

*Е. Д. Астахова*

## **ПОСТРОЕНИЕ АНСАМБЛЕЙ НАЧАЛЬНЫХ ПОЛЕЙ ДЛЯ СИСТЕМЫ КРАТКО- И СРЕДНЕСРОЧНОГО АНСАМБЛЕВОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОГОДЫ**

### **Введение**

Численные прогнозы погоды всегда имеют ошибки, связанные с неточностью нашего знания о начальном состоянии атмосферы и подстилающей поверхности, определяемом на основе недостаточно подробных (число наблюдений мало по сравнению с числом степеней свободы системы атмосфера—подстилающая поверхность) и нерегулярных в пространстве и времени данных наблюдений, а также с несовершенством применяемых моделей атмосферы. Развитие методов наблюдений и численного моделирования приводит к постепенному уменьшению этих ошибок, однако совсем устранить их невозможно (так, например, данные наблюдений всегда будут содержать инструментальную ошибку, модели всегда будут иметь конечное разрешение).

Так как атмосфера — хаотическая система, и ее динамика описывается нелинейными уравнениями, малые ошибки (возникающие как за счет неточности начальных данных, так и за счет неточности описания физических процессов) при интегрировании модели атмосферы могут быстро возрастать, путем нелинейных взаимодействий распространяться на большие масштабы и, в конечном счете, приводить к потере предсказуемости, что происходит неравномерно в пространстве и во времени. Единственным практическим средством, позволяющим оценить вариации предсказуемости в различных регионах в зависимости от начального состояния атмосферы и дать вероятностный прогноз, отражающий эти вариации [20, 30], является метод ансамблевого прогнозирования, цель которого — описать эволюцию плотности распределения состояний атмосферы во времени как можно точнее.

Применение методов ансамблевого прогнозирования позволяет дать лучшую оценку первого момента распределения состояний атмосферы в будущем (в частности, за счет того, что осреднение по ансамблю позволяет отфильтровать непредсказуемые эффекты в прогнозе), а также оценить моменты более высокого порядка, например, разброс ансамбля прогнозов, который может рассматриваться как индикатор возможной точности прогноза.

Первоначально методы ансамблевого прогнозирования были использованы для того, чтобы учесть неопределенность прогноза, возникающую за счет неточности начальных данных [23, 28]. Однако дальнейшие исследования показали, что при учете только неопределенности начальных условий разброс ансамбля слишком мал (в идеале разброс ансамбля относительно его среднего должен быть статистически согласованным с эволюцией во времени ошибок среднего прогноза) и необходимо учитывать вклад ошибок модели. В настоящее время разработан ряд методов учета неопределенности данных об исходном состоянии атмосферы, а также неопределенностей, связанных с моделью.

Менее разработаны методы учета неопределенности данных о состоянии подстилающей поверхности, которые применяются относительно редко (один из немногих примеров системы ансамблевого прогнозирования, учитывающей неопределенность поверхностных данных — система Метеорологической службы Канады [18]).

В настоящей работе мы остановимся на обсуждении только методов учета неопределенности исходных данных (раздел 1) и продемонстрируем некоторые результаты, полученные в Гидрометцентре России (раздел 2).

## **1. Методы учета неопределенности исходных данных**

### ***1.1. Постановка задачи и история вопроса***

В идеале вероятностный прогноз — это описание эволюции плотности распределения вероятности состояний атмосферы при помощи уравнения Лиувилля (уравнения непрерывности для вероятности) [14]. Однако для задач численного прогноза этот метод требует слишком больших расчетов на ЭВМ и не применяется. Приближенно описать эволюцию плотности распределения вероятности различных состояний атмосферы при реальных затратах компьютерных ресурсов можно при помощи метода ансамблевого прогнозирования. При этом производится многократное интегрирование численной модели прогноза вперед, начиная с различных правдоподобных начальных условий, получаемых путем возмущения фактических исходных данных.

Число интегрирований модели (число членов ансамбля) всегда ограничено вычислительными мощностями, поэтому важно выбрать эти возмущения так, чтобы они были оптимальной выборкой из вероятностного распределения ошибок анализа, т. е. чтобы они реально отражали структуру и значения возможных ошибок анализа. Кроме того, поскольку мы рассматриваем прогноз по невозмущенным исходным дан-

ным (контрольный прогноз) как некоторое вполне реальное приближение эволюции состояния атмосферы и хотим, чтобы прогнозы по возмущенным начальным данным тоже давали реальное описание эволюции атмосферы, необходимо, чтобы задаваемые возмущения росли так же быстро, как и ошибки численных прогнозов. Иными словами, ансамбль, основанный на использовании возмущенных исходных данных, должен быть таков, чтобы реальную эволюцию атмосферы можно было рассматривать как его правдоподобный член.

Первоначально Лейс [20], выдвинувший идею ансамблевого прогноза, предложил возмущать начальные условия (анализы) путем добавления малых случайных чисел, используя метод Монте-Карло. Однако оказалось, что требуется несколько часов или дней расчета, чтобы случайные возмущения привели к образованию динамически неустойчивых мод, которые бы росли столь же быстро, как и ошибки прогноза.

Хоффман и Кални [16] предложили метод лагового прогнозирования (LAF<sup>1</sup>), основанного на использовании в качестве начальных данных результатов прогнозов с различными заблаговременностями по предыдущим срокам на текущий момент времени. Применение процедуры прогнозирования при генерации возмущений приводит к тому, что LAF-возмущения растут быстрее, чем случайные возмущения. Однако привлечение результатов прогнозов с различной заблаговременностью (а следовательно, с различной точностью) приводит к тому, что более «старые» прогнозы (с большей заблаговременностью) вносят большие возмущения. Частично обойти эту проблему можно, применяя разные веса для разных членов ансамбля [16], либо путем масштабирования LAF-возмущений с учетом заблаговременности прогноза (SLAF<sup>2</sup>) [13].

