

УДК 551.509.33

Классификация прогностического ансамбля как метод повышения качества долгосрочного прогноза погоды

В.Ю. Цепелев[✉]*

*Российский государственный гидрометеорологический университет
195196, г. Санкт-Петербург, Малоохтинский пр., 98*

Поступила в редакцию 12.10.2022 г.;
после доработки 01.02.2023 г.;
принята к печати 16.02.2023 г.

Предложен метод классификации членов ансамбля прогнозов погоды и выявления из полученного набора того класса, который с наибольшей вероятностью отражает будущее состояние атмосферы. Первый прогностический месяц ансамбля используется для сравнения каждого из выделенных классов с фактически реализовавшимися полями давления и температуры с целью выявления наиболее реалистичного сценария развития макроциркуляционных процессов. Лучший класс из ансамбля используется для прогноза полей аномалий давления и температуры на следующий месяц. Предложенный метод позволяет повысить качество прогнозов погоды в северо-западной части РФ и Арктическом бассейне.

Ключевые слова: ансамблевый прогноз погоды, долгосрочный прогноз погоды, классификация ансамбля, сценарий развития, макроциркуляционный процесс, постпроцессинг, оценка качества прогноза, аномалии приземного давления и температуры; ensemble weather forecast, monthly weather forecast, ensemble classification, development scenario, macro-synoptic process, post-processing, forecast quality assessment, fields of sea level pressure and temperature anomalies.

Введение

Быстрое развитие численного моделирования атмосферных процессов в последние десятилетия позволило перейти к решению задач долгосрочного прогнозирования погоды на основе глобальных моделей циркуляции атмосферы и океана. Тем не менее качество синоптических и гидродинамических методов долгосрочных прогнозов погоды зависит в основном от степени инерционности макроциркуляционных атмосферных процессов [1, 2].

Прогностические ограничения численных моделей могут быть частично нейтрализованы с помощью ансамблевого подхода. Ансамблевое прогнозирование — один из наиболее используемых в настоящее время методов для генерации вероятностных прогнозов погоды, которые могут учитывать неточности гидродинамического моделирования атмосферных процессов. Основная идея ансамблевого подхода в прогностических гидродинамических системах состоит в использовании среднего прогноза по ансамблю, каждый из элементов которого получен при помощи внесения возмущений в начальные условия модели. Среднее по группе прогнозов может рассматриваться как приближенное условное мате-

матическое ожидание, которое есть более точная оценка истинного состояния системы, чем детерминированный прогноз атмосферы.

Результатом ансамблевого прогнозирования является прогностический набор (или ансамбль) равновероятных элементов, представляющий в идеале весь диапазон возможных будущих состояний атмосферы. Предполагается, что истинное будущее состояние атмосферы должно находиться в пределах дисперсии прогностического ансамбля. Среднее по всему ансамблю обладает лучшим прогностическим качеством, чем каждый член ансамбля в отдельности, но приближает прогноз к климатическому и не дает возможность предсказать экстремальные погодные события [2–4].

В связи с этим у исследователей возрастает интерес к разработке таких подходов к использованию ансамблевых методов, которые позволяют определить наиболее вероятный сценарий развития погодных процессов. К ним, например, относится применение нейронных сетей и машинного обучения для корректировки прогноза приземных полей на этапе постпроцессинга с учетом ошибок предыдущих прогнозов и наблюдений [5, 6, 8, 10–12, 19]. Тем не менее проблема выбора «истинного» члена ансамбля из всей совокупности прогностических сценариев пока не находит своего решения, хотя и предполагается, что таковой присутствует в ансамбле.

* Валерий Юрьевич Цепелев (v0010200@mail.ru).

Целью настоящей работы является повышение качества прогноза погоды на месяц и сезон. Для этого предложен метод классификации членов ансамбля по прогностическим сценариям и выявления из полученного набора классов того, который с наибольшей вероятностью отражает будущее состояние атмосферы.

1. Постановка задачи

Несмотря на хаотическое состояние атмосферы, процессы, развивающиеся в ней, управляются такими внешними к атмосфере неадиабатическими источниками тепла, как солнечная радиация, теплые и холодные океанские течения, ледовый, снежный покровы и др. Влияние внешних источников сохраняется однонаправленным на протяжении недель и месяцев и медленно трансформирует атмосферные процессы в определенном направлении [2, 3, 14]. Предполагается инерционность развития макроциркуляционных процессов, определяемая инерционностью влияния внешних источников энергии [1, 5]. Если определить направление трансформации погодных процессов, то с высокой долей вероятности можно предсказать и дальнейшее состояние атмосферы. Направление трансформации процессов можно попытаться выявить теми приемами, которые обычно применяются в синоптико-статистических методах долгосрочного прогноза погоды. В этих методах принято исследовать предысторию развития макроциркуляционных процессов атмосферы и использовать для прогноза погоды процессы тех лет, которые максимально аналогичны текущему процессу по типу преобразования от месяца к месяцу [1, 5, 6].

С применением существующих синоптико-статистических методов прогноза в нашем исследовании делается попытка выявить те члены прогностического ансамбля, для которых в предшествующий прогнозу период времени наблюдается трансформация макроциркуляционного процесса, аналогичного текущему. Набор из этих членов ансамбля и предлагается применять в качестве прогностического.

При этом первый прогностический месяц ансамбля используется только для сравнения каждого члена ансамбля с фактическими данными наблюдений. В течение первого прогностического месяца в ансамбле уже формируются несколько сценариев развития макроциркуляционных процессов. Сравнение каждого из этих сценариев с фактическим позволяет выявить наиболее реалистичные из них. Прогноз на второй прогностический месяц может быть сформирован только из выбранных членов ансамбля.

Предлагаемая методика содержит важное ограничение, основанное на предположении об инерционности развития макроциркуляционных процессов на длительных промежутках времени. В случае резкой перестройки циркуляции атмосферы прогноз по выбранным членам ансамбля, скорее всего, будет неудачным.

В задачу исследования входила разработка ретроспективного ансамблевого прогноза погоды с заблаговременностью в один месяц как по полному набору членов ансамбля, так и по членам ансамбля, входящим в выбранный класс. Качество прогнозов, составленных по выбранному классу ансамбля, сравнивалось с качеством прогнозов, составленных по среднему из всех членов ансамбля. В результате исследования были выявлены те районы Северного полушария, для которых успешность прогнозов погоды по выбранному классу ансамбля превышает успешность прогноза, осредненного по всем его членам.

2. Базы данных

Для проверки гипотезы о возможности выбора «истинного» сценария развития макроциркуляционного процесса были использованы данные прогностической модели «Climate Forecast System Ver.2» (CFSv2), разработанной в NCEP. CFSv2 — это глобальная модель, в которой учтены взаимодействия «атмосфера — океан — суша — морской лед». Пространственное разрешение модели составляет 38 км на 64 уровнях по вертикали. Ретроспективные ансамблевые прогнозы, рассчитанные по этой модели с заблаговременностью два месяца на период с 1989 по 2019 г., состоят из 24 членов. Нормы, использованные для расчета среднемесячных аномалий, были рассчитаны по данным Climate Forecast System Reanalysis за период с 1999 по 2010 г. Данные представлены в узлах регулярной сетки с шагом 1° [8].

