

Алгоритм восстановления оптической толщины и статистических характеристик слоистообразной облачности по данным дистанционного зондирования Земли с помощью нейронной сети

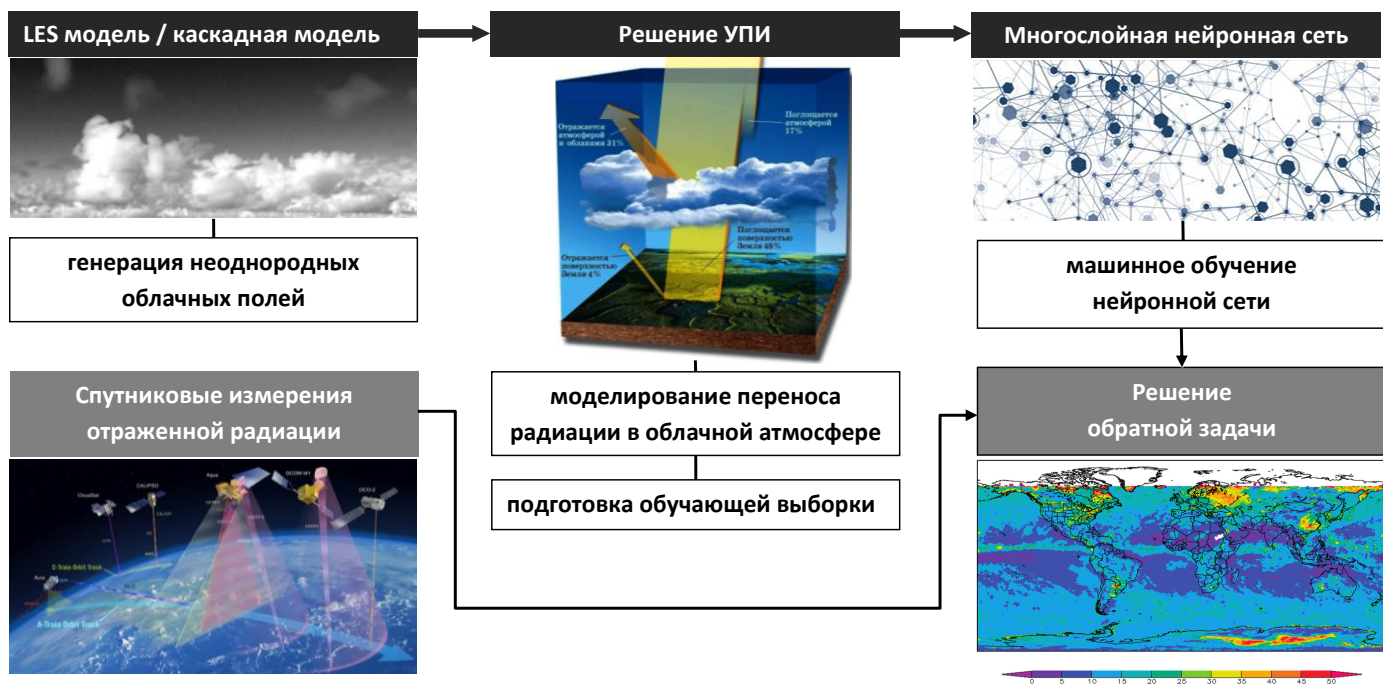
Т.В. Русскова, А.В. Скороходов
ИОА СО РАН, г. Томск

Актуальность вопроса

- современные прогностические математические модели, например, WRF (Weather Research And Forecasting Model), не позволяют достоверно определить роль облаков в будущих изменениях климата и их обратные связи. Одной из основных причин является использование **упрощенной параметризации** облаков. В частности, в моделях практически не учитывается пространственная неоднородность различных разновидностей облаков, а используются **IRA-приближения**. Их применение существенно снижает точность восстановления таких параметров облачности, как высота ее верхней и нижней границ, **оптическая толщина** и **эффективный радиус частиц**, что негативно сказывается на точности моделирования переноса солнечного излучения согласно данным проекта CERES (Climate change and European aquatic RESources).
- **3D эффекты**, обусловленные взаимодействием солнечного излучения с облачностью, являются одним из главных факторов, влияющих на погрешности восстановления оптических характеристик облаков по данным спутникового зондирования. Дело в том, что 3D эффекты могут проявиться не в одном, а сразу в нескольких спутниковых пикселях, что не учитывают традиционные 'однопиксельные' подходы.
- благодаря достигнутому уровню развития вычислительных возможностей в настоящее время предпринимаются попытки восстановить параметры горизонтально неоднородных облаков с использованием **искусственных нейронных сетей**
- в отличие от классических методов нейросетевой подход позволяет учесть яркости соседних пикселей, используя их как дополнительные входные признаки, и учесть таким образом эффекты горизонтального переноса солнечного излучения



