

УДК 004.932

АНАЛИТИКО-НЕЙРОСЕТЕВОЙ ПОДХОД К ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ ЗЕМЛИ ПО ДАННЫМ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОЙ СЪЕМКИ

Еремеев В.А., НИИ «Фотон», Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина, аспирант кафедры «Космические технологии», e-mail: foton@rsreu.ru

ANALYTICAL AND NEURAL NETWORK APPROACH TO EARTH OBJECT IDENTIFICATION BY DATA OF HYPERSPECTRAL SURVEY

Eremeev V.A.

An analytical neural network approach to the identification of Earth objects based on the analysis of hyperspectral survey data is considered. It is shown that the main uncertainty of the knowledge of the video information path is caused by the Earth's atmosphere and the spectral transmission coefficient of hyperspectral sensor. The effectiveness of the considered approach using full-scale hyperspectral data from the Russian space system «Resurs-P» is shown.

Key words: Hyperspectral images of the Earth, end-to-end video information path, radiometric correction of hyperspectral data, object identification, convolutional neural networks.

Ключевые слова: гиперспектральные изображения Земли, сквозной информационный тракт, радиометрическая коррекция гиперспектральной аппаратуры, идентификация объектов, сверточные нейронные сети.

Введение. Постановка задачи

Традиционные подходы к идентификации объектов на космических изображениях земной поверхности базируются на структурно-пространственном анализе данных панхроматической и многозональной съёмки в одном или ограниченном числе спектрональных диапазонов [1-3]. В последние 20 лет в нашей стране и особенно за рубежом активно развиваются системы гиперспектральной съёмки Земли [4-7]. Такие системы синхронно по времени могут сформировать более ста изображений одной и той же сцены в очень узких соприкасающихся спектральных диапазонах, так называемый гиперкуб $B = (B_k(m, n); k = \overline{1, K}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N})$, где m, n – координаты точек раstra изображений, однозначно геометрически связанные с соответствующими точками Земли; $k = \overline{1, K}$ – номер спектрального диапазона, которому однозначно соответствует длина волны отраженного от Земли излучения $\lambda_k, k = \overline{1, K}$. В результате каждая точка гиперкуба (m, n) характеризуется спектральной характеристикой:

$CX = B_k, k = \overline{1, K}$, что создает предпосылки для разработки алгоритмов пространственно-частотного анализа гиперспектральных изображений и построении на этой основе более эффективных процессов идентификации объектов земной поверхности [8-10].

В работах [11, 12] обоснована необходимость получения знаний о сквозном информационном тракте (СИТ) с целью повышения эффективности нейросетевой идентификации объектов Земли по данным гиперспектральной съёмки. Главной задачей настоящей статьи

рассматривается аналитико-нейросетевой подход к идентификации объектов Земли на основе анализа данных гиперспектральной съёмки. Показано, что основную неопределенность в знаниях о видеоинформационном тракте вносят атмосфера Земли и коэффициент спектральной передачи гиперспектральной съёмочной аппаратуры. Показана эффективность рассматриваемого подхода с использованием натурных гиперспектральных данных от космической российской системы «Ресурс-П».

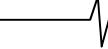
является поиск более глубоких знаний по СИТ и их целенаправленное применение при проектировании нейросетевых технологий распознавания природных объектов на гиперспектральных снимках. Основной трудностью в решении этой задачи является случайная изменчивость свойств атмосферы при прохождении через нее падающего излучения от Солнца на Землю и отраженного от объектов земной поверхности в направлении на космический аппарат. Такое же замечание относится и к коэффициенту спектральной передачи сигнала гиперспектральной аппаратуры. Поэтому для решения поставленной задачи привлекается модель переноса излучения «6S» [13] и данные об опорных полигонах «RadCalNet» [14].

Модель видеоинформационного тракта

Рассмотрим формальное представление сквозного информационного тракта (СИТ) космических систем гиперспектральной съемки Земли [16]:

$$S_B^n \xrightarrow{\gamma_A} S_H^n \xrightarrow{\gamma_3} S_H^o \xrightarrow{\gamma_A} S_B^o \xrightarrow{\gamma_{KA}} B, \quad (1)$$

где S – спектральные плотности энергетической яркости (СПЭЯ) излучения на верхней (индекс « B ») и нижней (индекс « H ») границе атмосферы для падающего (индекс « A ») излучения Солнца и отраженного (индекс « O ») в направлении на космический аппарат (КА); γ – коэффициенты спектральной передачи лучистой энергии через атмосферу (γ_A), отражения от Земли (γ_3) и гиперспектральную аппаратуру (ГСА) (γ_{KA}), установленную на КА; B – гиперкуб на выходе ГСА.



