

Нейронные сети для определения высотных профилей CO₂ по данным GOSAT/TANSO-FTS

К.Г. Грибанов¹, Р. Имасу², В.И. Захаров^{1*}

¹ Уральский государственный университет им. А.М. Горького
620083, г. Екатеринбург, пр. Ленина, 51, Россия

² Центр изучения климатической системы, университет Токио
5-1-5, Кашиваноха, Кашива-ши, Чiba, 277-8568, Япония

Поступила в редакцию 14.04.2009 г.

Продemonстрирована возможность определения вертикальных профилей CO₂ и его концентрации, усредненной по атмосферному столбу, по отраженному солнечному излучению, измеряемому сенсором TANSO-FTS на борту спутника GOSAT. Обучение нейронной сети для определения CO₂ в атмосфере было проведено с использованием модельных спектров в полосах кислорода (вблизи 0,76 мкм) и углекислого газа (вблизи 1,6 и 2,06 мкм). Для каждого из 4 углов сканирования были разработаны отдельные нейронные сети, в то время как зенитный угол Солнца рассматривался как непрерывная переменная. В модельных экспериментах достигнута точность 1 ppm для усредненных по атмосферному столбу величин и 4 ppm для концентрации CO₂ у поверхности. Уровень шума в спектрах задавался на уровне 1:300 для всех спектральных диапазонов.

Ключевые слова: GOSAT, вертикальный профиль, нейронные сети.

Введение

Определение вертикальных профилей CO₂ с глобальным покрытием необходимо для количественной оценки мощности источников и стоков этого газа на поверхности Земли. Знание пространственного распределения и применение моделей транспорта воздушных масс позволяют сделать оценки потоков CO₂, эмитируемых и поглощаемых поверхностными экосистемами [1]. Редкие измерения, основанные на заборе проб воздуха, не позволяют разрешить градиенты концентраций на поверхности и выявить источники и стоки. Для этого требуется определение содержания CO₂ с точностью 2,5 ppmv для усредненных за 1 мес значений на сетке размером ячейки 8 × 10° и с точностью 1,5 ppmv для измерений над океаном [2].

Целью данной работы было изучение возможности применения нейронных сетей для массовой обработки данных сенсора TANSO-FTS/GOSAT [3], позволяющих получить пространственные распределения CO₂. Характеристики сенсора TANSO-FTS (спектральные диапазоны и разрешение) были взяты из работы [4]. Предполагалось, что высота солнечно-синхронизированной орбиты спутника 666 км, сенсор работает в режиме 7 измерений в поперечном скане, расстояние между центрами областей измерения 88 км, местное время (в точке под спут-

ником) пролета спутника 13:30. Использовались только диапазоны 1 (12900–13200 см⁻¹, разрешение 0,5 см⁻¹), 2 (5200–6400 см⁻¹, разрешение 0,2 см⁻¹) и 3 (4800–5200 см⁻¹, разрешение 0,2 см⁻¹).

Модернизация программного обеспечения FIRE-ARMS для измерений TANSO-FTS/GOSAT

Для того чтобы учесть отражение солнечного излучения от поверхности Земли и рассеяние в атмосфере, была модифицирована последняя версия программного обеспечения (ПО) FIRE-ARMS [5]. Алгоритм расчета сечений рэлеевского рассеяния был взят из работы [6]. Кроме того, данное ПО было адаптировано к базе данных спектральных параметров HITRAN 2004 [7]. Две модели двунаправленного коэффициента отражения (ДКО) от различных типов поверхности [8–10] были встроены в ПО FIRE-ARMS. Моделирование ДКО для различных типов поверхности показало, что коэффициент отражения имеет один порядок величины для необходимого диапазона углов сканирования и зенитных углов Солнца. Последние модели континуального поглощения, а также процедура, моделирующая спектр солнечного излучения, были взяты с сайта группы переноса излучения (Radiative Transfer Group) корпорации Atmospheric and Environmental Research [11].

