

УДК 551.5.001.57

ТЕХНОЛОГИЯ ОЦЕНИВАНИЯ ВЛИЯНИЯ ДАННЫХ ДЗЗ НА КАЧЕСТВО ЧИСЛЕННЫХ ПРОГНОЗОВ ПОГОДЫ

С.А. Солдатенко, А.В. Тертышников, Н.В. Ширшов

Улучшение качества численных прогнозов погоды за последнее десятилетие было достигнуто за счет совершенствования математических моделей, роста вычислительных мощностей, существенно возросшего объема используемых данных ДЗЗ. Развитие системы мониторинга природной среды, технологий ДЗЗ, обуславливает необходимость оценивания влияния конкретного вида и источника информации на качество численных прогнозов погоды.

Рассмотрен универсальный метод оценки влияния различных видов метеорологических данных на качество численных прогнозов погоды, использующий аппарат теории оптимального управления, теории чувствительности и сопряженных уравнений. В качестве меры ошибки прогноза используется энергетическая норма.

Получены оценки влияния различных видов информации, получаемой со спутников, на ошибку прогноза.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: ВАРИАЦИОННОЕ УСВОЕНИЕ, СОПРЯЖЕННЫЕ УРАВНЕНИЯ, ТЕОРИЯ ЧУВСТВИТЕЛЬНОСТИ, ЧИСЛЕННЫЙ ПРОГНОЗ ПОГОДЫ, GPS, ГЛОНАСС, ДЗЗ, НАБЛЮДАТЕЛЬНАЯ СЕТЬ, ИНФОРМАЦИЯ.

ВВЕДЕНИЕ

Численное прогнозирование погоды требует задания начальных условий, которые формируются в результате усвоения большого объема метеорологической информации, получаемой со всей территории земного шара. Существенная роль в задачах усвоения данных и подготовки начальных условий для численного прогноза погоды (ЧПП) принадлежит технологиям дистанционного зондирования Земли из космоса (ДЗЗ) [1-3].

Достоверность ЧПП зависит от качества данных наблюдений и точности используемых моделей. Развитие глобальной метеорологической наблюдательной системы, разнообразие и обилие технических средств получения данных делают актуальной задачу оценки влияния конкретного вида и источника информации на качество прогноза погоды.

Существуют два основных подхода к решению этой задачи. Первый подход сводится к исключению из рассмотрения конкретного вида информации и последующего сравнения полученного прогноза погоды с контрольным экспериментом, в котором метеорологическая информация учитывается в полном объеме.

В зарубежной научной литературе подобный подход упоминается как «data denial experiment» [4]. Второй подход сводится к оценке чувствительности функционалов, характеризующих меру ошибки прогноза, к данным наблюдений [5-7]. Этот подход является универсальным и дает возможность в рамках одного вычислительного эксперимента оценить влияние различных видов информации на качество ЧПП для текущей даты прогноза.

Необходима технология оценки влияния различных данных наблюдений на качество ЧПП на основе теории чувствительности и сопряженных уравнений [8, 9].

ЧЕТЫРЁХМЕРНОЕ ВАРИАЦИОННОЕ УСВОЕНИЕ ДАННЫХ

ЧПП выполняется, как правило, с помощью детерминированных математических моделей атмосферы, которые в конечно-разностном виде представляют собой дискретную по времени динамическую систему следующего вида

$$u_{i+1} = M_{i,i+1}(u_i) + \varepsilon_i, \quad u_{i=0} = u_0, \quad i \in \mathbf{Z}, \quad (1)$$

где $u_i \in \mathbf{R}^n$ – n -мерный вектор состояния дискретной модели, i – номер шага по времени

($i = 0, 1, 2, \dots$), $M_{i,i+1} : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ – нелинейный оператор, описывающий эволюцию вектора состояния на временном интервале $\Delta t_i = t_{i+1} - t_i$ и неявно учитывающий параметры модели, ε_i – ошибки модели, u_0 – начальные условия, которые задают траекторию системы (1) $\{u(t_i)\}_{i=0}^{\infty}$.