Из (1) следует коэффициент спектральной передачи всего СИТ:

$$\gamma_{СИТ} = B/S_B^{\Pi} = \gamma_A \cdot \gamma_3 \cdot \gamma_{KA}, \quad (2)$$

где γ_A – оценка коэффициента спектральной передачи атмосферы падающего и отраженного излучения. В схеме (1): S_B^{Π} , S_H^{Π} – функции от длины волны λ_k , $k = \overline{1, K}$, (или номера спектрального канала ГСА $k = \overline{1, K}$); S_B^O , B – функции трех переменных, координат сканируемых точек Земли (x, y) или одноименных точек гиперкуба (m, n) . Функция S_B^{Π} известна с достаточно высокой точностью и неизменна во времени. Коэффициент спектрального пропускания атмосферы γ_A вносит основную неопределенность при анализе и оценке $\gamma_{СИТ}$. В настоящее время существуют весьма сложные многопараметрические модели атмосферы γ_A , например модель «6S» [13]. Для контроля и калибровки ГСА в ходе полетной эксплуатации требуется сверка и коррекция γ_{KA} по данным сканирования ГСА радиометрических опорных наземных полигонов (ОП), например полигоны специальной службы «RadCalNet» [14]. Функции ОП могут быть частично возложены на созданную за многие годы базу коэффициентов спектрального отражения типовых объектов земной поверхности [15]. Из (1) и (2) могут быть рассмотрены следующие задачи.

Задача 1. Оценка текущего состояния и калибровка ГСА, т.е. уточнение γ_{KA} . Для её решения используются информационные ресурсы модели «6S» и ОП «RadCalNet». Эту задачу из (1) можно представить как: $\gamma_{KA} = B/S_B^O$, используя возможности «6S» и ОП в части оценки S_B^O , а также ГСА в части получения B , в том числе и для опорного полигона.

Задача 2. Оценка $\gamma_3 = B/(\gamma_A \cdot \gamma_{KA})$, т.е. оценка КСО объектов земной поверхности, указанных на гиперкубе оператором. Здесь необходимо знать актуальные функции γ_A и γ_{KA} .

Информационная поддержка СИТ

Модель «6S» имитирует процесс переноса излучения от Солнца и позволяет получить функцию $S_B^O(\lambda)$ на

основе $S_B^{\Pi}(\lambda)$, используя модели атмосферы и отражения от объектов земной поверхности. Важным элементом модели «6S» является возможность получения $S_B^O(\lambda)$ в произвольной шкале длин волн $\lambda_i, \Delta\lambda_i$, $i = \overline{1, I}$, где $\Delta\lambda_i$ – ширина i -го спектрального диапазона.

Система ОП (RadCalNet) предоставляет возможность, используя наземные средства гиперспектральных измерений опорного полигона, через каждые 30 минут получать данные об ОП: $S_B^O(\lambda)$, $\gamma_3(\lambda)$, а также параметры атмосферы, необходимые для расчета γ_A , в регулярных отсчетах длин волн $\lambda_i, \Delta\lambda_i = \Delta = const = 10 \text{ нм}$.

Обычно ГСА формирует дискретные отсчеты гиперкуба в квазирегулярной по λ и Δ сетке частот, в которой $\lambda_{k+1} - \lambda_k = \Delta\lambda_k \neq const, k = \overline{1, K}$. Поэтому для оценки и калибровки $\gamma_{KA} = B/S_B^O$, а затем $\gamma_3 = S_H^O/S_H^{\Pi}$, необходимо данные от опорного полигона на уровне отсчетов S_B^O и B свести к единой сетке частот. В самом простом случае эту операцию можно выполнить путём кусочно-линейной интерполяции по двум вариантам.

Вариант 1. Нерегулярные отсчеты $B_k, k = \overline{1, K}$, полученные ГСА по опорному полигону, не изменяются, а $S_{B,k}^O$ формируется по регулярным отсчетам системы ОП, т.е. $S_{B,i}^O, i = \overline{1, I}$, отображаются в нерегулярные отсчеты $S_{B,k}^O, k = \overline{1, K}$, с использованием кусочно-линейной интерполяции (рис. 1, а).

Интерполированное значение определяется как:

$$\tilde{S}_{B,k}^O = S_{B,i}^O + \frac{S_{B,i+1}^O - S_{B,i}^O}{\lambda_{i+1} - \lambda_i} \cdot (\lambda_k - \lambda_i), k = \overline{1, K}, \quad (3)$$

где λ_i и λ_{i+1} – ближайшие отсчеты слева и справа от λ_k . После чего $\gamma_{KA,k} = B_k / \tilde{S}_{B,k}^O, k = \overline{1, K}$.

