

Улучшение технологий искусственного интеллекта при обработке материалов наблюдения Земли на основе системного анализа сквозного информационного тракта

В. В. Еремеев¹, Н. А. Егошкин¹, А. А. Макаренков¹,
В. А. Ушенкин¹, О. В. Постыляков²

¹ *Рязанский государственный радиотехнический университет им. В. Ф. Уткина
Рязань, 390005, Россия
E-mail: foton@rsreu.ru*

² *Институт физики атмосферы им. А. М. Обухова РАН
Москва, 119017, Россия*

Рассмотрена общая схема сквозного информационного тракта (СИТ) систем съёмки Земли в оптическом диапазоне спектра. Выполнен системный анализ СИТ с точки зрения его применения в задаче сегментации при использовании систем искусственного интеллекта (ИИ) с целью повышения эффективности их функционирования. Рассмотрено влияние составных частей СИТ на формируемые средствами дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) данные. Предлагается три подхода по применению модели СИТ для повышения эффективности средств ИИ: для корректировки снимков от систем ДЗЗ с целью устранения нерелевантной информации из входных данных, поступающих на вход средств ИИ; для формирования обучающей выборки путём синтеза снимков Земли; для генерирования дополнительной информации, подающейся на вход средств ИИ в дополнение к снимкам Земли. Приводятся результаты экспериментальной отработки предложенных решений в задаче выделения облачности на снимках от космических систем наблюдения Земли с применением свёрточных нейронных сетей. Показано, что повышение эффективности систем искусственного интеллекта может быть достигнуто за счёт подачи на вход нейронной сети комбинации изображений, полученных обработкой исходных данных с использованием приближённой модели сквозного тракта.

Ключевые слова: сквозной информационный тракт, системы ДЗЗ, искусственный интеллект, классификация, модель атмосферы, спектральная плотность энергетической яркости

Одобрена к печати: 28.11.2023
DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-6-144-154

Введение

В задаче сегментации и идентификации заданных объектов, представленных на космических изображениях Земли, одна из главных проблем заключается в изменчивости наблюдаемой сцены. Причина такой изменчивости — не только естественная вариабельность объектов внутри класса, но также существенное влияние условий съёмки на фиксируемое съёмочной системой излучение, отражённое от поверхности Земли. Одним из подходов к улучшению процесса классификации объектов наблюдаемой сцены представляется использование моделей сквозного информационного тракта (СИТ) систем дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). Сегодня созданы лишь приближённые модели для описания связи условий съёмки с изображениями объектов.

Здесь возникают два проблемных вопроса. Во-первых, создание моделей хотя бы для приближённого описания составных элементов СИТ. Во-вторых, использование этих моделей для повышения качества работы средств искусственного интеллекта (например, нейросетевых технологий, метода опорных векторов и др.), прежде всего за счёт моделирования с использованием СИТ обучающей выборки, а также для коррекции изображений, являющихся входными данными при обработке средствами искусственного интеллекта (ИИ) с использованием знаний о СИТ.

Настоящая статья посвящена системному анализу этих двух принципиально важных вопросов применительно к материалам оптической съёмки Земли из космоса. При этом гео-

метрический аспект получения, обработки и представления данных ДЗЗ не рассматривается. Полагается, что он достаточно полно освещён в научной литературе (например, в работах (Воронин и др., 2009; Егошкин и др., 2007; Современные..., 2015)). Поэтому СИТ рассматривается как система формирования, преобразования и представления сигнальной (радиометрической) информации.

Основные проблемы при применении методов ИИ для обработки спутниковых снимков следующие: искажения информации, вызванные, во-первых, спецификой работы съёмочной аппаратуры космического аппарата (КА), а во-вторых, условиями наблюдения (искажение спектрального состава излучения, фиксируемого съёмочной системой при прохождении через атмосферу Земли), а также сложность формирования обучающей выборки (при этом качество её подготовки напрямую влияет на эффективность применения средств ИИ). В настоящей статье рассматривается упрощённая модель СИТ и предлагается три подхода по её применению в решении перечисленных выше проблемных вопросов:

- использование модели СИТ для корректировки снимков от систем ДЗЗ с целью устранения нерелевантной информации из входных данных, поступающих на вход средств ИИ;
- для формирования обучающей выборки путём синтеза снимков Земли;
- для генерирования дополнительной информации, подающейся на вход средств ИИ в дополнении к снимкам Земли.

Приводятся результаты экспериментальной отработки предложенных решений в задаче выделения облачности на снимках от космических систем наблюдения Земли с применением свёрточных нейронных сетей.

Сквозной информационный тракт

Элементы СИТ и схема их взаимодействия представлены на *рис. 1*.

В верхней части *рис. 1* показаны зависящие от длины волны λ спектральные потоки: $Q(\lambda)$ — поток излучения Солнца; $\Phi(\lambda)$ — поток излучения на верхней границе атмосферы; $\Psi(\lambda)$ — поток нисходящего излучения у поверхности Земли; $Z(\lambda)$ и $D(\lambda)$ — спектральная плотность энергетической яркости (СПЭЯ) излучения, отражённого от объекта на поверхности земли с альбедо $A(\lambda)$ и на входе видеодатчика космического аппарата. Спектральные коэффициенты $\tau_\alpha(\lambda)$, $\tau_\gamma(\lambda)$, $q(\lambda)$, $e(\lambda)$ описывают соответственно процессы прохождения через атмосферу прямого и отражённого от объекта солнечного излучения, а также рассеяния в атмосфере с точки зрения наземного объекта и спутника. Направления падения (на объект земной поверхности) солнечных лучей и визирного луча датчика характеризуются углами α и γ .

