

---

## МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

---

DOI:10.25743/ICT.2024.29.4.004

# Сравнительный анализ распределения эмиссии метана в заданных регионах по спутниковым наблюдениям и расчетам по модели переноса и диффузии

М. В. ПЛАТОНОВА\*, В. Д. КОТЛЕР, Е. Г. КЛИМОВА

Федеральный исследовательский центр информационных и вычислительных технологий, 630090, Новосибирск, Россия

\*Контактный автор: Платонова Марина Владимировна, e-mail: gumoznaya@gmail.com

Поступила 01 декабря 2023 г., доработана 30 января 2024 г., принята в печать 06 февраля 2024 г.

Приводится методика оценки изменения эмиссии метана в пространстве и во времени по спутниковым данным и прогнозам на основе модели переноса и диффузии. Оптимальные параметры находятся по данным наблюдений и прогнозу в заданном временном интервале с применением гауссовой оценки. Алгоритм является частным случаем детерминированного варианта ансамблевого фильтра Калмана. Вычисляются средние значения в заданных подобластях для временного периода 7 дней. Предлагается методика оценки зон с максимальным изменением эмиссии, проводится изучение поведения этих оценок по времени для различных сезонов. Методика позволяет эффективно определять наиболее вероятные области для детального изучения возможных источников метана.

*Ключевые слова:* усвоение данных, ансамблевый фильтр Калмана, эмиссия метана, спутниковые данные.

*Цитирование:* Платонова М.В., Котлер В.Д., Климова Е.Г. Сравнительный анализ распределения эмиссии метана в заданных регионах по спутниковым наблюдениям и расчетам по модели переноса и диффузии. Вычислительные технологии. 2024; 29(4):41–54. DOI:10.25743/ICT.2024.29.4.004.

## Введение

Глобальные экологические изменения привлекают внимание ученых и специалистов всего мира. Эти изменения существенно влияют на экономику и социальные сферы. Один из важных факторов, действующих на окружающую среду, это выбросы парниковых газов, в том числе метана и диоксида углерода. Известно, что за последние десятилетия их содержание в атмосфере Земли существенно увеличилось и с каждым годом продолжает расти. Это связано как с естественными, так и с антропогенными источниками парниковых газов.

Современная наблюдательная сеть, включая спутниковые данные, предоставляет информацию о концентрации парниковых газов с достаточно высоким пространственно-временным разрешением. Для оценки эмиссии парниковых газов используются математические модели распространения парниковых газов в атмосфере [1, 2]. Для оценки эмиссии парниковых газов применяются методы усвоения данных и обратное моделирование [3–6]. Можно выделить работу [3], в которой производится оценка годовой

эмиссии метана в заданных областях с использованием методов обратного моделирования. Обратное моделирование основано на общей байесовой постановке задачи поиска оптимальной оценки искомой величины, в которой осуществляется минимизация соответствующего функционала [6]. Для связи данных наблюдений с оцениваемой величиной используется транспортная химическая модель. Эта задача является технически сложно реализуемой и требует значительных вычислительных ресурсов.

Вторым, альтернативным, подходом является привлечение методов усвоения данных, основанных на ансамблевом подходе, в частности алгоритмов ансамблевого фильтра Калмана и ансамблевого сглаживания Калмана [7–9]. На фиксированном временном интервале оба подхода математически эквивалентны (в случае линейной транспортной модели и гауссовых случайных величин), однако существуют технически более просто реализуемые алгоритмы усвоения данных, и, кроме того, алгоритм усвоения данных может осуществляться последовательно по времени.

В серии работ [8, 10, 11] представлен алгоритм оценки эмиссии парниковых газов по спутниковым данным о концентрации, основанный на ансамблевом сглаживании Калмана. Следует отметить ансамблевые алгоритмы, которые могут быть реализованы локально. Для детерминированного ансамблевого фильтра Калмана это популярный алгоритм LETKF [7], для стохастического ансамблевого фильтра Калмана это ансамблевый  $\pi$ -алгоритм, предложенный в [12, 13]. На использовании алгоритма LETKF основана работа по оценке эмиссии метана [7]. Важным свойством локального алгоритма является то, что он может быть реализован для отдельной области независимо.

В настоящей работе рассматривается шаг анализа алгоритма ансамблевого фильтра Калмана, для его реализации используется эффективный локальный алгоритм LETKF. Шаг прогноза алгоритма фильтра Калмана опускается. Представлена версия алгоритма, в которой на шаге анализа используются результаты прогноза по химической транспортной модели MOZART-4 в заданные моменты времени и спутниковые данные AIRS о концентрации метана.

Модель MOZART-4 (model for ozone and related chemical tracers, version 4) представляет собой численную модель атмосферы, разработанную для оценки распределения и транспорта в атмосфере Земли химических веществ, включая озон. MOZART-4 широко используется в атмосферных исследованиях для моделирования химических процессов и предсказания изменений в концентрации различных атмосферных компонентов. Дополнительные детали о модели MOZART-4 и ее применении можно найти на официальном сайте <https://www2.acm.ucar.edu/gcm/mozart-4>.

Инфракрасный спектрометр AIRS (atmospheric infrared sounder) представляет собой ключевой инструмент для измерения вертикального профиля различных показателей состояния атмосферы Земли, в том числе содержание метана. Установленный на спутнике NASA Aqua спектрометр AIRS обеспечивает высокоточные данные о тепловом излучении Земли в инфракрасном диапазоне. Его способность регистрировать спектры в более чем 2000 каналах делает возможным проведение точных измерений, необходимых для исследования динамики атмосферных процессов. Дополнительные сведения о приборе AIRS можно найти на официальном сайте <https://airs.jpl.nasa.gov>.

Полученные значения эмиссии метана для ряда временных интервалов используются для оценки ее пространственно-временного распределения в заданных регионах. Рассматриваемый алгоритм является существенно менее трудоемким, чем алгоритм ансамблевого фильтра Калмана, и в то же время позволяет оценить тенденции изменения эмиссии и области с ее наибольшими изменениями. Полученные оценки могут быть

использованы как самостоятельно, так и в качестве первого шага в разрабатываемой нами системе усвоения данных, основанной на ансамблевом фильтре Калмана [14, 15]. В статье приводятся математическая постановка задачи и обоснование используемых параметров, а также представлено описание численных экспериментов.