Дальнейшее развитие метода лагового прогнозирования предложено Кални и Тотом [19], которые попытались взять в качестве возмущений разницу между краткосрочными прогнозами по предыдущим срокам на текущий момент (SRFD<sup>3</sup>). Эксперименты Кални и Тота показали, что скорость роста возмущений увеличивается при переходе от метода Монте-Карло к SLAF-методу и от SLAF к SRFD.

Методы лагового прогнозирования до сих пор часто используются в основном в задачах долгосрочного ансамблевого прогнозирования (см., например, работу [3]).

В начале девяностых годов XX столетия было предложено решать задачу построения оптимальной для ансамблевого прогнозирования

---

<sup>1</sup> LAF — Lagged Average Forecasting.

<sup>2</sup> SLAF — Scaled Lagged Average Forecasting.

<sup>3</sup> SRFD — Short-Range Forecast Difference.

выборки из начального распределения вероятности состояния атмосферы более сложными методами, но также при помощи информации, полученной из прогностической модели [24, 30]. В большинстве случаев авторы пытались построить выборку, которая содержала бы те возможные начальные состояния, применение которых приводит к максимальному разбросу траекторий в фазовом пространстве. Фактически это предполагает не получение оптимальной выборки для начального распределения вероятности, а наличие в этой выборке достаточного числа элементов из крыльев распределения! Однако, как отмечено в работе [25], в ансамблевом прогнозировании обычно разброс ансамбля рассматривается как показатель качества прогноза, и поэтому оказываются необходимыми те члены ансамбля, которые дают максимально возможные расхождения с прогнозом от невозмущенных начальных данных.

Было предложено три основных метода формирования наборов начальных условий для системы ансамблевого прогнозирования, которые наиболее широко применяются в настоящее время:

- 1) бридинг-метод;
- 2) метод, основанный на применении сингулярных векторов модели;
- 3) метод возмущения данных наблюдений.

Первые два метода сфокусированы на динамических характеристиках и основаны на внесении в результаты объективного анализа возмущений, которые будут быстро расти или быстро росли ранее. Третий метод концентрируется на статистических аспектах и основан на введении статистически оправданных возмущений в исходные данные наблюдений. Рассмотрим эти методы подробнее.

## 1.2. Бридинг-метод

Бридинг-метод или метод выращивания наиболее быстро растущих мод разработан и используется в настоящее время в NCEP<sup>1</sup> [28, 29], также его используют FNMOC<sup>2</sup>, SAWB<sup>3</sup>, JMA<sup>4</sup> и др. Этот метод основан на определении тех возможных ошибок анализа (начальных возмущений), которые будут расти наиболее быстро.

<sup>1</sup> National Centers for Environmental Prediction — Национальные центры по защите окружающей среды.

<sup>2</sup> Fleet Numerical Meteorology and Oceanography Center — Центр по численным метеорологическим и океанографическим прогнозам ВМС США.

<sup>3</sup> South African Weather Bureau — Бюро погоды Южной Африки.

<sup>4</sup> Japan Meteorological Agency — Японское метеорологическое агентство.

Бридинг-метод включает в себя несколько шагов:

1) добавление малых произвольных возмущений к результатам анализа в момент  $t_0$  (или к данным, описывающим любое состояние атмосферы, используемое как исходное, например, к результатам длительного счета модели);

2) интегрирование модели на период  $t_1 - t_0$  (не более 1—2 сут), начиная с невозмущенных (контрольных) и возмущенных исходных данных;

3) вычисление разности между контрольным прогнозом (по невозмущенным начальным данным) и возмущенным прогнозом (по возмущенным начальным данным) в момент  $t_1$ ;

4) масштабирование полученного поля разностей, чтобы оно имело ту же норму (например, среднеквадратическое отклонение, полную энергию или кинетическую энергию соленоидального ветра), что и поле исходных возмущений;

5) введение полученного поля возмущений в анализ для срока  $t_1$ ;

6) построение цикла, аналогичного описанному, начиная с момента  $t_1$  и т. д.

Если вести вычисления по приведенной схеме в течение несколько дней (выполнить несколько циклов), то возмущения становятся суперпозицией наиболее быстро растущих мод, соответствующих текущему состоянию атмосферы, и их можно использовать для формирования ансамбля исходных данных.

«Выращенные» возмущения добавляются к контрольному (невозмущенному) анализу и вычитаются из него. Таким образом, каждый бридинг-цикл дает два возмущенных начальных состояния.

Заметим, что начальные возмущения, добавляемые к контрольному анализу в момент  $t_0$ , хотя и произвольны, но все же должны реалистично отражать неопределенность анализа. Требование это связано с нелинейностью уравнений модели. В работе [29] отмечено, что возмущения должны зависеть от значения ошибки анализа (например, амплитуды возмущения должны быть больше над районами, слабо освещенными данными наблюдений). Чтобы добиться этого, предложено ввести некоторую фиксированную для всего глобуса амплитуду возмущения и масштабирующий фактор, зависящий от горизонтальной координаты [29].

Первоначально (в 1992 г.) в системе ансамблевого прогнозирования NCEP использовался только один бридинг-цикл, и сравнительно небольшой (14 членов) ансамбль основывался на использовании бридинг-возмущений, а также прогнозов за сроки, предшествующие рассматриваемому (LAF + бридинг).

Дальнейшие исследования показали, что можно применять несколько бридинг-циклов, определяемых заданием различных начальных возмущений и различающихся за счет нелинейных взаимодействий возмущений, т. е. можно создать большой ансамбль. В последнее время (до конца марта 2007 года) в системе NCEP использовалось 6 независимых бридинг-циклов и ансамбль состоял из 14 членов (12 возмущенных прогнозов и контрольный прогноз с разрешением спектральной модели 126 гармоник, а также прогноз по невозмущенным данным с разрешением 382 гармоник).

Заметим, что в бридинг-цикле эволюция поля возмущений происходит параллельно с эволюцией поля анализа в цикле усвоения данных, что обуславливает определенную аналогию «выращенных» возмущений и «выращенных» в цикле усвоения ошибок анализа. При этом бридинг-возмущения определяются только динамикой системы, а ошибки анализа включают в себя два компонента:

- 1) растущий, связанный с прогностическим полем первого приближения;
- 2) случайный, или стохастический, возникающий за счет случайного шума, содержащегося в данных наблюдений.

