнений адвекции и полунеявная дискретизация по времени. Модель состоит из блока решения уравнений динамики атмосферы [141] и набора параметризаций процессов подсеточного масштаба. В блоке решения уравнений динамики атмосферы численно решается система трехмерных уравнений динамики атмосферы. Фактически она представляет из себя осредненные уравнения Навье-Стокса на вращающейся сфере в приближении мелкой атмосферы и гидростатики, дополненные уравнением адвекции водяного пара. Часть физических процессов, протекающих в атмосфере, не описывается явно. Вместо этого применяются параметризации, упрощенно описывающие такие процессы. Результаты вычислений из параметризаций включаются в виде отдельных слагаемых в правые части системы уравнений динамики атмосферы.

В блоке решения уравнений динамики атмосферы модели ПЛАВ применяется полулагранжев метод для решения уравнения адвекции [132] и полунеявная дискретизация по времени [117]. За счет применения такой комбинации численных методов появляется возможность использовать шаг по времени, в 3–5 раз больший, чем шаг, определяемый условием устойчивости Куранта в эйлеровых схемах. Ценой этому является необходимость решения на каждом шаге по времени задачи типа Гельмгольца, что в свою очередь несколько увеличивает число обменов данными между процессорами.

Для дискретизации по вертикали используется гибридная система координат [131], которая вблизи земной поверхности огибает рельеф, а начиная с некоторой высоты совпадает с изобарической системой координат.

$$p(\mathbf{\eta}) = A(\mathbf{\eta})p_0 + B(\mathbf{\eta})p_s, \qquad (2.1)$$

$$\frac{\nabla p}{p} = \frac{B(\eta)p_s}{A(\eta)p_0 + B(\eta)p_s} \nabla \ln p_s.$$
(2.2)

Здесь η — вертикальная гибридная координата; p_0 — константа, примерно равная среднему давлению на уровне Земли; p_s — приземное давление; p — давление; $A(\eta)$, $B(\eta)$ — коэффициенты гибридной координаты.

Далее приведены основные уравнения [21], которые решаются в модели ПЛАВ. Все уравнения записаны с использованием гибридной системы координат (2.1), (2.2).

$$\left(\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{V}}{\mathrm{dt}}2\boldsymbol{\Omega}\times\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{r}}{\mathrm{dt}}\right)_{H} = -\nabla\Phi - R_{\mathrm{d}}T_{\mathrm{v}}\frac{\nabla p}{p} + \boldsymbol{F}_{\boldsymbol{V}},\tag{2.3}$$

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}\left(\zeta+f\right) = -\left(\zeta+f\right)D - J_{\zeta} + F_{\zeta},\tag{2.4}$$

$$\frac{\mathrm{d}T_{\mathrm{v}}}{\mathrm{d}t} - \frac{R_{\mathrm{moist}}T_{\mathrm{v}}}{c_p} \left(\frac{p_s}{A(\eta)p_0 + B(\eta)p_s} \dot{s} + \frac{B(\eta)p_s}{A(\eta)p_0 + B(\eta)p_s} \frac{\mathrm{d}_{\mathrm{H}}\ln p_s}{\mathrm{d}t} \right) = F_{T_{\mathrm{v}}}, \quad (2.5)$$
$$\frac{\partial B}{\partial \eta} \frac{\mathrm{d}_{\mathrm{H}} \ln p_{s}}{\mathrm{d}t} = -\frac{\frac{\partial A}{\partial \eta} p_{0} + \frac{\partial B}{\partial \eta} p_{s}}{p_{s}} D - \frac{\partial \dot{s}}{\partial \eta}, \qquad (2.6)$$

$$\frac{\partial \Phi}{\partial \eta} = -R_{\rm d} T_{\rm v} \frac{\partial \ln p}{\partial \eta}, \qquad (2.7)$$

$$\frac{\mathrm{d}q}{\mathrm{d}t} = F_q. \tag{2.8}$$

Здесь $\frac{d}{dt}$ — лагранжева производная; $\mathbf{r} = (\lambda, \varphi)$ — радиус-вектор на сфере; $\mathbf{V} = (u,v)$ — вектор горизонтальной скорости ветра; нижний индекс Н обозначает проекцию на поверхность сферы; Ω — угловая скорость вращения Земли; Φ — геопотенциал; R_d — газовая постоянная сухого воздуха; R_{moist} — газовая постоянная влажного воздуха; T_v — виртуальная температура; p — давление; F_{ψ} — источник/сток произвольной величины ψ вследствие процессов подсеточного масштаба; ζ — вертикальный компонент относительной завихренности; $f = 2|\Omega| \sin \varphi$ — параметр Кориолиса; D — горизонтальная дивергенция; η вертикальная гибридная координата; p_0 — константа, примерно равная среднему давлению на уровне Земли; p_s — приземное давление; c_p — теплоемкость влажного воздуха; $\dot{s} = \frac{1}{p_s} \frac{\partial p}{\partial \eta} \dot{\eta}$, здесь $\dot{\eta}$ — вертикальная скорость; $\frac{d_H}{dt}$ — производная вдоль траектории без учета вертикального смещения; q — удельная концентрация водяного пара.

Граничные условия для системы уравнений (2.3)-(2.8) — условие непротекания $\dot{\eta} = 0$ на верхней $\eta = \eta_{top}$ и нижней $\eta = 1$ границах. Также предполагается, что $B(\eta) = 1$, $A(\eta) = 0$ при $\eta = 1$. Как правило, $B(\eta) = 0$ для всех уровней выше η_p , однако модель ПЛАВ может также работать и в случае σ -координат по вертикали, тогда $B(\eta) = \eta$, $A(\eta) = 0$.

При дискретизации по горизонтали применяется неразнесенная сетка, что подразумевает хранение скалярных и векторных переменных для одних и тех же точек. Этот прием несколько упрощает расчеты полулагранжевой адвекции, поскольку требует вычисления лишь одного семейства обратных траекторий, в то время как, например, для разнесенных сеток может требоваться вычисление трех семейств траекторий [9; 28]. Другим преимуществом использования неразнесенной сетки по сравнению с разнесенной является более высокая точность вычисления полулагранжевых траекторий. Это обусловлено меньшим числом интерполяций при вычислении скорости ветра.

В качестве прогностических переменных согласно [116] были выбраны горизонтальная дивергенция поля скорости ветра и вертикальная компонента относительной завихренности, что требует на каждом шаге по времени решать задачу восстановления горизонтальной скорости ветра по завихренности и дивергенции. Детали вычислительного алгоритма, а также исследование его точности и эффективности подробно описаны в работе [143].

В модели ПЛАВ к процессам подсеточного масштаба относятся перенос коротко- и длинноволновой радиации, перенос тепла и влаги в почве и на поверхности земли, глубокая и мелкая конвекция, формирование облаков, а также образование и выпадение осадков, гравитационно-волновое сопротивление при взаимодействии атмосферы с орографией, турбулентность и процессы в атмосферном пограничном слое, а также микрофизические процессы. Набор параметризаций процессов подсеточного масштаба, применяемый в модели ПЛАВ, основан на алгоритмах параметризаций европейского консорциума ALADIN/LACE [137], а также параметризаций коротко- и длинноволновой радиации CLIRAD SW [51] и RRTMG LW [104]. В версию модели ПЛАВ072L96 включена модель многослойной почвы ИВМ РАН – НИВЦ МГУ [4], а в версии ПЛАВ10 и ПЛАВ20 — параметризация процессов в деятельном слое суши ISBA [108]. Кроме того, некоторые параметризации разработаны авторами модели ПЛАВ: описание подынверсионной облачности над океанами, учет характеристик поверхности морского льда.

Расчет параметризаций производится на каждом шаге по времени. Для эффективной организации вычислений в модели ПЛАВ применяются параллельные технологии MPI по широте и OpenMP по долготе [141]. В блоке расчета параметризаций физических процессов предполагается отсутствие зависимостей этих процессов в горизонтальной плоскости, а все величины считаются осредненными по ячейке. Это упрощение фактически позволяет производить расчеты в блоке параметризаций независимо с высокой степенью параллелизма.

CLIRAD SW [51] и RRTMG LW [104] являются свободно распространяемыми пакетами для описания, соответственно, распространения коротковолновой и длинноволновой радиации в атмосфере. В радиационном блоке модели ПЛАВ учитываются процессы поглощения солнечной радиации облаками, аэрозолями, водяным паром, а также молекулами газов — кислорода, озона и углекислого газа.

В блоке описания процессов подстилающей поверхности рассматривается тепло- и влагоперенос в почве вследствие диффузии. В параметризации реализован перенос энергии, связанный с фазовыми переходами, учитывается поглощение влаги корневой системой растений, перехват осадков растительностью в соответствии с типом растительности, накопление и таяние снега, испарение с поверхности почвы, сток осадков в почву.

В параметризации глубокой и мелкой конвекции реализован усовершенствованный алгоритм потока массы [38; 65], в котором учитывается конвективная неустойчивость первого и второго рода, а также теплообмен с поверхностью океана под действием ветра. В данном блоке вычисляется скорость выпадения конвективных осадков, производится разделение твердой и жидкой фазы осадков, учтена возможность испарения осадков.

В параметризации облачности вычисляется доля ячейки модельной сетки, занятая облаками, согласно работе [160].

Параметризация взаимодействия гравитационных волн с орографией [137] позволяет упрощенно воспроизводить вертикальное распространение волн и их обрушение, нелинейные эффекты при затухании или отражении волн, обтекание потоком высоких гор.

В параметризации турбулентности, основанной на работе [57], моделируются турбулентные потоки тепла, импульса и водяного пара. Для описания трехмерного переноса и горизонтальной диффузии кинетической и полной энергии турбулентности применяется полулагранжева адвекция.

Параметризация микрофизики связана с описанием крупномасштабных осадков и позволяет учитывать не только фазовые переходы, но и эволюцию снега, дождя, водяного пара, а также капель воды и ледяных кристаллов в облаках. Таким образом, для сформировавшихся осадков возможен перенос и переход из одного состояния в другое, в том числе испарение, таяние, слипание, рост кристаллов. Данный блок основан на алгоритмах параметризации, разработанной консорциумом ALADIN/LACE [137].

В настоящее время развиваются несколько различных конфигураций модели ПЛАВ, среди них версии с высоким разрешением ПЛАВ10 и ПЛАВ20, а также конфигурация модели ПЛАВ072L96 для долгосрочных и климатических прогнозов. Стоит отметить, что в соответствии с концепцией бесшовного прогноза погоды для всех конфигураций модели ПЛАВ используется одинаковый код, а отличаются только входные параметры, которые определяют пространственное разрешение и режим работы модели [21].

В данной работе рассматривается две версии модели ПЛАВ. Первая из них — ПЛАВ072L96 — имеет пространственное разрешение 0,9°× 0,72° по долготе и широте, 96 уровней по вертикали, высота верхнего уровня составляет примерно 80 км. Вторая версия — ПЛАВ20 — имеет горизонтальное разрешение 0,225° по долготе; переменное разрешение по широте — от 0,24° во внетропической части Южного полушария до 0,16° в средних широтах Северного полушария. По вертикали модель имеет 51 уровень, верхняя граница составляет примерно 36 км.

2.3 Особенности системы ансамблевого прогноза погоды

Цикл вычисления ансамблевого прогноза устроен следующим образом. Вначале запускается усвоение данных наблюдений в атмосфере, затем — блок усвоения почвенных переменных, и, наконец, модель атмосферы ПЛАВ. В качестве входных аргументов в систему усвоения данных передаются данные наблюдений и ансамбль первых приближений. В качестве ансамбля первых приближений используется 6-часовой ансамблевый прогноз, вычисленный для момента старта усвоения данных. После завершения работы блока усвоения данных осуществляется вызов блока, выполняющего центрирование ансамбля анализов относительно оперативного анализа Гидрометцентра России [23] (подробности приведены далее в разделе 2.3.1). За счет такого приема при последующем запуске модели вычисленный невозмущенный прогноз в ансамбле будет совпадать с детерминистским оперативным прогнозом. Затем в блоке усвоения почвенных переменных производится усвоение наблюдений приземной температуры и влажности. Таким образом получаем ансамбль анализов (то есть начальное состояние атмосферы) и результаты работы блока усвоения данных в почве (то есть нижние граничные условия для атмосферы), необходимые для инициализации модели ПЛАВ.

На рисунке 2.1 схематически представлен цикл вычисления ансамблевого прогноза с привлечением оперативного анализа Гидрометцентра России [23].



Рисунок 2.1 — Схема цикла вычисления ансамблевого прогноза

2.3.1 Центрирование ансамбля

В силу особенностей алгоритма LETKF, усвоение спутниковых данных в нем невозможно в силу их существенной нелокальности. В то же время, этот тип наблюдений является одним из самых информативных. Этот факт негативно влияет на качество анализов, что особенно проявляется в регионах земного шара с низкой плотностью других типов наблюдений (радиозондовых, самолетных, наземных). Для решения указанной проблемы в ансамблевой системе MOGREPS, развиваемой в Великобритании [124], был предложен алгоритм центрирования ансамбля анализов на оперативный анализ. Суть данного алгоритма состоит в том, что оперативный анализ вычисляется независимо от ансамблевой системы и содержит в себе результаты усвоения спутниковых наблюдений. В нашей системе усвоения данных, основанной на локальном ансамблевом фильтре Калмана с преобразованием ансамбля (LETKF) и описанной ранее в разделе 2.1, алгоритм центрирования был впервые реализован В. С. Рогутовым на модельных уровнях [18], а затем доработан для использования в ансамблевой системе В. Г. Мизяком [11].

Опишем кратко алгоритм центрирования на оперативный анализ. Обозначим $\boldsymbol{x}_{1}^{\mathrm{a}}, \ldots, \boldsymbol{x}_{N_{f}}^{\mathrm{a}}$ — ансамбль анализов, полученный в системе ансамблевого усвоения на основе LETKF, $\overline{\boldsymbol{x}}^{\mathrm{a}} = \frac{1}{N_{f}} \sum_{i=1}^{N_{f}} \boldsymbol{x}_{i}^{\mathrm{a}}$ — средний по ансамблю анализ, $\boldsymbol{x}^{\mathrm{op}}$ — оперативный анализ Гидрометцентра России [23]. Ансамбль центриро-

41

ванных анализов $\boldsymbol{x}_1^{\mathrm{ac}}, \ldots, \boldsymbol{x}_{N_f}^{\mathrm{ac}}$ вычисляется по формуле:

$$\boldsymbol{x}_{i}^{\mathrm{ac}} = \boldsymbol{x}_{i}^{\mathrm{a}} + \left(\boldsymbol{x}^{\mathrm{op}} - \overline{\boldsymbol{x}^{\mathrm{a}}}\right), i = \overline{1, N_{f}}.$$

Таким образом, при центрировании сформированный ансамбль начальных данных модифицируется путем замены полей среднего по ансамблю анализа на соответствующие поля оперативного анализа Гидрометцентра России, которые содержат результаты спутниковых наблюдений и производятся независимо от описываемой системы [23]. При этом отклонения каждого участника ансамбля от среднего остаются неизменными.

Поскольку оперативный анализ Гидрометцентра России рассчитывается на изобарических поверхностях и имеет горизонтальное разрешение 0,5 градуса по широте и долготе, при центрировании ансамбля производится интерполяция на сетку модели ПЛАВ и обратно.

2.3.2 Генерация возмущений в модели ПЛАВ

Основными характеристиками прогностического ансамбля являются его разброс и среднеквадратическая ошибка среднего по ансамблю прогноза. Известно [158], что разброс ансамбля должен быть близок к среднеквадратической ошибке среднего по ансамблю прогноза. При нарушении этого требования возникает переоценка (то есть слишком большой разброс прогностического ансамбля) либо недооценка (недостаточный разброс прогностического ансамбля) неопределенности прогноза. При правильно сформированном ансамбле средний по ансамблю прогноз будет точнее, чем детерминистский невозмущенный прогноз [88].

Для повышения качества ансамблевых прогнозов погоды важно при формировании ансамблей учитывать природу ошибок, возникающих в модели атмосферы. Как уже было отмечено ранее, ошибки возникают вследствие неопределенностей в начальных данных, неточностей при решении уравнений динамики атмосферы, а также при параметрическом описании физических процессов подсеточного масштаба. Общая идея моделирования процессов, протекающих в атмосфере, состоит в том, чтобы отделить процессы, которые возможно разрешать явно, от процессов, которые описываются параметрически.

В данном разделе мы рассмотрим подходы для моделирования неопределенностей, возникающих в параметризациях физических процессов в глобальной модели атмосферы ПЛАВ. К таким процессам можно отнести глубокую и мелкую конвекцию, процессы в планетарном пограничном слое, торможение гравитационных волн при взаимодействии с рельефом, фазовые переходы водяного пара, в том числе образование осадков и облачности, тепло- и влагообмен с подстилающей поверхностью с учетом типа растительности и наличия снега и пр.

Для системы ансамблевого прогноза погоды на основе модели ПЛАВ без учета неопределенностей модели [18] была характерна недооценка неопределенности, то есть недостаточный разброс ансамбля. Одним из способов повышения разброса ансамбля, а, следовательно, повышения надежности ансамблевых прогнозов, является стохастическое возмущение параметров физических параметризаций либо тенденций.

Для генерации возмущений был использован алгоритм, описанный в работе [24]. Данный алгоритм похож на алгоритм, применяемый в ЕЦСПП [110], но адаптирован с учетом структуры глобальной модели атмосферы ПЛАВ. В силу того, что модель ПЛАВ является конечно-разностной, а не спектральной, в ней невозможно реализовать возмущения с заданным радиусом пространственной корреляции на сфере с применением разложения в ряды Фурье. Для получения возмущений в конечно-разностном пространстве, скоррелированных по пространству и времени, применяется оригинальный алгоритм, позволяющий избежать перехода в спектральное пространство. В отличие от возмущений, получаемых в спектральном пространстве, возмущения на конечно-разностной сетке модели ПЛАВ неизотропны.

Для возмущения тенденций и параметров физических параметризаций формируется двумерное случайное поле на сетке модели ПЛАВ, скоррелированное по времени и пространству. Данный алгоритм схож с алгоритмом, применяемым в ЕЦСПП и описанным в работе [110].

Обозначим через $\tilde{\xi}_j$ невозмущенные значения параметров физических параметризаций, а возмущенные значения — через ξ_j . Для получения возмущенных значений используется логарифмически нормальное распределение

$$\xi_j = e^{\psi_j} \tilde{\xi}_j,$$

$$\psi_j \sim \mathcal{N}\left(-\frac{1}{2}\sigma_j^2,\sigma_j^2\right),$$

где ψ_j — случайное двумерное поле на сетке, значения которого имеют нормальное распределение с математическим ожиданием $E(\psi_j) = -\frac{1}{2}\sigma_j^2$ и стандартным отклонением σ_j . Такой выбор параметров распределения гарантирует что $E(\xi_j) = E(\tilde{\xi}_j)$. Логарифмически нормальное распределение обеспечивает неотрицательность генерируемых величин. В зависимости от выбора параметра σ_j будет меняться эффективная ширина интервала, в который попадают значения ξ_j .

Для получения скоррелированных по пространству полей ψ_j используется фильтрация ψ_j при помощи бигармонического оператора

$$\psi_{j(f)} = \psi_j - \nu \Delta^2 \psi_{j(f)}$$

Здесь ψ_j — поле до фильтрации, $\psi_{j(f)}$ — поле после фильтрации, Δ^2 — матрица, возникающая в результате дискретизации бигармонического оператора на сфере, \mathbf{v} — коэффициент фильтрации. Коэффициент \mathbf{v} определяет пространственный радиус корреляции полученного поля, однако получить явную связь между этим коэффициентом и величиной радиуса корреляции не представляется возможным, поэтому коэффициент следует подбирать эмпирически. В модели ПЛАВ используется значение коэффициента фильтрации $\mathbf{v} = (c \cdot \Delta \lambda a)^4$, где $\Delta \lambda$ — шаг сетки по долготе в радианах, a — радиус Земли, c — некоторая константа. Идея такой фильтрации была предложена в работе [36].

Для получения скоррелированных по времени полей используется AR(1)-процесс [133]:

$$\psi_j^{n+1} = -\frac{1}{2}\sigma_j^2 \frac{\Delta t}{\tau_j} + \left(1 - \frac{\Delta t}{\tau_j}\right)\psi_j^n + \left[\frac{\Delta t}{\tau_j}\left(2 - \frac{\Delta t}{\tau_j}\right)\right]^{\frac{1}{2}}\varepsilon_j^n.$$

Здесь Δt — шаг по времени модели, τ_j — время декорреляции, ε_j^n — сгенерированное на данном шаге по времени случайное двумерное поле с распределением $\mathcal{N}(-\frac{1}{2}\sigma_j^2,\sigma_j^2)$ и заданным радиусом пространственной корреляции (отфильтрованное). Использование AR(1)-процесса, определенного выше, гарантирует, что $E(\psi_j^n) = -\frac{1}{2}\sigma_j^2$ и $\sigma(\psi_j^n) = \sigma_j$.

В модели ПЛАВ реализована возможность настройки амплитуды возмущений в зависимости от высоты. Для этого случайная величина ψ_j умножается на коэффициент $\mu \in [0,1]$. Амплитуда возмущений уменьшается до нуля вблизи

поверхности Земли и в стратосфере. Переходная зона находится между высотами 100 и 50 гПа.