## 1. Математическая постановка задачи

В настоящей работе к задаче усвоения данных применен динамико-стохастический подход [4, 6, 16]. Усвоение данных представляет собой использование данных наблюдений и расчетов по математической модели для получения оптимальной оценки состояния моделируемой системы. Динамико-стохастический подход состоит в привлечении алгоритма фильтра Калмана. Алгоритм фильтра Калмана для задачи оценки эмиссии парникового газа по данным о концентрации состоит из шага прогноза

$$x_f^{k+1} = x_f^k$$

(считается, что между шагами анализа значение оцениваемой величины не меняется) и шага анализа, который в общем случае имеет вид [8, 10, 11]

$$x_k^a = x_k^f + K_k \left[ \mathbf{y}_0^k - h(x_k^f) \right], \quad \mathbf{y}_0^k = h(x_t^k) + \varepsilon_0^k.$$

Здесь  $k$  — номер шага по времени;  $K_k$  — весовая матрица шага анализа;  $\mathbf{y}_0^k$  — вектор данных наблюдений;  $x_k^f, x_k^a$  — значения, полученные на шагах прогноза и анализа соответственно;  $h$  — оператор наблюдений;  $x_k^t$  — “истинное” значение оцениваемой величины;  $\varepsilon_0^k$  — случайная ошибка наблюдений с нулевым математическим ожиданием и ковариационной матрицей  $R$ . В случае, если производится оценка эмиссии по данным наблюдений о концентрации за некоторый временной период, в оператор  $h$  входит прогноз по транспортной модели до момента наблюдений. Такой алгоритм является алгоритмом сглаживания Калмана [16].

Сегодня широко используются ансамблевые методы усвоения данных (ансамблевый фильтр Калмана), которые упрощают вычислительную сложность этой задачи [6, 16]. Одним из таких методов является алгоритм LETKF, представляющий собой вариант детерминированного ансамблевого фильтра Калмана [7]. В алгоритме LETKF на шаге анализа выполняется поиск оценки только для среднего по ансамблю значения, после чего вычисляется ансамбль значений анализов. Ниже представлены формулы, описывающие этап анализа алгоритма LETKF для заданного момента времени:

$$x_k^a = x_k^f + D x_k^f P^a \left( H D x_k^f \right)^T R_k^{-1} \left[ y_0^k - h(x_k^f) \right], \quad (1)$$

$$P^a = \left[ (N-1)I + \left( H D x_k^f \right)^T R_k^{-1} H D x_k^f \right]^{-1}, \quad (2)$$

где  $I$  — единичная матрица;  $N$  — размерность ансамбля;  $D x_k^f$  — ансамбль ошибок прогноза, нормированных на корень из  $(N-1)$  (ансамбль случайных векторов с нулевым средним и дисперсией, соответствующей ошибке прогноза);  $H$  — линеаризованный оператор наблюдений [7]. Алгоритм обладает свойством локальности, т. е. искомую оценку можно получать для каждой заданной области независимо. Кроме того, он эффективен с вычислительной точки зрения, так как все операции производятся с массивами размерности, равной размерности ансамбля.

В работе рассмотрен алгоритм, в котором выполняются оценка эмиссии путем вычисления значений анализов алгоритма LETKF и оценка по ним средних в заданный период (7 дней) величин для подобластей равной площади. При этом используются данные прогнозов по модели и спутниковые данные. Поскольку отсутствуют шаги прогноза алгоритма фильтра Калмана, такой способ оценки является реализацией статистической ансамблевой интерполяции, рассмотренной в монографии [16]. Основное отличие от алгоритма фильтра Калмана состоит в том, что оператор наблюдений, включающий прогноз по модели, не использует оценку эмиссии с предыдущего шага. Это упрощение сказывается на значении невязки и ансамбля возмущений в формуле. Кроме того, важным ограничением является отсутствие информации о первом приближении (предварительном значении эмиссии).

Рассмотрим формулу (1). Известно, что точность оценки зависит от точности первого приближения (прогноза), используемых данных и соответствия среднеквадратических ошибок наблюдений и первого приближения реальному значению этих ошибок. Поскольку мы не обладаем информацией о первом приближении высокой точности, а также из-за очевидного отличия задаваемых параметров от реальных, точность оценки по формуле (1) будет невысокой. В используемой нами модели MOZART-4 влияние эмиссии задается через условия на нижней границе. Начальные граничные условия были уточнены с помощью информации наземных наблюдений [1, 2].

В рассматриваемых в статье экспериментах первое приближение считалось равным нулю. Исходя из вышесказанного для интерпретации результатов рассмотрен параметр, характеризующий поведение отклонения полученных оценок в подобластях от среднего значения по всей области вычислений. Для набора векторов  $\{\boldsymbol{\varphi}_i^j, i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, L\}$  оценок в моменты времени  $t_1, \dots, t_n$  для подобластей с номерами  $\{1, \dots, L\}$  соответственно в каждый момент времени  $t_i$  вычислялось среднее значение

$$\mathbf{S}_i = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \boldsymbol{\varphi}_i^j.$$

Здесь  $L$  — количество подобластей. Затем для каждой подобласти и каждого момента времени вычислен параметр

$$\lambda_i^j = \frac{|\boldsymbol{\varphi}_i^j - \mathbf{S}_i|}{\sigma_i}, \quad \sigma_i^2 = \frac{1}{L-1} \sum_{j=1}^L (\boldsymbol{\varphi}_i^j - \mathbf{S}_i)^2.$$

Представим значение прогноза концентрации по модели переноса и диффузии на заданный временной период  $q_b$  в виде

$$q_b = F_1 q_b^0 + F_2 x^f,$$

где  $q_b^0$  — значение за предыдущий момент времени;  $F_1, F_2$  — операторы, зависящие от используемой модели переноса и диффузии;  $x^f$  — значение эмиссии, заданное в модели, среднее на заданном временном интервале (индекс “ $k$ ” опущен). Если “истинное” значение концентрации  $q_t$  имеет вид

$$q_t = F_1 q_t^0 + F_2 x^t,$$

где  $q_t^0$  — значение за предыдущий момент времени,  $x^t$  — “истинное” значение эмиссии, то данные наблюдений можно представить следующим образом:

$$y_0 = h(q_t) + \epsilon_0^k.$$

Тогда невязка (разность между данными и прогнозом) может быть записана как

$$H [F_1 (q_t^0 - q_b^0) + F_2 (x^t - x^f)] .$$

Поскольку рассматривается средняя по подобласти и на временном интервале оценка, считаем, что влияние первого слагаемого стремится к нулю, так как оно представляет собой ошибку прогноза концентрации. Считаем, что имеет место свойство эргодичности этой ошибки по пространству и времени.