Вариант 2. Нерегулярные отсчеты $B_k, k = \overline{1, K}$, отображаются в регулярной сетке отсчетов $B_i, i = \overline{1, I}$, с использованием кусочно-линейной интерполяции, а $S_{B,i}^O$ не изменяются (рис. 1, б):

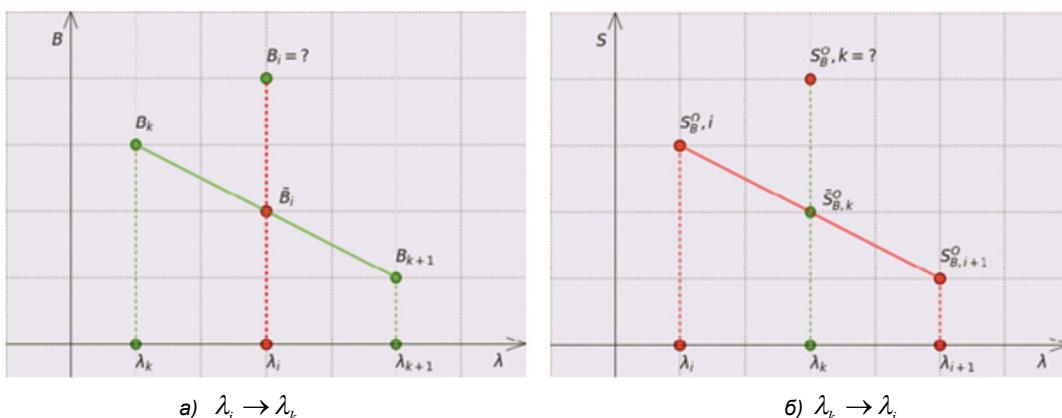


Рис. 1. Отображение данных

$$\tilde{B}_i = B_k + \frac{B_{k+1} - B_k}{\lambda_{k+1} - \lambda_k} \cdot (\lambda_i - \lambda_k), i = \overline{1, I}, \quad (4)$$

где $\lambda_k \leq \lambda_i \leq \lambda_{k+1}$. В результате $\gamma_{KA} = B_i / S_{B,i}^O, i = \overline{1, I}$.

Кусочно-линейная интерполяция вносит ошибку: вместо фактического значения $S_{B,k}^O$ дает $\tilde{S}_{B,k}^O$ (рис. 1, а), а вместо B_i дает \tilde{B}_i (рис. 1, б). Для численного сопоставления точности кусочно-линейного отображений $\lambda_i \rightarrow \lambda_k$ и $\lambda_k \rightarrow \lambda_i$, в условиях отсутствия точных значений $S_{B,k}^O$ и B_i , предлагается следующий подход. Он основан на том, что линейная интерполяция приводит к сглаживанию \tilde{S}_k и \tilde{B}_i по отношению к исходным S_k и B_k , что должно отражаться в снижении оценок дисперсий интерполированных значений по отношению к исходным.

Выполняется оценка дисперсий для последовательностей $S_{B,i}^O, i = \overline{1, I}$, и $\tilde{S}_{B,k}^O, k = \overline{1, K}$, (вариант 1), а также для последовательностей $B_k, k = \overline{1, K}$, и $\tilde{B}_i, i = \overline{1, I}$, (вариант 2). Опуская индексы « O » и « B », для первого и второго варианта соответственно имеем:

$$\tilde{S}_k = S_i \alpha_i + S_{i+1} \cdot (1 - \alpha_i), k = \overline{1, K}; \quad (5)$$

$$\tilde{B}_i = B_k \alpha_k + B_{k+1} \cdot (1 - \alpha_k), i = \overline{1, I}; \quad (6)$$

В (5) и (6) α_i и α_k – принимают равновероятные случайные значения от 0 до 1 в интервалах $\Delta_i \in [\lambda_i, \lambda_{i+1}]$ и не зависят от отсчетов (S_i, S_{i+1}) и (B_k, B_{k+1}) . Случайный характер α_i и α_k определяют случайные величины λ_k и λ_i – точки попадания в интервалы соответственно $[\lambda_i, \lambda_{i+1}], [\lambda_k, \lambda_{k+1}]$ (см. рис. 1): $\alpha_i = (\lambda_k - \lambda_i) / \Delta_i$, $\alpha_k = (\lambda_i - \lambda_k) / \Delta_k$.

