

СИСТЕМА АНСАМБЛЕВОГО ПРОГНОЗА НА ОСНОВЕ ЛОКАЛЬНОГО АНСАМБЛЕВОГО ФИЛЬТРА КАЛМАНА

В.С. Рогутов¹, М.А. Толстых^{2,1}, В.Г. Мизяк¹

*¹Гидрометеорологический научно-исследовательский центр
Российской Федерации*

*²Институт вычислительной математики РАН, г. Москва
rogutovv@mail.ru*

Введение

Для решения задачи прогноза погоды необходимо задать начальное состояние атмосферы на модельной сетке. Оценку состояния атмосферы в заданный момент времени получают в результате обработки наблюдений. Число наблюдений ограничено, они неоднородно распределены в пространстве и имеют погрешности. Таким образом, начальное состояние атмосферы всегда определяется (и будет определяться) неточно. Модели атмосферы, используемые для численного прогноза погоды, также имеют погрешности. Модели имеют конечное разрешение, часть процессов не учитывают или описывают параметрически. При этом погрешность прогноза погоды для определенного региона может зависеть от прогностической ситуации, сезона, наличия наблюдений в данном регионе и его окрестности. Таким образом, ставится задача не только дать максимально точный прогноз, но и оценить погрешность этого прогноза.

Детерминированный прогноз погоды не позволяет решить эту задачу. Для решения была предложена идея ансамблевого прогноза – многократного интегрирования одной или нескольких моделей атмосферы, использующих различные начальные условия (стартовый ансамбль). Ансамбль начальных условий задают в пределах неопределенности, с которой это начальное состояние известно. Полученный таким образом ансамбль прогнозов позволяет оценить неопределенность прогноза.

Для решения задачи ансамблевого прогноза, помимо решения задачи усвоения данных, необходимо сгенерировать ансамбль начальных условий (объективных анализов). Впервые оперативные системы ансамблевого прогноза были применены в Европейском центре среднесрочных прогнозов погоды (ECMWF) и американских Национальных центрах прогнозов окружающей среды (NCEP) в 1992 и 1993 гг. [24, 27]. Системы

ансамблевого прогноза могут быть основаны на методе выращивания возмущений (error breeding) [28], сингулярных векторах [11], эмпирических ортогональных функциях [30]. В последнее время получили распространение системы, использующие ансамблевые фильтры Калмана [10, 13, 20].

Кроме оценки погрешности прогноза, системы ансамблевого прогноза позволяют получать дополнительную информацию. Например, применение системы ансамблевого прогноза позволило успешнее решить задачу раннего предупреждения вероятных экстремальных погодных явлений [14].

В Гидрометцентре России разрабатывается система глобального ансамблевого среднесрочного прогноза. Эта система использует систему усвоения данных на основе локального ансамблевого фильтра Калмана с преобразованием ансамбля (LETKF, Local Ensemble transform Kalman filter) [25] для построения ансамбля начальных данных с использованием оперативных анализов Гидрометцентра России [5] и полулагранжеву модель атмосферы ПЛАВ [4] для вычисления ансамблевого прогноза.

1. Система усвоения на основе локального ансамблевого фильтра Калмана

Усвоение данных – это циклический процесс, состоящий из шага прогноза и шага анализа, обычно время одного шага – 6 часов. Объективный анализ, полученный на предыдущем временном шаге, используется для вычисления шестичасового прогноза погоды. Полученный прогноз (первое приближение) и накопленные за 6 часов наблюдения используются для вычисления оптимальной оценки состояния атмосферы в текущий момент (объективного анализа). Этот объективный анализ может использоваться для расчета детерминированного численного прогноза погоды.

Для расчета ансамбля прогнозов погоды необходим ансамбль объективных анализов. Задача ансамблевых фильтров Калмана – вычисление ансамбля анализов, разброс которого правильно отражает погрешность полученной оценки среднего анализа и со средним по ансамблю, равным оптимальной оценке текущего состояния атмосферы. В этом случае полученный ансамбль можно использовать для инициализации ансамблевого прогноза и ансамбль прогнозов будет отражать погрешность прогнозов, что позволяет использовать его как входные данные на следующем шаге цикла усвоения.

Введем следующие обозначения. Пусть y_j^o – вектор наблюдений размерности N_o ; $\{x_1^b, \dots, x_k^b\}$ – ансамбль первого приближения из k векторов

прогнозов размерности N_a , полученных на предыдущем шаге цикла усвоения. Как правило, величина k (размерность ансамбля) составляет несколько десятков, таким образом, она много меньше N_a и N_o . Обозначим $X^b = [x_1^b - \bar{x}^b, \dots, x_k^b - \bar{x}^b]$ – матрица отклонений от среднего первых приближений, где \bar{x}^b – среднее по ансамблю первое приближение; $X^a = [x_1^a - \bar{x}^a, \dots, x_k^a - \bar{x}^a]$ – матрица отклонений от среднего анализов; \bar{x}^a – средний анализ; \bar{x}^b – средний по ансамблю прогноз. P^b – матрица ковариации ошибок первого приближения; R – матрица ковариации ошибок наблюдений; H – оператор наблюдений, переводящий любой вектор x , принадлежащий «модельному» пространству размерности N_a , в вектор y , принадлежащий пространству наблюдений размерности N_o .

