

ПРЯМЫЕ И ОБРАТНЫЕ ЗАДАЧИ ОПТИКИ АТМОСФЕРЫ И ОКЕАНА

УДК 551.521.3

Оценка применимости нейронной сети для восстановления оптической толщины и эффективного радиуса капель однослойной горизонтально неоднородной облачности

Т.В. Русскова[✉], А.В. Скороходов*

*Институт оптики атмосферы им. В.Е. Зуева СО РАН
634055, г. Томск, пл. Академика Зуева, 1*

Поступила в редакцию 16.04.2024;
после доработки 06.09.2024;
принята к печати 11.09.2024

Весомая роль в эволюции облачных систем и формировании радиационного баланса Земли принадлежит жидкокапельным облакам. Определение их оптико-микрофизических характеристик относится к одной из важнейших задач оптики и физики атмосферы. Настоящая работа посвящена оценке применимости искусственной нейронной сети для обработки имитационных данных пассивных спутниковых измерений отраженного солнечного излучения низкого и среднего пространственного разрешения в видимой и коротковолновой инфракрасной областях спектра с целью одновременного восстановления оптической толщины и эффективного радиуса капель горизонтально неоднородной облачности. Обучение сети осуществляется с использованием рассчитанных методом Монте-Карло значений интенсивности излучения в морской слоисто-кучевой облачности, сгенерированной с помощью фрактальной модели. Благодаря построению нелинейной аппроксимации зависимости оптико-микрофизических параметров облаков от радиационных характеристик апробируемый алгоритм позволяет учесть эффекты горизонтального переноса излучения в отличие от классических схем IPA/NIPA (Independent Pixel Approximation/Nonlocal Independent Pixel Approximation). Показано, что погрешности решения обратной задачи могут быть уменьшены за счет усвоения данных в смежных пикселях, снижения пространственного разрешения, использования значений интенсивности излучения, полученных при малых зенитных углах Солнца. Достигнутые высокие коэффициенты корреляции между тестовыми и восстановленными значениями оптической толщины облаков и эффективного радиуса капель свидетельствуют о возможности применения нейросетевого подхода для интерпретации данных спутниковых измерений.

Ключевые слова: нейронная сеть, дистанционное зондирование, облака, оптическая толщина, эффективный радиус, обратная задача, численное моделирование; neural network, remote sensing, clouds, optical thickness, effective radius, inverse problem, numerical simulation.

Введение

Достоверные данные об оптических и микрофизических характеристиках облаков крайне важны для изучения процессов облачно-радиационного взаимодействия и их влияния на планетарный климат. Дистанционное зондирование Земли (ДЗЗ) из космоса — единственный на сегодняшний день способ получения информации об облаках в глобальном масштабе. Одним из наиболее информативных источников данных являются пассивные мультиспектральные измерения отраженной солнечной радиации с различных космических платформ: MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer), VIIRS

(Visible Infrared Imaging Radiometer Suite), AGRI (Advanced Geosynchronous Radiation Imager) и др. Совместное использование измерений в каналах видимого (VIS — Visible), ближнего инфракрасного (NIR — Near Infrared) и коротковолнового инфракрасного (SWIR — Short Wave Infrared) диапазонов спектра позволяет восстанавливать такие параметры облаков, как оптическая толщина τ и эффективный радиус капель r_e .

Широкое практическое применение получили классические способы обращения характеристик рассеянной радиации [1]. В частности, биспектральный подход [2] к обработке данных измерений спектрорадиометра MODIS предполагает использование таблиц с предварительно рассчитанными на основе IPA-приближения (Independent Pixel Approximation) [3] значениями интенсивности восходящего излучения. Расчеты радиационных характеристик

* Татьяна Владимировна Русскова (btv@iao.ru);
Алексей Викторович Скороходов (vazime@yandex.ru).

в рамках IPA осуществляют приближенно, пренебрегая эффектами горизонтального переноса излучения, который в неоднородной облачности может обуславливать неоднозначную взаимосвязь между оптической толщиной и радиационными свойствами пикселя [4], а также быть причиной ошибок, превышающих 50% даже при зенитальном положении Солнца [5, 6]. Максимальный оптический путь, в пределах которого проявляются радиационные 3D-эффекты, может в 15–20 раз превосходить оптическую толщину облаков при наклонных углах Солнца 60° и более [7]. Использование IPA-приближения на масштабах менее 0,5–1 км также приводит к большим расхождениям в оценках τ . Вызывает вопросы применение IPA в конвективных облаках, распространение излучения в которых в значительной степени определяется 3D-эффектами (переотражение излучения соседними облачными элементами, существенный вертикальный градиент оптических свойств, неровная верхняя граница и т.д.) [8, 9]. Усовершенствованная схема аппроксимации NIPA (Nonlocal Independent Pixel Approximation) направлена на улучшение представления результатов радиационных расчетов с сохранением простоты и быстродействия решения [6], однако по-прежнему не учитывает угол падения солнечных лучей и, как следствие, эффекты затенения [10].

Нейросетевой подход, реализующий возможности искусственного интеллекта, является альтернативным способом решения задач, сложность которых не позволяет или существенно ограничивает применение классических методов и алгоритмов [11, 12]. Попытки восстановить оптико-микрофизические характеристики облачности по данным ДЗЗ низкого и среднего пространственного разрешения с помощью нейросетевых технологий отражены в публикациях [13–15]. В них отмечается, что благодаря обучению нейронной сети с использованием результатов 3D-моделирования распространения излучения в облачной атмосфере удастся учесть эффекты горизонтального переноса радиации и превзойти результаты, полученные в рамках действующего LUT-подхода (Look-Up-Table) [16].

