

ЭКОНОМИЧНЫЙ АЛГОРИТМ ОЦЕНКИ ПАРАМЕТРА ДЛЯ ГЛОБАЛЬНОЙ МОДЕЛИ ПЕРЕНОСА И ДИФФУЗИИ

Марина Владимировна Платонова

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Новосибирский национальный исследовательский государственный университет», 630090, Россия, г. Новосибирск, ул. Пирогова, 2, аспирант, Федеральное государственное бюджетное научное учреждение «Федеральный исследовательский центр информационных и вычислительных технологий», младший научный сотрудник, 630090, Россия, г. Новосибирск, пр. Академика Лаврентьева, 6, тел. (996)382-07-29, e-mail: gumoznaya@gmail.com

Екатерина Георгиевна Климова

Федеральное государственное бюджетное научное учреждение «Федеральный исследовательский центр информационных и вычислительных технологий», 630090, Россия, г. Новосибирск, пр. Академика Лаврентьева, доктор физико-математических наук, доцент, старший научный сотрудник, тел. (383)332-42-57, e-mail: klimova@ict.nsc.ru

В работе рассмотрен алгоритм усвоения данных для глобальной модели переноса и диффузии. Предложен алгоритм поиска оценки неизвестного параметра для задачи переноса и диффузии пассивной примеси. Описаны различные варианты алгоритмов усвоения данных с неизвестными параметрами: поиск совместной оценки системы и параметра и оценка только параметра. Показаны проблемы реализации алгоритмов усвоения данных и способы их решения. Приведен ансамблевый алгоритм фильтра Калмана, аргументирована экономичность его применения. Важным свойством предлагаемого алгоритма является его локальность – алгоритм может быть применено локально в подобластях. Приведены результаты численных экспериментов с модельными данными по оценке неизвестной эмиссии пассивной примеси по данным о концентрации. Проводится сравнительный анализ полученных результатов.

Ключевые слова: усвоение данных, оценка параметра, модель переноса и диффузии, экономичный алгоритм, численные эксперименты.

ECONOMIC ALGORITHM FOR EVALUATING THE PARAMETER FOR THE GLOBAL MODEL OF TRANSFER AND DIFFUSION

Marina V. Platonova

Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education «Novosibirsk National Research State University», 2, Pirogova St., Novosibirsk, 630090, Russia, graduate student; Federal Research Center for Information and Computational Technologies, 6, Lavrentyev Ave., Novosibirsk, 630090, Russia, junior researcher, phone: (996)382-07-29, e-mail: gumoznaya@gmail.com

Ekaterina G. Klimova

Federal Research Center for Information and Computational Technologies, 6, Lavrentyev Ave., Novosibirsk, 630090, Russia, doctor of physics and mathematical sciences; Associate Professor; senior researcher, phone: (383)332-42-57, e-mail: klimova@ict.nsc.ru

The paper considers the data assimilation algorithm for the global model of transport and diffusion. An algorithm is proposed for finding an estimate of an unknown parameter for the transport and diffusion problem of a passive impurity. Various options for data assimilation algorithms with

unknown parameters are described: searching for a joint assessment of a system and a parameter and evaluating only a parameter. The problems of implementing data assimilation algorithms and methods for solving them are shown. The ensemble algorithm of the Kalman filter is given, the economical use of it is argued. An important property of the proposed algorithm is its locality - the algorithm can be applied locally in subdomains. The results of numerical experiments with model data for estimating the unknown emission of a passive impurity from concentration data are presented. A comparative analysis of the results is carried out.

Key words: economical algorithm, data assimilation, parameter estimation, transport and diffusion model, numerical experiments.