Как следует из формул шага анализа, в случае, если для рассматриваемых подобластей априорное значение эмиссии является постоянным во всей оцениваемой области, то влияние отсутствия информации о первом приближении уменьшается для отклонений от среднего значения. Кроме того, нормировка при вычислении параметра уменьшает влияние неточностей, связанных с заданием дисперсий ошибок прогноза и наблюдений.

Таким образом, введенный параметр  $\lambda$  отражает изменение фоновых значений эмиссии, используемых в модели и позволяет выполнять сравнительный анализ поведения эмиссии в заданных областях, считая, что вклад погрешностей будет равномерным для всех рассматриваемых подобластей.

## 2. Численные эксперименты

### 2.1. Организация численных экспериментов

В работе приведены результаты численных экспериментов с использованием модельных и реальных спутниковых данных для оценки эмиссии парникового газа метана с поверхности Земли. Численные эксперименты с модельными и реальными данными можно условно разбить на следующие этапы.

- *Задание временного интервала.* В алгоритмах обработки больших объемов спутниковых данных для оценки эмиссии парниковых газов принято задавать временной интервал, например неделю, для которого производится оценка в предположении, что значение эмиссии остается постоянным в течение этого периода.
- *Разбиение поверхности земного шара на подобласти.* Поверхность Земли разделяется на регионы, для которых производится оценка эмиссии. Оценка выполняется отдельно для каждой подобласти.
- *Задание начальных (климатических) значений эмиссии в регионах.*
- *Контроль данных наблюдений.* Сравнение наблюдений со значениями прогноза и отбрасывание данных, имеющих отклонение больше заданной величины.
- *Осреднение данных.* При использовании спутниковых данных, имеющих высокое пространственное разрешение, производится осреднение данных в окрестности 50 км от узла сетки модели в одно “обобщенное” наблюдение.
- *Интерполяция данных.* При проведении шага анализа производится интерполяция данных наблюдений в узел сетки модели для вычисления невязки (разности данных и прогноза).
- *Получение оценки эмиссии парниковых газов.* Для заданной территории в заданный период времени значения эмиссии рассчитываются по формулам (1), (2).

Исходя из свойств используемого алгоритма оценка производится для каждого узла сетки модели независимо. На шаге анализа требуется знание прогнозов по транспортной модели для вычисления невязки и оператора  $H$ .

В качестве прогнозов по модели использовались расчеты MOZART-4, заданные каждые 6 ч. MOZART-4 представляет собой глобальную химическую модель атмосферы, включает более ста химических веществ, в том числе озон, метан, азотные оксиды и углеродные соединения. Вычисления производятся на градусной сетке с разрешением  $128 \times 64$  узлов и динамической сетке высот. Для использования этих данных при вычислении невязки требуется интерполяция на сетку высот модели. С целью повышения точности оценки эмиссии парниковых газов вводятся дополнительные “промежуточные” узлы с данными прогноза в серединах между исходными узлами сетки, таким образом оценка производится на сетке с шагом примерно 1.4 град. В качестве спутниковых данных о концентрации метана были взяты данные AIRS [11].

## 2.2. Численные эксперименты с модельными данными

Использование модельных данных является общепринятой практикой и предназначено для оценки свойств алгоритма усвоения данных. В экспериментах с модельными данными задается “истинное” значение оцениваемой величины. Результаты наблюдений и прогноз моделируются путем добавлений к “истинному” значению случайнай величины, характеризующей ошибку наблюдений и прогноза. В ходе численных экспериментов с модельными данными в качестве “истинного” значения концентрации в фиксированный момент времени использовано значение прогноза с добавленной в заданной подобласти эмиссией метана величиной  $30 \text{ млрд}^{-1}$ .

Для реализации численных экспериментов с модельными данными заданы случайные величины с нормальным распределением, имеющие нулевое среднее и заданную дисперсию. Эти случайные величины использованы для добавления случайных ошибок к “истинным” значениям концентрации и эмиссии, чтобы смоделировать данные наблюдений и прогнозы. Для моделирования данных наблюдений использовались случайные ошибки, имеющие распределение  $N(0, 10)$ , а для моделирования первого приближения (прогноза) — случайные ошибки с распределением  $N(0, 15)$ . Для моделирования эмиссии использованы случайные величины, имеющие распределение  $N(0, 5)$ . Здесь  $N(a, b)$  — нормальное распределение с математическим ожиданием  $a$ ,  $b$  — квадратный корень из дисперсии.

Для оценки точности разработанного алгоритма проводилось сравнение полученных оценок с задаваемой “истинной”. В эксперименте рассмотрены два варианта реализации алгоритма: в первом не использовалась априорная информация об эмиссии (первое приближение), а во втором варианте алгоритма использовалась информация о первом приближении. В первом варианте алгоритма получена среднеквадратическая ошибка оценки величиной  $5.2 \text{ млрд}^{-1}$ . Во втором эксперименте, где было предоставлено первое приближение эмиссии, ошибка составила  $2.8 \text{ млрд}^{-1}$ . Таким образом, результаты численного эксперимента с модельными данными показывают, что наличие априорной информации о потоке может значительно повлиять на точность получаемой оценки эмиссии.