Всего было проанализировано 108 прогнозов за период с 2010 по 2018 г. для температуры воздуха на уровне 2 м и давления, приведенного к уровню моря. Выбор параметров обоснован тем, что они хорошо себя зарекомендовали в решении задач анализа макроциркуляционных процессов в синоптических методах прогноза, а также хорошо описывают барическую структуру нижней тропосферы и положение основных фронтальных разделов и часто используются в задачах классификации членов ансамбля [4, 7, 9, 13–21].

Качество прогнозов оценивалось по данным из модели проекта «NCEP/NCAR Reanalysis 1», поддерживаемой в NOAA/OAR/ESRL PSD, Boulder, Colorado, USA, которые были интерполированы в одноградусную сетку [12].

3. Статистические инструменты

3.1. Критерии оценки качества прогнозов

Количественные оценки качества прогнозов были получены с учетом рекомендаций Всемирной международной организации [10]. В качестве основных оценок прогнозов были использованы следующие параметры.

1. Среднеквадратическая ошибка прогноза

$$\text{RMSE} = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_p - T_f)^2 \right)^{1/2}, \quad (1)$$

где T_p — прогностическое значение аномалии в узле сетки; T_f — фактическое значение аномалии в узле сетки.

2. Коэффициент корреляции между прогностическим и фактическим полями аномалий метеопараметров

$$\text{CORR} = \frac{\sum_{i=1}^N (T_f - T_c)(T_p - T_c)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (T_f - T_c)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (T_p - T_c)^2}}, \quad (2)$$

где T_c — климатическое значение аномалии метеопараметра (всегда равно нулю).

3. Коэффициент геометрического подобия прогностического и фактического полей аномалий метеопараметров

$$\text{RO} = \frac{n_+ - n_-}{N}, \quad (3)$$

где n_+ и n_- — число узлов регулярной сетки, в которых оправдался и не оправдался прогноз знака аномалии метеопараметра; N — общее число узлов регулярной сетки.

Коэффициенты CORR и RO изменяются от «-1» до «+1».

3.2. Метод классификации членов прогностического ансамбля

В исследованиях, посвященных классификации членов прогностического ансамбля [4, 7, 9, 13–20], применяются самые разнообразные методы, которые приводят к результатам, несущественно отличающимся друг от друга. В данном исследовании был выбран иерархический алгоритм классификации, который используется для разделения членов прогностического ансамбля на однородные классы по сходству пространственного распределения полей температуры воздуха на высоте 2 м и давления на уровне моря. Выбор простого иерархического алгоритма предполагает разбиение ансамбля на крупные классы, принципиально отличающиеся друг от друга по конфигурации полей метеопараметров. Решение задачи классификации является промежуточным этапом исследования, но не его целью.

Классификация членов ансамбля проводится в соответствии со следующими правилами:

1) количество классов в ансамбле заранее неизвестно;

2) класс состоит из не менее чем двух членов ансамбля;

3) присоединение новых членов ансамбля к классу прекращается, когда внутрикластерное расстояние между новым членом ансамбля и «ядром класса» превышает заранее заданный «критерий сходства»;

4) за «критерий сходства» между членами ансамбля принимается заранее задаваемое пороговое значение внутрикластерного расстояния, которое вычисляется как среднее расстояние между всеми парами объектов в кластере;

5) после добавления в класс нового члена ансамбля пересчитывается среднее значение метеопараметра класса — «ядро класса»;

6) для оценки однородности полученных классов рассчитывается средняя по всему Северному полушарию дисперсия метеопараметра для всех членов ансамбля, входящих в класс. При выборе прогностического класса преимущество при прочих равных условиях отдается классу с меньшей дисперсией.

После классификации ансамбль распадается на некоторое количество классов (неопределенное заранее), которые отличаются друг от друга по пространственному распределению полей аномалий давления и температуры и представляют различные прогностические сценарии развития макропроцессов.

В качестве меры комплексного сходства между любыми двумя членами ансамбля используется простой и хорошо зарекомендовавший себя на практике параметр Хейдке (Hi) [5]. Он позволяет сравнивать два поля приземной температуры или давления, представленные в трех градациях отклонения от нормы, по следующей формуле:

$$\text{Hi} = \frac{(S - F)}{(N - F)} \cdot 100, \quad (4)$$

где S — число узлов сетки, знак аномалии в которых совпал в сравниваемых полях метеопараметра; N — общее число узлов сетки поля метеопараметра; $F = N/L$ — число узлов сетки поля метеопараметра, деленное на число степеней свободы L , в настоящем исследовании $L = 3$.

При расчете параметра Хейдке весь диапазон разброса метеопараметра разбивается на три градации: ниже нормы, норма и выше нормы. В градацию «норма» попадают значения метеопараметра, отклоняющиеся от нулевого значения на величину его среднеквадратического отклонения в каждую сторону. Значение среднеквадратического отклонения рассчитывается в каждом узле сетки. Параметр Хейдке может изменяться от -50 до +100.

В качестве комплексной меры близости между членами ансамбля используется параметр

$$\text{SS} = \frac{H_{\text{SLP}} + 0,8H_{\text{T2M}}}{2}, \quad (5)$$

где H_{SLP} — параметр Хейдке для давления на уровне моря (SLP); H_{T2M} — параметр Хейдке для температуры на уровне 2 м (T2M), учитывается с ранее определенным понижающим коэффициентом 0,8 [5].

3.3. Метод выбора «истинного» сценария развития макропроцесса

Для выбора лучшего сценария (класса) прогностического ансамбля необходимо:

- разработать ансамблевый прогноз погоды как минимум на два месяца вперед;
- получить данные фактических наблюдений за давлением на уровне моря и температурой воздуха на первый месяц прогноза;
- классифицировать члены прогностического ансамбля по непересекающимся классам, используя данные первого прогностического месяца;
- сравнить макропроцесс первого прогностического месяца каждого из классов ансамбля с данными фактических наблюдений;
- выбрать из набора классов (сценариев) тот, который наиболее аналогичен данным наблюдений;
- предложить в качестве прогноза на второй прогностический месяц прогностические поля выбранного класса (сценария).

4. Анализ полученных результатов

В рамках исследования, проведенного по данным ретроспективных ансамблевых прогнозов, были разработаны три группы прогнозов аномалий давления и температуры воздуха для каждого календарного месяца:

- прогноз по лучшему классу прогностического ансамбля на второй прогностический месяц;
- прогноз, осредненный по всем членам прогностического ансамбля, на второй прогностический месяц;
- прогноз, осредненный по всем членам прогностического ансамбля, на первый прогностический месяц.

Группа прогнозов по всем членам прогностического ансамбля на первый прогностический месяц является тестовой. Поскольку в оперативной практике долгосрочного прогнозирования наиболее успешным считается прогноз, разработанный по всем членам прогностического ансамбля с нулевой заблаговременностью, то параметры успешности этой группы используются как эталонные.