Можно показать, что состояние системы (1) u_i в момент времени t_i , при условии, что ошибки модели $\varepsilon_i = 0$, выражается явно через начальные условия, т.е. $u_i = M_{0,i}(u_0)$, где $M_{0,i}$ – разрешающий эволюционный оператор.

Детерминированные модели, используемые в прогностических задачах, характеризуются высокой чувствительностью к начальным условиям [10]. Поведение моделируемой системы при определенных обстоятельствах с течением времени начинает напоминать случайный процесс, несмотря на то, что оно определяется детерминированными законами. Это означает, что начальные условия для ЧПП должны определяться с высокой степенью точности.

Начальные условия формируются в рамках системы усвоения метеорологической информации. На практике широкое распространение получили вариационные методы усвоения, рассматривающие задачу определения начальных условий как задачу оптимального управления, в которой управляемыми переменными являются начальные условия функций состояния, а функционал, подлежащий минимизации, характеризует невязку между прогнозом, полученным с помощью модели, и результатами наблюдений [1, 11-14].

Обозначим через $u^f \in \mathbb{R}^n$ "истинное" состояние атмосферы, которое нам неизвестно. Цель усвоения – получить оценку u^f , называемую анализом и обозначаемую как u^a , используя некоторую априорную информацию о состоянии системы $u^b \in \mathbb{R}^n$ и данные наблюдений $y_i^o \in \mathbb{R}^k$, $i = 0, \dots, N$. Априорная информация обычно представляет собой результат прогноза за предыдущий срок и носит название состояния первого приближения. Процедура четырехмерного вариационного усвоения (4D-VAR) рассматривается на конечном временном интервале $\Delta t_a = [t_0, t_N]$, называемом окном усвоения, внутри которого имеются данные измерений. Используя эти данные, система 4D-VAR дает возможность получить начальные условия u_0 , с помощью которых может быть получен прогноз заданной заблаговременности $u^f \in \mathbb{R}^n$. В задачах ЧПП величина интервала Δt_a составляет 6-12 часов.

Системы 4D-VAR строятся на основе ряда допущений. Так, случайные ошибки первого приближения $\varepsilon^b = u^f - u^b$ полагаются несмещенными, т.е. $\langle \varepsilon^b \rangle = 0$, а ковариационная матрица ошибок $\langle (\varepsilon^b)(\varepsilon^b)^T \rangle = B \in \mathbb{R}^{n \times n}$ считается известной. На практике наиболее часто используется предположение о нормальности распределения ошибок ε^b , т.е. $\varepsilon^b \sim N(0, B)$. Ошибки измерений $\varepsilon_i^o = y_i^o - H_i(u_i)$, $i = 0, \dots, N$, где $H : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^{k \times k}$ – нелинейный оператор, отображающий состояние рассматриваемой системы (атмосферы) на пространство наблюдений, включают в себя инструментальные ошибки и ошибки репрезентативности.

Предполагается, что ошибки ε_i^o являются несмещенными, независимыми и точность измерений известна, т.е. $\langle \varepsilon_i^o \rangle = 0$, $\langle \varepsilon_i^o \varepsilon_j^o \rangle = 0$ при $i \neq j$, $\langle (\varepsilon_i^o)(\varepsilon_i^o)^T \rangle = R_i$, $i = 0, \dots, N$, где $R_i \in \mathbb{R}^{k \times k}$ – ковариационные матрицы ошибок измерений. Принимается также, что ошибки измерений подчинены нормальному закону, т.е. $\varepsilon_i^o = N(0, R_i)$.