Независимое генерирование случайных возмущений для каждого из параметров позволяет производить гибкую настройку. В частности, имеется возможность настройки разных значений радиуса корреляции по пространству и по времени для разных переменных. Предполагается, что это позволит учесть пространственные и временные масштабы различных процессов в атмосфере и точнее описать природу неопределенностей в параметризациях.

2.4 Ансамблевая система верификации

Ансамблевая система верификации, применяемая для прогнозов модели ПЛАВ, была разработана В. Г. Мизяком в Гидрометцентре России [11].

Верификация ансамблевых прогнозов производится относительно данных оперативных анализов Гидрометцентра России [23] на сетке с шагом 1,5° по долготе и широте (согласно стандарту ВМО [16]) для следующих 13 полей:

- PMSL давление на уровне моря,
- H250 высота изобарической поверхности 250 гПа,
- H500 высота изобарической поверхности 500 гПа,
- H850 высота изобарической поверхности 850 гПа,
- T250 температура на уровне 250 гПа,
- T500 температура на уровне 500 гПа,
- T850 температура на уровне 850 гПа,
- U250 зональная компонента скорости ветра на уровне 250 гПа,
- U500 зональная компонента скорости ветра на уровне 500 гПа,
- U850 зональная компонента скорости ветра на уровне 850 гПа,
- V250 меридиональная компонента скорости ветра на уровне 250 гПа,
- V500 меридиональная компонента скорости ветра на уровне 500 гПа,
- V850 меридиональная компонента скорости ветра на уровне 850 гПа.

Для каждого из полей вычисляется среднеквадратическая ошибка среднего по ансамблю прогноза (RMSE), разброс ансамбля (spread), непрерывная ранговая вероятностная оценка (CRPS), сравнительная оперативная характеристика (Receiver Operating Characteristic, ROC) и площади под ROC-кривыми (Area under ROC-curve, ROCA) для следующих регионов:

- внетропическая часть Северного полушария (20°-90° с.ш.),
- внетропическая часть Южного полушария (20°-90° ю. ш.),
- тропики (20° ю. ш.–20° с. ш.).

Вероятностные оценки, а именно, площади под ROC-кривыми и оценки Брайера, вычисляются для положительных аномалий более 2, 1,5 и 1 стандартного отклонения, отрицательных аномалий менее 2, 1,5 и 1 стандартного отклонения относительно климатической нормы.

Все перечисленные оценки прогнозов определены и описаны в приложении Б.

Для демонстрации улучшения или ухудшения некоторых ансамблевых оценок для большого количества переменных в разных регионах земного шара при сравнении двух экспериментов в работе применяются таблицы, показывающие относительное изменение оценки (в процентах) как функцию от заблаговременности прогноза.

2.4.1 Верификация результатов оперативных испытаний

При выполнении оперативных испытаний верифицируются 9 стандартных полей, рекомендованных в руководстве по верификации ансамблевых прогнозов ВМО [16]:

- 1. PMSL давление на уровне моря,
- 2. Н500 высота поверхности 500 гПа,
- 3. Т2т приземная температура (температура на высоте 2 метра над поверхностью),
- 4. Т250 температура на уровне 250 гПа,
- 5. Т850 температура на уровне 850 гПа,
- 6. U250 зональная компонента скорости ветра на уровне 250 гПа,
- 7. U850 зональная компонента скорости ветра на уровне 850 гПа,
- 8. V250 меридиональная компонента скорости ветра на уровне 250 гПа,
- 9. V850 меридиональная компонента скорости ветра на уровне 850 гПа.

Оценки вычисляются относительно полей оперативного анализа Гидрометцентра России [23]. Согласно стандарту ВМО [16] оценки вычисляются для полей с разрешением 1,5 градуса по широте и долготе, в связи с этим производится интерполяция полей оперативного анализа Гидрометцентра России и прогностических полей модели ПЛАВ на сетку с разрешением 1,5 градуса. Для каждого из полей вычисляются оценки Брайера, сравнительные оперативные характеристики (ROC score — Receiver Operating Characteristic) и площади под ROC-кривыми, а также непрерывная ранговая вероятностная оценка (подробнее см. приложение **Б**). Регионы верификации: внетропическая часть Северного полушария (20–90° с. ш.), внетропическая часть Южного полушария (20–90° ю. ш.), тропики (20° ю. ш. – 20° с. ш.). Сравнительные оперативные характеристики и оценки Брайера вычисляются для положительных аномалий более 2, 1,5 и 1 стандартного отклонения и отрицательных аномалий менее 2, 1,5 и 1 стандартного отклонения относительно климатической нормы.

2.5 Выводы

В данной главе представлены основные компоненты системы глобального ансамблевого среднесрочного прогноза погоды, которая будет применяться далее. В нее входит система усвоения данных, основанная на локальном ансамблевом фильтре Калмана с преобразованием ансамбля, а также одна из версий глобальной модели атмосферы ПЛАВ с горизонтальным разрешением порядка 80 км или 20 км. В модель ПЛАВ внедрен генератор случайных возмущений, который будет применяться в последующих работах по учету неопределенностей в этой модели.

В работах данной главы личный вклад автора состоял в доработке программной реализации и настройке генератора стохастических возмущений. Результаты работ в этой главе с участием автора опубликованы в [24].

Глава 3. Стохастическое возмущение параметров в модели ПЛАВ

В данной главе рассматриваются стохастические возмущения в блоке параметризаций процессов подсеточного масштаба модели ПЛАВ. В разделе **3.1** говорится об особенностях программной реализации стохастических возмущений. Раздел **3.2** посвящен выбору возмущаемых параметров и настройке амплитуды возмущений в версии модели для среднесрочных прогнозов. В разделе **3.3** описаны численные эксперименты и их результаты для ансамблевых среднесрочных прогнозов. Раздел **3.4** посвящен применению стохастических возмущений параметров в долгосрочных ансамблевых прогнозах.

3.1 Реализация возмущения значений параметров в модели ПЛАВ

В соответствии с выводами глав 1 и 2 в глобальной модели ПЛАВ было предложено реализовать стохастическое возмущение тенденций и параметров параметризаций. Для генерации возмущений был использован оригинальный метод, адаптированный для модели ПЛАВ и описанный в разделе 2.3.2.

В программный комплекс модели ПЛАВ были внесены изменения: был разработан модуль генерации независимых для каждого параметра возмущений, в блоке параметризаций процессов подсеточного масштаба были модифицированы алгоритмы вычислений с использованием возмущаемых параметров. Также были внесены изменения в расчет тенденций завихренности и температуры.

В рамках кода модели ПЛАВ на языке Фортран был разработан модуль STOCH_PHYS_MOD с набором подпрограмм для инициализации и запуска генератора стохастических возмущений.

Для инициализации работы модуля необходимо вызвать подпрограмму INIT_STOCH_PHYS_MOD(NSTOCHPAR), её входной аргумент — NSTOCHPAR — определяет количество возмущаемых параметров.

Основной подпрограммой данного модуля является процедура GEN STOCH PHYS PERTURBATION, её единственный входной и выходной аргумент — массив R_STOCH_PAR, в котором хранятся сгенерированные возмущения.

Ключевые параметры, которые должны быть определены пользователем в конфигурационном файле модели:

- NU(1:NSTOCHPAR) массив, содержащий коэффициенты бигармонической фильтрации v_j для каждого из возмущаемых параметров.
 Определяет радиус пространственной корреляции.
- SIGMA(1:NSTOCHPAR) массив, содержащий значения стандартных отклонений *σ_j*. Определяет ширину эффективного интервала реализуемых значений случайной величины.
- ТАU(1:NSTOCHPAR) массив, содержащий значения времён декорреляции т_j.

При формировании возмущений в программе была добавлена опция, позволяющая получать случайную величину либо с математическим ожиданием, равным единице, либо с медианой, равной единице.

Для добавления возмущений было выбрано 26 параметров и 2 тенденции. В приложении A в таблице представлен список возмущаемых параметров в модели ПЛАВ, а также краткая характеристика каждого параметра и возмущений.

3.2 Настройки амплитуды возмущения параметров и тенденций

Для каждого из 26 параметров и 2 тенденций была проведена предварительная настройка амплитуды возмущений с целью получить максимально возможный разброс ансамбля. Затем была проделана корректировка амплитуды возмущений для достижения наименьшей среднеквадратической ошибки прогнозов заблаговременностью от 24 до 240 часов с шагом 24 часа.

3.2.1 Выявление наиболее значимых параметров

При корректировке амплитуды возмущений исследовалась чувствительность модели к возмущению отдельных параметров. По результатам этого исследования из всего набора возмущаемых параметров и тенденций было выделено 6 параметров и 2 тенденции, которые наиболее значительно влияют на разброс ансамбля и среднеквадратическую ошибку модели:

- QXRTGH параметризация облачности;
- HOBST параметризация торможения гравитационных волн о рельеф;
- GCVADS, FONICE параметризация конвекции;
- VKARM параметризация турбулентности;
- UTILGUST взаимодействие турбулентности и осадкообразования;
- М VORTEN тенденция завихренности;
- TEND_T тенденция температуры.

Можно заметить, что в этом списке содержатся параметры из всех параметризаций, за исключением радиационного блока. Возмущение параметров, участвующих в расчете коротко- и длинноволновой радиации (без учета облаков), не так существенно влияет на уменьшение ошибки среднего прогноза, поскольку параметризации радиации имеют высокую точность по сравнению с другими параметризациями.

Далее будут рассмотрены конкретные параметры из разных параметризаций.

3.2.2 Облачность

В модели ПЛАВ доля ячейки сетки, покрытая облачностью, *п* вычисляется согласно работе [160] по формуле:

$$n = \begin{cases} h_r^p \left(1 - \exp\left[-\frac{\alpha l}{\left((1-h_r)q_{sat}\right)^{\gamma}}\right] \right), & \text{если } h_r < 1, \\ 1, & \text{иначе,} \end{cases}$$

где h_r — относительная влажность, l — общая локальная концентрация всех конденсатов (l — диагностическое значение конденсатов, предназначенное для

вычисления влияния облаков на радиацию), q_{sat} — удельная влажность насыщения, α , γ , p — безразмерные настраиваемые параметры. Значения параметров α , γ , p, используемые в модели ПЛАВ, определены эмпирически с помощью методов регрессионного анализа. Для учета неопределенности при задании указанных параметров было реализовано возмущение параметров p и l, причем параметр l входит в показатель экспоненты, что объясняет высокую чувствительность модели к амплитуде его возмущения.

3.2.3 Торможение гравитационных волн при взаимодействии с рельефом

В данной параметризации [49] получен сильный отклик модели на возмущение эффективной высоты препятствия в единицах давления при вычислении волнового сопротивления при обтекании рельефа. Эффективная высота препятствия в координатах давления вычисляется по формуле

$$H = \min\left\{p^{L} - p^{1}, \max\left\{H_{eff}\rho_{s}g\Delta h_{s}, p^{\overline{L}} - p^{L}\right\}\right\},\$$

где p^j — давление на *j*-ом уровне, $j = 1, \ldots, L$ — целые уровни, \overline{j} — полуцелые уровни, причём j = 1 соответствует верхнему уровню модели, а j = L— нижнему, \overline{L} — поверхности Земли, H_{eff} — возмущаемый настраиваемый безразмерный параметр, ρ_s — поверхностная плотность, $g\Delta h_s$ — стандартное отклонение подсеточного геопотенциала поверхности. Чувствительность модели к выбору значения параметра H_{eff} может быть связана с сильной неоднородностью рельефа, которую сложно описать на сетке с низким пространственным разрешением.

Отметим, что в применяемом в модели ПЛАВ алгоритме *H* умножается на параметр подсеточной изменчивости орографии, который равен нулю над морем.

3.2.4 Параметризация конвекции

Определение верхней границы конвекции

В модели ПЛАВ в параметризации конвекции применяется схема «mass flux» [38], постоенная на основе алгоритма потока массы. Эта схема предполагает описание конвективной ячейки через параметры среды, в данном случае под средой понимается ячейка модельной сетки, которая имеет размер порядка 80 км (для версии модели ПЛАВ072L96). Каждая ячейка модельной сетки, в которой происходит глубокая конвекция, разделена на облачную (т.е. конвективно активную) и безоблачную (т.е. неактивную) части. Для вычисления положения верхней границы конвекции существует два подхода. В первом подходе конвективным облаком считается часть среды с равным давлением, но с разным геопотенциалом. Во втором подходе, наоборот, конвективным облаком считается часть среды с равным геопотенциалом, но с разным давлением. В используемом алгоритме [33] допускается применение комбинации перечисленных подходов, для чего предусмотрен непрерывный переход между двумя подходами. Вес линейной интерполяции при переходе определяется параметром, ограниченным 0 и 1, где значение 0 соответствует подходу с равным давлением, а 1 — подходу с равным геопотенциалом.

Определение пропорции капель и кристаллов в облаке

Известно, что капли и кристаллы могут одновременно существовать в облаке при температурах намного ниже температуры тройной точки [30]. В модели ПЛАВ пропорция капель и кристаллов в облаке описывается с помощью экспоненциальной функции α_i , которая зависит от разницы между температурой воздуха T и температурой тройной точки $T_f = 273,16$ K:

$$\alpha_i = \begin{cases} 1 - \exp\left\{-\left(\frac{T - T_f}{2c\Delta T}\right)^2\right\}, & \text{при } T < T_f, \\ 0, & \text{при } T \ge T_f. \end{cases}$$

Для учета неопределенности, возникающей при вычислении пропорции капель и кристаллов в облаке, был добавлен случайный параметр *с* со средним значением 1.

3.2.5 Параметризация турбулентности

Константа фон Кармана к ≈ 0,4 является универсальной физической константой и применяется в параметризации турбулентности. Несмотря на то, что значение константы известно достаточно точно, его можно возмущать, поскольку оно участвует в расчетах вместе с другими переменными, обладающими высокой неопределенностью.

Коэффициенты перемешивания

В модели реализовано возмущение константы фон Кармана при вычислении длины перемешивания l_{ψ} для импульса и энтальпии:

$$l_{\Psi}(z) = \frac{\kappa(z+z_0)}{1+\frac{\kappa(z+z_0)}{\lambda}} \left(\beta + \frac{1-\beta}{1+\frac{(z+z_0)^2}{Z^2}}\right),$$

где *z* — высота от поверхности Земли, *z*₀ — длина шероховатости поверхности, λ — асимптотический коэффициент перемешивания, β — коэффициент формирования профиля вертикальной диффузии, *Z* — масштабирующий коэффициент для вертикального профиля импульса.

Коэффициенты турбулентного обмена

Коэффициенты обмена при нейтральной стратификации вычисляются также с участием константы фон Кармана:

$$C_{nM} = \left(\frac{\kappa}{\ln\left(1 + \frac{z}{z_0}\right)}\right)^2,$$
$$C_{nH} = \frac{\kappa^2}{\ln\left(1 + \frac{z}{z_0}\right)\ln\left(1 + \frac{z}{z_{0H}}\right)},$$

где C_{nM} — коэффициент обмена для импульса, C_{nH} — коэффициент обмена для энтальпии и влажности.

Возмущение параметра фон Кармана дает наиболее сильный отклик в модели, это объясняется неточностью при эмпирическом определении параметров шероховатости поверхности, которые существенно влияют на потоки тепла и импульса вблизи поверхности.

3.2.6 Взаимодействие турбулентности и осадкообразования

Возмущается параметр для уменьшения коэффициентов турбулентного обмена в случае выпадения осадков.

3.2.7 Тенденция завихренности

Тенденция вертикальной компоненты завихренности $F_{\zeta}\Delta t$ определяется как ротор тенденции скорости ветра $F_U\Delta t$, $F_V\Delta t$ (здесь Δt — шаг по времени):

$$F_{\zeta}\Delta t = \mathbf{rot}(F_U, F_V)\Delta t.$$

Возмущение тенденции завихренности:

$$F_{\zeta}\Delta t = F_{\zeta}\Delta t \left(1 + \left(\psi - 1\right)r\right).$$

где ψ — случайное возмущение, $\psi \sim \mathcal{N}(1,\sigma^2)$, r — весовая функция, которая уменьшается до нуля вблизи поверхности земли и в стратосфере.

3.2.8 Тенденция температуры

Тенденция температуры $F_T \Delta t$ возмущается аналогично тенденции завихренности:

$$F_T \Delta t = F_T \Delta t \left(1 + \left(\psi - 1 \right) r \right).$$

3.2.9 Настройка времён декорреляции и радиусов пространственной корреляции параметров

Настройка времён декорреляции и радиусов пространственной корреляции проводилась в соответствии с работой [152].

Временные и пространственные масштабы процессов, протекающих в атмосфере, очень разнообразны. Даже если ограничиться рассмотрением тех физических процессов, которые описываются в модели атмосферы с помощью параметризаций, можно заметить, что характерные времена протекания таких процессов могут колебаться от нескольких секунд до нескольких суток. Например, микрофизические процессы в облаках, к которым относятся формирование и выпадение разных типов осадков, автоконверсия, происходят на временном масштабе порядка часа. Мелкая конвекция также имеет характерный масштаб порядка нескольких часов. Процессы, связанные с турбулентностью, могут развиваться на масштабе порядка нескольких секунд, а процессы, связанные с распространением коротко- и длинноволновой радиации — на масштабе порядка суток. Аналогичное предположение касается и пространственных масштабов.

Для калибровки радиуса пространственной корреляции был проведен ряд численных экспериментов, который не показал отличий в разбросе ансамбля и ошибке среднего прогноза. В связи с этим на данный момент радиус пространственной корреляции остается одинаковым для всех возмущаемых параметров и тенденций физических параметризаций и составляет около 8000 км. Этот результат согласуется с результатами других авторов. Например, в работе [79] была проведена серия экспериментов с разными радиусами пространственной корреляции и временем декорреляции, и отмечена низкая чувствительность модели к изменению обоих параметров.

В модели ПЛАВ радиус пространственной корреляции **v** определяется согласно формуле:

$$\mathbf{v} = (a \cdot d\lambda \cdot radz)^4$$
 .

Здесь a — параметр фильтрации, $d\lambda$ — шаг сетки по долготе, radz — радиус Земли.

Рассмотрим разложение поля случайных возмущений ψ на сумму сферических гармоник (сферические гармоники были определены ранее в разделе 2.1):

$$\psi(\lambda, arphi) = \sum_{l=1}^{\infty} \sum_{m=-l}^{l} lpha_{lm} Y_l^m,$$

где λ — долгота, φ — широта, α_{lm} — коэффициенты разложения, Y_l^m — сферические гармоники, l — пространственный масштаб сферической гармоники.

Рассмотрим спектр

$$CR(l) = \sum_{m=-l}^{l} \alpha_{lm}^{2},$$
$$\bar{l} = \frac{\sum_{l} l \cdot CR(l)}{\sum_{l} CR(l)}.$$

Таким образом, получаем, что \bar{l} — среднее волновое число. В данной работе было рассмотрено по 100 случайных полей для каждого из значений параметра фильтрации *a*: 1, 2, 4, 8, 16, 32, и каждая выборка была осреднена по \bar{l} . Характерный пространственный масштаб возмущений вычислялся как отношение $\frac{\pi radz}{\bar{l}}$.

В таблице 1 показано соотношение значений параметров a, \bar{l} и характерного пространственного масштаба возмущений в километрах.

a	1	2	4	8	16	32
\overline{l}	32,796	17,33	9,073	5,014	2,584	2,483
Характерный мас-	500	1000	2000	4000	7500	8000
штаб возмущений,						
КМ						

Таблица 1 — Характерный масштаб возмущений

3.2.10 Настройка амплитуды возмущения значений выбранных параметров

Амплитуда стохастических возмущений параметров настраивалась в соответствии с физическим смыслом каждого из параметров, а также исходя из некоторых эмпирических данных. Для некоторых параметров экспериментально измеренные значения имеют довольно большой разброс, и амплитуда возмущения таких параметров настраивалась в соответствии с данными измерений, как и в работе [138]. Многие из таких параметров относятся к параметризации микрофизики. Например, существуют работы по измерению и параметрическому описанию размера, формы и концентрации капель и кристаллов в облаке [30; 63; 85; 100—102].

Некоторые из параметров имеют жесткие ограничения принимаемых значений, при нарушении которых модель перестает работать корректно. Для таких параметров реализована проверка значения после возмущения, и в случае выхода за границы диапазона допустимых значений значение возмущенного параметра устанавливается равным максимальному/минимальному допустимому значению.

Другие параметры имеют рекомендуемый диапазон значений, который связан с данными измерений или расчетов. При настройке таких параметров было проанализировано поведение модели в двух случаях — при физически обоснованном диапазоне значений и при выходе за его границы — и выбран вариант, дающий лучшие результаты. Третьи же параметры не являются хорошо определенными физическими константами, и их можно варьировать в широких пределах. Настройка амплитуды возмущений этих параметров производилась эмпирически.

3.2.11 Настройка аддитивной инфляции в системе усвоения данных наблюдений

После настройки стохастических возмущений также была проведена настройка аддитивной инфляции в начальных данных (см. раздел 2.1). Это было необходимо, поскольку в предыдущей версии системы ансамблевого прогноза повышенный разброс в начальных данных компенсировал недостаточный разброс прогностического ансамбля, что физически неправильно.