Модель мезомасштабного облачного поля должна быть такова, чтобы микрофизические, структурные и статистические характеристики облачности были приближены к характеристикам натурных облаков. Применение физических моделей (например, LES-моделей (Large Eddy Resolving)), базирующихся на решении фундаментальных уравнений облакообразования, сопряжено с высокой трудоемкостью радиационных расчетов, а настройка входных параметров таких моделей для получения желаемых характеристик облачности является нетривиальной задачей. Среди математических моделей следует выделить класс фрактальных моделей, позволяющих учесть изменчивость той или иной характеристики облаков в широком диапазоне масштабов. В частности, каскадная модель предоставляет возможность генерировать различные структуры распре-

деления жидкой воды, пространственные корреляции которых соответствуют экспериментальным данным [5]. Таким способом могут быть сконструированы разнообразные независимые 2D-реализации оптической толщины облаков при фиксированном r_e . Немаловажный интерес представляют собой модельные оценки горизонтальной структуры не только τ , но и r_e . В исследованиях [17, 18] при обработке данных зондирования жидкокапельных облаков над океаном спутниковым радиометром AVHRR (Advanced Very-High-Resolution Radiometer) установлено, что между τ и r_e обнаруживается корреляционная связь, степень которой характеризуется умеренными вариациями от одной облачной зоны к другой.

В предыдущей нашей работе [19] продемонстрирована возможность восстановления оптической толщины, а также показателя ее относительной неоднородности и балла облачности по имитационным данным пассивных мультиспектральных измерений интенсивности отраженной солнечной радиации с использованием нейронной сети при фиксированном r_e . Разработка оперативного алгоритма на основе предложенного подхода требует рассмотрения общего случая, когда размер частиц варьируется в пределах облачного поля.

Цель настоящего исследования — оценка применимости нейросетевого подхода к одновременному восстановлению оптической толщины и эффективного радиуса капель горизонтально неоднородной слоисто-кучевой облачности на примере характеристик сканера MODIS.

Материалы и методы

Метод решения задачи

Решение поставленной задачи в рамках нейросетевого подхода заключается в построении нелинейной аппроксимации зависимости оптико-микрофизических параметров облаков от имитационных данных спутниковых измерений интенсивности отраженной солнечной радиации. Алгоритм решения включает в себя: 1) формирование набора независимых образцов (I_0, i, q_i) , $i = 1, \dots, m_0$, состоящих из входного вектора I_0 (спектральные характеристики отраженного излучения) и искомого вектора q (характеристики облачности), m_0 — количество образцов; 2) определение оптимальной конфигурации сети и ее гиперпараметров (число скрытых слоев, число нейронов в этих слоях, функция активации); 3) обучение нейронной сети с использованием сформированных образцов. Обученная нейронная сеть при предъявлении ей радиационных характеристик целевого пикселя должна относить их к соответствующим значениям оптико-микрофизических характеристик облаков с минимальной ошибкой.

В качестве модели машинного обучения использован многослойный персептрон [20], подробное описание которого применительно к решению поставленной задачи представлено в работе [19].

Для реализации возможности одновременного восстановления τ и r_e эта модель была модифицирована путем изменения структуры целевого вектора $\mathbf{q}$. Пусть $\mathbf{q}$ состоит из четырех элементов: τ и r_e в пределах пикселя наблюдения, а также показателей их относительной неоднородности σ_τ и σ_{r_e} [19]:

$$\mathbf{q}_i = \begin{pmatrix} \tau \\ \sigma_\tau \\ r_e \\ \sigma_{r_e} \end{pmatrix}_i, \quad i = \overline{1, m_0}. \quad (1)$$

Моделирование независимых реализаций облачности осуществляется с помощью фрактальной модели на основе метода ограниченных каскадов [5, 6]. Степенной спектр и плотность вероятности водозапаса в такой модели соответствуют морским слоисто-кучевым облакам. Рекуррентная процедура построения каскадной модели рассмотрена в [19]. В результате ее выполнения формируется сплошное облачное поле из капель одного размера с переменным значением оптической толщины. Предполагается, что геометрическая толщина облачности фиксирована, а ее оптико-микрофизические характеристики не изменяются по высоте.

Для построения модели облачного поля, в пределах которого как τ , так и r_e варьируются горизонтально в соответствии с заданным коэффициентом корреляции между ними, используется подход [21]. С целью упрощения рассматривается только положительная корреляция [17, 18]. С микрофизической точки зрения это означает, что распределение частиц по размерам в значительной степени зависит от конденсационного роста капель. Свойства модели определяются весами $V_i(x, y)$, $i = 1, \dots, 4$, моделируемыми случайной перестановкой из набора чисел, как описано в [19]. Для каскада уровня n оптическая толщина облачности в позиции (x, y) представляет собой взвешенное произведение весов

$$\tau_n(x, y) = \langle \tau \rangle \prod_{i=1}^n V_i \quad \text{или} \quad \ln \tau_n(x, y) = \ln \langle \tau \rangle + \sum_{i=1}^n V_i, \quad (2)$$

где $\langle \tau \rangle$ — средняя оптическая толщина в пределах облачного поля. В соответствии с центральной предельной теоремой $\ln \tau_n(x, y)$ стремится к распределению Гаусса при $n \rightarrow \infty$.

Пусть τ и r_e коррелируют между собой. Для генерации коррелированных гауссовских переменных T и R с коэффициентом корреляции ρ каждая из них представляется в виде линейной комбинации независимых гауссовских случайных величин u и v : $T = a_1 u + a_2 v$, $R = b_1 u + b_2 v$, где a_1 , a_2 , b_1 и b_2 — неизвестные константы. Случайные величины характеризуются средним значением μ_t , а также стандартным отклонением σ_t^2 , где $t \in \{u, v, T, R\}$. Пусть $a_1 = 1$, $a_2 = 0$, тогда $u = T$. Если считать величину μ_R известной, оставшиеся коэффициенты b_1 и b_2 , а также σ_R^2 являются решением системы уравнений

$$\begin{cases} \rho = (a_1 b_1 \sigma_u^2 + a_2 b_2 \sigma_v^2) / \sigma_T \sigma_R, \\ \mu_R = b_1 \mu_u + b_2 \mu_v, \\ \sigma_R^2 = b_1^2 \sigma_u^2 + b_2^2 \sigma_v^2. \end{cases} \quad (3)$$

Независимые реализации случайных переменных u и v моделируются с помощью каскадного процесса.

На рис. 1 представлен результат реализации описанного подхода.