Общая схема алгоритма восстановления с использованием нейронной сети

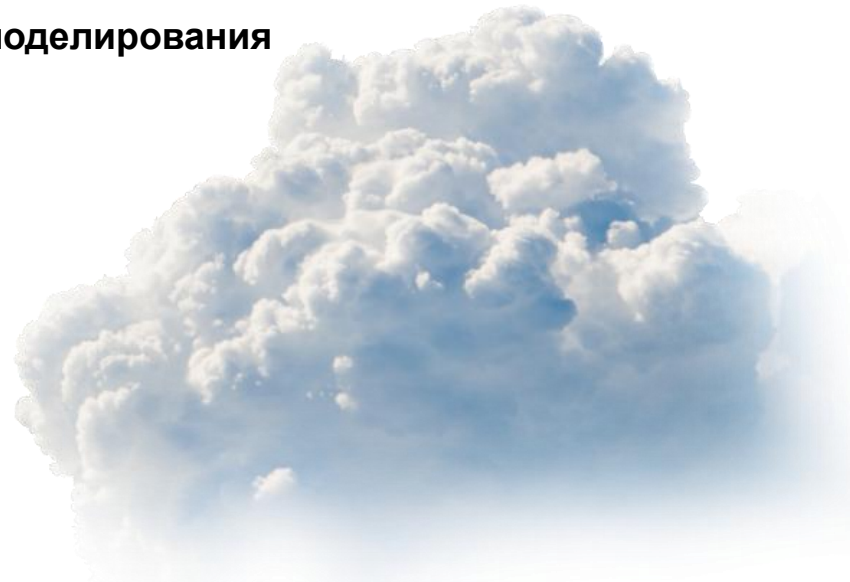


Решение обратной задачи в рамках нейросетевого подхода включает в себя

- формирование большого набора независимых образцов – двумерных распределений интенсивности отраженного излучения в поле сплошной и разорванной оптически неоднородной облачности
- обучение нейронной сети с использованием этих образцов
обучение состоит в коррекции весовых коэффициентов нейронов таким образом, чтобы при предъявлении ей схожих по значениям полей отраженной радиации (результаты моделирования / данные MODIS) она относила их к определенным значениям оптических характеристик (оптическая толщина, эффективный радиус облачных капель) целевого пикселя с минимальной ошибкой

Задачи исследования

- 1. Реализовать алгоритм восстановления оптической толщины слоистообразных облаков по имитационным данным мультиспектральных спутниковых измерений с использованием нейронной сети**
 - реализовать алгоритм расчета интенсивности отраженной радиации в облачной атмосфере при наблюдении из космоса (метод Монте-Карло)
 - реализовать алгоритм моделирования облачных полей (каскадная модель)
 - создать обучающую выборку
 - реализовать алгоритм обучения нейронной сети
- 2. Исследовать применимость алгоритма и оценить точность решения обратной задачи от архитектуры и значений гиперпараметров нейронной сети**
- 3. Апробировать алгоритм на данных численного моделирования**



Модель переноса солнечного излучения

Скалярное стационарное интегро-дифференциальное уравнение переноса излучения

$$\vec{\omega} \nabla I(\lambda, \vec{r}, \vec{\omega}) = -\sigma(\lambda, \vec{r}, \vec{\omega}) I(\lambda, \vec{r}, \vec{\omega}) + \sigma_s(\lambda, \vec{r}, \vec{\omega}) \int_{4\pi} I(\lambda, \vec{r}, \vec{\omega}') g(\lambda, \vec{r}, \vec{\omega}', \vec{\omega}) d\vec{\omega}' + \varepsilon_0(\lambda, \vec{r}, \vec{\omega})$$

σ , σ_s , g – коэффициенты ослабления и рассеяния излучения и индикатриса рассеяния излучения соответственно, ε_0 – плотность распределения внутренних источников, I – интенсивность излучения

Метод решения – весовой алгоритм простой локальной оценки метода Монте-Карло

- ✓ численная модель успешно протестирована с использованием данных международного проекта **I3RC** <https://earth.gsfc.nasa.gov/climate/model/i3rc/testcases>
- ✓ основные характеристики модели:
 - плоскопараллельная модель атмосферы
 - учет вертикальной неоднородности оптической модели атмосферы
 - учет аэрозольного рассеяния и поглощения, рэлеевского рассеяния
 - учет молекулярного поглощения методом k -распределений
 - изотропная подстилающая поверхность
 - положение в пространстве облачного слоя определяется высотой его нижней границы и геометрической толщиной слоя
 - правило 'внешней смеси' при расчете оптических характеристик в слоях перемешивания аэрозольных и облачных частиц
 - периодические граничные условия