Для каждой группы прогнозов были рассчитаны средние оценки качества прогнозов RO, CORR и RMSE по всему Северному полушарию, получены и построены поля оценок качества в каждом узле регулярной сетки в отдельности (рис. 1, 2, цв. вкладка). Параметр RMSE несет дополнительную информацию о качестве прогнозов. При прочих равных условиях предпочтение отдается прогнозам с меньшим значением RMSE.

Были рассчитаны и построены (рис. 3, 4, цв. вкладка) поля разности оценок качества между:

- прогнозами по выбранному классу и прогнозами по всем членам ансамбля для второго прогностического месяца;
- прогнозами по выбранному классу для второго прогностического месяца и прогнозами по всем

членам ансамбля для первого прогностического месяца.

Дополнительно были построены графики изменения качества прогнозов за период с 2010 по 2018 г. (рис. 5–7).

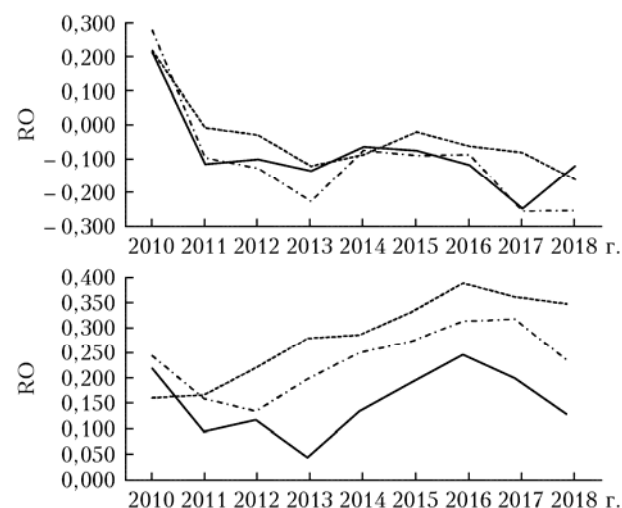


Рис. 5. Изменчивость параметра RO за период с 2010 по 2018 г. для трех методов прогнозов давления на уровне моря (верхние графики) и аномалий приземной температуры (нижние графики) на уровне моря по Северному полушарию: прогноз по выбранному классу (пунктирная кривая) и по всему ансамблю (штрихпунктирная кривая) для второго месяца; по всему ансамблю для первого месяца (сплошная кривая)

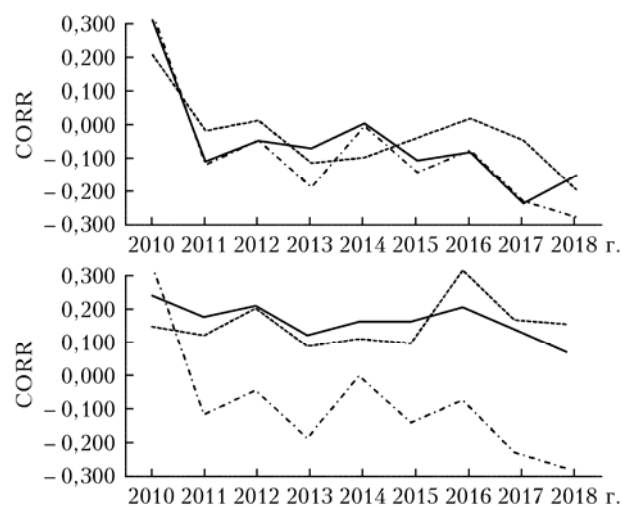


Рис. 6. То же, что на рис. 5, для параметра CORR

К особенностям модели CFSv2 относится то, что прогнозы температуры воздуха хорошо оправдываются для океанических регионов Северного полушария и в тропиках, но имеют худшее качество над континентами в умеренных и высоких широтах. В связи с этим основное внимание в работе уделялось возможности повышения качества прогнозов в умеренных и субарктических широтах Евразии, в северо-западной части РФ и Арктическом бассейне.

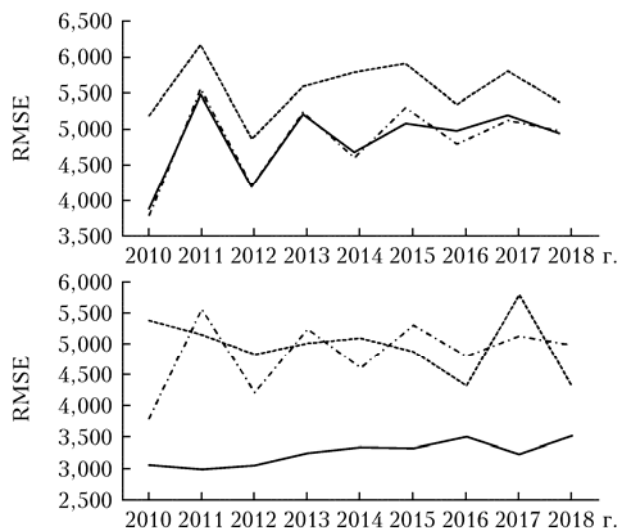


Рис. 7. То же, что на рис. 5, для параметра RMSE

Качество прогнозов аномалий приземной температуры и давления на уровне моря, разработанных по всему Северному полушарию, изменялось от 2010 к 2018 г.:

- росло качество прогноза знака аномалии давления (RO) и одновременно падало качество прогноза величины (CORR) аномалии (рис. 5);

- падало качество прогноза знака аномалии температуры (RO), а качество прогноза величины аномалии (CORR) практически не изменялось (рис. 6);

- неизменным за девятилетний период оставалось значение RMSE как для прогнозов аномалий давления, так и аномалий температуры (рис. 7);

- наилучшее качество за весь период показывает прогноз по методу выбранного класса, но для величины аномалии температуры лучшие результаты дает метод прогноза по всему прогностическому ансамблю на первый прогностический месяц;

- RMSE достигает максимальных значений для метода прогнозов по выбранному классу и минимальных — для метода прогноза по всему прогностическому ансамблю на первый прогностический месяц.

Анализ географического распределения оценок качества по Северному полушарию (рис. 1–4) подтверждает следующее:

- прогнозы аномалий приземного давления и температуры воздуха по всем трем методам имеют наивысшее качество в тропических широтах, территория РФ попадает в зону отрицательных и близких к нулю оценок RO и CORR, в умеренных широтах положительные оценки качества прогнозов наблюдаются над Тихим, Атлантическим и Арктическим океанами;

- положительные оценки качества прогнозов аномалий давления распределены практически одинаково для трех методов прогноза (рис. 1), для прогнозов аномалий температуры максимальная площадь положительных оценок наблюдается для метода прогноза по всем членам ансамбля на второй прогностический месяц (рис. 2);

- оценки по параметру RMSE максимальны для метода прогнозов по выбранному классу и мини-

мальны для прогнозов по всем членам ансамбля на первый прогностический месяц;

- качество прогнозов аномалий давления по методу выбранного класса повышается для северных районов Евразии, северо-западной части РФ, Дальнего Востока РФ и Арктического бассейна (рис. 3), для аномалий температуры качество прогнозов по этому методу повышается только на Дальнем Востоке РФ и в восточной части Российской Арктики.