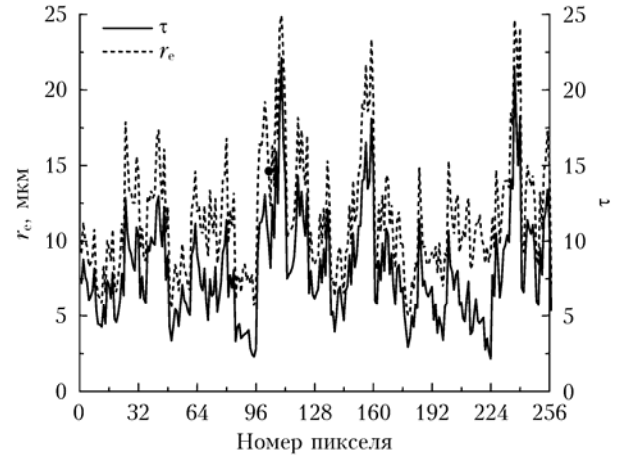


Рис. 1. Взаимное распределение оптической величины облака и эффективного радиуса капель на одном из участков облачного поля

Рис. 1 иллюстрирует фрагмент полученных флуктуаций τ и r_e в малом горизонтальном масштабе облачного поля с $\langle \tau \rangle = 5$. Коэффициент корреляции ρ полагался равным 0,89 по аналогии с [21].

Входные параметры задачи

В работе используется плоскопараллельная вертикально неоднородная аэрозольно-молекулярная модель атмосферы с однослойной сплошной горизонтально неоднородной облачностью. Описание используемых моделей оптических характеристик аэрозольного и молекулярного светорассеяния, газового поглощения излучения, а также особенности расчета интенсивности отраженного солнечного излучения I_0 на уровне верхней границы атмосферы изложены в [19].

С помощью описанной выше фрактальной модели с параметрами $p_1 = 0,24$, $p_2 = 0,36$, $H = 1/3$ было сгенерировано 500 независимых реализаций двумерных облачных полей с уровнем каскада $l = 7$, состоящих из 128×128 пикселей размером $d = 50$ м. Нижняя граница облачного слоя полагалась равной 0,7 км, а его геометрическая толщина — 0,3 км. Независимые облачные реализации сгенерированы для средних по области моделирования значений $\tau = 5, 10, 15$ и 20 ($\lambda = 0,55$ мкм) при изменении r_e от 5 до 25 мкм, что охватывает диапазон его наиболее вероятных значений для слоисто-кучевых облаков [22]. Статистическое распределение τ и r_e в обучающей выборке представлено на рис. 2.

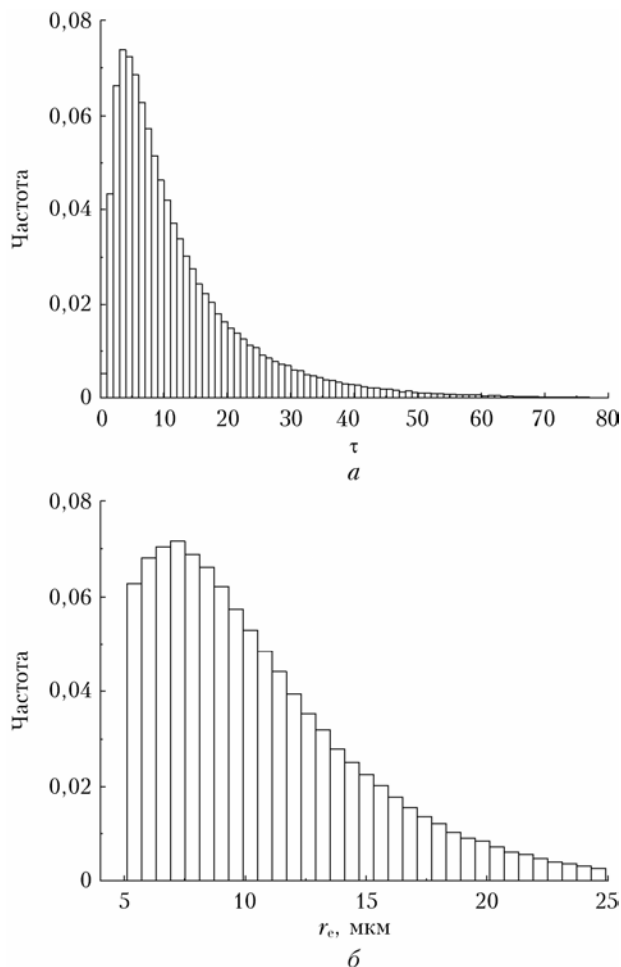


Рис. 2. Частотное распределение оптической толщины облаков и эффективного радиуса капель в обучающей выборке

Количество построенных облачных сцен обеспечило формирование не менее 1 млн образцов.

Горизонтальная неоднородность r_e обуславливает необходимость расчета оптических характеристик облаков в пределах поля, с использованием которых будут рассчитаны двумерные структуры интенсивности I_0 . Для вычисления индикатрисы (γ) и альbedo однократного рассеяния (Λ) излучения облачными частицами использована связывающая значения r_e и оптические параметры облаков лог-нормальная модель спектра частиц по размерам с параметром $\sigma = 0,35$, предложенная в [17]. Расчеты проведены по формулам Ми для всех рассматриваемых спектральных каналов при изменении r_e от 2,5 до 30 мкм. Спектральная зависимость τ определена с помощью рассчитанных коэффициентов ослабления излучения в соответствии с выбранной микрофизической моделью.

На рис. 3 представлены результаты расчетов, отражающие зависимость Λ и вытянутости γ от r_e . Очевидно, в каналах SWIR-диапазона с увеличением размера частиц наблюдается снижение Λ и рост γ , что приводит к сильной зависимости I_0 от r_e . Процессы рассеяния излучения на каплях облаков