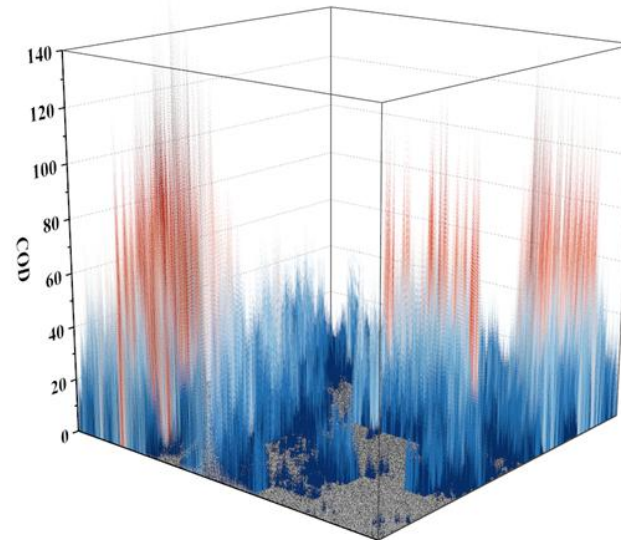
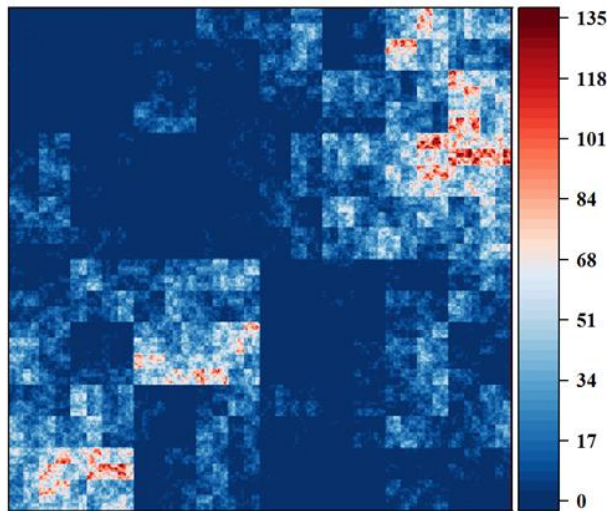
Модель поля горизонтально неоднородной облачности

Для моделирования 2D распределений оптической толщины τ жидкокапельной облачности на участке $S = [0, L] \times [0, L]$ используется трехпараметрическая фрактальная модель (модель ограниченных каскадов), для которой

$$0 < \tau_{\min} \leq \tau \leq \tau_{\max} < \left[\langle \tau \rangle \exp\left(\frac{1-2p}{1-2^{-H}}\right) \right] < \infty,$$

p – параметр, определяющий стандартное отклонение содержания жидкой воды (LWC) в облаках, а H – масштабный параметр. Для построения облачного поля используется рекуррентная процедура, интерпретируемая как последовательное распределение $\langle \text{LWC} \rangle L^2$ или $\langle \tau \rangle L^2$ в пределах S с использованием случайных весов таких, что

$$\sum_{i_1, i_2, \dots, i_n=1}^4 W_{n, i_1}(x, y) W_{n, i_2}(x, y) \cdots W_{n, i_n}(x, y) = 4^n, n > 1, \text{ где } n - \text{уровень каскада.}$$



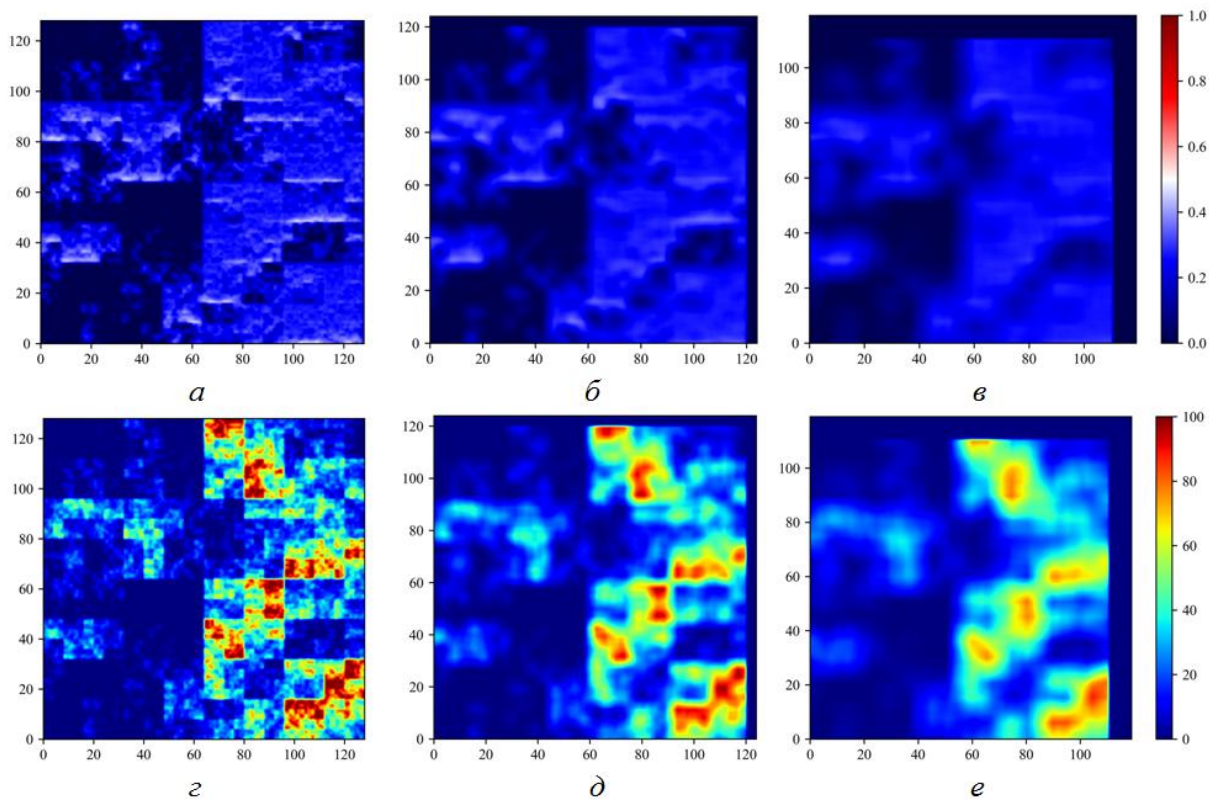
Пример 2D распределения оптической толщины поля разорванной облачности для уровня каскада $n=9$ и балла облачности 0.57 на участке $51.2 \times 51.2 \text{ км}^2$

