

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СПУТНИКОВЫХ ДАННЫХ НАБЛЮДЕНИЙ ВЕТРА НА УРОВНЕ МОРЯ ASCAT В СИСТЕМЕ УСВОЕНИЯ ДАННЫХ НА ОСНОВЕ ЛОКАЛЬНОГО АНСАМБЛЕВОГО ФИЛЬТРА КАЛМАНА

В.С. Розутов¹, М.А. Толстых^{2,1}

*¹Гидрометеорологический научно-исследовательский центр
Российской Федерации;*

*²Институт вычислительной математики РАН
rogutovv@mail.ru; mtolstykh@mail.ru*

Введение

Для расчетов численных прогнозов погоды требуются начальные данные. Оценку состояния атмосферы на модельной сетке в заданный момент времени получают с помощью системы усвоения данных наблюдений, и точность прогноза во многом определяется точностью этой оценки. Система усвоения данных для получения оценки текущего состояния атмосферы (объективного анализа) использует шестичасовой прогноз (первое приближение), полученный с использованием предыдущего анализа, и данные наблюдений.

Прямые (или контактные) наблюдения в основном сосредоточены над сушей. Спутниковые наблюдения имеют глобальное покрытие, поэтому усвоение спутниковых данных играет особенно большую роль для определения текущего состояния атмосферы над океанами, где количество прямых наблюдений невелико.

В Гидрометцентре России разрабатывается система усвоения данных на основе локального ансамблевого фильтра Калмана с преобразованием ансамбля (Local Ensemble Transform Kalman Filter – LETKF) [8]. В настоящей статье представлено дальнейшее

развитие системы усвоения на основе LETKF, а именно реализация усвоения спутниковых наблюдений приводного ветра, полученных с помощью скаттерометров ASCAT.

Данные скаттерометров особенно важны при усвоении данных над океанами, где количество прямых наблюдений невелико. Хотя наличие льда на поверхности не позволяет скаттерометрам определить скорость ветра, с потеплением климата и сокращением площади полярных льдов эти данные со временем, возможно, будут играть все большую роль при усвоении данных в Арктическом регионе.

1. Система усвоения данных 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 6-часового прогноза погоды. Полученный прогноз (первое приближение) и накопленные за 6 часов наблюдения используются для вычисления оптимальной оценки состояния атмосферы в текущий момент (объективного анализа).

Пусть $x^a(t_{j-1})$ размерности N_a – вектор объективного анализа, полученный на предыдущем шаге усвоения; $x^b(t_j) = M_{j-1,j}(x^a(t_{j-1}))$ – первое приближение; $M_{j-1,j}$ – оператор модели атмосферы; y_j^o – вектор 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 фильтрах Калмана поле анализа ищется в виде.

$$x^a(t_j) = x^b(t_j) + W(y_j^o - H_j(x^b(t_j))), \quad (1)$$

где весовая матрица W в случае линейного оператора $H_j(x)$ определяется как

$$W = P_j^b H_j^T (H_j P_j^b H_j^T + R_j)^{-1}. \quad (2)$$

Здесь P^b – матрица ковариации ошибок первого приближения; R – матрица ковариации ошибок наблюдений; $H(x) = Hx$ – оператор наблюдений, проецирующий поле первого приближение в пространство наблюдений.

Если оператор модели $M_{j-1,j}$ линейный, то матрицы ковариации определяются формулами

$$P_j^a = P_j^b - P_j^b H_j^T (H_j P_j^b H_j^T + R_j)^{-1} H_j P_j^b \quad (3)$$

$$P_j^b = M_{j-1,j} P_{j-1}^a M_{j-1,j}^T + Q_{j-1,j}, \quad (4)$$

где $Q_{j-1,j}$ – матрица ковариации ошибок модели.

В современных глобальных моделях атмосферы размерность векторов анализа и первого приближения может достигать порядка $10^7 - 10^9$. Прямое вычисление матриц ковариаций такой размерности по формулам (3) – (4) невозможно с практической точки зрения.