Предполагается, что ошибки векторов первого приближения и наблюдений имеют гауссово распределение, нулевое математическое ожидание, взаимно не коррелируют и не имеют временной корреляции.

В Ансамблевых фильтрах ансамбль первых приближений используется для оценки матрицы ковариации ошибок первого приближения. Таким образом, система усвоения вычисляет ансамбль анализов, используя наблюдения и результаты краткосрочного (как правило, 6-часового) ансамблевого прогноза в качестве первого приближения.

Вычисления в локальном ансамблевом фильтре Калмана с преобразованием ансамбля (ЛЕТКФ) производятся в пространстве ансамбля, что позволяет уменьшить объемы вычислений по сравнению с классическим фильтром Калмана, выполняющим вычисления в пространстве размерности N_a [19]. Матрица ковариации ошибок первого приближения в ЛЕТКФ непосредственно не вычисляется, но полученный ансамбль анализов позволяет аппроксимировать эту матрицу.

$$P^b = X^b (X^b)^T / (k - 1).$$

В пространстве первых приближений матрица ансамбля первых приближений \tilde{X}^b – единичная матрица. Волна над матрицами обозначает соответствующие матрицы в пространстве ансамбля размерности $k \times k$.

$$\tilde{X}^b = I, \quad (1)$$

$$\tilde{P}^b = \tilde{X}^b (\tilde{X}^b)^T / (k - 1) = I / (k - 1). \quad (2)$$

Здесь \tilde{P}^b – матрица ковариации первого приближения в пространстве ансамбля первых приближений. Средний анализ \bar{x}^a и матрицу X^a мы ищем в виде линейной комбинации векторов, входящих в X^b :

$$\bar{x}^a = \bar{x}^b + X^b w_a, \quad (3)$$

$$X^a = X^b W^a. \quad (4)$$

Веса w_a и W^a мы ищем из условия оптимальности \bar{x}^a (минимума среднеквадратической ошибки) и из условия совпадения полученной приближенной матрицы ковариации с матрицей ковариаций классического фильтра Калмана в ансамблевом пространстве.

$$P^a = (I + P^b H^T R^{-1} H) P^b. \quad (5)$$

Тогда

$$\bar{x}^a = \bar{x}^b + X^b \tilde{P}^a (H \bar{x}^b)^T R^{-1} (y - H \bar{x}^b), \quad (6)$$

$$X^a = X^b [(k-1) \tilde{P}^a]^{1/2}, \quad (7)$$

где

$$\tilde{P}^a = [(k-1)I + (HX^b)^T R^{-1} (HX^b)]^{-1}. \quad (8)$$

Здесь \tilde{P}^a – матрица ковариации анализа в пространстве ансамбля первых приближений.

Таким образом, вычисления по формулам (6)–(8) позволяют получить ансамбль анализов $X^a + \bar{x}^a$. Полученный ансамбль анализов далее может быть использован для расчета ансамбля прогнозов, используемого в качестве первого приближения для усвоения данных на следующем шаге цикла усвоения.

Решение (X^a и \bar{x}^a) в LETKF вычисляется локально. Вычисления по формулам (6)–(8) производятся независимо для каждого узла сетки с использованием своего набора локальных наблюдений, находящихся в пределах заранее заданного радиуса корреляции от выбранного узла. Такая локализация позволяет легко реализовать параллельные вычисления. Кроме того, локализация позволяет избежать влияния ложных корреляций между ошибками первых приближений в удаленных узлах. Ложные корреляции могут возникать при использовании оценки матрицы ковариации по ансамблю ограниченного размера.

В данной реализации фильтра [25] вычисления производятся независимо для каждого узла сетки, используя наблюдения, попадающие в локальную область – цилиндр заданного радиуса и высоты, построенный вокруг выбранного узла. Для локальных наблюдений элементы матрицы $(R)^{-1}$ поэлементно умножаются на убывающую с расстоянием функцию $f(r/c)$, где r – расстояние между узлом сетки, в котором рассчитывается анализ и точкой наблюдения; c – радиус корреляции. В качестве функции f используется корреляционная функция Гаспари – Кона [15].

$$f(x) = \begin{cases} x^2 \left(-\frac{5}{3} + x \left(\frac{5}{8} + x(0.5 - 0.25x) \right) \right) + 1 & 0 \leq |x| \leq 1 \\ x \left(-5 + x \left(\frac{5}{3} + x \left(\frac{5}{8} + x(-0.5 + x/12) \right) \right) \right) + 4 - \frac{2}{3 \cdot x}, & 1 \leq |x| \leq 2, \quad x = r/c. \quad (9) \\ 0 & |x| > 2 \end{cases}$$

Вертикальная локализация наблюдений реализована аналогично, в качестве r используется разность логарифма давления в точке наблюдения и логарифма давления узла сетки, в котором рассчитывается анализ.