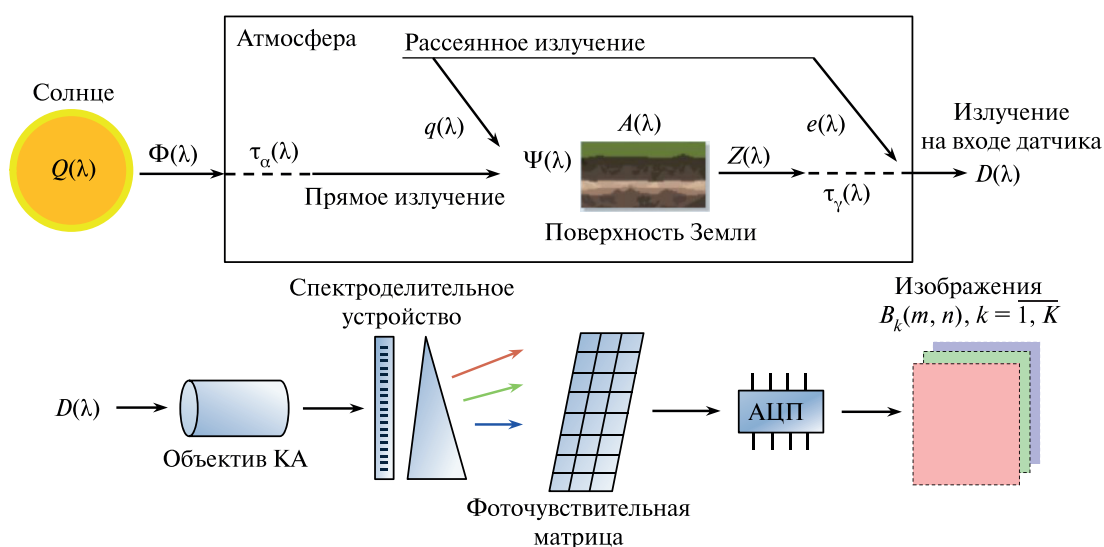


Рис. 1. Схема сквозного информационного тракта

В нижней части *рис. 1* отображены элементы видеодатчика КА ДЗЗ, формирующего векторное изображение $\mathbf{V}(m, n) = \left\{ B_k(m, n), k = \overline{1, K} \right\}$ в K спектральных диапазонах, где (m, n) — номера элемента изображения в строке и столбце (связанные с его пространственным положением). Передаточные характеристики отдельных звеньев СИТ пояснены ниже по мере их рассмотрения.

Здесь можно отметить два системных соображения.

Первое. Главной целью ДЗЗ является оценка отражательной характеристики земной поверхности; обычно для этого используется монохроматическое альbedo или коэффициент спектрального отражения (КСО), который определяется как отношение отражённого от объекта излучения к попавшему на него:

$$A(\lambda) = Z(\lambda) / \Psi(\lambda). \quad (1)$$

В первом приближении КСО объекта не зависит от условий его наблюдения, он может динамично изменяться в зависимости от длины волны и характеризует физико-химические свойства наблюдаемых объектов. Достаточно детальную информацию о КСО объектов предоставляет многозональная или гиперспектральная съёмочная аппаратура, выполняющая одновременную съёмку в десятках или сотнях узких соприкасающихся спектральных поддиапазонах. В результате такой съёмки формируется набор изображений (спектральных каналов) $\mathbf{V} = \left\{ B_k, k = \overline{1, K} \right\}$, полученных в K поддиапазонах.

Второе. Элементом СИТ соответствуют достаточно сложные процессы (особенно это касается передачи излучения через атмосферу), параметры которых обычно неизвестны.

Знаменатель выражения (1) может быть определён как последовательность прямых функциональных преобразований $Q(\lambda) \rightarrow \Psi(\lambda)$. Числитель — как результат обратных преобразований $Z(\lambda) \leftarrow \mathbf{V}$. Однако вопросы существования обратных операторов и практической целесообразности их обращения довольно сложные.

Схему (1) можно трактовать также с точки зрения преобразования КСО $A(\lambda)$, которое может быть описано как композиция двух операторов \mathfrak{R} и \mathfrak{N} (*рис. 2*).

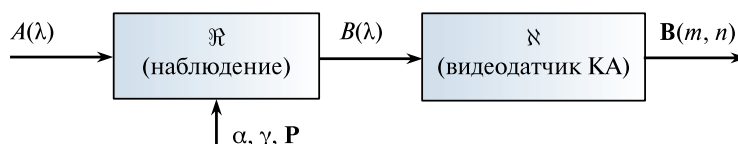


Рис. 2. Радиометрические преобразования сигналов в СИТ

Первый оператор \mathfrak{R} описывает процесс съёмки как преобразование КСО $A(\lambda)$ объекта на поверхности Земли в СПЭЯ $D(\lambda)$ на входе съёмочной аппаратуры. Этот оператор сильно зависит от условий съёмки (углов α и γ , азимутального угла между векторами из точки Земли на Солнце и на КА) и параметров атмосферы (заданных вектором \mathbf{P}). Второй оператор \mathfrak{N} описывает процесс съёмки и устанавливает соответствие между сигналом $D(\lambda)$ и цифровыми изображениями $\mathbf{V}(m, n)$ на выходе датчика.