## 2.3. Численные эксперименты с реальными данными

В численных экспериментах с реальными данными проведен поиск оценок эмиссии для подобластей на территории России за 2005 г. Для этого использовались спутниковые данные AIRS за указанный период и результаты расчетов по модели MOZART-4 с 1 января по 31 декабря 2005 г. с шестичасовым интервалом. Проведено вычисление средних

значений оценок эмиссии метана за период 7 дней внутри подобластей приблизительно одинаковой площади  $1000 \times 1000$  км. Аналогичные пространственно-временные масштабы рассматривались в работах [8, 10, 11]. Шаг сетки модели составлял примерно 2.8 град., каждая подобласть содержала 32 узла сетки модели. Кроме того, внутри каждой подобласти вводились дополнительные узлы сетки с использованием алгоритма билинейной интерполяции, в результате чего была получена сетка с шагом 1.4 град. и 105 узлами для каждой подобласти. Для оценок эмиссии, полученных в ходе экспериментов с частотой один раз в 12 ч с учетом частоты спутниковых измерений вычислены средние значения эмиссии за недельный период. В качестве первого приближения эмиссии принято нулевое значение, поскольку информация об исходных значениях эмиссии отсутствовала. Для генерации ансамбля возмущений эмиссии (см. формулы (1) и (2)) использовались случайные величины с нормальным распределением, имеющим нулевое математическое ожидание и дисперсию, соответствующую уровню ошибок эмиссии  $20 \text{ млрд}^{-1}$ . Отметим, что уровень ошибок в наблюдениях составлял  $30 \text{ млрд}^{-1}$ .

В численных экспериментах с реальными данными рассматривались подобласти России, имеющие равную площадь. На рис. 1 приведены подобласти, для которых проводился расчет средних по подобластям значений эмиссии за недельный период в течение 2005 г. Предложенный в разд. 1 параметр  $\lambda$  рассчитан для каждой из 16 выбранных подобластей и каждого семидневного временного интервала за 2005 г.

На рис. 2 и 3 представлено распределение значения параметра  $\lambda$  для 16 подобластей России в течение зимнего и летнего сезонов 2005 г. Регионы с низкими значениями отклонений от среднего значения оценок потоков отображаются зеленым цветом, что соответствует мало изменяющимся показателям оценок потоков метана. Красным и оранжевым цветами обозначены повышенные отклонения оценок потоков метана от среднего значения.

На рис. 4 показано изменение среднего значения искомого параметра за каждый месяц в течение 2005 г. для двух конкретных подобластей. Подобласть 3 охватывает территории с крупными агломерациями и естественными источниками метана, в том числе Васюганские болота, Новосибирскую область и т. д. (диапазон  $50\text{--}60^\circ$  с. ш. и  $60\text{--}80^\circ$  з. д.). Подобласть 4 включает регион, расположенный восточнее ( $50\text{--}60^\circ$  с. ш. и  $80\text{--}100^\circ$  з. д.), в том числе район оз. Байкал. Рисунок 4 позволяет наблюдать динамику и поведение среднего за месяц параметра в указанных подобластиах на протяжении всего 2005 г.

На рис. 5 представлено изменение среднего значения искомого параметра за каждый месяц в течение 2005 г. для подобластей северного региона России. Подобласти 15 ( $60\text{--}70^\circ$  с. ш.,  $60\text{--}80^\circ$  з. д.) и 16 ( $60\text{--}70^\circ$  с. ш.,  $80\text{--}100^\circ$  з. д.) представляют собой регионы-лидеры рейтинга регионов по добыче нефти — это Ханты-Мансийский и Ямало-Ненецкий автономные округа с развитой разработкой ископаемых. Рисунок позволяет наблюдать динамику и сравнивать поведение среднего за месяц параметра в указанных подобластиах на протяжении всего 2005 г.

На рис. 6 приведены отдельные регионы подобласти 3, для которых проводился расчет средних значений эмиссии по подобластям за недельный период в течение 2005 г. Параметр  $\lambda$  рассчитан для семидневного временного интервала за 2005 г., а затем проведено ежемесячное осреднение параметра. На рис. 7 представлено сравнение изменения среднего значения искомого параметра за каждый месяц в течение 2005 г. для подобластей Сибири. Подобласть I представляет собой территорию, покрытую болотистыми почвами, так как эта территория содержит часть Васюганских болот, подобласть II

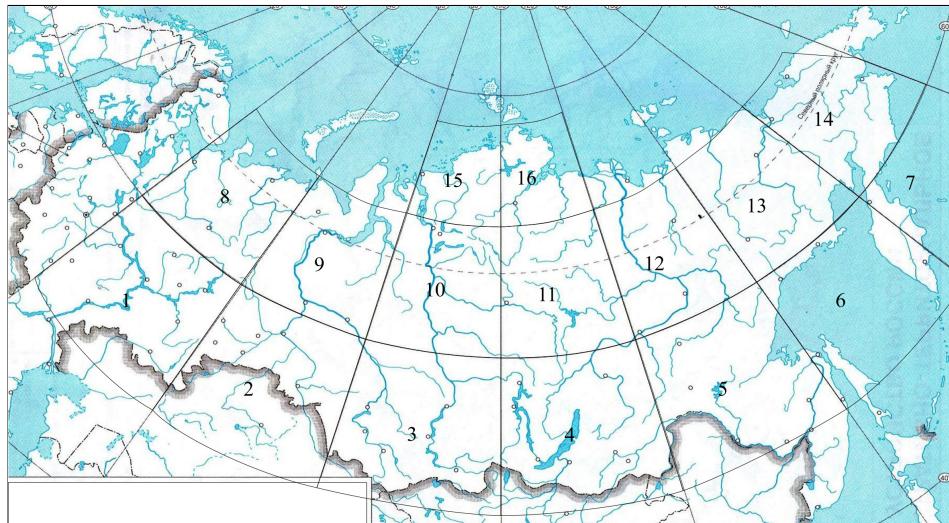


Рис. 1. Подобласти, в которых проводились численные эксперименты  
Fig. 1. Subareas in which numerical experiments were carried out