Для расчета интенсивности излучения на верхней границе атмосферы, измеряемой спутниковым сенсором, использовалось выражение

* Константин Геннадьевич Грибанов (kgribanov@remotesensing.ru); Риоичи Имасу (imasu@ccsr.u-tokyo.ac.jp); Вячеслав Иосифович Захаров (vz@uraltc.ru).

$$\begin{aligned}
I_v = & \left\{ \varepsilon B(T_0) + \frac{1}{\pi} f_{\text{ДКО}}(\phi, \theta, \phi_0, \theta_0) \cos(\theta_0) F_s \times \right. \\
& \times \exp\left(-\int_0^H K_e \sec(\theta_0) dz\right) \left. \right\} \exp\left(-\int_0^H K_e \sec(\theta) dz\right) + \\
& + \frac{K_s F_s}{4\pi} \int_0^H P(\phi, \theta, \phi_0, \theta_0) \exp\left(-\int_z^H K_e \sec(\theta_0) dz'\right) \times \\
& \times \exp\left(-\int_z^H K_e \sec(\theta) dz'\right) \sec(\theta) dz + \\
& + \int_0^H K_a B(T(z)) \exp\left(-\int_z^H K_e \sec(\theta) dz'\right) \sec(\theta) dz, \quad (1)
\end{aligned}$$

где $B(T)$ – функция Планка для излучения абсолютно черного тела; $\frac{1}{\pi} f_{\text{ДКО}}(\phi, \theta, \phi_0, \theta_0)$ – ДКО поверхности; ϕ и θ – азимутальный и зенитный углы линии наблюдения; ϕ_0 и θ_0 – те же углы для направления на Солнце; z – высотная координата; H – верхняя граница атмосферы; F_s – монохроматический поток солнечного излучения на верхней границе атмосферы; K_e , K_a , K_s – коэффициенты экстинкции, поглощения и рассеяния соответственно; $P(\phi, \theta, \phi_0, \theta_0)$ – индикатриса рассеяния. Выражение (1) получено из уравнения переноса монохроматического излучения в атмосфере [12] в приближении, учитывающем только однократное рассеяние солнечного излучения. Чтобы учесть сферичность поверхности Земли и атмосферы, $\sec(\theta)$ вычисляется как функция высоты, а конечная разность в вычислительной процедуре, соответствующая $\sec(\theta_0) dz'$, вычисляется вдоль пути распространения солнечного излучения на каждой высоте.

Выбор спектральных каналов

С целью отбора спектральных каналов, пригодных для использования в определении высотного профиля CO_2 , были рассчитаны якобианы для всех спектральных каналов из диапазонов 1, 2, 3 сенсора TANSO-FTS. Компоненты якобианов – это производные вида $\partial I_i / \partial x_j$, где x_j – атмосферный параметр (температура, концентрация CO_2 , концентрация H_2O) в j -м узле высотной сетки, а индекс i соответствует номеру спектрального канала. Строки якобианов, представленные как функции высотной координаты (высота или давление), называют еще весовыми функциями. Наиболее характерные весовые функции для концентрации CO_2 показаны на рис. 1.

Отбор спектральных каналов производился так, чтобы соответствующие им весовые функции

по температуре и концентрации CO_2 были наибольшими по абсолютному значению и их абсолютные максимумы были распределены по всем возможным высотам.

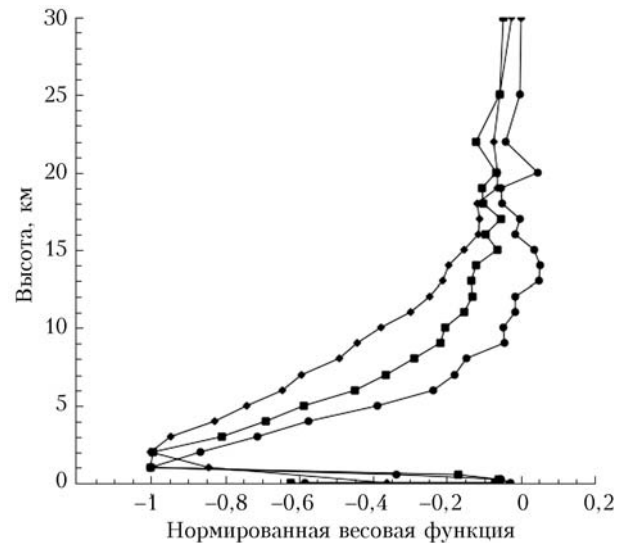


Рис. 1. Наиболее характерные нормализованные весовые функции для полосы CO_2 в диапазоне 1,6 мкм

