

Оценка влияния спутниковой информации на качество численных прогнозов погоды

С.А. Солдатенко¹, А.В. Тертышников², Н.В. Ширшов³

¹ *Институт физики атмосферы РАН, Москва, Россия*
E-mail: soldatenko@ifaran.ru

² *Институт прикладной геофизики, Москва, Россия*
E-mail: atert@mail.ru

³ *ФГУП ЦЭНКИ, Москва, Россия*
E-mail: nsh@bk.ru

Существенное улучшение качества численных прогнозов погоды, произошедшее за последние 10–15 лет, было достигнуто не только за счет совершенствования математических моделей и роста вычислительных мощностей, но и за счет существенно возросшего объема используемой метеорологической информации, в первую очередь спутниковой. Постоянное развитие глобальной наблюдательной системы за состоянием природной среды, технологий ДЗЗ, с помощью которых добывается информация, ставит задачу оценки влияния конкретного вида и источника информации на качество численных прогнозов погоды.

Обычно эта задача решается путем исключения из рассмотрения информации определенного вида и последующего сравнения полученного таким образом прогноза с контрольным экспериментом, в котором учитывается весь объем получаемых метеорологических данных.

В рамках четырехмерного вариационного подхода к усвоению метеорологической информации рассмотрен универсальный метод оценки влияния различных видов метеорологических данных на качество численных прогнозов погоды, использующий аппарат теории оптимального управления, теории чувствительности и сопряженных уравнений. Мерой ошибки прогноза служит энергетическая норма.

Рассмотрено влияние различных видов информации, получаемой со спутников, на ошибку прогноза.

Представленный подход дает возможность получить количественную оценку вклада каждого источника метеорологической информации в качество прогноза погоды, что позволяет не только оценить достоинства и недостатки существующей наблюдательной сети, но и обосновать развитие этой сети на основе наилучшего соотношения цены и качества.

Ключевые слова: вариационное усвоение, сопряженные уравнения, теория чувствительности, численный прогноз погоды, GPS, ГЛОНАСС, ДЗЗ, наблюдательная сеть, информация

Введение

Численный прогноз погоды (ЧПП), являясь начально-краевой задачей, требует задания начальных условий, которые формируются в результате усвоения большого объема метеорологической информации, получаемой со всей территории земного шара (Пененко, Образцов, 1976; Daley, 1993; Kalnay 2002). Существенная роль в задачах усвоения данных и подготовки начальных условий для ЧПП принадлежит спутниковой информации. Вклад спутниковой информации будет только увеличиваться.

Достоверность ЧПП зависит как от плотности и качества данных наблюдений, так и от 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» (Kelly et al., 2007). Второй подход сводится к оценке

чувствительности функционалов, характеризующих меру ошибки прогноза, к данным наблюдений (Baker, Daley, 2000; Langland, Baker, 2004; Joo et al., 2013). Этот подход является универсальным и дает возможность в рамках одного вычислительного эксперимента оценить влияние различных видов информации на качество ЧПП для текущей даты прогноза.

Настоящая работа преследует цель рассмотреть метод оценки влияния различных данных наблюдений на качество ЧПП, используя аппарат теории чувствительности и сопряженных уравнений (Марчук, 1974, 1992; Sacusì, 2003), а также проиллюстрировать его практическое применение.

Четырехмерное 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:

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

где $u_i \in \mathbb{R}^n$ – 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 (Lorenz, 1963); поведение моделируемой системы при определенных обстоятельствах с течением времени начинает напоминать случайный процесс, несмотря на то, что оно определяется детерминированными законами и, соответственно, описывается детерминированными уравнениями. 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 (Пененко, Образцов, 1976; Пененко, 2009; Агошков и др., 2010; Navon, 2009; Nichols, 2010).

Обозначим через $u^t \in \mathbb{R}^n$ «истинное» состояние атмосферы, которое нам неизвестно. Цель усвоения – получить оценку u^t , 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 $\varepsilon^b = u^t - u^b$ 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. $\varepsilon^b \sim N(0, B)$.

Обычно 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. Кроме этого, принимается, 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 учет 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 $J(u_0)$, т.е.:

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

при этом предполагается, 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 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:

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

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); самолетные 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, Японии, 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 (Тимофеев, 2010).