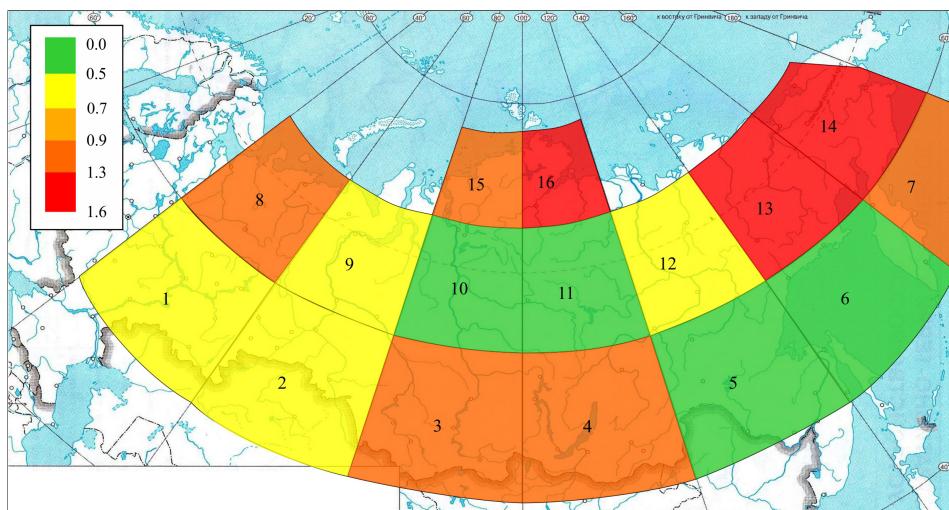


Рис. 2. Пространственное распределение параметра  $\lambda$  в зимний период 2005 г.  
Fig. 2. Spatial distribution of the parameter  $\lambda$  in the winter of 2005

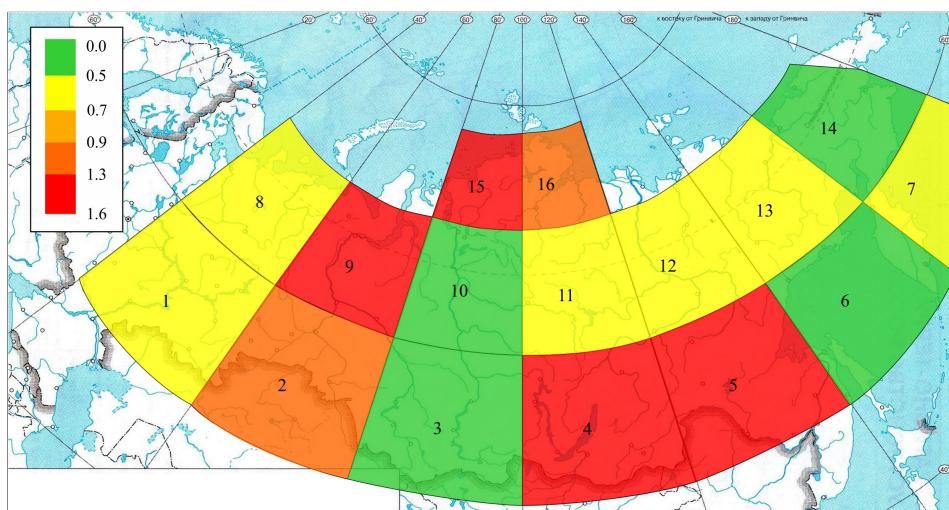


Рис. 3. Пространственное распределение параметра  $\lambda$  в летний период 2005 г.  
Fig. 3. Spatial distribution of the parameter  $\lambda$  in the summer of 2005

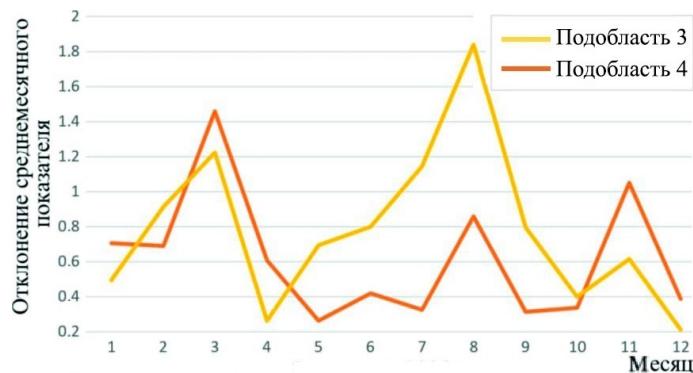


Рис. 4. Изменение среднемесячного значения параметра  $\lambda$  для подобластей Сибири за 2005 г  
Fig. 4. The change of the average monthly value of the parameter  $\lambda$  for the subregions of Siberia in 2005

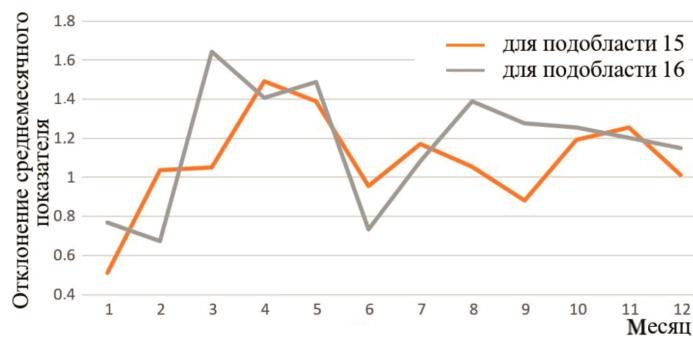


Рис. 5. Изменение среднемесячного значения параметра  $\lambda$  для регионов Севера России в 2005 г  
Fig. 5. The change of the average monthly value of the parameter  $\lambda$  for the regions of the Russian North in 2005

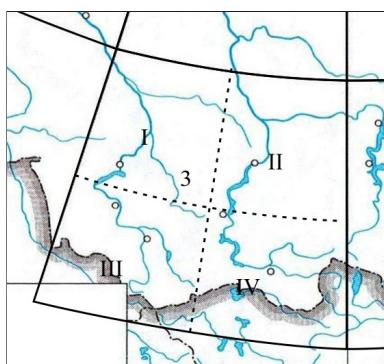


Рис. 6. Подобласти Сибири, для которых проводились численные эксперименты

Fig. 6. Subregions of Siberia for which numerical experiments were carried out

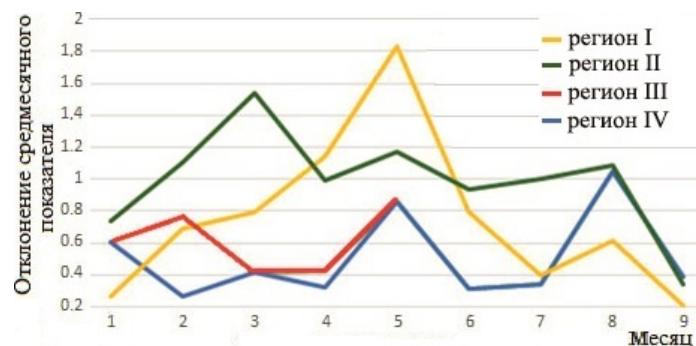


Рис. 7. Изменение среднемесячного значения параметра  $\lambda$  для регионов Сибири за 2005 г