Входные параметры для формирования обучающего набора данных

Задача	Входные параметры
Моделирование реализаций сплошных и разорванных оптически неоднородных облачных полей	Область моделирования 6.4 км ² (128x128 пикс. с разрешением 50 м) Параметры каскадной модели: $N = 1/3$, $p_1 = 0.24$, $p_2 = 0.36$, $n = 7$ Диапазон значений балла облачности: 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0 Диапазон значений оптической толщины облаков (средние по облачной реализации): 5, 10, 15, 20 Эффективный радиус капель: 11 мкм
<u>Результат:</u>	<u>двумерные распределения оптической толщины облаков для разных баллов облачности</u>
Моделирование полей монохроматической интенсивности отраженной радиации (яркости) для каждой облачной реализации	Модель атмосферы: аэрозольно-молекулярная (модель OPAC) Поглощение излучения: атмосферные газы (HITRAN-2008, MT_CKD2.4) Спектральные каналы: 0.55, 0.64, 0.87, 1.64, 2.13 и 3.7 мкм Альбедо подстилающей поверхности: 0 Зенитный угол Солнца: 60 град. Геометрическая толщина и нижняя граница облачного слоя: 300 и 700 м Пространственное разрешение (пиксели 'наблюдения'): 250, 500 и 1000 м
<u>Результат:</u>	<u>двумерные распределения спектральной яркости, приведенные в соответствие с разрешением 250, 500 и 1000 м;</u> <u>среднеквадратическое отклонение яркости в пределах пикселей 'наблюдения'</u>

Пример моделирования обучающих данных

2D-распределение нормированных значений интенсивности отраженной радиации (верхний ряд) для сгенерированного поля оптической толщины облаков (нижний ряд) при разном пространственном разрешении – 50 (а, в), 250 (б, д) и 500 м (в, е)



- спектральный канал 0.87 мкм
- балл облачности 0.7
- среднее по реализации значение оптической толщины 20

Модель нейронной сети: структура обучающей выборки

На вход персептрона подаются:

- спектральные значения интенсивности излучения, нормированные с учетом всего диапазона возможных значений
- среднеквадратическое отклонение интенсивности σ_I на одной из длин волн

$$a_{0,i} = (I_{\lambda_1}^0, I_{\lambda_2}^0, \dots, I_{\lambda_{N_\lambda}}^0, \sigma_I)_i, i = \overline{1, m0}$$

N_λ – количество спектральных каналов,
используемых при моделировании

$m0$ – количество пар-образцов

В качестве одного образца принимается пара векторов $(a_{0,i}, q_i)$, где q_i – целевой вектор

Целевой вектор q_i включает в себя три элемента – оптическую толщину τ , показатель оптической неоднородности δ_τ и балл облачности c_f в пределах пикселя наблюдения:

$$q_i = \begin{pmatrix} \tau \\ \delta_\tau \\ c_f \end{pmatrix}_i, i = \overline{1, m0}.$$