Введение

Оценка состояния окружающей среды по математической модели и данным наблюдений производится с помощью так называемой процедуры усвоения данных. Важной составляющей процедуры усвоения данных является оценка не только прогнозируемых величин, но и параметров, не описываемых моделью. Одним из наиболее популярных алгоритмов усвоения данных является в настоящее время алгоритм ансамблевого фильтра Калмана. В случае если оцениваемый параметр не меняется со временем, он может быть оценен при последовательном усвоении при наличии большого временного ряда данных наблюдений с помощью ансамблевого фильтра Калмана. В данной статье рассматривается эффективный алгоритм реализации ансамблевого фильтра Калмана для решения задачи оценки параметров модели в случае высокой размерности векторов наблюдений и прогноза.

Усвоение данных в задаче переноса и диффузии пассивной примеси

Задача усвоения данных подразумевает поиск оптимальной оценки состояния системы. Алгоритм усвоения состоит из двух шагов: шага прогноза и шага анализа. В данной работе в качестве модели была выбрана глобальная трехмерная транспортная модель. На шаге прогноза производится модельный прогноз по модели распространения пассивной примеси. На шаге анализа используя модельный прогноз и данные наблюдений, вычисляется оценка состояния системы.

В данной работе был рассмотрен только шаг анализа, данные на шаге прогноза были модельные.

Оценка параметров в задаче усвоения данных

В последнее время становятся актуальными задачи с неизвестным параметром, который не описан в математической модели. В таком случае можно искать совместную оценку системы и параметра либо оценивать только параметр как самостоятельную переменную. В первом случае в алгоритме используется расширенный вектор состояния. Ниже представлен шаг анализа классического фильтра Калмана [1-3]. В случае поиска оценки только эмиссии алгоритм выглядит следующим образом:

$$x_a = x_f + K[y_0 - H(x_f)], \quad (1)$$

$$K = P^f H^T (HP^f H^T + R)^{-1}, \quad (2)$$

где x_a - получаемая оценка параметра, y_0 - данные наблюдений, x_f - оценка с прошлого шага по времени, матрица K - матрица усиления, считается для каждого шага по времени. Матрица P^f ковариационная матрица ошибок прогноза, R - ковариационная матрица ошибок наблюдений. Оператор H включает в себя прогноз по модели к моменту наблюдения, интерполяцию из узлов сетки в точки наблюдений. Второй вариант алгоритма значительно сокращает вычисления ввиду упрощения алгоритма усвоения.

Проблемы реализации алгоритма усвоения данных, связанные с большой размерностью задачи

Задачи усвоения данных, оценки параметров при моделировании окружающей среды являются чрезвычайно трудоемкими, требующими больших затрат машинных ресурсов. Применение ансамблевых алгоритмов частично позволяет решить эту проблему, однако все равно задача остается крайне трудоемкой. Для проведения шага анализа применяются алгоритмы трансформации ансамбля прогнозов для получения ансамбля анализов. В этом случае анализ осуществляется только для среднего по ансамблю значения, а затем вычисляется ансамбль анализов. Существуют ансамблевые алгоритмы для реализации ансамблевого фильтра Калмана, в которых производится трансформация ансамбля возмущений (LETKF) [4-6]. В этих алгоритмах производятся операции с матрицами порядка размерности ансамбля. Важным свойством алгоритмов является локальность. Это означает, что алгоритм оценки искомого значения может быть реализован независимо для заданных подобластей. Это свойство может быть использовано при оценке параметров локально, в заданных регионах.

Локальный ансамблевый фильтр Калмана

В настоящей работе был использован локальный ансамблевый фильтр Калмана [7-8]. Формулы алгоритма (1), (2) могут быть представлены в следующем виде [9-11]:

$$\overline{x_a} = \overline{x_f} + X^f P^a (HX^f)^T R^{-1} (y_0 - \overline{Hx^f}), \quad (3)$$

$$P^a = [(N_{ens} - 1)I + (HX^f)^T R^{-1} HX^f]^{-1}, \quad (4)$$

$$X^a = X^f [(N_{ens} - 1)P^a]^{1/2}, \quad (5)$$

где $\overline{x_a}$ - средняя по ансамблю оценка параметра получаемая на шаге анализа, $\overline{x_f}$ - средний прогноз, получаемый с шага прогноза по модели системы. Матрица HX^f - это отклонения внутри ансамбля прогнозов от среднего, X^a - аналогичная матрица для шага анализа [12-15].