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, $p_{rs}=10^5$ Па), 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 (Baker, Daley, 2000), что чувствительность функционала (6) к вектору наблюдений y^o вычисляется следующим образом:

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

где

$$\frac{\partial J_f}{\partial u_0^a} = M^T C(u^f - u_f^a). \quad (7)$$

Вектор-функция чувствительности (7) позволяет оценить влияние малых вариаций δy^o вектора наблюдений на вариации функционала J_f , т.е. на ошибку прогноза.

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. Пусть E_f^b и E_f^a – ошибки прогноза, полученного соответственно без учета данных наблюдений и с учетом измерительных данных (рис. 1). Очевидно, 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. Заметим, что 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 (Baker, Daley, 2000):

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

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

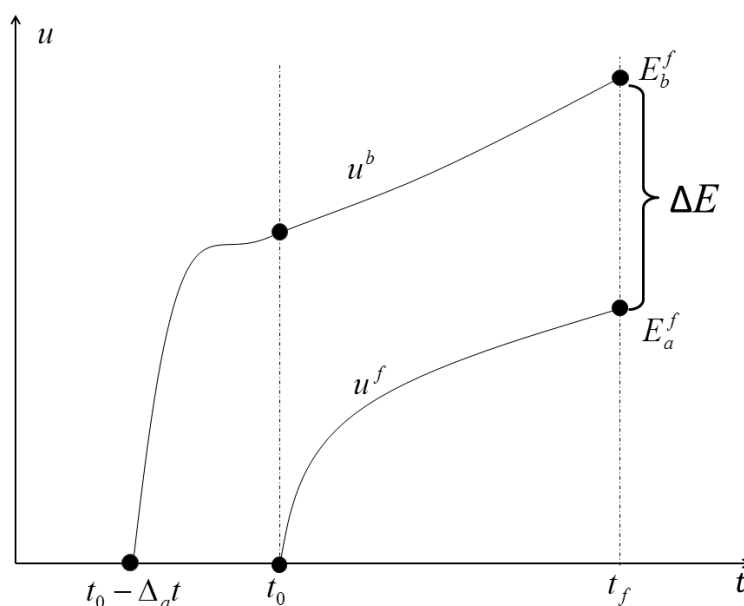


Рис. 1. Схематическое изображение оценки влияния наблюдений на меру ошибки ЧПП

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.

Спутниковые измерения уходящего микроволнового излучения (AMSU-A и AMSU-B), уходящего излучения в ИК области спектра (HIRS), отраженного радиоизлучения от поверхности (ASCAT), спектров уходящего ИК излучения с высоким спектральным разрешением в области 3,4–15,5 мкм (IASI), а также спутникового радиопросвечивания атмосферы (GPS RO) поступают в прогностический центр по каналам глобальной метеорологической наблюдательной системы, где они проходят первичную обработку и контроль качества в системе OPS (Observational Processing System), на выходе которой формируется база данных наблюдений (ODB – Observational Data Base). Заметим, что ODB содержит оригинальные данные измерений, прошедшие этап предварительной обработки, а не восстановленные профили метеорологических переменных. В дальнейшем эти данные проходят процедуру четырехмерного вариационного усвоения, результатом которой являются начальные поля прогностических метеорологических переменных. При этом в системе усвоения для каждого вида наблюдений используется соответствующий оператор для отображения метеорологических переменных на пространство наблюдений (см. (2)).

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

Величина ΔE_f^b на *рис. 2*, осреднена как по пространству (по площади всего земного шара), так 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.