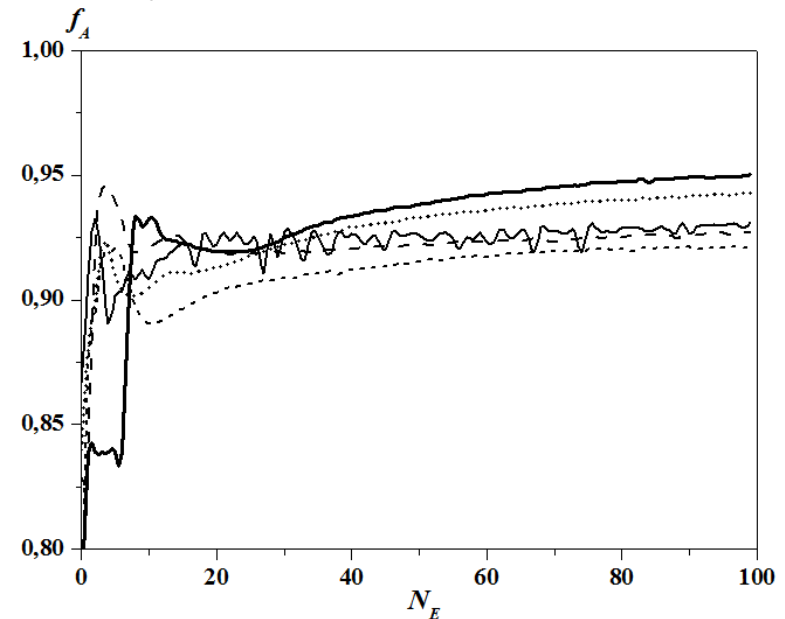
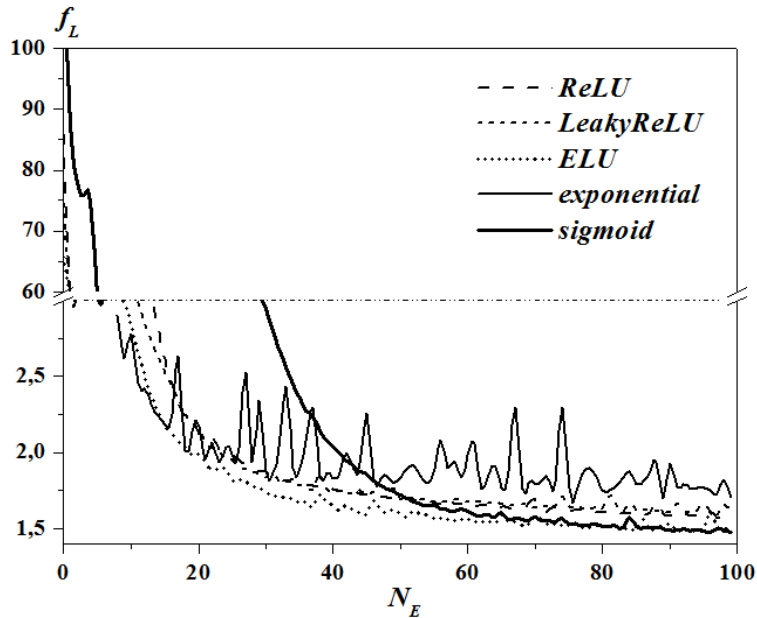
Показатель относительной неоднородности облаков – величина отношения среднеквадратического отклонения флуктуаций оптической толщины σ_τ к среднему значению оптической толщины в пределах пикселя наблюдения

Выбор гиперпараметров нейронной сети

Оптимальное решение определяется путем минимизации среднеквадратичной функции ошибки, представленной в виде суммы квадратов отклонений предсказанных значений от истинных

$$f_L = \sum_{i=1}^{m_k} (a_{k,i} - q_i)^2$$

Графики функции потерь f_L и функции точности f_A , полученные при обучении нейросети на тренировочном множестве с использованием различных функций активации нейронов



При обучении моделей разной архитектуры выявлено, что сеть с двумя скрытыми слоями с 50 и 15 нейронами в каждом обеспечивает наиболее высокую точность восстановления искомым характеристик при приемлемых временных затратах на обучение. Среди градиентных методов оптимизации наилучшую эффективность показал метод адаптивной оценки моментов Adam (Adaptive Moment Estimation). В качестве функции активации выбрана кусочно-постоянная функция 'логистический сигмоид'. Обеспечивая медленную, но наилучшую сходимость функции потерь f_L , логистический сигмоид приводит к наиболее высоким значениям функции точности f_A .

Выбор спектральных каналов

В дополнение к коэффициенту корреляции r для оценки степени соответствия между прогнозируемыми значениями оптической толщины и данными тестовой выборки рассчитывалось среднеквадратическое отклонение s_τ

$$s_\tau = \sqrt{\frac{1}{m0} \sum_{i=1}^{m0} (\tau_{k,i} - \tau_i)^2}$$

Одним из наиболее важных вопросов, касающихся реализации нейроалгоритма, является выбор такой комбинации спектральных каналов λ , которая бы обеспечила наиболее высокую точность восстановления искомым параметров

Сопоставление данных, представленных в таблице, позволяет выявить наиболее информативную комбинацию длин волн для восстановления искомым параметров. Среди рассмотренных вариантов наилучшие показатели решения обратной задачи имеют место при выборе таких спектральных каналов как 0,87, 1,64 и 2,13 мкм. Эти каналы и были использованы в расчетах. Эталонные значения оптической толщины τ и балла облачности c_f были равны 15 и 60 соответственно.