Модельные численные эксперименты по оценке эмиссии пассивной примеси по данным о концентрации

Численные эксперименты проводились с модельными данными, был реализован шаг анализа(3)-(5) [16-18]. Проводилось оценивание параметра по данным наблюдений о концентрации пассивной примеси. В качестве неизвестного параметра была взята эмиссия пассивной примеси. Считалось, что ее значение не меняется от шага к шагу по времени.

Все эксперименты проводились на сетке 100 узлов на 100 узлов по пространству и с ансамблями размером 50 элементов. На рисунке показана «истинная» эмиссия (рис. 1а) и получаемая шаге анализа оценка эмиссии (рис. 1, б).

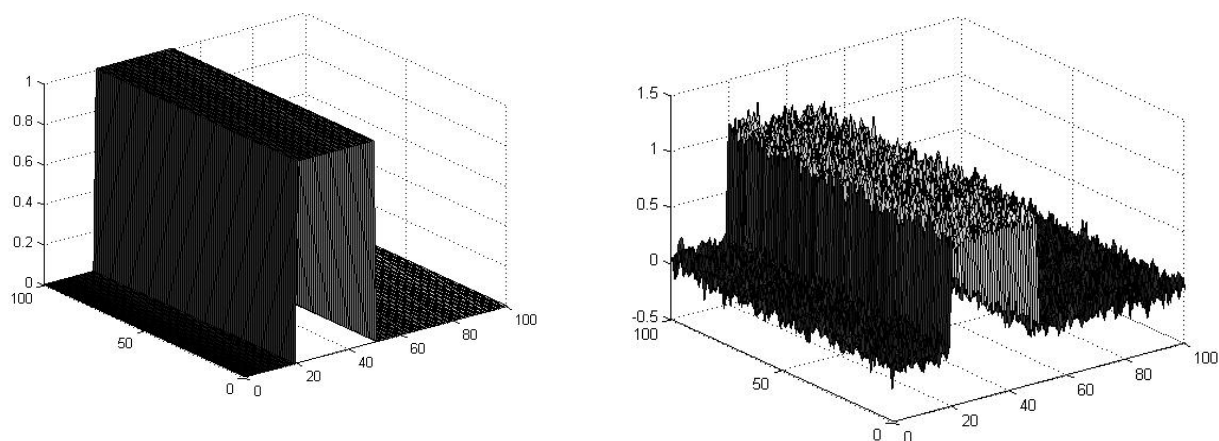


Рис. 1 а) «Истинная» эмиссия; б) Оценка эмиссии

Отличительной особенностью данного алгоритма является его локальность. Благодаря этому свойству усвоение данных можно проводить независимо в подобластях, что сокращает время работы программы. Подобласти брались одинаковые по площади примерно 1000 км на 1000 км. Результаты представлены в таблице.

Точность получаемых оценок

	Среднеквадратическое отклонение оценки
Совместная оценка концентрации и эмиссии	0.0240
Оценка эмиссии	0.0585

Совместная оценка имеет меньшее среднеквадратическое отклонение так как в данном случае при оценке эмиссии используется уточненное значение концентрации. Поскольку эмиссия - неизвестный параметр и не описана в модели, в алгоритме усвоения эмиссии фигурирует матрица кроссковариаций, которая связывает информацию о концентрации пассивной примеси и оценку эмиссии.