Лучшие и худшие оценки качества ансамблевых прогнозов аномалий приземной температуры воздуха и давления на уровне моря тремя методами, осредненные с 2010 по 2018 г.

Параметр	Оценка качества прогноза по выбранному классу на 2-й прогностич. мес.		Оценка качества прогноза по всем членам ансамбля на 2-й прогностич. мес.		Оценка качества прогноза по всем членам ансамбля на 1-й прогностич. мес.	
	SLP	T2M	SLP	T2M	SLP	T2M
RO	-0,042	+0,283	-0,108	+0,236	-0,088	+0,152
CORR	-0,031	+0,156	-0,085	+0,198	-0,057	+0,164
RMSE*	5,563	4,967	4,855	2,854	4,859	3,249

* RMSE измеряется в °C для T2M и в ГПа для SLP.

Для сравнения ансамблевых прогнозов по всему Северному полушарию составлена таблица оценок качества по каждому из методов по двум метеопараметрам. Анализ таблицы показывает следующее.

1. Максимальные оценки качества прогнозов знака аномалии давления и температуры отмечаются у метода прогноза по выбранному классу. Несмотря на это, оценка RO прогнозов знака аномалии приземного давления отрицательна (-0,042), а прогнозов знака аномалии температуры — положительна (+0,283).

2. Худшие оценки RO (-0,108) для прогнозов знака аномалии приземного давления наблюдаются для метода прогноза по всем членам ансамбля на второй прогностический месяц. Худшие оценки RO для прогноза знака аномалии температуры наблюдаются для метода прогноза по всем членам ансамбля на первый прогностический месяц (+0,152).

3. Наилучшее качество прогнозов величины аномалий давления отмечается для метода прогнозов по выбранному классу. Оценки CORR для этого метода отрицательны, как и оценки RO (-0,031). Наилучшее качество прогнозов величины аномалий температуры отмечается для метода прогноза по всем членам ансамбля на второй прогностический месяц (+0,198).

4. Самые низкие оценки CORR прогноза величины аномалии приземного давления наблюдаются для метода по всем членам ансамбля на второй прогностический месяц и составляют -0,085. Наихудший прогноз величины аномалии температуры наблюдается для метода прогноза по выбранному классу. Тем не менее CORR для него положителен (+0,156).

5. Самые низкие значения RMSE для прогнозов аномалий давления и температуры (4,855 и 2,854 соответственно) наблюдаются для метода прогноза по всем членам ансамбля на второй прогностический месяц.

6. Самые высокие значения RMSE для прогнозов аномалий давления на уровне моря и приземной температуры наблюдаются для метода прогнозов по выбранному классу (5,563 и 4,967 соответственно).

Заключение

Постобработка месячного ансамблевого прогноза методом классификации его членов по сценариям (классам) развития макроциркуляционных процессов и выбор из них лучшего позволяет повысить среднее качество прогнозов аномалий давления и температуры воздуха на всем Северном полушарии в целом.

Наблюдается небольшой рост качества прогнозов знака аномалии давления и небольшое падение качества прогноза его величины при неизменных значениях среднеквадратической ошибки с 2010 по 2018 г. При этом качество прогноза знака аномалии температуры ухудшилось, а качество прогноза величины аномалии оставалось практически неизменным.

Максимальное качество прогнозов знака и величины аномалии давления отмечаются для метода прогноза по выбранному классу, тогда как качество прогноза для температуры по этому методу минимальное из трех методов. Самые низкие значения среднеквадратической ошибки прогнозов аномалий давления и температуры отмечены для метода прогноза по всем членам ансамбля на второй прогностический месяц, а самые высокие — для метода прогнозов по выбранному классу.

Улучшение качества прогнозов происходит не на всем полушарии одновременно, а только в отдельных его областях. Сравнение прогнозов, разработанных предлагаемым методом выбранного класса, с прогнозами по всем членам ансамбля позволяет понять, для каких метеопараметров и в каких географических районах произошло улучшение.

Прогнозы аномалий приземного давления и температуры воздуха всех трех методов имеют наиболее высокое качество в тропических широтах. Территория РФ попадает в зону отрицательных и близких к нулю оценок качества прогнозов как знака аномалии, так и ее величины. Качество прогнозов аномалий давления по методу выбранного класса выше, чем по двум другим методам, для северных районов Евразии, северо-западной части РФ, Дальнего Востока РФ и Арктического бассейна. Качество прогнозов аномалий температуры по этому методу выше, чем для других методов, только для Дальнего Востока РФ и восточной части Российской Арктики.

Качество прогнозов с нулевой заблаговременности хуже, чем прогнозов с заблаговременностью в один месяц, что можно объяснить влиянием внешних к атмосфере сил на динамику макроциркуля-

ционных процессов только на второй-третий месяц от начала их действия.

Причиной, по которой успешность прогноза по методу выбранного класса выше, чем по другим методам, является инерционность макроциркуляционных процессов. Выбор того класса ансамбля, который наилучшим образом аппроксимирует текущий макроциркуляционный процесс, предполагает, что текущий процесс сохраняет свое направление развития на протяжении как минимум двух-трех месяцев [1,5]. При сохранении инерции развития макропроцесса успешность прогноза по выбранному классу будет выше, чем для любого другого класса ансамбля. В случае же резкой перестройки циркуляции атмосферы прогноз по выбранному классу ансамбля будет неудачным.

Исследование показало, что выбор «истинного» сценария развития макроциркуляционных процессов улучшает качество прогнозов аномалий приземного давления и температуры для северо-западной части РФ, Дальнего Востока РФ и Арктического бассейна. Для понимания того, насколько эффективен метод в те или иные календарные месяцы, необходимо провести дальнейший анализ сезонного хода оценок качества.