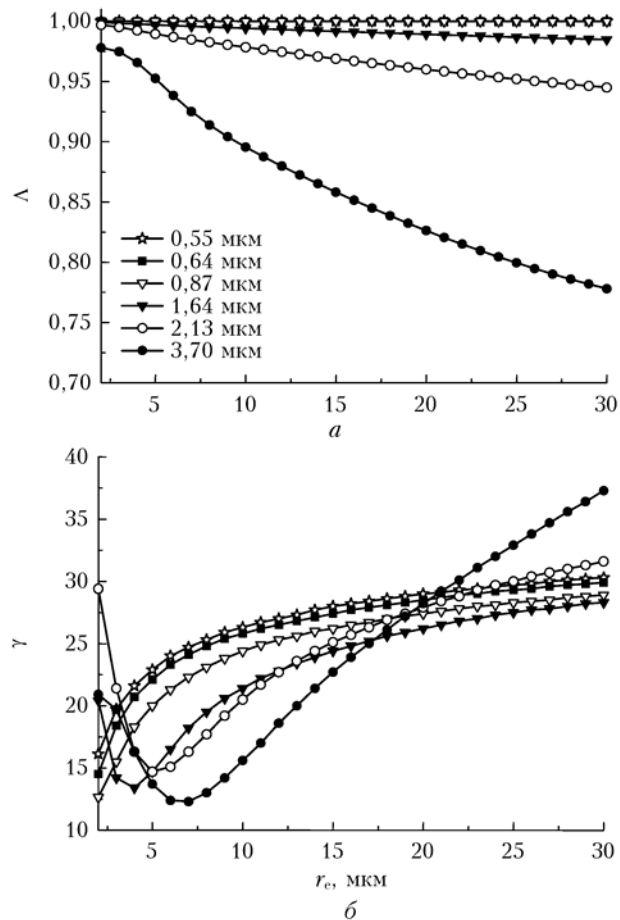


Рис. 3. Альbedo однократного рассеяния (а) и вытянутость индикатрисы рассеяния (б) излучения в зависимости от эффективного радиуса капель

в VIS/NIR-интервале являются преобладающими, определяя, таким образом, высокую чувствительность радиации к τ .

Интенсивность I_0 рассчитывалась методом Монте-Карло аналогично [19] в направлении наблюдения «в надиr» при зенитных углах Солнца $\theta_0 = 30$ и 60° на $\lambda = 0,55, 0,64, 0,87, 1,64, 2,13$ и $3,7$ мкм (каналы 4, 1, 2, 6, 7 и 20 сканера MODIS соответственно [2]) с пространственным разрешением 50 м. Результаты расчетов приведены в соответствии с пространственным разрешением MODIS (250, 500 и 1000 м). Для каждой облачной сцены сгенерировано по 1,25 млрд траекторий фотонов, что обеспечило точность вычислений не менее 95% в VIS/NIR-диапазоне спектра и 98% в SWIR-диапазоне.

Оптимальные структура и значения гиперпараметров нейронной сети (количество скрытых слоев, количество нейронов, функция активации) определены экспериментальным путем: сеть с двумя скрытыми слоями с 50 нейронами в первом из них и 14 нейронами во втором продемонстрировала наилучшие показатели обучения и наиболее высокую точность восстановления искомых характеристик. В качестве градиентного метода оптимизации использован метод адаптивной оценки моментов *Adam* [23].

Медленную, но наилучшую сходимость функции потерь f_L (среднеквадратичной ошибки, представленной в виде суммы квадратов отклонений предсказанных значений от истинных) и наиболее высокие значения функции точности f_A предсказания модели на тестовом множестве обеспечила кусочно-постоянная функция активации «логистический сигмид» [24].

Результаты и обсуждение

Для определения оптимальной комбинации спектральных каналов MODIS, обеспечивающей наиболее высокую точность восстановления искомых параметров, проведена серия численных экспериментов с использованием одной и той же архитектуры нейронной сети. Оценка разброса прогнозируемых значений искомых характеристик относительно данных тестовой выборки осуществлялась путем расчета среднеквадратического отклонения

$$s_p = \sqrt{\frac{1}{m_0} \sum_{i=1}^{m_0} (t_{k,i} - t_i)^2}, \quad (4)$$

где $t_{k,i}$ — прогнозируемое значение параметра в k -м слое, соответствующее значению t_i из тестовой выборки, $t \in \{\tau, r_e\}$ [13]. Одновременно анализировались такие параметры, как s_τ , s_{r_e} , $\min(f_L)$, $\max(f_A)$, а также коэффициенты корреляции ρ_τ , ρ_{r_e} и оценки средних значений $\langle \hat{\tau} \rangle$, $\langle \hat{r}_e \rangle$ для всего облачного поля. По совокупности минимальных значений этих параметров определены наиболее информативные комбинации длин волн, для которых построены статистические распределения относительных ошибок восстановления $\Delta\tau$ и Δr_e , % (рис. 4). Образцом служила реализация с $\langle \tau \rangle = 10$ и $\langle r_e \rangle = 10$ из тестовой выборки. Из рис. 4 видно, что наименьшие погрешности совместного восстановления τ и r_e имеют место в спектральных каналах 0,64, 1,64, 2,13 и 3,7 мкм. Представленные далее результаты получены при данной комбинации длин волн.

Для восстановленных значений τ проявляется тенденция к их завышению относительно тестовых значений, а для r_e — к занижению (рис. 4). Отметим, что в данном случае обратная задача решалась с использованием радиационных свойств только целевого пикселя, или пикселя наблюдения. Возможности алгоритма могут быть расширены благодаря усвоению данных, содержащихся в смежных областях. Таким образом усиливается контроль за горизонтальным переносом радиации между пикселями. Вектор $\mathbf{I}_0$ был переформирован за счет добавления к его элементам спектральных значений интенсивности излучения X_j в смежных пикселях в виде $X = X_0 - X_j$, $j = 1, N_p$, где X_0 — значения I_λ целевого пикселя; N_p — число смежных пикселей.

Оценочные характеристики, полученные при решении обратной задачи с разным количеством смежных пикселей в одном образце, приведены в табл. 1. Для численного эксперимента выбраны