В настоящее время бридинг-метод — самый простой метод формирования ансамбля начальных данных и требует меньше всего компьютерных ресурсов. При оперативной работе системы ансамблевого прогноза, основанной на применении бридинг-метода, практически нет накладных расходов, связанных с генерацией возмущений. Ограничен этот метод следующим:

- использованием климатологических фиксированных оценок изменчивости ошибки анализа (при масштабировании возмущений),
- отсутствием ортогонализации выращенных возмущений.

### 1.3. Метод сингулярных векторов

Метод сингулярных векторов разработан в ECMWF<sup>1</sup> [12, 23] и используется в настоящее время в ECMWF, JMA и др.

В соответствии с работой [22], в этом методе рассчитываются те возмущения (т. е. те возможные ошибки в начальном состоянии), которые, в приближении линейной динамики, будут расти сильнее всего в первые часы и дни прогноза [11]. Ансамбль начальных условий затем

<sup>1</sup> European Center for Medium-Range Weather Forecasting — Европейский центр среднесрочных прогнозов погоды.

создается путем добавления к контрольному анализу этих наиболее быстро растущих потенциальных ошибок и путем их вычитания. Потенциальные ошибки определяются при помощи так называемых сингулярных векторов линейной модели.

Сингулярные векторы — это возмущения, вносимые в результаты объективного анализа (рассматриваемые в задаче ансамблевого прогноза как наилучшая оценка текущего состояния атмосферы), которые характеризуются наибольшим линейным ростом (в смысле какой-нибудь нормы) в заданный интервал времени (так называемый интервал оптимизации) над определенной областью. В ECMWF в качестве нормы используется полная энергия и находятся те возмущения, которые максимизируют эту норму на интервале 48 ч от момента анализа (т. е. интервал оптимизации равен 48 ч) во внетропических областях обоих полушарий. Существенно важен выбор нормы, интервала оптимизации и рассматриваемой области. Для генерации ансамбля из 50 начальных состояний в ECMWF используются 25 сингулярных векторов. Начальные возмущения определяются как линейная комбинация этих векторов.

Заметим, что подготовка начальных данных для ансамблевого прогноза при использовании сингулярных векторов требует дополнительного интегрирования линейной модели на 48 ч и поэтому значительно более трудоемка, чем в случае бридинг-метода.

#### 1.4. Метод возмущения данных наблюдений

Метод возмущения данных наблюдений [18] разработан и применяется для выполнения ансамблевых прогнозов в MSC<sup>1</sup>. Этот метод основан на идее использовать возмущения, получаемые из экспериментов по моделированию наблюдательных систем (OSSE<sup>2</sup>), в задачах ансамблевого прогнозирования. Такие эксперименты обычно проводят для оценки отклика системы усвоения данных на ошибки наблюдения. Хаутекамер и Дером [17] выполнили OSSE-эксперименты, внося случайные возмущения в данные наблюдений. Полученные при этом возмущения начальных данных характеризовались такой же скоростью роста, как и возмущения, полученные при помощи бридинг-метода. При этом возмущения были согласованы с точностью наблюдений, а также с динамикой модели (за счет самой процедуры их получения).

<sup>1</sup> Meteorological Service of Canada — Метеорологическая служба Канады.

<sup>2</sup> OSSE — Observation System Simulation Experiments.

<sup>3</sup> SSA — System Simulation Approach.

Выводы работы [17] получены в предположении идеальности модели. Расширение метода для учета несовершенства модели привело к разработке так называемого системного подхода к моделированию (SSA<sup>3</sup>) в задачах ансамблевого прогноза [18]. Здесь следует провести аналогию с экспериментами по системному моделированию (SSE<sup>1</sup>), в которых во все части прогностической системы, имеющие неопределенность, вносятся возмущения (см., например, работу [26]).

Цель предложенного метода — сгенерировать набор начальных условий, которые аппроксимируют случайную выборку из распределения вероятности анализа, путем стохастического моделирования всех возможных ошибок анализа. Для этого в данные наблюдений вносятся возмущения и на основе этих возмущенных данных генерируется ансамбль параллельных циклов усвоения данных, использующих разные модели атмосферы, результатом которого является совокупность наборов начальных данных для прогноза. Заметим, что способ возмущения исходных данных различного типа может быть различен и зависит от имеющейся статистической информации об этих данных.

Прогностический ансамбль MSC состоит из 16 членов. Для генерации такого ансамбля прогнозов нужно подготовить 8 наборов возмущенных исходных данных. Заметим, что в каждом из 16 циклов усвоения данных и в последующем прогнозе использована своя версия модели атмосферы, полученная на основе одной из двух базовых моделей (спектральной и конечно-разностной) путем вариации параметризаций процессов подсеточного масштаба, разрешения модели и т. д. Применяется вариационная система усвоения данных 3D-Var.

Безусловно, описанный метод дает возмущения, которые лучше описывают неточности полей анализа по сравнению с бридинг-методом и методом сингулярных векторов. Однако поддержание оперативной системы ансамблевого прогнозирования, основанной на использовании метода возмущения данных наблюдений, является чрезвычайно трудоемкой и сложной задачей.

### 1.5. Сопоставление основных методов возмущения начальных данных

Мы описали три основных метода, применяемых в системах ансамблевого прогнозирования для формирования наборов исходных данных о состоянии атмосферы. Заметим, что иногда ансамбли начальных данных формируются при помощи одного из трех рассмотренных ме-

<sup>1</sup> SSE — System Simulation Experiments.



тодов в сочетании с более простыми методиками. Так, например, в первых ансамблях NCEP использованы начальные данные, возмущенные при помощи бридинг-метода, а также LAF-прогнозы (прогнозы по предыдущим срокам на текущий момент). В ансамбле NCEP, предназначенном для краткосрочного прогнозирования [27], в качестве начальных данных использованы результаты шести различных анализов и контрольный анализ, возмущенный при помощи бридинг-метода.