Список литературы

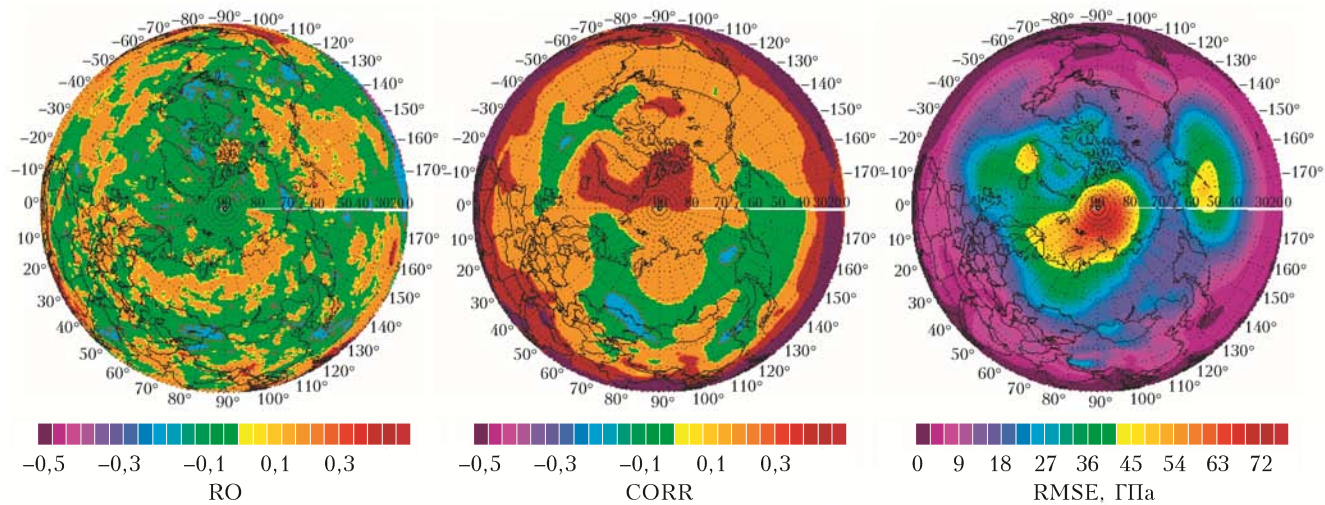
1. Вильфанд Р.М., Мартазинова В.Ф., Цепелев В.Ю., Хан В.М., Мироничева Н.П., Елисеев Г.В., Иванова Е.К., Тищенко В.А., Уткузова Д.Н. Комплексирование синоптико-статистических и гидродинамических прогнозов температуры воздуха на месяц // Метеорол. и гидрол. 2017. № 8. С. 5–17.
2. Bauer P., Thorpe A., Brunet G. The quiet revolution of numerical weather prediction // Nature. 2015. V. 525, N 7567. P. 47–55.
3. Руководящие указания по системам ансамблевого прогнозирования и прогнозированию // Документ ВМО. 2012. № 1091. С. 24.
4. Цепелев В.Ю., Анискина О.Г. Ансамблевый прогноз: составление, использование, интерпретация. СПб.: Изд.-полиграф. ассоциация высш. учеб. заведений, 2022. 110 с.
5. Ambühl J., Cattani D., Eckert P. Neural Interpretation of ECMWF Ensemble Predictions. Veröffentlichungen der MeteoSchweiz, 2010. V. 85.
6. Kistler R., Kalnay E., Collins W., Saha S., White G., Woollen J., Chelliah M., Ebisuzaki W., Kanamitsu M., Kousky V., van den Dool H., Jenne R., Fiorino M. The NCEP-NCAR 50-year Reanalysis: Monthly means CD-ROM and Documentation // Bull. Am. Meteorol. Soc. 2001. N 82. P. 247–268.
7. Jouan G., Cuzol A., Monbet V., Monnier G. Weather types prediction at medium-range from ensemble forecasts // 9th International Workshop on Climate Informatics. Paris, 2019. URL: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02425230v2> (last access: 12.11.2022).
8. Lavaysse C., Vogt J., Toreti A., L. Carrera M., Papenberger F. On the use of weather regimes to forecast meteorological drought over Europe // Nat. Hazards Earth Syst. Sci. 2018. V. 18. P. 3297–3309.
9. Piero A. Chessa. Classification and Validation of the ECMWF EPS Perturbed Forecasts Using Pre-defined Weather Regimes: Technical Memorandum 317. ECMWF, 2000. 30 p.
10. Rasp S., Lerch S. Neural networks for postprocessing ensemble weather forecasts // Mon. Weather Rev. 2018. V. 146, N 11. P. 3885–3900.

11. Grönquist P., Yao C., Ben-Nun T., Dryden N., Dueben P., Li S., Hoefler T. Deep Learning for Post-Processing Ensemble Weather Forecasts // ECMWF-ESA Workshop on Machine Learning for Earth System Observation and Prediction. 2020. P. 2–9.
12. URL: <https://confluence.ecmwf.int/display/FCST/Forecast+User+Portal> (last access: 12.11.2022).
13. Suranjana Saha, Shrinivas Moorthi, Hua-Lu Pan, Xingren Wu, Jiande Wang, Sudhir Nadiga, Patrick Tripp, Robert Kistler, John Woollen, David Behringer, Haixia Liu, Diane Stokes, Robert Grumbine, George Gayno, Jun Wang, Yu-Tai Hou, Hui-ya Chuang, Hann-Ming H. Juang, Joe Sela, Mark Iredell, Russ Treadon, Daryl Kleist, Paul Van Delst, Dennis Keyser, John Derber, Michael Ek, Jesse Meng, Helin Wei, Rongqian Yang, Stephen Lord, Huug van den Dool, Arun Kumar, Wanqiu Wang, Craig Long, Muthuvel Chelliah, Yan Xue, Boyin Huang, Jae-Kyung Schemm, Wesley Ebisuzaki, Roger Lin, Pingping Xie, Mingyue Chen, Shuntai Zhou, Wayne Higgins, Cheng-Zhi Zou, Quanhua Liu, Yong Chen, Yong Han, Lidia Cucurull, Richard W. Reynolds, Glenn Rutledge, Mitch Goldberg. The NCEP climate forecast system reanalysis // Bull. Am. Meteorol. Soc. 2010. V. 91, N 8. P. 1015–1058.
14. Yussouf N., Stensrud D.J., Lakshminarayanan S. Cluster analysis of multimodel ensemble data over New England // Mon. Weather Rev. 2004. V. 132. P. 242–246.
15. Наставление по глобальной системе обработки данных и прогнозирования // Дополнение IV к Техническому регламенту ВМО. 2005: ТОМ I. (Дополнение IV к Техническому регламенту ВМО). Глобальные аспекты. Добавление II.8. Стандартная система проверки оправдываемости (ССПО) долгосрочных прогнозов (ДП). Женева: Секретариат Всемирной метеорологической организации, 1992. 173 с.
16. Lamberson W., Bodner M., Sienkiewicz S., Nelson J. The use of multi-model ensemble clustering in the Weather Prediction Center's Extended Range Forecast Experiment // 8th NCEP Ensemble Users Workshop. 2019, August. URL: <https://ral.ucar.edu/sites/default/files/docs/075-lamberson-bill-clustering-presentation.pdf>.
17. Zheng M. Applying fuzzy clustering to a multi-model ensemble for U.S. East Coast winter storms: Scenario identification and forecast verification // Weather Forecast. 2017. V. 32, N 3. P. 1253–1271.
18. Савичев А.И., Цепелев В.Ю. Прогноз погоды на месяц по методу типовых макропроцессов. СПб. // Уч. зап. Рос. гос. гидромет. ун-та. 2008. № 8. С. 62–81.
19. Цепелев В.Ю., Хан В.М. Вероятностное представление долгосрочных метеорологических прогнозов, разработанных синоптическими методами // Метеорол. и гидрол. 2014. № 4. С. 17–32.
20. Doycheva K., Horn G., Koch C., Schumann A., König M. Assessment and weighting of meteorological ensemble forecast members based on supervised machine learning with application to runoff simulations and flood warning // Adv. Eng. Inform. 2016. V. 33. P. 112–134.
21. ПД 52.27.284-91. Методические указания. Проведение производственных (оперативных) испытаний новых и усовершенствованных методов гидрометеорологических и гелиогеофизических прогнозов. Л.: Гидрометеониздат, 1991. 150 с.