С другой стороны, чтобы избавиться от необходимости восстанавливать высотный профиль водяного пара, соответствующие выбранным каналам весовые функции H_2O должны были быть пренебрежимо малы по абсолютному значению. Число окончательно отобранных каналов было равно 1090.

Модели атмосферы и вертикальные профили CO_2

Модельные эксперименты были проведены для широтного интервала от 40° ю.ш. до 40° с.ш. Вертикальные профили температуры и влажности были взяты из базы данных TIGR [13]. Моделирование вертикальных профилей CO_2 было основано на данных проекта GLOBALVIEW- CO_2 [14]. Опорный профиль сконструирован из среднего значения самолетных измерений (368,28 ppm) для высотного интервала 0–15 км и уменьшается с высотой до значения 345 ppm на высоте 35 км и выше для согласия со стратосферными данными [15], так же как это было сделано в работе [16]. Полный набор вертикальных профилей концентрации CO_2 был сгенерирован с помощью формулы

$$C(z) = C_{\text{ref}}(z) + C_{\text{shift}} \exp(-z/z_r) + C_{\text{rnd}}, \quad (2)$$

где $C_{\text{ref}}(z)$ – опорный профиль, C_{shift} – равномерно распределенная случайная величина из интервала $(-5) \div (+30)$ ppm; z_r – равномерно распределенная случайная величина из интервала 1–5 км, C_{rnd} – равномерно распределенная случайная величина из интервала ± 1 ppm.

Несколько профилей, полученных таким образом, представлены на рис. 2. Модельные эксперименты выполнены для безоблачной атмосферы.

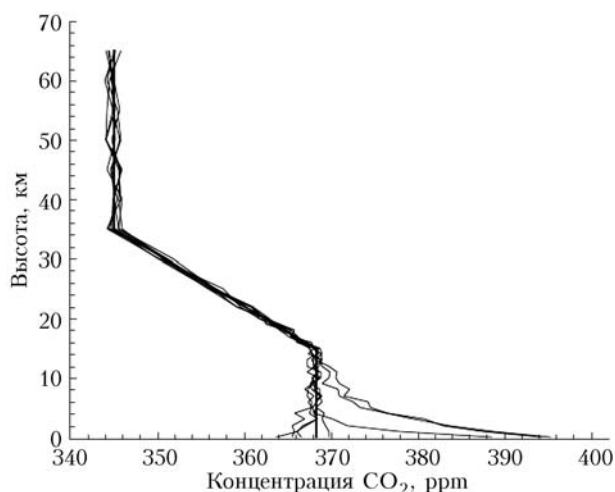


Рис. 2. Опорный профиль CO₂ (жирная линия) и несколько профилей, сгенерированных формулой (2)

Параметры моделирования спектров

Углы сканирования были определены для TANSO-FTS для 7 измерений поперек траектории движения спутника и составили 0,000°; 7,520°; 14,750° и 21,458°. Диапазон изменения солнечного зенитного угла был оценен как 19,9–65°. Было отобрано 355 метеорологических ситуаций (вертикальные профили температуры и влажности) из базы данных TIGR. Для каждой метеорологической ситуации было сгенерировано 5 случайных зенитных углов Солнца и 5 случайных профилей CO₂ (всего 5×5 = 25 вариантов). Солнечный зенитный угол определялся как равномерно распределенная случайная переменная из интервала 19,9–65°, а профиль CO₂ генерировался формулой (2). Таким образом, всего было сгенерировано 1775 (355×5) зенитных углов Солнца, а полное число случайных профилей CO₂ было 8875 (355×5×5). Двухнаправленный коэффициент отражения полагался равным 20% для всех модельных спектров. Это оказалось возможным благодаря процедуре нормализации, которая была разработана для того, чтобы избежать зависимости от ДКО. Для каждого угла сканирования был рассчитан свой набор из 8875 спектров высокого разрешения.