До сих пор неясно, какой метод оптимален для систем ансамблевого прогнозирования. Сравнение результатов ансамблевых прогнозов различных прогностических центров не показательно, так как в разных центрах используются не только разные методы возмущения начальных данных, но и разные схемы анализа и прогноза, разные поверхностные поля, а ансамбли имеют разные размеры. Наиболее перспективны эксперименты с одной моделью и разными схемами возмущения начальных данных, однако результатов таких исследований пока немного.

Андерсон [7] показал на модели Лоренца [22], что более реалистичные ансамблевые прогнозы получаются при использовании метода случайных возмущений данных (сопоставление проведено с бридинг-методом и методом сингулярных векторов). В более ранних исследованиях Лоренца [6] показано в приближении идеальной модели, что построение ансамбля начальных данных для прогноза на основе только информации о наблюдениях и их ошибках может привести к неправильному представлению распределения и начальных, и прогнозируемых состояний атмосферы. Необходимо дополнительно привлекать информацию о структуре аттрактора (климата) модели. В этой же работе [6] высказана идея о перспективности применения метода возмущенных интегрирований (аналог бридинг-метода) для описания структуры локального аттрактора.

В работе [28] показано преимущество ансамблевых прогнозов на основе бридинг-метода над прогнозами, полученными по анализам, возмущенным по методу Монте-Карло, а также над результатами LAF-прогнозирования. Бридинг-метод позволяет обеспечить качество, аналогичное получаемому при помощи этих методов, но с меньшим числом членов ансамбля.

Хаутекамер и Дером [17] на квазигеострофической спектральной модели T21L3 продемонстрировали незначительность разницы качества средних по ансамблю прогнозов, получаемых на основе бридинг-метода и методов сингулярных векторов и возмущения данных наблюдений.

В работе [15] при помощи квазигеострофической модели и 3D-Var системы усвоения данных показано, что в предположении идеальности модели применение метода возмущения данных наблюдений дает лучшие результаты. При этом анализировалась не только точность средне-

го по ансамблю, но и дисперсия ансамбля, точность различных вероятностных прогнозов, ранговые гистограммы и т. д.

В ряде работ сопоставлены результаты ансамблевых прогнозов, полученные при помощи различных методов и моделей. Например, результаты ансамблевого прогнозирования в NCEP и ECMWF сопоставлены в работе [8] и в статье<sup>1</sup> на сайте <http://www.emc.ncep.noaa.gov/gmb/yzhu/html/pub.html>. Наиболее подробное и современное сопоставление описанных в разделах 1.2—1.4 методологий приведено в работе [10], в которой рассмотрены результаты ансамблевых прогнозов, выполненных в NCEP, ECMWF и MSC за 3 месяца. При этом для единообразия во всех ансамблях рассмотрены только 10 членов. Сопоставление результатов не показало явного преимущества какой-либо системы. Авторы работы [10] пришли к следующим выводам:

— качество ансамблевого прогноза существенно зависит от качества системы усвоения данных, используемой для создания невозмущенных начальных условий, и от качества модели атмосферы, используемой в прогнозах;

— необходим учет неопределенности прогноза за счет неточности и начальных данных, и модели атмосферы;

— для всех трех систем разброс ансамблевых прогнозов недостаточен, из чего следует, что эти системы не учитывают всех источников неопределенности прогноза.

### 1.6. Новые методы формирования возмущений начальных условий

В настоящее время активно исследуется формирование ансамблей начальных данных для прогнозов погоды и разрабатываются новые методы, которые тестируются в исследовательских вариантах систем ансамблевых прогнозов. Отличительная черта новых методов — большая согласованность возмущений с системами усвоения данных. Так, в NCEP разработаны и апробированы в режиме реального времени методы ансамблевых трансформаций (ET<sup>2</sup>) и ансамблевых трансформаций с использованием фильтра Калмана (ETKF<sup>3</sup>). Оба метода основаны на получении возмущений анализа из возмущений прогноза и при-

<sup>1</sup> Zhu Y., Iyengar G., Z. Toth Z., Tracton M. et al. Objective evaluation of the NCEP global ensemble forecasting system. — Norfolk, Virginia: Preprints, 15th AMS Conference on Weather Analysis and Forecasting, 1996.

<sup>2</sup> ET — Ensemble Transformation.

<sup>3</sup> ETKF — Ensemble Transformation Kalman Filter.

менении данных наблюдений для масштабирования возмущений анализа. В обоих методах рассматриваются  $k$  возмущений прогноза и  $k$  возмущений анализа и находятся формулы трансформации возмущений прогноза в возмущения анализа. Обе процедуры требуют знания ковариаций ошибок наблюдений.

Метод ЕТКФ [9, 31] основан на использовании фильтра Калмана, который представляет собой рекуррентный алгоритм взвешенного сглаживания и прогнозирования временных рядов. Результаты применения метода ЕТКФ в ансамблевой системе NCEP обсуждены в работе [33]. Сопоставление результатов, полученных в рамках оперативной системы ансамблевого прогноза NCEP при помощи ЕТ, ЕТКФ и бридинг-метода для 32-дневного периода приведено в работе [32]. Авторы [32] полагают, что метод ансамблевых трансформаций с дополнительным масштабированием возмущений (ЕТ + rescaling) в целом дает наилучшие результаты, обеспечивая ортогональные возмущения, согласованные с результатами системы усвоения. Дополнительным преимуществом этого метода по сравнению с ЕТКФ является его вычислительная эффективность. В то же время при анализе некоторых характеристик ансамблевого прогноза бридинг-метод и метод ЕТКФ показали лучшие результаты. Несмотря на это, с 27 марта 2007 г. NCEP перешел к использованию метода ансамблевых трансформаций с масштабированием в оперативной практике (вместо бридинг-метода). В настоящее время ансамбль NCEP состоит из 20 возмущенных прогнозов, контрольного прогноза по модели T126L28 и прогноза по модели с высоким разрешением T382L64.