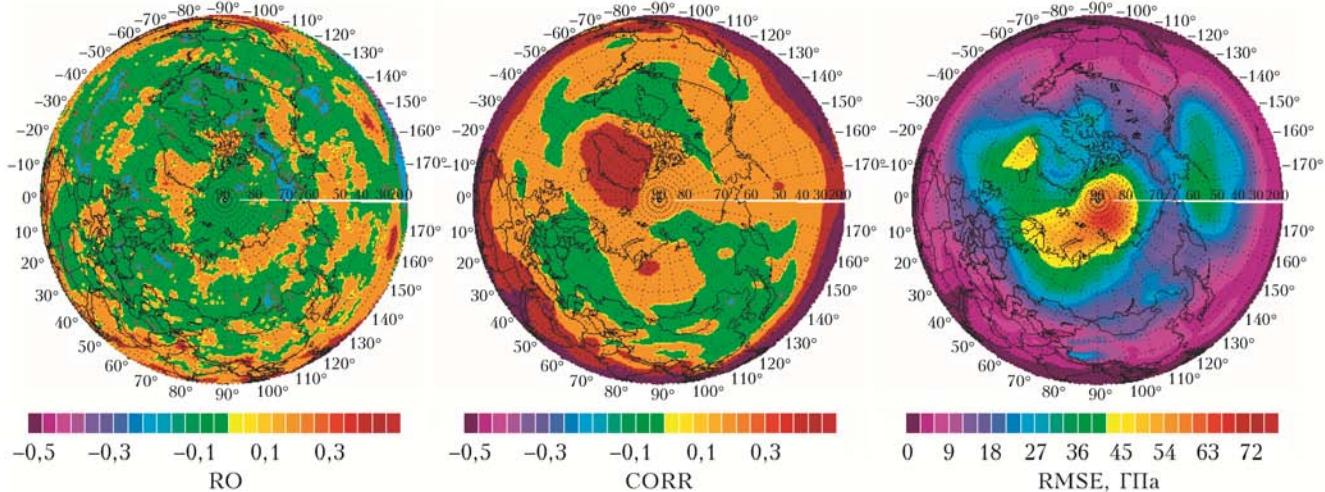
V.Yu. Tsepelev. Ensemble classification as a method for improvement of the long-term weather forecast quality.

A method is suggested for classifying weather forecast ensemble members and identifying the set of the ensemble members which most likely reflects the future state of the atmosphere. The first forecast month of the ensemble is used for the comparison between every selected class and observation data in order to identify the most realistic scenario of the development of atmospheric processes. The best class is used for prediction of the sea level pressure and surface temperature anomaly fields for the next month. The method suggested allows improving the quality of forecasts for north-west of the Russian Federation and the Arctic.

Оценка качества прогноза на первый прогностический месяц аномалий SLP



Оценка качества прогноза на второй прогностический месяц аномалий SLP



Оценка качества прогноза по выбранному классу аномалий SLP

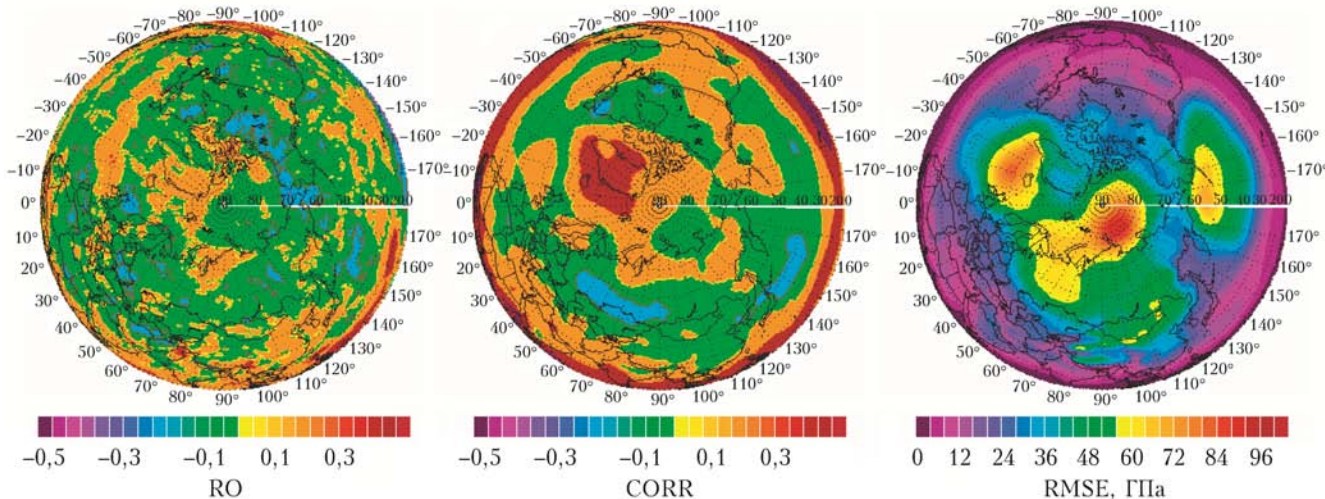
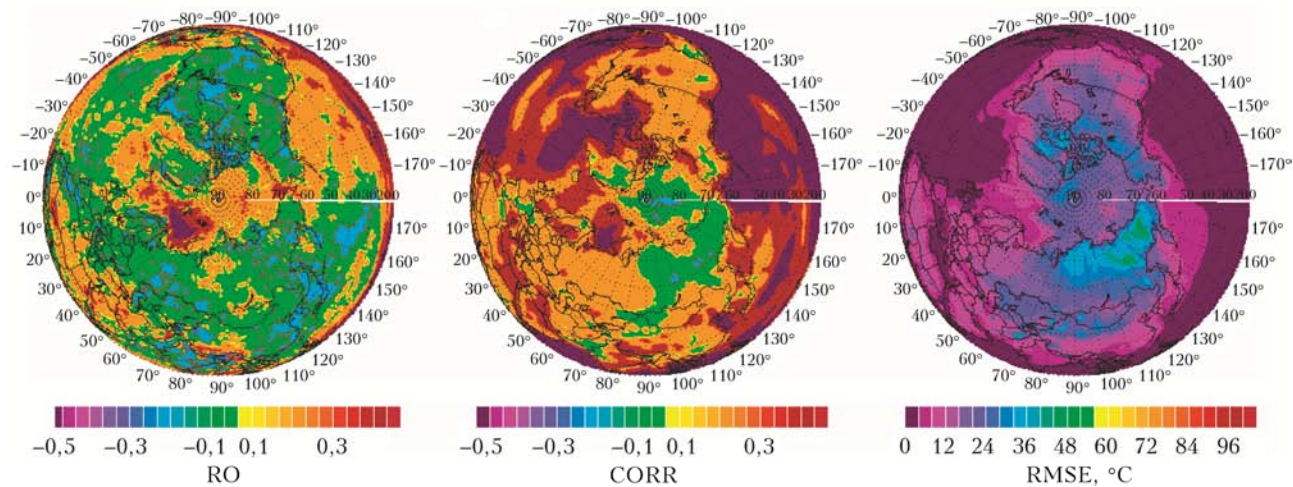
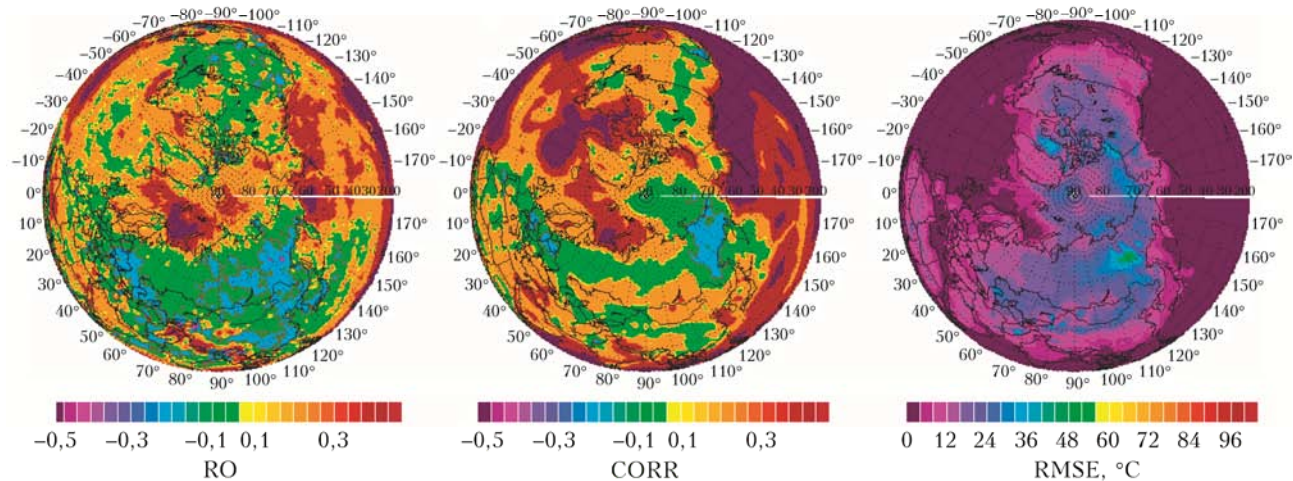