Размерность вектора состояния современных численных моделей атмосферы достаточно велика – $n \in O(10^7 - 10^8)$, поэтому $k \ll n$. Модель, используемая для прогнозирования, обычно считается «идеальной», т.е. ошибки ε_i^m в (1) полагаются равными нулю. Если же ошибки модели известны, то их учёт в рамках алгоритмов усвоения данных проблем не вызывает. Задача 4D-VAR сводится к нахождению такого начального вектора состояния u_0^a , который доставляет минимум априори заданному функционалу качества $J(u_0)$:

$$u_0^a = \arg \min_{u_0 \in \mathbb{R}^n} J(u_0),$$

при этом полагается, что в начальный момент известны состояние первого приближения системы u_0^b и соответствующая ковариационная матрица ошибок B_0 , а в моменты времени $t_i \in [t_0, t_N]$ также заданы данные измерений y_i^o и соответствующие ковариационные матрицы ошибок R_i , $i = 0, \dots, N$. Поскольку предполагается, что ошибки ε^b и ε^o распределены по закону Гаусса, то тогда можно показать, что функционал качества имеет следующий вид:

$$J(u_0) = \frac{1}{2}(u_0 - u_0^b)^T B_0^{-1}(u_0 - u_0^b) + \frac{1}{2} \sum_{i=0}^N (H_i(u_i) - y_i^o)^T R_i^{-1}(H_i(u_i) - y_i^o). \quad (2)$$

Если оператор H – линейный, т.е. $H(u) = H \cdot u \in \mathbb{R}^{k \times n}$, то функционал (2) является квадратичным и условие его минимума имеет вид:

$$\nabla_u J(u_0^a) = 0$$

Таким образом, 4D-VAR – нелинейная оптимизационная задача с ограничениями вида (1), имеющая своей целью нахождение глобального минимума функционала (2). Эта задача решается с помощью подходящего итерационного алгоритма, требующего на каждой итерации оценивать целевой функционал (2) и его градиент:

$$\nabla_{u_0} J(u_0) = B_0^{-1}(u_0 - u_0^b) + \sum_{k=0}^K M_{0,i}^T H_i^T R_i^{-1}(H_i(u_i) - y_i^o) = 0. \quad (3)$$

Выражение (3) получено путем линеаризации нелинейных операторов H : и M относительно траектории первого приближения u^b :

$$H_i = \left. \frac{\partial H_i}{\partial u} \right|_{u=u^b}, \quad M_{0,i} = \left. \frac{\partial M_{0,i}}{\partial u} \right|_{u=u^b},$$

где H_i и $M_{0,i}$ – соответствующие матрицы Якоби. В (3) $M_{0,i}^T = M_{0,1}^T M_{1,2}^T \dots M_{i-1,i}^T$ – матрица, сопряженная с матрицей $M_{0,i}$.

В данном случае сопряженная матрица $M_{0,i}^T$ совпадает с транспонированной, поскольку $M_{0,i}$ – действительная матрица.

Оценка градиента целевого функционала требует построения сопряженной модели, линеаризованной относительно траектории первого приближения. Решение сопряженной задачи в обратном направлении времени позволяет вычислить градиент целевой функции (3).

ОСНОВНЫЕ ИСТОЧНИКИ МЕТЕОРОЛОГИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ

Для получения метеорологической информации под эгидой ВМО в 1963 году была создана постоянно обновляемая и модернизируемая Глобальная система наблюдений (ГНС), которая охватывает все технические средства на земле, на море, в воздухе и в космическом пространстве. Получаемые с ее помощью измерительные данные используются для решения различных задач, в том числе задач ЧПП.

ГНС включает в себя следующие основные компоненты: наземные (в том числе автоматические) метеорологические станции и корабли (SYNOP, SHIP, METAR); станции радиозондирования (TEMP); буи различного типа (BUOY); самолётные наблюдения (AIREP); ветровые профайлеры и

шары-зонды (PROFL, PILOT); спутниковые метеорологические системы; другие системы наблюдений; центры обработки, систематизации и хранения данных измерений; центры национальных метеослужб, а также региональные и международные метеоцентры.