Пусть получены оценки дисперсий $\hat{D}(\tilde{S})$, $\hat{D}(S)$ и $\hat{D}(\tilde{B})$, $\hat{D}(B)$. Оценку точности интерполяции по вариантам 1 и 2 можно выполнить по показателям

$$\begin{aligned} \eta_1 &= [\hat{D}(S) - \hat{D}(\tilde{S})] / \hat{D}(S), \\ \eta_2 &= [\hat{D}(B) - \hat{D}(\tilde{B})] / \hat{D}(B). \end{aligned} \quad (7)$$

В η_1 используются модельные математически рассчитанные данные, а в η_2 – результаты преобразования ГСА, искаженные различного рода шумами, прежде всего электронным шумом преобразователей светового сигнала в электрический [16, 17]. Этот фактор значительно снижает точность кусочно-линейной интерполяции по варианту 2.

По результатам съемки опорного полигона ГСА космического аппарата «Ресурс-П» получены следующие оценки: $\eta_1 = 0.15$, $\eta_2 = 0.32$, которые характеризуют степень отличия дисперсий исходных последовательностей S и B по отношению к сглаженным отсчетам после кусочно-линейной интерполяции (чем точнее интерполяция, тем меньше η_1 и η_2). Важным доводом в

пользу варианта 1, т.е. работа с данными, определенными в регулярной сетке частот, является ориентация на применение нейросетевых технологий.

Радиометрическая калибровка ГСА

В ходе наземной (предполетной) калибровки ГСА на его вход от специальной установки подается излучение S_k^{ϑ} , СПЭЯ которого примерно постоянно в рабочем диапазоне длин волн. Выходной сигнал ГСА $B_k, k = \overline{1, K}$, корректируется с использованием коэффициентов линейных преобразований a_k, b_k так, чтобы $a_k B_k + b_k \approx S_k^{\vartheta}, k = \overline{1, K}$, где S_k^{ϑ} – эталонный сигнал от установки. В ходе полетной эксплуатации соответствие между B_k^{ϑ} и S_k^{ϑ} может недопустимо изменяться, что требует периодической калибровки ГСА по данным сканирования опорных полигонов.

Пусть $S_{B,k}^O$ – сигнал от опорного полигона на входе ГСА, а B_k на его выходе, $k = \overline{1, K}$. Спектральная передаточная характеристика ГСА $\gamma_{KA} = B_k / S_{B,k}^O, k = \overline{1, K}$, может значительно отличаться от результатов предполетных измерений $\gamma_{GCA,k} = B_k^{\vartheta} / S_k^{\vartheta}$. В данном случае радиометрическая калибровка ГСА, т.е. уточнение γ_{KA} , может быть выполнена путем проведения следующих этапов.

Этап 1 – выполняется оценка степени совпадения S_B^O от опорного полигона и результатов моделирования 6S. Предварительно в 6S загружаются данные от ОП: $\gamma_3 = \gamma_{3(OP)}$; параметры атмосферы (атмосферное давление, температура, оптическая толщина аэрозоля, концентрация водяного пара и озона и др.). Результаты дали высокую степень совпадения.

Этап 2 – оценка γ_A на момент съемки опорного полигона. В модели 6S устанавливается $\gamma_3 = 1$, т.е. исключается модель процесса отражения от объектов Земли. В результате получаем $S_B^O = S_B^{\Pi} \cdot \gamma_A$, $\gamma_A = S_B^O / S_B^{\Pi}$.

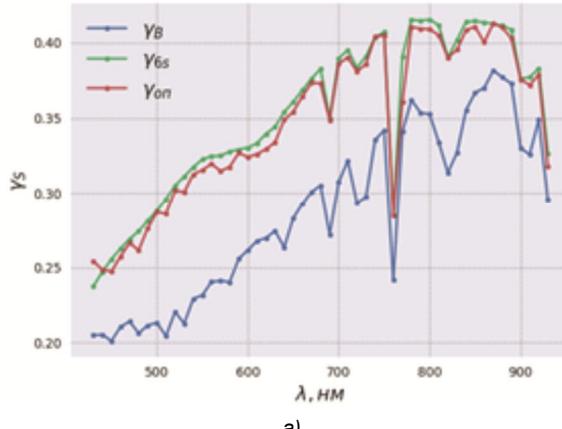
Этап 3 – сигналы B и S_B^O «очищаются» от атмосферы: $B^* = B / \gamma_A$, $S_B^{O*} = S_B^O / \gamma_A$. Эта процедура позволяет исключить в B и S_B^O остаточные искажающие действие атмосферы и получить более «гладкие» функции B^* и S_B^{O*} .