Нейронные сети

В данной статье использован тип нейронной сети, известный как многослойный перцептрон (МП) [17], с двумя скрытыми слоями нейронов и гиперболическим тангенсом в качестве функции активации. Архитектура сети показана на рис. 3.

МП осуществляет нелинейное отображение входного вектора \mathbf{x} на выходной вектор \mathbf{y} . Первый слой представляет собой входные нейроны, промежуточные слои называются скрытыми, последний слой состоит из выходных нейронов.

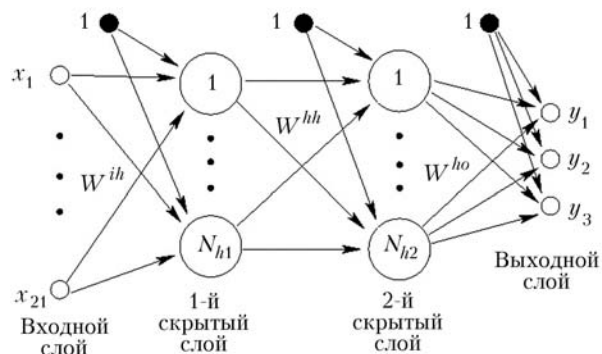


Рис. 3. Многослойный перцептрон с двумя скрытыми слоями

Нейроны соединены между собой связями, каждой из которых приписан синаптический вес w_{ij} , где i и j — индексы нейронов в следующих друг за другом слоях. Каждый слой, исключая выходной, может содержать дополнительный нейрон, выходное значение которого равно 1, служащий для сдвига отображения. Отображение может быть представлено в виде последовательности матричных операций:

$$\mathbf{a}_1 = (\mathbf{1} \ \mathbf{x}) \times \mathbf{W}^{ih} \rightarrow \mathbf{o}_1 = \tanh(\mathbf{a}_1) \rightarrow \mathbf{a}_2 = (\mathbf{1} \ \mathbf{o}_1) \times \mathbf{W}^{hh} \rightarrow \mathbf{o}_2 = \tanh(\mathbf{a}_2) \rightarrow \mathbf{y}(\mathbf{x}) = (\mathbf{1} \ \mathbf{o}_2) \times \mathbf{W}^{ho}, \quad (3)$$

где векторы $\mathbf{x}, \mathbf{a}_1, \mathbf{o}_1, \mathbf{a}_2, \mathbf{o}_2, \mathbf{y}$ — матрицы-строки; вид $(\mathbf{1} \ \mathbf{x})$ — означает вектор-строку с добавленной единицей в его начале; $\mathbf{W}^{ih}, \mathbf{W}^{hh}, \mathbf{W}^{ho}$ — матрицы весов связей между нейронами входного и первого скрытого, скрытых и второго скрытого и выходного слоев соответственно.

Входные и выходные векторы

Чтобы уменьшить число переменных и, следовательно, число модельных спектров, была использована следующая процедура нормализации спектров, позволяющая уменьшить зависимость от коэффициента отражения поверхности. Для этого интенсивности в отобранных спектральных каналах диапазонов 2 и 3 делились на среднее значение интенсивности в интервале 6294,7–6295,4 см⁻¹ (всего 10 спектральных каналов), а интенсивности в отобранных каналах диапазона 1 делились на среднее значение интенсивности в интервале 12992,60 – 12996,21 см⁻¹ (19 каналов). Эти интервалы являются окнами наибольшей прозрачности (пропускание близко к единице) и в них отсутствуют сильные линии в спектре Солнца. Вариациями спектра отражения поверхности внутри этих небольших интервалов можно пренебречь, что позволяет воспользоваться подобной процедурой нормализации. Этот метод близок к технике дифференциальной спектроскопии [18] и делает его менее чувствительным к присутствию аэрозоля и тонкой облачности.