Большие территории земного шара имеют относительно малую плотность сети метеорологических станций, поэтому роль космических метеорологических систем в получении метеоинформации является очень важной. Глобальная спутниковая система наблюдений состоит из геостационарных и полярных космических аппаратов России, стран Европейского союза, США, Японии, Китая, Индии. Для получения метеоинформации на спутниках устанавливаются разнообразные устройства активного и пассивного зондирования атмосферы. Основными источниками данных о состоянии окружающей природной среды, используемыми в системах усвоения информации, являются следующие: системы зондирования AMSU-A/B, HIRS, AIRS, IASI, MHS, ATOVS; скаттерометры ERS, ASCAT, QuikSCAT; тепловизоры: SSM/I, AMSR-E, TMI; GPS/ГЛОНАСС радиозатменные данные и данные о содержании водяного пара.

Помимо перечисленных выше бортовых устройств, для получения информации об окружающей среде используются также и другая измерительная аппаратура [15-17].

ОЦЕНКА ЧУВСТВИТЕЛЬНОСТИ ПРОГНОЗА К ДАННЫМ НАБЛЮДЕНИЙ

Задача оценки влияния наблюдений на ошибку ЧПП рассматривается как задача оценки чувствительности функционала качества, характеризующего ошибку прогноза, вычисленного в момент времени t_f , в котором осуществляется верификация прогноза, к вектору наблюдений, взятому в момент времени t_0 . Мерой ошибки численного прогноза обычно служит энергетическая норма:

$$E = (u_f - u_f^a)^T C (u_f - u_f^a), \quad (4)$$

где $u_f \in \mathbb{R}^n$ – прогностическое значение вектора состояния в момент времени t_f , полученное в результате интегрирования модели (1) с начальными условиями u_0^a , $u_f^a \in \mathbb{R}^n$ – оценка состояния системы в момент времени t_f , за которую принимают данные анализа, C – диагональная весовая матрица, нормирующая энергию системы на единицу массы. Для математических моделей атмосферы, построенных на основе полных уравнений гидротермодинамики и записанных в σ -системе координат, выражение для полной энергетической нормы (4) имеет вид:

$$E = \frac{1}{2S} \int_0^1 \int \left[(u'^2 + v'^2) + \frac{c_p}{T_r} T'^2 + \frac{R_d T_r}{p_{rs}^2} p_s'^2 + \delta_q \frac{L^2}{c_p T_r} q'^2 \right] d\sigma dS, \quad (5)$$

где u' , v' , T' , p'_s , q' – ошибки прогноза соответственно зональной и меридиональной составляющих скорости ветра, температуры, приземного давления и удельной влажности, c_p – теплоемкость воздуха при постоянном давлении, R_d – газовая постоянная воздуха, T_r и p_{rs} – некоторые стандартные значения температуры и приземного давления ($T_r = 280$ К, $p_{rs} = 10^5$ гПа), L – скрытая теплота конденсации водяного пара, δ_q – индикатор (если $\delta_q = 0$, то тогда E есть полная "сухая" энергетическая норма, если $\delta_q = 1$, то E есть полная "влажная" энергетическая норма), σ – вертикальная координата Филлипса, S – площадь области, по которой энергетическая норма оценивается. Функционал качества определяется следующим образом:

$$J_f = \frac{1}{2} E. \quad (6)$$

Можно показать [5], что чувствительность функционала (6) к вектору наблюдений y^o вычисляется следующим образом:

$$\frac{\partial J_f}{\partial y^o} = (HB_0H^T + R)^{-1} HB_0 \frac{\partial J_f}{\partial u_0^a}, \quad (7)$$

где

$$\frac{\partial J_f}{\partial u_0^a} = M^T C (u^f - u_f^a).$$

Вектор-функция чувствительности (7) позволяет оценить влияние малых вариаций δy^o вектора наблюдений на вариации функционала J_f , т.е. на ошибку прогноза. В данном контексте ошибки наблюдений могут интерпретироваться как малые вариации вектора y^o .

Выражение (7) дает возможность оценить влияние различных подмножеств (в том числе гипотетических) множества всех наблюдений на качество численного прогноза.