## **2. Формирование ансамбля начальных данных в Гидрометцентре России**

Ансамблевая система кратко- и среднесрочного прогнозирования, разрабатываемая в Гидрометцентре России, основана на применении спектральной модели атмосферы с разрешением 85 гармоник и 31 уровня по вертикали [1, 2, 5], а также модифицированных блоков пре- и постпроцессинга оперативной технологии детерминированных среднесрочных прогнозов [4]. Система реализована в операционной системе LINUX на двухпроцессорном сервере на базе процессоров XEON. Особенность реализации системы — ее «распределенный» характер. Путем удаленного доступа она использует оперативную информацию, находящуюся в базах данных на других ЭВМ, сама база данных с результатами ансамблевого прогнозирования находится на двухпроцессорной ЭВМ, где и проводятся основные вычисления.

Важнейший вопрос при разработке ансамблевой системы кратко- и среднесрочного прогноза — выбор метода генерации возмущений начальных данных. Так как приведенный анализ показывает, что в настоящее время нельзя однозначно отдать предпочтение тому или иному методу формирования ансамбля начальных данных, мы выбрали наиболее простую схему — бридинг-метод (выращивание наиболее быстро растущих мод), требующую наименьших компьютерных ресурсов. Схема реализована в виде так называемого бридинг-цикла.

И ш а г. В качестве начального возмущения при старте бридинг-цикла используется ошибка поля первого приближения на сетке модели.

Берутся результаты объективного анализа (ОА) на срок  $t_0$  и прогноза по спектральной модели на этот момент времени с заблаговременностью 12 ч и при помощи блока препроцессинга строятся два стартовых набора для модели: 1)  $S_{t_0}^{OA}$  и 2)  $S_{t_0}^{F12}$ .

Стартовый набор для модели содержит на гауссовой сетке и сигма-уровнях модели метеорологические поля следующих характеристик:

- температуры и влажности атмосферы,
- горизонтальных компонентов скорости ветра,
- геопотенциала поверхности,
- приземного давления,
- температуры подстилающей поверхности,
- влагосодержания почвы,
- глубинной температуры и влажности почвы,
- альбедо поверхности,
- высоты снежного покрова,
- параметра шероховатости.

Также набор содержит маску суша—море.

Рассчитывается полуразность полей температуры, горизонтальных компонентов скорости и приземного давления, содержащихся в этих стартовых наборах. Эта полуразность считается начальным возмущением ( $pert_{t_0}$ ). Рассчитывается и сохраняется в некотором файле норма возмущения. В качестве нормы выбрана полная энергия возмущения, рассчитываемая по формуле

$$E = \iiint [u^2 + v^2 + (C_p T / T_{ref})] dp ds + \iint (RT_{ref} / p_{ref}^2) p_s^2 ds,$$

где  $T$  — температура,  $p_s$  — приземное давление,  $u$  и  $v$  — горизонтальные компоненты скорости,  $C_p$  — теплоемкость воздуха при постоянном давлении,  $p$  — давление,  $s$  — площадь,  $R$  — газовая постоянная для воздуха,  $T_{ref} = 270\text{К}$ ,  $p_{ref} = 1013\text{ гПа}$ .

Интегрирование выполняется по всему глобусу.

II шаг. Готовится стартовый набор для модели по результатам объективного анализа для момента времени  $t_i$  (в случае  $i = 0$  этот набор уже создан на I шаге). Возмущение добавляется к соответствующим полям, содержащимся в стартовом наборе, подготовленном по результатам объективного анализа, и вычитается из этих полей.

Полученные наборы считаются возмущенными начальными данными:

$$S_{t_i}^+ = S_{t_i}^{\text{OA}} + \text{pert}_{t_i}, \quad S_{t_i}^- = S_{t_i}^{\text{OA}} - \text{pert}_{t_i},$$

где  $i = 0, 1, \dots$

III шаг. Проводится интегрирование модели с использованием пары полученных возмущенных данных. Получаемые в ходе интегрирования модели результаты периодически записываются в архивные файлы (так называемые history-файлы).

IV шаг. Берутся поля температуры, горизонтальных компонентов скорости и приземного давления из архивных файлов для пары возмущенных прогнозов (прогнозов по возмущенным данным) с заблаговременностью 12 ч и рассчитывается их полуразность. Эта полуразность считается новым возмущением ( $\text{pert}_{t_{i+1}}$ ). Новое возмущение масштабируется так, чтобы его норма стала равной норме, рассчитанной на I шаге.

V шаг. Далее выполняется II шаг и т. д. для  $t_{i+1} = t_i + \Delta t$ , где  $\Delta t = 12$  ч.

На рис. 1 показан реализованный бридинг-цикл в графической форме.

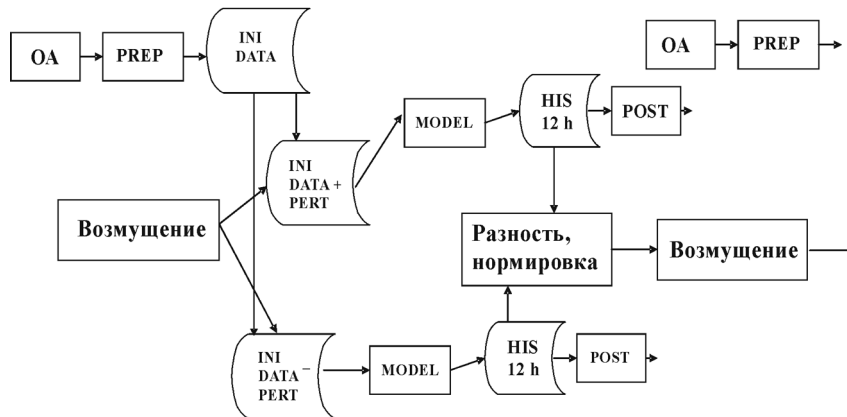


Рис. 1. Бридинг-цикл, реализованный в ГМЦ РФ.