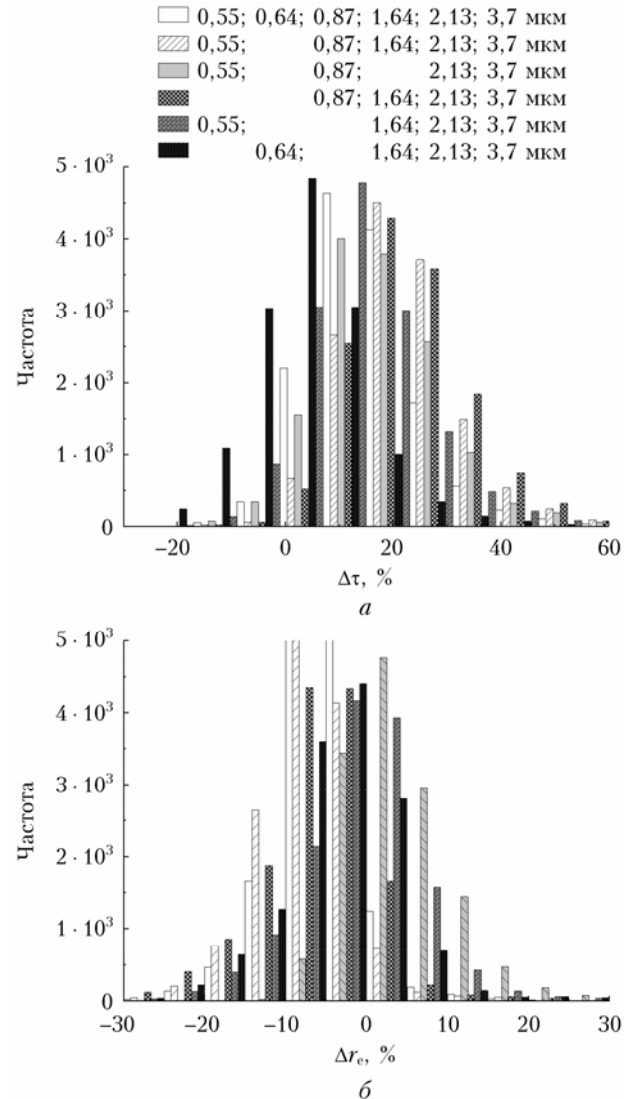


Рис. 4. Частотное распределение относительных ошибок восстановления оптической толщины облака (а) и эффективного радиуса капель (б) для разных комбинаций длин волн

Таблица 1
Оценочные характеристики решения обратной задачи;
 $d = 500$ м

Характеристика	Образец					
	$\langle \tau \rangle = 5, \langle r_e \rangle = 10$		$\langle \tau \rangle = 10, \langle r_e \rangle = 10$		$\langle \tau \rangle = 15, \langle r_e \rangle = 10$	
N_p	0	4	0	4	0	4
s_τ	4,4	5,1	1,7	2,1	1,8	1,2
s_{r_e}	2,3	2,9	0,8	1,1	0,7	0,6
ρ_τ	0,98	0,98	0,98	0,98	0,99	0,99
ρ_{r_e}	0,96	0,98	0,98	0,99	0,99	0,99
$\min\{f_L\}$	0,39	0,23	0,38	0,24	0,40	0,24
$\max\{f_A\}$	0,94	0,96	0,94	0,95	0,94	0,96
$\langle \hat{\tau} \rangle$	9,6	8,0	11,8	10,3	14,3	15,5
$\langle \hat{r}_e \rangle$	8,1	8,5	9,6	9,7	10,5	9,7

три тестовые реализации с $\langle \tau \rangle = 5, 10$ и 15. Благодаря учету дополнительной информации наблюдаются рост коэффициента корреляции, снижение f_L

и увеличение f_A . Снижение разброса восстановленных значений τ и r_e с увеличением N_p отмечается лишь в случаях наиболее оптически плотной облачности. Основной вклад в улучшение качества решения обратной задачи вносят пиксели, имеющие общую грань с целевым пикселем, о чем свидетельствует незначительная разница в результатах с $N_p = 4$ и 8. Такой подход к учету эффектов горизонтального переноса излучения между пикселями не отражается на сколько-нибудь значимом изменении трудоемкости алгоритма.

Далее рассмотрим, как выбор того или иного пространственного разрешения влияет на результат. Обратная задача решалась для облачной реализации с $\langle \tau \rangle = 15$ с использованием четырех дополнительных (смежных) пикселей при разном пространственном разрешении $d = 250, 500$ и 1000 м. В табл. 2 представлены полученные оценочные характеристики, а на диаграмме рассеяния (рис. 5) визуализировано сопоставление тестовых и восстановленных значений τ и r_e при использовании разных вариантов d .

Таблица 2

Оценочные характеристики решения обратной задачи при использовании разного пространственного разрешения

$d, \text{ м}$	s_τ	s_{r_e}	ρ_τ	ρ_{r_e}	$\min\{f_L\}$	$\max\{f_A\}$	$\langle \hat{\tau} \rangle$	$\langle \hat{r}_e \rangle$
250	2,3	1,1	0,97	0,96	0,61	0,93	16,3	9,5
500	1,4	0,8	0,99	0,98	0,23	0,96	16,1	9,7
1000	1,2	0,5	0,99	0,99	0,18	0,95	14,6	10,3

Анализ полученных данных свидетельствует о том, что результаты восстановления улучшаются при снижении пространственного разрешения. Корреляция тем выше, а дисперсия значений τ и r_e тем меньше, чем ниже разрешение.

В силу ограниченности объема статьи мы не приводим результаты восстановления имеющих вспомогательное значение показателей относительной неоднородности для τ и r_e . Коэффициенты корреляции ρ_{σ_τ} и $\rho_{\sigma_{r_e}}$ варьируются в интервале 0,7–0,9. Численные эксперименты позволили установить, что использование двухпараметрического вектора $\mathbf{q}$ уступает по эффективности случаю, когда в целевом векторе присутствуют все четыре параметра. Таким образом, включение в целевой вектор σ_τ и σ_{r_e} позволяет более точно идентифицировать характеристики целевого пикселя.

Представленные выше результаты получены для случая $\theta_0 = 60^\circ$. При снижении зенитного угла Солнца до 30° точность решения обратной задачи незначительно возрастает, что согласуется с результатами других исследователей [14, 21]. Это объясняется тем, что при уменьшении протяженности оптического пути фотона процессы межпиксельного радиационного взаимодействия ослабевают, что улучшает статистические характеристики решения. Результаты восстановления проиллюстрированы