Непосредственное применение ансамблевого фильтра (6) – (8) в цикле по срокам усвоения приводит к недооценке диагональных элементов матрицы ковариации первого приближения. Результатом становится постепенная недооценка веса измерений при циклическом усвоении. При циклическом усвоении в течение длительного времени, вес наблюдений может убывать неограниченно, и анализ будет полностью определяться первым приближением [29]. Причина в том, что при использовании ансамбля первых приближений для оценки матрицы ковариации ошибок мы не учитываем погрешность модели. Другая причина – использование для решения и для оценок матриц ковариаций ансамбля ограниченного размера. Один из вариантов решения проблемы недооценки веса измерений – применение различных параметризаций неадиабатических процессов подсеточного масштаба, возмущения параметров этих параметризаций на шаге прогноза для разных участников ансамбля (стохастическая параметризация) [18]. Другой способ, использованный в данной реализации фильтра – использование аддитивной и мультипликативной инфляции [19, 25, 26].

В ансамблевых фильтрах обычно применяют аддитивную и мультипликативную инфляцию. При использовании мультипликативной инфляции матрица ковариации ошибок первого приближения умножается на коэффициент ρ , больший единицы, и (8) приобретает вид

$$\tilde{P}^a = [(k-1)\rho^{-1}I + (HX^b)^T R^{-1} (HX^b)]^{-1}. \quad (8')$$

При использовании аддитивной инфляции к полученным участникам ансамбля X^a прибавляется случайный шум, параметризующий погрешность модели.

$$(x_i^a)_{\text{inf}} = x_i^a + \varepsilon, \quad (10)$$

где x_i^a – столбцы матрицы X^a , полученные в (7); i – номер участника ансамбля; ε – случайный шум. $[(x_1^a)_{\text{inf}}, \dots, (x_k^a)_{\text{inf}}]$ – итоговый ансамбль анализов после применения инфляции.

В данной реализации фильтра используются обе инфляции. Аддитивная инфляция (10) использует

$$\varepsilon(h, p) = \sum_{mn} \hat{r}_{mn}(h, p) Y_{mn}, \quad (11)$$

где Y_{mn} – сферические гармоники степени n и порядка m [21]; h, p – номер модельного уровня и номер модельной переменной. Коэффициенты \hat{r}_{mn} – сгенерированные псевдослучайные числа с гауссовым распределением, умноженные на заданную функцию от номера модельного уровня по вертикали; такие \hat{r}_{mn} некоррелированы для разных m, n и p и имеют заданную корреляцию по вертикали [23]. Дисперсии величин \hat{r}_{mn} задаются константами так, чтобы полученный шум имел заданный радиус корреляции по горизонтали и вертикали и заданную дисперсию. Радиус корреляции и дисперсия настраиваются в зависимости от модельного уровня h и переменной p .

2. Особенности реализации системы ансамблевого прогноза на основе LETKF

В системе ансамблевого прогноза погоды использовалась оперативная версия глобальной полулагранжевой модели атмосферы ПЛАВ [4] с разрешением $0,9 \times 0,72$ градуса по долготе и широте соответственно, 28 сигма-уровней по вертикали. Эта модель была разработана в Институте вычислительной математики РАН и Гидрометцентре России. Особенностью этой модели является использование конечных разностей четвертого порядка на несмещенной сетке для аппроксимации неадвективных слагаемых, а также использование вертикальной компоненты абсолютного вихря и горизонтальной дивергенции в качестве прогностических переменных. Модель использует набор параметризаций процессов подсеточного масштаба (коротко- и длинноволнового излучения, глубокой и мелкой конвекции, процессов в пограничном слое атмосферы, трения гравитационных волн, обмена тепла и влаги с поверхностью), разработанных международным консорциумом ALADIN/LACE [16].

Для генерации ансамбля анализов используется система усвоения данных на основе LETKF [25].