Этап 4 – радиометрическая калибровка ГСА. Для каждого спектрального канала ГСА определяется пара коэффициентов $a_k, b_k, k = \overline{1, K}$, по которым формируется откалиброванный гиперкуб $B_k^{**} = a_k \cdot B_k + b_k$. Для этого используются $b_k, k = \overline{1, K}$, характеризующие темновые сигналы видеотракта. Они отдельно оцениваются при полном отсутствии излучения на входном зрачке ГСА. Мультиативные коэффициенты определяются из условия $a_k \cdot (B_k^* - b_k) = S_{B,k}^* / (B_k^* - b_k)$, $k = \overline{1, K}$. В результате скорректированный коэффициент

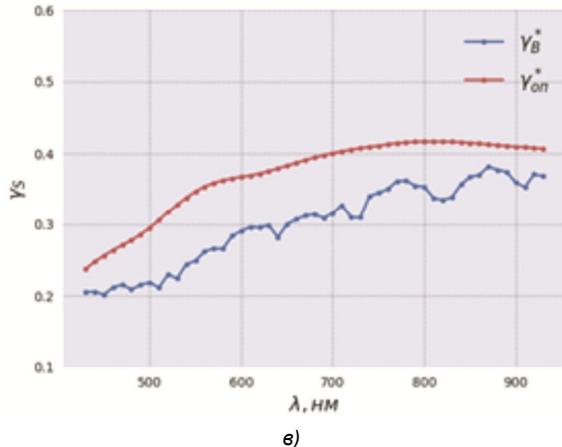
спектральной передачи ГСА $\gamma_{A,k}^{**} \equiv 1$, а скорректированный гиперкуб $B_k^{**} = S_{B,k}^*$, $k = \overline{1, K}$. При этом действие атмосферы не изменяет $\gamma_{A,k}^{**}$, т.к. $\gamma_{A,k}$ в равной степени присутствует как множитель в B_k^{**} и $S_{B,k}^*$.

Альтернативный подход к реализации этапа 4 может быть основан на полиноминальном приближении $B^{**} = \varphi(B^*)$, при котором достигается приемлемое отклонение B^{**} от S_B^* . Например, для всего диапазона изменения $k = \overline{1, K}$ находятся a , b , c при помощи параболического приближения по критерию $B^{**} = \sum_{k=1}^K (a \cdot (B_k^*)^2 + b \cdot B_k^* + c - S_{B,k}^*)^2 = \min$. Такой подход по отношению к выше рассмотренному обеспечивает достаточно высокое приближение. Но главным его достоинством является автоматическая оценка темнового сигнала в виде коэффициента c , если на практике он мало меняется в зависимости от k .

На рис. 2 представлены результаты радиометрической калибровки в относительных единицах, в виде коэффициента спектральной передачи излучения S_B^{π} на вход и выход ГСА [13, 14]: $\gamma_S = (S \cdot \pi) / (S_B^{\pi} \cdot \cos \theta)$, где θ – зенитный угол Солнца в момент съемки, $S \in XS_B^O(OП), S_B^O(6S), B\mathcal{B}$, $\gamma_S \in \{\gamma_{OП}, \gamma_{6S}, \gamma_B\}$.



а)



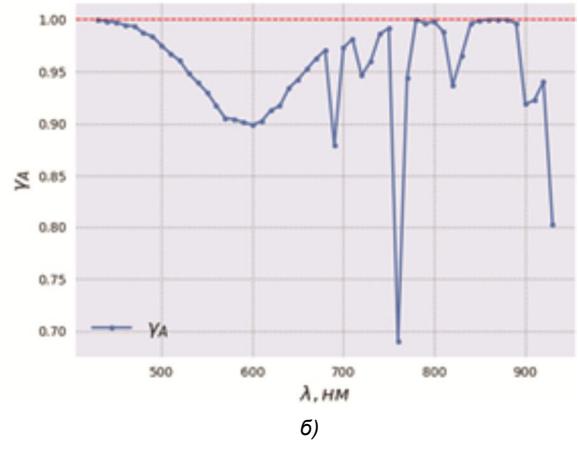
в)