Рис. 1. Географическое распределение оценок качества RO, CORR, RMSE для трех методов прогнозов аномалий давления на уровне моря: по выбранному классу для второго прогностического месяца (нижний ряд), по всем членам ансамбля для второго прогностического месяца (средний ряд), для первого прогностического месяца (верхний ряд). Коричневый и желтый цвета – положительные оценки качества RO и CORR, синий и фиолетовый – отрицательные оценки, зеленый – оценки, близкие к нулю

Оценка качества прогноза на первый прогностический месяц аномалий T2M



Оценка качества прогноза на второй прогностический месяц аномалий T2M



Оценка качества прогноза по выбранному классу аномалий T2M

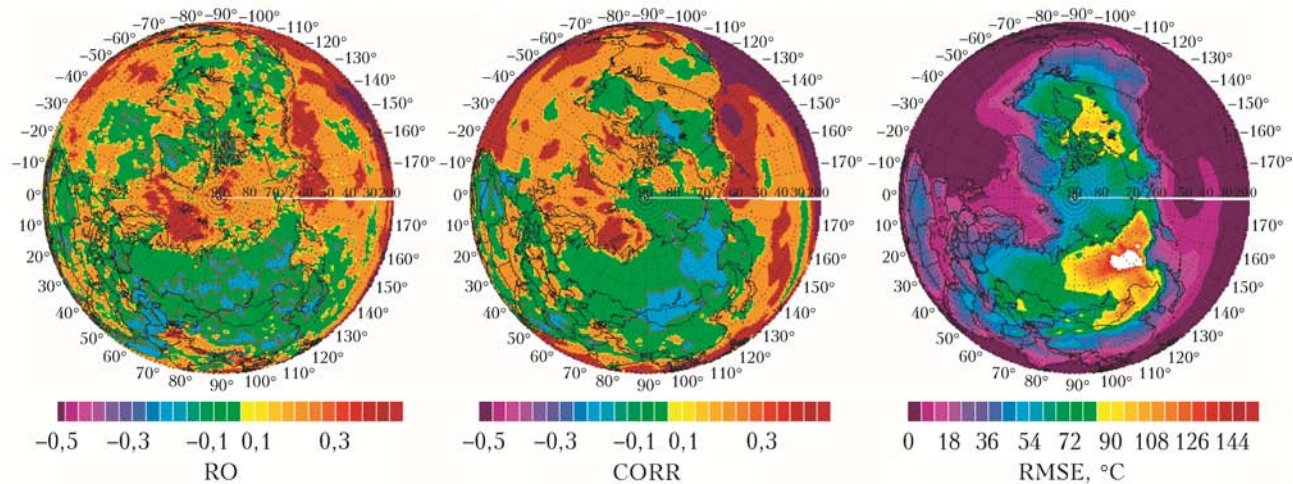


Рис. 2. То же, что и на рис. 1, для аномалий приземной температуры воздуха

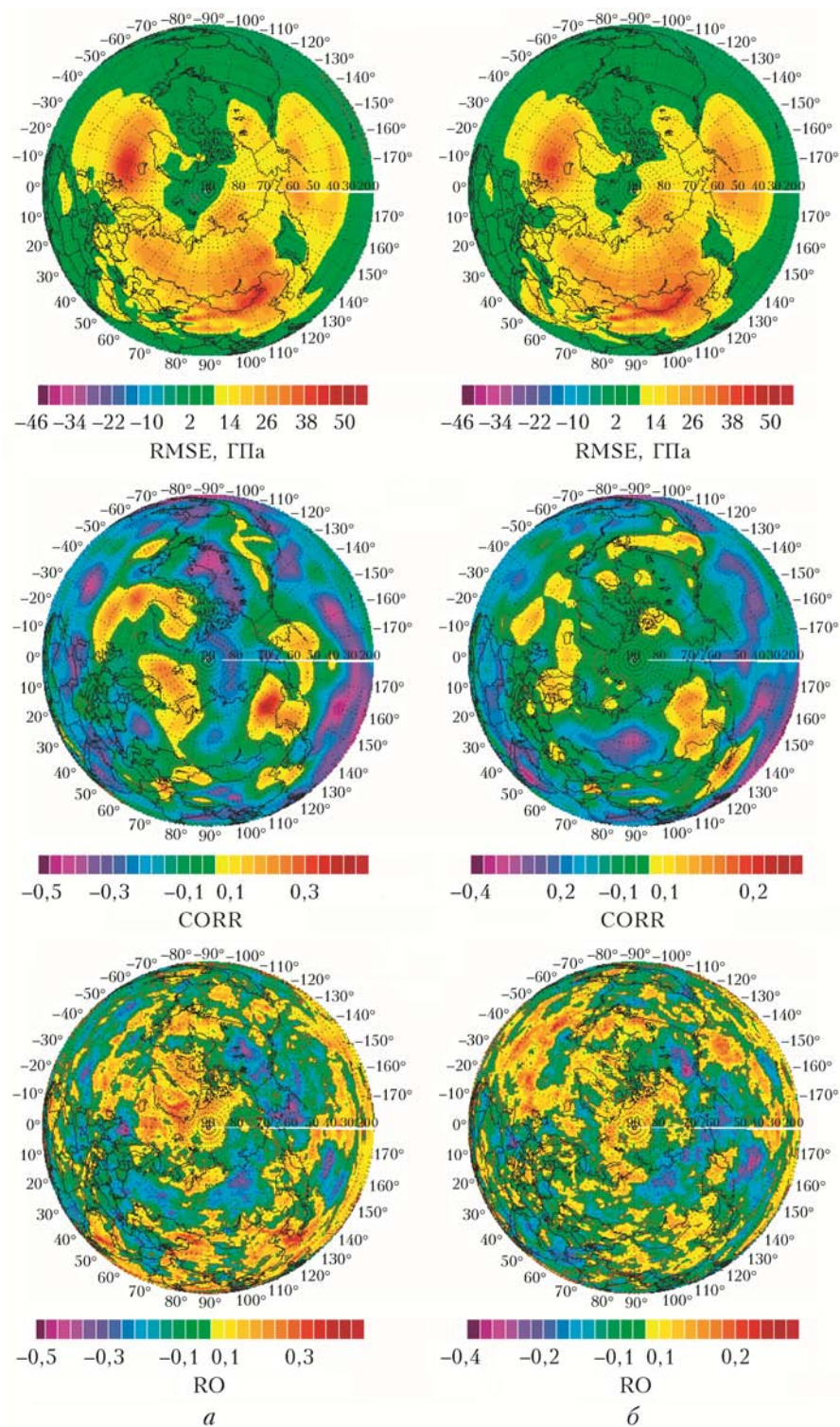