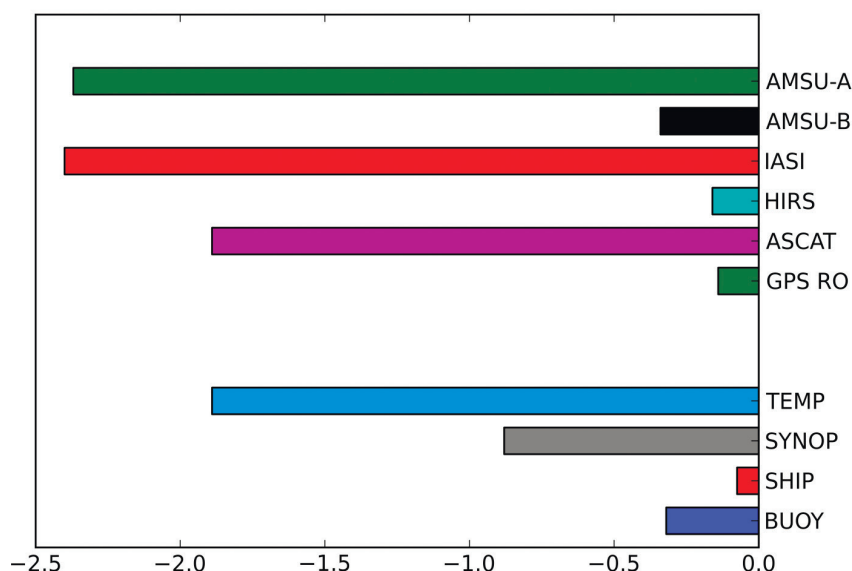


Рис. 2. Осредненное суммарное влияние различных данных на уменьшение полной энергетической нормы (Дж/кг)

В настоящее время оценка влияния метеорологической информации, полученной из различных источников, на качество ЧПП осуществляется в прогностических центрах некоторых стран как на постоянной основе (например, в Европейском центре среднесрочных прогнозов погоды), так и эпизодически (например, в Метеорологических службах Великобритании, Франции, Австралии, Южной Кореи). Обсуждаемые в данной работе результаты и качественно, и количественно согласуются с результатами, полученными в упомянутых выше метеорологических прогностических организациях (например, <http://www.ecmwf.int/en/research/publications/>), однако полученные результаты следует рассматривать как предварительные, поскольку статистически значимые выводы могут быть сделаны только при условии, если работа по оценке влияния различных метеорологических данных на качество ЧПП выполняется в оперативном режиме (т.е. на постоянной основе), что, несомненно, требует дополнительных значительных интеллектуальных и технических ресурсов.

Заключение

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

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 научных проектов № 14-05-00029, № 14-05-10024 и № 15-05-10029.

Литература

1. 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.
2. Марчук Г.И. Численное решение задач динамики атмосферы и океана. Л.: ГМИ, 1974.
3. Марчук Г.И. Сопряженные уравнения и анализ сложных систем. М.: Наука, 1992.
4. 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.
5. Пененко В.В., Образцов Н.Н. Вариационный метод согласования полей метеорологических элементов // Метеорология и гидрология. 1976. № 11. С. 3–16.
6. Тимофеев Ю.М. Глобальная система мониторинга параметров атмосферы и поверхности. СПб.: Изд. Физ. Факультета СПбГУ, 2010. 129 с.
7. Daley R. Atmospheric data analysis. Cambridge University Press, 1993. 472 p.
8. Baker N. L., Daley R. Observation and background adjoint sensitivity in the adaptive observation targeting problem. // Q. J. R. Meteorol. Soc. 2000. Vol. 126. P. 1431–1454.
9. Cacuci D.G. Sensitivity and uncertainty analysis. Volume I: Theory. Boca Raton: CRC Press, 2003. 304 p.
10. Kalnay E. Atmospheric modeling, data assimilation and predictability. Cambridge University Press, 2002. 364 p.
11. 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. Vol. 133. P. 1803–1815.
12. Langland R. H., Baker N. Estimation of observation impact using the NRL atmospheric variational data assimilation adjoint system // Tellus. 2004. Vol. 56A. P. 189–201.
13. Lorenz E.N. Deterministic non-periodic flow // J. Atmos. Sci. 1963. Vol. 20. P. 130–141.
14. 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. P. 21–65.
15. Nichols N.K. Mathematical concepts of data assimilation // Data assimilation. Eds. W. Lahos et al. Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag, 2010. P. 13–39.
16. 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. Vol. 141. P. 3331–3342.