Конечная цель систем съёмки поверхности Земли в видимом и ближнем инфракрасном диапазонах — это получение наиболее адекватных сведений об объектах на поверхности Земли по изображениям, что связано с обращением композиции операторов \mathfrak{R} и \mathfrak{N} .

Излучение на верхней границе атмосферы

Излучение Солнца в первом приближении может рассматриваться как изотропное излучение абсолютно чёрного тела (Шовенгердт, 2010). Стабильность Солнца как источника лучистой энергии весьма высока; при детальном рассмотрении спектра солнечного света в нём обна-

руживается множество фраунгоферовых линий поглощения. Точный спектр солнечного излучения получен прямыми внеатмосферными измерениями, он может быть описан в виде известной спектральной плотности мощности излучения $Q(\lambda)$, где λ — длина волны.

На верхней границе атмосферы Земли световой поток

$$\Phi(\lambda) = Q(\lambda) / (4\pi \cdot L^2),$$

где L — расстояние от центра Солнца до верхней границы атмосферы.

Прохождение излучения Солнца через атмосферу

В области видимого и ближнего инфракрасного излучения, в которой работают большинство современных видеодатчиков, собственное излучение атмосферы и Земли мало, поэтому действие атмосферы сводится к поглощению и рассеянию солнечного излучения (Шовенгердт, 2010).

Во-первых (рис. 3), напрямую поверхности Земли и наблюдаемого объекта достигает только часть излучения. Этот процесс описывается спектральным коэффициентом пропускания атмосферы $\tau(\lambda, \mathbf{P}) < 1$, где \mathbf{P} — вектор параметров атмосферы. Пропускание $\tau(\lambda, \mathbf{P})$ сложным образом зависит от трассы прохождения лучей и текущего состояния атмосферы. Вектор параметров \mathbf{P} включает концентрацию атмосферных газов (H_2O , NO_2 , O_2 , O_3), пыли, аэрозолей, а также параметры трассы: высоту расположения объекта над поверхностью моря, угол падения солнечных лучей α , азимутальный угол между направлением на КА и на Солнце.

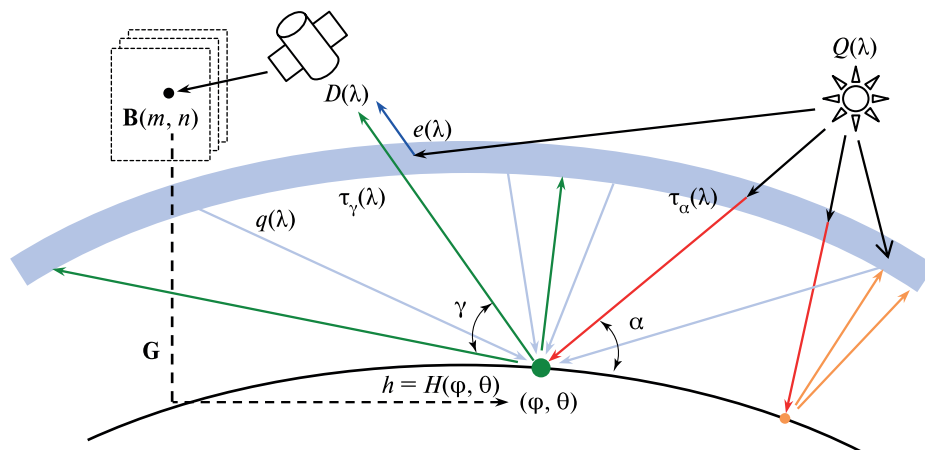


Рис. 3. Иллюстрация взаимодействия излучения с атмосферой

При углах α близких к 90° зависимость пропускания от угла является в основном следствием увеличения геометрической длины пути излучения пропорционально $1/\sin \alpha$ и описывается как

$$\tau_\alpha(\lambda) = \tau_\perp^{1/\sin \alpha}(\lambda),$$

где $\tau_\perp(\lambda)$ — коэффициент пропускания при вертикальном падении лучей.

Во-вторых, рассеянное в атмосфере излучение Солнца частично достигает поверхности Земли, освещая её и целевые объекты. Его интенсивность существенно ниже, чем от прямого излучения, а спектральный состав может значительно отличаться, что можно описать некоторым спектральным коэффициентом $q(\lambda)$.

В-третьих, солнечное излучение рассеивается в атмосфере без участия земной поверхности. Некоторая доля $e(\lambda)$ рассеянного излучения может непосредственно фиксироваться съёмочной аппаратурой. Это явление, так называемая атмосферная дымка, наиболее существенно

на коротких длинах волн (синий цвет), для которых атмосферное рассеяние максимально. Отражённое объектом на Земле излучение вторично проходит через атмосферу, пропускание которой можно описать функцией $\tau_\gamma(\lambda)$, где γ — угол между горизонталью и вектором, направленным на спутник.

Для каждого пикселя изображения, полученного видеодатчиком, можно с высокой точностью рассчитать время его формирования, координаты Солнца и спутника. С использованием координат спутника и его ориентации можно определить координаты наблюдаемой точки на поверхности Земли, что даёт исходную информацию для моделирования действия атмосферы.