Нейронная сеть оказывается эффективнее, если с ее помощью реализовывать не отображение

входных векторов на выходные, а отображение отклонений входных векторов на отклонения выходных векторов от некоторых опорных значений. Наилучший опорный спектр можно было бы вычислить для опорной метеорологической ситуации, для каждого угла сканирования и для зенитного угла Солнца в момент наблюдения, однако это означало бы, что для каждого измерения необходимо запускать моделирование спектра, требующее вычислительных ресурсов и времени. Поэтому в данной статье использовался опорный спектр, найденный на основе единственного спектра, вычисленного для одной метеорологической ситуации, одного опорного профиля CO₂, углов сканирования и солнечного зенитного, равных 0°. Пренебрежение всеми процессами в (1), за исключением отражения прямого солнечного излучения от поверхности, упрощает выражение

$$I_v = \frac{1}{\pi} f_{\text{ДКО}}(\phi, \theta, \phi_0, \theta_0) \cos(\theta_0) F_s \times \exp\left(-\int_0^H K_e \sec(\theta_0) dz\right) \exp\left(-\int_0^H K_e \sec(\theta) dz\right). \quad (4)$$

Последующее пренебрежение сферичностью атмосферы дает следующее выражение для нормализованной интенсивности (предполагается также, что коэффициент экстинкции в выбранных окнах прозрачности равен нулю):

$$\tilde{I}_v = \left[\exp\left(-\int_0^H K_e dz\right) \right]^{\sec(\theta) + \sec(\theta_0)} = [\tilde{I}_{0v}]^{0.5[\sec(\theta) + \sec(\theta_0)]}, \quad (5)$$

где тильда над интенсивностью означает нормализацию, а

$$\tilde{I}_{0v} = \left[\exp\left(-\int_0^H K_e dz\right) \right]^2 \quad (6)$$

— нормализованный спектр, вычисленный для нулевых углов сканирования и солнечного зенитного. Таким образом, опорный спектр для каждого измерения находился с помощью выражения (5) и единственного заранее рассчитанного спектра (6).

Набор входных векторов для обучения нейронной сети формировался отдельно для каждого угла сканирования по следующей схеме:

1. Все модельные спектры, рассчитанные в выбранных 1090 спектральных каналах, нормализовались с помощью описанной выше процедуры.

2. Затем из каждого нормализованного спектра вычитался спектр, полученный с помощью выражения (5). Обозначим через \mathbf{R} матрицу, каждая строка которой — это модельный спектр после нормализации и вычитания опорного. Размер этой матрицы в нашем случае 8875×1090 .

3. Рассчитывались ковариационная матрица \mathbf{S}_m (размера 1090×1090) векторов-строк, составляю-

щих матрицу \mathbf{R} . Рассчитывалось ее сингулярное разложение $\mathbf{S}_m = \mathbf{U}\Sigma\mathbf{V}^T$, где \mathbf{U} и \mathbf{V} — унитарные матрицы, содержащие в своих столбцах собственные векторы матрицы \mathbf{S}_m ; Σ — диагональная матрица, содержащая собственные значения \mathbf{S}_m на своей диагонали.

4. Коэффициенты разложения спектров из матрицы \mathbf{R} вычислялись как

$$\mathbf{f}_i = \mathbf{U}^T (\mathbf{R}_i - \mathbf{R}_{mean})^T, \quad i=1,2,3,\dots,8875, \quad (7)$$

где \mathbf{f}_i — вектор-столбец (размера 1090); \mathbf{R}_i — строка матрицы \mathbf{R} , \mathbf{R}_{mean} — средний вектор-строка.

Окончательно входные векторы для обучения МП содержали секанс солнечного зенитного угла и первые 20 коэффициентов (7). Достаточность 20 коэффициентов контролировалась сравнением точных векторов \mathbf{R}_i^T с их приближенными версиями:

$$\mathbf{R}_i^* = \mathbf{R}_{mean}^T + \sum_{j=1}^{20} f_i^j \mathbf{U}_j = \mathbf{R}_{mean}^T + \mathbf{U}^* \mathbf{f}_i^*, \quad (8)$$

где f_i^j — j -я компонента вектора-столбца \mathbf{f}_i ; \mathbf{U}_j — j -й столбец матрицы \mathbf{U} ; \mathbf{U}^* — матрица, содержащая первые 20 столбцов матрицы \mathbf{U} ; \mathbf{f}_i^* — обрезанный вектор \mathbf{f}_i . Таким образом, размерность входного вектора $\mathbf{x}_i = (\sec(\theta_i), f_i^1, f_i^2, \dots, f_i^{20})$ равна 21; θ_i — солнечный зенитный угол i -го спектра.