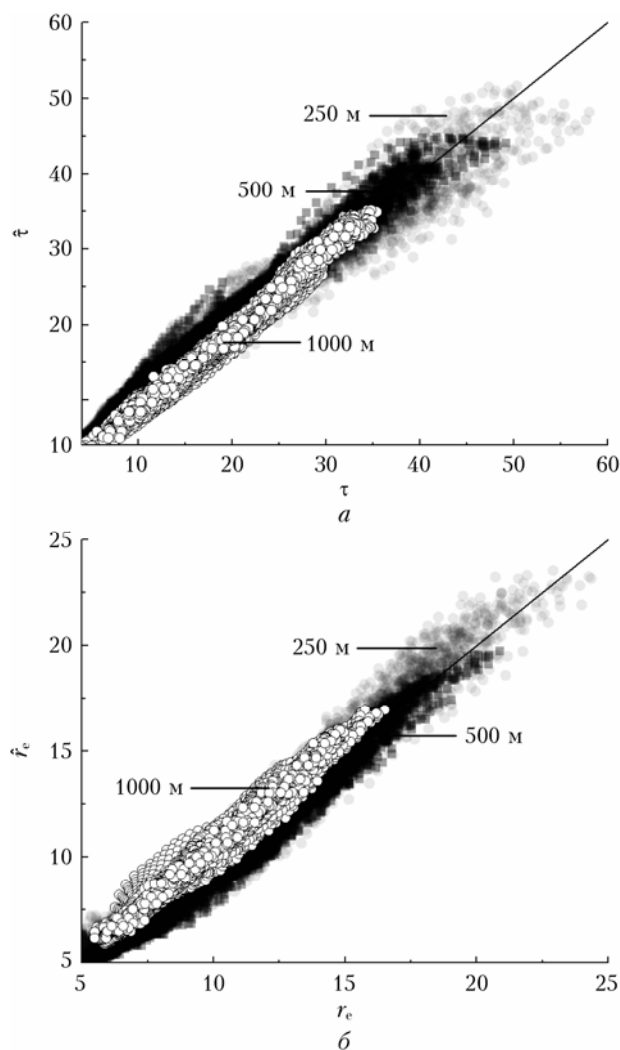


Рис. 5. Сравнение тестовых и восстановленных значений оптической толщины облака (а) и эффективного радиуса капель (б) при разном пространственном разрешении

на конкретном примере (рис. 6). В качестве тестовой выборки использована облачная реализация со средним значением $\tau = 15$.

На рис. 6 представлены результаты расчетов интенсивности восходящего излучения ($d = 50$ м) на уровне верхней границы атмосферы при разных зенитных углах Солнца, а также тестовые и восстановленные с привлечением данных смежных пикселей распределения τ и r_e с пространственным разрешением 250 м для $\theta_0 = 60^\circ$. Очевидно, что нейросетевая модель детально воспроизводит горизонтальное распределение искомых характеристик облачности.

На рис. 7 изображены диаграммы рассеяния τ и r_e для случаев $\theta_0 = 30$ и 60° соответственно. Представленные на рис. 7 результаты подтверждают достоверность сделанных выводов о том, что при снижении зенитного угла Солнца точность решения обратной задачи незначительно возрастает.

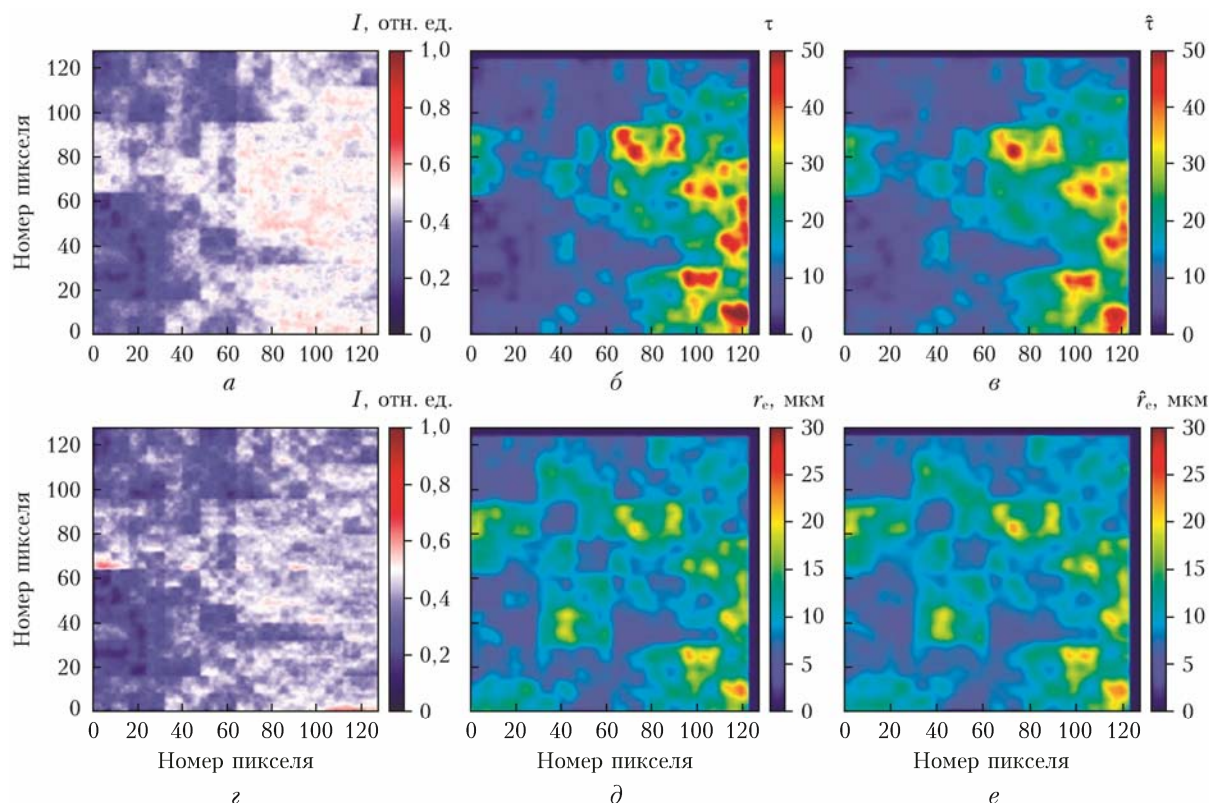


Рис. 6. Распределения нормированной интенсивности отраженного излучения при $\theta_0 = 30^\circ$ (a) и 60° (z) для тестовых реализаций τ (б) и r_e (д); восстановленные с помощью нейронной сети распределения τ (в) и r_e (е) при $\theta_0 = 60^\circ$ (см. цветной рисунок на сайте <http://iao.ru/ru/content/vol.37-2024/iss.11>)