3.3 Численные эксперименты и результаты

Все эксперименты, описанные в данной главе, проведены с системой ансамблевого прогноза с версией модели ПЛАВ072L96 с горизонтальным разрешением 80–100 км, описанной в разделе 2.2.

Были проведены серии тестовых расчетов для определения предельных значений амплитуды возмущений для каждого из параметров, а также для корректировки разброса в начальных данных. По результатам настройки амплитуды возмущений выбранных параметров была проведена серия численных экспериментов с системой ансамблевого прогноза. Численные эксперименты производились на вычислительной системе Росгидромета Cray XC-40-LC. Каждая серия считалась на 2 месяца: для августа 2021 и февраля 2022 года. Выбор месяцев обусловлен тем, что в среднем атмосферная циркуляция в средних широтах характеризуется меньшей изменчивостью в теплый сезон, и большей — в холодный. В связи с этим характер и амплитуда ошибок существенно различаются летом и зимой [140]. Количество прогнозов в ансамбле — 41, один из них — это невозмущенный детерминистский прогноз. В 00 часов ВСВ (Всемирного скоординированного времени) вычислялись прогнозы с заблаговременностями от 24 до 240 часов с шагом 24 часа, а в 06, 12 и 18 часов ВСВ вычислялись вспомогательные прогнозы с заблаговременностью 6 часов для продолжения цикла усвоения данных. Верификация прогнозов производилась относительно данных оперативных анализов Гидрометцентра России. Для оценки качества

Обозначение	Расшифровка
control	Статическое возмущение параметров
spp	Только стохастическое возмущение параметров
	параметризаций
sppt	Только стохастическое возмущение тенденций параметризаций
sppt+spp	Стохастическое возмущение и тенденций, и параметров
	параметризаций

Таблица 2 — Обозначения проведенных экспериментов

полученных ансамблевых прогнозов были построены диаграммы надежности и ROC-кривые.

Для оценки качества ансамблевых прогнозов погоды существуют различные метрики, среди них — соотношение между среднеквадратической ошибкой среднего по ансамблю прогноза и разбросом ансамбля, площадь под ROCкривой (ROCA), оценка Брайера (Brier score — BS), непрерывная ранговая вероятностная оценка (Continuous Ranked Probability Score — CRPS). Подробнее все эти метрики описаны в приложении **Б**.

Перечень верифицируемых переменных и обозначения регионов приводятся в разделе 2.4.

Для каждой из оценок было проведено исследование статистической значимости полученных результатов, использовался критерий Стьюдента для парных выборок с уровнем значимости 95 %.

3.3.1 Результаты численных экспериментов

Оценим вклад каждого из реализованных алгоритмов в изменение среднеквадратической ошибки среднего по ансамблю прогноза и разброса ансамбля. Далее будут применяться обозначения экспериментов, приведенные в таблице 2. Рисунок 3.1 опубликован в работе [24], где диссертант является соавтором.

На рисунке 3.1 показаны среднеквадратическая ошибка среднего по ансамблю прогноза и разброс ансамбля для двух разных месяцев. Поскольку среднеквадратическая ошибка для всех показанных экспериментов отличает-



Рисунок 3.1 — Среднеквадратическая ошибка среднего по ансамблю прогноза (пунктир) и разброс ансамбля (сплошная линия) в среднем за август 2021 для температуры на уровне 850 гПа во внетропической части Северного полушария (слева) и для давления на уровне моря в тропиках (справа) для экспериментов control (красным), spp (зеленым), sppt (желтым), spp+sppt (синим)

ся незначительно, на графике показана только ошибка эксперимента sppt+spp для сравнения с разбросом ансамбля. На графиках виден отдельный вклад в разброс ансамбля от возмущения тенденций (sppt) и параметров (spp) параметризаций модели ПЛАВ. Наиболее существенный вклад в повышение разброса ансамбля достигается за счет возмущения параметров параметризаций. Вклад от возмущения тенденций также присутствует, но он менее значителен. Совместное применение методов возмущения тенденций и параметров параметризаций (spp+sppt) позволяет получить наибольший разброс ансамбля и немного снизить среднеквадратическую ошибку среднего по ансамблю прогноза (не показано на графике). Стоит отметить, что для остальных переменных во всех регионах были получены аналогичные результаты, во всех случаях наблюдается повышение разброса ансамбля. Небольшое, но статистически значимое уменьшение среднеквадратической ошибки среднего по ансамблю прогноза наблюдается в следующих случаях: во внетропической части Северного полушария — для H250, H850, T250, T850, U250, U850, V250; во внетропической части Южного полушария — для H250, H850, T250, T500; в тропиках — для H250, H500, T250, Т500, Т850, U500, U850. Аналогичные результаты были получены для февра-

60

ля 2022 года. Соотношение среднеквадратической ошибки прогноза и разброса ансамбля аналогично, отличаются только их амплитуды.



Рисунок 3.2 — Площадь под ROC-кривой (ROCA) для прогноза аномалий давления на уровне моря на полтора стандартных отклонения выше климатической нормы во внетропической части Северного полушария в среднем за август 2021

и февраль 2022; красный — эксперимент control, синий — sppt+spp



Рисунок 3.3 — Площадь под ROC-кривой (ROCA) для прогноза аномалий температуры на уровне 500 гПа на полтора стандартных отклонения ниже климатической нормы во внетропической части Северного полушария в среднем за август 2021 и февраль 2022; красный — эксперимент control, синий — sppt+spp

На рисунке 3.1 справа видно, что разброс в эксперименте control для первых трех суток уменьшается. Это обусловлено уменьшением влияния разброса в начальных данных с ростом заблаговременности прогноза и это показывает необходимость учета неопределенности не только в начальных данных, но и в модели. Для экспериментов spp+sppt и spp разброс ансамбля не уменьшается с ростом заблаговременности прогноза, а возрастает. Для системы ансамблевого прогноза погоды в первую очередь имеют значение вероятностные оценки. Для оценки качества ансамблевых среднесрочных прогнозов были рассмотрены площадь под ROC-кривой и непрерывная ранговая вероятностная оценка (CRPS). Оценки получены для экспериментов control и spp+sppt в среднем за 2 месяца (август 2021 и февраль 2022). Перечисленные оценки представлены для заблаговременностей от 24 до 240 часов с шагом 24 часа.

Учитывая небольшую длину выборки, важную роль играет статистическая значимость полученных результатов. Для оценок RMSE, CRPS и разброса ансамбля использовался критерий Стьюдента [133] для парных выборок с уровнем значимости 95 %. Для оценок ROCA — метод бутстрэпа [133].



Рисунок 3.4 — Непрерывная ранговая вероятностная оценка (CRPS) для прогноза высоты поверхности H500 с заблаговременностью от 1 до 10 суток во внетропической части Северного полушария в среднем за август 2021 и февраль 2022; красный — control, синий — spp+sppt

На рисунке 3.2 представлены значения площади под ROC-кривыми (ROCA) для прогноза аномалий давления на уровне моря на полтора стандартных отклонения выше климатической нормы во внетропической части Северного полушария в среднем за 2 месяца — август 2021 и февраль 2022 года, а на рисунке 3.3 — аналогичная оценка для прогноза аномалий температуры на уровне 500 гПа на полтора стандартных отклонения ниже климатической нормы во внетропической части Северного полушария. Площадь под ROC-кривой для идеального прогноза равна 1, а в случае, если она равна 0,5, такой прогноз считается бесполезным и не отличается от случайного угадывания. На



Рисунок 3.5 — Непрерывная ранговая вероятностная оценка (CRPS) для прогноза температуры на уровне 850 гПа с заблаговременностью от 1 до 10 суток во внетропической части Северного полушария в среднем за август 2021 и февраль 2022; красный — control, синий — spp+sppt



Рисунок 3.6 — Непрерывная ранговая вероятностная оценка (CRPS) для прогноза давления на уровне моря с заблаговременностью от 1 до 10 суток во внетропической части Северного полушария в среднем за август 2021 и февраль 2022; красный — control, синий — spp+sppt

графиках заметно повышение ROCA для прогнозов с заблаговременностью до 144 часов. Качество прогнозов с ростом заблаговременности падает, однако площадь под кривой остается не меньше 0,6–0,7 — такие вероятностные прогнозы считаются полезными. Увеличение площади под ROC-кривой было получено также и для других переменных во внетропической части Северного полушария. Стоит отметить, что повышение ROCA является более выраженным для прогноза положительных аномалий, чем для отрицательных. Причина этого неочевидна и может быть предметом дополнительного исследования. Во внетропической части южного полушария увеличение ROCA наблюдается не для всех переменных, а только для положительной аномалии T250 (для всех заблаговременностей) и для положительных и отрицательных аномалий H250, H500, H850 (для заблаговременностей от 1 до 7 суток). Ввиду низкого разрешения используемой версии модели результаты сравнения ROCA в тропиках здесь не приводятся.

На рисунках 3.4–3.6 показана непрерывная ранговая вероятностная оценка (CRPS) для прогноза высоты поверхности H500, температуры на уровне 850 гПа, давления на уровне моря во внетропической части Северного полушария в среднем за август 2021 и февраль 2022. Отмечается уменьшение CRPS для всех указанных переменных в эксперименте spp+sppt в среднем за два месяца. На рисунке 3.4 уменьшение CRPS статистически значимо для прогнозов на 1–6 суток; на рисунке 3.5 — для прогнозов на 1–2 и 4–6 суток; на рисунке 3.6 для прогнозов на 1–2 и 6–10 суток. Для других регионов и переменных оценка CRPS будет обсуждаться далее на рисунке 3.7.

На рисунке 3.7 показаны соответственно таблицы относительного изменения разброса ансамбля (3.7а) и оценки CRPS (3.76) для всего набора верифицируемых переменных в трех регионах земного шара для эксперимента sppt+spp относительно эксперимента control для заблаговременностей от 1 до 10 суток в среднем за август 2021 и февраль 2022. Такие таблицы показывают улучшение или ухудшение той или иной оценки для всего набора верифицируемых переменных для всех регионов земного шара. В таблицах показано относительное изменение соответствующей оценки в процентах для одного эксперимента относительно другого как функция от заблаговременности прогноза. На оси ординат обозначены верифицируемые переменные и регионы (N20 — внетропическая часть Северного полушария, S20 — внетропическая часть Южного полушария, TR — тропики). Подробная расшифровка обозначений переменных приведена в разделе 2.4. На оси абсцисс обозначена заблаговременность прогноза в сутках.

На рисунке 3.7а насыщенность синего цвета соответствует большему увеличению разброса ансамбля в эксперименте sppt+spp по сравнению с экспериментом control. На рисунке 3.7б аналогично, красный цвет означает увеличение оценки CRPS, а синий — уменьшение. Треугольными знаками



Рисунок 3.7 — Таблицы относительного изменения разброса ансамбля (слева) и непрерывной ранговой вероятностной оценки (CRPS) (справа) в процентах для всего набора верифицируемых переменных в трех регионах земного шара для эксперимента sppt+spp относительно эксперимента control для заблаговременностей от 1 до 10 суток в среднем за август 2021 и февраль 2022. Треугольными знаками отмечены те ячейки, отличия в которых статистически значимы с уровнем значимости 95 %

отмечены те ячейки, отличия в которых статистически значимы с уровнем значимости 95 %.

Из рисунка 3.7 а видно, что для всех переменных во всех регионах наблюдается статистически значимое увеличение разброса ансамбля, причём для всех переменных в тропиках увеличение разброса составляет до 160 % в эксперименте sppt+spp относительно эксперимента control.

На рисунке 3.76 можно заметить уменьшение CRPS на 5–20 % для большинства переменных для всех заблаговременностей прогноза во внетропической части Северного полушария и в тропиках. Во внетропической части Южно-

65

го полушария для некоторых переменных и заблаговременностей наблюдается небольшое (до 5 %) увеличение оценки CRPS.

3.3.2 Оперативные испытания

Оперативные испытания системы ансамблевого среднесрочного прогноза погоды на основе модели ПЛАВ072L96 проводились сотрудниками лаборатории глобальных численных прогнозов в Гидрометцентре России с декабря 2020 по январь 2022 года. В данной работе будут показаны оценки успешности технологии ансамблевого прогнозирования в среднем за 6 месяцев с августа 2021 по январь 2022 года. Ансамблевые среднесрочные прогнозы с заблаговременностью 10 суток вычисляются по исходным данным в срок 00 часов ВСВ. В сроки 06, 12, 18 часов ВСВ вычисляется только ансамбль первых приближений (6-часовой ансамблевый прогноз).

Перечень верифицируемых переменных и обозначения регионов приводятся в разделе 2.4.1.

Результаты работы системы ансамблевого среднесрочного прогноза погоды на основе модели ПЛАВ072L96 сравнивались с аналогичными результатами следующих систем ансамблевого прогноза, взятых с сайта Ведущего центра верификации систем ансамблевого прогноза ВМО [86]:

- Ансамблевая система Мет Офиса Великобритании (UKMO) the Met Office Global and Regional Ensemble Prediction System (MOGREPS) [125], горизонтальное разрешение порядка 20 км, 70 вертикальных уровней, ансамбль состоит из 44 прогнозов. На графиках далее обозначена UKMO.
- Оперативная (на начало 2022 года) система ансамблевого прогноза Гидрометцентра России [3], горизонтальное разрешение порядка 70 км, 31 вертикальный уровень, ансамбль состоит из 13 прогнозов спектральной модели T169L31 и 1 прогноза модели ПЛАВ20. На графиках далее обозначена T169L31.

Оценки для системы ансамблевого среднесрочного прогноза погоды на основе модели ПЛАВ072L96 на графиках далее обозначены ПЛАВ072L96.

На графиках ниже представлены площади под ROC-кривыми и оценки Брайера для перечисленных выше систем ансамблевого прогноза. Оценки для ПЛАВ072L96 и T169L31 показаны для заблаговременностей прогноза от 48 до 240 часов с шагом 48 часов. Оценки для системы UKMO для заблаговременностей больше 144 часов отсутствуют на сайте Ведущего центра верификации, поэтому на графиках сравниваются только доступные данные.



Рисунок 3.8 — Площадь под ROC-кривой (ROCA) для прогноза отрицательной аномалии температуры на уровне 850 гПа на полтора стандартных отклонения ниже климатической нормы во внетропической части Северного полушария в среднем за период с августа 2021 по январь 2022 (6 месяцев); красный — T169L31, зеленый — ПЛАВ072L96, синий — UKMO

На рисунках 3.8 и 3.9 показаны площади под ROC-кривыми (ROCA), полученные по ансамблевым прогнозам полей температуры на уровне 850 гПа соответственно для отрицательной и положительной аномалии на 1,5 стандартных отклонения от климатической нормы. Результаты приведены для заблаговременностей прогнозов 2, 4, 6, 8, 10 суток для внетропической части Северного полушария.

Из рисунков 3.8 и 3.9 видно, что оценки ROCA для температуры на уровне 850 гПа, полученные в системе ансамблевого прогноза на основе модели ПЛАВ, превосходят аналогичные оценки, полученные в системе ансамблевого прогноза на основе спектральной модели Гидрометцентра России для всех представленных заблаговременностей прогноза. Также стоит отметить что оценки ROCA для системы ансамблевого прогноза на основе ПЛАВ близки в оценкам UKMO



Рисунок 3.9 — Площадь под ROC-кривой (ROCA) для прогноза положительной аномалии температуры на уровне 850 гПа на полтора стандартных отклонения выше климатической нормы во внетропической части Северного полушария в среднем за период с августа 2021 по январь 2022 (6 месяцев); красный — T169L31, зеленый — ПЛАВ072L96, синий — UKMO



Рисунок 3.10 — Оценка Брайера для прогноза отрицательной аномалии высоты изобарической поверхности 500 гПа на полтора стандартных отклонения ниже климатической нормы во внетропической части Северного полушария в среднем за период с августа 2021 по январь 2022 (6 месяцев); красный — T169L31, зеленый — ПЛАВ072L96, синий — UKMO



Рисунок 3.11 — Оценка Брайера для прогноза положительной аномалии высоты изобарической поверхности 500 гПа на полтора стандартных отклонения выше климатической нормы во внетропической части Северного полушария в среднем за период с августа 2021 по январь 2022 (6 месяцев); красный — T169L31, зеленый — ПЛАВ072L96, синий — UKMO

для небольших заблаговременностей (2–4 суток), а затем отставание начинает увеличиваться.

Заметим, что оценка ROCA для системы ансамблевого прогноза на основе модели ПЛАВ для положительных и отрицательных аномалий T850 для заблаговременности прогноза 240 часов составляет примерно 0,7, что, как отмечалось ранее, говорит о полезности таких ансамблевых прогнозов.

На рисунках 3.10 и 3.11 показаны оценки Брайера, полученные по ансамблевым прогнозам полей высоты изобарической поверхности 500 гПа соответственно для отрицательной и положительной аномалии на 1,5 стандартных отклонения от климатической нормы. Результаты приведены для заблаговременностей прогнозов 2, 4, 6, 8, 10 суток для внетропической части Северного полушария.

Из рисунков 3.10 и 3.11 видно, что оценки Брайера для высоты изобарической поверхности 500 гПа, полученные в системе ансамблевого прогноза на основе модели ПЛАВ, превосходят аналогичные оценки, полученные в системе ансамблевого прогноза на основе спектральной модели Гидрометцентра России для всех представленных заблаговременностей прогноза. Оценка Брайера в модели ПЛАВ для отрицательных аномалий H500 заметно ниже, чем для положительных, однако для обеих аномалий для всех заблаговременностей прогноза оценки модели ПЛАВ близки в оценкам UKMO.

Результаты оперативных испытаний опубликованы в работе [11].

Личный вклад автора диссертации в проведение оперативных испытаний заключается в настройке амплитуды стохастических возмущений тенденций и параметров параметризаций, настройке параметров аддитивной инфляции в ансамблевой системе усвоения данных, а также участие в обработке результатов.

3.4 Применение стохастических возмущений параметров в версии модели ПЛАВ для ансамблевых долгосрочных прогнозов

В данном разделе изучается влияние применения возмущений параметров схем описания процессов подсеточного масштаба модели атмосферы ПЛАВ на характеристики среднемесячной атмосферной циркуляции при расчете ансамблевых субсезонных прогнозов.

В последние годы наблюдается бурное развитие субсезонного прогноза погоды (заблаговременностью от 2 до 6 недель) [99]. Возмущения начальных данных может быть недостаточно для достижения на первых неделях прогноза разброса ансамбля, примерно равному ошибке (неопределенности) одиночного прогноза. В то же время, возмущение параметров и тенденций параметризаций модели может менять среднее воспроизводимое состояние атмосферы, а, следовательно, снижать успешность субсезонного прогноза.

Данной проблеме посвящено несколько работ. Ранее в статье [156] было отмечено положительное влияние применения стохастических возмущений тенденций параметризаций в совместной модели (то есть в модели океана-атмосферы) сезонного прогноза Европейского центра среднесрочных прогнозов на воспроизведение ряда важных явлений, например, колебания Маддена–Джулиана. В работе [165] система среднесрочного ансамблевого прогноза была опробована на субсезонном прогнозе. Отмечено позитивное влияние усовершенствований в стохастических возмущениях тенденций параметризаций. С другой стороны, в недавней работе [56] показано, что применение стохастических возмущений с нулевым средним значением в параметризациях вызывает асимметричный отклик в средних характеристиках атмосферной циркуляции (благодаря пороговому эффекту в ряде описаний неадиабатических процессов в моделях), в частности, изменяется распределение осадков. Под пороговым эффектом в данном случае понимается быстрое качественное изменение в физическом процессе. В качестве примера можно привести течение жидкости при разных числах Рейнольдса, когда при превышении порогового значения числа Рейнольдса тип течения меняется с ламинарного на турбулентный.

В модели ПЛАВ072L96 применяется простая модель эволюции температуры поверхности океана: к климатическому временному ходу в начальный момент времени добавляются текущие аномалии температуры поверхности океана, которые постепенно затухают. Таким образом, в модели ПЛАВ отсутствует обратная связь между океаном и атмосферой, поэтому при небольшом нарушении баланса потоков тепла на поверхности океана влияние этого дисбаланса на модельный прогноз на месяц ограничено. В настоящее время разрабатывается совместная модель атмосферы, океана и морского льда на основе модели ПЛАВ [61] и важно убедиться, что стохастические возмущения не влияют на интегральные характеристики этих потоков.

Поэтому представляется актуальным исследование влияния стохастических возмущений в блоке описания неадиабатических процессов модели ПЛАВ в версии для долгосрочных прогнозов на некоторые характеристики модельной циркуляции атмосферы в прогнозах на месяц.

3.4.1 Численные эксперименты и результаты

Для всех экспериментов используется один и тот же программный код модели и начальные условия, полученные на сетке модели ПЛАВ, с использованием данных реанализа ERA5 [72] (для ретроспективных прогнозов за 1991–2015 гг.) или объективного анализа Гидрометцентра России [23] (для отдельных долгосрочных прогнозов на месяц).

Индекс Североатлантического колебания в ретроспективных прогнозах

Североатлантическое колебание (САК) является важной модой атмосферной изменчивости на сезонном масштабе, оно существенно влияет на зимнюю циркуляцию атмосферы в Северной Евразии [6; 123]. Рассмотрим успешность воспроизведения индекса САК моделью ПЛАВ при разном количестве возмущаемых параметров и разных амплитудах возмущений [20].