Так же как и спектры в случае входных векторов, высотные профили CO₂, сгенерированные формулой (2), были сгруппированы в матрицу \mathbf{C} размера 8875×34 , где 34 — размер фиксированной высотной сетки. Выходные векторы МП были составлены из первых трех коэффициентов, полученных по формуле

$$\mathbf{g}_i = \mathbf{U}_c^T (\mathbf{C}_i - \mathbf{C}_{mean})^T, \quad (9)$$

где матрица \mathbf{U}_c взята из сингулярного разложения ковариационной матрицы профилей CO₂ $\mathbf{S}_c = \mathbf{U}_c \Sigma_c \mathbf{V}_c^T$; вектор-строка \mathbf{C}_i — i -я строка (i -й профиль CO₂) матрицы \mathbf{C} , \mathbf{C}_{mean} — средний профиль CO₂, полученный усреднением строк матрицы \mathbf{C} . Таким образом, восстановленный профиль CO₂ может быть получен из выходного вектора МП $\mathbf{y}_i = (g_i^1, g_i^2, g_i^3)$ с помощью выражения

$$\mathbf{C}_{retr} = \mathbf{C}_{mean}^T + \sum_{k=1}^3 y_k \mathbf{U}_{ck}, \quad (10)$$

где y_k — k -я компонента вектора \mathbf{y} , полученного на выходе МП при подаче на его вход вектора \mathbf{x} , созданного из измеренного спектра с помощью описанной выше процедуры.

Только первые 5000 из 8875 модельных спектров для каждого угла сканирования и соответствующие им профили CO₂ были использованы

в качестве учебного набора при тренировке МП. Оставшиеся 3875 спектров и соответствующих профилей CO₂ для каждого угла сканирования использовались в качестве тестового набора для контроля сходимости процесса обучения МП. Нормально распределенный случайный шум уровня 1/300 был добавлен к спектрам тестового набора. После добавления шума спектры подверглись описанным выше преобразованиями во входные векторы МП.

Архитектура, тренировка и тестирование МП

Было протестировано несколько нейронных сетей с архитектурой, показанной на рис. 3. Наименьшее количество нейронов было 20 в первом скрытом слое и 10 во втором, наибольшее количество было 75 в обоих скрытых слоях. Окончательно был сделан выбор в пользу МП, содержащего по 30 нейронов в обоих скрытых слоях. Количество параметров (синаптических весов) в такой сети 1683. Чтобы подобрать эти параметры, минимизировалась следующая целевая функция:

$$F = \sum_{i=1}^{5000} |y_i - \hat{y}_i|^2, \quad (11)$$

где y_i это «истинный» выходной вектор, а \hat{y}_i это отображение, реализуемое нейронной сетью. Для минимизации (11) использовался метод сопряженных градиентов [19].

В процессе минимизации целевой функции каждые 100–300 итераций метода сопряженных градиентов выполнялся тест на сходимость процесса. Для этого вычислялась средняя погрешность восстановления профилей CO₂ для тестового набора. Процесс тренировки продолжался до тех пор, пока средняя ошибка восстановления профилей CO₂ тестового набора уменьшалась. Начальная инициализация весов осуществлялась случайным набором небольших весов с нулевым средним. Для каждого угла сканирования нейронная сеть тренировалась несколько раз, каждый раз начиная с нового случайного набора начальных синаптических весов. Затем из множества обученных МП отбиралась наилучшая нейронная сеть.