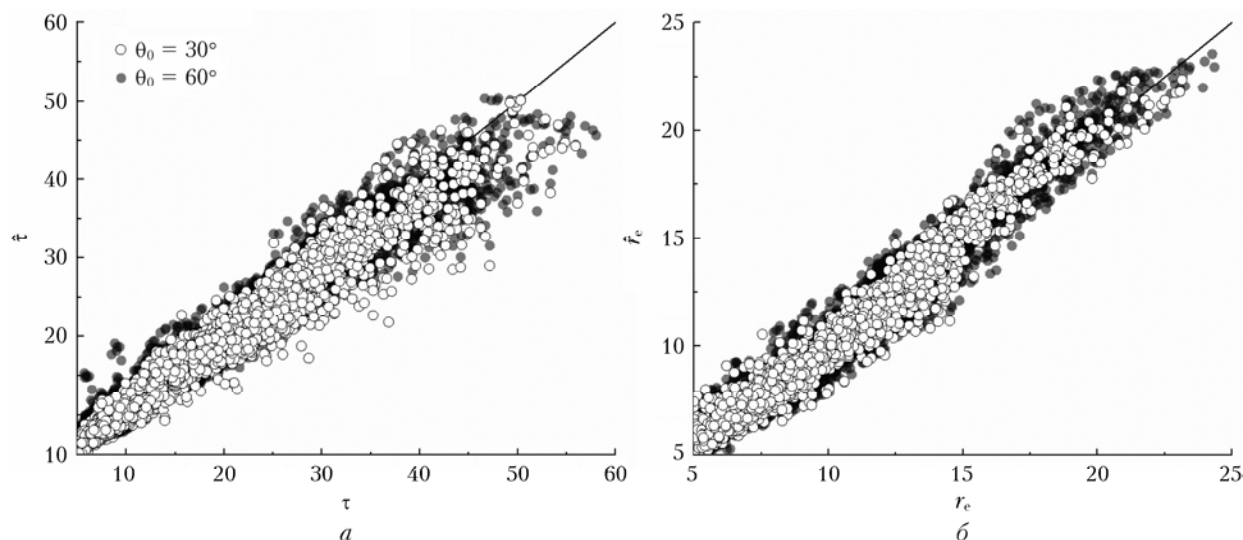


Рис. 7. Сравнение тестовых и восстановленных значений оптической толщины облака (a) и эффективного радиуса частиц (б) при разных зенитных углах Солнца (черные круги — результат наложения серых кругов друг на друга)

Заключение

С помощью численного моделирования показана применимость нейросетевого подхода к одновременному восстановлению оптической толщины и эффективного радиуса капель горизонтально неоднородных слоисто-кучевых облаков по имитационным

данным мультиспектральных измерений интенсивности отраженной солнечной радиации. В отличие от классических схем, применяемых для обращения данных спутниковых измерений, разработанный алгоритм позволяет учесть эффекты горизонтального переноса излучения благодаря усвоению данных о радиационных характеристиках в расширенной

области, связывая различные входные и выходные параметры между собой без существенного увеличения трудоемкости алгоритма.

Реализованный подход к моделированию облачных полей с переменным значением как τ , так и r_e позволил модифицировать используемую ранее модель нейронной сети и решить обратную задачу с одновременным восстановлением этих параметров, а также показателей их относительной неоднородности. Работа с обученной на широком множестве облачных сцен нейронной сетью позволила установить наиболее информативную комбинацию спектральных каналов (0,64; 1,64; 2,13 и 3,7 мкм) сканера MODIS, которая может быть использована при исследовании чувствительности алгоритма и обработке натурных измерений. Показано, что точность решения обратной задачи можно увеличить за счет привлечения радиационных данных смежных пикселей, уменьшения пространственного разрешения, использования показателей относительной неоднородности искомых параметров в целевом векторе, обращения измерений интенсивности отраженного излучения, полученных при малых зенитных углах Солнца.

Успешная апробация алгоритма в численных экспериментах указывает на возможность его применения в оперативной обработке измерений MODIS после завершения формирования обучающей выборки за счет учета новых направлений визирования и освещения, а также свойств подстилающей поверхности.

Финансирование. Исследование выполнено при поддержке РНФ (грант № 21-71-10076, <https://rscf.ru/project/21-71-10076/>).