В системе усвоения данных на основе LETKF в настоящий момент усваиваются следующие наблюдения:

– наблюдения на наземных станциях и судовые наблюдения (SYNOP, SHIP): приземное давление, приземная влажность, температура на уровне 2 м, компоненты скорости ветра на уровне 10 м (около 10000 наблюдений в 00, 06, 12 и 18 ч);

- наблюдения радиозондов (TEMP) на 16 стандартных уровнях: температура, влажность и компоненты скорости ветра (около 600–700 радиозондов в 00 и 12 ч, около 70–90 радиозондов в 06 и 18 ч);
- самолетные наблюдения (AIREP): температура и компоненты скорости ветра (около 4000–11000 наблюдений);
- спутниковые наблюдения ветра (SATOВ): компоненты скорости ветра (более 20000 наблюдений);
- спутниковые наблюдения скорости ветра AMV (около 200000–250000 наблюдений);
- спутниковые наблюдения ASCAT скорости ветра над поверхностью моря (400000–700000 наблюдений).

Система усвоения включает блок усвоения данных для инициализации температуры и влагосодержания почвы с помощью инкрементов анализов приземной температуры и влажности [3]. Для усвоения приземной температуры был реализован алгоритм двумерного вариационного усвоения [2]. Для усвоения приземной относительной влажности применяется алгоритм оптимальной интерполяции.

Эта система позволяет инициализировать при запуске модели ПЛАВ приземную температуру, влажность и почвенные переменные (поверхностную температуру почвы, температуру глубинного слоя, влагосодержание приповерхностного и глубинного слоя). Блок усвоения почвенных характеристик согласован с применяемой в ПЛАВ параметризацией процессов на поверхности суши с учетом растительности [6, 8, 22] (ISBA, Interaction Soil Biosphere Atmosphere).

В блоке усвоения почвенных переменных в виду отсутствия оперативных наблюдений для параметров почвы для коррекции значений почвенных переменных в каждой точке горизонтальной сетки используются инкременты анализа температуры и влажности на высоте 2 м. Реализована схема коррекции почвенных переменных, предложенная D. Giard и E. Bazile [17].

Система усвоения на основе LETKF может работать в цикле автономно, используя лишь первое приближение, полученное моделью ПЛАВ и наблюдения. Схема автономной работы в цикле приведена на рис. 1а. Однако большая часть спутниковых наблюдений, несущих значительный объем информации о состоянии атмосферы, в настоящее время системой усвоения никак не учитываются. Это приводит к повышенной погрешности анализов при автономной работе системы усвоения (особенно в Южном полушарии, где число усваиваемых наблюдений невелико).

Для повышения точности анализа при циклическом усвоении была привлечена дополнительная информация – стартовые файлы модели

ПЛАВ, подготовленные по данным оперативных анализов Гидрометцентра России [5] и результатам работы собственного блока анализа приземных и почвенных данных, описанного выше [3]. Эти анализы использовались в качестве среднего анализа вместо вычисленного фильтром \bar{x}^a по формуле (7). После чего полученный ансамбль анализов использовался в качестве начального условия для ансамблевого прогноза погоды на 6 часов. В этой версии системы ансамблевого прогноза усвоение почвенных переменных не запускается, так как используемый стартовый файл уже содержит поля почвенных переменных. Схема работы в цикле этой версии изображена на рис. 1б.

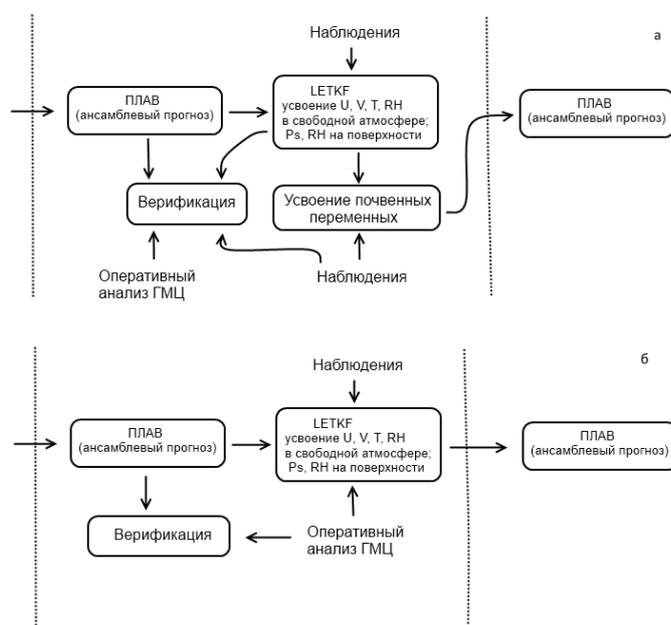


Рис. 1. Схема автономной работы в цикле системы усвоения LETKF (а) и работы в цикле с привлечением оперативных анализов Гидрометцентра России (б).

Таким образом, среднеквадратическая ошибка ансамблевого прогноза определяется оперативным анализом Гидрометцентра России, а разбросы ансамблей – системой усвоения LETKF. Это приводит к завышению разбросов в тех областях, где количество усваиваемых наблюдений оперативной системой усвоения существенно выше, чем в системе LETKF.