Estimating the impact of satellite information on the quality of numerical weather prediction

S.A. Soldatenko¹, A.V. Tertyshnikov², N.V. Shirshov³

¹*Institute of Atmospheric Physics RAS, Moscow, Russia*
E-mail: soldatenko@ifaranl.ru

²*Institute of Applied Geophysics, Moscow, Russia*
E-mail: atert@mail.ru

³*TsENKI, Moscow, Russia*
E-mail: nsh@bk.ru

Substantial improvements in the accuracy of numerical weather prediction occurred over the past 10–15 years have been achieved not only by improving the mathematical models and the growth of computing power, but also due to significantly increased amount of available meteorological information, first of all from meteorological satellites. Continuous development of the global observing system and variety of technical equipment by which information is obtained demand estimating the impact of a specific type and source of information on the accuracy of numerical weather prediction. Usually, this problem is solved based on the data denial concept. In this paper, the universal method of estimating the impact of various types of meteorological data on the accuracy of numerical prediction is discussed. This approach is considered in the framework of the four-dimensional variational data assimilation system and is based on the theory of optimal control and adjoint equations. An energy norm is used as a measure of prediction error. The impact of different types of satellite information on the forecast error is discussed. This approach allows quantifying the contribution of each source of meteorological information into the quality of weather forecasting. This allows not only to estimate the strengths and weaknesses of the existing observation network, but also to justify the development of this network, providing the best value for money.

Keywords: variational assimilation, adjoint equations, theory of sensitivity, numerical weather prediction, GPS

References

1. Agoshkov V.I., Parmuzin E.I., Lebedev S.A., Chislennyj algoritm reshenija zadachi usvoenija operativnyh dannyh nabludenij o temperature poverhnosti Mirovogo okeana (The numerical algorithm for solution of problem in the operational data assimilation of observations the surface temperature of the World ocean), *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2010, Vol. 7, No. 4, pp. 9–20.
2. Marchuk G.I., *Chislennoe reshenie zadach dinamiki atmosfery i okeana* (Numerical solution of problems of the atmosphere and ocean dynamics), Leningrad: GMI, 1974.
3. Marchuk G.I., *Sopryazheynnye urovneniya i analiz slozhnyh system* (Conjugate equations and analysis of complex systems), Moscow: Nauka, 1992.
4. Penenko V.V., Variatsionnye metody usvoenija dannyh i obratnye zadachi dlja izuchenija atmosfery, okeana i okružhajushej sredy (Variational methods for data assimilation and inverse problems for the study of the atmosphere, ocean, and environment), *Sibirskij Zhurnal Vychislitelnoj Matematiki*, 2009, Vol. 12, No. 4, pp. 421–434.
5. Penenko V.V., Obratsov N.N., Variatsionnyj metod soglasovanija polej meteorologicheskikh jelementov (Variational method matching fields of meteorological elements), *Meteorologija i gidrologija*, 1976, No. 11, pp. 3–16.
6. Timofeyev Yu. M., *Global'naja sistema monitoringa parametrov atmosfery i poverhnosti* (Global system for monitoring parameters of the atmosphere and surface), Saint Petersburg: Izdatel'stvo Fizicheskogo Fakulteta SPbGU, 2010. 129 p.
7. Daley R., *Atmospheric data analysis*, Cambridge University Press, 1993. 472 p.
8. Baker N. L., Daley R., Observation and background adjoint sensitivity in the adaptive observation targeting problem, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 2000, Vol. 126, pp. 1431–1454.
9. Cacuci D.G., *Sensitivity and uncertainty analysis. Volume I: Theory*, Boca Raton: CRC Press, 2003, 304 p.
10. Kalnay E., *Atmospheric modeling, data assimilation and predictability*, Cambridge University Press, 2002, 364 p.
11. 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, Vol. 133, pp. 1803–1815.
12. Langland R. H., Baker N., Estimation of observation impact using the NRL atmospheric variational data assimilation adjoint system, *Tellus*, 2004, Vol. 56A, pp. 189–201.
13. Lorenz E.N., Deterministic non-periodic flow, *J. Atmos. Science*, 1963, Vol. 20, pp. 130–141.
14. Navon I.M., Data assimilation for numerical weather prediction: review, In: *Data Assimilation for Atmospheric, Oceanic, and Hydrologic Applications*, Eds. S.K. Park, X. Liang. New York: Springer-Verlag, 2009, pp. 21–65.
15. Nichols N.K., Mathematical concepts of data assimilation, In: *Data assimilation*, Eds. W. Lahos et al., Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag, 2010, pp. 13–39.
16. 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, Vol. 141, pp. 3331–3342.