Fig. 7. The change of the average monthly value of the parameter  $\lambda$  for the regions of Siberia in 2005

представляет собой крупную агломерацию — г. Новосибирск и прилегающие территории Новосибирской области. На рис. 7 можно наблюдать динамику и сравнивать поведение среднего значения за месяц параметра в указанных подобластях на протяжении всего 2005 г.

Как видно из рис. 7, наблюдается значительная вариативность в уровне активности эмиссии метана в регионе, который включает крупные агломерации и различные

источники метана. Эти изменения могут быть связаны не только с известными природными и антропогенными источниками метана в данной подобласти, но также могут быть обусловлены началом или окончанием отопительного сезона. Влияние сезонных факторов, таких как использование отопительных систем в холодные периоды, может приводить к скачкам в активности потоков метана в этом регионе. Важно отметить, что при анализе поведения параметра  $\lambda$  в различные периоды и в разные сезоны наблюдается отсутствие общего тренда в динамике оценки потоков метана для некоторых подобластей. Это явление может быть объяснено неравномерными погодными условиями, такими как скачки температуры от одной подобласти к другой (как следствие, различные продолжительность и масштаб выбросов во время отопительных сезонов). Кроме того, стоит учитывать неравномерное распределение источников метана, таких как промышленные производства, скотоводческие фермы и другие не учтенные в модели источники парниковых газов. Вопрос распределения и изучения тренда поведения показателей в различных подобластях важен с практической точки зрения и требует дальнейшего исследования.

Заметим, что для более точного определения концентрации и эмиссии метана в модели важным является учет растительности, водо-болотных угодий и температуры почвы, зависящей от влажности. Необходимо отметить, что в MOZART-4 отсутствуют конкретные модели поверхности. Регулирование воздействия различных типов поверхности осуществляется путем варьирования граничных значений. Вместо явных моделей поверхности MOZART-4 классифицирует различные типы, такие как вода, суши, лед и т. д., что, в свою очередь, используется для более точного моделирования воздействия различных поверхностей на атмосферные процессы. С точки зрения проведенных экспериментов этот аспект влияет на величину ошибки модели и, соответственно, на точность получаемой оценки.

## Заключение

Задача оценки состояния окружающей среды по данным наблюдений в настоящее время решается с помощью систем усвоения данных. В работе представлен алгоритм оценки эмиссии парниковых газов с поверхности Земли по спутниковым данным AIRS и математической модели MOZART-4. Алгоритм представляет собой первый этап разработки системы усвоения данных, полученные результаты можно считать качественной сравнительной оценкой эмиссии метана для различных регионов.

**Благодарности.** Авторы статьи выражают глубокую благодарность коллегам — профессору Лагутину Анатолию Алексеевичу и доценту Мордвину Егору Юрьевичу за предоставленные данные и полезные дискуссии.

Работа выполнена в рамках государственного задания Минобрнауки России для Федерального исследовательского центра информационных и вычислительных технологий.

## Список литературы

- [1] **Лагутин А.А., Мордвин Е.Ю., Волков Н.В.** Регрессионная модель реконструкции общего содержания метана по данным гиперспектрометра AIRS и модели химического транспорта MOZART-4. Труды 29 Международного симпозиума по оптике атмосферы и океана: физика атмосферы. М.; 2023: 12780. DOI:10.1117/12.2690784.