OA — объективный анализ, PREP и POST — пре- и постпроцессинг соответственно, INI DATA — стартовый набор для модели, HIS 12h — архивный файл для прогноза на 12 ч, MODEL — счет по модели, PERT — возмущение, начальное возмущение определяется как половина ошибки поля первого приближения).

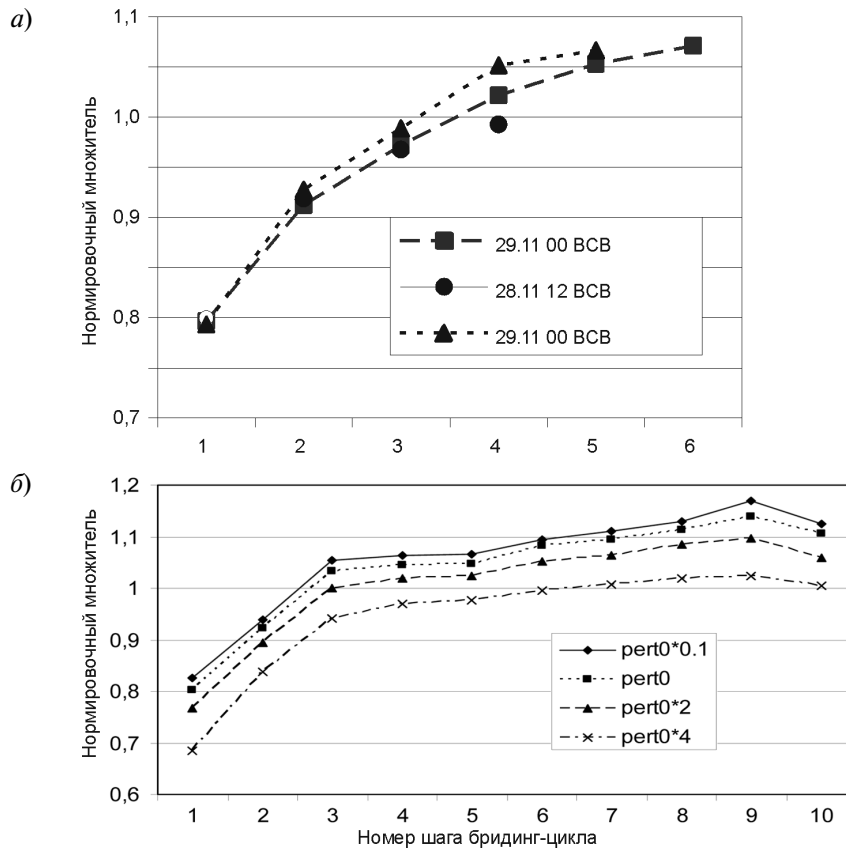


Рис. 2. Установление возмущений в бридинг-цикле при старте с разных моментов времени (а) и при использовании разной амплитуды начальных возмущений (б). Нормировочный множитель равен корню квадратному из отношения нормы на текущем шаге бридинг-цикла к норме начальных возмущений, шаг бридинга — 12 ч.

Возмущения в последовательных бридинг-циклах сначала сильно растут, затем за счет масштабирования устанавливаются, что показывает на устойчивость процедуры (рис. 2 а). При этом время установления не зависит от амплитуды начального возмущения и составляет в среднем пять шагов (при шаге, равном 12 ч) (рис. 2 б).

Таким образом, при помощи бридинг-схемы в течение 2—3 дней формируются вполне структурированные поля возмущений, используя



Рис. 3. Возмущения приземного давления, выращенные на 1 декабря 2006 г., срок 12 ВСВ при старте бридинг-цикла с различных дат (верхние рисунки и нижний левый рисунок), а также начальное возмущение приземного давления для 29 ноября 2006 г., срок 12 ВСВ (нижний правый рисунок).

Пунктир — береговая линия. Заштрихованы области с возмущениями от 1 до 4 гПа. Серый цвет — области с возмущениями более 4 гПа. Остальные области соответствуют возмущениям менее 1 гПа.

которые, можно сформировать ансамбль начальных данных и выполнять ансамблевый прогноз погоды (рис. 3).

Как уже отмечено, одинаковые возмущения добавляются к полям начальных данных и вычитаются из них, при этом формируются два члена ансамбля. Такая методология является общепринятой и позволяет обеспечить несмещенность среднего по ансамблю. Чтобы создать ансамбль из большого числа членов, стартуем бридинг-цикл с разных моментов времени, например с  $t_0$ ,  $t_0 - 12$  ч,  $t_0 - 24$  ч и т. п., и используем разное время «выращивания» возмущений до момента, когда их можно использовать в прогнозе. Например, при старте с момента времени  $t_0$  мы выращиваем возмущение в течение 48 ч, а при старте с момента времени  $t_0 - 12$  ч считается, что подходящее возмущение вырастает за 60 ч и т. д.

На рис. 3 показаны поля возмущений, «выращенные» с разных моментов времени. Заметно, что эти поля достаточно независимы. Первоначально были выполнены эксперименты с начальными возмущениями, различающимися только амплитудой и имеющими одинаковую структуру. При этом «выращенные» в бридинг-цикле возмущения оказались линейно зависимыми и их нельзя было применить для формирования ансамбля.

Заметим, что свободными параметрами при выращивании быстро-растущих мод являются используемая норма и вид начальных возмущений. Тот и Кални [29] отмечали, что выбор нормы практически не влияет на вид полученных возмущений, поэтому единственным свободным параметром остается вид начальных возмущений.

В принципе, в качестве начальных возмущений можно было бы взять и случайное поле. Наши эксперименты показали, что и в этом случае поля возмущений, выращенные в бридинг-цикле, приобретают вполне структурированный вид, правда, их нужно «выращивать» чуть дольше.

Однако из общих соображений ясно, что структура начальных возмущений должна отражать структуру поля ошибок анализа. Мы использовали ошибку поля первого приближения в качестве начальных возмущений, считая, что она грубо отражает ошибки анализа, данными о которых мы не располагали. Безусловно, непосредственное использование информации о структуре ошибки анализа было бы предпочтительней.