Были проведены численные эксперименты по усвоению данных с 24 ноября по 31 декабря 2016 г. 6-часовой ансамблевый прогноз использовался в качестве первого приближения в системе усвоения, и в результате усвоения наблюдений вычислялся ансамбль анализов.

Для проверки ансамблевого прогноза раз в сутки в срок 0 ч ВСВ ансамблевый прогноз рассчитывался с заблаговременностью до 120 ч. Вычислялась погрешность среднего по ансамблю прогноза (по сравнению с оперативным анализом на время прогноза) и вычислялся разброс ансамбля.

Для проверки ансамблевого прогноза раз в сутки в срок 0 ч ВСВ ансамблевый прогноз рассчитывался с заблаговременностью до 120 ч. Вычислялась погрешность среднего по ансамблю прогноза (по сравнению с оперативным анализом на время прогноза) и вычислялся разброс ансамбля.

На рис. 2 приведены результаты первого запуска системы ансамблевого прогноза в квазиоперативном режиме. На графиках приведены погрешности среднего по ансамблю прогноза и разбросы ансамбля прогнозов в срок с 1 по 31 декабря 2016 г. Таким образом, первые семь дней эксперимента были использованы для настройки фильтра Калмана. На рис. 2 приведены зонально осредненные среднеквадратические отклонения (СКО) и разбросы ансамблей прогнозов на 24 и 72 часа полей геопотенциала H500, температуры на уровне 850 гПа (T850), давления на уровне моря P0, скорости ветра на уровне 850 гПа (W850) и компонент скорости ветра U и V на уровнях 250 и 850 гПа (U250, V250, U850, V850). При первых запусках системы ансамблевого прогноза разница разбросов и СКО 24-часовых прогнозов в Северном полушарии и тропиках оказалась невелика.

Как видно из рисунков, разбросы ансамблей растут медленнее, чем СКО, с ростом заблаговременности прогноза. Разбросы 72-часовых прогнозов почти везде заметно ниже СКО. Устранение этого недостатка возможно путем включения в модель ПЛАВ стохастических возмущений правых частей прогностических уравнений, содержащих параметризованные эффекты процессов подсеточного масштаба.

В мировой практике для этого применяются несколько подходов, часто их используют совместно: умножение правых частей прогностических уравнений на множитель вида $(1+\varepsilon)$, где ε определяется по формуле типа (11) [23], стохастическая модификация спектра кинетической энергии [7], стохастическое возмущение ключевых параметров, управляющих работой конкретных параметризаций [9] и другие. Такие стохастические возмущения рассматриваются как способ приближенного учета неизвестной нам ошибки прогностической модели.