В локальном ансамблевом фильтре Калмана с преобразованием ансамбля (LETKF) [8] вместо прямого вычисления матриц ковариаций используются ансамбли анализов и первых приближений для их аппроксимации. Таким образом, система усвоения вычисляет ансамбль анализов, используя наблюдения и результат 6-часового ансамблевого прогноза в качестве первого приближения. При этом полученный ансамбль анализов позволяет аппроксимировать матрицу ковариации ошибок анализа.

Вычисления в LETKF производятся в пространстве ансамбля, что позволяет уменьшить объемы вычислений. Пусть $\{x_1^a(t_{j-1}), \dots, x_k^a(t_{j-1})\}$ – ансамбль из k векторов анализов, заданный (или полученный) на предыдущем шаге усвоения. Как правило, величина k составляет несколько десятков, таким образом, она много меньше N_a и N_o . Пусть $x_i^b(t_j)$ – результат прогноза погоды на момент t_j , стартовавшего с анализа $x_i^a(t_{j-1})$. Обозначим $X^b = [x_1^b(t_j) - \bar{x}^b(t_j), \dots, x_k^b(t_j) - \bar{x}^b(t_j)]$ – матрица отклонений от

среднего первых приближений, где \bar{x}^b – среднее по ансамблю первое приближение; $X^a = [x_1^a(t_j) - \bar{x}^a(t_j), \dots, x_k^a(t_j) - \bar{x}^a(t_j)]$ – матрица отклонений от среднего анализом; \bar{x}^a – средний анализ. Матрицу ковариации первого приближения можно оценить, используя матрицу ансамбля

$$P_j^b = X^b (X^b)^T / (k - 1). \quad (5)$$

Средний анализ \bar{x}^a и матрицу X^a мы ищем в виде линейной комбинации векторов, входящих в X^b :

$$\bar{x}^a = \bar{x}^b + X^b w_a, \quad (6)$$

$$X^a = X^b W^a. \quad (7)$$

Тогда

$$\bar{x}^a(t_j) = \bar{x}^b(t_j) + X^b \tilde{P}^a (H_j X^b)^T R_j^{-1} (y_j - H_j \bar{x}^b(t_j)), \quad (8)$$

$$X^a = X^b [(k - 1) \tilde{P}^a]^{1/2}, \quad (9)$$

$$\tilde{P}^a = [(k - 1)I + (H_j X^b)^T R_j^{-1} (H_j X^b)]^{-1}, \quad (10)$$

\tilde{P}^a – матрица ковариации анализа в пространстве ансамбля первых приближений размерности $k \times k$. При этом матрицу P_j^a можно оценить по полученному ансамблю анализа.

При использовании ансамбля, состоящего из k участников, матрица P^b имеет ранг, равный $k - 1$. При небольших k и больших размерностях P^b это приводит к появлению ложных корреляций. Для повышения ранга матрицы P^b и уменьшения ложных корреляций применяется локализация. В данной реализации фильтра [13] 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 анализа и наблюдением;

c – радиус корреляции. В качестве функции f используется корреляционная функция Гаспари – Кона [5]

$$f(x) = \begin{cases} x^2 \left(-\frac{5}{3} + x \left(\frac{5}{8} + x(0,5 - 0,25x) \right) \right) + 1 & 0 \leq |x| \leq 1 \\ x \left(-5 + x \left(\frac{5}{3} + x \left(\frac{5}{8} + x(-0,5 + x/12) \right) \right) \right) + 4 - \frac{2}{3x}, & 1 \leq |x| \leq 2 \\ 0 & |x| > 2 \end{cases}$$

$$x = r/c. \quad (11)$$

Вертикальная локализация наблюдений реализована аналогично, в качестве r используется разность логарифмов давлений между наблюдением и узлом анализа.

Кроме подавления ложных корреляций, использование локализации позволяет легко распараллелить алгоритм. Объективный анализ в каждом узле сетки может рассчитываться независимо.