На рисунке 1 представлены изменения E_f^b и E_f^a – ошибок прогноза, полученного соответственно без учета данных наблюдений и с учетом измерительных данных.

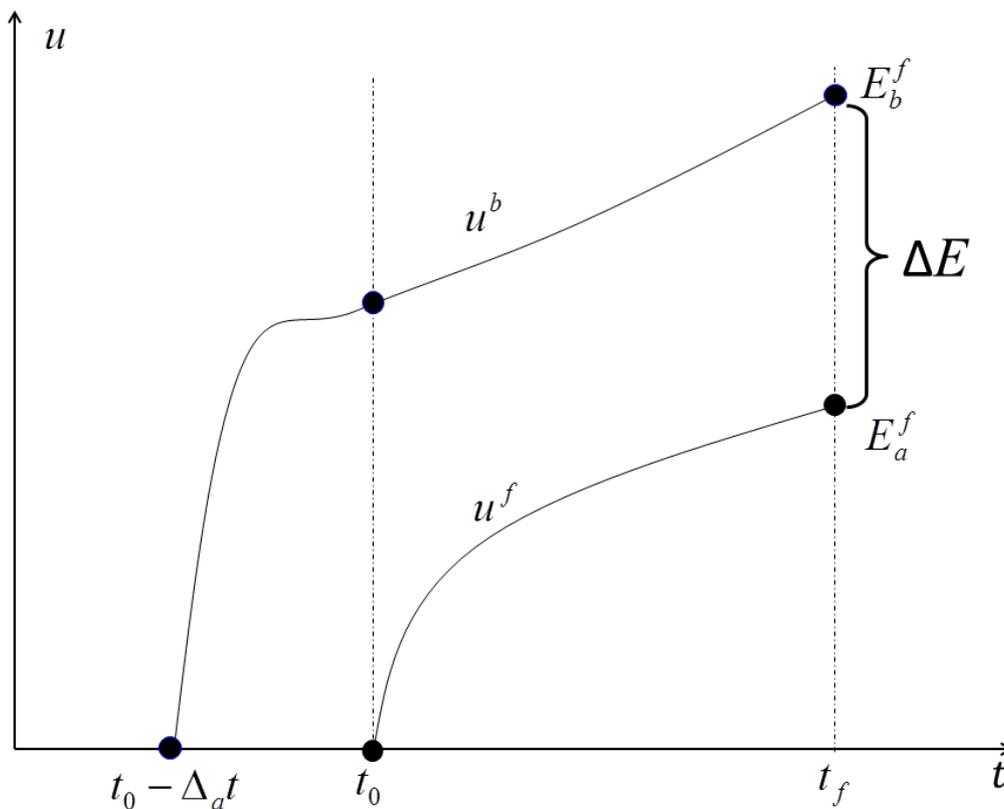


Рис. 1. Схематическое изображение оценки влияния наблюдений на меру ошибки ЧПП.

Разность $\Delta E_f^b = E_f^a - E_f^b$ обусловлена исключительно усвоением данных в момент времени t_0 и, таким образом, показывает влияние данных наблюдений на качество ЧПП.

Величина ΔE_f^b обычно является отрицательной, поскольку $E_f^b > E_f^a$ (т.е. наблюдения, как правило, улучшают качество прогноза). Формула для вычисления ΔE_f^b имеет следующий вид [5]:

$$\Delta E_f^b = \left\langle d, \frac{\partial J_f}{\partial y^o} \right\rangle, \quad (8)$$

где $E_f^b = y^o - H(u^b)$ – так называемый вектор инноваций.