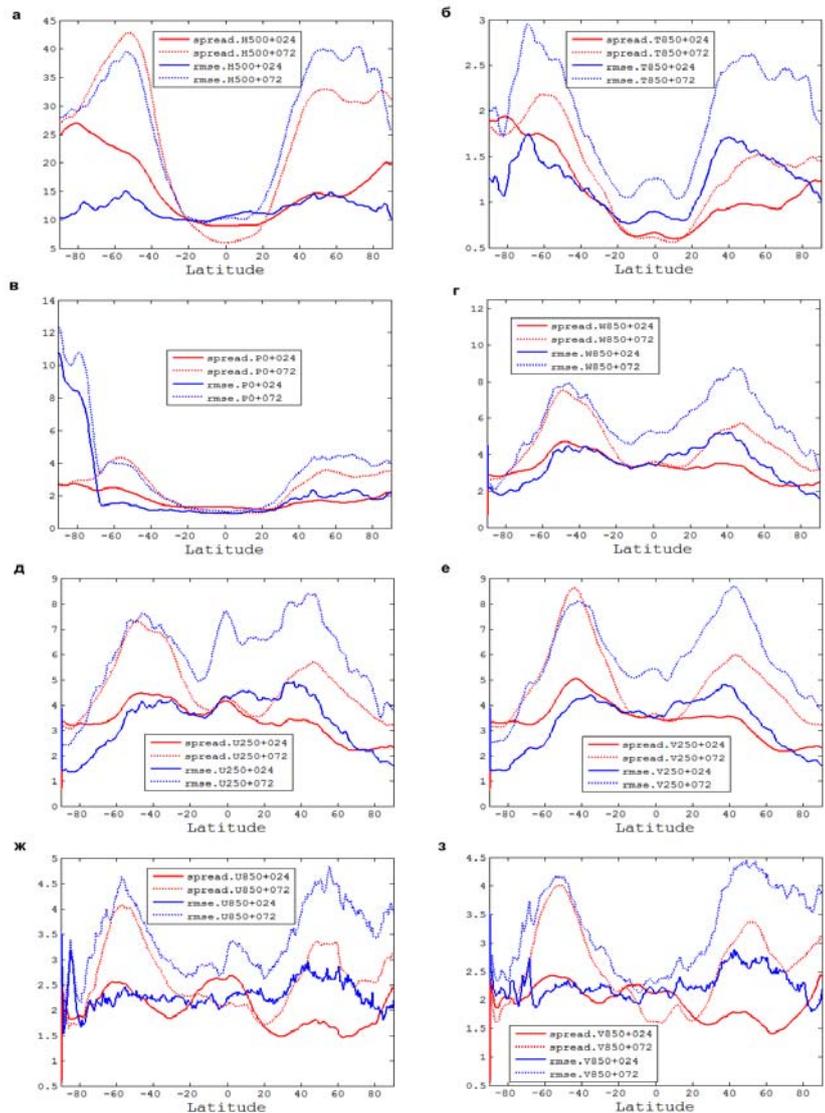


Рис. 2. Зонально осредненные среднеквадратичные погрешности (синие линии) и разбросы ансамблей (красные) прогнозов на 24 ч (сплошные) и 72 ч (прерывистые) полей H500 (а), T850 (б), P0 (в), W850 (г), U250 (д), V250 (е), U850 (ж), V850 (з) при циклической работе системы ансамблевого прогноза.

Разбросы ансамблей в Южном полушарии завышены по сравнению с СКО для большинства полей. Это связано с недостатком используемых спутниковых наблюдений в системе усвоения LETKF. Эта разница может быть уменьшена путем добавления в систему LETKF новых наблюдений или настройкой инфляций.

Разбросы геопотенциала H500 (рис. 2а) завышены в Южном полушарии и севернее 60° с. ш. Это объясняется недостатком наблюдений в системе усвоения LETKF по сравнению с оперативной системой усвоения Гидрометцентра России. В тропиках и в Северном полушарии южнее 60° с. ш. разбросы близки к СКО.

Разбросы температуры (рис. 2б) примерно сопоставимы с СКО в Южном полушарии и приполярных широтах (севернее 70° с. ш.) и занижены в тропиках и Северном полушарии южнее 70° с. ш. Возможная причина – заниженная инфляция температуры.

Для компонент скорости ветра на уровне 850 гПа (U850, V850) в тропиках разбросы ансамблей заметно выше, а в Северном полушарии заметно ниже, чем СКО 24-часовых прогнозов. Разбросы скорости ветра на уровне 850 гПа (рис. 2ж, з) примерно соответствуют СКО в Южном полушарии, немного завышены в тропиках и сильно занижены в Северном полушарии.

На рис. 3 приведена зависимость среднего разброса ансамбля и СКО в Северном полушарии (20–0° с. ш.) в зависимости от заблаговременности прогноза. Видно, что разброс ансамбля растет медленнее, чем СКО. Как указано выше, в нашей системе пока отсутствуют стохастические возмущения правых частей прогностических уравнений.

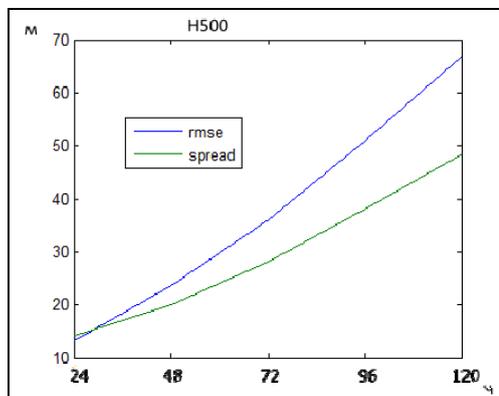


Рис. 3. Среднеквадратическое отклонение (синим) и разброс ансамбля (зеленым) геопотенциала поверхности 500 гПа (H500) в Северном полушарии.

Для прогнозов в Северном полушарии были получены оценки Брайера (BS, Brier score).

В формулировке Брайера [12] для события, которое может попадать в 1 из r классов, BS рассчитывается по формуле:

$$BS = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^m (f_{ij} - E_{ij})^2, \quad (12)$$

где m – число событий; E_{ij} принимает значение 0 или 1 в зависимости от того, попало ли i -ое событие в j класс; f_{ij} – спрогнозированная вероятность такого попадания. Классы выбираются непересекающимися и полностью описывающими вероятностное пространство, так что $\sum_{j=1}^r f_{ij} = 1$.

В нашем случае, выбирались 2 класса: величина попадает в выбранный диапазон или не попадает. Тогда (12) приобретает вид

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - y_i)^2 \quad (13)$$

где f_i – вероятность события в ансамблевом прогнозе; y_i – факт (0 если не произошло, или 1 если произошло), N – количество исходов (произведение числа модельных узлов с выбранной величиной на количество прогнозов). BS случайного прогноза ($f_i = 0,5$) всегда равно 0,25, BS идеального прогноза равен 0.

В таблице приведены оценки Брайера прогнозов поля H500 в Северном полушарии (20–90° с. ш.) с заблаговременностью от 1 до 5 суток.