Использование нейронных сетей

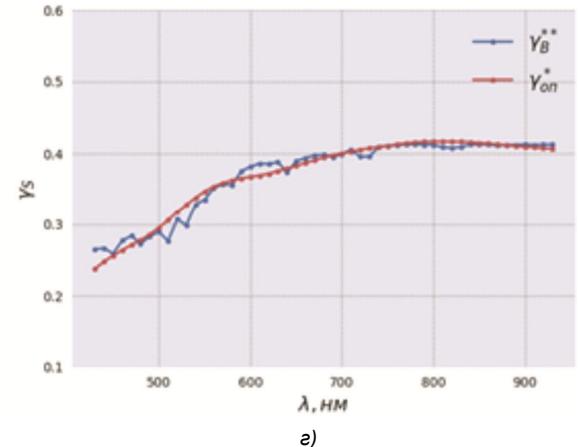
В работе [10] определено несколько направлений по использованию знаний СИТ для улучшения качества обработки гиперспектральной информации нейронными сетями. Одно из них заключается в корректировке снимков для удаления нерелевантной информации из данных, поступающих на вход нейронной сети. Для оценки перспективности данного направления реализовано обучение двух идентичных моделей сверточных нейронных сетей (СНС), выполняющих идентификацию объектов.

В качестве архитектуры СНС использовалась сеть, приведенная в [18], дополненная слоем «batch normalization» перед слоем «dense». Выборка для обучения сформирована на основе результатов сканирования опорных полигонов «RadCalNet» гиперспектральной аппаратурой КА «Ресурс-П». Снимки получены за разные даты и при различном состоянии атмосферы. Первый набор данных содержал исходный сигнал ГСА, а для второго набора, из данных были удалены атмосферные и радиометрические искажения по описанной выше технологии.

Перед обучением СНС выполнено снижение размерности гиперспектральных данных до 20 отсчетов на пиксель методом главных компонент, базис которого формировался на основе всех исходных гиперспектральных изображений, а не отдельно по каждому снимку. Эффективность этого решения обоснована в [19]. Формирова-



б)



г)

Рис. 2. Радиометрическая калибровка ГСА: а) сопоставление $\gamma_{OП}$ и γ_{6S} ; б) оценка γ_A ; в) коррекция атмосферы γ_B^* и $\gamma_{OП}^*$; г) результаты калибровки γ_B^{**} и $\gamma_{OП}^*$ (полиномиальное приближение)