Таким образом (см. *рис. 1*), оператор F_Φ , описывающий преобразование излучения на верхней границе атмосферы $\Phi(\lambda)$ в нисходящее излучение у поверхности Земли $\Psi(\lambda)$, может быть определён как

$$F_\Phi(\Phi(\lambda)) = \Phi(\lambda) \cdot (\tau_\alpha(\lambda) + q(\lambda)), \quad \Psi(\lambda) = F_\Phi(\Phi(\lambda)).$$

Для повышения точности описания распространения солнечного излучения в атмосфере при наличии необходимой информации о распределении газовых и аэрозольных компонент атмосферы могут быть использованы более строгие модели переноса излучения в атмосфере, например (Постыляков, 2004; Postulyakov, 2004), учитывающие многократные рассеяние, поляризацию, неупругое рассеяние, рефракцию и другие явления.

Взаимодействие излучения с объектами на поверхности Земли

Простейшая модель взаимодействия излучения с земной поверхностью — диффузное отражение (Шовенгердт, 2010), при котором падающее на плоский объект излучение рассеивается во всех направлениях одинаково. Тогда излучение в направлении спутника не зависит от его положения и определяется только углом падения на поверхность и её КСО:

$$Z(\lambda) = \Psi(\lambda) A(\lambda) \cos \beta, \quad (2)$$

где β — угол падения солнечных лучей на плоский объект относительно нормали к его поверхности (для горизонтальных поверхностей $\beta = 90^\circ - \alpha$).

Для свечения неба нет преимущественного направления падения лучей, поэтому вместо множителя $\cos \beta$ можно ввести интегральный множитель Θ , описывающий эффективную долю площади полусферы неба, которая освещает данный объект (для горизонтальных поверхностей при отсутствии затенения другими объектами $\Theta = 1$). Существуют более точные модели взаимодействия излучения с объектами (Шовенгердт, 2010).

Таким образом, спектр излучения от объекта на входе видеодатчика КА можно описать как

$$D(\lambda) = \frac{Q(\lambda)}{4\pi L^2} \left[(\tau_\alpha(\lambda) \cos \beta + q(\lambda) \Theta) A(\lambda) \tau_\gamma(\lambda) + e(\lambda) \right]. \quad (3)$$

Эта формула определяет оператор \mathfrak{R} для одной точки изображения и соответствующей точки земной поверхности, для которой определены углы α , γ .

Модель процесса оптической съёмки Земли

В базовом случае при многозональной съёмке аппаратура систем ДЗЗ содержит: объектив, светофильтры, съёмочную линейку или матрицу.

В более общем случае при гиперспектральной съёмке целевая аппаратура состоит из объектива и спектроделительного устройства (призмы, дифракционной решётки и др.), которое преобразует различия в спектральном составе излучения в изменение пространственного хода лучей так, чтобы лучи с определённой длиной волны попали на требуемую фоточув-

ствительную линейку фотоприёмников (см. рис. 1), совокупность которых образует матрицу. Матрица выдаёт электрический сигнал, а аналого-цифровой преобразователь (АЦП) преобразует его в цифровые изображения $B_k(m, n)$, где m — номер периода опроса матрицы; n — номер пикселя в строке матрицы; k — номер строки матрицы (спектральный канал). В общем виде:

$$B_k(m, n) = b_0(n, k) + \int_0^{\infty} D(\lambda) E_{n,k}(\lambda) d\lambda, \quad (4)$$

где $b_0(n, k)$ — темновой сигнал; $E_{n,k}(\lambda)$ — эквивалентная спектральная чувствительность для элемента матрицы (n, k) . Эта формула определяет оператор \aleph для одной точки изображения. При этом входное излучение $D(\lambda)$ исходит из точки на земной поверхности с геодезическими координатами (φ, θ) , которая определяется геометрическим соответствием:

$$(\varphi, \theta) = \mathbf{G}(m, n), \quad h = H(\varphi, \theta). \quad (5)$$

Вектор-функция $\mathbf{G}(m, n)$ описывает геометрический закон съёмки. Как правило, съёмка ведётся не строго в надир, поэтому $\mathbf{G}(m, n)$ становится полностью определённой при задании некоторой цифровой модели рельефа $H(\varphi, \theta)$. Для границ протяжённых и малых объектов необходимо учитывать, что датчик усредняет спектральную плотность множества точек на поверхности Земли в соответствии с функцией рассеяния точки датчика, определяющей его пространственное разрешение.

Чувствительность $E_{n,k}(\lambda)$ определяется всем трактом прохождения сигнала: апертурой оптики, светоделительной системой, спектральной чувствительностью фотоприёмников матрицы, особенностями аналого-цифрового преобразования сигналов матрицы в цифровой код. В идеале $E_{n,k}(\lambda) = E_k(\lambda)$, т. е. каждый канал датчика характеризуется одной и той же спектральной чувствительностью $E_k(\lambda)$. В этом случае можно говорить о многозональном или гиперспектральном изображении — гиперкубе $\mathbf{V}(m, n) = \{B_k(m, n), k = \overline{1, K}\}$.

Систематизация проблемы использования моделей СИТ для улучшения технологий искусственного интеллекта

Как уже отмечалось, для того чтобы судить об объектах земной поверхности по их изображениям, необходимо обращать операторы \aleph (3) и \aleph (4).

Пусть известны спектральные характеристики (в виде КСО) $A_{\varphi_i}(\lambda)$ для ряда типов объектов $i = \overline{1, I}$ на земной поверхности. Стоит задача отнесения пикселей наблюдаемого изображения $\mathbf{V}(m, n)$ к одному из I классов. Эта задача осложняется тем, что условия съёмки могут изменяться, поэтому необходимо использовать модель СИТ для учёта изменчивости. Предлагается три подхода для решения этой задачи.