В Таблице 3 показаны значения коэффициента корреляции индекса САК за период с 1991 по 2010 гг. для прогнозов, стартовавших с 30 октября каждого года. Индекс САК рассчитывался как проекция модельной среднемесячной аномалии поля давления на уровне моря на первую эмпирическую ортогональную функцию аномалий среднемесячного поля давления на уровне моря по данным реанализа за период с 1991 по 2015 гг. по региону 30°–70° с. ш., 80° з. д.–40° в. д. Ансамбль во всех случаях состоял из 10 прогнозов.

В данном разделе для долгосрочных прогнозов применяется набор возмущений из 26 параметров, применяемых в среднесрочной прогностической технологии (см. раздел 3.3 и приложение A), но без возмущений тенденций (далее обозначен E26), а также набор возмущений E3 из трех параметров, описанный ниже. Все параметры набора E3 входят и в набор E26. В этом наборе возмущаются следующие параметры:

- GCVADS коэффициент в формуле для вычисления верхней границы конвекции;
- HOBST эффективная высота препятствия в единицах давления при вычислении волнового сопротивления при обтекании рельефа;
- RADI параметр, используемый при вычислениях эффективных радиусов отдельно для водяных капель и ледяных кристаллов в облаке. Перечисленные возмущаемые параметры входят в параметризации, соответственно, глубокой конвекции, взаимодействия рельефа с крупномасштабным потоком, длинно- и коротковолновой радиации.

Выбор набора возмущаемых параметров для долгосрочных прогнозов основан на характерных временных масштабах процессов, в которые вносятся возмущения. Параметр HOBST применяется для описания гравитационно-волнового сопротивления при обтекании рельефа, он влияет на крупномасштабную
динамику атмосферы через обрушение и торможение зонального потока в верхней тропосфере. Неопределенности, возникающие при параметрическом описании гравитационно-волнового сопротивления, исследуются в работе [58]. Эффективные радиусы капель и кристаллов в облаке используются в параметризациях длинно- и коротковолновой радиации, которая относится к «медленным» процессам. В то же время параметр GCVADS используется в параметризации конвекции, которая считается «быстрым» процессом. Данный параметр был выбран для возмущения эмпирически.

Амплитуда возмущений параметров из набора E26 соответствует амплитуде возмущений этих параметров в среднесрочной прогностической технологии и учитывает опыт зарубежных коллег [110] несмотря на то, что в модели ПЛАВ применяются другие параметризации и возмущается другой набор параметров. Амплитуда возмущений параметров из набора E3 была уменьшена до значения 0,1 по сравнению с амплитудой в наборе E26, поскольку в субсезонном прогнозе не требуется настолько большой разброс ансамбля. Настройка амплитуды возмущений производилась по результатам численных экспериментов.

Таблица 3 — Коэффициент корреляции по времени индекса североатлантического колебания в модели ПЛАВ

Набор возму-	Ноябрь (0	Декабрь	Январь (2	Февраль	Декабрь –
щаемых пара-	мес.)	(1 мес.)	мес.)	(3 мес.)	февраль
метров					(1 мес.)
E3	0,52	0,33	0,19	0,30	0,44
E26	0,51	0,06	0,20	0,28	0,29

Из данных, представленных в таблице 3, видно, что уменьшение количества возмущаемых параметров с 26 до 3 повышает успешность прогноза индекса САК в зимний период моделью ПЛАВ. Данный результат опубликован в работе [20].

Воспроизведение среднемесячной и среднесезонной циркуляции атмосферы в ретроспективных прогнозах

Рассмотрим влияние стохастических возмущений на воспроизведение среднемесячной и среднесезонной циркуляции атмосферы в ретроспективных прогнозах. Для этого выполнен расчет ансамблевых прогнозов на 4 месяца со стартовых дат 30 апреля и 30 октября, с 1991 по 2015 гг. с наборами возмущений Е26 и Е3. Размер каждого ансамбля 10, используются четыре набора начальных данных со сдвигом на 6 часов в пределах одного дня, а также активируется один из наборов стохастических возмущений параметров блока описания неадиабатических процессов в модели, описанных в предыдущем разделе. Для получения ансамбля размером 10, два раза используются начальные данные за 00 и 06 часов ВСВ, три раза — начальные данные за 12 и 18 часов стартового дня. Размер ансамбля возмущенных начальных данных 10 применяется в оперативной технологии долгосрочных ансамблевых прогнозов, хотя технология подготовки начальных данных там несколько иная (см. [20]). Напомним, что возмущения тенденций параметризаций отключены в обоих случаях. Отдельно были рассчитаны прогнозы с отключенными возмущениями параметров, размер прогностического ансамбля в этом случае составляет 4.

Для полей температуры на поверхности 850 гПа, приземной температуры, давления на уровне моря, геопотенциала поверхности 500 гПа и осадков рассчитывались средние и среднеквадратические ошибки, коэффициент корреляции аномалий для среднего по ансамблю прогноза, а также вероятностные оценки площадь под кривой сравнительной оперативной характеристики (ROC) прогноза вероятности градаций «выше нормы» и «ниже нормы» для соответствующих терцилей распределения. Оценивались прогностические поля за первый месяц прогнозов и за второй-четвертый месяц, затем оценки всех ретроспективных прогнозов за 1991 по 2015 годы с соответствующей стартовой даты осреднялись. Отдельно рассматривались оценки по глобусу, по тропикам (20° ю.ш. – 20° с.ш.) и внетропическим частям Северного и Южного полушарий.

Для всех указанных показателей оказалось, что их значения для наборов возмущений E26 и E3 отличаются незначительно, как для первого месяца прогнозов, так и для среднего за 2–4 месяцы прогноза. Например, для прогноза на месяц геопотенциала высоты 500 гПа в Южном полушарии (старт с 30 апреля) для набора E26 среднеквадратическая ошибка составляет 44,2 м, а для E3 — 45 м. Для других регионов разница в несколько раз меньше. Для температуры на уровне 2 м разница между среднеквадратическими ошибками в двух экспериментах не превышает 0,01 градуса во всех оцениваемых регионах. Аналогичные результаты отмечены и для средней ошибки. Для критериев ROC градаций выше нормы и ниже нормы для всех верифицируемых переменных во всех регионах различие не превышает 0,02. Максимальное различие отмечено для давления на уровне моря, а для большинства оцениваемых переменных и регионов разница составляет всего 0,001–0,002.

В отличие от разницы ошибок между экспериментами с различными наборами возмущений, разница ошибок между возмущенными и невозмущенными прогнозами для некоторых переменных и регионов более заметна. Значимое уменьшение средних и среднеквадратических ошибок получено для температуры на уровне 2 м во внетропической части Южного полушария. Так, для прогнозов на месяц со стартом 30 апреля разница между возмущенным и невозмущенным прогнозом в средней ошибке температуры на уровне 2 м во внетропической части Южного полушария составила 0,14 K, а в среднеквадратической ошибке — 0,27 K. Также в возмущенных прогнозах по сравнению с невозмущенными наблюдается небольшое уменьшение ошибок для отдельных переменных в отдельных регионах, а для остальных переменных значимых изменений в ошибках нет.

Данные результаты говорят о том, что внесение стохастических возмущений немного уменьшает интегральные ошибки долгосрочных прогнозов модели ПЛАВ. Достаточным является возмущение лишь трех параметров. Однако для региональных атмосферных явлений результаты могут быть другие.

Влияние стохастических возмущений на отдельный долгосрочный прогноз

Для исследования влияния стохастических возмущений на отдельный долгосрочный прогноз было выполнено три численных эксперимента по два ансамблевых прогноза в каждом, в которых применялся различный набор возмущаемых параметров. Также отличалась и амплитуда возмущений. Обозначения и их расшифровка для каждого эксперимента приведены в таблице 4. Рассчитаны ансамбли прогнозов на 30 суток с начальными данными 00 часов ВСВ 30 мая 2020 года и 00 часов 25 августа 2021 года.

Таблица 4 —	Обозначения	экспериментов
-------------	-------------	---------------

Обозначение	Расшифровка
ref	Контрольный эксперимент без стохастического возмущения
	параметров и тенденций
stoch_med	Соответствует набору возмущений Е26, тенденции
	температуры и завихренности не возмущаются. Амплитуда
	возмущений соответствует версии модели ПЛАВ для
	среднесрочных ансамблевых прогнозов, описанной в главе <mark>3</mark>
	и приложении А.
stoch_long	Соответствует набору возмущений ЕЗ, тенденции температуры
	и завихренности не возмущаются. Амплитуда возмущений для
	всех параметров уменьшена по сравнению с Е26.

В экспериментах stoch_med и stoch_long вычислялись ансамбли размером в 10 и 36 прогнозов. Эксперимент ref представляет собой один детерминистский прогноз на 30 суток. Таким образом, в всех экспериментах использовались одни и те же начальные данные.

Сначала была выполнена оценка интегральных средних за месяц величин приземной температуры (T2м), потока уходящей длинноволновой радиации на верхней границе атмосферы (OLR), потока приходящей на землю коротковолновой радиации на поверхности Земли (FSW). Двумерные поля этих элементов осреднялись по глобусу, по ансамблю (кроме эксперимента ref) и по времени (кроме осадков, которые осреднялись по пространству и ансамблю и суммировались по времени). Эти величины сравнивались между собой, а также с соответствующими полями из реанализа ERA5. Поток уходящей длинноволновой радиации на верхней границе атмосферы сравнивался со спутниковыми наблюдениями [87].

Разница в указанных интегральных величинах между средними значениями по ансамблю из 10 и 36 прогнозов оказалась незначимой и далее не рассматривается. Далее в работе будут рассматриваться оценки для ансамблей из 36 прогнозов. Рассмотрим вычисленные средние по глобусу среднемесячные значения приземной температуры (T2м), потока уходящей длинноволновой радиации на верхней границе атмосферы для эксперимента со стартом с данных за 25 августа 2021 года (результаты для начальных данных 30 мая 2020 года аналогичны и потому не приводятся). Эти данные приведены в Таблице 5.

Таблица 5 — Значения интегральных среднемесячных характеристик для расчета с 25 августа 2021 г. Обозначения приведены в тексте

	Т2м (град К)	OLR (B_T/M^2)	FSW (B_T/M^2)
Спутниковые	_	240,63	_
данные измере-			
ний			
ERA5	289,18	_	163,12
ref	287,69	243,41	166,49
stochmed	287,75	242,43	163,26
stoch_long	287,78	242,01	163,22

Отметим, что в расчетах использовалась экстраполяция по времени аномалий температуры поверхности океана, в отличие от реанализа, где эти данные соответствуют наблюдениям. Над океаном температура на уровне 2 м близка к температуре поверхности океана.

С учетом этого, из Таблицы 5 можно заключить, что значимых различий в интегральных значениях рассматриваемых величин между экспериментами stoch_long (с набором возмущений из 3х параметров E3) и stoch_med (с набором возмущений из 26 параметров E26) не наблюдается. При этом значения OLR и FSW в одиночном расчете со стохастическими возмущениями чуть ближе соответственно к значениям данных наблюдений и реанализа, чем в контрольном эксперименте ref. Такое изменение потоков радиации, получаемое при добавлении стохастических возмущений, может быть связано с систематическим увеличением количества облаков.

Рассмотрим теперь воспроизведение полей рассматриваемых величин на региональном уровне для эксперимента по начальным данным от 25 августа 2021 г. Далее будут рассмотрены разности среднемесячных глобальных полей температуры на уровне 2 м, потоков приходящей на землю коротковолновой радиации на поверхности Земли, потоков уходящей длинноволновой радиации на верхней границе атмосферы, а также разности суммарных осадков за 30 суток для экспериментов stoch_med и stoch_long по сравнению с контрольным экспериментом ref.

Приземная температура

На рисунке 3.12 приведены разности полей средней по ансамблю приземной температуры для эксперимента stoch_long и реанализа ERA5, а на рисунке 3.14 — для эксперимента ref и реанализа ERA5.



Рисунок 3.12 — Разность средней по ансамблю среднемесячной температуры на уровне 2 м за период с 25 августа по 23 сентября 2021 года между экспериментами stoch_long и ref. Среднее значение по глобусу составило 0,06 K, минимум -3,9 K, максимум 6,3 K.

Из рисунка 3.12 видно, что среднемесячная температура на уровне 2 м за 25 августа – 23 сентября 2021 года в эксперименте stoch_long по сравнению с контрольным экспериментом ref существенно завышена примерно на 6,3 градуса в Антарктиде. Аналогичная разница по сравнению с контрольным экспериментом получена в эксперименте stoch_med, это показано на рисунке 3.13.

На рисунке 3.14 показана разность между среднемесячной температурой на уровне 2 м в эксперименте ref и реанализом ERA5. Из рисунка 3.14 видно, что в невозмущенном прогнозе модели ПЛАВ происходит существенное занижение приземной температуры воздуха на величину до 18 градусов в Антарктиде.



Рисунок 3.13 — Разность средней по ансамблю среднемесячной температуры на уровне 2 м за период с 25 августа по 23 сентября 2021 года между экспериментами stoch_med и ref. Среднее значение по глобусу составило 0,07 K, минимум -3,6 K, максимум 6,4 K.



Рисунок 3.14 — Разность среднемесячной температуры на уровне 2 м за период с 25 августа по 23 сентября 2021 года между экспериментом ref и реанализом ERA5. Среднее значение по глобусу составило -1,5 K, минимум -18,6 K, максимум 11,1 K.

Рисунки 3.12–3.14 показывают, что эксперименты stoch_long и stoch_med лучше воспроизводят приземную температуру воздуха, чем контрольный эксперимент без стохастического возмущения параметров, что наиболее заметно проявляется во внетропической части Южного полушария. Этот результат согласуется с результатами, полученными в работах других авторов [156; 165], а также с оценками ретроспективных прогнозов за 1991–2015 годы, приведенными в разделе 3.4.1, где было показано уменьшение средней и среднеквадратической ошибки приземной температуры воздуха во внетропической части Южного полушария при применении в модели стохастического возмущения обоих наборов параметров ЕЗ и Е26. Возможная причина такого эффекта в том, что в версии модели ПЛАВ для долгосрочных прогнозов применяется упрощённая параметризация температуры поверхности льда на суше, основанная на схеме ISBA [108], изначально ориентированной на кратко- и среднесрочный прогноз. Это приводит к значительной чувствительности температуры поверхности льда к изменениям приземных характеристик в атмосфере.

Поток приходящей на Землю коротковолновой радиации на поверхности Земли



Рисунок 3.15 — Разность среднемесячных потоков приходящей на поверхность Земли солнечной радиации (Вт/м²) за период с 25 августа по 23 сентября 2021 года между экспериментами stoch_long и ref. Среднее значение по глобусу составило -3,3 Вт/м², минимум -25,5 Вт/м², максимум 14,8 Вт/м².



Рисунок 3.16 — Разность среднемесячных потоков приходящей на поверхность Земли солнечной радиации (Вт/м²) за период с 25 августа по 23 сентября 2021 года между экспериментами stoch_med и ref. Среднее значение по глобусу составило -3,2 Вт/м², минимум -30 Вт/м², максимум 13,3 Вт/м².

На рисунках 3.15 и 3.16 показаны разности потоков приходящей на поверхность Земли солнечной радиации для экспериментов stoch_long и stoch_med по сравнению с контрольным экспериментом ref. Видно, что отклонения от контрольного эксперимента в экспериментах stoch_med и stoch_long сопоставимы и их максимумы достигают примерно 25 - 30 BT/m² в обоих случаях. Изменение среднего по глобусу количества приходящей солнечной радиации в обоих случаях составляет примерно -3 BT/m². Это изменение говорит о том, что даже незначительные возмущения небольшого количества параметров в модели влекут за собой значительное разбегание траекторий за 30 суток.

Осадки

Рассмотрим аккумулированные поля осадков за период с 25 августа по 23 сентября 2021 года.

На рисунках 3.17 и 3.18 видно, что среднее значение разности аккумулированных за месяц осадков относительно контрольного эксперимента почти одинаково для экспериментов stoch_long и stoch_med и близко к нулю. Это говорит о пространственном перераспределении осадков при сохранении их количества.



Рисунок 3.17 — Разность осадков, аккумулированных за период с 25 августа по 23 сентября 2021 года между экспериментами stoch_long и ref (в мм). Среднее значение по глобусу составило -0,05, минимум -6,9, максимум 9,9.



Рисунок 3.18 — Разность осадков, аккумулированных за период с 25 августа по 23 сентября 2021 года между экспериментами stoch_med и ref (в мм). Среднее значение по глобусу составило -0,04, минимум -7,1, максимум 17,7.

Поток уходящей длинноволновой радиации на верхней границе атмосферы

Одним из источников предсказуемости в тропической атмосфере на субсезонном временном масштабе является колебание Маддена-Джулиана [97]. Данное колебание распространяется из конвективно активных тропических регионов на восток через Индийский и Тихий океаны, характерные временные масштабы этого процесса составляют 30-60 суток. В ряде работ показана связь колебания Маддена-Джулиана с явлением Эль-Ниньо [163] и с предсказуемостью атмосферных явлений в средних широтах [48; 64].

Успешность прогноза колебания Маддена-Джулиана во многом зависит от правильной настройки параметризации конвекции в модели, и, в том числе, от способности модели предсказывать поток восходящей тепловой радиации на верхней границе модельной атмосферы. Рассмотрим среднемесячный поток уходящей тепловой радиации на верхней границе атмосферы в проведенных экспериментах и сравним его со спутниковыми данными измерений [87].



Рисунок 3.19 — Разность среднемесячных потоков тепловой радиации на верхней границе атмосферы за период с 25 августа по 23 сентября 2021 года между спутниковыми данными и экспериментом stoch_long, BT/м².

Из рисунка 3.19 видна область завышения потока тепловой радиации на верхней границе атмосферы примерно на 60 Вт/м² в эксперименте stoch_long относительно данных измерений. Похожие результаты были получены при сравнении экспериментов stoch_med и ref со спутниковыми данными измерений. Во

Таблица 6 — Значения разности интегральных среднемесячных потоков восходящей тепловой радиации на верхней границе атмосферы для экспериментов ref, stoch_med u stoch_long относительно спутниковых данных для периода с 25 августа по 23 сентября 2021 года

	ref	stoch_med	stoch_long
Разность потока восходящей тепло-	-2,77	-1,78	-1,37
вой радиации на верхней границе			
атмосферы по сравнению со спутни-			
ковыми данными измерений $({ m Br}/{ m m}^2)$			

всех трех экспериментах наблюдается сопоставимое завышение потока тепловой радиации на верхней границе атмосферы в одной и той же области Земного шара. Отличие трёх экспериментов состоит в разности интегральных среднемесячных потоков, которые приведены в таблице 6. Для получения этих данных для каждого эксперимента сначала была рассмотрена разность среднемесячного потока тепловой радиации на верхней границе атмосферы относительно спутниковых данных измерений, а затем вычислено интегральное значение этой разности по глобусу. Из таблицы 6 видно, что наименьшее отклонение интегрального потока тепловой радиации на верхней границе атмосферы достигается в эксперименте stoch long, а наибольшее – в контрольном эксперименте. Это говорит о возможности применения ограниченного набора стохастически возмущаемых параметров в субсезонном прогнозе.

Дополнительно исследованы изменения изучаемых выше среднемесячных полей при возмущении только одного параметра HOBST, а также комбинации параметров HOBST + RADI и HOBST + GCVADS. Для приземной температуры и осадков значимых отличий от эксперимента stoch_long для всех указанных комбинаций возмущаемых параметров не обнаружено. Для потоков приходящей на землю коротковолновой радиации на поверхности Земли и уходящей длинноволновой радиации на верхней границе атмосферы полученные различия составляют примерно 0,04 BT/м², что является незначимой величиной. Отсюда можно сделать вывод о возможности в перспективе возмущения в модели одного параметра HOBST вместо набора параметров E3.

3.5 Выводы

В глобальной модели атмосферы ПЛАВ автором были реализованы стохастические возмущения параметров и тенденций физических параметризаций.

В численных экспериментах сравнивались разброс ансамбля и среднеквадратическая ошибка среднего по ансамблю прогноза в версии системы ансамблевого прогноза со стохастическими возмущениями параметров и тенденций и без них. Показано повышение разброса ансамбля для заблаговременностей прогноза до 10 суток для различных переменных на разных уровнях.

Основным результатом данной главы является улучшение вероятностных оценок ансамблевых среднесрочных прогнозов. Площади под ROC-кривыми и непрерывная ранговая вероятностная оценка показывают повышение надежности прогноза большинства переменных во внетропической части северного полушария и в тропиках для заблаговременностей до 10 суток для августа 2021 и февраля 2022 года. Указанные оценки уступают аналогичным оценкам ведущих мировых систем ансамблевого прогноза погоды. Ввиду ограниченности вычислительных ресурсов данные результаты были получены для версии модели ПЛАВ с низким пространственным разрешением — 0,9°×0,72° по долготе и широте соответственно.

Кроме того, для некоторых переменных после внедрения стохастических возмущений в блок параметризаций модели атмосферы ПЛАВ наблюдается небольшое снижение среднеквадратической ошибки среднего по ансамблю прогноза.