Список литературы

1. King M.D. Determination of the scaled optical thickness of clouds from reflected solar radiation measurements // *Atmos. Sci.* 1987. V. 44, N 13. P. 1734–1751. DOI: 10.1175/1520-0469(1987)044<1734:DOTSOT>2.0.CO;2.
2. Platnick S., King M.D., Ackerman S.A., Menzel W.P., Baum B.A., Riédi J.C., Frey R.A. The MODIS cloud products: Algorithms and examples from Terra // *IEEE Trans. Geosci. Remote. Sens.* 2003. V. 41, N 2. P. 459–473. DOI: 10.1109/TGRS.2002.808301.
3. Cahalan R.F., Ridgway W., Wiscombe W.J., Gollmer S., Harshvardhan S., Gollmer S. Independent pixel and Monte Carlo estimates of stratocumulus albedo // *Atmos. Sci.* 1994. V. 51, N 51. P. 3776–3790. DOI: 10.1175/1520-0469(1994)051<3776:IPAMCE>2.0.CO;2.
4. Titov G.A. Radiative horizontal transport and absorption in stratocumulus clouds // *J. Atmos. Sci.* 1998. V. 55, N 15. P. 2549–2560. DOI: 10.1029/2002JD002103.
5. Cahalan R.F., Ridgway W., Wiscombe W.J., Bell T.L. The albedo of fractal stratocumulus clouds // *J. Atmos. Sci.* 1994. V. 51, N 16. P. 2434–2455. DOI: 10.1175/1520-0469(1994)051<2434:TAOFSC>2.0.CO;2.
6. Marshak A., Davis A., Cahalan R., Wiscombe W.J. Nonlocal independent pixel approximation: Direct and inverse problems // *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 1998. V. 36, N 1. P. 192–205. DOI: 10.1109/TGRS.1998.662753.
7. *3D Radiative Transfer in Cloudy Atmospheres* // A. Marshak, A. Davis (eds.). Berlin, Heidelberg, New York: Springer Science @ Business Media, 2005. 686 p.
8. Benner T.C., Evans K.F. Three dimensional solar radiative transfer in small tropical cumulus fields derived from high-resolution imagery // *J. Geophys. Res.* 2001. V. 106, N D14. P. 14975–14984. DOI: 10.1029/2001JD900158.
9. Zhang Z., Platnick S. An assessment of differences between cloud effective particle radius retrievals for marine water clouds from three MODIS spectral bands // *J. Geophys. Res.* 2011. V. 116, N D20215. DOI: 10.1029/2011JD016216.
10. Loeb N.G., Davies R. Observational evidence of plane parallel model biases: Apparent dependence of cloud optical depth on solar zenith angle // *J. Geophys. Res.* 1996. V. 101, N D1. P. 1621–1634. DOI: 10.1029/95JD03298.
11. Демин О.В., Матюченко Ю.Я., Калачев А.В., Паунов В.В. Использование нейросетевых технологий для определения оптических параметров атмосферы // *Южно-Сибирский научный вестник*. 2024. Т. 54, № 2. С. 53–59. DOI: 10.25699/SSSB.2024.54.2.005.
12. Розанов А.П., Грибанов К.Г. Нейросетевая модель для оценки потоков углерода в лесных экосистемах по данным дистанционного зондирования Земли // *Оптика атмосф. и океана*. 2023. Т. 36, № 2. С. 122–128. DOI: 10.15372/AOO20230207; Rozanov A.P., Gribanov K.G. A neural network model for estimating carbon fluxes in forest ecosystems from remote sensing data // *Atmos. Ocean. Opt.* 2023. V. 36, N 4. P. 323–328.
13. Faure T., Isaka H., Guillemet B. Neural network retrieval of cloud parameters of inhomogeneous and fractional clouds: Feasibility study // *Remote Sens. Environ.* 2001. V. 77, N 2. P. 123–138. DOI: 10.1016/S0034-4257(01)00199-7.
14. Cornet C., Isaka H., Guillemet B., Szczap F. Neural network retrieval of cloud parameters of inhomogeneous clouds from multispectral and multiscale radiance data: Feasibility study // *J. Geophys. Res.: Atmos.* 2004. V. 109, N D12203. DOI: 10.1029/2003JD004186.
15. Okamura R., Iwabuchi H., Schmidt K.S. Feasibility study of multi-pixel retrieval of optical thickness and droplet effective radius of inhomogeneous clouds using deep learning // *Atmos. Meas. Tech.* 2017. V. 10. P. 4747–4759. DOI: 10.5194/amt-10-4747-2017.
16. Cornet C., Buriez J.-C., Riédi J., Isaka H., Guillemet B. Case study of inhomogeneous cloud parameter retrieval from MODIS data // *Geophys. Res. Lett.* 2005. V. 32, N L13807. DOI: 10.1029/2005GL022791.
17. Nakajima T.Y., Nakajima T. Wide-area determination of cloud microphysical properties from NOAA AVHRR measurements for FIRE and ASTEX regions // *J. Atmos. Sci.* 1995. V. 52. P. 4043–4059. DOI: 10.1175/1520-0469(1995)052<4043:WADOCM>2.0.CO;2.
18. Han Q., Rossow W.B., Chou J., Welch R.M. Global variations of column droplet concentration in low-level clouds // *Geophys. Res. Lett.* 1998. V. 25. P. 1419–1422. DOI: 10.1029/98GL01095.
19. Русскова Т.В., Скороходов А.В. Алгоритм восстановления оптической толщины однослойной горизонтальной неоднородной облачности с использованием нейронной сети // *Соврем. проблемы дистанц. зондирования Земли из космоса*. 2024. Т. 21, № 1. С. 88–105. DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-1-88-105.
20. Funahashi K. On the approximate realization of continuous mappings by neural networks // *Neural Networks*. 1989. V. 2, N 3. P. 183–192. DOI: 10.1016/0893-6080(89)90003-8.

21. Faure T., Isaka H., Guillement B. Neural network retrieval of cloud parameters from high-resolution multispectral radiometric data. A feasibility study // *Remote Sens. Environ.* 2002. V. 80. P. 285–296. DOI: 10.1016/S0034-4257(01)00310-8.
22. Magaritz-Rohen L., Khain A., Pinsky M. About the horizontal variability of effective radius in stratocumulus clouds // *J. Geophys. Res.: Atmos.* 2016. V. 121. P. 9640–9660. DOI: 10.1002/2016JD024977.
23. Пантелеев А.В., Лобанов А.В. Градиентные методы оптимизации в машинном обучении идентификации параметров динамических систем // *Моделирование и анализ данных.* 2019. Т. 9, № 4. С. 88–99. DOI: 10.17759/mda.2019090407.
24. Николенко С., Кадурин А., Архангельская Е. Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей. СПб.: Питер, 2022. 440 с.

T. V. Russkova, A. V. Skorokhodov. Applicability of a neural network approach to retrieving the optical thickness and effective radius of droplets in single-layer horizontally inhomogeneous cloudiness.

Liquid-drop clouds play a significant role in the evolution of cloud systems and the formation of the Earth's radiation balance. Determination of their optical and microphysical characteristics is one of the most important problems of optics and atmospheric physics. The paper is devoted to assessing the applicability of an artificial neural network to processing synthetic data of passive satellite measurements of reflected solar radiation of low and medium spatial resolution in the visible and short-wave infrared spectral regions in order to simultaneously retrieve the optical thickness and effective radius of droplets of horizontally inhomogeneous cloudiness. The network is trained using the Monte Carlo calculated values of radiance in marine stratocumulus clouds generated by a fractal model. Through a nonlinear approximation of the dependence of optical and microphysical parameters of clouds on radiation characteristics, the tested algorithm allows taking into account the effects of horizontal radiative transfer, unlike classical IPA/NIPA (Independent Pixel Approximation/Nonlocal Independent Pixel Approximation) schemes. It is shown that the errors in solving the inverse problem can be reduced by assimilating data in adjacent pixels, reducing spatial resolution, and using radiance data received at small solar zenith angles. The high correlation between the test and retrieved optical thickness and effective radius indicate the possibility of using a neural network approach to interpreting satellite measurement data.