Первый подход — использование модели СИТ для корректировки снимков от систем ДЗЗ с целью устранения нерелевантной информации из данных, поступающих на вход средств ИИ. Здесь ставится задача учёта различных искажений и неопределённостей. Например, можно устранить искажения датчика и сформировать из $\mathbf{V}(m, n)$ новое изображение $\mathbf{D}(m, n)$, для которого связь между номером пикселя (m, n) и его геометрическими и радиометрическими характеристиками является нормированной и известной (как у некоторого идеального датчика) (Шовенгердт, 2010). При этом изображение $\mathbf{D}(m, n)$ однозначно привязано к физическим величинам излучения на входе датчика, в отличие от изображения $\mathbf{V}(m, n)$, яркость на котором может сильно меняться в зависимости от режима съёмки, например времени накопления. Так, можно эффективно устранять искажения датчика, такие как смайл-эффект и структурный шум матрицы, в том числе темновой сигнал (чтобы нулевому потоку на входе датчика соответствовала нулевая яркость \mathbf{D}). В какой-то мере тут можно устранить расфокусировку оптики, по крайней мере выровнять пространственное разрешение в различных спектральных каналах (Егошкин, 2016; Егошкин и др., 2015). Для устранения искажений датчика широко используют результаты его калибровки (как наземной, так и бортовой).

Строго однозначно обратить \aleph (4), т. е. найти функцию $D(\lambda)$ по дискретному изображению $\mathbf{V}(m, n)$, в общем случае невозможно. Это связано с тем, что даже для гиперспектральной аппаратуры с сотней каналов в спектре $D(\lambda)$ могут быть особенности, не представленные датчиком из-за интегрирования в выражении (4). Однако если известно, что $D(\lambda)$ может быть с достаточной малой ошибкой представлена дискретными отсчётами при длинах волн $\lambda_k = \arg \max_{\lambda} E_k(\lambda)$, соответствующих максимумам спектральной чувствительности датчика в каналах наблюдения, то задача обращения (4) становится корректной. В дальнейшем это допущение считается выполненным.

Может быть поставлена и более общая задача обратного расчёта, включающая обращение композиции \aleph (3) и \aleph (4), например определение КСО по изображению в соответствии с выражением (2), т. е. формирование изображения, каждый пиксель которого является оценкой $A(\lambda)$. Ведь в первом приближении модели (4) $A(\lambda)$ инвариантно к условиям наблюдения. Решение этой задачи требует достаточно точного знания параметров модели атмосферы.

Второй подход — использование модели СИТ для формирования обучающей выборки путём синтеза снимков Земли — заключается в пересчёте отражательной способности объектов $A_{zi}(\lambda)$, $i = \overline{1, I}$, в соответствующие изображения $\mathbf{V}_{zi}(m, n)$ для текущих условий наблюдения. В этом случае на основе полученных прямым моделированием изображений $\mathbf{V}_{zi}(m, n)$ методами машинного обучения выводятся решающие правила, например по методу опорных векторов. Вполне может оказаться, что в текущих условиях наблюдения объекты неразделимы по спектральным характеристикам, это тоже становится важным результатом, характеризующим условия наблюдения. Для данного подхода также требуется, чтобы параметры атмосферы были с максимально возможной точностью оценены. Поэтому может быть целесообразным использовать методы искусственного интеллекта, способные обучаться инвариантно к наблюдаемой изменчивости, например искусственные нейронные сети (ИНС). В этом случае прямой расчёт по модели СИТ позволяет формировать обучающую выборку для самых разных условий наблюдения, благодаря чему можно решить трудную практическую задачу наращивания обучающих выборок.

Третий подход — использование модели СИТ для генерирования добавочной информации, подающейся на вход средств ИИ в дополнение к снимкам Земли.

Во-первых, для улучшения качества работы средств ИИ информация об условиях наблюдения может быть подана на вход нейронной сети наряду с различными другими признаками. Например, на один из входов нейросети можно подать величину $\cos \beta$ (в виде изображения, каждая точка которого описывает значение в ней $\cos \beta$), а также оценки для дискретных λ_k значений функций $\tau_{\alpha}(\lambda)$, $\tau_{\gamma}(\lambda)$, $q(\lambda)$, $e(\lambda)$ из выражения (3). При этом могут использоваться не только истинные функции, но и их оценки, найденные по изображениям. Такой подход эффективен даже при неизвестных $A_{zi}(\lambda)$, $i = \overline{1, I}$, когда обучение нейронной сети ведётся традиционно на примерах реальных изображений.

Для учёта наличия недиффузионной составляющей отражения от реальных объектов в один из входных каналов нейросети может быть подана величина $\cos^{\rho}(\omega)$, где ω — угол между визирным лучом спутника и направлением зеркального солнечного отражения, а параметр ρ подлежит экспериментальному подбору.

Во-вторых, на вход нейронной сети можно одновременно подать не только исходное изображение, но и результаты обращения сквозного тракта на различных уровнях, например результаты пересчёта в физические величины и в альбедо. Такой подход позволяет «разгрузить» нейронную сеть от операций обращения, но приводит к увеличению размера входной выборки.

Конечно, в любом случае число дополнительных входных каналов сети не стоит делать чрезмерным, поскольку при этом усложняется задача обучения нейронной сети. Для гиперспектрального изображения из сотен каналов дополнительное увеличение числа каналов едва ли существенно, но для мультиспектрального уже может быть заметным. В любом случае можно вначале обучить нейросеть без дополнительных параметров, а затем начать постепенно расширять их количество, инициализируя дополнительные коэффициенты нейросети небольшим шумом.