Реализованные стохастические возмущения параметров и тенденций в модели ПЛАВ настроены в соответствии с текущим набором физических параметризаций. Поэтому при внесении изменений в настройки параметризаций или при переходе к другим параметризациям потребуется коррекция амплитуды стохастических возмущений параметров и тенденций. Эта особенность является недостатком алгоритма стохастического возмущения параметров и тенденций.

Данный подход, по мнению автора диссертации, является физически обоснованным, поскольку стохастическое возмущение параметров позволяет точнее учесть природу неопределенностей, возникающих при параметрическом описании процессов в атмосфере. Также стохастическое возмущение параметров параметризаций и тенденций позволило уменьшить аддитивную инфляцию в системе ансамблевого усвоения данных и тем самым повысить качество анализов начального состояния атмосферы. В предыдущей версии настроек системы ансамблевого усвоения данных аддитивная инфляция была искусственно завышена для того, чтобы увеличить разброс в ансамбле анализов, на основе которых получается ансамбль прогнозов. Увеличение аддитивной инфляции вносит в анализ дополнительные ошибки, которые затем влияют на ошибки прогнозов. Одновременное применение стохастических возмущений и в начальных данных, и в модели атмосферы является перспективным для получения прогностических ансамблей с необходимым разбросом и ошибкой среднего по ансамблю прогноза.

Для субсезонных прогнозов модели атмосферы ПЛАВ исследовано влияние применения стохастически возмущаемых параметров в блоке описания процессов подсеточного масштаба. Оказалось, что применение таких возмущений улучшает воспроизведение некоторых интегральных характеристик модельной атмосферы и уменьшает ошибку, например, прогноза приземной температуры в Антарктиде. Эти результаты согласуются с ранее полученными [165]. На серии ретроспективных прогнозов показано, что по сравнению с ансамблевыми среднесрочными прогнозами, в которых для достижения необходимой величины разброса ансамбля применяется набор из 26 возмущаемых параметров, для субсезонных прогнозов достаточно возмущать лишь три параметра. Именно такая конфигурация применяется в оперативной версии модели ПЛАВ для долгосрочных прогнозов. Показана возможность дальнейшего уменьшения количества возмущаемых параметров до одного после проведения дополнительных расчетов серии ретроспективных прогнозов.

Результаты данной главы опубликованы в статьях [24], [1], [20], [11].

Данная глава посвящена алгоритмам учёта неопределенностей, возникающих при численном решении системы уравнений динамики атмосферы, а именно, при вычислении полулагранжевых траекторий.

4.1 Вычисление полулагранжевых траекторий в модели ПЛАВ

В блоке решения уравнений динамики атмосферы в модели ПЛАВ применяется полулагранжев метод [132] для описания переноса (адвекции). Значительная часть этого алгоритма, предложенная в работе [118] и описанная в работе [135], связана с поиском исходных точек полулагранжевых траекторий.

Далее изложим полулагранжев метод в соответствии с [19].

Рассмотрим одномерное уравнение переноса пассивной примеси θ :

$$\frac{\mathrm{D}\theta}{\mathrm{D}t} = \frac{\partial\theta}{\partial t} + \frac{\mathrm{d}x}{\mathrm{d}t}\frac{\partial\theta}{\partial x} = 0, \qquad (4.1)$$

где

$$\frac{\mathrm{d}x}{\mathrm{d}t} = U(x,t). \tag{4.2}$$

В многомерном случае вместо x используется радиус-вектор на сфере $\boldsymbol{r} = (\lambda, \boldsymbol{\varphi})$, и уравнение переноса (4.1) примет вид $\frac{D\theta}{Dt} = \frac{\partial\theta}{\partial t} + \boldsymbol{V} \cdot \nabla \theta = 0$, $\boldsymbol{V} = (u, v)$, а уравнение (4.2), соответственно, $\frac{d\boldsymbol{r}}{dt} = \boldsymbol{V}(\boldsymbol{r}, t)$.

На рисунке 4.1 показано схематическое представление полулагранжевой адвекции в случае переменной скорости переноса.

Значения функции θ на *n*-м шаге по времени нам известны. Для определения значений θ на n + 1 шаге по времени используем дискретизацию полной производной вдоль приближенной траектории:

$$\frac{\theta(x_m, t^n + \Delta t) - \theta(x_m - 2\alpha_m, t^n)}{\Delta t} = 0, \qquad (4.3)$$

где α_m — расстояние *BC*, на которое перемещается данная частица по *x* от средней точки траектории по приближенной траектории *A'C*. Здесь применяется теорема о среднем. Обозначим исходную точку траектории $x_d = x_m - 2\alpha_m$ (или $r_d = r_m - 2\alpha_m$ в многомерном случае).



Рисунок 4.1 — Схематическое представление полулагранжевой адвекции в случае переменной скорости переноса [19]

Разложим в ряд Тейлора в полулагранжевом виде, сохраняя только слагаемые второго порядка, \boldsymbol{r}_m в окрестности исходной точки $\boldsymbol{r}_{\rm d}$:

$$\boldsymbol{r}_{m}^{n+1} = \boldsymbol{r}_{d}^{n} + \Delta t \left(\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{r}}{\mathrm{d}t}\right)_{d}^{n} + \frac{(\Delta t)^{2}}{2} \left(\frac{\mathrm{d}^{2}\boldsymbol{r}}{\mathrm{d}t^{2}}\right)_{\mathrm{AV}},\tag{4.4}$$

где нижний индекс AV — осреднение вдоль траектории.

 $\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{r}}{\mathrm{d}t\,\mathrm{d}}$ очевидно равно скорости в исходной точке траектории $\boldsymbol{V}(\boldsymbol{r}_{\mathrm{d}},t^{n})$, а $\frac{\mathrm{d}^{2}\boldsymbol{r}}{\mathrm{d}t^{2}}$ есть ускорение, которое мы можем аппроксимировать как производную от скорости, полагая ускорение на данном шаге по времени равным ускорению на предыдущем шаге, в виде

$$\left(\frac{\mathrm{d}^2 \boldsymbol{r}}{\mathrm{d}t^2}\right)_{\mathrm{AV}} \approx \frac{\boldsymbol{V}(\boldsymbol{r}_m, t^n) - \boldsymbol{V}(\boldsymbol{r}_{\mathrm{d}}, t^{n-1})}{\Delta t}.$$

Тогда итерационный процесс (4.4) можно записать в дискретном виде как

$$\boldsymbol{r}_{\mathrm{d}}^{(k+1)} = \boldsymbol{r}_{m} - \frac{\Delta t}{2} \left(\boldsymbol{V}(\boldsymbol{r}_{m}, t^{n}) + \left(2\boldsymbol{V}(\boldsymbol{r}_{\mathrm{d}}^{(k)}, t^{n}) - \boldsymbol{V}(\boldsymbol{r}_{\mathrm{d}}^{(k)}, t^{n-1}) \right) \right).$$
(4.5)

Аппроксимация (4.5) уравнения траекторий имеет название SETTLS и предложена в работе [74]. На первой итерации полагаем $\boldsymbol{r}_{\mathrm{d}}^{(0)} = \boldsymbol{r}_{m}$. На последующих

итерациях **V** в исходной точке находится с помощью интерполяции по пространству.

Для простоты уравнение (4.5) приводится в декартовых координатах. В итерационном процессе (4.5) применяются некоторые дополнительные геометрические аппроксимации для учета сферической геометрии и приближения мелкой атмосферы, подробности описаны в [21].

На каждой итерации вычисляются значения сферических координат исходной точки траектории λ_d , ϕ_d , η_d , после чего происходит интерполяция компонент скорости ветра в обновленную исходную точку.

Для сходимости итерационного процесса, как правило, достаточно от 3 до 5 итераций. В полулагранжевом методе условие устойчивости метода связывает максимально допустимый шаг по времени с модулем градиента скорости [132] (условие типа Липшица) и имеет вид

$$|\nabla V| \Delta t < C, \quad C = \text{const.}$$

Такое условие устойчивости слабее, чем условие Куранта, применяемое в большинстве случаев при использовании явных эйлеровых методов решения уравнения переноса. Геометрически условие устойчивости полулагранжевого метода означает непересечение траекторий, выпущенных из соседних узлов сетки.

Количество итераций в описанном выше алгоритме зависит от версии модели ПЛАВ, например, в версии ПЛАВ20 используется 4 итерации [21].

Таким образом, можно сформулировать полулагранжев алгоритм для решения уравнения переноса.

1. Найти $\boldsymbol{r}_{\mathrm{d}}^{(k)} = \boldsymbol{r}_m - 2\boldsymbol{\alpha}_m^{(k)}$, решая итерационным методом уравнение (4.5).

2. Выполнить интерполяцию функции θ на шаге по времени n в точку $\mathbf{r}_{d} = \mathbf{r}_{m} - 2\mathbf{\alpha}_{m}$. Вычислить значение функции θ на новом шаге по времени n + 1 с помощью формулы (4.3):

$$\frac{\theta\left(\boldsymbol{r}_{m},t^{n}+\Delta t\right)-\theta\left(\boldsymbol{r}_{m}-2\boldsymbol{\alpha}_{m},t^{n}\right)}{\Delta t}=0.$$

4.2 Возмущение полулагранжевых траекторий в модели ПЛАВ

Подробности реализации алгоритма стохастического возмущения исходных точек полулагранжевых траекторий в ЕЦСПП авторами не опубликованы, но краткое описание было представлено в работе [91] (см. раздел 1.3.2). Наша реализация этого алгоритма отличается от оригинальной, в том числе, использованием собственного генератора случайных возмущений в сеточном пространстве.

Случайные возмущения получаются тем же генератором, что и для алгоритмов стохастического возмущения тенденций и параметров параметризаций (см. раздел 2.3.2). Для каждой случайной величины предусмотрена настройка амплитуды возмущения, коэффициента автокорреляции по пространству и времени декорреляции. Также в модели ПЛАВ можно установить требуемый тип распределения для каждой случайной величины (нормальное или логнормальное распределение) и задать значение математического ожидания (как правило, 0 или 1). В модели ПЛАВ были реализованы три варианта алгоритма возмущения исходных точек полулагранжевых траекторий, проведено их сравнительное исследование и выбран наилучший.

4.2.1 Алгоритм стохастического возмущения координат исходной точки

Идея возмущения исходных точек полулагранжевых траекторий впервые была предложена в работе [42]. Гораздо позднее в ЕЦСПП была сделана попытка реализации подобного алгоритма [91]. В данной работе реализован алгоритм, частично основанный на алгоритме, предложенном в ЕЦСПП. На рисунке 4.2 схематически показан данный вариант алгоритма, обозначим его **A**.

Пусть ξ_i — набор случайных величин, таких, что $\xi_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma_i^2)$, $i = \{\lambda, \varphi, \eta\}$. Тогда возмущенные значения координат исходной точки траектории $r_d^* = (\lambda^*, \varphi^*, \eta^*)$ получаются по формулам:

$$\lambda^* = \lambda^{(K)} + \xi_{\lambda} W(\eta) \left(\lambda^{(K)} - \lambda^{(1)}\right),$$

$$\begin{split} \boldsymbol{\varphi}^* &= \boldsymbol{\varphi}^{(K)} + \boldsymbol{\xi}_{\boldsymbol{\varphi}} W(\boldsymbol{\eta}) \left(\boldsymbol{\varphi}^{(K)} - \boldsymbol{\varphi}^{(1)} \right), \\ \boldsymbol{\eta}^* &= \boldsymbol{\eta}^{(K)} + \boldsymbol{\xi}_{\boldsymbol{\eta}} W(\boldsymbol{\eta}) \left(\boldsymbol{\eta}^{(K)} - \boldsymbol{\eta}^{(1)} \right), \end{split}$$

где K = 4 — число итераций при решении уравнения (4.6), $W(\eta)$ — весовая функция для уменьшения амплитуды возмущений вблизи поверхности Земли и в стратосфере. Данная весовая функция применяется для сохранения численной устойчивости. В базовом варианте алгоритма, предложенного в ЕЦСПП, амплитуда возмущений для каждой координаты исходной точки нормируется на разность значений этой координаты между 2 и 5 итерациями.



Рисунок 4.2 — Схематическое представление варианта алгоритма стохастического возмущения исходных точек полулагранжевых траекторий, предложенного в Европейском центре среднесрочных прогнозов погоды

В модели ПЛАВ реализована возможность независимого возмущения трёх координат исходных точек. В качестве настроечных параметров выступают амплитуда возмущений σ_i , время декорреляции τ_i , масштаб автокорреляции по пространству ν_i .

Данный подход имеет существенный недостаток: получаемые стохастические возмущения координат не являются изотропными. В связи с этим был предложен другой алгоритм.

4.2.2 Алгоритм стохастического возмущения компонент скорости ветра

Идея возмущения компонент вектора скорости ветра вместо координат исходных точек была получена в дискуссии автора с Г. С. Гойманом. Автор диссертации развила данную идею и разработала две версии алгоритма; в обеих версиях предлагается возмущать компоненты горизонтального вектора скорости ветра V = (u,v). Использование стохастически возмущенных компонент вектора скорости ветра в уравнении (4.6) приводит к возмущению полулагранжевых траекторий в силу уравнения движения. Стоит отметить, что в данном алгоритме предлагается возмущать лишь компоненты вектора скорости ветра, которые затем используются в уравнении траекторий. При этом вектор скорости ветра, передающийся в уравнение переноса, остается неизменным.

Рассмотрим итерационный процесс для нахождения траекторий, который обсуждался в разделе 4.1.

$$\boldsymbol{r}_{d}^{n,(k+1)} = \boldsymbol{r}_{a}^{n+1} - \frac{\Delta t}{2} \left(\boldsymbol{V}_{a}^{n} + 2\boldsymbol{V}_{d}^{n,(k)} - \boldsymbol{V}_{d}^{n-1,(k)} \right),$$
 (4.6)

$$\eta_{\rm d}^{n,(k+1)} = \eta_{\rm a}^{n+1} - \frac{\Delta t}{2} \left(\dot{\eta}_{\rm a}^{n} + 2\dot{\eta}_{\rm d}^{n,(k)} - \dot{\eta}_{\rm d}^{n-1,(k)} \right).$$
(4.7)

Здесь k — номер итерации, n — номер шага по времени, Δt — шаг по времени, d и а — индексы, соответствующие исходной и конечной точкам траектории соответственно, r — радиус-вектор на сфере, $r = (\lambda, \varphi)$, где (λ, φ) — это, соответственно, широта и долгота, η — вертикальная гибридная координата, V = (u, v) — горизонтальный вектор скорости ветра, «·» обозначает производную по времени.

В версии **Б** компоненты горизонтального вектора скорости ветра возмущаются внутри итерационного процесса, а в версии **В** — перед решением уравнения (4.6) итерационным методом. Обозначим выражение в скобках в уравнении (4.6) через $\boldsymbol{V}_{a}^{n} + 2\boldsymbol{V}_{d}^{n,(k)} - \boldsymbol{V}_{d}^{n-1,(k)} = \mathfrak{U} = (\mathfrak{U}_{u},\mathfrak{U}_{v})$, что соответствует скорости ветра, осредненной вдоль траектории [74]. Возмущенные значения компонент вектора \mathfrak{U} обозначим ($\mathfrak{U}_{u}^{*}\mathfrak{U}_{v}^{*}$) и будем вычислять по формулам:

$$\mathfrak{U}_u^* = \mathfrak{U}_u(1 + (\xi_u)W(\mathfrak{\eta})),$$
$$\mathfrak{U}_v^* = \mathfrak{U}_v(1 + (\xi_v)W(\mathfrak{\eta})).$$

Здесь, аналогично алгоритму 4.2.1, $\xi_u, \xi_v \sim \mathcal{N}(0, \sigma_i^2)$ — случайные величины, $W(\eta)$ — весовая функция. На практике указанные случайные величины получаются генератором, описанным в разделе 2.3.2. Стоит отметить, что в алгоритмах **Б** и **В** возмущаются только горизонтальные компоненты вектора скорости ветра. Предложенные алгоритмы **Б** и **В** отличаются от оригинального алгоритма, предложенного в ЕЦСПП, возмущаемыми переменными, поскольку



Рисунок 4.3 — Схематическое представление трёх рассмотренных вариантов алгоритма стохастического возмущения полулагранжевых траекторий

в алгоритме ЕЦСПП речь идёт о возмущении только лишь координат исходных точек, то есть, долготы, широты и вертикальной координаты.

На рисунке 4.3 показаны все три рассмотренных варианта алгоритма возмущения полулагранжевых траекторий.

4.2.3 Выбор алгоритма возмущения полулагранжевых траекторий

Все три перечисленных алгоритма, которые мы обозначили **A**, **B** и **B**, были реализованы в модели ПЛАВ. Критерием выбора наиболее подходящего алгоритма была чувствительность разброса (т. е. среднеквадратического отклонения прогнозов в ансамбле от среднего по ансамблю прогноза) прогностического ансамбля к стохастическим возмущениям полулагранжевых траекторий в каждом из алгоритмов. По результатам численных экспериментов алгоритм **B** показал наибольший отклик в разбросе ансамбля и был использован в работе (детали показаны далее в разделе 4.3). Алгоритмы **A** и **B** не дали

93

статистически значимых изменений в разбросе ансамбля, поэтому далее они обсуждаться не будут.

4.3 Численные эксперименты и результаты

4.3.1 Постановка экспериментов

Для выбора наиболее удачных значений амплитуды возмущений были проведены диагностические численные эксперименты. По результатам настройки амплитуды возмущений координат исходных точек была проведена серия численных экспериментов с системой ансамблевого прогноза. Численные эксперименты производились на вычислительной системе Росгидромета Cray XC-40-LC. Каждая серия считалась на 2 месяца: для июня 2024 года и января 2025 года. Как уже говорилось в главе 3, выбор месяцев обусловлен тем, что в среднем атмосферная циркуляция в средних широтах характеризуется меньшей изменчивостью в теплый сезон, и большей — в холодный. В связи с этим характер и амплитуда ошибок существенно различаются летом и зимой [140]. Количество прогнозов в ансамбле — 36, один из них — это невозмущенный детерминистский прогноз. В 00 часов ВСВ (Всемирного скоординированного времени) вычислялись прогнозы с заблаговременностями от 24 до 240 часов с шагом 24 часа, а в 06, 12 и 18 часов ВСВ вычислялись вспомогательные прогнозы с заблаговременностью 6 часов для продолжения цикла усвоения данных. В данном разделе все численные эксперименты проводились с версией модели ПЛАВ20 (см. раздел 2.1).

Перечень верифицируемых переменных и обозначения регионов приводятся в разделе 2.4.

Для каждой из оценок было проведено исследование статистической значимости полученных результатов. Для оценок RMSE, CRPS и разброса ансамбля использовался критерий Стьюдента [133] для парных выборок с уровнем значимости 95 %. Для оценок ROCA — метод бутстрэпа [133].

Далее будут применяться обозначения экспериментов, приведенные в таблице 7.

Обозначение	Расшифровка
control	Контрольный эксперимент без стохастических возмущений
sppt+spp	Стохастическое возмущение только тенденций и параметров
	параметризаций
dp	Стохастическое возмущение только полулагранжевых
	траекторий
<pre>sppt+spp+dp</pre>	Стохастическое возмущение тенденций и параметров
	параметризаций, а также полулагранжевых траекторий

Таблица 7 — Обозначения проведенных экспериментов

4.3.2 Результаты

Для оценки вклада от возмущения полулагранжевых траекторий в изменение среднеквадратической ошибки и разброса ансамбля рассмотрим среднеквадратическую ошибку и разброс ансамбля для экспериментов control, dp, sppt+spp+dp, которые представлены на рисунке 4.4. Заметим, что кривые среднеквадратических ошибок для экспериментов control, dp и sppt+spp+dp практически совпадают, поэтому для удобства на графиках приводится лишь одна кривая, которая обозначена «СКО ансамбль ПЛАВ20». Помимо ансамблевых оценок на рисунке 4.4 также показана среднеквадратическая ошибка детерминистского прогноза (черная кривая), данный прогноз вычислялся с использованием версии модели ПЛАВ20, имеющей такое же разрешение и конфигурацию, как и версия для ансамблевых прогнозов. Можно заметить, что среднеквадратические ошибки детерминистского и ансамблевого прогноза достаточно близки в течение первых четырех суток прогноза, а затем кривые расходятся. Видно, что для всех заблаговременностей больше 4 суток ансамблевый прогноз имеет меньшую ошибку, чем детерминистский. На графиках разброса ансамбля на рисунке 4.4 (синие кривые) заметен отдельный вклад в разброс за счет стохастического возмущения исходных точек (пунктирная линия), и видно, что наибольший разброс достигается при применении всех трёх алгоритмов (эксперимент sppt+spp+dp). Аналогичные результаты были получены и для остальных верифицируемых переменных (H250, H850, T250, T500,

T850, U250, U500, U850, V250, V500, V850) во всех регионах земного шара (обозначения переменных и регионов приведены в разделе 2.4).