Усвоение наблюдений по формулам (8) – (10) приводит к недооценке диагональных элементов матрицы ковариации P^b . Это приводит к недооценке веса измерений при циклическом усвоении совместно с моделью атмосферы. При циклическом усвоении в течение длительного времени вес наблюдений может убывать неограниченно, и анализ будет полностью определяться первым приближением [15]. Причина в том, что при использовании (5) для оценки матрицы ковариации ошибок первого приближения мы не учитываем погрешность модели. Другая причина – использование для решения и для оценок матриц ковариаций ансамбля ограниченного размера. Один из вариантов решения этой проблемы – применение различных параметризаций неадиабатических процессов подсеточного масштаба, возмущения параметров этих параметризаций на шаге прогноза для разных участников ансамбля [7]. Другой способ, использованный в данной реализации фильтра – использование аддитивной и мультипликативной инфляции [8, 13, 14].

При использовании мультипликативной инфляции матрица ковариации ошибок первого приближения умножается на коэффициент ρ , больший единицы, и (10) приобретает вид

$$\tilde{P}^a = [(k-1)\rho^{-1}I + (HX^b)^T R^{-1} (HX^b)]^{-1} \quad (10')$$

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

В данной реализации фильтра используются обе инфляции, аддитивная инфляция реализована в виде шума $\varepsilon = \sum_{mn} \hat{r}_{mn} Y_{mn}$ [10],

где Y_{mn} – сферические гармоники, коэффициенты \hat{r}_{mn} имеют гауссово распределение, коррелированы по высоте и независимы по времени, для разных переменных и для разных m и n . Коэффициент ρ и дисперсия сгенерированных случайных величин \hat{r}_{mn} задаются константами, не зависящими от времени.

К достоинствам LETKF можно отнести возможность оценивать матрицы ковариаций в ходе усвоения. В частности, LETKF позволяет оценивать и использовать при усвоении взаимные корреляции разных переменных. Также особенностью LETKF является генерация ансамбля начальных состояний в процессе его работы, что востребовано в системах ансамблевого прогноза.

2. Краткое описание данных ASCAT (Advanced SCATterometr)

Скаттерометр – это активный зонд, размещенный на спутнике и работающий в микроволновой области (обычно в Ку-диапазоне или в С-диапазоне). Скаттерометры излучают электромагнитную волну и принимают сигнал, рассеянный от поверхности воды в обратном направлении. Интенсивность этого сигнала зависит от формы поверхности, которая в свою очередь зависит от скорости ветра на поверхности. Экспериментально было найдено, что скорость и направление ветра над поверхностью моря хорошо описывают изменение интенсивности рассеянного в обратном направлении сигнала при небольших углах падения [9]. Таким образом, интенсивность отраженного сигнала позволяет определить скорость и направление ветра на поверхности моря.

Впервые скаттерометр был размещен на спутнике Seasat, запущенном в 1978 г. Он проработал три месяца. Следующими стали

ERS1 и ERS2, запущенные в 1991 и 1995 г, NSCAT в 1996, QuickSCAT в 1999, SeaWind в 2002 г. и др. В настоящее время в оперативном режиме доступны данные скаттерометров ASCAT. Скаттерометры ASCAT размещены на спутниках METOP-A и METOP-B Европейского космического агентства (ESA), запущенных в 2006 и 2012 г. Спутники METOP – это полярно-орбитальные спутники, что обеспечивает глобальное покрытие данными. Скаттерометры ASCAT работают на частоте 5,255 ГГц и измеряют скорость приводного ветра в двух полосах шириной около 500 км на расстоянии 600 км друг от друга. Для усвоения доступны данные с разрешением 12,5 и 25 км.

При обработке измерений скаттерометров существует неопределенность в определении направления ветра. Эту неопределенность удастся устранить, используя для каждой точки наблюдения несколько волн, падающих под разными углами и с разными поляризациями сигнала. Технически, это реализуют либо вращением антенны (например, так работали скаттерометры SeaWind, OSCAT), либо применением нескольких антенн, расположенных под углом друг к другу (например, такой вариант был реализован в скаттерометрах ERS и ASCAT).

Наличие суши или льда может сильно исказить полученный сигнал. Поэтому, наблюдения, сделанные над сушей или льдом необходимо отфильтровывать. Суша легко отфильтровывается с использованием маски суша/море. При этом, сигнал над сушей может быть использован для оценки влажности почвы [3]. Фильтрация льда так же возможна [12] и становится более точной при использовании первого приближения температуры и ветра.