№	λ	s_τ	r_τ	r_δ	r_c	$\min\{f_L\}$	$\min\{f_A\}$	$\langle \tau_r \rangle$	$\langle c_{fr} \rangle$
1	λ_1, λ_3	12,9	0,91	0,63	0,90	6,1	0,94	25,1	0,62
2	λ_1, λ_4	10,6	0,97	0,67	0,91	2,2	0,95	25,8	0,47
3	$\lambda_1, \lambda_4,$ λ_5	7,5	0,98	0,58	0,83	2,1	0,95	22,6	0,29
4	λ_2, λ_3	13,6	0,91	0,64	0,90	7,1	0,95	25,7	0,57
5	λ_2, λ_4	7,0	0,98	0,66	0,93	2,0	0,94	21,9	0,52
6	λ_2, λ_5	4,1	0,98	0,62	0,97	1,8	0,96	17,6	0,60
7	λ_2, λ_6	5,3	0,96	0,62	0,97	3,5	0,96	17,1	0,65
8	λ_3, λ_4	4,1	0,98	0,64	0,85	1,9	0,95	13,7	0,39
9	λ_3, λ_5	5,5	0,98	0,61	0,96	2,2	0,95	12,9	0,70
10	λ_3, λ_6	4,8	0,96	0,59	0,97	4,4	0,95	14,7	0,79
11	$\lambda_2, \lambda_3,$ λ_4	4,1	0,99	0,61	0,85	1,8	0,94	17,8	0,46
12	$\lambda_2, \lambda_3,$ λ_5	4,3	0,99	0,58	0,96	1,9	0,94	14,9	0,70
13	$\lambda_3, \lambda_4,$ λ_5	3,3	0,99	0,64	0,97	1,9	0,95	14,5	0,59
14	$\lambda_3, \lambda_4,$ λ_5, λ_6	4,4	0,98	0,62	0,84	1,4	0,96	13,3	0,38

$\lambda_1 = 0,55$ мкм, $\lambda_2 = 0,64$ мкм,
 $\lambda_3 = 0,87$ мкм, $\lambda_4 = 1,64$ мкм,
 $\lambda_5 = 2,13$ мкм, $\lambda_6 = 3,7$ мкм

Результаты решения обратной задачи

влияние пространственного разрешения

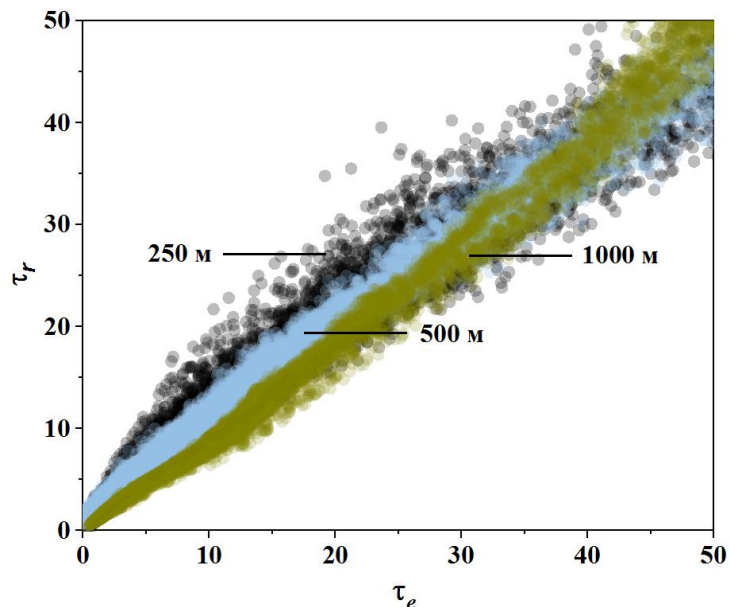
Статистические характеристики решения обратной задачи при разном пространственном разрешении (эталонные значения средней оптической толщины τ и балла облачности c_f равны 20 и 0,8 соответственно)

$d, \text{ м}$	s_τ	r_τ	r_δ	r_c	$\min\{f_L\}$	$\min\{f_A\}$	$\langle \tau_r \rangle$	$\langle c_{f,r} \rangle$
250	6,2	0,96	0,67	0,95	3,4	0,88	23,3	0,85
500	3,7	0,98	0,84	0,97	1,5	0,94	20,7	0,80
1000	1,9	0,99	0,55	0,99	0,6	0,91	20,5	0,79

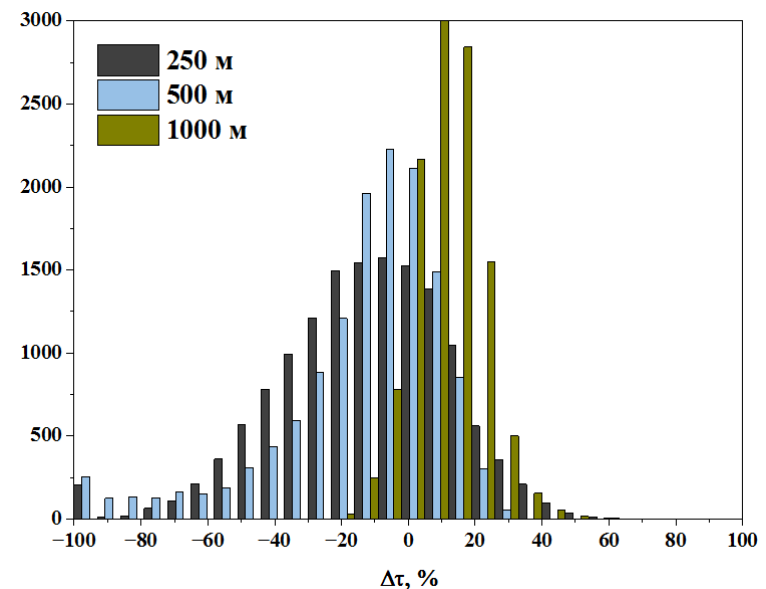
$\langle \tau_r \rangle$ – среднее значение оптической толщины, рассчитанное на основе восстановленных значений