Заключение

Задача оценки состояния окружающей среды поданным наблюдений в настоящее время решается с помощью систем усвоения данных [19-20]. При этом используются модели распространения примеси в атмосфере и метеорологические поля скорости ветра, температуры и т.д. для моделирования переноса и диффузии пассивных примесей в атмосфере. В статье представлен экономичный алгоритм оценки параметров модели переноса и диффузии пассивной примеси по данным наблюдений. Приводятся результаты модельных численных экспериментов.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Feng L., Palmer P.I., Bosch H., and Dance S. Estimating surface CO₂ fluxes from spaceborne CO₂ dry air mole fraction observations using an ensemble Kalman filter // *Atmospheric chemistry and physics*. 2009. V.9. P. 2619-2633.
2. Feng L. et al. Evaluating a 3-D transport model of atmospheric CO₂ using ground-based, aircraft, and space-borne data // *Atmospheric chemistry and physics*. 2011. V. 11. P. 2789-2803.
3. Feng L. et al. Estimates of European uptake of CO₂ inferred from GOSAT X co₂ retrievals: sensitivity to measurement bias inside and outside Europe // *Atmospheric chemistry and physics*. 2016. V. 16. P.1289-1302.
4. Feng L. et al. Consistent regional fluxes of CH₄ and CO₂ inferred from GOSAT proxy XCH₄:XCO₂ retrievals, 2010-2014 // *Atmospheric chemistry and physics*. 2017.V. 17. P. 4781-4797.
5. Fraser A. et al. Estimating regional fluxes of CO₂ and CH₄ using space-borne observations of XCH₄:XCO₂ // *Atmospheric chemistry and physics*. 2014. V. 14.P. 12883-12895.
6. Kang J. et al. Estimating of surface carbon fluxes with an advanced data assimilation methodology // *Journal of geophysical research*. 2012. V.116. D24101, doi:10.1029/2012JD018259.
7. Klimova E.G. Methods of estimation of greenhouse gases concentration in the atmosphere using observations and transport and diffusion model, based on the ensemble Kalman filter // *All-Russian Conference "Spatial Data Processing for Monitoring of Natural and Anthropogenic Processes, SDM 2017; Novosibirsk; Russian Federation; 29 August 2017-31 August 2017; Код 132851. - Volume 2033, 2017, Pages 191-195* 2017.
8. Klimova E.G. Application of ensemble Kalman filter in environment data assimilation // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. – Vol. 211 (2018) 012049 . – doi:10.1088/1755-1315/211/1/012049.
9. Evensen, G. *Data assimilation. The ensemble Kalman filter*. BerlinHeideberg: Spriger-Verlag, 2009. 307 p.
10. Houtekamer, H.L. Zhang, F. Review of the ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation // *Monthly Weather Review*. 2016. V. 144.P. 4489-4532.
11. Hunt, B.R., Kostelich, E.J. Szunyogh, I. Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: A local ensemble transform Kalman filter // *Physica D*. 2007. V. 230. P. 112-126.
12. Jazwinski, A.H. *Stochastic processes and filtering theory*. New York: Academic Press, 1970. 376 p.

13. Kalnay, E. Atmospheric Modeling, Data Assimilation and Predictability. Cambridge Univ. Press, 2002. 328 p.
14. Klimova, E. G. A data assimilation technique based on the pi-algorithm // Russian Meteorology and Hydrology. 2008. V. 33. P. 143-150.
15. Houtekamer, P.L., Mitchell, H.L. Ensemble Kalman Filtering // Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2005. V. 131. P. 1-23.
16. Klimova, E. A suboptimal data assimilation algorithm based on the ensemble Kalman filter // Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society. 2012. V. 138, P. 2079-2085.
17. Tippett, M.K., J.L. Anderson, C.Y. Bishop, T.m. Hamill, and J.S. Whitaker. Ensemble square root filters // Monthly Weather Review. 2003. V. 131. P. 1485-1490.
18. Tsuruta A. et al. Global methane emission estimation for 2010-2012 from Carbon tracker Europe-CH₄ v.10. // Geoscientific model development. 2017. V. 10. P. 1261-1287
19. Houtekamer, H.L. Mitchell, Data assimilation using an ensemble Kalman Filter technique // Monthly Weather Review. 1998. V. 126. P. 796-811.
20. Evensen, G. The ensemble Kalman filter: theoretical formulation and practical implementation // Ocean Dynamics. 2003. V. 53. P. 343-367

© М. В. Платонова, Е. Г. Климова, 2020