Общей проблемой при усвоении данных скаттерометров является искажение сигнала при наличии дождей. Например, наличие сильных дождей приводило к ошибкам измерений скорости ветра до 15–20 м/с [11]. В скаттерометрах ASCAT использование более длинных волн уменьшает влияние дождя на ошибки измерений, однако эти ошибки все еще остаются значительными. Спутниковые наблюдения дождя не доступны в оперативном режиме для усвоения данных, поэтому искаженные сильными дождями наблюдения необходимо отфильтровывать на этапе контроля качества наблюдений.

В [4] было показано, что данные приводного ветра Seasat оказывают значительное влияние на анализ поверхностных полей. Авторы работы [6] использовали данные скаттерометров ERS1 в оперативной системе усвоения Европейского центра среднесрочных прогнозов погоды (ECMWF), основанной на схеме оптимальной интерполяции. Им не удалось получить улучшения качества прогноза. Однако позднее в экспериментах метеослужбы Великобритании (UK Met Office) удалось получить повышение качества анализов при использовании тех же данных [2]. Использование данных скаттерометров приводило к значительному уменьшению ошибок прогнозов.

На рис. 1 приведено покрытие наблюдениями ASCAT за 1 ноября 2014 года (рис. 1 а) и за период 01–30 ноября 2014 г. (рис. 1 б). Как видно из рисунка, ASCAT обеспечивают глобальное покрытие данными поверхности океана, за исключением покрытых льдом областей. В отсутствие льда для каждой точки мы имеем от 10 до 45 наблюдений в течение месяца

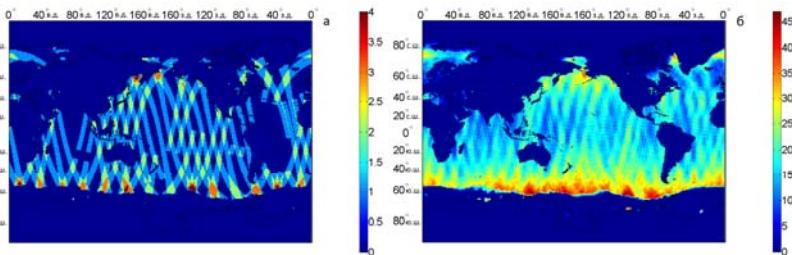


Рис. 1. Покрытие данными ASCAT за 1 день 01 ноября 2014 г. (слева) и за месяц 01–30 ноября 2014 г. (справа).

Цветом показано количество наблюдений ASCAT.

3. Результаты численных экспериментов

Были проведены численные эксперименты по непрерывному циклическому усвоению. В экспериментах с использованием вышеописанной ансамблевой системы усвоения использовались 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 каждых суток);
- 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);
- данные наблюдений приводного ветра ASCAT (около $4-7 \cdot 10^5$ наблюдений компонент скорости ветра на уровне моря в 6-часовом окне усвоения).

Кроме скорости приводного ветра, ASCAT т позволяет определять влажность почвы и покрытие океана льдом. Но эти данные в численных экспериментах не использовались.

Для вычисления первых приближений использовалась оперативная версии глобальной полулагранжевой модели атмосферы ПЛАВ [1] 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.

Для верификации результатов усвоения по полученным ансамблям анализов вычислялись средние анализы, которые затем использовались для запуска прогноза погоды с заблаговременностью от 1 до 5 суток. Для оценки погрешности прогнозов использовались поля объективного анализа Гидрометцентра России. Для верификации полученных анализов и первых приближений по данным наблюдений использовались данные наблюдений на радиозондах, судовые наблюдения, наблюдения на автоматических буйах и данные скатеррометров ASCAT. Были проведены две серии экспериментов по усвоению данных в цикле: с пассивным усвоением данных ASCAT (данные использовались только для вычисления погрешностей и не использовались при усвоении)

и с усвоением данных ASCAT. Усвоение проводилось для периодов 01–31 ноября 2014 г. и 15 мая – 15 июня 2015 года.