Анализ СИТ позволяет сделать вывод, что может быть целесообразным различать распознавание объектов на освещённых частях Земли и в теневых областях. Как следует из выражения (3), в этих случаях спектральный состав излучения, а значит и различимость объектов, могут существенно различаться. Поэтому с использованием модели рельефа $h = H(\varphi, \theta)$ из отношений (5) и известных координат Солнца для каждой точки исходного изображения (m, n) рассчитывается признак затенения $t(m, n)$ ($t(m, n) = 0$ при наличии затенения и $t(m, n) = 1$ при его отсутствии), а также доля видимой части неба Θ . При этом в модели (3) $\cos \beta$ должен принимать нулевое значение при наличии признака затенения.

Может быть целесообразным использовать различные нейронные сети для различения объектов в области тени и при прямом освещении.

Следует отметить, что нелинейные эффекты, связанные с насыщением АЦП или других элементов сквозного тракта, способны существенно затруднить классификацию объектов, так как при этом нарушается соотношение между спектральными компонентами, а также может быть полностью уничтожена текстура изображений. Кроме того, данные артефакты могут дополнительно усиливаться при обратном расчёте (первый подход), в том числе при радиометрической коррекции и при коррекции расфокусировки (поскольку грубо нарушаются модели, заложенные в алгоритмы коррекции). В принципе, такие области изображений могут быть заранее обнаружены и исключены из обучающих и контрольных выборок. Другой вариант — обучение с учётом реально возникающих нелинейных эффектов.

Результаты экспериментов

Выполнена апробация представленных подходов применительно к задаче сегментации облачности на панхроматических изображениях от КА «Ресурс-П», полученных в диапазоне длин волн 450–1000 нм. Для выделения облачности использовалась нейронная сеть архитектуры Lanku U-Net, которая представлена на *рис. 4* (см. с. 152) (Москвитин и др., 2023). Для 32 панхроматических изображений, полученных при различных условиях освещённости и с различными коэффициентами усиления, вручную сформированы эталонные маски облачности. Изображения и эталонные маски разделены на фрагменты размером 512×512 пикселей. Полный набор фрагментов разделён на две непересекающиеся выборки: обучающую и валидационную. В обучающую выборку вошли 13 837 фрагментов изображений и соответствующих им эталонных масок, а в валидационную — 1537 фрагментов. Обучение выполнялось алгоритмом ADAM (*англ.* adaptive moment estimation), который стал модификацией метода стохастического градиентного спуска. В качестве целевой функции потерь использовался результат дополнения до единицы стандартной меры точности классификации (*англ.* accuracy) (Metz, 1978), определяемой как отношение количества правильно классифицированных пикселей к общему количеству пикселей изображения.

В результате эксперимента было обучено несколько однотипных нейронных сетей. На вход первой подавались фрагменты изображений $C(m, n)$, полученные из исходных панхроматических изображений $B(m, n)$ путём устранения структурного шума. На вход второй нейронной сети — фрагменты изображений $D(m, n)$, полученные путём пересчёта $C(m, n)$ в единицы СПЭЯ на входном зрачке видеодатчика на основе обращения \aleph (4). На вход третьей нейронной сети — фрагменты изображений $A(m, n)$, содержащие оценку КСО, полученную из $D(m, n)$ путём приближённого обращения \aleph (3).

Для перечисленных нейронных сетей достигнутые значения целевой функции потерь, рассчитанные по валидационной выборке, составили:

- 0,0199 в случае подачи на вход $C(m, n)$ (изображения после устранения структурного шума);
- 0,0226 в случае подачи на вход $D(m, n)$ (оценки СПЭЯ);
- 0,0224 в случае подачи на вход $A(m, n)$ (оценки КСО).

Таким образом, обращение моделей сквозного тракта снизило точность сегментации облачности. Детальный анализ показал, что вероятной причиной снижения точности ста-

ла часто встречающаяся на снимках засветка облачности, т. е. насыщение видеодатчика КА «Ресурс-П». В этом случае выполнить корректное обращение \mathbb{N} не представляется возможным, поскольку максимальному коду АЦП соответствует бесконечно большое множество высоких значений СПЭЯ. Приближённое обращение \mathbb{N} (4) в этом случае даёт минимально возможное значение СПЭЯ, соответствующее максимальному коду АЦП, которое оказывается ниже истинного значения. Например, если для изображений $B(m, n)$ и $C(m, n)$ можно определить попадание пикселя в область насыщения, то для изображений $D(m, n)$ и полученного из него $A(m, n)$ это невозможно, поскольку при различных параметрах съёмки один и тот же максимальный код АЦП пересчитывается в различные значения СПЭЯ.