Рис. 3. Географическое распределение разности оценок качества прогнозов RO, CORR, RMSE аномалий давления на уровне моря: между прогнозами по выбранному классу для второго прогностического месяца и прогнозами по всем членам ансамбля для первого прогностического месяца (а), прогнозами по выбранному классу и прогнозами по всем членам ансамбля для второго прогностического месяца (б). Желтым цветом обозначены районы, в которых метод прогноза по выбранному классу для второго прогностического месяца имеет преимущество по качеству над методом прогноза по всем членам ансамбля для первого прогностического месяца, синим — в которых метод прогноза по всем членам ансамбля для первого прогностического месяца имеет преимущество над методом прогноза по выбранному классу для второго прогностического месяца

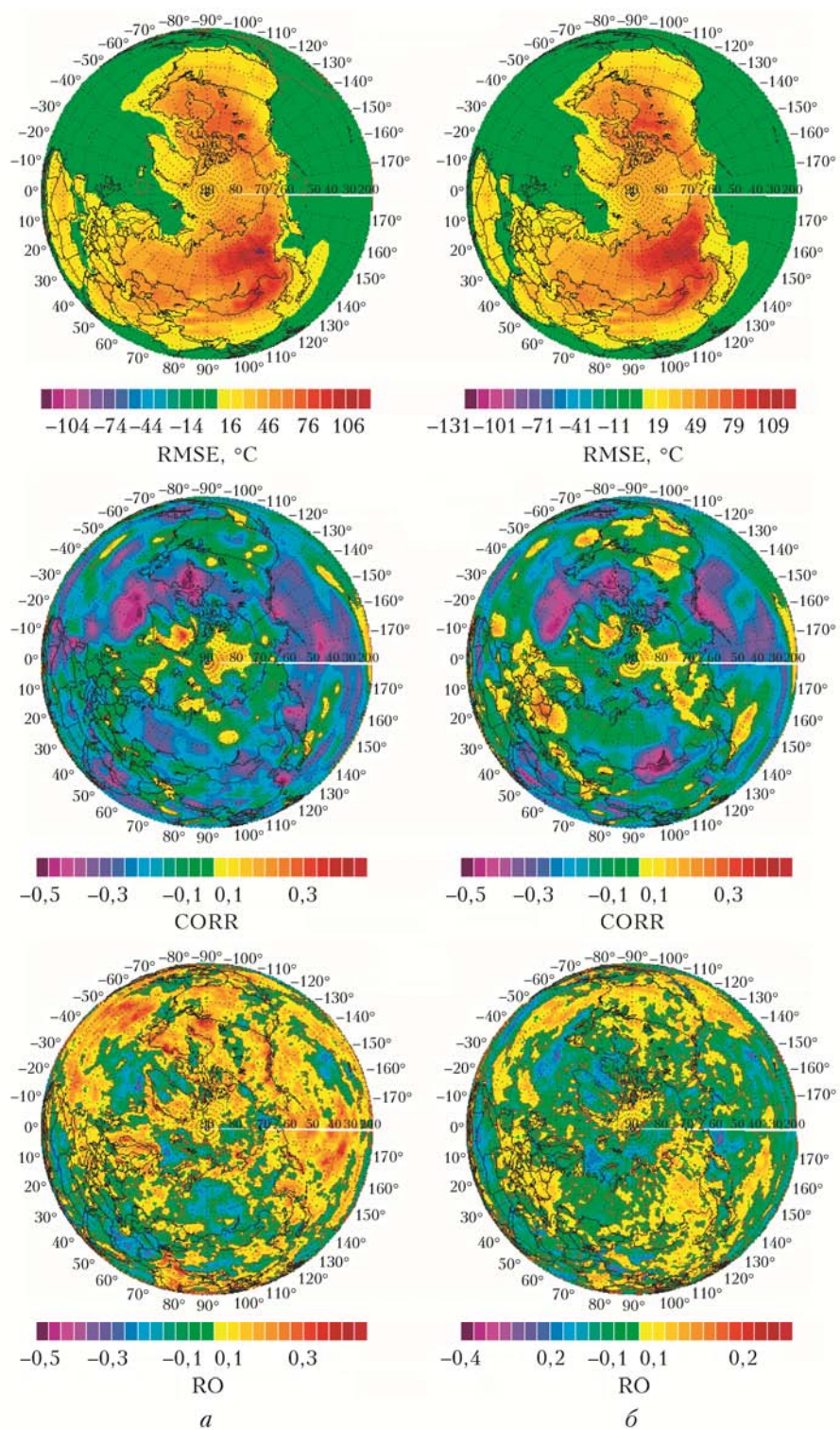


Рис. 4. То же, что и на рис. 3, для прогнозов аномалий приземной температуры воздуха