Рисунок 4.4 — Среднеквадратическая ошибка детерминистского прогноза (черный), среднего по ансамблю прогноза (красный) и разброс ансамбля (синий) в среднем за 2 месяца (июнь 2024 и январь 2025) для высоты изобарической поверхности 500 гПа (слева) и для давления на уровне моря (справа) во внетропической части Северного полушария для экспериментов control (пунктир с точкой), dp (пунктир), sppt+spp+dp (сплошная линия) для заблаговременностей от 1 до 10 суток

На рисунках 4.5а и 4.5б показаны соответственно таблицы относительного изменения разброса ансамбля и оценки непрерывной ранговой вероятностной оценки CRPS для всего набора верифицируемых переменных. Такие таблицы позволяют рассмотреть изменение той или иной оценки прогнозов для всего набора верифицируемых переменных для всех регионов земного шара. В таблицах показано относительное изменение оценки (в процентах) для одного эксперимента относительно другого как функция от заблаговременности прогноза. На оси ординат обозначены верифицируемые переменные и регионы (СП — внетропическая часть Северного полушария, ЮП — внетропическая часть Южного полушария, ТР — тропики), а на оси абсцисс — заблаговременности прогноза.

На рисунке 4.5а насыщенность синего цвета соответствует большему увеличению разброса ансамбля в эксперименте sppt+spp+dp по сравнению с экспериментом sppt+spp. На рисунке 4.5б аналогично, красный цвет означает увеличение оценки CRPS (то есть снижение качества прогноза), а



Рисунок 4.5 — Таблицы относительного изменения разброса ансамбля (слева) и непрерывной ранговой вероятностной оценки (CRPS) (справа) в процентах для всего набора верифицируемых переменных в трех регионах земного шара для эксперимента sppt+spp+dp относительно эксперимента sppt+spp для заблаговременностей от 1 до 10 суток в среднем за 2 месяца (июнь 2024 и январь 2025). Треугольными знаками отмечены те ячейки, отличия в которых статистически значимы с уровнем значимости 95 %

синий — уменьшение (то есть повышение качества прогноза). Треугольными знаками отмечены те ячейки, отличия в которых статистически значимы с уровнем значимости 95 %. Как было сказано в разделе 4.3.1, проверка статистической значимости производилась с помощью критерия Стьюдента [133] для парных выборок.

Из рисунка 4.5а видно, что для всех переменных во всех регионах наблюдается увеличение разброса ансамбля, причём для некоторых переменных, а именно, для PMSL, H850, H500, H250 в тропиках, увеличение разброса составляет от 100 до 200 % в эксперименте sppt+spp+dp относительно эксперимента sppt+spp. На рисунке 4.56 можно заметить снижение CRPS на 10–30 % для большинства переменных для всех заблаговременностей прогноза, что особенно заметно для всех переменных во внетропической части Северного полушария, а также для H250, T250, U500 в тропиках и для всех переменных, кроме PMSL, H850 и H500 во внетропической части Южного полушария.

Рассмотрим оценки ROCA, которые характеризуют способность системы ансамблевого прогноза предсказывать погодные аномалии. На рисунке 4.6 показаны площади под ROC-кривыми для прогноза положительных аномалий высоты изобарической поверхности H850 на 1,5 стандартных отклонения выше климатической нормы, а на рисунке 4.7 — для отрицательных аномалий высоты изобарической поверхности H500 на 2 стандартных отклонения ниже климатической нормы. Данные приводятся в среднем за 2 месяца (июнь 2024 и январь 2025) для внетропической части Северного полушария и тропиков соответственно для заблаговременностей прогнозов от 1 до 10 суток.



Рисунок 4.6 — Площади под ROC-кривыми (ROCA) для прогноза положительных аномалий высоты изобарической поверхности H850 на 1,5 стандартных отклонения выше климатической нормы во внетропической части Северного полушария для заблаговременностей от 1 до 10 суток в среднем за 2 месяца (июнь 2024 и январь 2025); красный — control, желтый — spp+sppt, зеленый dp, синий — sppt+spp+dp

На рисунках 4.6 и 4.7 сравниваются оценки ROCA для экспериментов control, sppt+spp, dp и sppt+spp+dp. Наилучшие значения ROCA в обоих случаях получены при использовании всех рассматриваемых стохастических алгоритмов (sppt+spp+dp). Из графиков видно небольшое увеличение ROCA в



Рисунок 4.7 — Площади под ROC-кривыми (ROCA) для прогноза отрицательных аномалий высоты изобарической поверхности H500 на 2 стандартных отклонения ниже климатической нормы в тропиках для заблаговременностей от 1 до 10 суток в среднем за 2 месяца (июнь 2024 и январь 2025); красный control, желтый — spp+sppt, зеленый — dp, синий — sppt+spp+dp

эксперименте sppt+spp+dp по сравнению с экспериментом dp и более заметное по сравнению с sppt+spp для большинства заблаговременностей прогноза. Значение оценки ROCA для остальных переменных во всех регионах составляет 0,6 или выше (не показано). Небольшое, но статистически значимое улучшение оценки ROCA в эксперименте sppt+spp+dp по сравнению с экспериментом sppt+spp наблюдается для положительных и отрицательных аномалий PMSL (1-6 сутки), T250 (1-7 сутки), H500 (1-10 сутки), H250 (1-10 сутки) во внетропической части Северного полушария; для положительных аномалий H250 (1-10 сутки) и отрицательных аномалий H500 (1-10 сутки) в тропиках.

На рисунке 4.8 показана непрерывная ранговая вероятностная оценка CRPS для прогнозов температуры на уровне 250 гПа с заблаговременностью от 1 до 10 суток во внетропической части Северного полушария в среднем за 2 месяца (июнь 2024 и январь 2025) для экспериментов spp+sppt, и spp+sppt+dp. Лучшие (то есть наименьшие) значения оценки CRPS получены при использовании всех трех стохастических алгоритмов в эксперименте spp+sppt+dp.

На рисунке 4.9 показана непрерывная ранговая вероятностная оценка CRPS для прогнозов давления на уровне моря с заблаговременностью от 1 до

99



Рисунок 4.8 — Непрерывная ранговая вероятностная оценка (CRPS) для прогноза температуры на уровне 250 гПа с заблаговременностью от 1 до 10 суток во внетропической части Северного полушария в среднем за 2 месяца (июнь 2024 и январь 2025); красный — sppt+spp, синий — sppt+spp+dp; голубой рамкой отмечены те столбики, отличия между которыми статистически значимы с вероятностью 95 %



Рисунок 4.9 — Непрерывная ранговая вероятностная оценка (CRPS) для прогноза давления на уровне моря с заблаговременностью от 1 до 10 суток в тропиках в среднем за 2 месяца (июнь 2024 и январь 2025); красный — sppt+spp, синий sppt+spp+dp; голубой рамкой отмечены те столбики, отличия между которыми статистически значимы с вероятностью 95 %

10 суток в тропиках в среднем за 2 месяца (июнь 2024 и январь 2025) для экспериментов spp+sppt, и spp+sppt+dp.

На обоих рисунках лучшие (то есть наименьшие) значения оценки CRPS получены при использовании всех трех стохастических алгоритмов в эксперименте spp+sppt+dp. Голубой рамкой отмечены те столбики, отличия между которыми статистически значимы с вероятностью 95 %, для проверки статистической значимости здесь, как и ранее, применялся критерий Стьюдента. Видно, что на рисунке 4.8 небольшое, но статистически значимое уменьшение оценки CRPS получено для всех рассматриваемых заблаговременностей прогноза, а на рисунке 4.9 показано заметное статистически значимое уменьшение оценки CRPS для заблаговременностей прогноза от 4 до 10 суток.

Из рисунков 4.4–4.9 можно сделать следующие выводы: 1) внедрение в модель ПЛАВ стохастического возмущения исходных точек способствует повышению разброса и тем самым делает разброс ансамбля ближе к среднеквадратической ошибке среднего по ансамблю прогноза; 2) использование стохастических возмущений полулагранжевых траекторий в модели ПЛАВ приводит к уменьшению непрерывных ранговых вероятностных оценок (CRPS) и увеличению площади под ROC-кривыми (ROCA), т. е. к повышению качества ансамблевых среднесрочных прогнозов по сравнению с экспериментом со стохастическими возмущениями только тенденций и параметров параметризаций.

4.3.3 Оперативные испытания системы ансамблевого среднесрочного прогноза на основе модели ПЛАВ20

Оперативные испытания системы ансамблевого среднесрочного прогноза погоды на основе модели ПЛАВ20 проводятся сотрудниками лаборатории глобальных численных прогнозов в Гидрометцентре России с мая 2024 по май 2025 года. В данной работе будут показаны оценки успешности новой технологии ансамблевого прогнозирования для периода оперативных испытаний — 11 месяцев с июня 2024 года по апрель 2025 года. Ансамблевые среднесрочные прогнозы с заблаговременностью 10 суток вычисляются по исходным данным в срок 00 часов ВСВ. В сроки 06, 12, 18 часов ВСВ вычисляется только ансамбль первых приближений (6-часовой ансамблевый прогноз). Перечень верифицируемых переменных и обозначения регионов приводятся в разделе 2.4.1.



Рисунок 4.10 — Таблицы относительного изменения разброса ансамбля (слева) и непрерывной ранговой вероятностной оценки (CRPS) (справа) в процентах для всего набора верифицируемых переменных в трех регионах земного шара для эксперимента с системой ансамблевого прогноза на основе ПЛАВ20 относительно системы ансамблевого прогноза на основе ПЛАВ072L96 для заблаговременностей от 1 до 10 суток в среднем за июнь 2024 – апрель 2025. Треугольными знаками отмечены те ячейки, отличия в которых статистически значимы с уровнем значимости 95 %

Рассмотрим разброс ансамбля и непрерывной ранговой вероятностной оценки для версии системы ансамблевого прогноза на основе модели ПЛАВ20 с горизонтальным разрешением 20 км (в данном случае применяются все три стохастических алгоритма, т. е. возмущение параметров и тенденций параметризаций и полулагранжевых траекторий), рассматриваемой в данной главе, по сравнению с текущей оперативной версией системы ансамблевого прогноза на

102

основе модели ПЛАВ072L96 с горизонтальным разрешением 80–100 км (в данной версии системы ансамблевого прогноза применяются только стохастические возмущения параметров и тенденций параметризаций), рассмотренной в главе 3.

На рисунках 4.10а и 4.106 показаны соответственно таблицы относительного изменения разброса ансамбля и непрерывной ранговой вероятностной оценки (CRPS). Треугольными знаками, как и прежде, отмечены те ячейки, отличия в которых статистически значимы с уровнем значимости 95 %. Как было сказано в разделе 4.3.1, проверка статистической значимости производилась с помощью критерия Стьюдента [133] для парных выборок. Можно заметить статистически значимое увеличение разброса ансамбля в системе ансамблевого прогноза на основе ПЛАВ20 на 10–150 % по сравнению с системой на основе ПЛАВ072L96 для всех переменных во всех регионах, кроме T850 и T250 в тропиках. Также наблюдается статистически значимое уменьшение оценки CRPS на 10–30 % для большинства переменных и заблаговременностей во внетропических частях Северного и Южного полушарий. Увеличение оценки CRPS наблюдается для PMSL, H850, H500 и T250 в тропиках. Это может быть связано с незавершенной настройкой параметризации конвекции, которая существенно влияет на воспроизведение атмосферной циркуляции в тропических регионах.

Личный вклад автора диссертации в проведение оперативных испытаний заключается в настройке амплитуды стохастических возмущений тенденций и параметров параметризаций и полулагранжевых траекторий, а также в участии в обработке результатов.

4.4 Выводы

В модели ПЛАВ разработаны 2 и реализованы 3 варианта алгоритма стохастического возмущения полулагранжевых траекторий и выбран наилучший. Стохастические возмущения получаются, как и в главе 3, генератором стохастических возмущений в сеточном пространстве.

За счет внедрения алгоритма стохастического возмущения полулагранжевых траекторий показано: a) повышение разброса ансамбля для заблаговременностей прогноза до 10 суток для различных переменных на разных уровнях во всех регионах земного шара;

б) улучшение вероятностных оценок ансамблевых среднесрочных прогнозов. Оценки ROCA показывают небольшое, но статистически значимое повышение надежности прогноза положительных и отрицательных аномалий давления на уровне моря, высоты изобарической поверхности 500 гПа, температуры на уровне 850 гПа во внетропической части Северного полушария для заблаговременностей до 10 суток. Также наблюдается уменьшение оценки CRPS для большинства переменных во всех регионах, кроме некоторых переменных в тропиках.

Кроме того, было проведено сравнение среднеквадратической ошибки среднего по ансамблю прогноза и разброса ансамбля в текущей оперативной версии системы ансамблевого прогноза на основе модели ПЛАВ072L96 с горизонтальным разрешением 80–100 км и в новой системе ансамблевого прогноза на основе ПЛАВ20 с горизонтальным разрешением 20 км. Показано статистически значимое увеличение разброса ансамбля и снижение среднеквадратической ошибки среднего по ансамблю прогноза для всех переменных во внетропических частях Северного и Южного полушарий, а также для некоторых переменных в тропиках. Дополнительное улучшение ансамблевых оценок в тропиках может быть достигнуто путем более тщательной настройки параметризации конвекции.

Результаты данной главы опубликованы в статье [25].

Заключение

В диссертации реализованы известные и разработаны и реализованы новые алгоритмы учета неопределенностей, возникающих в математической модели атмосферы. Эти алгоритмы позволяют учитывать неопределенности в блоке параметризаций процессов подсеточного масштаба и в блоке решения уравнений динамики атмосферы. Проведены численные эксперименты с системой ансамблевого прогноза на основе глобальной модели атмосферы ПЛАВ, в том числе в режиме оперативных испытаний.

Основные результаты работы заключаются в следующем.

1. Стохастическое возмущение параметров и тенденций параметризаций в модели атмосферы ПЛАВ позволило повысить качество ансамблевых среднесрочных прогнозов погоды.

На основе анализа существующих подходов к моделированию неопределенностей, возникающих при параметрическом описании процессов в атмосфере, для реализации в модели ПЛАВ были выбраны алгоритмы стохастического возмущения тенденций и параметров параметризаций. Для получения стохастических возмущений на модельной сетке реализован (с соавторами) оригинальный генератор. Стохастическое возмущение параметров и тенденций параметризаций в модели ПЛАВ позволило на 5–180 % увеличить разброс ансамбля для всех верифицируемых переменных во всех регионах земного шара и при этом уменьшить вероятностные ошибки прогнозов, в том числе на 5–25 % уменьшить непрерывную ранговую вероятностную характеристику для большинства верифицируемых переменных во внетропической части Северного полушария и в тропиках для прогнозов с заблаговременностью до 10 суток. Полученные результаты статистически значимы с уровнем значимости 95 %.

2. Разработан новый вариант алгоритма стохастического возмущения полулагранжевых траекторий в блоке решения уравнений динамики атмосферы; он внедрен в модель ПЛАВ и показал повышение качества ансамблевых среднесрочных прогнозов погоды. Данный алгоритм предполагает стохастическое возмущение скорости ветра, осредненной вдоль траектории, при решении уравнения траекторий. Применение комбинации алгоритмов стохастического возмущения полулагранжевых траекторий и стохастического возмущения параметров и тенденций параметризаций в модели ПЛАВ позволило улучшить вероятностные оценки прогнозов; в частности, получено дополнительно к пункту 1 статистически значимое уменьшение непрерывной ранговой вероятностной характеристики на 5–30 % для большинства верифицируемых переменных во всех регионах земного шара для прогнозов с заблаговременностью до 10 суток.

3. Модель ПЛАВ с учетом неопределенностей в параметризациях и блоке динамики атмосферы испытана и внедрена в оперативную систему ансамблевого среднесрочного прогноза погоды в Гидрометцентре России.

Алгоритмы стохастического возмущения параметров и тенденций параметризаций внедрены в систему ансамблевого прогноза на основе версии модели ПЛАВ с горизонтальным разрешением 80–100 км. Данная система была (с соавторами) разработана, испытана и внедрена в качестве оперативной в Гидрометцентре России в 2022 году (см. Приложение В). Оценки ансамблевых прогнозов, полученных в новой системе, превосходят предыдущую оперативную систему ансамблевого прогноза Гидрометцентра России, а также уменьшают отставание качества прогнозов от зарубежных систем ансамблевого прогноза.

В новую версию системы ансамблевого среднесрочного прогноза погоды на основе версии модели ПЛАВ с горизонтальным разрешением 20 км внедрены все приведенные выше алгоритмы учета неопределенностей. Данная система в 2024–2025 годах успешно прошла оперативные испытания в Гидрометцентре России. Результаты сравнения двух версий системы ансамблевого прогноза на основе модели ПЛАВ с горизонтальным разрешением 20 км и 80–100 км показывают превосходство новой версии системы ансамблевого прогноза с горизонтальным разрешением 20 км.

Перспективы развития и применения результатов диссертации:

1. Реализованные алгоритмы стохастических возмущений параметров и тенденций параметризаций могут быть адаптированы под системы ан-

самблевого прогноза погоды на основе других моделей атмосферы. Это актуально, поскольку любая современная модель атмосферы включает в себя набор параметризаций физических процессов подсеточного масштаба, и эти процессы описаны с некоторой степенью неопределенности.

2. Разработанный вариант алгоритма стохастического возмущения полулагранжевых траекторий также может быть адаптирован под системы ансамблевого прогноза погоды на основе моделей атмосферы, в которых используется полулагранжев метод.

Результаты, полученные в диссертации, могут быть использованы студентами, аспирантами и специалистами в областях наук об атмосфере и климате, математического моделирования, в образовательных учреждениях и институтах РАН.

Список литературы

1. Алипова К. А., Толстых М. А., Фадеев Р. Ю. Применение стохастических возмущений параметров в версии модели ПЛАВ для долгосрочных прогнозов // Гидрометеорологические исследования и прогнозы. — 2024. — Т. 1(391). — С. 6—23.

2. Астахова Е. Д. Ансамблевый среднесрочный прогноз погоды: реализация технологии на современной компьютерной базе // Труды Гидрометеорологического научно-исследовательского центра Российской Федерации. — 2011. — Т. 346. — С. 38—52.

3. Астахова Е. Д., Бундель А. Ю., Багров А. Н., Розинкина И. А., Пономарева Т. Я., Рузанова И. В., Цветков В. И. Система ансамблевого глобального прогноза метеорологических полей с заблаговременностью до 240 часов: результаты оперативных испытаний // Результаты испытания новых и усовершенствованных технологий, моделей и методов гидрометеорологических прогнозов. — 2016. — Т. 43. — С. 63—79.

4. Володин Е. М., Лыкосов В. Н. Параметризация процессов тепло- и влагообмена в системе растительность - почва для моделирования общей циркуляции атмосферы. 1. Описание и расчеты с использованием локальных данных наблюдений // Известия Российской академии наук. Физика атмосферы и океана. — 1998. — Т. 34, № 4. — С. 453—465.

5. *Кибель И. А.* Приложение к метеорологии уравнений механики бароклинной жидкости // Изв. АН СССР. Сер. геогр. — 1940. — Т. 5.

6. *Крыжов В. Н.* Связь средней годовой температуры воздуха в Северо-Западной Евразии с арктическим колебанием // Метеорология и гидрология. — 2004. — Т. 1. — С. 5—14.

7. *Марчук Г. И.* Численные методы в прогнозе погоды. — Л. : Гидрометеоиздат, 1967. — 353 с.

8. Марчук Г. И., Дымников В. П., Залесный В. Б., Лыкосов В. Н., Галин В. Я. Математическое моделирование общей циркуляции атмосферы и океана. — Л. : Гидрометеоиздат, 1984. — 318 с.

9. *Мезингер* Ф., *Аракава А.* Численные методы, используемые в атмосферных моделях. Т. 1. — Л. : Гидрометеоиздат, 1979. — 89 с.
10. *Мезингер Ф.*, *Аракава А.* Численные методы, используемые в атмосферных моделях. Т. 2. — Л. : Гидрометеоиздат, 1982. — 360 с.

11. Мизяк В. Г., Алипова К. А., Толстых М. А., Рогутов В. С. Результаты оперативных испытаний глобальной системы ансамблевого среднесрочного прогноза погоды на основе модели ПЛАВ // Результаты испытания новых и усовершенствованных технологий, моделей и методов гидрометеорологических прогнозов. — 2023. — Т. 50. — С. 44—65.

12. *Мизяк В. Г., Шляева А. В., Толстых М. А.* Использование данных спутниковых наблюдений ветра AMV в системе ансамблевого усвоения данных // Метеорология и гидрология. — 2016. — № 6. — С. 87—99.

13. *Мизяк В. Г., Шляева А. В., Толстых М. А.* Параллельная реализация локального ансамблевого фильтра Калмана для усвоения атмосферных данных // Инженерный журнал: наука и инновации. — 2013. — Т. 6.

14. *Монин А. С.* Об использовании статистических методов в задачах прогноза погоды // Метеорология и гидрология. — 1962. — № 7. — С. 3—11.

15. *Монин А. С., Обухов А. М.* Основные закономерности турбулентного перемешивания в приземном слое атмосферы // Труды Геофиз. инст. АН СССР. — 1954. — Т. 24(151). — С. 163—187.

16. Наставление по Глобальной системе обработки данных и прогнозирования. — Женева : Всемирная Метеорологическая Организация, 2019.

17. *Рогутов В. С., Толстых М. А.* Усвоение и коррекция данных радиозондовых наблюдений за влажностью в системе усвоения данных на основе локального ансамблевого фильтра Калмана // Метеорология и гидрология. — 2015. — № 4. — С. 32—45.