- [2] **Лагутин А.А., Мордвин Е.Ю., Волков Н.В.** Эмиссия метана нефтяной промышленностью Западной Сибири по данным спутниковых наблюдений. Труды 27 Международного симпозиума по оптике атмосферы и океана: физика атмосферы. М.; 2021: 11916. DOI:10.1117/12.2603438.
- [3] Lu X., Jacob D.J., Wang H., Maasakkers J.D., Zhang Y., Scarpelli T.R., Shen L., Qu Z., Sulprizio M.P., Nesser H., Bloom A.A., Ma S., Worden J.R., Fan S., Parker R.J., Boesch H., Gautam R., Gordon D., Moran M.D., Reuland F., Villasana C.A.O., Andrews A. Methane emissions in the United States, Canada, and Mexico: evaluation of national methane emission inventories and 2010–2017 sectoral trends by inverse analysis of in situ (GLOBALVIEWplus CH<sub>4</sub> ObsPack) and satellite (GOSAT) atmospheric observations. *Atmospheric Chemistry and Physics*. 2022; (22):395–418. DOI:10.5194/acp-22-395-2022.
- [4] Bocquet M., Elbern H., Eskes H., Hirtl M., Žabkar R., Carmichael G.R., Flemming J., Inness A., Pagowski M., Pèrez Camaño J.L., Saide P.E., San Jose R., Sofiev M., Vira J., Baklanov A., Carnevale C., Grell G., Seigneur C. Data assimilation in atmospheric chemistry models: current status and future prospects for coupled chemistry meteorology models. *Atmospheric Chemistry and Physics*. 2015; (15):5325–5358. DOI:10.5194/acp-15-5325-2015.
- [5] **Климова Е.Г.** Методы оценки концентрации парниковых газовых в атмосфере по данным наблюдений и модели переноса и диффузии, основанные на ансамблевом фильтре Калмана. Материалы Всероссийской конференции “Пространственная обработка данных для мониторинга природных и антропогенных процессов (SDM-2017)”. Новосибирск; 2017: 191–195. Адрес доступа: [https://ceur-ws.org/Vol-2033/37\\_paper.pdf](https://ceur-ws.org/Vol-2033/37_paper.pdf).
- [6] Nakamura G., Potthast R. Inverse modeling. Bristol: IOP Publishing Ltd.; 2015: 484.
- [7] Bisht J.S.H., Patra P.K., Takigawa M., Sekiya T., Kanaya Y., Saitoh N., Miyazaki K. Estimation of CH<sub>4</sub> emission based on an advanced 4D-LETKF assimilation system. *Geo-Scientific Model Development*. 2023; 16(6):1823–1838. DOI:10.5194/gmd-16-1823-2023.
- [8] Feng L., Palmer P.I., Bosch H., Dance S. Estimating surface CO<sub>2</sub> fluxes from spaceborne CO<sub>2</sub> dry air mole fraction observations using an ensemble Kalman filter. *Atmospheric Chemistry and Physics*. 2009; 9(8):2619–2633. DOI:10.5194/acp-9-2619-2009.
- [9] **Климова Е.Г.** Байесовский подход к усвоению данных на основе ансамблей прогнозов и наблюдений. Материалы конференций ИОР: науки о Земле и окружающей среде. М.; 2019; 386: 012038. DOI:10.1088/1755-1315/386/1/012038.
- [10] Feng L., Palmer P.I., Yang Y., Yantosca R.M., Kawa S.R., Paris J.-D., Matsueda H., Machida T. Evaluating a 3-D transport model of atmospheric CO<sub>2</sub> using ground-based, aircraft, and space-borne data. *Atmospheric Chemistry and Physics*. 2011; 11(6):2789–2803. DOI:10.5194/acp-11-2789-2011.
- [11] Feng L., Palmer P.I., Parker R.J., Deutscher N.M., Feist D.G., Kivi R., Morino I., Sussmann R. Estimates of European uptake of CO<sub>2</sub> inferred from GOSAT XCO<sub>2</sub> retrievals: sensitivity to measurement bias inside and outside Europe. *Atmospheric Chemistry and Physics*. 2016; 16(3):1289–1302. DOI:10.5194/acp-16-1289-2016.
- [12] **Климова Е.Г.** Стохастический ансамблевый фильтр Калмана с трансформацией ансамбля возмущений. Сибирский журнал вычислительной математики. 2019; 22(1):27–40. Адрес доступа: <https://www.sibran.ru/upload/iblock/6b9/6b97c04e3df45d3ef9e50d8fee3ee83a.pdf>.

- [13] **Климова Е.Г.** Экономический алгоритм стохастического ансамблевого сглаживания. Сибирский журнал вычислительной математики. 2020; (4):381–394. DOI:10.15372/SJNM20200403.
- [14] **Платонова М.В., Климова Е.Г.** Алгоритм оценки потоков парниковых газов с использованием спутниковых данных для глобальной модели переноса и диффузии. Труды Международной конференции “Марчуковские научные чтения 2020”. Новосибирск; 2020; (1715):012021. DOI:10.1088/1742-6596/1715/1/012021.
- [15] **Платонова М.В., Климова Е.Г.** Определение вероятной локализации источников метана с использованием прогнозных временных рядов и спутниковых данных. Материалы Всероссийской конференции с международным участием “Пространственная обработка данных для мониторинга природных и антропогенных процессов SDM-2021”. Новосибирск; 2021; (3006):323–329. Адрес доступа: [https://ceur-ws.org/Vol-3006/38\\_short\\_paper.pdf](https://ceur-ws.org/Vol-3006/38_short_paper.pdf).
- [16] **Evensen G.** Data assimilation: the ensemble Kalman filter. Berlin: Springer; 2009: 307. DOI:10.1007/978-3-540-38301-7.

---

## MATHEMATICAL MODELLING

---

DOI:10.25743/ICT.2024.29.4.004

### **Comparative analysis of the distribution of methane emissions in the designated regions based on satellite observations and calculations using transport and diffusion model**

M. V. PLATONOVA\*, V. D. KOTLER, E. G. KLIMOVA

Federal Research Center for Information and Computational Technologies, 630090, Novosibirsk, Russia

\*Corresponding author: Marina V. Platonova, e-mail: [gumoznaya@gmail.com](mailto:gumoznaya@gmail.com)

*Received December 01, 2023, revised January 30, 2024, accepted February 06, 2024.*

#### **Abstract**

This paper presents a method for estimating methane emissions using satellite data and forecasts by a transport-diffusion model. The algorithm is based on calculating the optimal parameter estimate based on observational data and forecast over a given time interval. In this case, the Gaussian estimation is used, the algorithm is a special case of the deterministic version of the ensemble Kalman filter. The average values in these subareas are calculated over seven days period. A methodology for estimating zones with maximum changes in emissions is proposed and the behavior of these estimates over time for different seasons is studied. The proposed methodology allows effective assessing for areas which are appropriate for a detailed study of possible methane sources.

An algorithm is also discussed which emissions have been estimated by calculating the analysis values of the LETKF algorithm and estimating the average values over a given period for subregions of equal area. In this case, both model forecast data and satellite data are used. The algorithm has the property of locality. The analysis stage of the ensemble Kalman filter algorithm is considered; the efficient local LETKF algorithm is implemented. A variant of the algorithm is considered, in which, at the analysis stage, the forecast results of the MOZART-4 model at given points in time and AIRS satellite data on methane concentration are used. The MOZART-4 model is a numerical

atmospheric model designed to estimate the distribution and transport of chemicals. The AIRS infrared spectrometer is a key tool for measuring the vertical profile of various indicators of the state of the Earth's atmosphere, including methane content. The AIRS system on NASA's Aqua satellite provides highly accurate infrared data on the Earth's thermal radiation. Its ability to record spectra in more than 2000 channels allows for the precise measurements needed to study the dynamics of atmospheric processes. Values of the obtained methane emissions are used to estimate the spatiotemporal distribution of methane emissions under given conditions. The algorithm under consideration is significantly less labor-intensive than the ensemble Kalman filter algorithm, and at the same time allows evaluating trends in emission variations and the areas where these changes are greatest. The obtained estimates can be used both independently and as a first step in the information and computing system for data assimilation that is currently being developed.

*Keywords:* data assimilation, ensemble Kalman filter, methane emission, satellite data.