$\langle c_{f,r} \rangle$ – среднее значение балла облачности, рассчитанное на основе восстановленных значений

сравнение эталонных и восстановленных значений оптической толщины облаков при разном пространственном разрешении



гистограмма относительной ошибки восстановления оптической толщины облаков при разном пространственном разрешении



Результаты решения обратной задачи

влияние смежных пикселей

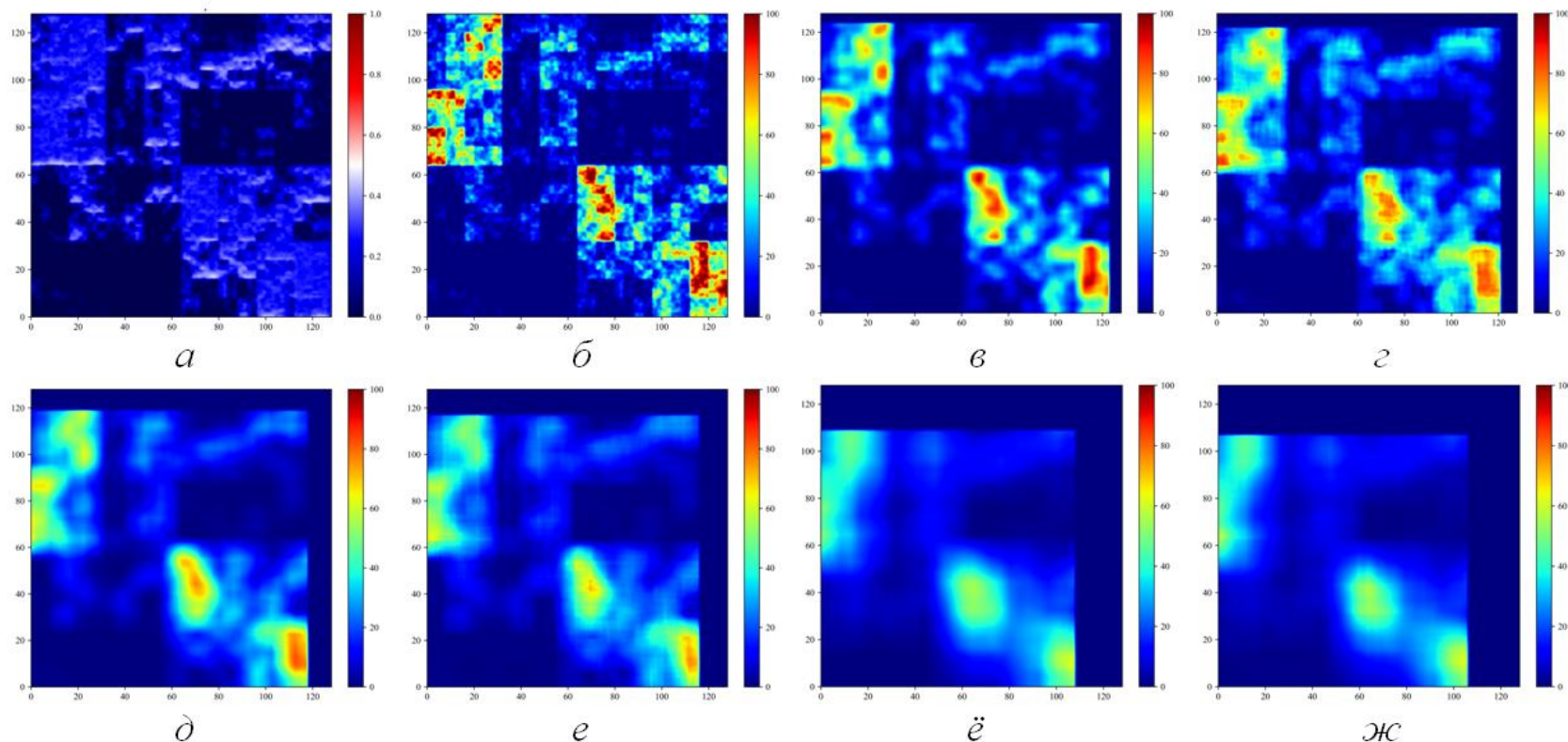
В таблице представлены статистические характеристики, достигнутые в результате обучения нейросети с разным количеством дополнительных пикселей наблюдения N_p в одном образце. В качестве тестовых были рассмотрены две реализации со средней оптической толщиной 10 и 20 и баллом облачности 0,7

Образец	N_p	s_τ	r_τ	r_δ	r_c	$\min\{f_L\}$	$\min\{f_A\}$	$\langle\tau_r\rangle$	$\langle c_{f,r}\rangle$
$\langle\tau\rangle = 10$ $c_f = 0,7$	0	2,4	0,97	0,61	0,81	1,9	0,95	10,6	42,7
	4	2,2	0,98	0,75	0,94	1,4	0,95	10,0	64,0
	8	2,2	0,98	0,78	0,97	1,4	0,95	12,0	75,6
$\langle\tau\rangle = 20$ $c_f = 0,7$	0	5,1	0,98	0,62	0,80	1,9	0,95	18,0	39,6
	4	4,4	0,99	0,75	0,97	1,5	0,95	18,5	61,1
	8	3,2	0,99	0,75	0,96	1,5	0,95	20,8	65,8