18. Рогутов В. С., Толстых М. А., Мизяк В. Г. Система ансамблевого прогноза на основе локального ансамблевого фильтра Калмана // Труды Гидрометеорологического научно-исследовательского центра Российской Федерации. — 2017. — Т. 71, № 364. — С. 5—19.

19. *Толстых М. А.* Вычислительная физика и геофизика: учебное пособие. — М. : МФТИ, 2023. — 82 с.

20. Толстых М. А., Фадеев Р. Ю., Шашкин В. В., Зарипов Р. Б., Травова С. В., Гойман Г. С., Алипова К. А., Мизяк В. Г., Тищенко В. А., Круглова Е. Н. Модель долгосрочного метеорологического прогноза ПЛАВ072L96 // Метеорология и гидрология. — 2024. — Т. 7. — С. 25—39. 21. Толстых М. А., Шашкин В. В., Фадеев Р. Ю., Шляева А. В., Мизяк В. Г., Рогутов В. С., Богословский Н. Н., Гойман Г. С., Махнорылова С. В., Юрова А. Ю. Система моделирования атмосферы для бесшовного прогноза. — М. : Триада лтд, 2017. — 166 с.

22. Фролов А. В., Астахова Е. Д., Розинкина И., Цветков В., Пономарева Т., Рузанова И. О практической предсказуемости метеорологических величин с помощью глобальной спектральной модели Гидрометцентра России // Метеорология и гидрология. — 2004. — Т. 5. — С. 5—20.

23. Цырульников М., Свиренко П., Гайфулин Д., Горбунов М., Успенский А. Развитие системы оперативного усвоения данных метеорологических наблюдений в Гидрометцентре России // Гидрометеорологические исследования и прогнозы. — 2019. — Т. 4 (374). — С. 112—126.

24. Alipova K. A., Goyman G. S., Tolstykh M. A., Mizyak V. G., Rogutov V. S. Stochastic perturbation of tendencies and parameters of parameterizations in the global ensemble prediction system based on the SL-AV model // Russ. J. Num. Anal. Math. Model. — 2022. — Vol. 37, no. 6. — P. 331—347.

25. Alipova K. A., Mizyak V. G., Tolstykh M. A., Goyman G. S. Stochastic perturbations in the semi-Lagrangian advection algorithm of the SL-AV global atmosphere model // Russ. J. Num. Anal. Math. Model. — 2024. — Vol. 39, no. 1. — P. 1—11.

26. Anderson J. L. Selection of initial conditions for ensemble forecasts in a simple perfect model framework // J. Atmos. Sci. — 1996. — Vol. 53, no. 1. — P. 22—36.

27. Annan J. D. On the Orthogonality of Bred Vectors // Mon. Wea. Rev. — 2004. — Vol. 132, no. 3. — P. 843—849.

28. Arakawa A., Lamb V. R. Computational design of the basic dynamical processes of the UCLA general circulation model // Methods in computational Physics. — 1977. — Vol. 17. — P. 173—265.

29. Baines P. G. Lorenz, E.N. 1963: Deterministic nonperiodic flow. J. Atmos. Sci. 20, 130–41.1 // Progress in Physical Geography. — 2008. — Vol. 32, no. 4. — P. 475—480.

30. Baker B. A., Lawson R. P. In situ observations of the microphysical properties of wave, cirrus, and anvil clouds. Part I: Cirrus clouds // J. Atmos. Sci. — 2006. — Vol. 63, no. 12. — P. 3160—3185.

31. Balci N., Mazzucato A. L., Restrepo J. M., Sell G. R. Ensemble dynamics and bred vectors // Mon. Wea. Rev. — 2012. — Vol. 140, no. 7. — P. 2308—2334.

32. Bauer P., Thorpe A., Brunet G. The quiet revolution of numerical weather prediction // Nature. — 2015. — Vol. 525, no. 7567. — P. 47—55.

33. Bengtsson L., Steinheimer M., Bechtold P., Geleyn J.-F. A stochastic parametrization for deep convection using cellular automata // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2013. — Vol. 139, no. 675. — P. 1533—1543.

34. Berner J., Ha S.-Y., Hacker J. P., Fournier A., Snyder C. Model Uncertainty in a Mesoscale Ensemble Prediction System : Stochastic versus Multiphysics Representations // Mon. Wea. Rev. — 2011. — Vol. 139, no. 6. — P. 1972—1995.

35. Berner J., Jung T., Palmer T. Systematic model error: The impact of increased horizontal resolution versus improved stochastic and deterministic parameterizations // J. Clim. — 2012. — Vol. 25. — P. 4946—4962.

36. Berner J., Shutts G. J., Leutbecher M., Palmer T. N. A spectral stochastic kinetic energy backscatter scheme and its impact on flow-dependent predictability in the ECMWF ensemble prediction system // J. Atmos. Sci. — 2009. — Vol. 66, no. 3. — P. 603—626.

37. Berner J. [et al.]. Stochastic parameterization toward a new view of weather and climate models // Bull. Am. Meteorol. Soc. — 2017. — Vol. 98, no. 3. — P. 565—587.

38. Bougeault P. A simple parameterization of the large-scale effects of cumulus convection // Mon. Wea. Rev. — 1985. — Vol. 113, no. 12. — P. 2108—2121.

39. Bouttier F., Courtier P. Data assimilation concepts and methods. — 1999.

40. Bouttier F., Vié B., Nuissier O., Raynaud L. Impact of stochastic physics in a convection-permitting ensemble // Mon. Wea. Rev. — 2012. — Vol. 140, no. 11. — P. 3706—3721.

41. Bowler N. E. Comparison of error breeding, singular vectors, random perturbations and ensemble Kalman filter perturbation strategies on a simple model // Tellus A. — 2006. — Vol. 58, no. 5. — P. 538—548. 42. Bowler N. E., Arribas A., Mylne K. R. The benefits of multianalysis and poor man's ensembles // Mon. Wea. Rev. — 2008. — Vol. 136, no. 11. — P. 4113—4129.

43. Bowler N. E., Arribas A., Mylne K. R., Robertson K. B., Beare S. E. The MOGREPS short-range ensemble prediction system // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2008. — Vol. 134, no. 632. — P. 703—722.

44. Buizza R., Hollingsworth A., Lalaurette F., Ghelli A. Probabilistic Predictions of Precipitation Using ECMWF Ensemble Prediction System // Wea. Forecasting. -1999. - T. 14. - C. 168-189.

45. Buizza R., Palmer T. N. The Singular-Vector Structure of the Atmospheric Global Circulation // J. Atmos. Sci. — 1995. — Vol. 52, no. 9. — P. 1434—1456.

46. Cane D., Milelli M. Multimodel SuperEnsemble technique for quantitative precipitation forecasts in Piemonte region // Natural Hazards and Earth System Sciences. — 2010. — Vol. 10, no. 2. — P. 265—273.

47. Cardinali C. Observation Influence Diagnostic of a Data Assimilation System //. -2013.

48. Cassou C. Intraseasonal interaction between the Madden–Julian oscillation and the North Atlantic oscillation // Nature. — 2008. — Vol. 455. — P. 523—527.

49. Catry B., Geleyn J.-F., Bouyssel F., Cedilnik J., Brozkova R., Derková M., Richard M. A new sub-grid scale lift formulation in a mountain drag parameterisation scheme // Meteorologische Zeitschrift. — 2008. — Vol. 17. — P. 193—208.

50. Charron M., Pellerin G., Spacek L., Houtekamer P. L., Gagnon N., Mitchell H. L., Michelin L. Toward Random Sampling of Model Error in the Canadian Ensemble Prediction System // Mon. Wea. Rev. — 2010. — Vol. 138, no. 5. — P. 1877—1901.

51. Chou M.-D., Suarez M. J. A solar radiation parameterization for atmospheric studies. Vol. 15. — National Aeronautics, Space Administration, Goddard Space Flight Center, 1999.

52. Christensen H. M., Lock S. J., Moroz I. M., Palmer T. N. Introducing independent patterns into the Stochastically Perturbed Parametrization Tendencies (SPPT) scheme // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2017. — Vol. 143, no. 706. — P. 2168—2181.

53. Christensen H. M., Moroz I. M., Palmer T. N. Stochastic and Perturbed Parameter Representations of Model Uncertainty in Convection Parameterization // J. Atmos. Sci. — 2015. — Vol. 72, no. 6. — P. 2525—2545.

54. Coupled Model Intercomparison Project [Электронный ресурс]. — 2023. — URL: https://wcrp-cmip.org/.

55. Davini P., Hardenberg J. V., Corti S., Christensen H. M., Juricke S. Climate SPHINX : evaluating the impact of resolution and stochastic physics parameterisations in the EC-Earth global climate model // Geosci. Model Dev. — 2017. — Vol. 10. — P. 1383—1402.

56. Deinhard M., Grams C. Towards a process-oriented understanding of the impact of stochastic perturbations on the model climate // Weather Clim. Dynam. — 2024. — Vol. 5. — P. 927—942.

57. $\check{D}ur\acute{a}n$ I. B., Geleyn J.-F., Váňa F. A compact model for the stability dependency of TKE production-destruction-conversion terms valid for the whole range of Richardson numbers // J. Atmos. Sci. — 2014. — Vol. 71, no. 8. — P. 3004—3026.

58. Elvidge A. D., Sandu I., Wedi N., Vosper S. B., Zadra A., Boussetta S., Bouyssel F., Niekerk A. van, Tolstykh M., Ujiie M. Uncertainty in the Representation of Orography in Weather and Climate Models and Implications for Parameterized Drag // J. Adv. Mod. Earth Sys. — 2019. — Vol. 11. — P. 2567—2585.

59. Epstein E. S. Stochastic dynamic prediction // Tellus. — 1969. — Vol. 21, no. 6. — P. 739—759.

60. Evans R. E., Harrison M. S. J., Graham R. J., Mylne K. R. Joint medium-range ensembles from the met. office and ECMWF systems // Mon. Wea. Rev. — 2000. — Vol. 128, no. 9. — P. 3104—3127.

61. Fadeev R. The Parallel Performance of SLNE Atmosphere-Ocean-Sea Ice Coupled Model // Supercomputing Frontiers and Innovations. — 2023. — Vol. 10, no. 3. — P. 13—22.

62. Farrell B. F. Small error dynamics and the predictability of atmospheric flows // J. Atmos. Sci. — 1990. — Vol. 47, no. 20. — P. 2409—2416.

63. Field P. R., Heymsfield A. J., Detwiler A. G., Wilkinson J. M. Normalized hail particle size distributions from the T-28 storm-penetrating aircraft // J. Appl. Meteorol. Climatol. — 2019. — Vol. 58, no. 2. — P. 231—245.

64. Frederiksen J., Lin H. Tropical-extratropical interactions of intraseasonal oscillations // J. Atmos. Sci. — 2013. — Vol. 70. — P. 3180—3197.

65. Gerard L., Geleyn J.-F. Evolution of a subgrid deep convection parametrization in a limited-area model with increasing resolution // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2005. — Vol. 131, no. 610. — P. 2293—2312.

66. Giggins B., Gottwald G. A. Stochastically perturbed bred vectors in multi--scale systems // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2019. — Vol. 145, no. 719. — P. 642—658.

67. Greybush S. J., Kalnay E., Hoffman M. J., Wilson R. J. Identifying Martian atmospheric instabilities and their physical origins using bred vectors // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2013. — Vol. 139, no. 672. — P. 639—653.

68. Griffin S. M., Otkin J. A., Thompson G., Frediani M., Berner J., Kong F. Assessing the impact of stochastic perturbations in cloud microphysics using GOES-16 infrared brightness temperatures // Mon. Wea. Rev. — 2020. — Vol. 148, no. 8. — P. 3111—3137.

69. Hacker J. P., Snyder C., Ha S.-Y., Pocernich M. Linear and non-linear response to parameter variations in a mesoscale model // Tellus A. — 2011. — Vol. 63A, no. 3. — P. 429—444.

70. Hagedorn R., Doblas-Reyes F. J., Palmer T. N. The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting – I. Basic concept // Tellus A. — 2005. — Vol. 57, no. 3. — P. 219—233.

71. Hersbach H. Decomposition of the Continuous Ranked Probability Score for Ensemble Prediction Systems // Wea. Forecasting. — 2000. — Vol. 15. — P. 559—570.

72. Hersbach H. [et al.]. The ERA5 global reanalysis // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2020. — Vol. 146. — P. 1999—2049.

73. Hoffman R. N., Kalnay E. Lagged average forecasting, an alternative to Monte Carlo forecasting // Tellus A. — 1983. — Vol. 35 A, no. 2. — P. 100—118.

74. Hortal M. The development and testing of a new two-time level semi-Lagrangian scheme (SETTLS) in the ECMWF forecast model // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2002. — Vol. 128. — P. 1671—1688.

75. Hou D., Toth Z., Zhu Y., Yang W. Impact of a stochastic perturbation scheme on NCEP global ensemble forecast system. -2008.

76. Houtekamer P. L., Lefaivre L., Derome J., Ritchie H., Mitchell H. L. A System Simulation Approach to Ensemble Prediction // Mon. Wea. Rev. — 1996. — Vol. 124, no. 6. — P. 1225—1242.

77. *Houtekamer P.* The use of multiple parameterizations in ensembles : дис.... канд. / Houtekamer P.L. — 2011.2011. — С. 163—174.

78. Hunt B. R., Kostelich E. J., Szunyogh I. Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: A local ensemble transform Kalman filter // Physica D: Non-linear Phenomena. — 2007. — Vol. 230, no. 1/2. — P. 112—126.

79. Jankov I., Beck J., Wolff J., Harrold M., Olson J., Smirnova T., Alexander C., Berner J. Stochastically perturbed parameterizations in an HRRR-based ensemble // Mon. Wea. Rev. — 2019. — Vol. 147, no. 1. — P. 153—173.

80. Jie W., Wu T., Wang J., Li W., Liu X. Improvement of 6-15 day precipitation forecasts using a time-lagged ensemble method // Adv. Atmos. Sci. — 2014. — Vol. 31, no. 2. — P. 293—304.

81. Kalnay E., Toth Z. Lagged average forecasts and Monte Carlo experimental forecasts at NMC // Workshop on New Developments in Predictability, 13-15 November 1991. — ECMWF, 1991. — P. 93—99.

82. Karniadakis G. E., Glimm J. Preface to special issue on uncertainty quantification in simulation science // J. Comput. Phys. — 2006. — Vol. 217. — P. 1—4.

83. Keller J. D., Hense A., Kornblueh L., Rhodin A. On the orthogonalization of bred vectors // Wea. Forecasting. — 2010. — Vol. 25, no. 4. — P. 1219—1234.

84. Lang S. T. K., Lock S. J., Leutbecher M., Bechtold P., Forbes R. M. Revision of the Stochastically Perturbed Parametrisations model uncertainty scheme in the Integrated Forecasting System // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2021. — Vol. 147, no. 735. — P. 1364—1381.

85. Lawson R. P., Baker B. A., Pilson B., Mo Q. In situ observations of the microphysical properties of wave, cirrus, and anvil clouds. Part II: Cirrus clouds // J. Atmos. Sci. — 2006. — Vol. 63, no. 12. — P. 3186—3203.

86. Lead Centre on Verification of Ensemble Prediction System [Электронный pecypc]. — 2022. — URL: http://epsv.kishou.go.jp/EPSv/.

87. Lee H.-T. NOAA CDR Program. NOAA Climate Data Record (CDR) of Daily Outgoing Longwave Radiation (OLR), Version 1.2 // NOAA National Climatic Data Center. — 2011.

88. Leith C. E. Theoretical Skill of Monte Carlo Forecasts // Mon. Wea. Rev. -1974. - Vol. 102, no. 6. - P. 409-418.

89. Lermusiaux P. F. J. Uncertainty estimation and prediction for interdisciplinary ocean dynamics // J. Comput. Phys. — 2006. — Vol. 217. — P. 176—199.

90. Leutbecher M., Palmer T. N. Ensemble forecasting // J. Comp. Phys. — 2008. — Vol. 227, no. 7. — P. 3515—3539.

91. Leutbecher M. [et al.]. Stochastic representations of model uncertainties at ECMWF: State of the art and future vision // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2017. — Vol. 143, no. 707. — P. 2315—2339.

92. Lewis J. M. Roots of ensemble forecasting // Mon. Wea. Rev. — 2005. — Vol. 133, no. 7. — P. 1865—1885.

93. Li X., Charron M., Spacek L., Candille G. A Regional Ensemble Prediction System Based on Moist Targeted Singular Vectors and Stochastic Parameter Perturbations // Mon. Wea. Rev. — 2008. — Vol. 136, no. 2. — P. 443—462.

94. Lock S. J., Lang S. T. K., Leutbecher M., Hogan R. J., Vitart F. Treatment of model uncertainty from radiation by the Stochastically Perturbed Parametrization Tendencies (SPPT) scheme and associated revisions in the ECMWF ensembles // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2019. — Vol. 145, S1. — P. 75—89.

95. Lorenz E. N. A study of the predictability of a 28-variable atmospheric model. — 1965.

96. Lorenz E. N. Predictability: a problem partly solved // Proceedings of the seminar on predictability. ECMWF, Reading, Berkshire, UK. — 1995. — Vol. I. — P. 1—18.

97. Madden R., Julian P. Observations of the 40–50 day tropical oscillation: a review // Mon. Wea. Rev. — 1994. — Vol. 122. — P. 814—837.

98. Magnusson L., Källén E., Nycander J. Initial state perturbations in ensemble forecasting // Nonlinear Processes in Geophysics. — 2008. — Vol. 15. — P. 751—759.

99. Mariotti A. [et al.]. Windows of opportunity for skillful forecasts Subseasonal to Seasonal and beyond // Bull. Amer. Met. Soc. — 2020. — Vol. 101, no. 5. — E608—E625.

100. Martin G. M., Johnson D. W., Spice A. The measurement and parametrization of effective radius of droplets in warm stratocumulus clouds // J. Atmos. Sci. — 1994. — Vol. 51, no. 13. — P. 1823—1842.

101. McFarquhar G. M., Black R. A. Observations of particle size and phase in tropical cyclones: Implications for mesoscale modeling of microphysical processes // J. Atmos. Sci. — 2004. — Vol. 61, no. 4. — P. 422—439.

102. Miles N. L., Verlinde J., Clothiaux E. E. Cloud droplet size distributions in low-level stratiform clouds // J. Atmos. Sci. — 2000. — Vol. 57, no. 2. — P. 295—311.

103. Miller R. N., Ehret L. L. Ensemble Generation for Models of Multimodal Systems // Mon. Wea. Rev. -2002. - T. 130, Nº 9. - C. 2313-2333.

104. Mlawer E. J., Taubman S. J., Brown P. D., Iacono M. J., Clough S. A. Radiative transfer for inhomogeneous atmospheres: RRTM, a validated correlated-k model for the longwave // J. Geophys. Res. Atmospheres. — 1997. — Vol. 102. — P. 16663—16682.

105. Molteni F., Buizza R., Palmer T. N., Petroliagis T. The ECMWF ensemble prediction system: Methodology and validation // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 1996. — Vol. 122, no. 529. — P. 73—119.

106. Murphy J., Sexton D., Barnett D., Jones G. S., Webb M. J., Collins M., Stainforth D. A. Quantification of modelling uncertainties in a large ensemble of climate change simulations // Nature. — 2004. — Vol. 430. — P. 768—772.

107. Mylne K. R., Evans R. E., Clark R. T. Multi-model multi-analysis ensembles in quasi-operational medium-range forecasting // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2002. — Vol. 128, no. 579. — P. 361—384.

108. Noilhan J., Mahfouf J.-F. The ISBA land surface parameterization scheme // Global and Plan. Change. — 1996. — Vol. 13. — P. 145—159.

109. Norwood A., Kalnay E., Ide K., Yang S. C., Wolfe C. Lyapunov, singular and bred vectors in a multi-scale system: An empirical exploration of vectors related to instabilities // J. Phys. A-Math. Theor. — 2013. — Vol. 46, no. 25.

110. Ollinaho P., Lock S. J., Leutbecher M., Bechtold P., Beljaars A., Bozzo A., Forbes R. M., Haiden T., Hogan R. J., Sandu I. Towards process-level representation of model uncertainties: stochastically perturbed parametrizations in the ECMWF ensemble // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2017. — Vol. 143, no. 702. — P. 408—422.

111. Palmer T. The ECMWF ensemble prediction system: Looking back (more than) 25 years and projecting forward 25 years // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2019. — Vol. 145, S1. — P. 12—24.

112. Palmer T. N., Buizza R., Doblas-Reyes F., Jung T., Leutbecher M., Shutts G. J., Steinheimer M., Weisheimer A. Stochastic Parametrization and Model Uncertainty : tech. rep. — 2009. — P. 42.

113. Pazó D., López J. M., Rodríguez M. A. The geometric norm improves ensemble forecasting with the breeding method // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2013. — Vol. 139, no. 677. — P. 2021—2032.

114. Perezhogin P. Deterministic and stochastic parameterizations of kinetic energy backscatter in the NEMO ocean model in double-gyre configuration // IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci. — 2019. — Vol. 386. — P. 012025.

115. Pu Z. X., Kalnay E., Parrish D., Wu W., Toth Z. The use of bred vectors in the NCEP global 3D variational analysis system // Wea. Forecasting. — 1997. — Vol. 12, 3 PART II. — P. 689—695.