Данные ASCAT с высоким пространственным разрешением (25 км) обладают значительными погрешностями, и, кроме того, ошибки соседних наблюдений могут быть скоррелированы. Эта корреляция наблюдений не учитывается системой усвоения и может приводить к значительным погрешностям анализа. При этом пространственное разрешение используемой версии модели ПЛАВ не позволяет воспроизводить атмосферные процессы на таких масштабах. Поэтому при усвоении эти данные были сгруппированы в супернаблюдения (т. е. в качестве наблюдений использовались средние наблюдения по ячейкам сетки с заданным размером) с пространственным разрешением, сравнимым с шагом модели.

В средних широтах модель имеет шаг около 80 км. Для построения супернаблюдений мы генерируем редуцированную широтно-долготную сетку с заданным расстоянием (80 км) между ячейками и для полученных ячеек вычисляем средние наблюдения и средние координаты. Полученные средние используются в качестве супернаблюдений. При попадании наблюдения на границу ячеек оно учитывается только в одном ближайшем супернаблюдении.

Использование супернаблюдений позволяет уменьшить объем вычислений. Кроме того, супернаблюдения имеют меньшую погрешность и меньшую взаимную корреляцию по сравнению с исходными наблюдениями.

На рис. 2 приведена зависимость разности наблюдений и первых приближений от модельного давления в точках наблюдений для компонент скорости ветра U (рис. 2 а, б) и V (рис. 2 в, г) и количество супернаблюдений (рис. 2 д, е) в Южном полушарии и Северном при пассивном усвоении данных ASCAT (красным цветом). Приведены суммарные результаты для обоих сроков. Как видно из рисунков, на уровнях 1050–925 гПа в Южном полушарии и 1025–900 гПа в Северном полушарии, где сосредоточена большая часть (более 99 %) наблюдений, погрешности наблюдений ASCAT резко вырастают с уменьшением приземного давления. Одна из возможных причин – влияние осадков, более вероятных

в области низкого давления. Другая причина – несовпадение модельной орографии и реального рельефа. Это может приводить к искажениям моделируемой скорости ветра возле поверхности на внутренних озерах и в прибрежных районах.

Поэтому при усвоении данных не использовались наблюдения на внутренних озерах, наблюдения при низком уровне давления и наблюдения с достаточно большой высотой модельной орографии (погрешности отфильтрованных данных и их количество показаны на рис. 2 синим цветом). Как видно из рисунков, в Северном полушарии отфильтрованные данные имеют более высокую погрешность. В Южном полушарии количество отфильтрованных данных почти на порядок ниже, их погрешность незначительно отличается от погрешности использованных при усвоении наблюдений.

Для проверки влияния данных ASCAT на точность среднесрочных прогнозов с заблаговременностью до 5 суток оценивались среднеквадратические погрешности полей приземного давления (P_0), высот поверхностей 850, 500, 250 гПа (H850, H500, H250), полей температуры и модуля скорости ветра на уровнях 850, 500, 250 гПа (T850, T500, T250, W850, W500, W250 соответственно) в Северном и Южном полушариях. На рис. 3 приведены среднеквадратические погрешности прогнозов в Южном полушарии, полученных при использовании и без использования данных ASCAT при усвоении в цикле данных наблюдений 01–30 ноября 2014 г. (четыре верхних рисунка) и 15 мая – 15 июня 2015 г. (четыре нижних рисунка) для полей H250, H850, W250, W850. Зеленым обведены статистически значимые по t-критерию Стьюдента уменьшения погрешностей при использовании данных ASCAT с уровнем значимости 0,05. Для верификации прогнозов использовались оперативные анализы Гидрометцентра России.

Приведенные на рис. 3 результаты показывают, что использование наблюдений ASCAT приводит к уменьшению погрешности прогнозов в Южном полушарии. Уменьшаются погрешности прогнозов в том числе и на больших высотах (250 Гпа). Изменения погрешности высот поверхностей 850, 250 гПа в прогнозах оказались даже более значимыми, чем изменения погрешности скорости ветра.