Результаты и заключение

Средние профили ошибки восстановления профиля CO₂ показаны на рис. 4 для всех углов сканирования. Здесь же показаны профили ошибки для тестового набора без добавления шума, что позволяет оценить, насколько увеличивается ошибка восстановления при добавлении шума на уровне 1:300. Средние ошибки восстановления для усредненного по атмосферному столбу значения концентрации CO₂ составили 0,74 ppm для угла сканирования 0°, 0,76 ppm для 7,52°, 0,74 ppm для 14,75° и 0,71 ppm для 21,458°.

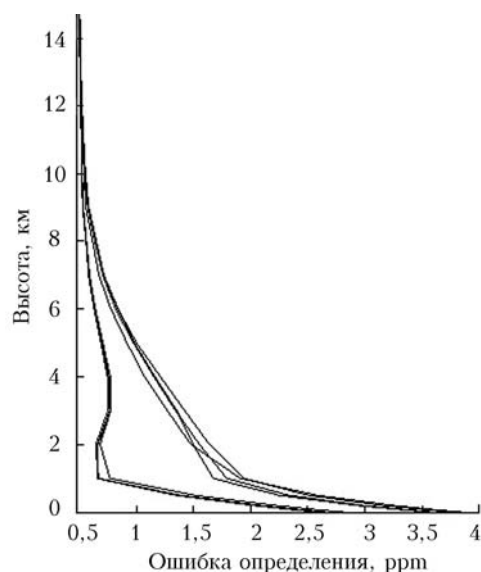


Рис. 4. Средний профиль ошибок определения вертикальных профилей CO₂ для тестового набора и каждого угла сканирования. Группа профилей с меньшими значениями соответствует тестовому набору без добавления случайного шума, а группа с большими — тестовому набору с шумом уровня 1:300

Таким образом, при использованных в данной работе ограничениях достигнута точность не более 4 ppm для приповерхностной концентрации CO₂ и не более 1 ppm для усредненной по высоте величины.

В условиях безоблачной атмосферы технология на основе нейронных сетей даже для единичных измерений удовлетворяет требованиям, сформулированным в работе [2], и позволяет выявить районы источников и стоков CO₂ на поверхности Земли, поскольку при усреднении за месяц на сетке 8 × 10° следует ожидать дальнейшего улучшения точности определения.

Данное исследование частично поддержано программой Федерального агентства по образованию «Развитие научного потенциала высшей школы (2009–2011 годы)» рег. № 2.1.1/6019 и грантом РФФИ № 09-01-00474-а.

1. Tans P.P., Fung I.Y., Takahashi T. Observation constraints on the global atmospheric CO₂ budget // *Science*. 1990. V. 247. Iss. 4949. P. 1431–1438.
2. Rayner P.J., O'Brien D.M. The utility of remotely sensed CO₂ concentration data in surface source inversions // *Geophys. Res. Lett.* 2001. V. 28. N 1. P. 175–178.
3. http://www.gosat.nies.go.jp/eng/GOSAT_pamphlet_en.pdf (дата обращения: 20.04.2009).
4. Hamazaki T., Kaneko Y., Kuze A. Carbon dioxide monitoring from the GOSAT satellite // *Proc. of XXth ISPRS congress*. 12–23 July, Istanbul, Turkey, 2004. P. 225–227.
5. Gribanov K.G., Zakharov V.I., Tashkun S.A., Tyuterev V.I.G. A New Software Tool for Radiative Transfer Calculations and its application to IMG/ADEOS data // *J. Quant. Spectrosc. and Radiat. Transfer*. 2001. V. 68. N 4. P. 435–451.
6. Tomasi C., Vitale V., Petkov B., Lupi A., Cacciari A. Improved algorithm for calculations of Rayleigh-