116. Randall D. A. Geostrophic adjustment and the finite-difference shallow-water equations // Mon. Wea. Rev. — 1994. — Vol. 122, no. 6. — P. 1371—1377.

117. Robert A., Yee T. L., Ritchie H. A semi-Lagrangian and semi-implicit numerical integration scheme for multilevel atmospheric models // Mon. Wea. Rev. — 1985. — Vol. 113, no. 3. — P. 388—394.

118. Rochas M. ARPEGE Documentation, Part 2, Chapter 6, Météo-France, Toulouse, France. — 1990.

119. Rossby C. G. Relation between Variations in the Intensity of the Zonal Circulation of the Atmosphere and the Displacement of the Semipermanent Centers of Actions // J. Mar. Res. — 1939. — Vol. 2. — P. 38—55.

120. Rozante J. R., Moreira D. S., Godoy R. C. M., Fernandes A. A. Multi--model ensemble: technique and validation // Geosci. Model Dev. — 2014. — Vol. 7, no. 5. — P. 2333—2343.

121. Sanchez C., Williams K. D., Collins M. Improved stochastic physics schemes for global weather and climate models // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2016. — Vol. 142, no. 694. — P. 147—159.

122. Sanchez C., Williams K., Shutts G., Collins M. Impact of a Stochastic Kinetic Energy Backscatter scheme across time-scales and resolutions // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2014. — Vol. 140. — P. 2625—2637.

123. Scaife A., Knight J., Vallis G., Folland C. A stratospheric influence on the winter NAO and North Atlantic surface climate // Geophys. Res. Lett. — 2005. — Vol. 32. — P. L18715.

124. Schellekens J., Weerts A. H., Moore R. J., Pierce C. E., Hildon S. The use of MOGREPS ensemble rainfall forecasts in operational flood forecasting systems across England and Wales // Advances in Geosciences. — 2011. — Vol. 29. — P. 77—84.

125. Schellekens J., Weerts A. H., Moore R. J., Pierce C. E., Hildon S. The use of MOGREPS ensemble rainfall forecasts in operational flood forecasting systems across England and Wales // Advances in Geosciences. — 2011. — Vol. 29. — P. 77—84.

126. Schubert S. D., Suarez M. Dynamical Predictability in a Simple General Circulation Model: Average Error Growth // J. Atmos. Sci. — 1989. — Vol. 46, no. 3. — P. 353—370.

127. Shlyaeva A., Tolstykh M., Mizyak V., Rogurov V. Local ensemble transform Kalman filter data assimilation system for the global semi-Lagrangian atmospheric model // Russ. J. Num. Anal. Math. Model. — 2013. — Vol. 28, no. 4. — P. 419—441.

128. Shutts G. A kinetic energy backscatter algorithm for use in ensemble prediction systems // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2005. — Vol. 131, no. 612. — P. 3079—3102.

129. Shutts G. A stochastic convective backscatter scheme for use in ensemble prediction systems // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2015. — Vol. 141, no. 692. — P. 2602—2616.

130. Shutts G. Coarse graining the vorticity equation in the ECMWF integrated forecasting system: The search for kinetic energy backscatter // J. Atmos. Sci. — 2013. — Vol. 70. — P. 1233—1241.

131. Simmons A. J., Burridge D. M. An energy and angular-momentum conserving vertical finite-difference scheme and hybrid vertical coordinates // Mon. Wea. Rev. — 1981. — Vol. 109, no. 4. — P. 758—766.

132. Staniforth A., Côté J. Semi-Lagrangian Integration Schemes for Atmospheric Models—A Review // Mon. Wea. Rev. — 1991. — Vol. 119. — P. 2206—2223.

133. Storch H. von, Zwiers F. W. Statistical Analysis in Climate Research. — Cambridge University Press, 1999. — P. 484.

134. Tapiador F. J., Tao W.-K., Shi J. J., Angelis C. F., Martinez M. A., Marcos C., Rodriguez A., Hou A. A Comparison of Perturbed Initial Conditions and Multiphysics Ensembles in a Severe Weather Episode in Spain // J. Appl. Meteorol. Climatol. — 2012. — Vol. 51, no. 3. — P. 489—504.

135. Temperton C., Hortal M., Simmons A. A two-time-level semi-Lagrangian spectral global model // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2001. — Vol. 127. — P. 111—129.

136. Tennant W. J., Shutts G. J., Arribas A., Thompson S. A. Using a stochastic kinetic energy backscatter scheme to improve MOGREPS probabilistic forecast skill // Mon. Wea. Rev. — 2011. — Vol. 139, no. 4. — P. 1190—1206.

137. Termonia P. [et al.]. The ALADIN System and its canonical model configurations AROME CY41T1 and ALARO CY40T1 // Geosci. Model Dev. — 2018. — Vol. 11. — P. 257—281.

138. Thompson G., Berner J., Frediani M., Otkin J. A., Griffin S. M. A stochastic parameter perturbation method to represent uncertainty in a microphysics scheme // Mon. Wea. Rev. — 2021. — Vol. 149, no. 5. — P. 1481—1497.

139. Thuburn J., Kent J., Wood N. Cascades, backscatter and conservation in numerical models of two-dimensional turbulence // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. — 2013. — Vol. 140. — P. 626—638.

140. Time series of monthly means [Электронный ресурс]. — 2025. — URL: https://wmolcdnv.ecmwf.int/scores/time_series/.

141. Tolstykh M., Shashkin V., Fadeev R., Goyman G. Vorticity-divergence semi-Lagrangian global atmospheric model SL-AV20 : dynamical core // Geosci. Model Dev. — 2017. — Vol. 10. — P. 1961—1983.

142. Tolstykh M. A., Fadeev R. Y., Shashkin V. V., Travova S. V., Goyman G. S., Mizyak V. G., Rogurov V. S., Shlyaeva A. V., Yurova A. Y. Development of SL-AV global semi-Lagrangian atmosphere model in 2009 – 2019 // Hydrometeorological research and forecasting. — 2019. — Vol. 4 (374). — P. 77—91.

143. Tolstykh M. A., Shashkin V. V. Vorticity-divergence mass-conserving semi-Lagrangian shallow-water model using the reduced grid on the sphere // J. Comp. Phys. — 2012. — Vol. 231, no. 11. — P. 4205—4233.

144. Tompkins A. M., Berner J. A stochastic convective approach to account for model uncertainty due to unresolved humidity variability // J. Geophys. Res. Atmospheres. — 2008. — Vol. 113, no. 18. — P. 1—12.

145. Toth Z., Kalnay E. Ensemble forecasting at NCEP and the breeding method // Mon. Wea. Rev. — 1997. — Vol. 125, no. 12. — P. 3297—3319.

146. Toth Z., Kalnay E. Ensemble Forecasting at NMC: The Generation of Perturbations // Bull. Am. Meteorol. Soc. — 1993. — Vol. 74, no. 12. — P. 2317—2330.

147. Tracton M. S., Kalnay E. Operational Ensemble Prediction at the National Meteorological Center: Practical Aspects // Wea. Forecasting. — 1993. — Vol. 8, no. 3. — P. 379—398.

148. Trevisan A., Pancotti F. Periodic orbits, Lyapunov vectors, and singular vectors in the Lorenz system // J. Atmos. Sci. — 1998. — Vol. 55, no. 3. — P. 390—398.

149. Tribbia J. J., Baumhefner D. P. Estimates of the Predictability of Low-Frequency Variability with a Spectral General Circulation Model // J. Atmos. Sci. — 1988. — Vol. 45, no. 16. — P. 2306—2318.

150. Tucker S., Kendon E., Bellouin N., Buonomo E., Johnson B., Murphy J. Evaluation of a new 12 km regional perturbed parameter ensemble over Europe // Clim. Dyn. — 2022. — Vol. 58. — P. 879—903.

151. Wang X., Bishop C. H. A comparison of breeding and ensemble transform Kalman filter ensemble forecast schemes // J. Atmos. Sci. — 2003. — Vol. 60, no. 9. — P. 1140—1158.

152. Wastl C., Wang Y., Atencia A., Wittmann C. A hybrid stochastically perturbed parametrization scheme in a convection-permitting ensemble // Mon. Wea. Rev. — 2019. — Vol. 147, no. 6. — P. 2217—2230.

153. Wastl C., Wang Y., Atencia A., Wittmann C. Independent perturbations for physics parametrization tendencies in a convection-permitting ensemble (pSPPT) // Geosci. Model Dev. — 2019. — Vol. 12, no. 1. — P. 261—273.

154. Wei M., Toth Z., Wobus R., Zhu Y. Initial perturbations based on the ensemble transform (ET) technique in the NCEP global operational forecast system // Tellus A. — 2008. — Vol. 60 A, no. 1. — P. 62—79.

155. Wei X., Sun X., Sun J., Yin J., Sun J., Liu C. A Comparative Study of Multi-Model Ensemble Forecasting Accuracy between Equal- and Variant-Weight Techniques // Atmosphere. — 2022. — Vol. 13, no. 4.

156. Weisheimer A., Corti S., Palmer T., Vitart F. Addressing model error through atmospheric stochastic physical parametrizations: Impact on the coupled ECMWF seasonal forecasting system // Philos. Trans. R. Soc. A-Math. Phys. Eng. Sci. — 2014. — Vol. 372, no. 2018.

157. WGNE Overview of Plans at NWP Centres with Global Forecasting Systems [Электронный ресурс]. — 2024. — URL: https://wgne.net/nwp-systems-wgne-table/wgne-table/.

158. Whitaker J. S., Louche A. F. The relationship between ensemble spread and ensemble mean skill // Mon. Wea. Rev. — 1998. — Vol. 126, no. 12. — P. 3292—3302.

159. Wilks D. S. Statistical methods in the atmospheric sciences. -2005.

160. Xu K.-M., Randall D. A. A semiempirical cloudiness parameterization for use in climate models // J. Atmos. Sci. — 1996. — Vol. 53, no. 21. — P. 3084—3102.

161. Xu Z., Chen J., Jin Z., Li H., Chen F. Assessment of the Forecast Skill of Multiphysics and Multistochastic Methods within the GRAPES Regional Ensemble Prediction System in the East Asian Monsoon Region // Wea. Forecasting. — 2020. — Vol. 35, no. 3. — P. 1145—1171.

162. Yonehara H., Ujiie M. A Stochastic physics scheme for model uncertainties in the JMA one-week Ensemble Prediction System : tech. rep. — Technical report 41. CAS/JSC WGNE Research Activities in Atmospheric, Oceanic Modelling: Geneva, Switzerland, 2011.

163. Zhang C. Madden–Julian oscillation // Rev. Geophys. — 2005. — Vol. 43. — RG2003.

164. Zhi X., Zhang L., Bai Y. Application of the multi-model ensemble forecast in the QPF // International Conference on Information Science and Technology. — 2011. — P. 657—660.

165. Zhu Y. [et al.]. Toward the improvement of subseasonal prediction in the National Centers for Environmental Prediction Global Ensemble Forecast System // J. Geophys. Res. Atmospheres. — 2018. — Vol. 123. — P. 6732—6745.

166. Ziehmann C. Comparison of a single-model EPS with a multi-model ensemble consisting of a few operational models // Tellus A. — 2000. — Vol. 52, no. 3. — P. 280—299.

Приложение А

Список стохастически возмущаемых параметров в модели ПЛАВ

Параметризация	Название	Физический смысл	Характеристики
	параметра	параметра	возмушений
Параметризация облачности	DECRD	Радиус декорреляции	$\sigma = 0.9; \tau = 259200$
		облаков	, ,
Параметризация облачности	QXRTGH		$\sigma = 0.5; \tau = 259200$
Параметризация облачности и	RHCEXPDX	Параметр для вычисления	$\sigma = 0,2; \tau = 259200$
критической влажности		критической относительной	
для разрешенной конденсации		влажности	
Параметризация длинно- и	AEROS	Параметр для вычисления	$\sigma = 1,0; \tau = 10800$
коротковолновой радиации		аэрозолей	
Параметризация длинно- и	RADI	Параметр для вычисления	$\sigma = 1,0; \tau = 21600$
коротковолновой радиации		потока длинноволновой	
		радиации	
Параметризация конвекции	GCVADS		$\sigma = 0,3; \tau = 259200$
Параметризация конвекции	TUDGP	Изменение импульса при	$\sigma = 0,4; \tau = 259200$
		конвекции	
Параметризация конвекции	TDDGP	Изменение импульса при	$\sigma = 0,4; \tau = 259200$
	COUNT	конвекции	1.0.050000
Параметризация конвекции	GCVNU	Скорость вовлечения	$\sigma = 1,0; \tau = 259200$
		воздуха при расчете	
Π	COVIIMIN	Плавучести	- 1.0 050000
параметризация конвекции	GUVHMIN	минимальная высота для	$0 = 1,0; \tau = 259200$
		конвекции	
	CCVBETA	Поня расходимости	$\sigma = 0.6; \tau = 250200$
Параметризация конвекции	GOVDEIA	доля расходимости	0 = 0.0, t = 200200
		массы при расчете	
		выбрасывания воздуха из	
		потока	
Параметризация конвекции	GDDEVA	Доля испарения осадков в	$\sigma = 1,0; \tau = 259200$
		нисходящем потоке	, ,
		воздуха	
Параметризации конвекции,	FONICE	-	$\sigma = 0,4; \tau = 259200$
микрофизики и облачности			
Параметризация конденсации и	RAUTEFR	Параметр автоконверсии	$\sigma = 1,0; \tau = 259200$
образования осадков		(вода–дождь)	
Параметризация конденсации и	RAUTEFS	Параметр автоконверсии	$\sigma = 0,2; \tau = 259200$
образования осадков		(лёд-снег)	
Параметризация конденсации и	EFFCOLL	Параметр эффективности	$\sigma = 0,9; \tau = 259200$
образования осадков		сбора осадков	
Параметризация микрофизики	REVAPR		$\sigma = 0.9; \ \tau = 259200$
Параметризация микрофизики	FONT	Параметр таяния осадков	$\sigma = 0,2; \tau = 259200$
Параметризация микрофизики	REVAPN	Параметр,	$\sigma = 0,2; \tau = 259200$
		характеризующий	
		отношение испарения	
		снега к суммарному	
	UODGT	Торможение	$\sigma = 0.5, \sigma = 10000$
параметризация взаимодеиствия	поры	горможение	$0 = 0, 0, \tau = 10000$
потоком		гравитационных волп	
			лолжение слелует

(продолжение)				
Параметризация	Название	Физический смысл	Характеристики	
	параметра	параметра	возмущений	
Параметризация взаимодействия	GWDAMP	Параметр резонанса	$\sigma = 1,0; \tau = 259200$	
рельефа с крупномасштабным				
потоком				
Параметризация взаимодействия	GWDCD	Параметр сдвига	$\sigma = 0.9; \tau = 259200$	
рельефа с крупномасштабным				
потоком				
Параметризация турбулентности	BEDIFV	Коэффициент для	$\sigma = 1,0; \tau = 259200$	
		вертикального		
		диффузионного профиля		
Параметризация турбулентности	MLT		$\sigma = 0.9; \tau = 259200$	
Параметризация турбулентности	ALMAV	Асимптотический путь	$\sigma = 0.9; \tau = 259200$	
		смешивания обмена		
		импульсами		
Параметризация турбулентности	VKARM	Константа фон Кармана	$\sigma = 0.45; \tau = 259200$	
Параметризация взаимодействия	UTILGUST	Параметр для устранения	$\sigma = 0.5; \tau = 259200$	
турбулентности и		дисбаланса между		
осадкообразования		турбулентностью и		
		выпадением осадков		
Тенденция завихренности	M_VORTEN		$\sigma = 0,3; \tau = 259200$	
Тенденция температуры	TEND T		$\sigma = 0,1; \tau = 259200$	

Приложение Б

Некоторые оценки качества ансамблевых прогнозов

Б.1 Детерминистские оценки

Б.1.1 Средняя ошибка ME (Mean error)

Средняя ошибка [159] является оценкой систематического смещения (bias) прогноза. Для ансамбля из N прогнозов $\{f_1, ..., f_N\}$ и наблюдения y:

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (f_i - y).$$

У идеального прогноза ME = 0. МЕ представляет собой разность среднего значения прогноза и среднего значения наблюдений, и поэтому она не содержит информации о соответствии в каждой отдельной паре прогноз – наблюдение в отличие от мер точности.

Для среднего по ансамбю прогноза \overline{f} :

$$\overline{f} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} f_i,$$

 $ME_{\text{mean}} = \overline{f} - y.$

Б.1.2 Среднеквадратическая ошибка RMSE (Root-mean-squared error)

RMSE [159] определяется как

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (f_i - y)^2}.$$

Обозначения здесь те же, что и выше для средней ошибки. Для среднего по ансамбю прогноза \overline{f} :

$$RMSE_{mean} = \sqrt{(\overline{f} - y)^2} = |\overline{f} - y|.$$

Б.2 Вероятностные оценки

Сравнительная оперативная характеристика ROC (Relative Б.2.1 operating characteristic) и площадь под ROC-кривой (ROCA)

Оценка ROCA [159] применяется для ансамблевого прогноза бинарных событий. Рассмотрим N ансамблевых прогнозов некоторого бинарного события, каждый ансамбль состоит из M прогнозов $\{f_1, ..., f_M\}$.

Пусть $f_m(x_i) \in \{0,1\}$ — вероятность события для *i*-го случая, прогнозируемая *m*-ым членом ансамбля. Обозначим $F(x_i) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} f_m(x_i) -$ средняя по ансамблю прогнозируемая вероятность события для *i*-го случая.

Обозначим наблюдения $y_i \in \{0,1\}$, где i = 1,...,N, $(1 - \text{событие про$ изошло, 0 — нет).

Пусть $\mathcal{P} = \{i | y_i = 1\}$ — множество индексов событий, оно имеет размер K. Пусть $\mathcal{N} = \{i | y_i = 0\}$ — множество индексов не-событий, его размер N - K.

Упорядочим все N случаев по убыванию вероятности $F(x_i)$:

$$F(x_{(1)}) \geqslant F(x_{(2)}) \geqslant \dots \geqslant F(x_{(N)}),$$

где $x_{(i)}$ — случай с *j*-м рангом.

Вычислим сумму рангов для событий:

$$S = \sum_{i \in \mathcal{P}} \operatorname{rank}(F(x_i)),$$

где $\operatorname{rank}(F(x_i))$ — позиция *i*-го случая в ранжированном списке (от 1 до N). Тогда оценка ROCA определяется по формуле:

$$ROCA = \frac{S - \frac{K(K+1)}{2}}{K \cdot (N - K)}.$$

Б.2.2 Оценка Брайера BS (Brier Score)

Оценка Брайера (BS) — определяет точность вероятностных прогнозов для бинарных событий.

Для события $y \in \{0, 1\}$ и прогнозируемой вероятности p:

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (p_i - y_i)^2,$$

где N — общее количество прогнозов в выборке, p_i — прогнозируемая вероятность, y_i — фактическое наблюдение (1 или 0).

Оценка Брайера отрицательно направлена (чем меньше, тем лучше), изменяется от 0 (идеальный прогноз) до 1 (в случае, если p = 1, а y = 0, или наоборот).

Б.2.3 Непрерывная ранговая вероятностная оценка CRPS (Continuous Ranked Probability Score)

Для вероятностных прогнозов непрерывных величин (например, температура, ветер) широко используется непрерывная ранговая вероятностная оценка (Continuous Ranked Probability Score) CRPS [71]:

$$CRPS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} |f_i - y| - \frac{1}{2N^2} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} |f_i - f_j|,$$

где $\{f_1, ..., f_N\}$ — ансамбль прогнозов, y — наблюдение, N — количество прогнозов в ансамбле.

Оценка CRPS отрицательно ориентирована (т.е. чем меньше, тем лучше), изменяется от 0 до 1, идеальное значение 0 (если весь ансамбль совпадает с наблюдением).

Приложение В

Акт внедрения технологии ансамблевого прогноза

"УТВЕРЖДАЮ"



АКТ ВНЕДРЕНИЯ № 1 ЦМКП/2022/ от 26.12.2022 г.

Настоящий акт составлен на основании решения Центральной методической комиссии по гидрометеорологическим и гелиогеофизическим прогнозам от 09 июня 2022 г.п.3.3, согласно которому разработанная в ФГБУ «Гидрометцентр России» совместно с ФГБУН «ИВМ РАН» технология ансамблевого прогноза метеорологических полей с заблаговременностью до 10 суток на основе локального фильтра Калмана с переходом в пространство ансамбля и модели ПЛАВ с горизонтальным разрешением 80-100 км (авторы М.А. Толстых, В.С. Рогутов, В.Г. Мизяк, А.В. Шляева, Г.С. Гойман, К. А. Алипова, Р.Ю. Фадеев, В.В. Шашкин, С.В. Травова) рекомендована к внедрению в качестве вспомогательного метода среднесрочного прогноза. Технология разработана в рамках Плана НИТР п.1.1.2.1 «Развитие технологии глобального вероятностного среднесрочного и долгосрочного прогноза на основе модели ПЛАВ10».

Технология внедрена в Отделе авиационной метеорологии ФГБУ «Гидрометцентр России» с сентября 2022 года.

Зам. директора

К.О.Тудрий

Гл. научный сотрудник Отдела авиационной метеорологии

Аванова А.Р.Иванова

Приложение Г

Свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ