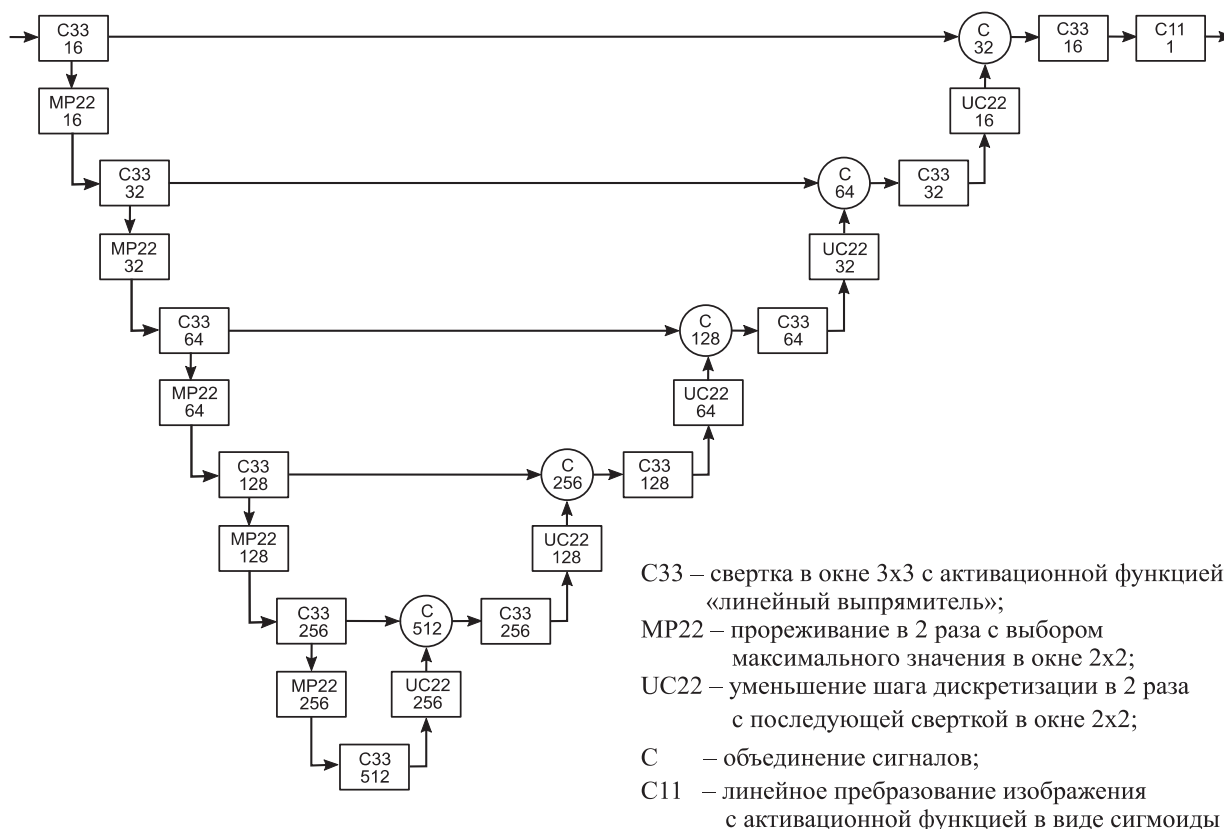


Рис. 4. Архитектура нейронной сети Lanky U-Net

Для решения этой проблемы логично подать на вход нейронной сети многоканальное изображение, полученное объединением $C(m, n)$, $D(m, n)$ и/или $A(m, n)$. По изображению $C(m, n)$ нейронная сеть может выделить области насыщения АЦП, в которых $D(m, n)$ и $A(m, n)$ содержат заниженные оценки СПЭЯ и КСО, а изображения $D(m, n)$ и $A(m, n)$ могут использоваться для идентификации облачности на «незасвеченных» участках.

В результате обучений нейронных сетей, на вход которых подавались различные комбинации $C(m, n)$, $D(m, n)$ и/или $A(m, n)$, достигнутые значения целевой функции потерь составили:

- 0,0189 в случае подачи на вход двухканального изображения, составленного из $C(m, n)$ и $A(m, n)$ (изображения после устранения структурного шума и оценки КСО);
- 0,0181 в случае подачи на вход двухканального изображения, составленного из $C(m, n)$ и $D(m, n)$ (изображения после устранения структурного шума и оценки СПЭЯ);
- 0,0170 в случае подачи на вход трёхканального изображения, составленного из $C(m, n)$, $D(m, n)$ и $A(m, n)$ (изображения после устранения структурного шума, оценок СПЭЯ и КСО).

Таким образом, использование СИТ позволило улучшить сегментацию облачности по панхроматическим изображениям от КА «Ресурс-П». Наилучший результат получен при подаче на вход свёрточной нейронной сети трёхканального изображения, составленного из $C(m, n)$, $D(m, n)$ и $A(m, n)$.

Заключение

Сквозной информационный тракт существенно влияет на характер изображений, получаемых при дистанционном зондировании Земли. Поэтому для повышения точности сегментации объектов наблюдаемой сцены целесообразно привлекать модели СИТ. Например, экспериментальные исследования показали, что наилучшие результаты решения задачи выделения облачности по панхроматическим снимкам получены при использовании свёрточных нейронных сетей и приближённой модели СИТ. При решении этой задачи повышение точности составило 17 % по сравнению с применением свёрточной нейронной сети без использования модели СИТ.

Литература

1. *Воронин А. А., Егошкин Н. А., Еремеев В. В., Москатиньев И. В.* Геометрическая обработка данных космических систем глобального наблюдения Земли // Вестн. Рязанского гос. радиотехн. ун-та. 2009. № 1. Вып. 27. С. 12–17.
2. *Егошкин Н. А.* Коррекция смаза и расфокусировки спутниковых изображений с учетом геометрических искажений // Цифровая обработка сигналов. 2016. № 3. С. 37–41.
3. *Егошкин Н. А., Еремеев В. В., Москвитин А. Э.* Координатная привязка изображений от геостационарных спутников по контурным точкам диска Земли // Вестн. Рязанского гос. радиотехн. ун-та. 2007. № 22. С. 10–16.
4. *Егошкин Н. А., Еремеев В. В., Макаренков А. А.* Комплексование гиперспектральных снимков Земли, полученных в различных спектральных диапазонах // Цифровая обработка сигналов. 2015. № 3. С. 3–7.
5. *Москвитин А. Э., Ушенкин В. А., Ларюков С. А.* Алгоритм и программный комплекс высокоскоростной нейросетевой сегментации облачности на панхроматических изображениях от космических аппаратов «Ресурс-П» // Цифровая обработка сигналов. 2023. № 3. С. 8–17.
6. *Постыляков О. В.* Модель переноса радиации в сферической атмосфере с расчетом послонных воздушных масс и некоторые ее приложения // Изв. Российской акад. наук. Физика атмосферы и океана. 2004. Т. 40. № 3. С. 314–329.
7. Современные технологии обработки данных дистанционного зондирования Земли / под ред. В. В. Еремеева. М.: Физматлит, 2015. 460 с.
8. *Шовенгердт Р. А.* Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений / пер. с англ. Демьяникова А. И., Кирюшина А. В. М.: Техносфера, 2010. 560 с.
9. *Metz C. E.* Basic Principles of ROC Analysis // Seminars in Nuclear Medicine. 1978. V. 8. No. 4. P. 283–298.
10. *Postylyakov O. V.* Linearized vector radiative transfer model MCC++ for a spherical atmosphere // J. Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer. 2004. V. 88. Iss. 1–3. pp. 297–317. DOI: 10.1016/j.jqsrt.2004.01.009.

Enhancement of Earth remote sensing data processing by artificial intelligence technologies utilizing system analysis of the signal transmission chain

V. V. Eremeev¹, N. A. Egoshkin¹, A. A. Makarenkov¹,
V. A. Ushenkin¹, O. V. Postlyakov²

¹ Ryazan State Radio Engineering University named after V. F. Utkin
Ryazan 390005, Russia

² A. M. Obukhov Institute of Atmospheric Physics RAS, Moscow 119017, Russia

The general scheme of the optical Earth remote sensing systems signal transmission chain (STC) is examined. System analysis of the STC is performed. Results of the analysis were applied to the process of object classification utilizing artificial intelligence (AI) approaches in order to enhance their performance. The impact of STC components on registered radiance by Earth remote sensing systems is examined. Three approaches of STC model application for enhancement of AI tools are proposed: application of STC model for removal of irrelevant information by correction of source Earth remote sensing data; application of STC model for the generation of learning data by synthesizing images of the Earth; application of STC model to generate additional information transferred to the input of AI tools in addition to images of the Earth. The results of experimental studies of STC application for cloud detection in the Earth remote sensing data by convolution neural networks are presented. The paper demonstrates that increase of the artificial intelligence methods performance can be achieved by inclusion of additional images (processed using approximate STC model) in the input of convolutional neural networks.

Keywords: signal transmission chain, Earth remote sensing system, artificial intelligence, classification, atmospheric transmission model, spectral exitance

Accepted: 28.11.2023

DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-6-144-154

References

1. Voronin A. A., Egoshkin N. A., Eremeev V. V., Moskatinev I. V., Geometric data processing from earth global observing space systems, *Vestnik Ryazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta*, 2009, No. 1, Issue 27, pp. 12–17 (in Russian).
2. Egoshkin N. A., Satellite images blurring and defocus correction in the case of geometric distortion, *Digital signal processing*, 2016, Issue 3, pp. 37–41 (in Russian).
3. Egoshkin N. A., Eremeev V. V., Moskvitin A. E., Geostationary satellite images matching based on using the Earth disk edge points, *Vestnik Ryazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta*, 2007, No. 1, Issue 22, pp. 10–17 (in Russian).
4. Egoshkin N. A., Eremeev V. V., Makarenkov A. A., Fusion of hyperspectral images of the Earth acquired in different spectral ranges, *Digital signal processing*, 2015, Issue 3, pp. 3–7 (in Russian).
5. Moskvitin A. E., Ushenkin V. A., Laryukov S. A., Algorithm and software of high-speed neural network cloud segmentation of Resurs-P satellites's panchromatic images, *Digital signal processing*, 2023, Issue 3, pp. 8–17 (in Russian).
6. Postlyakov O. V., Spherical radiative transfer model with computation of layer air mass factors and some of its applications, *Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics*, 2004, Vol. 40, No. 3, pp. 276–290.
7. *Sovremennye tekhnologii obrabotki dannykh distantsionnogo zondirovaniya Zemli* (Modern technologies of remote sensing data processing), V. V. Eremeev (ed.), Moscow: Fizmatlit, 2015, 460 p. (in Russian).
8. Schowengerdt R. A., *Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing*, 3rd ed., San Diego, CA: Academic Press, 2006, 558 p.
9. Metz C. E., Basic Principles of ROC Analysis, *Seminars in Nuclear Medicine*, 1978, Vol. 8, No. 4, pp. 283–298, DOI: 10.1016/S0001-2998(78)80014-2.
10. Postlyakov O. V., Linearized vector radiative transfer model MCC++ for a spherical atmosphere, *J. Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 2004, Vol. 88, Issues 1–3, pp. 297–317, DOI: 10.1016/j.jqsrt.2004.01.009.