РЕЗУЛЬТАТЫ ЧИСЛЕННЫХ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Оценка влияния спутниковой информации на качество численных прогнозов погоды осуществлялась посредством глобальной прогностической модели метеослужбы Великобритании N320L70, имеющей разрешение $0,375^\circ$ по широте и $0,5625^\circ$ по долготе (количество узлов горизонтальной сетки составляет 481×640). Модель имеет 70 уровней по вертикали, и ее верхняя граница находится на высоте ~ 80 км. В системе усвоения данных используется модель N144L70, имеющая 217×288 узлов с разрешением $0,833^\circ$ и $1,25^\circ$ по широте и долготе соответственно. Информационными источниками служат усовершенствованный 15-канальный микроволновый зондировщик AMSU-A (Advanced Microwave Sounding Unit-A), 5-канальный усовершенствованный микроволновый зондировщик AMSU-B (Advanced Microwave Sounding Unit-B); инфракрасный интерферометр IASI (Infrared Atmospheric Sounding Interferometer), инфракрасный зондировщик высокого разрешения HIRS (High-Resolution Infrared Radiation Sounder), усовершенствованный скаттерометр ASCAT (Advanced SCATterometer) и данные затменного радиозондирования глобальной навигационной системы GPS RO.

На рисунке 2 показано влияние различных спутниковых данных на уменьшение полной энергетической нормы ΔE_f^b , служащей мерой ошибки прогноза и вычисляемой по формуле (8).

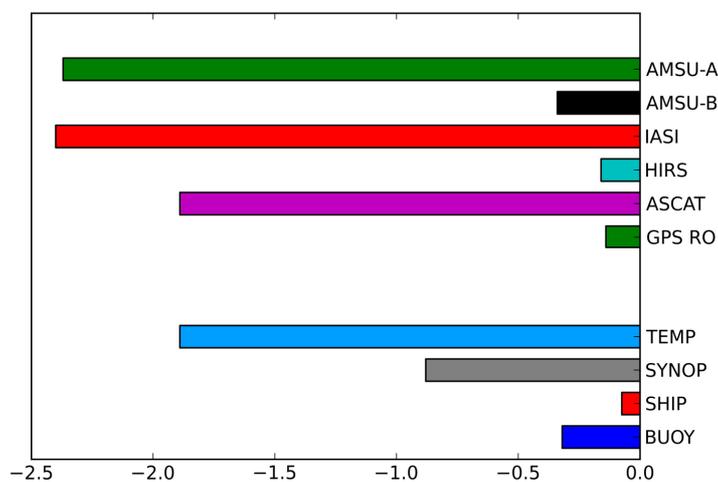


Рис. 2. Осредненное суммарное влияние различных данных на уменьшение полной энергетической нормы ($\text{Дж} \cdot \text{кг}^{-1}$) за июнь 2012 г.

Величина ΔE_f^b на рис. 2 усреднена по пространству (по площади всего земного шара) и по времени (за июнь 2012 г.). На этом же рисунке показано влияние на ΔE_f^b данных, полученных с помощью традиционных источников метеорологической информации – наземных синоптических станций (SYNOP) и кораблей (SHIP), аэрологических станций (TEMP) и буев (BUOY).

Как следует из рис. 2, данные AMSU-A и IASI вносят наибольший вклад в уменьшение полной энергетической нормы. Этот вклад превосходит вклад любого из традиционных источников информации. Наименьший вклад вносят данные затменного радиозондирования глобальной навигационной системы GPS RO.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представленная технология позволяет получить количественную оценку влияния каждого источника метеорологической информации (наблюдений за состоянием атмосферы и ДЗЗ) на качество численного прогноза погоды с использованием аппарата теории чувствительности и сопряженных уравнений.

На этой основе можно оценить достоинства и недостатки существующей наблюдательной сети, обосновать развитие этой сети, обеспечив наилучшее соотношение ее цены и качества.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта №№ 14-05-00029, 14-05-00024, 15-05-10029.

THE TECHNOLOGY TO ESTIMATE THE IMPACT OF SATELLITE REMOTE SENSING DATA ON THE ACCURACY OF NUMERICAL WEATHER PREDICTION

S.A. Soldatenko, A.V. Tertyshnikov, N.V. Shirshov

Increasing the accuracy of numerical weather prediction occurring over the past decades has been achieved by improving the mathematical models, the growth of computing power, and significantly increased quantity of the satellite remote sensing data. Development of the environmental monitoring system and remote sensing technologies causes the estimate of the impact of specific kind and source of the geophysical information on the accuracy of numerical weather prediction.