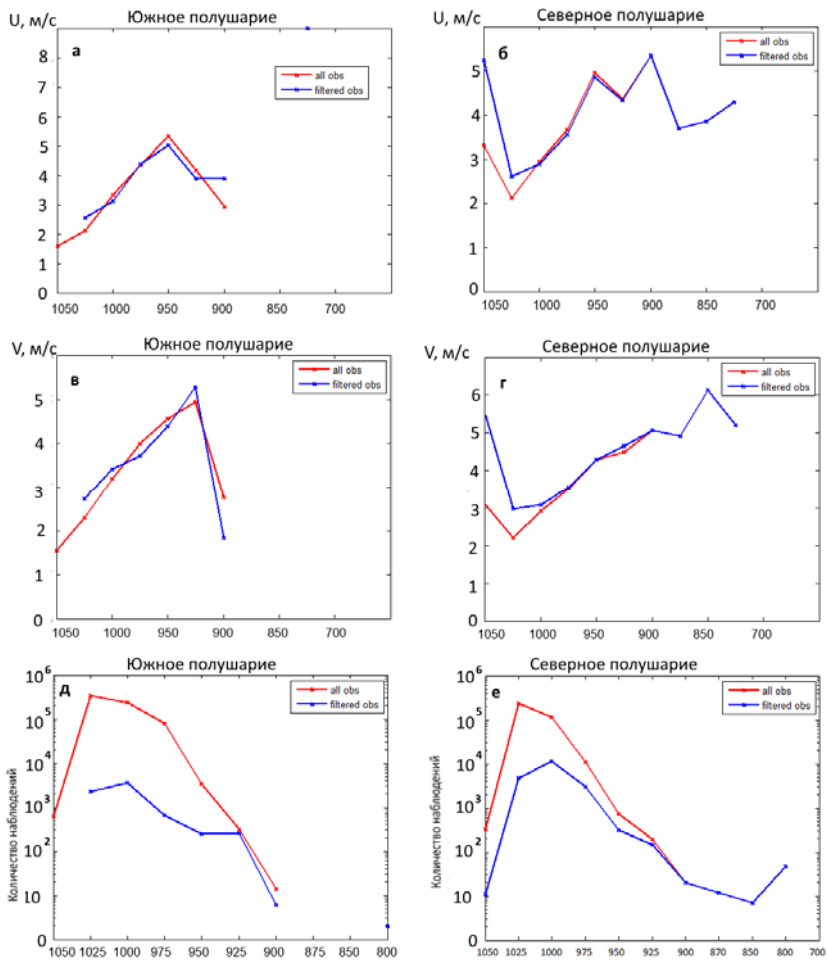


Рис. 2. Зависимость среднеквадратичного отклонения супернаблюдений ASCAT и первого приближения от давления на поверхности для всех супернаблюдений ASCAT (показано красным) и отфильтрованных (синим) компонент скорости ветра U (а, б), V (в, г) и количество супернаблюдений (д, е) в Северном полушарии (справа) и Южном полушарии (слева).