- отмечается снижение разброса восстановленных значений оптической толщины облаков с увеличением N_p
- благодаря учету дополнительной информации наблюдается существенный рост значений коэффициента корреляции для показателя оптической неоднородности облаков и балла облачности, а также снижение значений функции потерь f_L
- результаты для случаев с $N_p = 4$ и $N_p = 8$ отличаются незначительно; вероятно, это обусловлено тем, что при $N_p = 4$ в решении участвуют пиксели, имеющие одну общую грань с целевым пикселем, в то время как при $N_p = 8$ другие 4 пикселя ее не имеют и воздействуют на целевой пиксель посредством четырех других, оказывая менее выраженное влияние

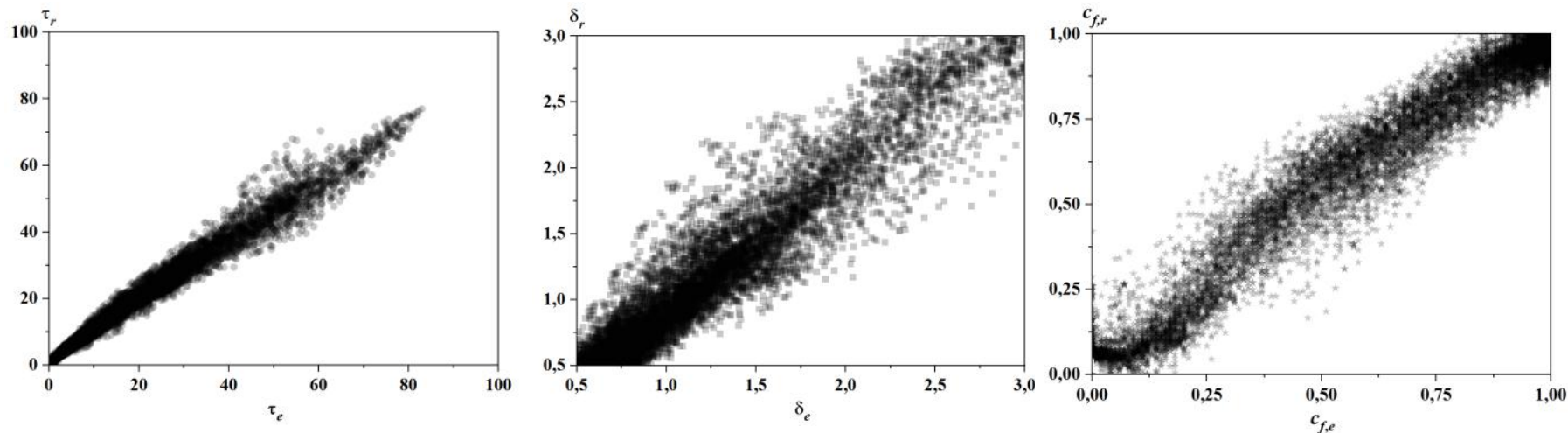
Результаты решения обратной задачи

- исходные двумерные распределения интенсивности отраженного излучения (а) и оптической толщины облаков (б) из тестовой выборки с разрешением 50 м
- исходное и восстановленные (с использованием данных смежных пикселей) поля оптической толщины с разрешением 250 м (в, г), 500 (д, е) и 1000 м (ё, ж)



Результаты решения обратной задачи

пример диаграммы рассеяния для всех восстановленных характеристик – оптической толщины τ , относительной оптической неоднородности облачности δ_τ и балла облачности c_f при использовании максимально возможного в MODIS пространственного разрешения 500 м



Выводы

- ✓ Проведенные исследования демонстрируют возможность применения методов искусственного интеллекта в решении сложных обратных задач оптики атмосферы. Реализованный нейроалгоритм позволяет оценить не только оптическую толщину облаков, но и два дополнительных параметра – показатель оптической неоднородности облачного поля и балл облачности в пределах пикселя наблюдения – без существенного увеличения трудоемкости.
- ✓ Предлагаемая модель нейронной сети естественным образом интегрирует дополнительную априорную информацию об отраженной радиации в смежных пикселях и успешно связывает различные входные и выходные данные между собой, что едва ли возможно при решении задачи традиционными методами.
- ✓ С помощью серии численных экспериментов определены оптимальные конфигурация и значения гиперпараметров сети, проведено исследование чувствительности результатов восстановления оптической толщины облаков, показателя оптической неоднородности и балла облачности к выбору спектральных каналов и пространственного разрешения.
- ✓ Показано, что точность решения обратной задачи повышается при использовании дополнительной информации, содержащейся в смежных к целевому пикселях, и снижении пространственного разрешения в рамках рассматриваемого диапазона.