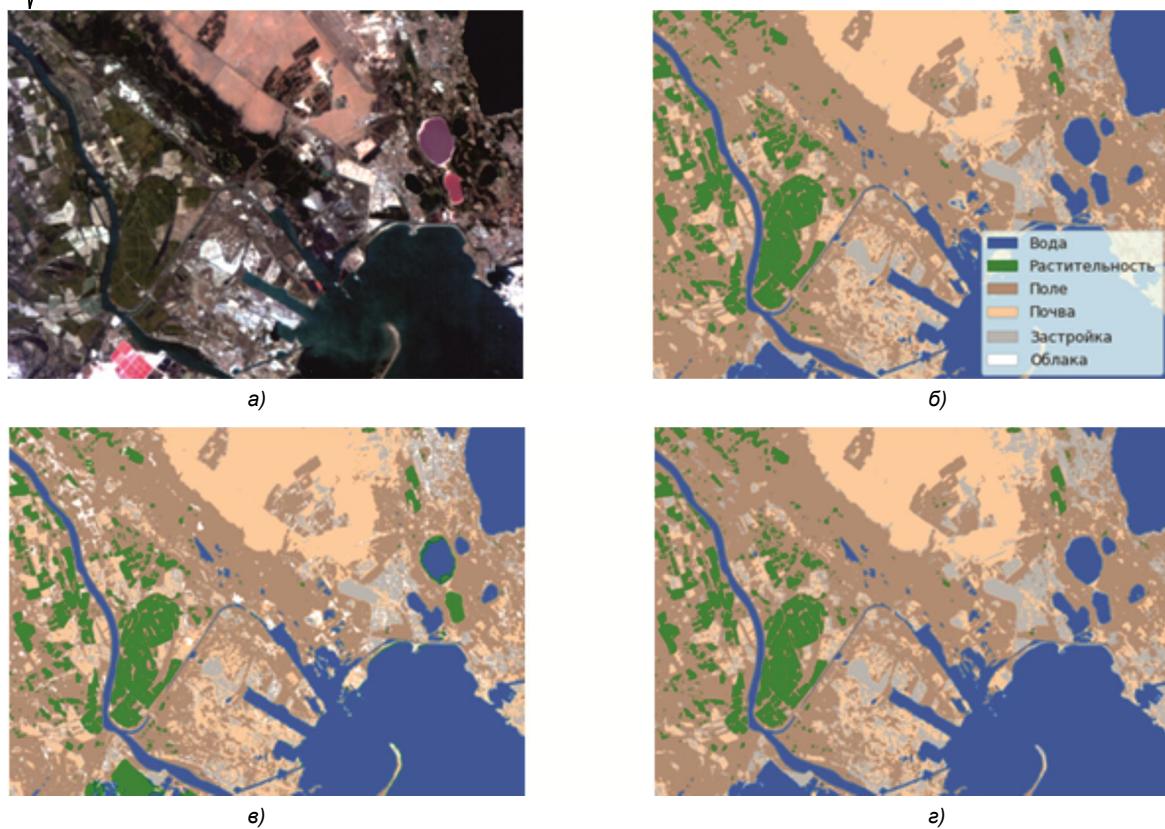


Рис. 3. Результаты идентификации объектов: а) фрагмент ГСИ; б) эталон; в) выход СНС, обученной на исходном сигнале ГСА; г) выход СНС, обученной на откалиброванных данных

ние эталонной маски для обучения выполнено экспериментальным методом и главным образом опиралось на анализ спектральных характеристик откалиброванных изображений и их сопоставление с эталонами из спектральной библиотеки [15]. Всего на изображениях выделено 6 классов: вода, растительность, поле, почва, застройка, облака.

Полученные данные нарезаны на фрагменты размером $11 \times 11 \times 20$ и разделены на подвыборки для обучения, валидации и тестирования. На рис. 3 представлены: фрагмент гиперспектрального изображения (рис. 3, а) (синтез RGB-каналов видимого спектра), эталонная маска (рис. 3, б), прогноз СНС, обученной на исходном сигнале ГСА (рис. 3, в), а также прогноз СНС, обученной на откалиброванных данных (рис. 3, г).

Таблица 1. Метрики качества идентификации для СНС, обученной на исходном сигнале ГСА

Класс/Метрика	P	R	F
Вода	1.00	0.98	0.99
Растительность	0.99	0.83	0.90
Поле	0.88	0.97	0.92
Почва	0.87	0.71	0.78
Застройка	0.80	0.74	0.77
Облака	0.97	0.84	0.90

Для оценки качества идентификации объектов использовалась точность (P), полнота (R) и F-мера [20]. Эти метрики показывают меру сходства (от 0 до 1) двух моделей, в данном случае прогноза обученной

СНС и фактического эталона, заданного оператором. В табл. 1 и табл. 2 представлены вычисленные метрики при обучении по исходным и откорректированным данным ГСА спутника «Ресурс-П».

Таблица 2. Метрики качества идентификации для СНС, обученной на откалиброванных данных

Класс/Метрика	P	R	F
Вода	1.00	0.99	0.99
Растительность	0.96	0.93	0.96
Поле	0.96	0.97	0.97
Почва	0.89	0.88	0.89
Застройка	0.83	0.89	0.86
Облака	0.95	0.90	0.92

На основе полученных результатов можно сделать вывод о том, что «очистка» сигнала от нерелевантной информации ощутимо повышает точность идентификации объектов. Это определяется тем, что прогноз нейронной сети основывается исключительно на отражающих свойствах объектов поверхности Земли, что снижает степень неопределенности от ухудшения параметров гиперспектральной аппаратуры.

Заключение

В результате проведенных исследований:

1. Рассмотрен аналитико-нейросетевой подход к идентификации объектов земной поверхности по данным гиперспектральной съемки. Определены звенья СИТ, которые описаны строго аналитически – это мо-

дель излучения от Солнца, падающего на верхнюю границу атмосферы, и модель отражения излучения от объектов земной поверхности. Выделены звенья СИТ, которые вносят основную неопределенность – это атмосфера и видеотракт ГСА.

2. Представлены технологии калибровки ГСА по наземным опорным полигонам и учета атмосферных искажений, которые позволяют снизить неопределенность в коэффициентах спектральной передачи ГСА и атмосферы. Экспериментально, с использованием данных гиперспектральной съемки со спутника «Ресурс-П», показана эффективность предложенных решений.