A multipurpose approach is considered for estimating the impact of various meteorological data on the accuracy of numerical weather prediction. The approach is based on the theory of optimal control, theory of sensitivity and adjoint equations. An energy norm is used as a measure of the forecast error.

Estimates of the impact of various satellite geophysical information onto the numerical forecast error are obtained.

KEYWORDS: VARIATIONAL ASSIMILATION, ADJOINT EQUATIONS, THEORY OF SENSITIVITY, NUMERICAL WEATHER PREDICTION, GPS, GLONASS, SATELLITE REMOTE SENSING, OBSERVING SYSTEM, INFORMATION.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Пененко В.В., Образцов Н.Н.* Вариационный метод согласования полей метеорологических элементов // Метеорология и гидрология. 1976. № 11. С. 3-16.
2. *Daley R.* Atmospheric data analysis. Cambridge University Press, 1993. 472 p.
3. *Kalnay E.* Atmospheric modeling, data assimilation and predictability. Cambridge University Press, 2002. 364 p.
4. *Kelly G., Thepaut J-N., Buizza R., Cardinali C.* The value of targeted observations. Part I. Data denial experiments for the Atlantic and the Pacific. // Q. J. R. Meteorol. Soc. 2007. V. 133. P. 1803-1815.
5. *Baker N. L., Daley R.* Observation and background adjoint sensitivity in the adaptive observation targeting problem. // Q. J. R. Meteorol. Soc. 2000. V. 126. P. 1431-1454.
6. *Langland R. H., Baker N.* Estimation of observation impact using the NRL atmospheric variational data assimilation adjoint system // Tellus. 2004. V.56A. P. 189–201.
7. *Joo S., Eyre J., Marriott R.* The impact of MetOp and other satellite data within the Met Office Global NWP system using an adjoint-based sensitivity method // Mon. Wea. Rev. 2013. V. 141. P. 3331-3342.
8. *Марчук Г.И.* Численное решение задач динамики атмосферы и океана. Л.: ГМИ, 1974.
9. *Casuci D.G.* Sensitivity and uncertainty analysis. Volume I: Theory. Boca Raton: CRC Press, 2003. 304 p.
10. *Lorenz E.N.* Deterministic non-periodic flow // J. Atmos. Sci. 1963. V. 20. P. 130-141.
11. *Пененко В.В.* Вариационные методы усвоения данных и обратные задачи для изучения атмосферы, океана и окружающей среды // Сиб. Ж. Вычисл. Матем. 2009. Т. 12. № 4. С. 421-434.
12. *Агошков В.И., Пармузин Е.И., Лебедев С.А.* Численный алгоритм решения задачи усвоения оперативных данных наблюдений о температуре поверхности Мирового океана // Современные проблемы дистанционного зондирования земли из космоса. 2010. Т. 7. № 4. С. 9-20.
13. *Navon I.M.* Data assimilation for numerical weather prediction: a review / Data Assimilation for Atmospheric, Oceanic, and Hydrologic Applications / Eds. S.K. Park, X. Liang. New York: Springer-Verlag, 2009. 745 p.
14. *Nichols N.K.* Mathematical concepts of data assimilation / Data assimilation / Eds. W. Lahos et al. Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag, 2010. 13 p.
15. *Тимофеев Ю.М.* Глобальная система мониторинга параметров атмосферы и поверхности. СПб: Изд. Физ. Факультета СПбГУ, 2010. 129 с.
16. *Тертышников А.В., Пулинец С.А.* Способ зондирования ионосферы, тропосферы, геодвижений и комплекс для его реализации. Заявл. 07.07.2011 г. № 2011128236/(07041842)). Патент, 2011128236/07(041832).
17. *Тертышников А.В.* Основы мониторинга чрезвычайных ситуаций. Учебное пособие. – М., 2013. 267 с.