Таблица. Оценки Брайера прогнозов поля H500 в Северном полушарии, диапазон $x > x^c + \sigma$

	Заблаговременность прогноза, сутки				
	1	2	3	4	5
LETKF+ПЛАВ	0,03	0,04	0,05	0,07	0,09
ECMWF		0,02	0,03	0,04	0,06
JMA		0,03	0,04	0,06	0,08
RUMS		0,06	0,09	0,11	0,14

Приведены оценки Брайера для диапазона $x > x^c + \sigma$, где x – значение поля; x^c – климат; σ – климатическая изменчивость. Для сравнения в таблице приведены оценки Брайера с сайта <http://epsv.kishou.go.jp> для диапазона $x > x^c + \sigma$, полученные Европейским центром среднесрочных

прогнозов (ECMWF), Японским метеорологическим агентством (JMA) и оперативной системой ансамблевого прогноза Гидрометцентра России (RUMS) [1] в декабре 2016 года.

Как видно из таблицы, полученные значения BS для поля H500 уступают ведущим центрам, но сопоставимы с результатами ансамблевых прогнозов Гидрометцентра России.

Заключение

Разработана система среднесрочного ансамблевого прогноза на основе системы усвоения LETKF и глобальной полулагранжевой модели ПЛАВ. Эта система работает в квазиоперативном режиме.

При первых запусках системы ансамблевого прогноза разница разбросов и среднеквадратического отклонения 24-часовых прогнозов в Северном полушарии и тропиках невелика. В Южном полушарии разбросы ансамблей 24-часовых прогнозов заметно выше, чем СКО. Добавление в систему усвоения LETKF новых спутниковых наблюдений должно уменьшить эту разницу в приполярных широтах и Южном полушарии.

Разбросы ансамблей растут медленнее, чем СКО, с ростом заблаговременности прогноза. Устранение этого недостатка возможно путем использования стохастических возмущений тенденций прогностических переменных в модели ПЛАВ.

Для полей скорости ветра на уровнях 250 и 850 гПа в тропиках разбросы ансамблей заметно выше, а в Северном полушарии заметно ниже, чем СКО 24-часовых прогнозов. Возможная причина – занижены инфляции.

Оценки Брайера прогнозов поля высоты поверхности 500 гПа оказываются сопоставимы с оперативной системой ансамблевых прогнозов Гидрометцентра России.

В дальнейшем планируется развитие системы ансамблевого прогноза:

- подключение новой версии модели ПЛАВ с гибридной вертикальной координатой, большим числом вертикальных уровней и рядом усовершенствований в параметризациях процессов подсеточного масштаба (с тем же горизонтальным разрешением);
- настройка параметров инфляции;
- добавление в систему усвоения новых наблюдений;
- использование стохастических возмущений правых частей прогностических уравнений в модели ПЛАВ.

Это может позволить уменьшить ошибки ансамблевого прогноза и получить более близкие к погрешностям разбросы ансамбля.

Работа выполнена при поддержке РФФИ, проект № 17-05-01227.

Список использованных источников

1. 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. № 43. С. 63-79.
2. Богословский Н.Н., Толстых М.А. Реализация схемы усвоения для почвенных переменных в глобальной полулагранжевой модели прогноза погоды // Вычислительные технологии. 2006. Т. 11. Спец. выпуск. Ч. 3. С. 20-25.
3. Толстых М.А., Богословский Н.Н., Шляева А.В., Мизяк В.Г. Оперативная технология расчета глобальных прогнозов с помощью полулагранжевой модели атмосферы ПЛАВ // Труды Гидрометцентра России. 2011. Вып. 346. С. 170-180.
4. Толстых М.А., Желен Ж.Ф., Володин Е.М., Богословский Н.Н., Вильфанд Р.М., Киктев Д.Б., Красюк Т.В., Кострыкин С.В., Мизяк В.Г., Фадеев Р.Ю., Шапкин В.В., Шляева А.В., Эзау И.Н., Юрова А.Ю. Разработка многомасштабной версии глобальной модели атмосферы ПЛАВ // Метеорология и гидрология. 2015. № 6. С. 25-35.
5. Цырульников М.Д., Свиренко П.И., Гайфулин Д.Р., Горбунов М.Е., Багров А.Н. Новая технология циклического усвоения данных на основе схемы анализа 3D-var // Результаты испытания новых и усовершенствованных технологий, моделей и методов гидрометеорологических прогнозов. 2016. № 43. С. 3-12.
6. Bazile E., Haitti M. El, Bogatchev A., Spiridonov V. Improvement of the snow parameterization in ARPEGE/ALADIN. Proceedings of SRNWP // HIRLAM Workshop on Surface Processes, Turbulence and Mountain Effects; Madrid, 22–24 October 2001. January 2002.
7. 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. P. 603-626.
8. Boone A., Masson V., Meyers T., Noilhan J. The Influence of the Inclusion of Soil Freezing on Simulations by a Soil–Vegetation–Atmosphere Transfer Scheme // J. Appl. Meteorol. 2000. Vol. 39. P. 1544-1569.
9. Bowler N., Arribas A., Beare S., Mylne K., Shutts G.J. The local ETKF and SKEB: Upgrades to the MOGREPS short-range ensemble prediction system // Quart. J. Roy. Met. Soc. 2009. Vol. 135. P. 767-776.
10. Bowler N., Arribas A., Mylne K., Robertson K., Beare S. The MOGREPS short-range ensemble prediction system // Quart. J. Roy. Met. Soc. 2008. Vol. 134. P. 703-722.
11. Bourke W., Buizza R., Naughton I M. Performance of the ECMWF and the BoM Ensemble Systems in the Southern Hemisphere // ECMWF Technical Memorandum. 2004. No. 440. P. 1-30.
12. Brier G. Verification of forecasts expressed in terms of probability // Mon. Wea. Rev. 1950. Vol. 78. P. 1-3.