- scattering optical depth in standard atmospheres // Appl. Opt. 2005. V. 44. N 16. P. 3320–3341.
7. Rothman L.S., Jacquemart D., Barbe A., Benner D.C., Birk M., Brown L.R., Carleer M.R., Chackerian Jr.C., Chance K., Coudert L.H., Dana V., Devi V.M., Flaud J.-M., Gamache R.R., Goldman A., Hartmann J.-M., Jucks K.W., Maki A.G., Mandin J.-Y., Massie S.T., Orphal J., Perrin A., Rinsland C.P., Smith M.A.H., Tennyson J., Tolchenov R.N., Toth R.A., Auwera J.V., Varanasi P., Wagner G. The HITRAN 2004 molecular spectroscopic database // J. Quant. Spectrosc. and Radiat. Transfer. 2005. V. 96. Iss. 2. P. 139–204.
 8. Roujean J.-L., Leroy M., Dechamps P.-Y. A Bidirectional Reflectance Model of the Earth's Surface for the Correction of Remote Sensing Data // J. Geophys. Res. D. 1992. V. 97. N 18. P. 20455–20468.
 9. Rahman H., Verstraete M.M., Pinty B. Coupled Surface-Atmosphere Reflectance Model 1. Model Description and Inversion on Synthetic Data // J. Geophys. Res. D. 1993. V. 98. N 11. P. 20779–20789.
 10. Rahman H., Pinty B., Verstraete M.M. Coupled Surface-Atmosphere Reflectance (CSAR) Model 2. Semiempirical Surface Model Usable With NOAA Advanced Very High Resolution Radiometer Data // J. Geophys. Res. D. 1993. V. 98. N 11. P. 20791–20801.
 11. <http://rtweb.aer.com> (дата обращения: 01.09.2008).
 12. Lenoble J. (Ed.). Radiative transfer in scattering and absorbing atmospheres: standard computational procedures: A. Deepak Publishing, Hampton, Virginia USA, 1985. 314 p.
 13. Chevallier F., Chédin A., Cheruy F., Morcrette J.J. TIGR-like atmospheric-profile databases for accurate radiative-flux computation // Quart. J. Roy. Meteorol. Soc. 2000. V. 126. Part B. N 563. P. 777–785.
 14. GLOBALVIEW-CO₂: Cooperative Atmospheric Data Integration Project – Carbon Dioxide. CD-ROM, NOAA CMDL, Boulder, Colorado [Also available on Internet via anonymous FTP to ftp.cmdl.noaa.gov, Path: ccg/co2/GLOBALVIEW], 2005.
 15. Schmidt U., Khedim A. In situ measurements of carbon dioxide in the winter arctic vortex and at midlatitudes: an indicator of the 'age' of stratospheric air // Geophys. Res. Lett. 1991. V. 18. N 4. P. 763–766.
 16. Engelen R.J., Denning A.S., Gurney K.R., Stephens G.L. Global observations of the carbon budget 1. Expected satellite capabilities for emission spectroscopy in the EOS and NPOESS eras // J. Geophys. Res. D. 2001. V. 106. N 17. P. 20055–20068.
 17. Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. Learning internal representations by error propagation // Parallel Distributed Processing: Explorations in the Macrostructure of Cognition. V. 1 / Ed. by D.E. Rumelhart and J.L. McClelland. P. 318–362, Cambridge: MIT Press, 1986. 517 p.
 18. Platt U., Perner D. Measurements of atmospheric trace gases by long path differential UV/visible absorption spectroscopy // Optical and Laser Remote Sensing / Ed. D.A. Killinger, and A. Mooradian. N.Y.: Springer Verlag, 1983. P. 95–105.
 19. Муну М. Математическое программирование. Теория и алгоритмы / Пер. с фр. М.: Наука, 1990. 488 с.

K.G. Gribanov, R. Imasu, V.I. Zakharov. Neural networks for CO₂ profile retrieval from data of GOSAT/TANSO-FTS.

The feasibility of retrieval of CO₂ vertical profile and its column-averaged value from the reflected sunlight, measured by sensor TANSO-FTS onboard GOSAT is demonstrated. The model spectra in 0.76- μm O₂ A-band and in CO₂ bands at 1.6 and 2.06 μm were used to train neural networks for CO₂ retrieval. A separate neural network was developed for each of 4 scanning angles and for continuous range of solar zenith angles. Mean retrieval errors better than 1 ppm for column-averaged value and better than 4 ppm for CO₂ concentration at surface were obtained for 1:300 level of noise for all bands involved into the retrieval procedure.