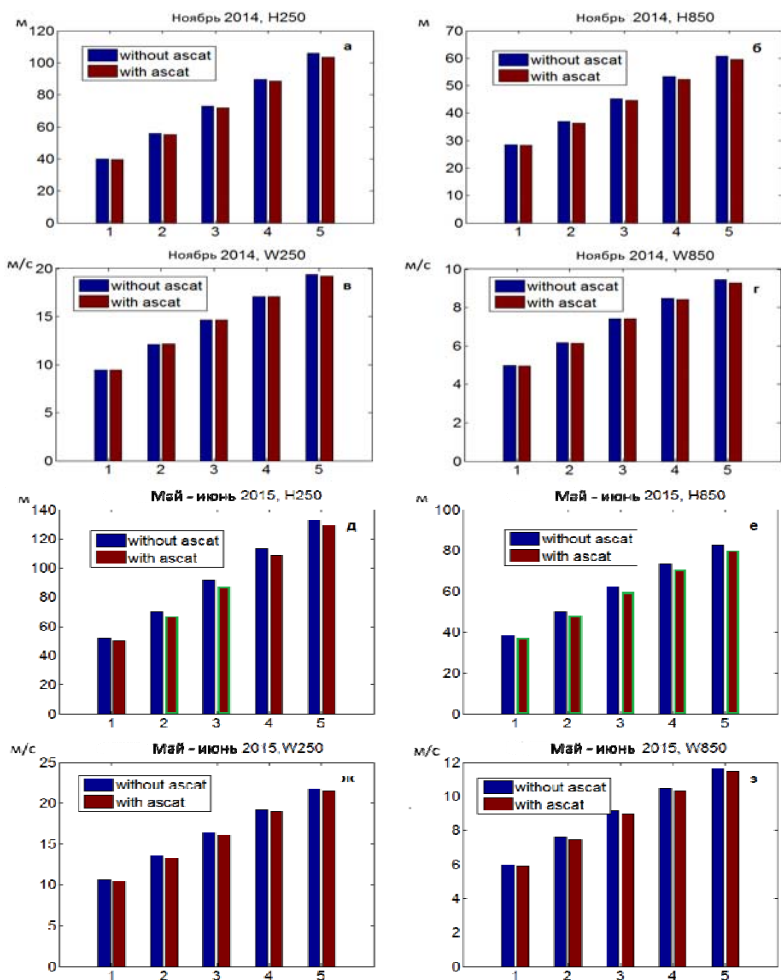


Рис. 3. Погрешности прогнозов полей H850 (б, е), H250 (а, д), W850(г, з), W250 (в, ж) с заблаговременностью прогноза 1–5 суток с использованием наблюдений ASCAT (красным) и без использования (синим) для Южного полушария 01–30 ноября 2014 г. (а–г) и 15 мая – 15 июня 2015г. (д–з). Статистически значимые изменения с уровнем значимости 0,05 уменьшения погрешностей обведены зеленым.

Аналогичные результаты получены для уровней 500 гПа. (не приведены на рисунках).

Для других полей, не приведенных на рис. 3 (для температуры на уровнях 850, 500 и 250 гПа и приземного давления) результаты аналогичны. Так, среднеквадратическая погрешность 3-дневного прогноза T850, T500, T250 в мае-июне в Южном полушарии в результате применения данных ASCAT уменьшается с 3,84, 2,99 и 3,08, до 3,74, 2,89 и 3,04 градусов соответственно.

Можно сделать вывод о том, что добавление наблюдений скорости ветра позволило повысить точность объективного анализа температуры и влажности благодаря возможности учета системой ансамблевого усвоения взаимных корреляций модельных переменных в ошибках первого приближения.

При этом погрешности прогноза на сутки и первого приближения (6-часового прогноза) меняются менее заметно, чем ошибки прогнозов с заблаговременностью 2–5 суток. Изменения погрешностей прогнозов в мае-июне оказались более значимыми, чем в ноябре.

В Северном полушарии погрешности прогнозов меняются незначительно.

Можно сделать вывод о том, что использование данных ASCAT помогает улучшить качество воспроизведения динамики атмосферы в Южном полушарии. В северном вклад данных ASCAT почти не заметен. Возможная причина таких различий – недостаток наблюдений в Южном полушарии в текущей версии системы усвоения (помимо ASCAT, при усвоении использовались в основном контактные наблюдения, большая часть которых расположена над сушей в Северном полушарии), из-за чего вклад наблюдений ASCAT при усвоении оказывался более высоким.

Выводы

Реализовано усвоение данных наблюдений ASCAT в системе усвоения данных на основе LETKF [13].

Численные эксперименты показали, что использование данных ASCAT позволяет повысить точность прогнозов в Южном полушарии. Ошибки уменьшаются как возле поверхности

(850 гПа), так и на больших высотах (250 гПа). Изменения погрешности высот геопотенциалов оказались даже более значимыми, чем изменения погрешности скорости ветра. Можно сделать вывод о том, что добавление наблюдений скорости ветра позволило повысить точность объективного анализа не только скорости ветра, но и температуры с влажностью благодаря учету системой ансамблевого усвоения взаимных корреляций модельных переменных в ошибках первого приближения.