13. *Charron M., Pellerin G., Spacek L., Houtekamer P., Gagnon N., Mitchell H., Michelin L.* Toward Random Sampling of Model Error in the Canadian Ensemble Prediction System // *Mon. Wea. Rev.* 2010. Vol. 138. P. 1877-1901.
14. *Cloke H.L., Pappenberger F.* Operational flood forecasting: a review of ensemble techniques // *Technical Memoranda ECMWF.* 2008. P. 1-29.
15. *Gaspari G., Cohn S.* Construction of the correlation functions in two and three dimensions // *Quart. J. Roy. Meteorol. Soc.* 1999. Vol. 125. P. 723-757.
16. *Geleyn J.F., Bazile E., Bougeault P. et al.* Atmospheric parameterization schemes in Meteo-France's ARPEGE N.W.P. model // UK: ECMWF. 1995. P. 385-402.
17. *Giard D., Bazile E.* Implementation of a new assimilation scheme for soil and surface variables in a global NWP model // *Mon. Wea. Rev.* 2000. Vol. 128. P. 997-1015.
18. *Houtekamer P.L., Herschel L. Mitchell, Xingxiu Deng.* Model Error Representation in an Operational Ensemble Kalman Filter // *Mon. Wea. Rev.* 2009. Vol. 137. P. 2126-2143.
19. *Hunt B.R., Kostelich E.J., Szunyogh I.* Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: A local ensemble transform Kalman filter // *Physica D: Nonlinear Phenomena.* 2007. Vol. 230. P. 112-126.
20. *Ma J., Zhu Y., Hou D. et al.* Ensemble Transform with 3D Rescaling Initialization Method // *Mon. Wea. Rev.* 2014. Vol. 142. P. 4053-4073.
21. *Machenhauer B.* Spectral Methods // *Seminar on Numerical Methods in Atmospheric Models,* 9-13 September 1991, ECMWF, Reading, UK. P. 3-85.
22. *Noilhan J., Planton S.* A simple parameterization of land surface processes for meteorological models // *Mon. Wea. Rev.* 1989. Vol. 117. P. 536-549.
23. *Palmer T.N., Buizza R., Doblas-Reyes F. et al.* Stochastic Parametrization and Model Uncertainty // *Technical Memoranda, ECMWF.* 2009. P. 1-42.
24. *Palmer T.N., Molteni F., Mureau R. et al.* Ensemble predictions // *Technical Memorandum ECMWF.* 1992. P. 1-46.
25. *Shlyayeva A., Tolstykh M., Mizyak V., Rogutov V.* Local ensemble transform Kalman filter data assimilation system for the global semi-Lagrangian atmospheric model // *Rus. J. Num. Analys. Math. Model.* 2013. Vol. 28. P. 419-442.
26. *Tippett M.K., Anderson J.L., Bishop C.H. et al.* Ensemble Square Root Filters // *Mon. Wea. Rev.* 2003. Vol. 131. P. 1485-1490.
27. *Toth Z., Kalnay E.* Ensemble forecasting at NMC: The generation of perturbations // *Bull. Am. Meteorol. Soc.* 1993. Vol. 74. P. 2318-2330.
28. *Toth Z., Kalnay E.* Ensemble Forecasting at NCEP and the Breeding Method // *Mon. Wea. Rev.* 1997. Vol. 125. P. 3297-3319.
29. *Whitaker J.S., Hamill T.M.* Ensemble data assimilation without perturbed observations // *Mon. Wea. Rev.* 2002. Vol. 30. P. 1913-1920.
30. *Zhang Z., Krihsnamurti T.N.* Perturbation Method for Hurricane Ensemble Predictions // *Mon. Wea. Rev.* 1999. Vol. 127. P. 447-469.

Поступила в редакцию 19.05.2017 г.