Амплитуда начальных возмущений — параметр, который подбирается при настройке системы ансамблевых прогнозов, что возможно путем оценки качества ансамблевых прогнозов на протяжении длительных промежутков времени. В работе [29] на основе анализа результатов прогнозирования за месяц показано, что амплитуда возмущений долж-



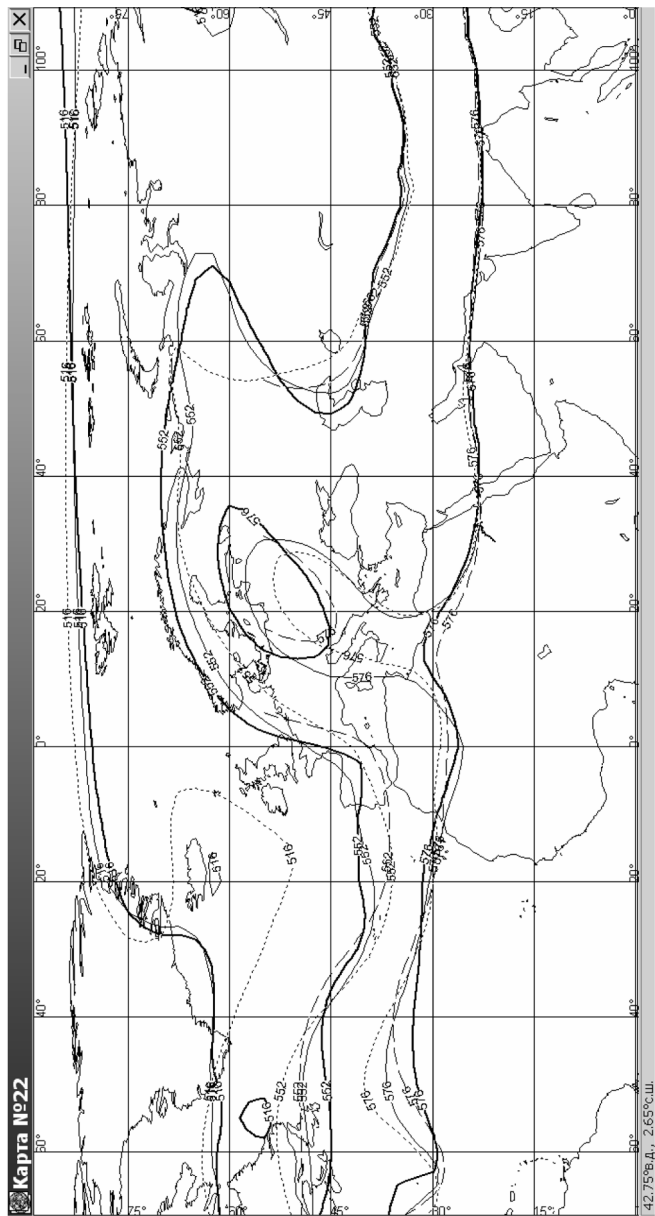


Рис. 4. Пример карт «спадетти» для прогноза с заблаговременностью 120 ч от 12 ч ВСВ 1 декабря 2006 г. Высота геопотенциальной поверхности 500 гПа. Изогипсы 516, 522 и 576 дкм. Для ясности изображения приведены только четыре члена ансамбля.

на составлять 12,5 % климатической изменчивости в Северном полушарии и 25 % — в Южном. Мы выполнили эксперименты с различными амплитудами начальных возмущений. Оказалось, что при использовании слишком малых амплитуд возмущения слабо растут в ходе прогноза и не обеспечивают достаточного разброса ансамбля. В случае больших амплитуд получаемый набор прогнозов можно рассматривать как полезный ансамбль (рис. 4).

Однако для окончательного выбора амплитуды возмущений необходимо выполнить параллельные ансамблевые прогнозы, использующие возмущения, выращенные из начальных возмущений с разной амплитудой, и оценить их качество для значительного числа случаев (обычно не менее 30), что требует больших вычислительных затрат.

### Заключение

В данной работе рассмотрены различные методы формирования ансамбля начальных данных для систем кратко- и среднесрочного прогноза. Несмотря на активные исследования в этой области, до сих пор нет однозначного ответа, какой метод предпочтительней. Кроме теоретической постановки задачи при формировании ансамбля начальных данных для моделей прогноза существенную роль играет выбор настроечных параметров, который хоть и основан на физических допущениях, но в достаточной степени произволен. Поэтому даже применение одного и того же метода в разных метеорологических центрах имеет свою специфику и требует выполнения большого объема численных экспериментов, а следовательно, и значительных вычислительных ресурсов.

Работа поддержана грантами РФФИ 04—0 5—64530-а, 05—0 5—64575-а, 07-05-13607-офи\_ц.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Курбаткин Г. П., Астахова Е. Д., Крупчатников В. Н., Рябинин В. Э. и др. Модель среднесрочного прогноза погоды // ДАН СССР. — 1987. — Т. 194, вып. 2. — С. 291—297.
2. Курбаткин Г. П., Дегтярев А. И., Фролов А. В. Спектральная модель атмосферы, инициализация и база данных для численного прогноза погоды. — СПб.: Гидрометеиздат, 1994. — 184 с.
3. Муравьев А. В., Куликова И. А., Круглова Е. Н., Казначеева В. Д. Использование ансамблей в прогнозе метеорологических полей // Метеорология и гидрология. — 2005. — № 7. — С. 5—17.