Влияние данных ASCAT на точность прогнозов в Северном полушарии незначительно. Это может объясняться недостатком количества усваиваемых наблюдений в текущей версии системы усвоения, большая часть которых сосредоточена в Северном полушарии. В Южном полушарии количество усваиваемых данных невелико, и добавление данных ASCAT в систему усвоения существенно увеличивает объем информации о текущем состоянии атмосферы.

Высокие значения разности наблюдений и первых приближений для части наблюдений указывают на возможность повысить точность анализа (а следовательно, и прогнозов) при усвоении данных ASCAT в системе усвоения данных. Вероятно, качество используемых супернаблюдений может быть повышено за счет реализации более совершенных алгоритмов контроля качества наблюдений, а также за счет правильного учета времени наблюдений.

Исследование выполнено в Гидрометцентре России за счет гранта Российского научного фонда (проект №14-37-00053).

Список использованных источников

1. *Толстых М.А.* Глобальная полулагранжева модель численного прогноза погоды. – М; Обнинск: ОАО ФООП, 2010. – 111 с.
2. *Andrews P.L., Bell R.S.* Optimizing the United Kingdom Meteorological Office data assimilation for ERS-1 scatterometer winds // *Mon. Weather Rev.* – 1998. – Vol. 126. – P.736–746.
3. *Bartalis Z., Wagner W., Naeimi et al.* Initial soil moisture retrievals from the METOP-A Advanced Scatterometer (ASCAT)// *Geophys. Res. Let.* – 2007. – Vol. 34. – L20401.

4. *Baker W.E., Atlas R., Kalnay E. et al.* Large-scale analysis and forecast experiments with wind data from the Seasat-A scatterometer // *J. Geophys. Res.* – 1984. – Vol. 89. – P. 4927–4936.

5. *Gaspari G., Cohn S.* Construction of the correlation functions in two and three dimensions // *Quart. J. Roy. Meteorol. Soc.* – 1999. – No. 125. – P. 723–757.

6. *Hoffman R.N.* A preliminary study of the impact of the ERS 1 C band scatterometer wind data on the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts global data assimilation system // *J. Geophys. Res.* – 1993. – Vol. 98. – P. 10233–10244.

7. *Houtekamer P.L., Mitchell H.L., Deng X.* Model Error Representation in an Operational Ensemble Kalman Filter // *Mon. Wea. Rev.* – 2009. – No. 137. – P. 2126–2143.

8. *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. – No. 230. – P. 112–126.

9. *Isaksen L., Jannsen P.* Impact of ERS scatterometer winds in ECMWF's assimilation system // *Quart. J. Roy. Meteorol. Soc.* – 2004. – Vol. 130. – P. 1793–1814.

10. *Palmer T.N., Buizza R., Doblas-Reyes F.T. et al.* Stochastic parameterization and model uncertainty // *ECMWF Tech. Memo.* – 2009. – No. 598.

11. *Portabella M., Stoffelen A.* Rain Detection and Quality Control of SeaWinds // *J. Atm. Oceanic Technol.* – 2001. – Vol. 18, No. 7. – P. 1171–1183.

12. *Rivas M.B., Verspeek J., Verhoef A., Stoffelen A.* Bayesian sea ice detection with the Advanced Scatterometer // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.* – 2012. – Vol. 50, No. 7. – P. 2649–2657.

13. *Shlyava A., Tolstykh M., Mizyak V., Rogutov V.* Local ensemble transform Kalman filter data assimilation system for the global semi-Lagrangian atmospheric model // *Russ. J. Num. An. & Math. Mod.* – 2013. – No. 28. – P. 419–442.

14. *Tippett M.K., Anderson J.L., Bishop C.H. et al.* Ensemble Square Root Filters // *Mon. Wea. Rev.* – 2003. – No. 131. – P. 1485–1490.

15. *Whitaker J.S., Hamill T.M.* Ensemble data assimilation without perturbed observations // *Mon. Wea. Rev.* – 2002. – No. 130. – P. 1913–1924.

Поступила в редакцию 19.07.2016 г.