*Citation:* Platonova M.V., Kotler V.D., Klimova E.G. Comparative analysis of the distribution of methane emissions in the designated regions based on satellite observations and calculations using transport and diffusion model. Computational Technologies. 2024; 29(4):41–54. DOI:10.25743/ICT.2024.29.4.004. (In Russ.)

**Acknowledgements.** The authors of the article express deep gratitude to their colleagues Professor Anatoly Alekseevich Lagutin and Associate Professor Egor Yurievich Mordvin for the data provided and useful discussions.

The work was carried out within the framework of the state assignment of the Russian Ministry of Education and Science for the Federal Research Center for Information and Computing Technologies.

## References

1. **Lagutin A.A., Mordvin E.Yu., Volkov N.V.** Regression model for reconstruction of the total methane content according to AIRS hyperspectrometer data and chemical transport model MOZART-4. Proceedings 29th International Symposium on Atmospheric and Ocean Optics: Atmospheric Physics. Moscow; 2023: 12780. DOI:10.1117/12.2690784.
2. **Lagutin A.A., Mordvin E.Yu., Volkov N.V.** Methane emission by petroleum industry in Western Siberia according to satellite observations. Proceedings 27th International Symposium on Atmospheric and Ocean Optics: Atmospheric Physics. Moscow; 2021: 11916. DOI:10.1117/12.2603438.
3. **Lu X., Jacob D.J., Wang H., Maasakkers J.D., Zhang Y., Scarpelli T.R., Shen L., Qu Z., Sulprizio M.P., Nesser H., Bloom A.A., Ma S., Worden J.R., Fan S., Parker R.J., Boesch H., Gautam R., Gordon D., Moran M.D., Reuland F., Villasana C.A.O., Andrews A.** Methane emissions in the United States, Canada, and Mexico: evaluation of national methane emission inventories and 2010–2017 sectoral trends by inverse analysis of in situ (GLOBALVIEWplus CH<sub>4</sub> ObsPack) and satellite (GOSAT) atmospheric observations. Atmospheric Chemistry and Physics. 2022; (22):395–418. DOI:10.5194/acp-22-395-2022.
4. **Bocquet M., Elbern H., Eskes H., Hirtl M., Žabkar R., Carmichael G.R., Flemming J., Inness A., Pagowski M., Pérez Camaño J.L., Saide P.E., San Jose R., Sofiev M., Vira J., Baklanov A., Carnevale C., Grell G., Seigneur C.** Data assimilation in atmospheric chemistry models: current status and future prospects for coupled chemistry meteorology models. Atmospheric Chemistry and Physics. 2015; (15):5325–5358. DOI:10.5194/acp-15-5325-2015.
5. **Klimova E.G.** Methods of estimation of atmospheric greenhouse gases concentration using observations, transport and diffusion model, based on the ensemble Kalman filter. Proceedings of the All-Russian Conference "Spatial Data Processing for Monitoring of Natural and Anthropogenic Processes (SDM-2017)". 2017: 191–195. Available at: [https://ceur-ws.org/Vol-2033/37\\_paper.pdf](https://ceur-ws.org/Vol-2033/37_paper.pdf).
6. **Nakamura G., Potthast R.** Inverse modeling. Bristol: IOP Publishing Ltd.; 2015: 484.
7. **Bisht J.S.H., Patra P.K., Takigawa M., Sekiya T., Kanaya Y., Saitoh N., Miyazaki K.** Estimation of CH<sub>4</sub> emission based on an advanced 4D-LETKF assimilation system. Geo-Scientific Model Development. 2023; 16(6):1823–1838. DOI:10.5194/gmd-16-1823-2023.
8. **Feng L., Palmer P.I., Bosch H., Dance S.** Estimating surface CO<sub>2</sub> fluxes from spaceborne CO<sub>2</sub> dry air mole fraction observations using an ensemble Kalman filter. Atmospheric Chemistry and Physics. 2009; 9(8):2619–2633. DOI:10.5194/acp-9-2619-2009.

9. **Klimova E.G.** Bayesian approach to data assimilation based on ensembles of forecasts and observations. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. Moscow; 2019; 386: 012038. DOI:10.1088/1755-1315/386/1/012038.
10. **Feng L., Palmer P.I., Yang Y., Yantosca R.M., Kawa S.R., Paris J.-D., Matsueda H., Machida T.** Evaluating a 3-D transport model of atmospheric CO<sub>2</sub> using ground-based, aircraft, and space-borne data. Atmospheric Chemistry and Physics. 2011; 11(6):2789–2803. DOI:10.5194/acp-11-2789-2011.
11. **Feng L., Palmer P.I., Parker R.J., Deutscher N.M., Feist D.G., Kivi R., Morino I., Sussmann R.** Estimates of European uptake of CO<sub>2</sub> inferred from GOSAT XCO<sub>2</sub> retrievals: sensitivity to measurement bias inside and outside Europe. Atmospheric Chemistry and Physics. 2016; 16(3):1289–1302. DOI:10.5194/acp-16-1289-2016.
12. **Klimova E.G.** Stochastic ensemble Kalman filter with perturbation ensemble transformation. Numerical Analysis and Applications. 2019; 22(1):27–40. Available at: <https://www.sibran.ru/upload/iblock/6b9/6b97c04e3df45d3ef9e50d8fee3ee83a.pdf>.
13. **Klimova E.G.** Effective stochastic ensemble smoothing algorithm. Numerical Analysis and Applications. 2020; (4):381–394. DOI:10.15372/SJNM20200403.
14. **Platonova M.V., Klimova E.G.** An algorithm for estimating greenhouse gas fluxes using satellite data for a global transport and diffusion model. Journal of Physics: Conference Series. 2021; (1715):012021. DOI:10.1088/1742-6596/1715/1/012021.
15. **Platonova M.V., Klimova E.G.** Determining the likely localization of methane sources using forecast time series and satellite data. CEUR Workshop Proceedings. 2021; (3006):323–329. Available at: [https://ceur-ws.org/Vol-3006/38\\_short\\_paper.pdf](https://ceur-ws.org/Vol-3006/38_short_paper.pdf).
16. **Evensen G.** Data assimilation: the ensemble Kalman filter. Berlin: Springer; 2009: 307. DOI:10.1007/978-3-540-38301-7.