Литература

1. Кронберг П. Дистанционное зондирование Земли. Пер. с нем. М.: Мир. 1988. 343 с.
2. Шовенгердт Р.А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений. М.: Техносфера, 2010. 560 с.
3. Современные технологии обработки данных дистанционного зондирования Земли / под. ред. В.В. Еремеева. М.: Физматлит, 2015. 460 с.
4. H. Kaufmann et al., «EnMAP A Hyperspectral Sensor for Environmental Mapping and Analysis», 2006 IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing, Denver, CO, USA, 2006, pp. 1617-1619.
5. Ахметьянов В.Р., Николенко А.А., Терентьева В.В. Развитие космической гиперспектральной аппаратуры за рубежом. Матер. науч.-техн. конф. «Гиперспектральные приборы и технологии». М.: ОАО «Красногорский завод им. С.А. Зверева», 2013. С. 41-42.
6. Архипов С.А., Ляхов А.Ю., Тарасов А.П. Работы ОАО «Красногорский завод им. С.А. Зверева» по созданию гиперспектральных приборов дистанционного зондирования. Матер. научн.-техн. конф. «Гиперспектральные приборы и технологии». М.: ОАО «Красногорский завод им. С.А. Зверева», 2013. С. 25-30.
7. Кирилин А.Н., Ахметов Р.Н., Стратилатов Н.Р., Бакланов А.И., Федоров В.М., Новиков М.В. Космический аппарат «Ресурс-П». Геоматика. 2010. № 4. С. 23-26.
8. Еремеев В.В., Егошкин Н.А., Макаренков А.А., Москвитин А.Э., Ушенкин В.А. Проблемные вопросы обработки данных от космических систем гиперспектральной и радиолокационной съемки Земли. Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2017. №60. С. 54-64.
9. Ахметов Р.Н., Везенов В.И., Еремеев В.В., Стратилатов Н.Р., Юдаков А.А. Модели формирования и некоторые алгоритмы обработки гиперспектральных изображений. Исследование Земли из космоса. 2014. №1. С. 17-28.
10. Еремеев В.В., Егошкин Н.А., Макаренков А.А., Ушенкин В.А., Постыляков О.В. Улучшение технологий искусственного интеллекта при обработке материалов наблюдения Земли на основе системного анализа сквозного информационного тракта. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2023. Т. 20. № 6. С. 144-154.
11. Еремеев В.А., Макаренков А.А. Использование сверточных нейронных сетей для идентификации структурно-однородных областей на космических снимках Земли. Цифровая обработка сигналов. 2022. №3. С. 45-48.
12. Еремеев В.А., Егошкин Н.А., Макаренков А.А. Модель видеоинформационного тракта систем гиперспектральной съемки Земли и ее приложения. Вестник Рязанского государственного университета им. В.Ф. Уткина. С. 2024. № 7. С. 103-110.
13. Svetlana Y. Kotchenova, Eric F. Vermote, Robert Levy, and Alexei Lyapustin (2008). «Radiative transfer codes for atmospheric correction and aerosol retrieval: inter-comparison study», Optical Society of America, APPLIED OPTICS, vol. 47, issue 13, pp. 2215-2226.
14. Bouvet, M., Thome, K., Berthelot, B., Bialek, A., Czapla-Myers, J., Fox, N.P., Goryl, P., Henry, P., Ma, L., Marcq, S., Meygret, A., Wenny, B.N., Wooliams, E.R. Rad-CalNet: A Radiometric Calibration Network for Earth Observing Imagers Operating in the Visible to Shortwave Infrared Spectral Range. Remote Sens. 2019, 11, 2401, <https://doi.org/10.3390/rs11202401>.
15. Kokaly R.F., Clark R.N., Swayze G.A., Livo K.E., Hoefen T.M., Pearson N.C., Wise R.A., Benzel W.M., Lowers H.A., Driscoll R.L., Klein A.J., 2017, USGS Spectral Library Version 7: U.S. Geological Survey Data Series 1035, 61 p., <https://doi.org/10.3133/ds1035>.
16. Еремеев В.В., Зенин В.А. Модели коррекции динамических структурных искажений на космических изображениях. Вестник Рязанского государственного университета. 2010. № 3. С. 3-7.
17. Еремеев В.В., Князьков П.А., Москвитин А.Э. Оценка уровня аддитивного шума на аэрокосмических изображениях поверхности Земли. Вестник Рязанского государственного университета. 2010. № 3. С. 8-11.
18. Muhammad Ahmad, Adil Mehmood Khan, Manuel Mazzara, Salvatore Distefano, Mohsin Ali, Muhammad Shahzad Sarfraz. A fast and compact 3-D CNN for hyperspectral image classification. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2022, vol. 19, pp. 1-5.
19. Еремеев В.А., Макаренков А.А. Нейросетевая идентификация объектов Земли на основе данных от систем гиперспектральной съемки и знаний об их видеоинформационном тракте. Цифровая обработка сигналов. 2024. № 1. С. 49-54.
20. Marina Sokolova, Guy Lapalme. A systematic analysis of performance measures for classification tasks. Information Processing and Management. 2009. 45(4). pp. 427-437.