4. Розинкина И. А., Астахова Е. Д., Фролов А. В., Цветков В. И. и др. Особенности реализации новой версии спектральной модели Гидрометцентра России T85L31 и технологии выпуска глобальных кратко- и среднесрочных гидродинамических прогнозов // Тр. ГМЦ РФ. — 2002. — Вып. 338. — С. 84—98.
5. Фролов А. В., Астахова Е. Д., Розинкина И. А., Цветков В. И. и др. О практической предсказуемости метеорологических величин с помощью глобальной спектральной модели Гидрометцентра России // Метеорология и гидрология. — 2004. — № 5. — С. 5—20.
6. Anderson J. L. Selection of initial conditions for ensemble forecasts in a simple perfect model framework // J. Atm. Sci. — 1996. — Vol. 53, N 1. — P. 22—36.
7. Anderson J. L. Impact of dynamical constraints on the selection of initial conditions for ensemble prediction: Low-order perfect model results // Mon. Wea. Rev. 1997. — Vol. 125. — P. 2969—2983.
8. Atger F. Verification of intense precipitation forecasts from single models and ensemble prediction systems // Nonlinear Processes Geophys. — 2001. — N 8. — P. 401—417.
9. Bishop C. H., Etherton B. J., Majumdar S. Adaptive sampling with the ensemble transform Kalman filter. Part I: theoretical aspects // Mon. Weather Rev. — 2001. — Vol. 129. — P. 420—436.
11. Buizza R. Potential forecast skill of ensemble prediction and spread and skill distributions of the ECMWF ensemble prediction system // Mon. Wea. Rev. — 1997. — Vol. 125. — P. 99—119.
10. Buizza R., Houtekamer P. L., Toth Z., Pellerin P. et al. A comparison of the ECMWF, MSC and NCEP global ensemble prediction systems // Mon. Weather Rev. — 2005. — Vol. 133. — P. 1076—1097.
12. Buizza R., Palmer T. N. The singular-vector structure of the atmospheric general circulation // J. Atm. Sci. — 1995. — Vol. 52, N 9. — P. 1434—1456.
13. Ebisuzaki W., Kalnay E. Ensemble experiments with a new Lagged Analysis Forecasting scheme // Research Activities in Atmospheric and Oceanic Modelling. Rep. N 15. — WMO, 1991.
14. Ehrendorfer M. The Liouville equation and its potential usefulness for the prediction of forecast skill. Pt. I: Theory. Pt. II: Applications // Mon. Wea. Rev. — 1994. — Vol. 122. — P. 703—728.
15. Hamill T. M., Snyder C., Morss R. E. A comparison of probabilistic forecasts from bred, singular-vector and perturbed observation ensembles // Mon. Wea. Rev. — 2000. — Vol. 128. — P. 1835—1851.
16. Hoffman R. H., Kalnay E. Lagged average forecasting, an alternative to Monte Carlo forecasting // Tellus. — 1983. — Vol. 35A. — P. 100—118.
17. Houtekamer P. L., Derome J. Methods for ensemble prediction // Mon. Wea. Rev. — 1995. — Vol. 123. — P. 2181—2196.
18. Houtekamer P. L., Lefaivre L., Derome J., Ritchie H. et al. A system simulation approach to ensemble prediction // Mon. Wea. Rev. — 1996. — Vol. 124. — P. 1225—1242.
19. Kalnay E., Toth Z. Estimation of the growing modes from short range forecast errors // Res. Highlights of the NMC Development Division: 1990—1991, 1991. — Available from NMC, Washington DC 20233. — P. 160—165.
20. Leith C. E. Theoretical skill of Monte Carlo forecasts // Mon. Wea. Rev. — 1974. — Vol. 102. — P. 409—418.
21. Lorenz E. N. Deterministic nonperiodic flow // J. Atm. Sci. — 1963. — Vol. 20. — P. 130—141.
22. Lorenz E. N. A study of predictability of a 28-variable atmospheric model // Tellus. — 1965. — Vol. 17. — P. 321—333.
23. Molteni F., Buizza R., Palmer T. N., Petroliagis T. The ECMWF ensemble prediction system: Methodology and validation // Quart. J. Roy. Meteor. Soc. — 1996. — Vol. 122. — P. 73—119.

24. Molteni F., Palmer T. N. Predictability and finite-time instability of the northern winter circulation // *Quart. J. Roy. Met. Soc.* — 1993. — Vol. 119. — P. 269–298.
25. Mureau R., Molteni F., Palmer T. N. Ensemble prediction using dynamically conditioned perturbations // *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.* — 1993. — Vol. 119. — P. 299–323.
26. Palmer T. D., Andersen L. T. The prospects for seasonal forecasting — A review paper // *Quart. J. Roy. Met. Soc.* — 1994. — Vol. 114. — P. 755–793.
27. Stensrud D. J., Brooks H. E., Du J., Tracton M. S. et al. Using Ensembles for Short-Range Forecasting // *Mon. Wea. Rev.* — 1999. — Vol. 127. — P. 433–446
28. Toth Z., Kalnay E. Ensemble forecasting at NMC: The generation of perturbations // *Bull. Amer. Meteor. Soc.* — 1993. — Vol. 74. — P. 2317–2330.
29. Toth Z., Kalnay E. Ensemble forecasting at NCEP and the breeding method // *Mon. Wea. Rev.* — 1997. — Vol. 125. — P. 3297–3319.
30. Toth Z., Zhu Y., Marchok T. The ability of ensembles to distinguish between forecasts with small and large uncertainty // *Weather and Forecasting.* — 2001. — Vol. 16. — P. 436–477.
31. Wang X., Bishop C. H., Julier S. J. Which is better, an ensemble of positive/negative pairs or a centered spherical simplex ensemble? // *Mon. Weather Rev.* — 2004. — Vol. 132. — P. 1590–1605.
32. Wei M., Toth Z., Wobus R., Zhu Y. et al. Initial Perturbations for NCEP Ensemble Forecast System // *ThorpeX Symp. Proc. for the I THORPEX Internal Sci. Symp. 6–10 December 2004, Montreal, Canada. The Symp. Proc. in a WMO Publication.* — 2005. — WMO TD N 1237, WWRP THORPEX N 6. — P. 227–230.
33. Wei M., Toth Z., Wobus R., Zhu Y. et al. Ensemble Transform Kalman Filter-based ensemble perturbations in an operational global prediction system at NCEP // *Tellus.* — 2006. — Vol. 58A. — P. 28–44.